



دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک

مهندسی اکتشاف نفت

پایان نامه کارشناسی ارشد

بکار گیری شبکه های عصبی - فازی برای تهیه نمودار نفوذپذیری با
استفاده از داده های چاه پیمایی و مغزه یکی از مخازن گازی زاگرس جنوبی

دانشجو

رضا کرمی

استاد راهنما

دکتر علی مرادزاده

استاد مشاور

یوسف بیرقدار

۱۳۹۰ تیر

بسم الله الرحمن الرحيم

دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکده : مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک

گروه : اکتشاف نفت

پایان نامه کارشناسی ارشد آقای رضا کرمی

تحت عنوان: بکار گیری شبکه های عصبی - فازی برای تهیه نمودار نفوذپذیری با استفاده از داده های چاه پیمایی

و مغزه یکی از مخازن گازی زاگرس جنوبی

در تاریخ توسط کمیته تخصصی زیر جهت اخذ مدرک کارشناسی ارشد

مورد ارزیابی و با درجه مورد پذیرش قرار گرفت.

امضاء	اساتید مشاور	امضاء	اساتید راهنما
	نام و نام خانوادگی : یوسف بیرقदार		نام و نام خانوادگی : دکتر علی مرادزاده

امضاء	نماینده تحصیلات تکمیلی	امضاء	اساتید داور
	نام و نام خانوادگی :		نام و نام خانوادگی :
			نام و نام خانوادگی :
			نام و نام خانوادگی :
			نام و نام خانوادگی :

تقدیم به

عزیزانی که یاوران سفتی‌هایم بودند

و با صبوری خود

عاطفه را معنا بخشیدند

و شوق تحصیل را در من زنده نگه داشتند

پدر، مادر

و

همسر مهربانم

بدان امید که سپاسی باشد

بر محبت‌های بی دریغشان

... اوست خدایی که شما را از زمین بیافرید

و برای آباد ساختن آن برگماشت...

قرآن کریم، سوره هود، آیه ۶۱

تشکر و سپاسگزاری

خداوند متعال را سپاس که مرا در تمامی مراحل زندگی یار و یاور بوده و الطاف بیکران خویش را از من دریغ ننموده است. اینک که به توفیق حق، پایان نامه را به پایان رسانده ام وظیفه خود می دانم که از پدر و مادر مهربان و همسر صبورم تشکر و قدردانی کنم.

از آقای دکتر علی مرادزاده، که زحمت راهنمایی این پایان نامه را بر عهده داشتند و با رهنمودهایشان مرا تا پایان مسیر کمک کردند، کمال تشکر و سپاسگزاری را دارم.

از آقای مهندس یوسف بیرقدار، که مشاورت این پایان نامه را بر عهده داشتند، جهت مساعدت و همکاری- های لازم تشکر و قدردانی می کنم.

از آقای دکتر پویان و آقای دکتر تخم چی که زحمت داوری این پایان نامه را بر عهده داشتند، کمال تشکر و سپاسگزاری را دارم.

پایان نامه حاضر با کمک و همکاری شرکت نفت و گاز زاگرس جنوبی انجام شده و بر خود لازم می دانم از همکاری صمیمانه مهندسین و مشاورین این شرکت، بویژه آقای مهندس برزگر بخاطر همکاری های لازم در تصویب پروژه، مشاوره و جمع آوری داده های لازم، تشکر و سپاسگزاری نمایم.

در انتها از زحمات بی دریغ دوست عزیزم جناب آقای مهندس رضا روکی که در کارهای کامپیوتری پایان نامه به بنده کمک کردند و همینطور دوستان گرانقدرم جناب آقای مهندس یاسر زارع، یوسف شیر، جواد قیاسی، آرش حدادیان، علی حسینی و فرشاد دارابی بخاطر راهنمایی های ارزشمندشان، کمال تشکر را دارم.

دانشجو تأیید می نماید که مطالب مندرج در این پایان نامه نتیجه تحقیقات خودش می باشد و در صورت استفاده از نتایج دیگران مرجع آن را ذکر نموده است.

کلیه حقوق مادی مترتب از نتایج مطالعات ، آزمایشات و نوآوری ناشی از تحقیق موضوع این پایان نامه متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد .

ماه و سال / ۱۳۹۰/۰۴

چکیده:

نفوذپذیری یکی از خواص بسیار مهم مخازن نفت می باشد که قابلیت نفوذ یک سیال مانند نفت، گاز و یا آب را در آن مشخص می کند. دانستن مقادیر صحیح نفوذپذیری به منزله یک ابزار موثر، کارآمد و مهم برای مهندسين نفت در امر فرآیند تولید و مدیریت یک میدان می باشد. برای تعیین نفوذپذیری سنگ مخزن دو روش مستقیم و غیر مستقیم وجود دارد. روش مستقیم عبارت از مغزه گیری و انجام آزمایشات روی آن و تعیین نفوذپذیری و یا آزمایش چاه می باشد که روش های پر هزینه و وقت گیری هستند. روش غیر مستقیم اندازه گیری نفوذپذیری به وسیله نگارهای چاه از طریق فرمولهای تجربی و روش های جدید هوش مصنوعی است. فرمولهای تجربی به علت طبیعت بسیار پیچیده مساله دقیق و قابل اعتماد نیستند.

هدف این مطالعه استفاده از قابلیت سیستم های هوشمند برای تعیین نفوذپذیری، در میدان گازی سرخون از روی داده های موجود (نگارها و داده های مغزه) می باشد. در این راستا پس از بررسی مبانی نظری مربوط به نفوذپذیری، نگارهای چاه و سیستم های هوشمند، نفوذپذیری افقی و قائم سازند چهارم در سه چاه میدان گازی سرخون با استفاده از سه شبکه عصبی مصنوعی یعنی شبکه پس انتشار به روش توقف سریع، شبکه پس انتشار به روش منظم سازی و شبکه عصبی شعاعی رگرسیون عمومی و همچنین سیستم فازی و شبکه عصبی_فازی تطبیقی تخمین زده شد.

با توجه به نتایج حاصل، همبستگی بین داده های پیش بینی و داده های مغزه برای دو سری داده آموزش و تست در روش توقف سریع به ترتیب برابر با ۰/۹۱۳ و ۰/۸۹۴، در روش منظم سازی برابر با ۰/۹۷۹ و ۰/۸۸۶، در شبکه شعاعی برابر ۰/۹۱۰ و ۰/۸۹۶، در سیستم فازی ۰/۹۱۹ و ۰/۹۰۶ و در شبکه عصبی_فازی تطبیقی ۰/۹۲۷ و ۰/۹۰۹ حاصل گردید. نتایج بدست آمده نشان می دهند که مدل های مذکور به خوبی قادر به تخمین مقادیر نفوذپذیری در تمام قسمت های مخزن مورد مطالعه بوده و شبکه عصبی_فازی تطبیقی دقت و قابلیت تعمیم بیشتری نسبت به دیگر مدل ها در پیش بینی نفوذپذیری دارد. برای افزایش دقت در تخمین نفوذپذیری از ماشین کمیته مبتنی بر میانگین گیری استفاده شد این روش باعث شد تا ضریب همبستگی در مرحله تست به ۰/۹۳۰ برسد.

کلمات کلیدی:

نفوذپذیری، سیستم های هوشمند، شبکه عصبی، سیستم فازی، شبکه عصبی_فازی تطبیقی، ماشین کمیته

فهرست مطالب

فصل اول: کلیات	۱
۱-۱ مقدمه	۲
۲- جایگاه و نقش چاه‌نگاری در اکتشاف نفت	۳
۳-۱ مروری بر کاربردهای هوش مصنوعی در صنعت نفت و گاز	۴
۴-۱ ضرورت پایان‌نامه	۷
۵-۱ اهداف و روش انجام پایان‌نامه	۷
۶-۱ ساختار پایان‌نامه	۸
فصل دوم: روشهای مستقیم تعیین نفوذپذیری و نگارهای مورد استفاده	۹
۱-۲ مقدمه	۱۰
۲-۲ انواع نفوذپذیری	۱۱
۱-۲-۲ نفوذپذیری مطلق	۱۱
۲-۲-۲ نفوذپذیری موثر	۱۱
۳-۲-۲ نفوذپذیری نسبی	۱۳
۳-۲ فاکتورهای موثر در مقدار نفوذپذیری	۱۵
۱-۳-۲ شکل و اندازه دانه‌ها	۱۵
۲-۳-۲ لایه‌بندی	۱۶
۳-۳-۲ سیمان شدن	۱۶
۴-۳-۲ شکستگی و حلالیت	۱۷
۴-۲ روش‌های اندازه‌گیری مستقیم نفوذپذیری	۱۷
۱-۴-۲ اندازه‌گیری نفوذپذیری در آزمایشگاه	۱۷
۲-۴-۲ نفوذپذیری حاصل از داده‌های تست چاه	۱۸
۵-۲ نگارهای چاه‌پیمایی و تاثیر آنها بر نفوذپذیری	۲۱
۱-۵-۲ ارتباط نفوذپذیری با عمق	۲۱
۲-۵-۲ نگار اشعه گامای طبیعی (GR)	۲۲
۳-۵-۲ نگار جرم مخصوص یا دانسیته سازند (RHOB)	۲۳
۴-۵-۲ نگار پرتو نوترون اصلاح شده (CNL) یا شاخص هیدروژنی گاما (NPHI)	۲۴
۵-۵-۲ نگارهای مقاومت ویژه	۲۵
۶-۵-۲ نگار صوتی (DT)	۲۷
۷-۵-۲ نگار شاخص فتوالکتریک (PEF)	۲۸

فصل سوم: مبانی سیستم‌های هوشمند	۳۰
۱-۳ مقدمه	۳۱
۲-۳ شبکه‌های عصبی مصنوعی	۳۲
۱-۲-۳ مکانیک شبکه‌های عصبی	۳۳
۱-۱-۲-۳ یادگیری با ناظر	۳۶
۲-۱-۲-۳ یادگیری بدون ناظر	۳۶
۲-۲-۳ شبکه پس انتشار (BPNN)	۳۷
۲-۲-۳ آموزش شبکه	۳۷
۴-۲-۳ پارامترهای شبکه	۴۰
۱-۴-۲-۳ تعداد لایه‌های پنهان	۴۱
۲-۴-۲-۳ تعداد نرونها لایه پنهان	۴۱
۳-۴-۲-۳ انتخاب نوع تابع محرک	۴۲
۴-۴-۲-۳ مقدار دهی اولیه وزنها و بایاس	۴۳
۵-۴-۲-۳ نرخ یادگیری	۴۳
۵-۲-۳ شبکه‌های عصبی شعاعی	۴۴
۶-۲-۳ شبکه عصبی رگرسیون عمومی (GRNN)	۴۶
۳-۳ مدل‌های فازی	۴۷
۱-۳-۳ منطق فازی	۴۷
۱-۱-۳-۳ توابع عضویت	۴۹
۲-۱-۳-۳ اپراتورهای فازی	۵۲
۲-۳-۳ سیستم استنتاج فازی	۵۴
۴-۳-۳ دسته بندی فازی	۵۵
۵-۳-۳ نگاهی به جعبه ابزار منطق فازی در نرم افزار Matlab	۵۶
۴-۳ مدل‌های عصبی فازی	۵۸
۱-۴-۳ سیستم های استنتاج عصبی- فازی تطبیقی	۵۸
۳-۴-۳ محدودیتهای سیستم تطبیقی نروفازی	۵۹
۵-۳ ماشین کمیته مبتنی بر سیستم های هوشمند	۶۰
فصل چهارم: تخمین نفوذپذیری با شبکه‌های هوشمند	۶۲
۱-۴ مقدمه	۶۳
۲-۴ ناحیه مورد مطالعه	۶۳
۱-۲-۴ زمین شناسی و چینه شناسی ناحیه	۶۵
۱-۱-۲-۴ سازند آغاجاری	۶۵

۶۵	 ۲-۱-۲-۴ سازند میشان
۶۷	 ۳-۱-۲-۴ ممبر سنگ آهکی گوری
۶۷	 ۴-۱-۲-۴ سازند رازک
۶۸	 ۵-۱-۲-۴ سازند آسماری
۶۸	 ۶-۱-۲-۴ سازند جهرم
۶۹	 ۱-۶-۱-۲-۴ بخش پائینی سازند جهرم
۷۰	 ۱-۶-۱-۲-۴ بخش میانی سازند جهرم
۷۰	 ۱-۶-۱-۲-۴ بخش بالایی سازند جهرم
۷۱	 ۷-۱-۲-۴ سازنده پابده
۷۱	 ۸-۱-۲-۴ سازنده ساچون
۷۲	 ۹-۱-۲-۴ سازنده گورپی
۷۲	 ۱۰-۱-۲-۴ سازنده سروک
۷۳	 ۲-۲-۴ چاه‌های مورد مطالعه
۷۴	 ۳-۴ آماده‌سازی داده‌ها
۷۵	 ۱-۳-۴ حذف داده‌های نامناسب
۷۶	 ۲-۳-۴ هماهنگ سازی بین نتایج اندازه‌گیری‌ها در مغزه و لاگها
۷۶	 ۳-۳-۴ تطابق عمق بین نگارهای تهیه شده از چاه و مغزه
۷۸	 ۴-۴ برنامه‌نویسی کامپیوتری
۸۳	 ۵-۴ تخمین نفوذپذیری با استفاده از شبکه عصبی
۸۳	 ۱-۵-۴ طراحی شبکه عصبی پس انتشار خطا
۸۳	 ۱-۱-۵-۴ طراحی شبکه پس انتشار به روش توقف سریع
۹۰	 ۲-۱-۵-۴ طراحی شبکه پس انتشار به روش منظم‌سازی
۹۳	 ۲-۵-۴ طراحی شبکه عصبی رگرسیون عمومی
۹۶	 ۶-۴ تخمین نفوذپذیری با استفاده از سیستم فازی
۱۰۴	 ۷-۴ تخمین نفوذپذیری با استفاده از سیستم نرو فازی
۱۱۳	 ۸-۴ تخمین نفوذپذیری با استفاده از ماشین کمیته
۱۱۶	 فصل پنجم: نتیجه گیری و پیشنهادات
۱۱۷	 ۱-۵ جمع بندی نتایج و بحث روی آنها
۱۲۱	 ۲-۵ پیشنهادات
۱۲۲	 منابع
۱۳۰	 پیوست الف نتایج حاصل از طراحی شبکه عصبی پس انتشار به روش توقف سریع

- پیوست ب نتایج حاصل از طراحی شبکه عصبی پس انتشار به روش منظم سازی ۱۴۱
- پیوست ج نتایج حاصل از طراحی شبکه عصبی شعاعی رگرسیون عمومی ۱۵۰
- پیوست د نتایج حاصل از طراحی منطق فازی ۱۶۰
- پیوست ه نتایج حاصل از طراحی شبکه عصبی - فازی ۱۶۸

فهرست اشکال

- فصل دوم: روشهای مستقیم تعیین نفوذپذیری و نگارهای مورد استفاده ۹
- شکل (۱-۲) تصویر شماتیک که اثر اشباع شدگی بر روی نفوذپذیری نسبی دو سیال نفت و آب را نشان می-دهد. با افزایش میزان آب در خلل و فرج سنگ، نفوذپذیری نفت کاهش می‌یابد ۱۳
- شکل (۲-۲) منحنی نفوذپذیری نسبی برای نفت و آب ۱۴
- شکل (۳-۲) تاثیر دانه‌های صفحه‌ای بزرگ بر نفوذپذیری ۱۵
- شکل (۴-۲) تاثیر دانه‌های مدور بزرگ بر نفوذپذیری ۱۵
- شکل (۵-۲) تاثیر دانه‌های کوچک و نامنظم بر نفوذپذیری ۱۶
- شکل (۶-۲) تاثیر سیمان رسی بر روی تخلخل و نفوذپذیری ۱۷
- شکل (۷-۲) تصویری شماتیک از اندازه‌گیری نفوذپذیری ۱۸
- شکل (۸-۲) نمودار نیمه لگاریتمی تست افت فشار ۲۰
- شکل (۹-۲) نمودار نیمه لگاریتمی تست تولید فشار ۲۰
- شکل (۱۰-۲) ارتباط نفوذپذیری افقی با عمق ۲۲
- شکل (۱۱-۲) ارتباط نفوذپذیری افقی با نگار اشعه گاما ۲۳
- شکل (۱۲-۲) ارتباط نفوذپذیری افقی با نگار چگالی ۲۴
- شکل (۱۳-۲) ارتباط نفوذپذیری افقی با نگار نوترون ۲۵
- شکل (۱۴-۲) ارتباط نفوذپذیری افقی با نگار مقاومت ویژه عمیق ۲۶
- شکل (۱۵-۲) ارتباط نفوذپذیری افقی با نگار مقاومت ویژه کم عمق ۲۶
- شکل (۱۶-۲) ارتباط نفوذپذیری افقی با نگار مقاومت ویژه تمرکز جریان کروی کوچک ۲۷
- شکل (۱۷-۲) ارتباط نفوذپذیری افقی با نگار صوتی ۲۸
- شکل (۱۸-۲): ارتباط نفوذپذیری افقی با نگار فتوالکتریک ۲۹
- فصل سوم: مبانی سیستم‌های هوشمند ۳۰
- شکل (۱-۳) نمودار شماتیکی از دو نورون دوقطبی ۳۲
- شکل (۲-۳) نمودار شماتیکی از یک نورون مصنوعی یا عنصر پردازشگر ۳۳
- شکل (۳-۳) شبکه تک لایه با R ورودی و S نرون در لایه میانی ۳۴
- شکل (۴-۳) ساختار پرسپترون چند لایه ۳۵

شکل (۵-۳) منحنی آموزش و اعتبارسنجی	۳۹
شکل (۶-۳) مدل نرون شبکه عصبی شعاعی	۴۴
شکل (۷-۳) تابع محرک استفاده شده در شبکه عصبی شعاعی	۴۵
شکل (۸-۳) ساختار شبکه عصبی شعاعی	۴۵
شکل (۹-۳) ساختار شبکه عصبی رگرسیون عمومی	۴۶
شکل (۱۰-۳) تعریف عضویت در مجموعه کلاسیک و فازی	۵۰
شکل (۱۱-۳) قسمتهای اصلی تابع عضویت	۵۰
شکل (۱۲-۳) انواع مختلف توابع عضویت	۵۲
شکل (۱۳-۳) اپراتورهای منطقی استاندارد (AND, OR, NOT)	۵۳
شکل (۱۴-۳) نحوه عملکرد اپراتورهای (AND)، (OR) و (NOT) در حالت دوارزشی (منطق صریح) و چند ارزشی (منطق فازی)	۵۳
شکل (۱۵-۳) بخشهای مختلف یک سیستم فازی در محیط متلب	۵۷
شکل (۱۶-۳) فلوچارتی از عملکرد ماشین کمیت	۶۰
فصل چهارم: تخمین نفوذپذیری با شبکه‌های هوشمند	۶۲
شکل (۱-۴) موقعیت میدان سرخون در شمالشرقی بندرعباس و شمال تنگه هرمز	۶۴
شکل (۲-۴) چینه‌شناسی عمومی منطقه زاگرس	۶۶
شکل (۳-۴) موقعیت قرارگیری سه چاه مورد بررسی در میدان سرخون	۷۳
شکل (۴-۴) فرآیند هم عمق سازی داده‌های مغزه و لاگ در چاههای ۴ و ۵ و ۱۴	۷۷
شکل (۵-۴) نمودار توزیع فراوانی برای متغیرهای مستقل (نگارهای چاه)	۷۹
شکل (۶-۴) نمودار توزیع فراوانی برای متغیرهای وابسته (لگاریتم نفوذپذیری)	۸۰
شکل (۷-۴) منحنی مجموع مربعات خطا در مقابل تعداد تکرار الگوریتم برای داده های آموزش، اعتبار سنجی و تست	۸۴
شکل (۸-۴) همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش با سه ورودی در روش توقف سریع	۸۷
شکل (۹-۴) همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست در روش توقف سریع	۸۷

شکل (۴-۱۰) همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های اعتبار سنجی	۸۸
در روش توقف سریع	۸۸
شکل (۴-۱۱) مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش	۸۸
در روش توقف سریع	۸۸
شکل (۴-۱۲) مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست در	۸۹
روش توقف سریع	۸۹
شکل (۴-۱۳) مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های اعتبار سنجی در	۸۹
روش توقف سریع	۸۹
شکل (۴-۱۴) همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش با سه	۹۱
ورودی در روش منظم سازی	۹۱
شکل (۴-۱۵) همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست در روش	۹۲
منظم سازی	۹۲
شکل (۴-۱۶) مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش	۹۲
در روش منظم سازی	۹۲
شکل (۴-۱۷) مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست در	۹۳
روش منظم سازی	۹۳
شکل (۴-۱۸) همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش با سه	۹۴
ورودی در روش GRNN	۹۴
شکل (۴-۱۹) همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست با سه	۹۵
ورودی در روش GRNN	۹۵
شکل (۴-۲۰) مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش	۹۵
با سه ورودی در روش GRNN	۹۵
شکل (۴-۲۱) مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست با	۹۶
سه ورودی در روش GRNN	۹۶
شکل (۴-۲۲) سیستم فازی تاگای-سوگنو-کانگ با سه ورودی برای نگارهای صوتی (DT)، چگالی (RHOB)	۹۸
و نوترون (NPHI)	۹۸

شکل (۴-۲۳) توابع عضویت استخراج شده توسط سیستم استنتاج فازی برای نگارهای صوتی (الف)، چگالی	۹۹
(ب) و نوترونی (ج)	
شکل (۴-۲۴) مدل ساخته شده توسط سیستم استنتاج فازی با سه ورودی برای نگارهای صوتی (DT)،	
چگالی (RHOB) و نوترون (NPHI)	۱۰۰
شکل (۴-۲۵) همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش با سه	
ورودی در سیستم فازی	۱۰۲
شکل (۴-۲۶) همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست با سه	
ورودی در سیستم فازی	۱۰۳
شکل (۴-۲۷) مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش	
با سه ورودی در سیستم فازی	۱۰۳
شکل (۴-۲۸) مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست با	
سه ورودی در سیستم فازی	۱۰۴
شکل (۴-۲۹) واسط گرافیکی ویرایشگر ANFIS در نرم افزار Matlab	۱۰۵
شکل (۴-۳۰) داده های آموزش نشان داده شده در واسط گرافیکی ANFIS	۱۰۶
شکل (۴-۳۱) ساختار شبکه عصبی فازی با سه ورودی و شعاع خوشه سازی ۰.۳ در تخمین نفوذپذیری افقی	
.....	۱۰۷
شکل (۴-۳۲) توابع عضویت استخراج شده توسط سیستم استنتاج فازی برای نگارهای صوتی (الف) و دانسیته	
(ب) و نوترونی (ج)	۱۰۸
شکل (۴-۳۳) منحنی مقدار خطای آموزش در مقابل تعداد تکرار داده های آموزش در سیستم عصبی_فازی	
.....	۱۰۹
شکل (۴-۳۴) همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش با سه	
ورودی در سیستم نروفازی	۱۱۱
شکل (۴-۳۵) همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست با سه	
ورودی در سیستم نروفازی	۱۱۲
شکل (۴-۳۶) مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش	
با سه ورودی در سیستم نروفازی	۱۱۲

شکل (۴-۳۷) مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست با سه ورودی در سیستم نروفازی	۱۱۳
شکل (۴-۳۸) همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست با سه ورودی در ماشین کمیته	۱۱۴
شکل (۴-۳۹) مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست با سه ورودی در ماشین کمیته	۱۱۵
پیوست الف نتایج حاصل از طراحی شبکه عصبی پس انتشار به روش توقف سریع ۱۳۰	
شکل (الف-۱) طراحی شبکه پس انتشار خطا به روش توقف سریع	۱۳۵
شکل (الف-۲) تصویر شماتیک از چگونگی ارتباط یکی از ورودیها با خروجی در لایه های مختلف	۱۳۵
شکل (الف-۳) مشخصات لایه پنهان اول شبکه پس انتشار به روش توقف سریع برای ارتباط یکی از ورودیها با خروجی	۱۳۶
شکل (الف-۴) مشخصات لایه پنهان دوم شبکه پس انتشار به روش توقف سریع برای ارتباط یکی از ورودیها با خروجی	۱۳۶
شکل (الف-۵) مشخصات لایه خروجی شبکه پس انتشار به روش توقف سریع	۱۳۷
شکل (الف-۶) همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش با سه ورودی در روش توقف سریع	۱۳۷
شکل (الف-۷) همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست در روش توقف سریع	۱۳۸
شکل (الف-۸) همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های اعتبار سنجی در روش توقف سریع	۱۳۸
شکل (الف-۹) مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش در روش توقف سریع	۱۳۹
شکل (الف-۱۰) مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست در روش توقف سریع	۱۳۹
شکل (الف-۱۱) مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های اعتبار سنجی در روش توقف سریع	۱۴۰

پیوست ب نتایج حاصل از طراحی شبکه عصبی پس انتشار به روش منظم سازی	۱۴۱
شکل (ب-۱) طراحی شبکه پس انتشار خطا به روش منظم سازی	۱۴۶
شکل (ب-۲) تصویر شماتیک از چگونگی ارتباط یکی از ورودیها با خروجی در لایه‌های مختلف	۱۴۶
شکل (ب-۳) مشخصات لایه پنهان اول شبکه پس انتشار به روش منظم سازی برای ارتباط یکی از ورودیها با خروجی	۱۴۷
شکل (ب-۴) مشخصات لایه خروجی شبکه پس انتشار به روش منظم سازی	۱۴۷
شکل (ب-۵) همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش با سه ورودی در روش منظم سازی	۱۴۸
شکل (ب-۶) همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست در روش منظم سازی	۱۴۸
شکل (ب-۷) مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش در روش منظم سازی	۱۴۹
شکل (ب-۸) مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست در روش منظم سازی	۱۴۹
پیوست ج نتایج حاصل از طراحی شبکه عصبی شعاعی رگرسیون عمومی	۱۵۰
شکل (ج-۱) نمای کلی از شبکه عصبی رگرسیون عمومی و تعداد لایه‌های آن برای یک ورودی	۱۵۶
شکل (ج-۲) مشخصات لایه خروجی شبکه عصبی رگرسیون عمومی	۱۵۶
شکل (ج-۳) مشخصات بخشی از لایه پنهان شبکه عصبی رگرسیون عمومی	۱۵۷
شکل (ج-۴) همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش با سه ورودی در روش شبکه عصبی رگرسیون عمومی	۱۵۸
شکل (ج-۵) همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست در روش شبکه عصبی رگرسیون عمومی	۱۵۸
شکل (ج-۶) مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش در روش شبکه عصبی رگرسیون عمومی	۱۵۹
شکل (ج-۷) مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست در روش شبکه عصبی رگرسیون عمومی	۱۵۹

پیوست د نتایج حاصل از طراحی منطق فازی ۱۶۰

شکل(د-۱) همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری(قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش با سه

ورودی در سیستم فازی ۱۶۶

شکل(د-۲) همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری(قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست با سه

ورودی در سیستم فازی ۱۶۶

شکل(د-۳) مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری(قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش در

سیستم فازی ۱۶۷

شکل(د-۴) مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری(قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست در

سیستم فازی ۱۶۷

پیوست ه نتایج حاصل از طراحی شبکه عصبی - فازی ۱۶۸

شکل(ه-۱) همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری(قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش با سه

ورودی در شبکه عصبی _ فازی ۱۷۳

شکل(ه-۲) همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری(قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست با سه

ورودی در شبکه عصبی _ فازی ۱۷۳

شکل(ه-۳) مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری(قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش در

شبکه عصبی _ فازی ۱۷۴

شکل(ه-۴) مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری(قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش در

شبکه عصبی _ فازی ۱۷۴

فهرست جداول

فصل دوم: روشهای مستقیم تعیین نفوذپذیری و نگارهای مورد استفاده	۹
جدول (۱-۲) کیفیت مخازن از نظر درجه نفوذپذیری	۱۱
فصل سوم: مبانی سیستم‌های هوشمند	۳۰
جدول (۱-۳) انواع توابع محرک با علائم اختصاری آنها	۴۲
جدول (۲-۳) اجزای مختلف یک قانون در منطق فازی	۴۸
فصل چهارم تخمین نفوذپذیری با شبکه‌های هوشمند	۶۲
جدول (۱-۴) عمق شروع و خاتمه و مختصات جغرافیایی چاه‌های مورد مطالعه در سازند جهرم	۷۴
جدول (۲-۴) مقادیر اختلاف عمق داده‌های مغزه و نگار در چاههای ۴ و ۵ و ۱۴	۷۷
جدول (۳-۴) نمونه‌ای از فایل مرتب شده اولیه داده‌ها	۷۸
جدول (۴-۴) ماتریس ضرایب همبستگی بین متغیرهای مستقل و لگاریتم نفوذپذیری	۸۱
جدول (۵-۴) نمونه‌ای از فایل نرمال شده داده‌های ورودی که به صورت تصادفی از داده‌های موجود انتخاب شده	۸۲
جدول (۶-۴) ضریب همبستگی بدست آمده برای محاسبه نفوذپذیری افقی با استفاده از ورودیهای مختلف توسط شبکه عصبی پس انتشار خطا، مدلسازی فازی و فازی_عصبی	۸۲
جدول (۷-۴) الگوریتم‌های آموزش مختلف در نرم افزار Matlab	۸۵
جدول (۸-۴) مقدار خطا برای سیستم های فازی با شعاع خوشه بندی متناظر آن	۱۰۰
جدول (۹-۴) مقدار خطا برای سیستم های نرو فازی با شعاع خوشه بندی متناظر آن	۱۰۷
پیوست الف نتایج حاصل از طراحی شبکه عصبی پس انتشار به روش توقف سریع	۱۳۰
جدول (الف - ۱) نتایج مطلوب حاصل از آموزش شبکه پس انتشار به روش توقف سریع با ورودیهای متفاوت	۱۳۱
پیوست ب نتایج حاصل از طراحی شبکه عصبی پس انتشار به روش منظم سازی	۱۳۸
جدول (ب - ۱) نتایج مطلوب حاصل از آموزش شبکه پس انتشار به روش منظم سازی با ورودیهای متفاوت	۱۴۱
پیوست ج نتایج حاصل از طراحی شبکه عصبی شعاعی رگرسیون عمومی	۱۵۰

جدول (ج- ۱) نتایج حاصل از آموزش شبکه عصبی شعاعی با ورودیها و فاکتور تعدیلهای مختلف	۱۵۱
پیوست د نتایج حاصل از طراحی منطق فازی	۱۶۰
جدول (د- ۱) نتایج مطلوب حاصل از طراحی سیستم منطق فازی با ورودیها و شعاعهای خوشه سازی متفاوت	۱۶۱
پیوست ه نتایج حاصل از طراحی شبکه عصبی - فازی	۱۶۸
جدول (ه- ۱) نتایج مطلوب حاصل از طراحی شبکه عصبی_ فازی با ورودیها و شعاعهای خوشه سازی متفاوت	۱۶۹

فصل اول

کلیات

۱-۱ مقدمه

نفت و گاز یکی از منابع اصلی انرژی در جهان می‌باشند، و کشور ایران یکی از کشورهای مستعد از لحاظ ذخایر نفت و گاز است در نتیجه توسعه میادین نفتی و گازی در کشور از اهمیت خاصی برخوردار است. در همین راستا، دانستن خواص مخزن از اهمیت بالایی در صنعت نفت برخوردار است. نفوذپذیری یکی از مهمترین این خواص می‌باشد، که بدست آوردن آن از سایر پارامترهای پتروفیزیکی مانند تخلخل و اشباع آب، دشوارتر است. نفوذپذیری در سنگهای طبیعی، در محدوده بسیار وسیعی از نانو داری در سازندهای شیلی تا چندین داری در بهترین ماسه‌سنگ‌های مخزنی تغییر می‌کند.

در حقیقت دانستن مقادیر صحیح نفوذپذیری به منزله یک ابزار موثر، کارآمد و مهم برای مهندسين نفت در امر فرآیند تولید و مدیریت یک میدان می‌باشد. تا به امروز صنعت نفت سعی کرده است تا مقادیر صحیح نفوذپذیری را از طریق اندازه‌گیریهای مستقیم آزمایشگاهی بر روی مغزه ها و یا تفسیر نتایج آزمایش چاه بدست آورد. البته هر دوی این روشها صحیح بوده، اما برای توصیف کامل مخزن کافی نمی باشند، 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 نفوذپذیری در چاههایی است که اندازه‌گیری نفوذپذیری در آنها به هر دلیلی (نبود مغزه، وجود شکستگی در نمونه‌ها و...) ممکن نمی‌باشد. رسیدن به این هدف مشکل است، زیرا هیچ نگاری بجز نگار NMR^۱ (تشدید مغناطیس هسته‌ای) که بتواند مستقیماً نفوذپذیری 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 نفوذپذیری را از طریق این نگارها تخمین بزند از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. در این مطالعه برای تخمین نفوذپذیری از روی نگارهای چاه با استفاده

1- Nuclear Magnetic Resonance

از سیستم‌های هوشمند در سازند چهارم به عنوان یکی از میداین هیدروکربوری زاگرس جنوبی استفاده شده است.

۱-۲ جایگاه و نقش چاه‌نگاری 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 چاه‌نگاری چه نقشی می‌تواند در مطالعات اکتشافی داشته باشد. در این حال زمین شناس، 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- عدم امکان مطالعاتی کمی توسط کامپیوتر، آن گونه که روی داده‌های چاه‌نگاری میسر است.

د- پیوستگی اطلاعات در مغزه‌گیری وجود ندارد.

به این ترتیب می‌توان به راحتی دریافت که فقط تکیه بر اطلاعات پراکنده 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 امکان پذیر 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 کارآیی آنها و نیز روشهای جدید تفسیر به طور روزافزونی گسترش یافتند.

نگارها به تعبیری نقش چشم مهندسین را پیدا کرد. چشمی که کامل نیست، اما کور هم نیست. دستگاهها برای مهندسین مخازن جایگاه ویژه‌ای احراز کرده و نقش مهمی از نظر اقتصادی و به دست دادن اطلاعات ایفا می‌کنند (نوروزی، ۱۳۷۸).

در حال حاضر از ابزار چاه‌پیمایی افزون بر تهیه نگارهای متفاوت برای سرویس‌دهی‌های دیگر نیز استفاده می‌شود که می‌توان به تهیه نمونه‌های جداری^۱ از دیواره چاه‌ها، تهیه نمونه از گل حفاری درون چاه، اندازه‌گیری ویژگی‌های فیزیکی مایع حفاری، تهیه نمونه از آب سازند، مشبک نمودن لوله جداری^۲، بریدن لوله جداری و غیره اشاره نمود (رمضی، ۱۳۷۷).

۱-۳ مروری بر کاربردهای هوش مصنوعی در صنعت نفت و گاز

سیستم‌های هوش مصنوعی^۳، سیستم‌هایی هستند که بر پایه یکسری آموزش‌های اولیه قابلیت قضاوت و پیش‌بینی را پیدا می‌کنند. بدین معنی که یک سیستم هوشمند تعدادی داده را به عنوان ورودی و تعدادی را به عنوان خروجی می‌گیرد و با ایجاد یک رابطه خطی یا غیر خطی بین ورودی (ها) و خروجی (ها) توانایی پیش‌بینی را کسب می‌کند. اصطلاحاً به این بخش از کار آموزش سیستم گفته می‌شود. در مرحله بعد می‌توان از سیستم آموزش دیده برای داده‌های با ورودی معلوم و خروجی نامعلوم استفاده کرد. به طور کلی آنچه از آن تحت عنوان هوش مصنوعی یا محاسبه نرم یاد می‌شود، شامل محاسبه با استفاده از یک یا مجموعه‌ای از تکنیکهای زیر است. (کدخدایی، ۱۳۸۳)

۱- شبکه‌های عصبی مصنوعی^۴ (ANN)

۲- منطق فازی^۵ (FL)

۳- فازی - عصبی^۶ (NF)

1 - Side well sampling

2 - Perforating

3-Artificial intelligence

4 -Neural network

5 -Fuzzy logic

6 -Neuro-fuzzy

اگرچه در کل برای حل مسائل ساده، روشهایی مثل معادلات چند متغیره و دیفرانسیلی وجود دارد، ولی از سیستم های هوشمند برای نشان دادن قابلیت های آن، به طور وسیع در حل مسائلی که با روشهای معمول وقت گیر و غیر ممکن است، استفاده زیادی می گردد. سیستم های هوشمند دارای پتانسیل بالایی برای تولید نتایج دقیق از پایگاه داده های بزرگ می باشند. سیستم های هوشمند باید در مواردی استفاده شوند که امکان استفاده از مدل سازی ریاضی، میسر نباشد. این ناشی از این حقیقت است که همه پارامترهای دخیل در یک فرآیند به خصوص، شناخته شده نیستند یا اینکه رابطه بین پارامترها برای مدل کردن سیستم بسیار پیچیده است. در چنین مواردی هوش مصنوعی برای مشاهده رفتار سیستم می تواند بکار رود و رفتار سیستم را تقلید کند (Mohaghegh, 2000). مطالعات زیادی در زمینه کاربرد شبکه های عصبی و منطق فازی در صنعت نفت و گاز انجام شده است که در بین آنها می توان به موارد زیر اشاره نمود. پیش بینی تخریل و نفوذپذیری به کمک شبکه های عصبی (Huang and Williamson, 1997)، پیش بینی نگار تخریل با استفاده از داده های لرزه ای و شبکه های عصبی مصنوعی (Hampson et al, 2001)، تعیین پارامترهای مخزن با استفاده از داده های لرزه ای به کمک شبکه های عصبی (Russell, 2004)، پیش بینی خرابی سازند (Nikraves et al, 1996)، بهبود خواص مخازن شکسته (Ouense et al, 1998 Zellou et al, 1995)، استفاده از شبکه عصبی برای کاهش هزینه موثر آنالیز نگارها در یک مقیاس ناحیه ای (Mohaghegh et al, 1999)، تولید نگارهای تشدید مغناطیسی¹ با استفاده از نگارهای معمول از قبیل پتانسیل خودزا، اشعه گاما، قطر سنجی و مقاومت مخصوص (Mohaghegh et al, 1998)، استفاده از ویژگیهای لرزه ای، نگارهای صوتی و دانسیته برای آموزش یک شبکه عصبی مصنوعی برای پیش بینی نگار اشعه گاما در ماسه های نفتی آتاباسکا در غرب کانادا به خاطر بدست آوردن خواص مخزن و همچنین برای انتخاب بهترین محل چاههای تزریقی و تولیدی برای یک برنامه تزریق (Tonn, 2002)، استفاده از روش شبکه عصبی و منطق فازی برای تعیین خواص مخزن از روی داده های چاه نگاری در یکی از سواحل کره جنوبی (Lim, 2005)، مروری جامع بر مطالعات انجام شده در زمینه

1 - Magnetic Resonance Imaging logs

استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در کلیه مطالعات ژئوفیزیکی به ویژه مطالعات چاه-پیمایی (Poulton, 2002).

آنسلمیتی و همکاران (۱۹۹۸)^۱ با آموزش شبکه عصبی با چهار پارامتر پتروگرافی (تخلخل ماکرو، تخلخل میکرو، میانگین ضریب شکل هندسی و میانگین اندازه فضاها خالی) تاثیر آنها را بر نفوذپذیری مورد بررسی قرار دادند و به این نتیجه رسیدند که میانگین اندازه فضاها خالی کمترین تاثیر را بر نفوذپذیری دارد. علی و چاو (۱۹۹۹)^۲ با استخراج نوزده ویژگی پتروگرافی و شبکه عصبی مدلی برای پیش‌بینی نفوذپذیری در سنگ مخزن ارائه کردند و توانستند نفوذپذیری را با دقت ۷۰ درصد پیش‌بینی کنند. این مطالعه قابلیت داده‌های پتروگرافی در پیش‌بینی نفوذپذیری را نشان دادند.

همچنین علاقمندان می‌توانند یکسری از مقالات در زمینه کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی را، در صنعت نفت در سایت (www.intelligentsolutionsinc.com/SPE.htm) مشاهده نمایند. در زمینه کاربرد شبکه‌های عصبی و منطق فازی در ایران می‌توان به تعیین نفوذپذیری سنگ مخزن میدان پارس با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (تدینی و همکاران، ۱۳۸۳)، تخمین تخلخل و نفوذپذیری میدان نفتی گچساران با استفاده از شبکه عصبی (جلالی لیچائی و همکاران، ۱۳۸۳)، تخمین نگارهای خام چاه‌نگاری با استفاده از روش شبکه عصبی در چاههای قدیمی نفت (خاکبازان و همکاران، ۱۳۸۳)، شناسایی گروههای سنگی و ارزیابی کیفیت مخزنی با استفاده از تکنیک منطق فازی (کدخدائی ایلچی و همکاران، ۱۳۸۳)، شبیه سازی نگار فوتوالکتریک سازندهای نفتی به کمک شبکه های عصبی مصنوعی (بخشی، ۱۳۸۲) شبیه سازی نگار فوتوالکتریک سازندهای نفتی به کمک شبکه های عصبی مصنوعی (مرادزاده و بخشی، ۱۳۸۵)، مدل سازی معکوس دوبعدی داده های مگنتوتلوریک با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی (طهماسبی، ۱۳۸۳)، پیش بینی نفوذپذیری از روی داده‌های چاه‌نگاری با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در یکی از مخازن کربناته جنوب ایران (حبیبیان و همکاران، ۱۳۸۴)، تخمین نفوذپذیری از روی نگارهای چاه با استفاده از شبکه

1-Anselmettie et al, (1998)

2-Ali and Chawathe, (1999)

عصبی (روکی، ۱۳۸۶)، مدل سازی نگاره های شاخص فتوالکتریک و زمان گذر صوت به کمک روش های عصبی - فازی در چاه های نفت (بدری، ۱۳۸۴)، پیش بینی نفوذپذیری با استفاده از مدلسازی فازی عصبی (بیرقدار، ۱۳۸۶) اشاره نمود. با توجه به نتایج حاصل در این مطالعات می توان به قابلیت سیستم های هوشمند در زمینه تخمین پی برد. با توجه به اینکه میادین نفتی در مناطق مختلف از زمین شناسی متفاوتی برخوردار است، طراحی سیستم های هوشمند برای هر میدان با میدان دیگر تفاوت هایی خواهد داشت.

۴-۱ ضرورت انجام پایان نامه

با توجه به اهمیت مخازن هیدروکربوری زاگرس جنوبی و از آنجایی که پارامتر نفوذپذیری یکی از مهمترین خواص سنگ مخزن می باشد لذا تعیین آن با دقت مناسب از اهمیت خاصی برخوردار است. تاکنون در این میدان مقادیر نفوذپذیری از طریق اندازه گیری مستقیم آزمایشگاهی بر روی مغزه ها یا تفسیر نتایج آزمایش چاه بدست آمده است. هر دوی این روشها صحیح بوده، اما برای توصیف کامل مخزن کافی نمی باشد، در نتیجه یکی از بهترین روش ها جهت تخمین با دقت مناسب این پارامتر، استفاده از توانمندی های روش های هوش مصنوعی و اطلاعات موجود می باشد، در این میدان ۱۶ حلقه چاه حفاری شده است که از این میان ۳ حلقه چاه دارای داده های مغزه و نگارهای چاه پیمایی می باشد. پیش بینی مقادیر نفوذپذیری از روی داده های مغزه و نگارهای چاه و ایجاد مدل توزیع فضایی آن با استفاده از سیستم های هوشمند ساده و ترکیبی از مهمترین اهداف این مطالعه است. لذا برای رسیدن به این هدف، از سیستم های هوشمند شبکه عصبی، منطق فازی و شبکه های عصبی - فازی برای ایجاد مدل نفوذپذیری میدان گازی سرخون استفاده شده است.

۵-۱ اهداف و روش انجام پایان نامه

هدف اصلی این تحقیق، تخمین نفوذپذیری در یکی از میادین گازی زاگرس جنوبی با استفاده از روش های هوش مصنوعی از روی نگارهای چاه نگاری و داده های مغزه می باشد. در این راستا ابتدا در مخزن مورد نظر چاه هایی که در آنها مغزه گیری و نگارگیری انجام شده است انتخاب و پس از جمع آوری کامل اطلاعات

شامل نتایج مغزه (نفوذپذیری و تخلخل و...) و همچنین اطلاعات نگارهای پتروفیزیکی و دیگر اطلاعات مرتبط، با استفاده از توانمندی‌های روشهای شبکه عصبی مصنوعی، منطق فازی و عصبی_فازی نفوذپذیری سنگ مخزن در سازند جهرم تخمین زده می‌شود. سپس دقت هر کدام از روشها با مقایسه با نفوذپذیری حاصل از آزمایش مغزه در چاههایی که مغزه‌گیری انجام شده است بررسی شده و بهترین روش جهت توسعه در کل چاههای نگارگیری شده در مخزن انتخاب می‌شود.

۱-۶ ساختار پایان‌نامه

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 سیستمهای هوشمند در صنعت نفت ارائه شده است. در فصل دوم نفوذپذیری و روشهای مستقیم اندازه‌گیری آن و همچنین مختصری در مورد نگارهای چاه آورده شده است. در فصل سوم، به توضیح مبانی سیستمهای هوشمند پرداخته می‌شود. فصل چهارم شامل زمین شناسی منطقه و طراحی سیستمهای هوشمند و مقایسه نتایج آنها می‌باشد. در فصل پنجم، جمع‌بندی، نتیجه‌گیری و پیشنهادات آورده شده است.

فصل دوم

روشهای مستقیم تعیین نفوذپذیری و نگارهای مورد استفاده

۲-۱ مقدمه

نفوذپذیری به عنوان یکی از خواص بسیار مهم مخازن، قابلیت نفوذ یک سیال مانند نفت، گاز و یا آب در آن است. هر چه نفوذپذیری بالاتر باشد نفت و گاز راحت تر در سنگ مخزن جریان می یابند و در نتیجه استخراج نفت با سرعت بیشتر و هزینه کمتری امکانپذیر است.

نفوذپذیری با k نشان داده می شود. هر چه درجه تخلخل موثر (ϕ_e) مخزن بیشتر باشد جریان نفت نیز راحت تر صورت می گیرد و نفوذپذیری آن مخزن بیشتر است. سرعت حرکت نفت یا گاز در یک محیط متخلخل به اختلاف فشار بین دو نقطه با فاصله معین از یکدیگر بستگی دارد. واحد نفوذپذیری داریسی^۱ است.

اگر در یک محیط متخلخل برای سیالی که گرانیوی آن ۱ سانتی پواز است در اثر اختلاف فشار یک اتمسفر بین دو نقطه به فاصله ۱cm، سرعت ۱cm/s حاصل گردد، در این صورت نفوذپذیری چنین محیط متخلخلی برابر یک داریسی (۱d) خواهد بود. از آنجایی که این واحد بسیار بزرگ است از واحد میلی داریسی (۱md) که ۰/۰۰۱ داریسی است، استفاده می شود و معمولاً نفوذپذیری بر حسب این واحد بیان می شود. واحد داریسی از نام هنری داریسی گرفته شده که اولین بار آزمایش مربوط به حرکت سیالات در محیطهای متخلخل را انجام و معادله جریان را همان طور که در رابطه ۲-۱ آمده است، ارائه نمود.

$$u = \frac{q}{A} = \frac{k}{\mu} \frac{dp}{dx} \quad (2-1)$$

که در آن: A سطح مقطع سنگ (cm²) ، μ گرانیوی سیال (سانتی پواز) و q دبی حجمی (cm³) است. u

سرعت داریسی است که سرعت واقعی سیال درون محیط متخلخل از این سرعت بیشتر است، $\frac{dp}{dx}$ گرادیان

فشار در جهت حرکت سیال.

نفوذپذیری مطلق یک محیط متخلخل مستقل از نوع سیال بوده و فقط به نوع سنگ مخزن بستگی دارد. مخازنی که حاوی نفت و گاز هستند، ممکن است دارای نفوذپذیری از چند تا چندین هزار میلی داریسی باشند. نفوذپذیری نیز ممکن است مانند درجه تخلخل از نقطه‌ای به نقطه دیگر در یک مخزن تغییر کند. درجه مرغوبیت یک مخزن از نظر درجه نفوذپذیری در جدول (۱-۲) آورده شده است.

جدول (۱-۲): کیفیت مخازن از نظر درجه نفوذپذیری (Tiab and Donaldsson, 2004)

کیفیت مخزن	نفوذپذیری (k)
خیلی ضعیف	کمتر از ۱ میلی داریسی
ضعیف	۱-۱۰ میلی داریسی
متوسط	۱۰-۵۰ میلی داریسی
خوب	۵۰-۲۵۰ میلی داریسی
عالی	بیشتر از ۲۵۰ میلی داریسی

۲-۲ انواع نفوذپذیری

۱-۲-۲ نفوذپذیری مطلق^۱

نفوذپذیری مطلق، زمانی بکار برده می‌شود که فضاهای خالی صد در صد از یک سیال اشباع شده باشد. نفوذپذیری مطلق یک سنگ، خاص همان سنگ است و به نوع سیال درونی آن بستگی ندارد (رضایی، ۱۳۸۷).

۲-۲-۲ نفوذپذیری موثر^۱

1- Absolute permeability

نفوذپذیری موثر وقتی است که بیش از یک سیال در منافذ وجود داشته و یکی از آنها غالب باشد، شکل (۲-۱). بنابراین نفوذپذیری موثر تابع اشباع شدگی است. در یک سیستم آب - نفت تحت یک شیب فشار مشخص، نفت و آب به همراه یکدیگر در میان سیستم منافذ جریان پیدا کرده و نفوذپذیری موثر برای نفت (k_o) و آب (k_w) به صورت زیر محاسبه می‌شود:

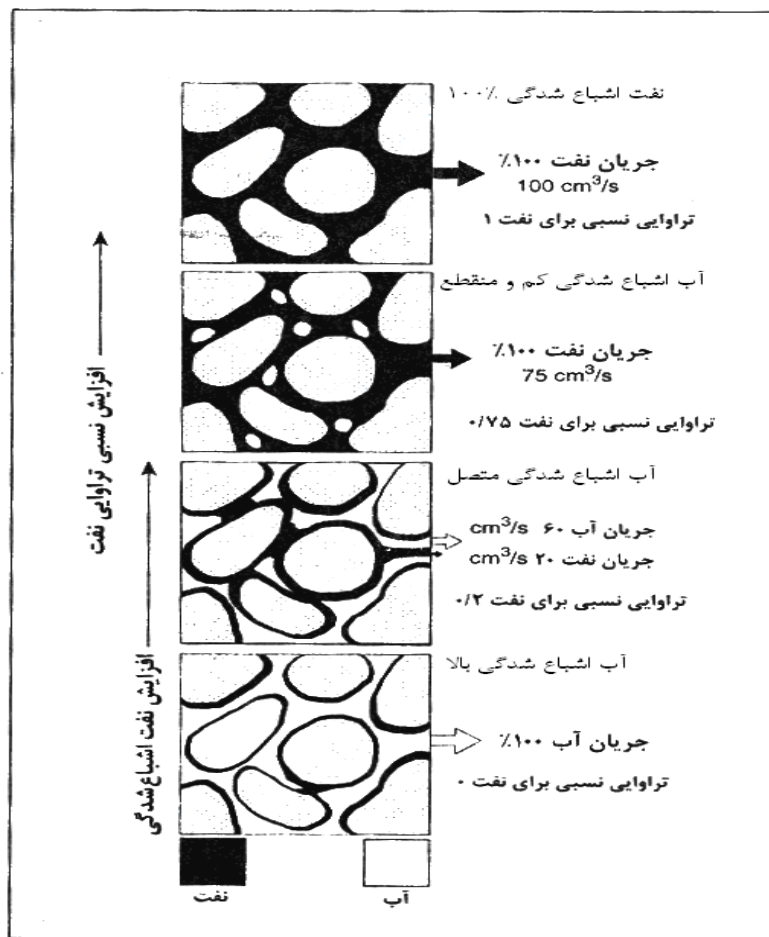
$$k_o = \frac{q_o \mu_o l}{\Delta P.A} \quad (2-2)$$

و

$$k_w = \frac{q_w \mu_w l}{\Delta P.A} \quad (2-3)$$

که در آن: q_o دبی جریان نفت، q_w دبی جریان آب، μ_o گرانیوی نفت، μ_w گرانیوی آب و ΔP اختلاف فشار می‌باشند.

معمولاً دبی جریان کل (q_t)، در صورتی که یک فاز سیال ۱۰۰ درصد منافذ را پر کرده باشد، از مجموع جریان فازها بیشتر است ($q_t > q_o + q_w$). بنابراین هر یک از فازها در پیشروی فاز دیگر در سیستم منافذ مداخله کرده و ممانعت بعمل می‌آورد. میزان جریان یافتن هر فاز، به نسبت نفوذپذیری به ویسکوزیته (k/μ) بستگی دارد. به طوری که مخازن گازی ممکن است قادر باشند با نفوذپذیری فقط چند میلی داری جریان یابند، در حالی که بیشتر مخازن نفتی برای این که جریان یابند نیاز به نفوذپذیری چند دهها میلی داری دارند (رضایی، ۱۳۸۷).



شکل (۱-۲): تصویر شماتیک که اثر اشباع شدگی بر روی نفوذپذیری نسبی دو سیال نفت و آب را نشان می‌دهد. با افزایش میزان آب در خلل و فرج سنگ، نفوذپذیری نفت کاهش می‌یابد (رضایی، ۱۳۸۷)

۲-۲-۳ نفوذپذیری نسبی^۱

نفوذپذیری نسبی از پارامترهای مهم است که وقتی دو یا بیش از دو سیال متحرک، مثل نفت و آب در میان فضاهای خالی وجود داشته باشد تعریف می‌گردد. نفوذپذیری نسبی برای یک فاز، از نسبت نفوذپذیری موثر به نفوذپذیری مطلق تعیین می‌گردد. برای مثال نفوذپذیری نسبی نفت، گاز و آب به صورت زیر است:

$$k_{ro} = \frac{k_o}{k} \quad \text{برای نفت}$$

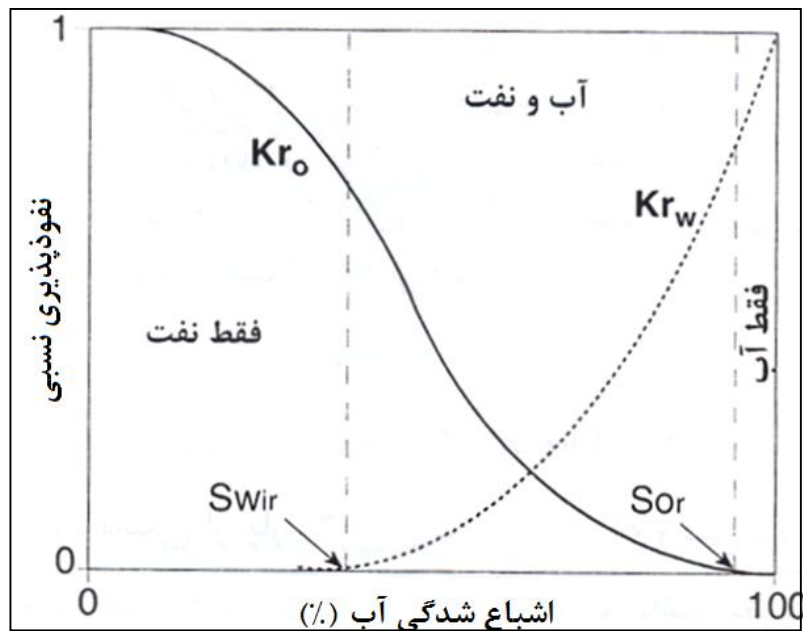
1- Relative permeability

$$k_{rg} = k_g / k \quad \text{برای گاز}$$

$$k_{rw} = k_w / k \quad \text{برای آب}$$

که در آن: k نفوذپذیری مطلق و k_o ، k_g و k_w به ترتیب نفوذپذیری موثر نفت، گاز و آب می‌باشند.

در یک مخزن حاوی نفت و آب، نفوذپذیری نسبی نفت می‌تواند بین صفر تا ۱ تغییر کند، که بستگی به مقدار اشباع آب دارد. هنگامی که اشباع آب افزایش می‌یابد، نفوذپذیری نفت کاهش می‌یابد تا این که به صفر برسد (شکل ۲-۲). این نقطه مصادف با اشباع نفت باقیمانده (S_{or}) یا نفت غیر قابل تحرک در مخزن است. نفوذپذیری نسبی برای آب از طرف دیگر از صفر شروع می‌شود. نقطه شروع حرکت آب بستگی به مقدار اشباع آب غیر قابل استحصال (S_{wi}) دارد. از آن به بعد همچنان اشباع آب افزایش می‌یابد و در نتیجه نفوذپذیری نسبی آب نیز افزایش می‌یابد (رضایی، ۱۳۸۷).

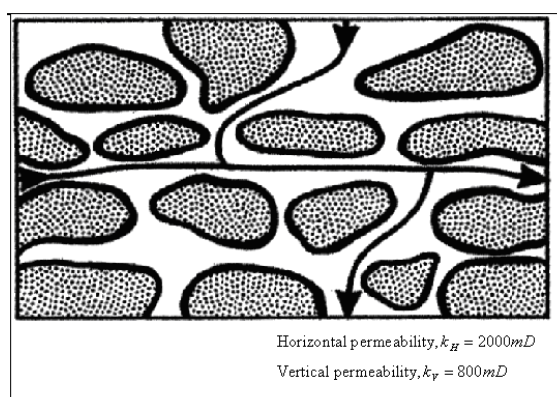


شکل (۲-۲): منحنی نفوذپذیری نسبی برای نفت و آب (رضایی، ۱۳۸۷)

۳-۲ فاکتورهای موثر در مقدار نفوذپذیری

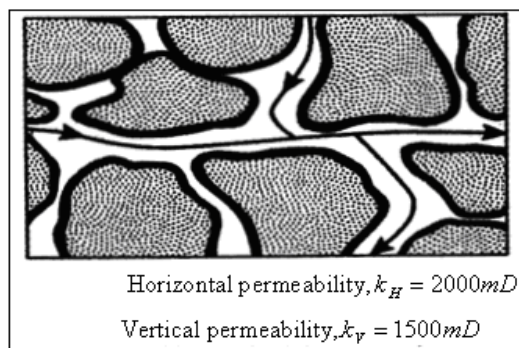
۳-۲-۱ شکل و اندازه دانه‌ها

اگر سنگ از دانه‌های بزرگ و کشیده تشکیل شده باشد و این ابعاد در جهت افقی مرتب شده باشند، نفوذپذیری افقی (k_H) بسیار بالا خواهد بود، در حالی که نفوذپذیری قائم (k_V) از متوسط تا بالا تغییر می‌کند (شکل ۳-۲).



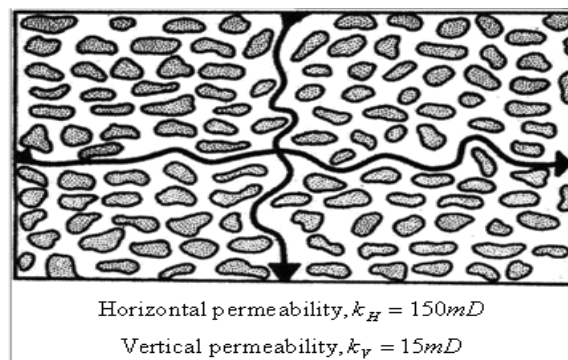
شکل (۳-۲): تاثیر دانه‌های صفحه‌ای بزرگ بر نفوذپذیری (Tiab and Donaldsson, 2004)

اگر سنگ از دانه‌های بزرگ و مدور تشکیل شده باشد. نفوذپذیری آن بسیار بالا خواهد بود و نفوذپذیری در دو جهت تقریباً یکسان خواهد بود (شکل ۴-۲).



شکل (۴-۲): تاثیر دانه‌های مدور بزرگ بر نفوذپذیری (Tiab and Donaldsson, 2004)

نفوذپذیری سنگ‌های مخازن معمولاً پایین است، بخصوص در جهت قائم اگر دانه‌های ماسه‌ای کوچک و دارای شکل نامنظم باشند (شکل ۵-۲). بیشتر مخازن در این رده قرار می‌گیرند. مخازن با نفوذپذیری جهتی، آنیزوتروپ نامیده می‌شوند. آنیزوتروپی در مشخصات جریان سیال تاثیر دارد. (Tiab and Donaldsson, 2004).



شکل (۵-۲): تاثیر دانه‌های کوچک و نامنظم بر نفوذپذیری (Tiab and Donaldsson, 2004)

۲-۳-۲ لایه‌بندی^۱

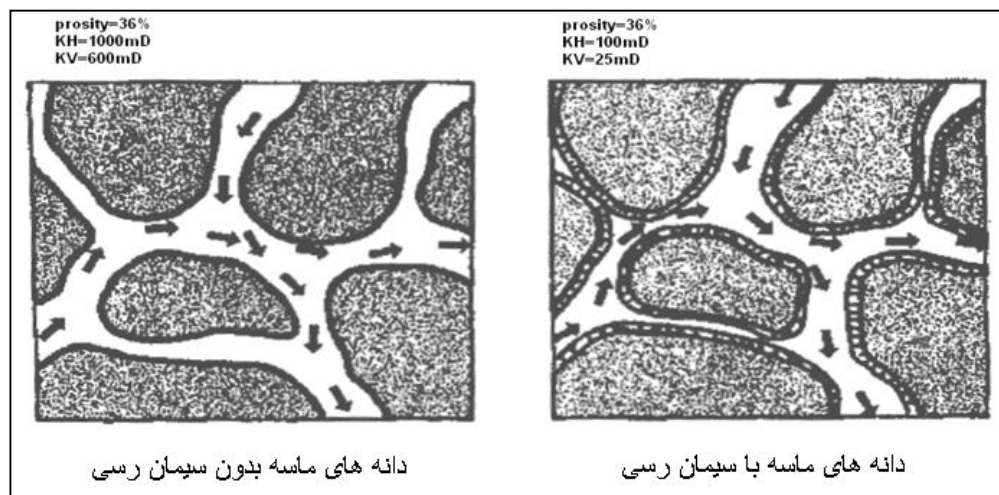
کانی‌های صفحه‌ای از قبیل مسکویت و شیل به صورت سدهایی در مقابل نفوذپذیری قائم عمل می‌کنند. در این مورد نسبت k_H/k_V از ۱/۵ تا ۳ تغییر می‌کند و ممکن است برای بعضی سنگ‌ها به ۱۰ نیز برسد. بعضی اوقات k_V با توجه به شکستگی‌ها، درزه‌های قائم و کانالهای حل شده قائم، بیشتر از k_H است. در اصل درزه‌ها در صورتی که با رس یا کانی‌های دیگر پر شده باشند، به صورت سد برای نفوذپذیری افقی عمل می‌کنند (Tiab and Donaldsson, 2004).

۲-۳-۲ سیمانی شدن

همان گونه که شکل (۶-۲) نشان می‌دهد هر دو پارامتر نفوذپذیری و تخلخل، تحت تاثیر محتوای سیمانی شدن و موقعیت مواد سیمانی درون فضاهای خالی قرار می‌گیرند که نتیجه آن کاهش تخلخل و

1- Lamination

نفوذپذیری سنگ مخزن است.



شکل (۲-۶): تاثیر سیمان رسی بر روی تخلخل و نفوذپذیری (Tiab and Donaldsson, 2004)

۲-۳-۴ شکستگی و حلالیت

در ماسه‌سنگ‌ها، شکستگی فاکتور مهمی برای نفوذپذیری ثانویه نمی‌باشد، مگر زمانی که ماسه سنگ‌ها به طور یک در میان با شیل، سنگ آهک و دولومیت قرار گرفته باشند. در کربناتها انحلال کانی‌ها توسط آبهای اسیدی سطحی و زیر سطحی نفوذی، هنگامی که از میان فضاهای اولیه، شکافها، شکستگی‌ها و صفحات لایه‌ای می‌گذرند، نفوذپذیری سنگ مخزن را افزایش می‌دهد (Tiab and Donaldsson, 2004).

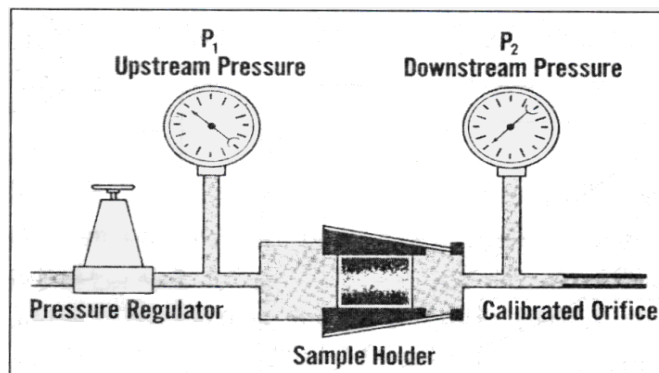
۲-۴ روش‌های اندازه‌گیری مستقیم نفوذپذیری

۲-۴-۱ اندازه‌گیری نفوذپذیری در آزمایشگاه

نفوذپذیری مخزن در آزمایشگاه می‌تواند با استفاده از پلاگ^۱ اندازه‌گیری شود. در شکل (۲-۷) به طور

شماتیک نحوه اندازه‌گیری نفوذپذیری در یک نمونه سنگی نشان داده شده است.

1- Plug



شکل (۷-۲): تصویری شماتیک از اندازه‌گیری نفوذپذیری (رضایی، ۱۳۸۷)

برای تعیین نفوذپذیری از گاز خشک به عنوان یک سیال استاندارد استفاده می‌شود. زیرا این گاز کمترین واکنش را با سنگ‌ها دارد و به راحتی قابل استفاده است. در هنگام اندازه‌گیری نفوذپذیری در آزمایشگاه هوا (گاز خشک) به داخل نمونه‌ای خشک و تمیز با قطر و طول مشخص، تزریق شده و جریان می‌یابد. سپس با داشتن اختلاف فشار و سرعت جریان اندازه‌گیری شده، نفوذپذیری توسط معادله (۱-۲) محاسبه می‌گردد.

برای تعیین نفوذپذیری افقی (k_H) نمونه‌ها به موازات سطوح لایه‌بندی گرفته می‌شوند. چنانچه نفوذپذیری عمودی (k_V) مد نظر باشد، نمونه‌ها (مغزه) عمود بر سطوح لایه‌بندی گرفته می‌شوند. باید توجه داشت که مقدار نفوذپذیری عمودی معمولاً کمتر از نفوذپذیری افقی می‌باشد. این به دلیل وجود سدهای نفوذپذیری، نظیر سطوح غیر تراوای استویتی و شیلی است که به موازات لایه‌بندی وجود دارند و نیز این که جهت یافتگی دانه‌ها در سطح بزرگتر به موازات لایه‌ها است (رضایی، ۱۳۸۷).

۲-۴-۲ نفوذپذیری حاصل از داده‌های تست چاه

با وجود مقادیر ارزشمند آنالیز مغزه و تفسیر نگارهای چاه، همیشه در مورد پتانسیل تولید یک چاه، بخصوص در طی مراحل اکتشاف تردید وجود دارد. این تردید بر طرف نمی‌گردد مگر اینکه یک نمونه بزرگ از سیالات سازند در طی تست تولید که به عنوان تست ساقه حفاری^۱ نامیده می‌شود، بازیابی گردد. بازیابی

1 - Drill-stem test

سیالات بدست آمده به نفوذپذیری و تخلخل سازند تست شده و گرانروی سیالات داخل سازند بستگی دارد. تکنیکهای مختلفی برای آنالیز بازیابی سیال و منحنیهای فشار برای تعیین اینکه آیا تست سازند، مشخص کننده تولید تجاری هست یا خیر، توسعه پیدا کرده است. برای استفاده از این منحنیهای فشار، یکسری اطلاعات در مورد پاسخ منحنی به شرایط سازند لازم می باشد. اساس این اطلاعات، مستلزم دانستن معادلات تحلیلی مختلف توصیف کننده جریان سیال از محیط متخلخل است. این معادلات، حل معادلات پخش، با شرایط مرزی مختلف هستند که بیان کننده رابطه بین مشخصات محیط متخلخل از قبیل نفوذپذیری، تخلخل و خواص سیالات (نفت، گاز و آب) داخل سنگ مخزن است. اصول روش تست چاه، به این خاطر است که یک افت فشار در فشار ته چاه^۱ ایجاد گردد که سبب می گردد تا سیالات مخزن با یک دبی ویژه از سازند به طرف چاه جریان یابد. این فرآیند پس از یک دوره شلیک^۲ به داخل چاه اتفاق می افتد. دوره تولید معمولاً به عنوان افت فشار^۳ شناخته می شود، در حالیکه دوره شلیک به داخل چاه تولید فشار^۴ نامیده می شود.

داده های عملی که از تست چاه حاصل می شوند عبارتند از:

نفوذپذیری به همراه تخلخل

شکل مخزن

فشار متوسط مخزن

محل مرزهای مخزن از قبیل گسل های پوشاننده^۵ در مجاورت چاه

متداول ترین روش برای تعیین ضریب نفوذپذیری شامل رسم داده های فشار در مقابل زمان، روی یک کاغذ نیمه لگاریتمی می باشد (شکل (۸-۲) برای تست افت فشار و شکل (۹-۲) برای تست تولید فشار). پس

1 - Bottom-hole pressure

2 - Shut-in period

3 - Pressure drawdown

4 - Pressure buildup

5 - Sealing faults

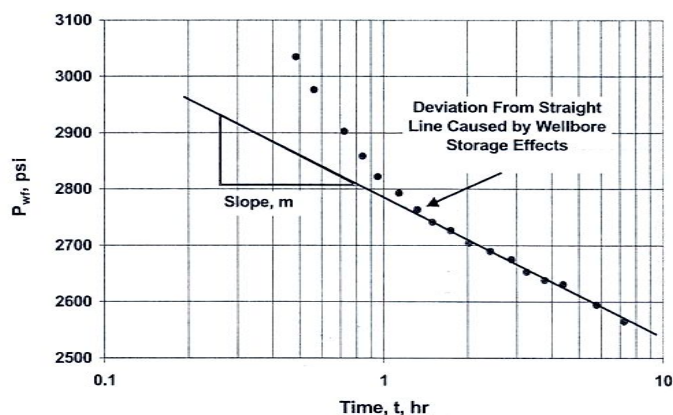
از محاسبه شیب خط راست، ضریب نفوذپذیری از رابطه زیر تعیین می‌گردد (Tiab and Donaldsson, 2004):

$$k = 162.6 \frac{q \mu B_0}{mh} \quad (۴-۲)$$

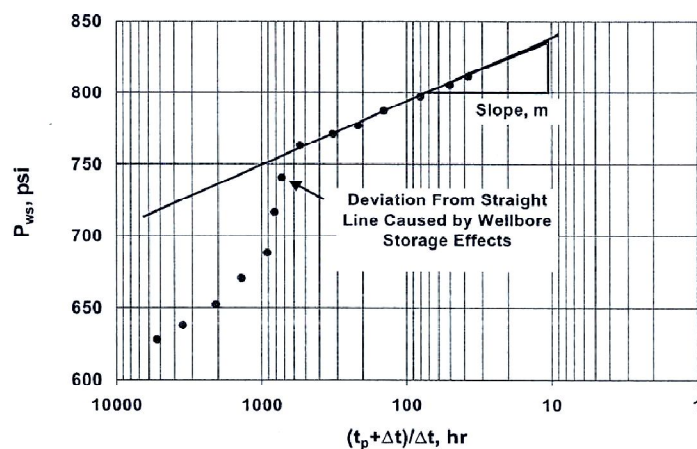
که در آن:

k : نفوذپذیری سازند (بر حسب میل داری)، q : نرخ جریان (STB/D)، μ : ویسکوزیته سیال (سانتی پواز)، B_0 :

: فاکتور حجمی ساند (bbl/STB)، h : ضخامت سازند، m : شیب خط راست (psi/log cycle)



شکل (۸-۲): نمودار نیمه لگاریتمی تست افت فشار (Tiab and Donaldsson, 2004)



شکل (۹-۲): نمودار نیمه لگاریتمی تست تولید فشار (Tiab and Donaldsson, 2004)

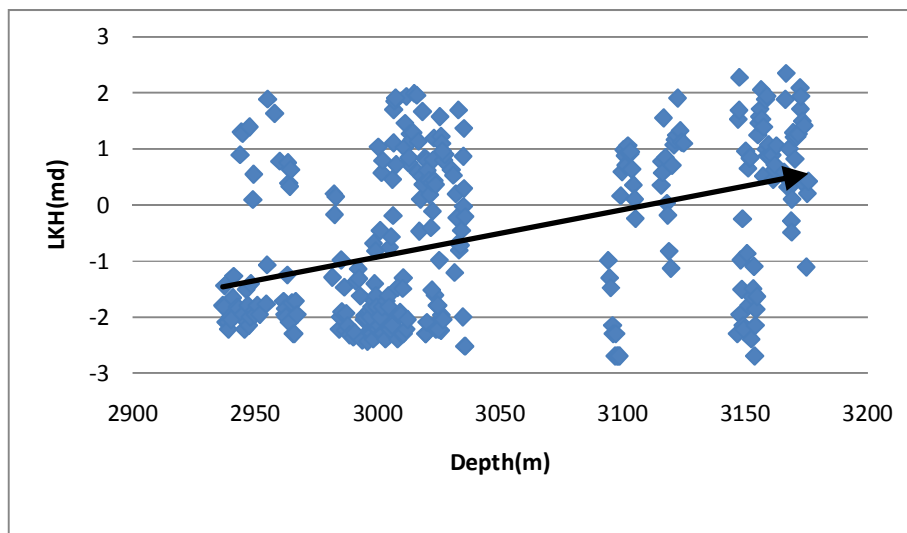
۲-۵ نگارهای چاهپیمایی و اثر نفوذپذیری بر آنها

نگار چاه، منحنی است که تغییرات یک متغیر فیزیکی یا مشتقات آن را نسبت به عمق نشان می‌دهد. امروزه در عملیات چاهپیمایی معمولاً دو یا چند متغیر را به طور همزمان ثبت می‌کنند و نتیجه آنها را به صورت یکسری نگار^۱ نمایش می‌دهند. نگارهای چاهپیمایی می‌توانند در اکتشافات نفتی، معدنی، آبهای زیرزمینی، مطالعات زمین شناسی و ژئوتکنیکی مورد استفاده قرارگیرند (مرادزاده و قوامی، ۱۳۸۶). نفوذپذیری عمدتاً تحت تاثیر فاکتورهای مرتبط به ساختار سنگ، نظیر هندسه خلل و فرج، اندازه دانه‌ها، جورشدگی، نوع سیمان و غیره قرار دارد. تعیین کردن مستقیم این پارامترها از نگارهای چاهپیمایی، غیر ممکن است اما تحت شرایط ویژه، این پارامترها به طور مستقیم، توسط نگارها منعکس می‌شوند. در این قسمت مختصری در مورد نگارهای مورد استفاده در پایان‌نامه و ارتباط آنها با نفوذپذیری مخزن مورد مطالعه می‌شود.

۲-۵-۱ ارتباط نفوذپذیری با عمق

نفوذپذیری به طور قابل ملاحظه‌ای با عمق کم می‌شود. کاهش نفوذپذیری با عمق به افزایش سیمان، کاهش تخلخل ثانویه و افزایش لایه‌های فوقانی و یا به عبارتی افزایش فشردگی نسبت داده می‌شود که منجر به مسدودشدگی گلوگاه‌های تخلخل می‌شود (رضایی، ۱۳۸۷). از آنجا که این مطالعه تنها در یک فاصله کوتاه ۳۰۰ متری مخزنی انجام می‌شود ارتباط خیلی خوبی بین عمق و لگاریتم نفوذپذیری افقی دیده نمی‌شود. شکل (۲-۱۰).

1 - One set log

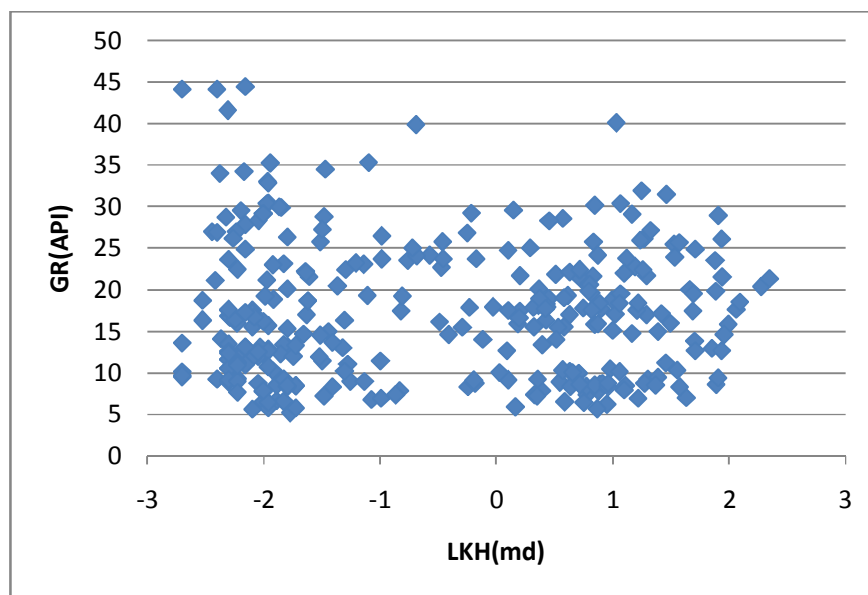


شکل (۲-۱۰): ارتباط نفوذپذیری افقی با عمق

۲-۵-۲ نگار اشعه گامای طبیعی (GR)

نگار اشعه گاما، ثبت ممتد رادیواکتیویته طبیعی سازند می‌باشد. تشعشعات رادیواکتیو از سه عنصر طبیعی اورانیوم، تورنیوم و پتاسیم ناشی می‌شود. در نتیجه بطور ساده نگار گامای طبیعی، ترکیبی از رادیواکتیویته سه عنصر می‌باشد. شیل‌ها در ارتباط مستقیم با مقدار ایزوتوپهای رادیواکتیو می‌باشند و این به خاطر وجود کانی‌های رسی دارای یون‌های رادیواکتیویته می‌باشد. البته همه شیل‌ها رادیواکتیویته نیستند و گزارش‌های ثبت شده توسط نگار اشعه گاما ضرورتاً مربوط به شیل‌ها نیست. نگار اشعه اساساً برای محاسبه حجم شیل کاربرد دارد. در مخازن دارای شکستگی، افزایش در اشعه گاما وجود دارد بدون اینکه سازند مورد بررسی حاوی شیل بالایی در سازند مشاهده شود. این افزایش مربوط به ته نشست نمک‌های اورانیوم در طول سطوح ناپیوسته شکستگی یا در درون شکافها می‌باشد (Pereira, 2004).

با توجه به شکل (۱۱-۲) مشاهده می شود که ارتباط مشخصی بین نفوذپذیری افقی و نگار اشعه ی گاما، مشاهده نمی شود این موضوع احتمالا ناشی از وجود رس های پرکننده ی منافذ و یا رسیایی است که به صورت آستری دیواره ی منافذ را می پوشانند.

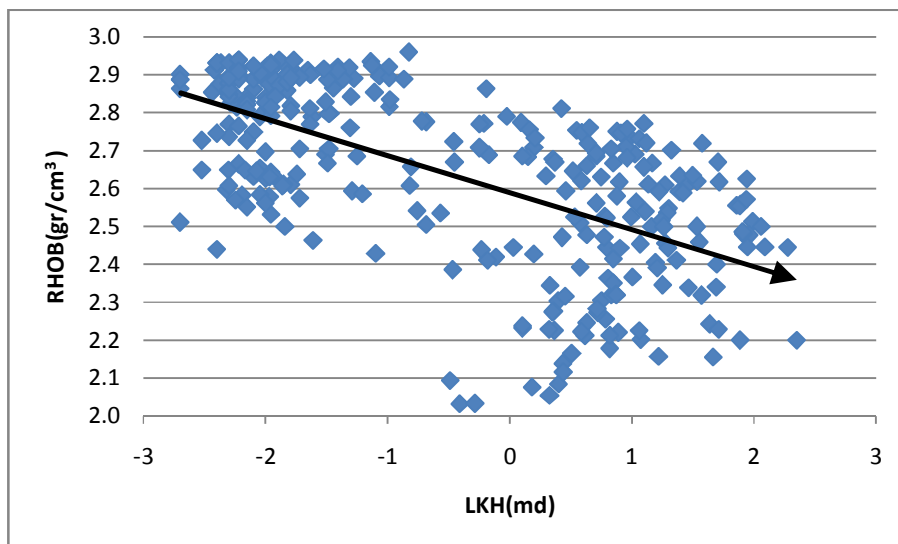


شکل (۱۱-۲): ارتباط نفوذپذیری افقی با نگار اشعه گاما

۲-۵-۳ نگار جرم مخصوص یا دانسیته سازند (RHOB)^۱

نگار دانسیته کل بیانگر دانسیته حجم کل سنگ است. نگار دانسیته، بطور مستقیم در تعیین لیتولوژی سازندهای غیرمتخلخل و یا از طریق همراهی با سایر روشها در بررسی مخزنهای متخلخل، می تواند مورد استفاده قرار بگیرد. به کمک دانسیته، می توان تخلخل را با دانستن دانسیته خمیره و سیال موجود، بطور مستقیم و یا با همراهی روش نوترون، محاسبه کرد (رضایی، ۱۳۸۷). بنابراین دانسیته به نوعی در نفوذپذیری سنگ موثر می باشد. همانطور که در شکل (۱۲-۲) دیده می شود، با کاهش دانسیته، لگاریتم نفوذپذیری افقی افزایش می یابد.

1 - Bulk Density



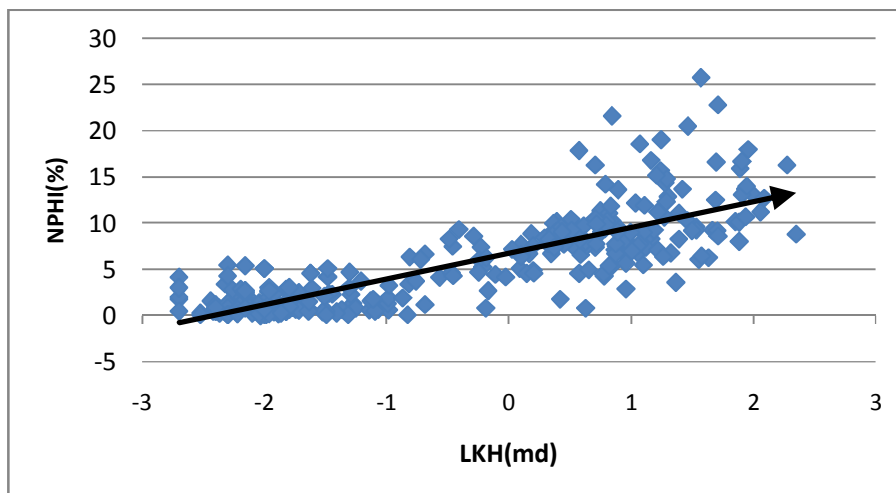
شکل (۲-۱۲): ارتباط نفوذپذیری افقی با نگار دانسیته

۲-۵-۴ نگار نوترون اصلاح شده (CNL)^۱ یا شاخص هیدروژنی (NPHI)^۲

نوترون به طور طبیعی وجود ندارد و به وسیله یکی از چشمه‌های آن باید تولید شود. نوترون تولیدی در برخورد با هسته‌های هم جرم نوترون و سبک دچار بیشترین افت انرژی می‌شود. هیدروژن یکی از این هسته‌های سبک است که در فضاهای خالی سازند نفوذپذیر در ترکیب آب، هیدروکربورها و هوا می‌تواند وجود داشته باشد. بنابراین دستگاه پرتوی نوترون اصلاح شده قادر به تعیین حجم این فضاهای خالی (تخلخل) خواهد بود. از این نگار برای تعیین میزان تخلخل کل سنگ مخزن و جنس سازند استفاده می‌گردد (مرادزاده و قوامی، ۱۳۸۶). با توجه به شکل (۲-۱۴) مشاهده می‌شود که بین لگاریتم نفوذپذیری افقی و نگار نوترون، یک ارتباط مشخص و واضح وجود دارد. یعنی با افزایش مقادیر نگار نوترون (افزایش درصد تخلخل نوترونی)، مقدار لگاریتم نفوذپذیری افقی نیز افزایش می‌یابد.

1 - Compensated Neutron Log(CNL)

2 - Neutron Proximity Hydrogen Index(NPHI)



شکل (۲-۱۳): ارتباط نفوذپذیری افقی با نگار نوترون

۲-۵-۵ نگارهای مقاومت ویژه

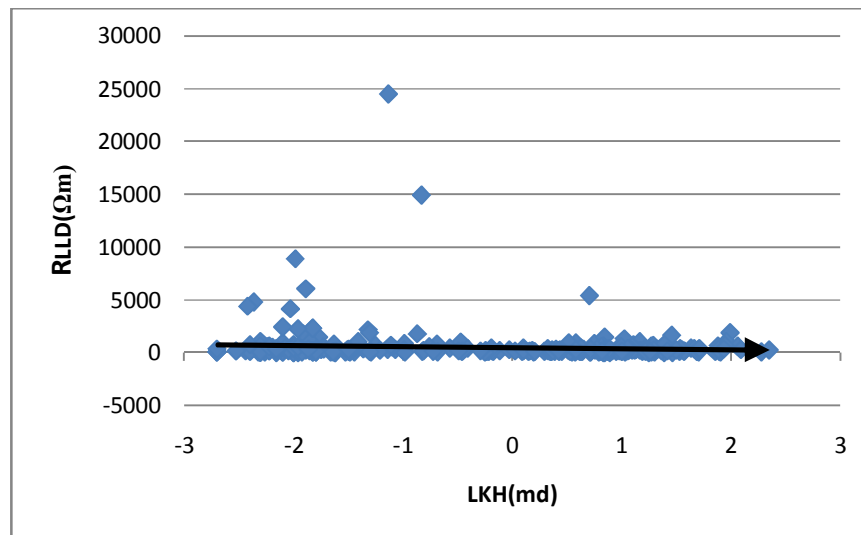
یکی از متغیرهای فیزیکی که اغلب در نگارگیری مد نظر قرار می‌گیرد و در ارزیابی مخازن و بررسی سازندهای آبدار مورد توجه می‌باشد، مقاومت ویژه الکتریکی است. با توجه به دستگاههای سیستم الکترونی و سیستم القایی، می‌توان مقاومت ویژه نرمال، جانبی و جریان متمرکز را ثبت نمود. بیشترین نگارهایی که در اغلب نگارگیریه‌ها ثبت می‌شوند، نگارهای لاترالوگ عمیق (LLD)^۱، لاترالوگ کم عمق (LLS)^۲ و تمرکز جریان کروی کوچک (MSFL)^۳ می‌باشند که در تشخیص ناحیه آغشته از ناحیه بکر و بدست آوردن مقاومت ویژه واقعی بخش بکر (R_t)، مقاومت ویژه ناحیه شسته شده (R_{xo}) و همچنین تعیین حد و مرز طبقات نازک مورد استفاده قرار می‌گیرند (مرادزاده و قوامی، ۱۳۸۶). متمایز کردن بخشهای هیدروکربن دار در مقابل قسمت های آبدار، از جمله مهمترین خاصیت کاربردی این نگار است. زمینه و دانه های متشکله ی سنگ‌ها، نارسانا بوده، لذا نفوذپذیری سنگها جهت هدایت جریانها، صرفا بستگی به آب درون خلل و فرج آن سنگ ها دارد. هیدروکربن‌ها نیز مانند زمینه سنگها نقش نارسانا داشته، بنابراین هرچه مقدار اشباع هیدروکربن در خلل و فرج سنگها افزایش یابد، به مقدار مقاومت آنها نیز افزوده می‌شود (Asquith and Gibson, 1982). با

1 - Latralog Deep

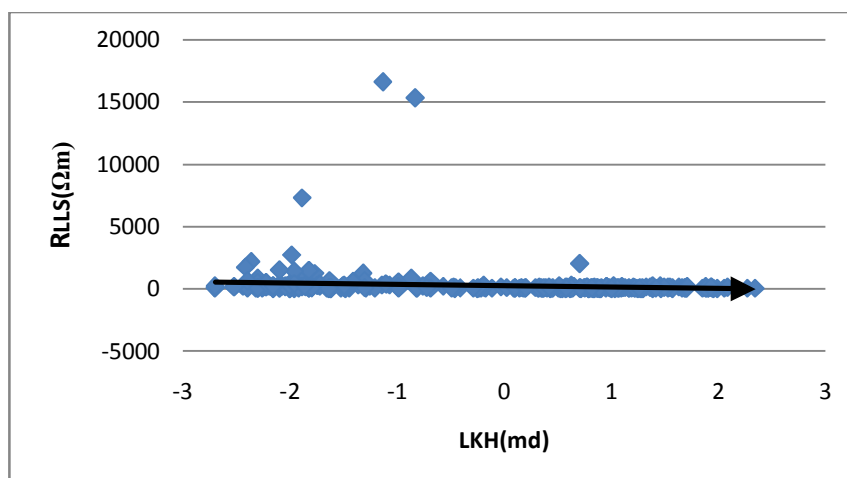
2 - Latralog Shallow

3 - Micro Spherical-focused Log

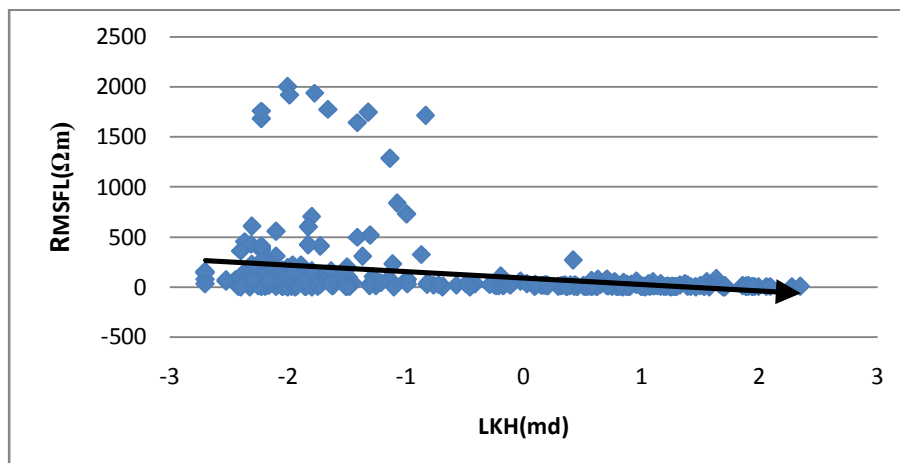
توجه به شکل‌های (۱۴-۲) و (۱۵-۲) و (۱۶-۲) مشاهده می‌شود که ارتباط پیچیده‌ای بین لگاریتم نفوذپذیری افقی و نگارهای مقاومت ویژه وجود دارد.



شکل (۱۴-۲): ارتباط نفوذپذیری افقی با نگار مقاومت ویژه عمیق



شکل (۱۵-۲): ارتباط نفوذپذیری افقی با نگار مقاومت ویژه کم عمق

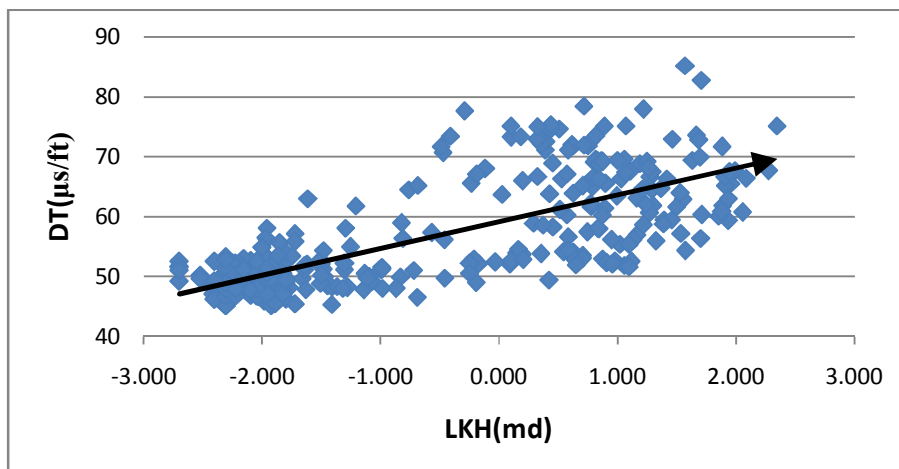


شکل (۲-۱۶): ارتباط نفوذپذیری افقی با نگار مقاومت ویژه تمرکز جریان کروی کوچک

۲-۵-۶ نگار صوتی (DT)^۱

اساس اندازه‌گیری صوتی، ثبت مدت زمان طی شده^۲ امواج صوتی در سازندهای واقع در اعماق مختلف است. این زمان، زمان لازم برای طی واحد طول مسافت (معمولاً یک فوت) از لایه‌ها به موازات جداره چاه به وسیله امواج متراکم^۳ است و به صورت ΔT (با واحد میکرو ثانیه بر فوت) نشان داده می‌شود. بنابراین نگار صوتی بازتابی از اندازه‌گیری مداوم سرعت در سازندهای می‌باشد. بر اساس اطلاعات ثبت شده توسط نگارهای صوتی به تعیین تخلخل، لیتولوژی و خواص فیزیکی و مکانیکی سنگ‌ها (جرم حجمی، مدول یانگ) می‌پردازند (مرادزاده و قوامی، ۱۳۸۶). مقدار نفوذپذیری نیز به تخلخل سنگ بستگی دارد: بنابراین بین زمان عبور صوت و نفوذپذیری نیز رابطه‌ای برقرار است. با توجه به شکل (۲-۱۷) مشاهده می‌شود که با افزایش زمان عبور صوت، لگاریتم نفوذپذیری افقی افزایش می‌یابد.

1 - Sonic Log
2 - Interval transit time
3 - Compressional waves



شکل (۲-۱۷): ارتباط نفوذپذیری افقی با نگار صوتی

۲-۵-۷ نگار شاخص فتوالکتریک (PEF)^۱

این نگار یکی از نگارهای رادیواکتیو است که بمباران سازند توسط پرتو گاما با انرژی متوسط، صورت می‌گیرد. پرتو گاما (فوتون‌ها) پس از هر برخورد با مواد تشکیل دهنده اطراف چاه، مقداری انرژی خود را از دست می‌دهند که بخشی از این گاماها تضعیف شده برای اندازه‌گیری دانسیته سازند مورد استفاده قرار می‌گیرند. امروزه در دستگاه‌های جدید تعیین دانسیته، علاوه بر ثبت فوتون‌های تضعیف شده، اثر فتوالکتریک نیز در دریچه جداگانه‌ای (با ثبت پرتو گاما کم انرژی) اندازه‌گیری شده و تحت عنوان شاخص فتوالکتریک برای تعیین لیتولوژی مورد استفاده قرار می‌گیرد.

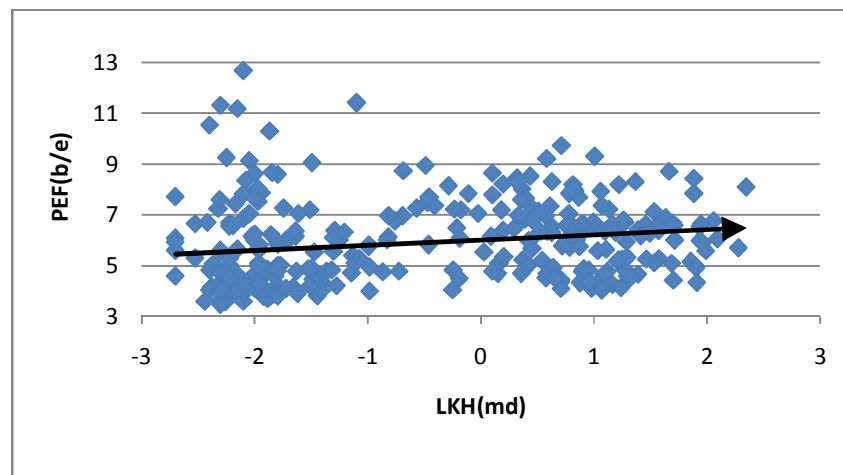
اثر فتوالکتریک بر اثر برخورد فوتون‌های گاما با مواد مختلف هنگامی که در اثنای برخورد فوتون با الکترون، فوتون مذکور تمام انرژی خود را به صورت انرژی جنبشی به الکترون بدهد به وجود می‌آید. در این صورت، الکترون از مدار خارج شده و فوتون از بین می‌رود. در این حال پرتو گاما جذب می‌شوند. هر چه انرژی پرتوهای گاما ضعیف‌تر و عدد اتمی عنصرهای مورد برخورد (Z) بیش‌تر باشد، اثر فتوالکتریک بزرگ‌تر است. به این ترتیب اندازه‌گیری انجام شده توسط دریچه کم انرژی برای تعیین تعداد تشعشعات گامایی که در

1- Photoelectric Factor

معرض جذب فتوالکتریک قرار دارند به کار می‌رود و پارامتری به نام PEF حاصل می‌گردد که مشخص کننده لیتولوژی سنگ‌ها است و از رابطه زیر به دست می‌آید (مرادزاده و قوامی، ۱۳۸۶).

$$PEF = \left(\frac{z}{10}\right)^{3.6} \quad (2-1)$$

متغیر اثر فتوالکتریک عمدتاً مشخص کننده خمیره سنگ یا اطلاعات سنگ‌شناسی است و تاثیر کمی از تخلخل و سیال درون آن را می‌پذیرد. سوند LDT^۱ ابزاری جدید است که امکان تهیه نگار PEF را مقدور می‌سازد و برای بسیاری از چاه‌های قدیمی در اختیار نمی‌باشد. در شکل (۲-۱۸) رابطه بین نگار فتوالکتریک و لگاریتم نفوذپذیری افقی آورده شده است. همانطوری که ملاحظه می‌شود ارتباط مشخصی بین آنها دیده نمی‌شود.



شکل (۲-۱۸): ارتباط نفوذپذیری افقی با نگار فتوالکتریک

فصل سوم

مبانی سیستم‌های هوشمند

۳-۱ مقدمه

هوش مصنوعی با عناوین مختلفی از جمله هوش مجازی^۱، هوش محاسباتی^۲ و محاسبات نرم^۳ مطرح شده است. به نظر می‌رسد یک نام واحد که از طرف همگان پذیرفته شده باشد، برای این مجموعه از ابزارهای تحلیلی در بین متخصصین وجود ندارد. در این بین عنوان هوش مصنوعی حداقل به مانند چتری عمل می‌کند. این با توجه به این حقیقت است که هوش مصنوعی از لحاظ تاریخی به سیستم‌های خبره قانون اساس^۴ نسبت داده می‌شود و امروزه مترادف با سیستم‌های خبره^۵ استفاده می‌شوند. خیلی‌ها بر این باور هستند که اصطلاح محاسبات نرم مناسبترین اصطلاح است که باید استفاده شود و هوش مصنوعی به عنوان زیر شاخه‌ای از محاسبات نرم به شمار می‌رود (Mohaghegh, 2000). در این مطالعه ما از اصطلاح هوش مصنوعی استفاده خواهیم کرد.

ممکن است هوش مصنوعی به عنوان مجموعه‌ای از ابزارهای تحلیلی جدید که در تلاش برای تقلید از زندگی هستند تعریف شود (Zaruda et al., 1994). تکنیک‌های هوش مصنوعی توانایی یادگیری و قرارگیری در موقعیت‌های جدید را از خود به نمایش می‌گذارند. شبکه‌های عصبی مصنوعی، برنامه نویسی تکاملی^۶ و منطق فازی از نمونه‌هایی هستند که در هوش مصنوعی طبقه بندی می‌شوند. این تکنیک‌ها دارای یک ویژگی یا بیشتر از "دلیل" مثل تعمیم^۷، کشف ارتباط و جداسازی می‌باشند (Eberhart et al, 1996). در دهه گذشته، هوش مصنوعی به عنوان سیستمی از ابزارهای تحلیلی، حل مسائلی که قبلاً حل آنها مشکل یا غیرممکن بوده را سرعت بخشیده است. تمایلی که امروزه وجود دارد تلفیق این ابزارها با یکدیگر و با ابزارهای

1 - Virtual intelligence

2 - Computational intelligence

3 - Soft computing

4 - Rule-based expert systems

5 - Expert systems

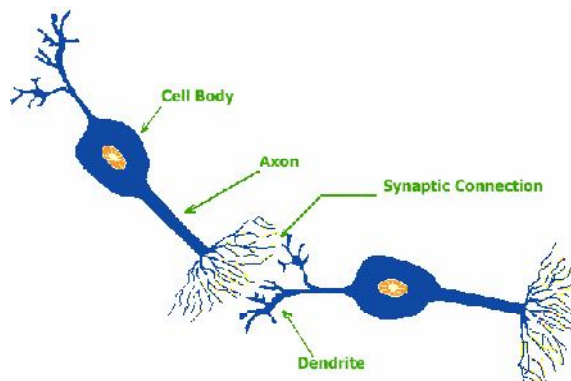
6 - Evolutionary programming

7 - Generalization

مرسومی مانند آنالیز آماری برای ساختن سیستم‌های پیشرفته‌ای است که می‌توانند مسائل دشوار را حل کند. این ابزارها هم اکنون در روش‌ها و شیوه‌های متفاوتی استفاده می‌شود. در صنعت نفت و گاز این ابزارها برای حل مسائلی که وابسته به آنالیز فشار گذرا، تفسیر نگارهای چاه، توصیف مخزن و غیره است استفاده می‌شود. مدل سازی عصبی فازی تکنیکی برای تشریح رفتار سیستم با استفاده از قانون‌های استنتاجی فازی^۱ است که از ساختار شبکه‌های عصبی استفاده می‌کند. در این فصل مبانی شبکه‌های عصبی و سیستم‌های فازی را قبل از اینکه به مدل‌های فازی عصبی بپردازیم، ارائه خواهیم کرد.

۳-۲ شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی برنامه محاسباتی بر اساس ساختار سیستم طبیعی بیولوژیکی می‌باشد. هر نرون در مغز شامل سه جزء می‌باشد: دندریت^۲، بدنه سلول یا سوما^۳ و اکسون^۴ (شکل ۳-۱). دندریتها قسمت حساس نرون می‌باشند که سیگنال را از دیگر قسمت‌های نرون دریافت می‌کنند و به هسته سلول هدایت می‌کنند. سوما سیگنالها را جمع و پردازش می‌کند و از طریق اکسون به دیگر سلولها می‌فرستد (Rolon,2004).



شکل (۳-۱) : نمودار شماتیکی از دو نرون دوقطبی (Mohaghegh,2000)

1 - Fuzzy inference rules

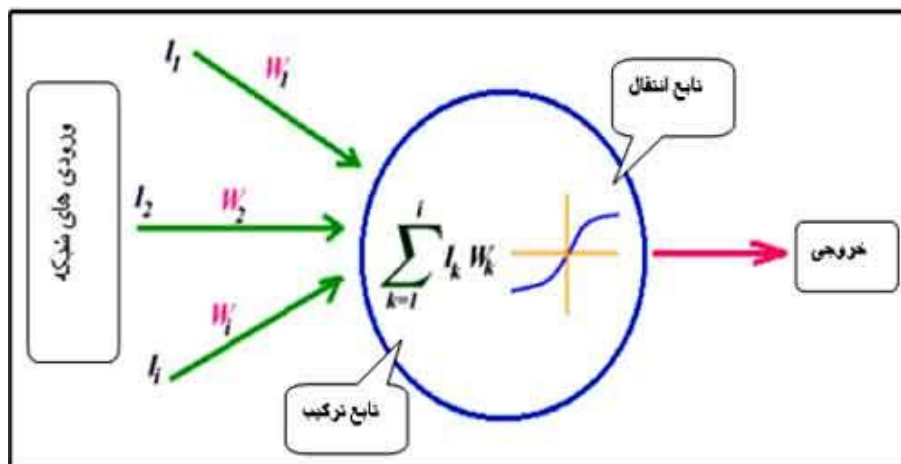
2 - Dendrite

3 - Soma

4 - Axon

نرون مصنوعی نیز از توابع سه جزء نرون بیولوژیکی و روش منحصر به فرد آنها در یادگیری پیروی می‌کند. روش یادگیری در یک شبکه عصبی مصنوعی شبیه به روشی است که در مغز انسان انجام می‌شود. شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)، سیستم‌هایی هستند که به صورت ریاضی برای دریافت، پردازش و محرک اطلاعات طراحی شده‌اند. پردازش اطلاعات در نرون‌ها انجام می‌گیرد.

هر شبکه ساده شامل یک لایه ورودی، لایه میانی و لایه خروجی می‌باشد. لایه ورودی سیگنال‌ها را از محیط خارج (یا دیگر نرون‌ها) دریافت می‌کند. تابع محرک^۱ سیگنال‌های ورودی را جمع و پردازش می‌کند. این سیگنال‌ها به لایه خروجی انتقال یافته و دوباره مخابره می‌گردند. لایه ورودی، لایه میانی و لایه خروجی در یک شبکه مصنوعی شبیه به توابع دندریت، سوما و اکسون در یک نرون بیولوژیکی می‌باشند. همان طور که در شکل (۲-۳) دیده می‌شود یک شبکه مصنوعی تعداد زیادی ورودی دارد که با هم ترکیب شده و پس از انجام عملیات پردازش، یک خروجی را نتیجه می‌دهد (Mohaghegh, 2000).



شکل (۲-۳): نمودار شماتیکی از یک نورون مصنوعی یا عنصر پردازشگر (Mohaghegh, 2000)

۱-۲-۳ مکانیک شبکه‌های عصبی

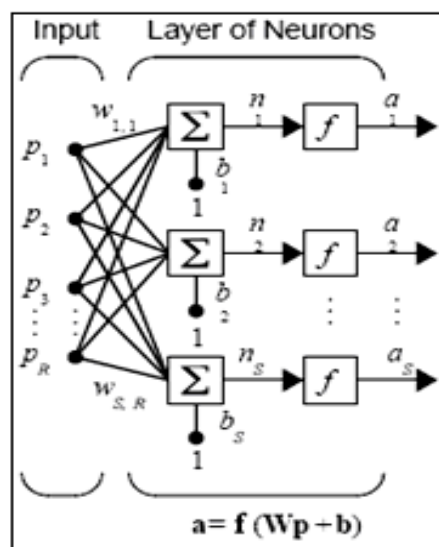
1 - Activation function

شبکه‌های عصبی مصنوعی تعمیم مدل‌های ریاضی ادراک انسان می‌باشند. کار آنها بر اساس فرضیات زیر

می‌باشد:

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

شبکه تک لایه شکل (۳-۳) دارای R واحد ورودی $P_1, \dots, P_R$ و S نرون در لایه میانی می‌باشد. در این شبکه هر عضو ورودی از بردار P به هر ورودی نرون از طریق ماتریس وزن W متصل می‌گردد. نرون i ام واحد جمع‌کننده‌ای دارد که ورودیهای وزندار شده و بایاس (b) را به شکل خروجی اسکالر $n(i)$ جمع می‌کند (رابطه ۳-۱). $n(i)$ های مختلف تشکیل بردار ورودی n را می‌دهند. در نهایت خروجی‌های لایه نرون تشکیل بردار ستونی a را می‌دهند.



شکل (۳-۳): شبکه تک لایه با R ورودی و S نرون در لایه میانی (Demuth and Beale, 2002)

$$n_j = \sum_{i=1}^R (p_i w_{ij} + b_j) \quad , j = 1, 2, \dots, S \quad (۱-۳)$$

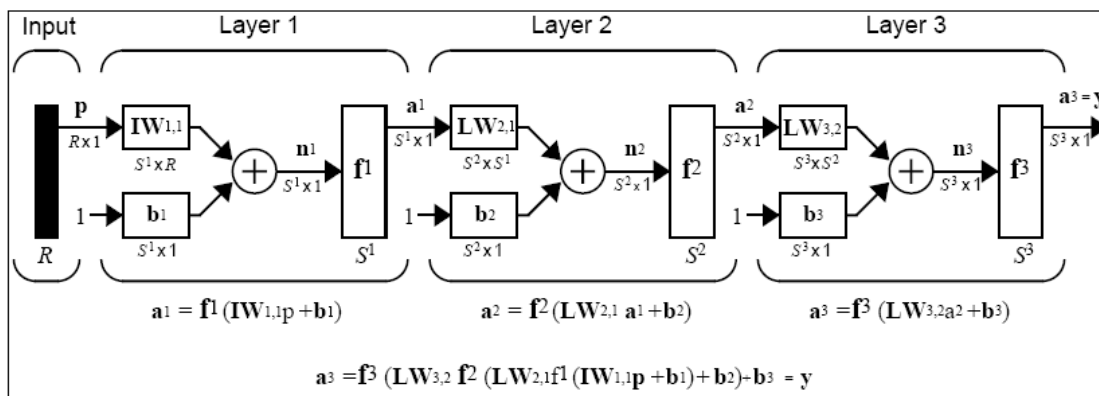
که در آن w_{ij} وزنهای اتصال واحد ورودی p_i و واحد خروجی n_j و b_j بایاس مربوط به سلول j ام است. هر کدام از ماتریس‌های وزن (W)، ورودی (P) و بایاس (b) را می‌توان به صورت زیر نمایش داد:

$$b = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_S \end{bmatrix}, \quad P = \begin{bmatrix} P_1 \\ P_2 \\ \vdots \\ P_R \end{bmatrix}, \quad W = \begin{bmatrix} w_{1,1} & w_{1,2} & \dots & w_{1,R} \\ w_{2,1} & w_{2,2} & \dots & w_{2,R} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{S,1} & w_{S,2} & \dots & w_{S,R} \end{bmatrix}$$

نقش بایاس افزایش یا کاهش مجموعه وزندار می‌باشد و به شبکه کمک می‌کند که الگوهای موجود را بهتر بشناسد. خروجی نهایی شبکه (a) با استفاده از تابع محرک $f(x)$ به صورت زیر محاسبه می‌گردد.

$$a_S = f(n_S) \quad (۲-۳)$$

وزنهای محاسبه شده از آموزش، ذخیره شده و اطلاعات را برای کاربردهای آتی آماده می‌کنند. شبکه‌های عصبی می‌توانند به سه ساختار تقسیم بندی شوند، شبکه تک لایه، شبکه چند لایه و شبکه با لایه رقابتی. تعداد لایه‌های شبکه بر اساس وزنهای اتصال دهنده در نرون، تعریف می‌شود. یک شبکه تک لایه فقط شامل یک لایه از وزنهای اتصال دهنده می‌باشد در حالی که شبکه‌های چند لایه شامل بیشتر از یک لایه وزنهای اتصال دهنده می‌باشند (شکل ۳-۴).



شکل (۳-۴): ساختار پرسپترون چند لایه (Demuth and Beale, 2002)

شبکه‌های پرسپترون چند لایه^۱ (MLP) می‌توانند مسائل پیچیده‌تری را نسبت به شبکه‌های تک لایه حل کنند. شبکه‌های عصبی بر اساس نحوه اتصال گره‌ها به یکدیگر به دو گروه شبکه‌های با تغذیه پیشرو^۲ و شبکه‌های با تغذیه پسرو^۳ تقسیم می‌شوند که در شبکه‌های پیشرو تنها یک جریان یک طرفه از لایه ورودی به سمت لایه خروجی وجود دارد. در حالی که در یک شبکه پسرو، حداقل یک سیگنال خروجی از نرون به خودش یا به نرون قبلی خود بر می‌گردد. ساختار شبکه‌های مختلف توسط طرح اتصال بین نرون‌ها و لایه‌ها تعریف می‌شود. الگوریتم‌های یادگیری شبکه‌های عصبی به دو گروه اصلی تقسیم می‌شوند: یادگیری با ناظر^۴، یادگیری بدون ناظر^۵ (Rolon, 2004).

۳-۱-۲-۱ 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). اکثر کاربردهای شبکه‌های عصبی در صنعت نفت و گاز براساس الگوریتم‌های آموزشی با ناظر می‌باشد.

۳-۱-۲-۲ 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. و توزیع الگوها را می‌آموزد و یک طبقه‌بندی از آن الگو ایجاد می‌کند که در نتیجه آن الگوهای مشابه، با

^۱ -Multi Layer Perceptron

^۲ -Feed forward

^۳ - Feed backward

^۴ - Supervised Learning

^۵ - Unsupervised Learning

یک دسته خروجی یکسان مشخص می‌شوند. شبکه کوهنن^۱ بهترین مثال برای شبکه با یادگیری بدون ناظر می‌باشد (Rolon, 2004). این دسته از شبکه‌ها در صنعت نفت برای تفسیر نگارهای چاه و تشخیص سنگ شناسی استفاده شده‌اند.

طبق الگوریتم‌های یادگیری انواع گوناگونی از شبکه‌های عصبی مصنوعی وجود دارند. از جمله، شبکه عصبی احتمالی^۲ (PNN)، شبکه عصبی رگرسیون عمومی^۳ (GRNN)، شبکه عصبی پس انتشار خطا^۴ (BPNN) و شبکه‌های عصبی شعاعی^۵ (RNN) که به علت استفاده از شبکه پس انتشار خطا و GRNN در این پایان‌نامه به توضیح این دو شبکه می‌پردازیم:

۳-۲-۲ شبکه پس انتشار خطا (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 تاثیر بردار ورودی بر روی لایه خروجی از طریق لایه‌های میانی منتقل می‌گردد. در حین این کار پارامترهای شبکه، ثابت در نظر گرفته می‌شوند 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 مناسبترین مقدار وزن برای آنها حاصل شود (Rolon, 2004).

1- Kohonen

2 - Probabilistic Neural Network(PNN)

3 -General Regression Neural Network(GRNN)

4- Back Propagation Neural Network(BPNN)

5 -Radial Neural Networks(RNN)

۳-۲-۳ آموزش شبکه

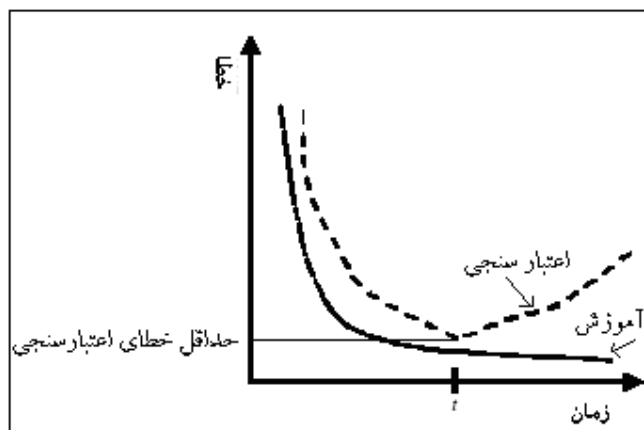
آموزش، فرآیندی است که با توجه به الگوهای ورودی و خروجی معلوم، منجر به دستیابی به وزنهای بهینه برای ورودی هر سلول شبکه عصبی می‌گردد که می‌توان توسط الگوریتم‌های مختلف آموزش را انجام داد. شبکه معمولاً بعد از چندین تکرار، الگوها را یاد می‌گیرد، این تکرار به بزرگی شبکه بستگی دارد. یک شبکه بزرگ احتیاج به 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 بخصوصی 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 بیش برآزش^۱ ذکر می‌گردد. بیش‌برآزش یک مشکل بحرانی در بیشتر ساختارهای شبکه‌های عصبی متعارف می‌باشد (Rolon, 2004). برای حل این مشکل دو روش توقف سریع^۲ آموزش شبکه و منظم سازی^۳ 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 اعتبارسنجی همراه آموزش شبکه رسم می‌گردد. معمولاً خطای مجموعه اعتبارسنجی در ابتدا آموزش همراه خطای آموزش کاهش می‌یابد ولی از یک زمانی به بعد مانند شکل (۳-۵) خطای مجموعه اعتبارسنجی شروع به افزایش می‌کند، این

1 - Over fitting

2 - Early stopping

3 - Regularization

همان حالت بیش‌برازش است که در این زمان باید آموزش متوقف گردد و وزنها و بایاس‌ها در مینیمم خطای اعتبار سنجی برگردانده شوند. داده‌های 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^۱ یا الگوریتم‌های سریع دیگر جدول (۴-۵)) که خیلی سریع همگرا می‌شوند، استفاده نشوند. یکی دیگر از معایب این روش استفاده از مجموعه اعتبارسنجی است که باعث کاهش در تعداد داده‌های آموزشی و متعاقب آن باعث کاهش کارایی روش در زمانی که تعداد داده‌ها کم است، می‌گردد (Demuth and Beale, 2002).



شکل (۳-۵): منحنی آموزش و اعتبارسنجی (Rolon, 2004)

روش منظم‌سازی، براساس اصلاح تابع کارایی که معمولاً همان میانگین مربعات خطا (MSE)^۲ در

مجموعه آموزشی است (رابطه ۳-۱۰) کار می‌کند (Demuth and Beale, 2002).

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (e_i)^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i - a_i)^2 \quad (۳-۳)$$

که در آن:

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

1 - Resilient backpropagation

2 - Mean Squares Error (MSE)

با اضافه کردن عبارت میانگین مربعات وزنها (MSW)^۱ می‌توان این تابع را به صورت رابطه زیر اصلاح نمود:

$$MSEREG = \gamma MSE + (1 - \gamma) MSW \quad (۴-۳)$$

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

استفاده از این تابع کارآیی باعث می‌شود که شبکه وزنها و بایاس‌های کمتری داشته باشد 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 کارآیی (γ) 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 منظم سازی بیزین^۲ است که با الگوریتم "trainbr" در محیط برنامه نویسی Matlab صورت می‌گیرد. این الگوریتم هنگامی بهتر کار می‌کند که ورودیها و خروجی‌های شبکه در بازه [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).

آموزش ممکن است با پیغام "Maximum MU reached" متوقف گردد. این مشخصه خوبی برای همگرایی الگوریتم است. از معایب این روش زمان همگرایی طولانی‌تر آن نسبت به روش توقف سریع می‌باشد همچنین این روش آن‌چنان که برای تقریب توابع کاربرد دارد، در تشخیص الگو کارآیی خوبی ندارد (Demuth and Beale, 2002).

۴-۲-۳ پارامترهای شبکه

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

۱- تعداد لایه‌های پنهان

1 - Mean Squares Weights(MSW)

2 - Bayesian Regularization

۲- تعداد نرونهاى لایه پنهان

۳- تابع محرک (تابع فعال ساز)

۴- مقدار دهی اولیه به وزنها و بایاس

۵- نرخ یادگیری

۶- گشتاور^۱

۷- معیارهای توقف آموزش

۳-۲-۴-۱ تعداد لایه‌های پنهان

بیشاپ^۲ (۱۹۹۵) نشان داد که یک شبکه با یک لایه پنهان که از تابع محرک سیگموئیدی^۳ استفاده می‌کند قادر به تقریب هر تابع پیوسته با تعداد معینی نرون در لایه پنهان می‌باشد. بیشتر تحقیقات نشان می‌دهد که یک لایه پنهان کافی است اما در بسیاری مواقع ممکن است اضافه کردن یک لایه پنهان دیگر باعث افزایش دقت و کاهش زمان یادگیری شود (Bishop, 1995). ولی با همه این احوال بهترین روش برای تعیین تعداد لایه‌ها روش سعی و خطا می‌باشد.

۳-۲-۴-۲ تعداد نرونهاى لایه پنهان

تعداد نرونهاى لایه پنهان، نقش بسیار مهمی در میزان دقت شبکه بازی می‌کند. بنابراین یافتن تعداد مناسب آنها، اهمیت بسیاری دارد. محققین تلاشهای زیادی در زمینه یافتن روشی برای انتخاب بهینه تعداد نرونهاى لایه پنهان نمودند. برخی از آنها واسطه هندسی نرونهاى ورودی و خروجی را به عنوان یک تعیین کننده خوب از تعداد نرونهاى لایه پنهان در شبکه‌هایی که تعداد نرونهاى خروجی در آنها کمتر از ورودی می‌باشد، پیشنهاد کردند. هخت و نیلسون^۴ (۱۹۸۷) بیان کردند که برای شبکه‌ای با یک لایه پنهان، تعداد $(n+1)$ نرون در این لایه نیاز است که (n) تعداد نرونهاى ورودی می‌باشد. اما هیچ یک از این پیشنهادات در

1 - Momentum

2 - Bishop

3 - Sigmoid

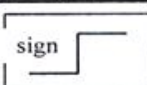
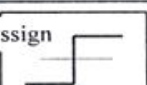
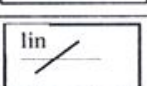
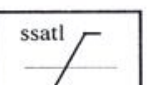
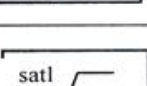
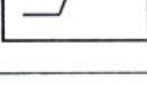
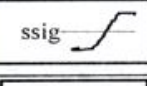
4- Hecht and Nielsen

مورد مسائل مختلف عمومیت ندارد و تعداد بهینه نرونهاى لایه پنهان تنها از طریق آزمون و خطا قابل حصول می‌باشد (Poulton, 2001).

۳-۲-۳ انتخاب نوع تابع محرک

در شبکه پس انتشار خطا، هر تابع مشتق‌پذیر و پیوسته‌ای که به طور یکنواخت افزایش یابد، می‌تواند به عنوان تابع محرک استفاده شود. معمول‌ترین این توابع، سیگموئیدی، تانژانت هیپربولیک و خطی می‌باشند (جدول ۱-۳). انتخاب نوع تابع محرک به هدف مساله بستگی دارد. چنانچه شبکه یک مساله دسته‌بندی 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).

جدول (۱-۳): انواع توابع محرک با علائم اختصاری آنها (منهاج، ۱۳۸۱)

ردیف	نام	تعریف تابع	علائم قراردادی
۱	آستانه‌ای دو مقداره	$a = 0, n < 0$ $a = 1, n \geq 0$	
۲	آستانه‌ای دو مقداره متقارن	$a = -1, n < 0$ $a = 1, n \geq 0$	
۳	خطی	$a = n$	
۴	آستانه‌ای خطی متقارن	$a = -1, n < -1$ $a = n, -1 \leq n \leq 1$ $a = 1, n > 1$	
۵	آستانه‌ای خطی	$a = 0, n < 0$ $a = n, 0 \leq n \leq 1$ $a = 1, n > 1$	
۶	سیگموئیدی	$a = \frac{1}{1 + e^{-n}}$	
۷	تانژانت هیپربولیکی	$a = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$	
۸	خطی مثبت	$a = 0, n < 0$ $a = n, n \geq 0$	

۳-۲-۴ مقدار دهی اولیه وزنها و بایاس

انتخاب مقدار اولیه مناسب برای وزنها و بایاسها بسیار مهم است. چنانچه این وزنها خیلی بزرگ انتخاب شوند، توابع محرک سیگموئیدی سریعاً اشباع خواهند شد و احتمال گرفتار شدن شبکه در یک کمینه محلی^۱ افزایش می‌یابد. با یک انتخاب صحیح برای مقادیر اولیه وزنها، می‌توان سرعت و دقت را در شبکه افزایش داد. بهتر است این انتخاب به گونه‌ای باشد تا ورودی خالص به $\bar{z}$ آمین نرون لایه پنهان کمتر از (البته نه خیلی کمتر) یک شود. این امر در صورتی انجام می‌شود که وزنها از مرتبه $\frac{1}{K_j}$ باشند که K_j تعداد نرونها ورودی است که $\bar{z}$ آمین نرون لایه پنهان را تغذیه می‌کند. مقدار مناسب اولیه برای بایاس و وزنها با

1 - Local minimum

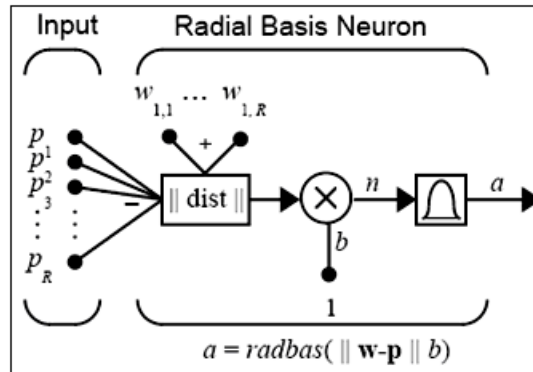
آزمون و خطا حاصل می‌شود. مقدار بایاس اولیه برای لایه‌های مختلف می‌تواند متفاوت باشد. حضور بایاس باعث افزایش سرعت همگرایی در شبکه می‌شود (Poulton, 2001). در هنگام طراحی شبکه عصبی با دستورات از پیش نوشته شده در راهنمای نرم‌افزار مقدار دهی اولیه وزن‌ها و بایاس‌ها به طور تصادفی صورت می‌گیرد.

۳-۲-۴-۵ نرخ یادگیری

هر چقدر نرخ یادگیری η ، کوچکتر انتخاب شود، تغییرات ایجاد شده در پارامترهای شبکه پس انتشار پس از هر مرحله تکرار کوچکتر خواهد بود، که این منجر به کند شدن الگوریتم پس انتشار برای رسیدن به مقادیر بهینه می‌گردد. بر عکس با افزایش نرخ یادگیری η ، سرعت یادگیری الگوریتم پس انتشار افزایش یافته و باعث تغییرات فاحشی در پارامترهای شبکه در هر بار تکرار می‌گردد که گاهی اوقات موجب ناپایداری و نوسانی شدن نتایج شبکه می‌شود که به اصطلاح گویند پارامترهای شبکه واگرا شده است. معمولاً نرخ یادگیری بین صفر تا یک انتخاب می‌گردد. اختیار کردن بهینه این پارامتر هم مانند بعضی از پارامترهای دیگر با سعی و خطا انتخاب می‌گردد. ولی در ابتدا مقدار بزرگ انتخاب می‌شود و در حین آموزش شبکه به آرامی مقدار آن کاهش می‌یابد (Demuth and Beale, 2002).

۳-۲-۵ شبکه‌های عصبی شعاعی (RNN)

شبکه‌های شعاعی احتیاج به نرونهای بیشتری نسبت به شبکه‌های پس انتشار دارند ولی این شبکه‌ها زمانی طراحی می‌شوند که آموزش شبکه‌های پیش‌خور استاندارد وقت زیادی می‌برد. این شبکه‌ها زمانی که بردارهای ورودی بیشتری وجود داشته باشد بهتر کار می‌کنند. در شکل (۳-۶) شبکه‌ای شعاعی با R ورودی را مشاهده می‌کنید.

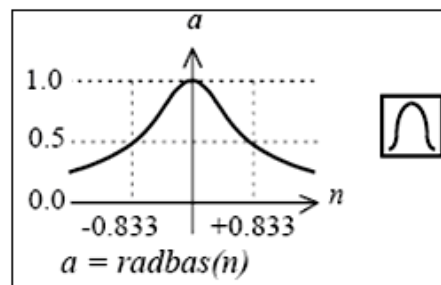


شکل (۳-۶): مدل نرون شبکه عصبی شعاعی (Demuth and Beale, 2002)

توجه داشته باشید اصطلاح ورودی شبکه یک نرون شعاعی، متفاوت از نرونهای شبکه پس انتشار است. در اینجا ورودی شبکه برای تابع محرک شعاعی، فاصله برداری بین بردار وزن W و بردار ورودی p ضرب در بایاس است. جعبه $\|dist\|$ در این شکل بردار ورودی p و ماتریس تک ردیفه وزن W را می‌گیرد و تولید ضرب نقطه‌ای از آن دو می‌کند. تابع محرک نرون شعاعی به صورت زیر می‌باشد:

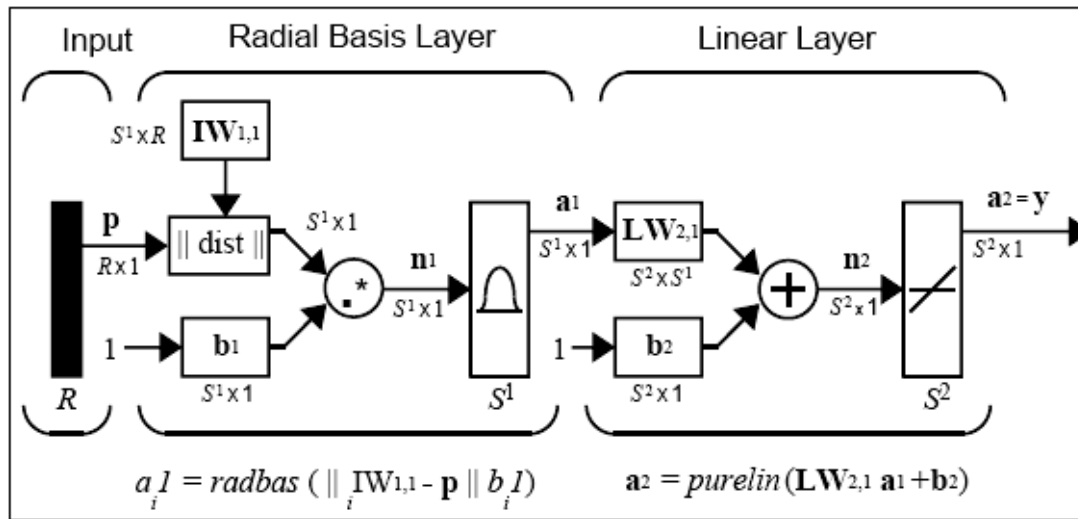
$$radbas(n) = e^{-n^2}$$

در شکل (۳-۷) نیز نمودار تابع محرک شعاعی را مشاهده می‌کنید.



شکل (۳-۷): تابع محرک استفاده شده در شبکه عصبی شعاعی (Demuth and Beale, 2002)

شبکه‌های شعاعی شامل دو لایه هستند: یک لایه شعاعی پنهان با $S1$ نرون و یک لایه خطی خروجی با $S2$ نرون (شکل ۳-۸).



شکل (۳-۸): ساختار شبکه عصبی شعاعی (Demuth and Beale, 2002)

که در آن: R تعداد عناصر بردار ورودی، S_1 : تعداد نرونها در لایه ۱، S_2 تعداد نرونها در لایه ۲، a_i^1 : آامین

عنصر از a_1 و $i^{IW_{1,1}}$: آامین سطر از بردار $IW_{1,1}$ است.

جعبه $\|dist\|$ در این شکل بردار ورودی p و بردار وزنی ورودی $IW_{1,1}$ را دریافت و برداری تولید

می‌کند که دارای S_1 عنصر است. این عناصر، فواصل بین بردار ورودی و عناصر $i^{IW_{1,1}}$ تشکیل شده از

سطرهای ماتریس وزن ورودی است.

بردار بایاس b_1 و خروجی $\|dist\|$ از طریق عملگر $*$ که ضرب عنصر به عنصر را انجام می‌دهد، با هم

ترکیب می‌شوند. خروجی لایه اول برای یک شبکه پیش‌خور net ، از طریق کد زیر حاصل می‌گردد:

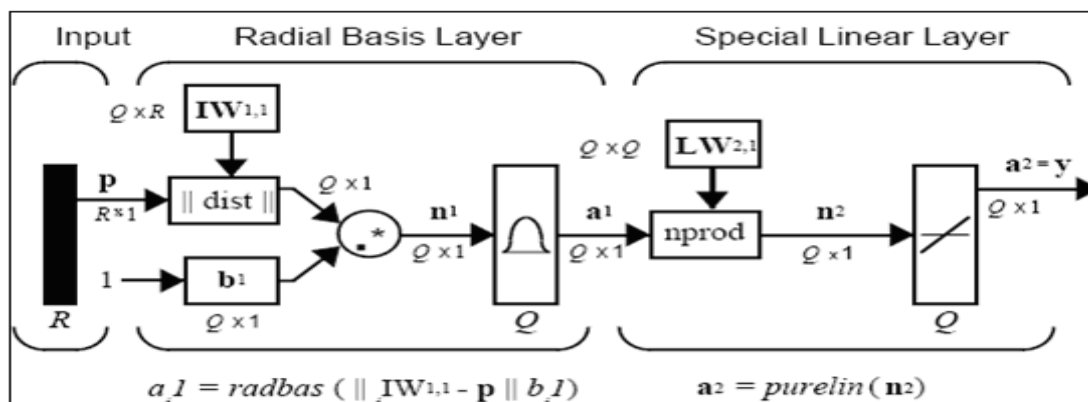
$$a\{1\} = \text{radbas}(\text{netprod}(\text{dist}(\text{net.IW}\{1,1\}, p), \text{net.b}\{1\}))$$

۳-۲-۶ شبکه عصبی رگرسیون عمومی (GRNN)

GRNN را می‌توان به عنوان یک شبکه شعاعی نرمالیزه شده در نظر گرفت که برای هر واحد آموزشی

یک نرون پنهان دارد (Rolon, 2004). این شبکه قادر به تولید خروجی های پیوسته می‌باشد. این شبکه‌ها بر

اساس تابع چگالی احتمال^۱ (pdf) پایه گذاری شده و از ویژگی‌های آن زمان آموزش سریع و مدل سازی توابع غیر خطی است. این شبکه حتی با داده‌های پراکنده در یک فضای اندازه‌گیری چند بعدی، تغییرات همواری از داده مشاهده‌ای را برای دیگر داده‌ها فراهم می‌کند. فرم الگوریتم این شبکه برای هر مسئله رگرسیونی در جایی که هیچ گونه فرضیاتی برای قضاوت خطی بودن وجود نداشته باشد می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد. این شبکه پارامترهای شبکه پس انتشار خطا را ندارد ولی در عوض فاکتور تعدیلی (هموار ساز)^۲ دارد که مقدار بهینه آن در طی چندین اجرا با توجه به میانگین مربعات خطا بدست می‌آید (Artun et al, 2005). ساختار این شبکه شبیه به ساختار کلی شبکه شعاعی است فقط تفاوت جزئی در لایه دوم دارد (شکل ۳-۹).



شکل (۳-۹): ساختار شبکه عصبی رگرسیون عمومی (Demuth and Beale, 2002)

۳-۳ مدل‌های فازی

۳-۳-۱ منطق فازی

منطق فازی توسعه‌ای از منطق بولی به شمار می‌رود. در حالی که منطق کلاسیک (منطق ارسطویی) به یک متغیر، مقدار ۱ برای صحیح بودن و مقدار ۰ برای غلط بودن اختصاص می‌دهد، منطق فازی اجازه تخصیص مقداری در فاصله (۰ و ۱) به متغیر می‌دهد. انگیزشی که در ایجاد این توسعه وجود دارد این است که غالب

1 - Probability density function(pdf)

2 - Smooth factor

مشاهداتی که به آن فکر شده و از آن گفتگو می‌شود، به صورت مبهم و نایقین هستند و این تاحدی به خاطر اطلاعات ناکافی و تا حدی به خاطر طبیعت بشر است. روشهای زیادی برای سروکار داشتن با این چنین بیانات ابهام‌دار به وجود آمده است. شاید مشهورترین آنها استفاده از احتمالات باشد. به هر حال برای تفسیر یک چنین بیاناتی به فرم قانون-اساس^۱ باید یک مکانیسم استدلال تخمینی^۲ بر اساس منطق فازی به وجود آید (Nelles, 2001).

تئوری سیستم‌های فازی روشی را برای نشان دادن عدم دقت فراهم می‌کند. معمولاً نایقینی‌ها یا وابسته به طبیعت تصادفی پیشامدها و یا وابسته به عدم دقت و گنگ بودن اطلاعات مسئله‌ای است که می‌خواهیم آن را حل کنیم. در فرآیندهای تصادفی، نتیجه یک پیشامد از میان چندین احتمال اکیداً به شانس وابسته است. هنگامی که نایقینی نتیجه تصادفی بودن پیشامدهاست، تئوری احتمالات ابزار مناسبی برای استفاده به شمار می‌رود. مشاهدات و اندازه‌گیریها می‌توانند برای حل دوباره نایقینی‌های آماری یا تصادفی استفاده شوند. برای مثال همینکه سکه پرتاب شد، هیچ نایقینی تصادفی یا آماری باقی نمی‌ماند.

تئوری سیستم‌های فازی ابزار جالبی برای مدل‌سازی نوعی از نایقینی‌ها که با ابهام، عدم دقت و فقدان اطلاعات همراه است، به شمار می‌رود (Ross, 1995). منطق فازی به این برنامه مهم توسط سیستم‌های فازی دسترسی می‌یابد.

منطق فازی اجازه بیان و پردازش روابط به شکل قوانین را به ما می‌دهد. برای مثال اگر تداخل را با Φ ، حجم رس را با V_{sh} و نفوذپذیری را با k نمایش دهیم، یک قانون فازی به صورت زیر نوشته می‌شود:

If $\Phi = \text{good}$ AND $V_{sh} = \text{low}$ Then $k = \text{very high}$

اجزای یک چنین قانونی در جدول (۲-۳) زیر خلاصه شده است:

جدول (۲-۳) اجزای مختلف یک قانون در منطق فازی

^۱ - Rule based form

^۲ - Approximate reasoning

متغیرهای زبانی ^۱	k, Vsh , Φ
عبارات زبانی ^۲	very high, low, good
عملگر (در این جا عملگر اشتراک)	AND
قسمت فرض ^۳	$\Phi = \text{good AND Vsh} = \text{low}$
قسمت نتیجه ^۴	k = very high

معمولاً به متغیرهای زبانی حجم رس (V_{sh}) و تخلخل (Φ)، ورودی و به متغیر زبانی نفوذپذیری (k) خروجی گفته می‌شود. به وسیله مجموعه کاملی از قانون‌ها بشرح زیر، همه ترکیب‌های تخلخل و حجم رس پوشش داده می‌شود:

- | | |
|------------------------------------|------------------|
| 1: If Φ =good AND Vsh= low | Then k=very high |
| 2: If Φ =good AND Vsh= medium | Then k=high |
| 3: If Φ =good AND Vsh= high | Then k=medium |
| 4: If Φ =weak AND Vsh= low | Then k=low |

تعداد کل قانون‌ها (در این جا ۴ قانون) بستگی به رزولوشن سیستم فازی مورد بررسی دارد. این موضوع دانه دانه بودن ^۵نامیده می‌شود. می‌توان نشان داد که یک سیستم فازی می‌تواند هر رابطه ورودی-خروجی هموار را با درجه دلخواهی از دقت حتی اگر دانه دانه بودن سیستم کاهش یابد، تخمین بزند. به عبارتی دیگر سیستم‌های فازی همانند شبکه‌های عصبی، تخمینگر عمومی هستند (Kosko, 1994).

٣-٣-١-٢-٣-٤-٥-٦

در قوانین فازی، متغیرهای زبانی به فرم سیستم‌های فازی بیان می‌شوند. در مثال قبل، متغیر زبانی ورودی تخلخل به وسیله اصطلاحات زبانی *good* و *weak* و متغیر زبانی ورودی حجم رس به وسیله اصطلاحات زبانی

- 1- Linguistic variables
- 2- Linguistic terms
- 3- Antecedent part
- 4- Consequent part
- 5- Granularity
- 6- Membership Function (MF)

high و medium، low برچسب زده شده‌اند. این اصطلاحات زبانی به وسیله توابع عضویت وابسته به آنها (MF) تعریف می‌شوند و با علامت μ نمایش داده می‌شوند.

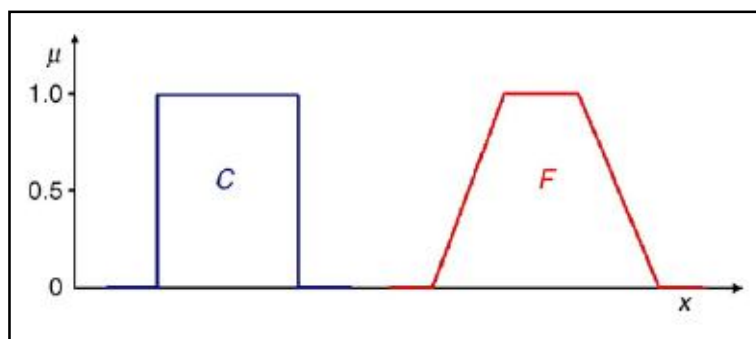
در یک مجموعه فازی، تابع عضویت مشخص کننده میزان عضویت یک عضو در مجموعه می‌باشد (Siavanandam et al., 2007). یک مجموعه کلاسیک در دیدگاه ریاضی به این شکل تعریف می‌شود.

$$\mu_c(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \in C \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

به این مفهوم که اگر عضو X به مجموعه C متعلق باشد دارای درجه عضویت یک و اگر متعلق نباشد درجه عضویت صفر خواهد بود. دکتر لطفی زاده در تعریف تئوری فازی این مجموعه را به صورت زیر گسترش داده است

$$\mu_F(x) : X \rightarrow [0, 1]$$

بنا به تعریف فازی، X عضوی از بازه $[0, 1]$ است و می‌تواند هر مقدار بین این دو عدد را داشته باشد (Yagar and Zadeh, 1992). شکل (۳-۱۰) تعریف عضویت در مجموعه کلاسیک و فازی را نشان می‌دهد.

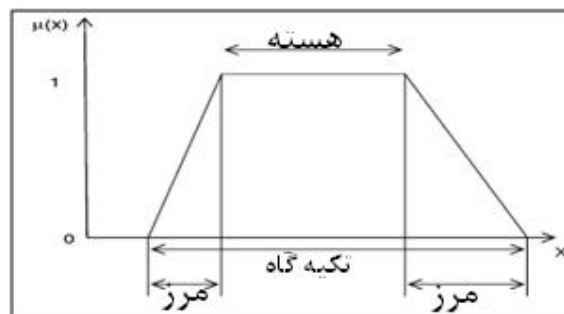


شکل (۳-۱۰): تعریف عضویت در مجموعه کلاسیک (C) و فازی (F) (Kadkhodaie Ilkhchi et al., 2006)

هر تابع عضویت از سه بخش اصلی بوجود می‌آید (Siavanandam et al., 2007)

هسته^۱، تکیه گاه^۲، مرز^۳

در شکل (۱۱-۳) این سه بخش نشان داده می‌شود. هسته مجموعه فازی A در فضای مرجع X یک مجموعه صریح یا قطعی است که شامل همه اجزایی است، که درجه عضویت برابر یک دارد.



شکل (۱۱-۳): قسمت‌های اصلی تابع عضویت

تکیه گاه مجموعه فازی A از مجموعه مرجع X یک مجموعه صریح است که شامل همه اجزای X با درجه عضویت غیر صفر در A می‌باشد. پشتیبان مجموعه فازی در X بوسیله تابع زیر تعریف می‌شود:

$$\text{Supp: } \bar{p}(x) = p(x)$$

(۵-۳)

که در آن

$$\text{Supp } A = \{x \in X | \mu_A(x) > 0\}$$

(۶-۳)

که $\text{Supp } A$ نشان دهنده تکیه گاه مجموعه فازی A است.

و بالاخره مرز یک مجموعه فازی A از مجموعه مرجع X یک مجموعه صریح است که شامل همه اجزای X با درجه عضویت بین صفر و یک است. $(0 < \mu_A(x) < 1)$

1- Core
2- Support
3- Boundry

جعبه ابزار منطق فازی در نرم افزار Matlab شامل یازده نوع تابع عضویت است. این توابع شامل تابع مثلثی^۱، زنگوله‌ای تعمیم یافته^۲، دوزنقه‌ای^۳، گوسی^۴، گوسی دو طرفه^۵، تابع S^۶، تابع Z^۷، پی^۸، سیگموئید^۹، سیگموئید متقارن^{۱۱} و سیگموئید دو طرفه^{۱۰} می‌باشد که در شکل (۳-۱۲) نشان داده شده‌اند.

توابع عضویت به لحاظ شکل با هم متفاوت هستند. انتخاب تابع عضویت بنا به نوع مسئله‌ای که بایستی حل شود، تغییر می‌کند. ساده‌ترین توابع عضویت از خط‌های راست تشکیل می‌شوند. تابع عضویت مثلثی ساده‌ترین نوع تابع عضویت خطی است، که معمولاً از توزیع گوسی پیروی می‌کند. دوزنقه‌ای بودن تابع عضویت باعث می‌شود که اطلاعات در نواحی که شیب MFها مساوی صفر می‌شود از دست بروند، بعلاوه این نوع از MFها قابل تمایز نیستند و بنابراین یادگیری از داده‌ها ممکن است با مشکل مواجه شود. برای اجتناب از این مشکلات می‌توان از MFهای هموارتر مثل گوسی استفاده کرد. برای داده‌هایی که در علوم زمین با آن سروکار داریم، توزیع گوسی بهترین هم‌پوشانی را با داده‌ها دارد (کدخدایی، ۱۳۸۳).

خصوصیت جالب دیگر MFها این است که مجموع آنها برای یک ورودی برابر 1 است مثلاً داریم:

$$\mu_{good}(\Phi) + \mu_{weak}(\Phi) = 1$$

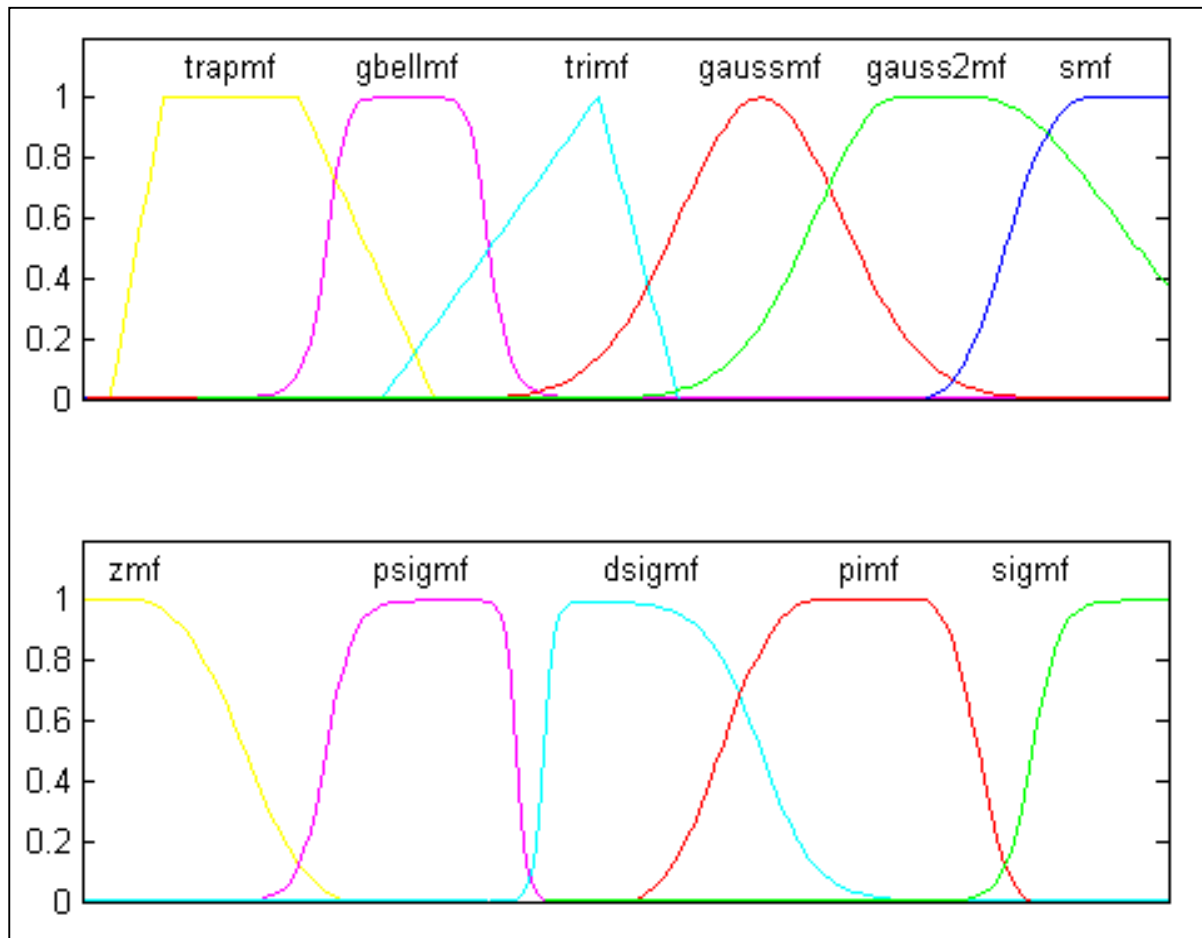
$$\mu_{high}(V_{sh}) + \mu_{medium}(V_{sh}) + \mu_{low}(V_{sh}) = 1$$

یعنی در حالت کلی داریم:

$$\sum_{i=1}^M \mu_i(u) = 1$$

که در آن M تعداد MFها برای متغیر زبانی u می‌باشد.

-
- 1- Triangular Membership Function (trimf)
 - 2- Generalized Bell Membership Function (gbellmf)
 - 3- Trapezoidal Membership Function (trapmf)
 - 4- Gaussian Membership Function (gaussmf)
 - 5- Two sided Gaussian Distribution (gauss2mf)
 - 6- S Membership Function (smf)
 - 7- Z Membership Function (zmf)
 - 8- Pi Membership Function (pimf)
 - 9- Sigmoidal Membership Function (sigmf)
 - 10- Two Sided Sigmoidal Membership Function (dsigmf)
 - 11- Symmetrical Sigmoidal Membership Function (psigmf)



شکل (۳-۱۲): انواع مختلف توابع عضویت (Matlab, 2010)

۳-۳-۱-۲ اپراتورهای فازی^۱

یک سیستم فازی از یک سری ورودی‌ها، خروجی‌ها و قواعد اگر-آنگاه تشکیل شده است. اگر مقدمه یک شرط از چند بخش تشکیل شده باشد آنگاه از اپراتورهای فازی برای ایجاد ارتباط بین آنها استفاده می‌شود. اما در منطق کلاسیک یا دو ارزشی اپراتورهای منطقی استاندارد به کار می‌روند. اگر مقادیر فازی را در حالت مرزی صفر (در حالت کاملاً غلط) و یک (در حالت کاملاً درست) اپراتورهای منطقی استاندارد به قوت خود باقی خواهند بود شکل (۳-۱۳) (Matlab, 2010).

¹-Fuzzy operation

A	B	A and B
0	0	0
0	1	0
1	0	0
1	1	1

AND

A	B	A or B
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	1

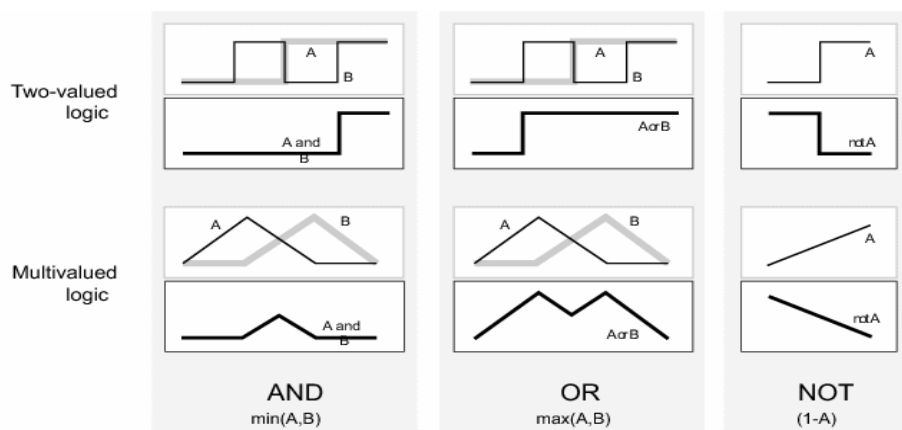
OR

A	not A
0	1
1	0

NOT

شکل (۳-۱۳): اپراتورهای منطقی استاندارد (AND, OR, NOT) که بین مقادیر صریح ارتباط برقرار کرده و نتیجه را به صورت یک عدد نشان می‌دهند (Matlab, 2010)

حال اگر ورودی این اپراتورها فازی باشند یعنی در فاصله بین صفر تا یک باشند در این صورت استفاده از اپراتورهای منطقی استاندارد به شیوه بالا درست نخواهد بود. در این حالت از اپراتورهای فازی باید استفاده کرد که عمومی‌ترین آنها (AND)، (OR) و (NOT) هستند. منتها عملکرد آنها بر روی مجموعه‌های فازی متفاوت از مجموعه‌های کلاسیک است. در شکل (۳-۱۴) نحوه عملکرد آنها بر روی مجموعه‌های کلاسیک و فازی نشان داده شده است (Matlab, 2010).



شکل (۳-۱۴): نحوه عملکرد اپراتورهای (AND)، (OR) و (NOT) در حالت دوارزشی (منطق صریح) و چند ارزشی (منطق فازی) (Matlab, 2010)

فازی (Matlab, 2010)

۳-۳-۲ سیستم استنتاج فازی^۱ (FIS)

سیستم استنتاج فازی، فرآیند فرموله کردن رابطه بین ورودیها و خروجی را انجام می‌دهد. طی این پروسه از توابع عضویت، اپراتورهای فازی و قواعد اگر- آنگاه استفاده می‌شود. در جعبه ابزار منطق فازی نرم افزار Matlab دو انتخاب برای سیستم استنتاج فازی لحاظ شده است که عبارتند از روش استنتاج ممدانی^۱ و روش استنتاج تاکاگی-سوگنو^۲ (Matlab, 2010). مکانیزم پردازش در یک سیستم فازی اعم از ممدانی یا سوگنو شامل پنج مرحله می‌باشد: فازی سازی ورودی‌ها^۳، اعمال اپراتورهای فازی^۴، اعمال روش دلالت^۵، اجتماع تمام خروجی‌ها^۶ و غیرفازی سازی^۷. در مرحله اول هر ورودی به یک عدد فازی تبدیل می‌شود و مقدار درجه عضویت هر ورودی با توجه به توابع عضویت تعیین می‌شود. در مرحله بعد اگر مقدمه شرط شامل چند بخش باشد از یک اپراتور فازی برای بدست آوردن یک عدد که نشان دهنده نتیجه مقدمه شرط است، استفاده می‌شود. در مرحله سوم با استفاده از عدد فازی مرحله قبل، تابع خروجی بریده می‌شود. در مرحله چهارم خروجی هر کدام از شرطها که یک مجموعه فازی است با هم جمع می‌شوند تا یک مجموعه فازی واحد بدست آید. در نهایت ورودی هر فرایند دفازی یک مجموعه فازی است (حاصل اجتماع مجموعه- های فازی خروجی) و خروجی آن یک عدد است. اجتماع مجموعه‌های فازی یک سری از مقادیر خروجی را در بر می‌گیرد و لذا باید دفازی شود تا از مجموعه فازی به یک عدد خروجی تبدیل شود. (Matlab, 2010)

در مطالعه حاضر از سیستم تاکاگی-سوگنو برای پیش‌بینی نفوذپذیری استفاده شده است. از جمله مهمترین مزایای این سیستم می‌توان به موارد زیر، اشاره کرد (Matlab, 2010):

۱- از نظر محاسباتی کارآمد است.

۲- با تکنیکهای خطی به خوبی کار می‌کند.

۳- با تکنیک‌های بهینه‌سازی و تطبیقی خوب کار می‌کند.

1 -Mamdani
 2 -Takagi and Sugeno
 3 -Fuzzify Inputs
 4 -Apply Fuzzy Operator
 5 -Apply Implication method
 6 -Aggregate All Outputs
 7 -Defuzzify

۴- پیوستگی فضای خروجی را تضمین می‌کند.

۵- برای تحلیل ریاضی بسیار مناسب است.

۳-۳-۳ دسته بندی فازی

هدف دسته بندی مشخص کردن گروه‌های طبیعی نهفته در یک مجموعه بزرگ داده‌ها است تا رفتار سیستم را بتوان به صورت مختصر بیان کرد. ما از اطلاعات دسته بندی برای تولید یک سیستم استدلال فازی استفاده می‌کنیم تا با کمترین تعداد قواعد رفتار سیستم مدل شود. دو نوع دسته بندی فازی وجود دارد.

روش خوشه بندی میان گذر^۱ (FCM)

روش خوشه بندی کاهشی یا زیر گروهی^۲

روش FCM راهی برای دسته بندی داده‌هاست که در آن هر نقطه داده متعلق به یک گروه با درجه‌ای خاص است که به وسیله تابع عضویت آن مشخص می‌شود. این روش نشان می‌دهد که چگونه داده‌های چند بعدی به تعداد مختلف گروه دسته بندی می‌شوند. در این روش تعداد دسته‌ها از قبل باید فرض شود. یعنی الگوریتم با ناظر است. در این صورت دسته بندی ابتدا با یک حدس اولیه برای مرکز دسته‌ها شروع می‌شود. این حدس اولیه که مشخص کننده میانگین مکانهای هر دسته است در بیشتر حالات اشتباه است. سپس هر مجموعه داده با یک درجه عضویت به یک گروه منسوب می‌شود. به وسیله تکرار و تغییر دادن مرکز دسته‌ها و درجه عضویت هر نقطه داده، FCM مرکز دسته‌ها را به سمت صحیح حرکت می‌دهد. این تکرار بر اساس حداقل کردن تابع مشخصی است که نشان دهنده فاصله هر مجموعه داده از یک دسته با وزن درجه عضویت آن می‌باشد (Jantzen, 1998).

1- Fuzzy C-Means Clustering

2- Subclustering

اما اگر از تعداد گروه‌های موجود در داده‌ها اطلاع نداشته باشیم دسته بندی کاهشی^۱ یک الگوریتم سریع و یک مرحله‌ای برای تخمین تعداد گروه‌ها و مرکز گروه‌ها در یک مجموعه داده است. این الگوریتم بر خلاف FCM یک الگوریتم بدون ناظر است. این روش بر مبنای چگالی داده‌ها در فضای الگوهای مورد نظر بنا شده است. نقاط دارای بالاترین تعداد همسایگی برای مرکز دسته انتخاب می‌شوند سپس داده‌های داخل شعاع فازی از قبل مشخص شده حذف می‌شوند و الگوریتم راه خود را برای یافتن نقطه‌ای جدید با بیشترین همسایگی ادامه می‌دهد. این فرآیند تا زمانی که تمام داده‌ها امتحان نشده‌اند دنبال می‌شود (Jantzen, 1998).

یک مزیت مهم استفاده از دسته بندی فازی در پیدا کردن قواعد در این است که قواعد به دست آمده بسیار به رفتار داده‌ها نزدیک‌ترند تا زمانی که از دسته بندی استفاده نشود. این امر باعث کاهش مسئله انفجار قواعد با افزایش تعداد ورودی‌ها می‌شود.

۳-۳-۴ نگاهی به جعبه ابزار منطق فازی در نرم افزار Matlab

جعبه ابزار منطق فازی در نرم افزار Matlab محیط گرافیکی برای ایجاد سیستم فازی فراهم می‌آورد. در این جعبه ابزار قابلیت انتقال سیستم فازی طراحی شده، به محیط سیمولینک وجود دارد. محیط گرافیکی GUI شامل پنج ابزار اولیه برای ساخت و ویرایش سیستم استنتاج فازی می‌باشد ، که عبارتند از:

۱- ویرایشگر FIS

۲- ویرایشگر تابع عضویت

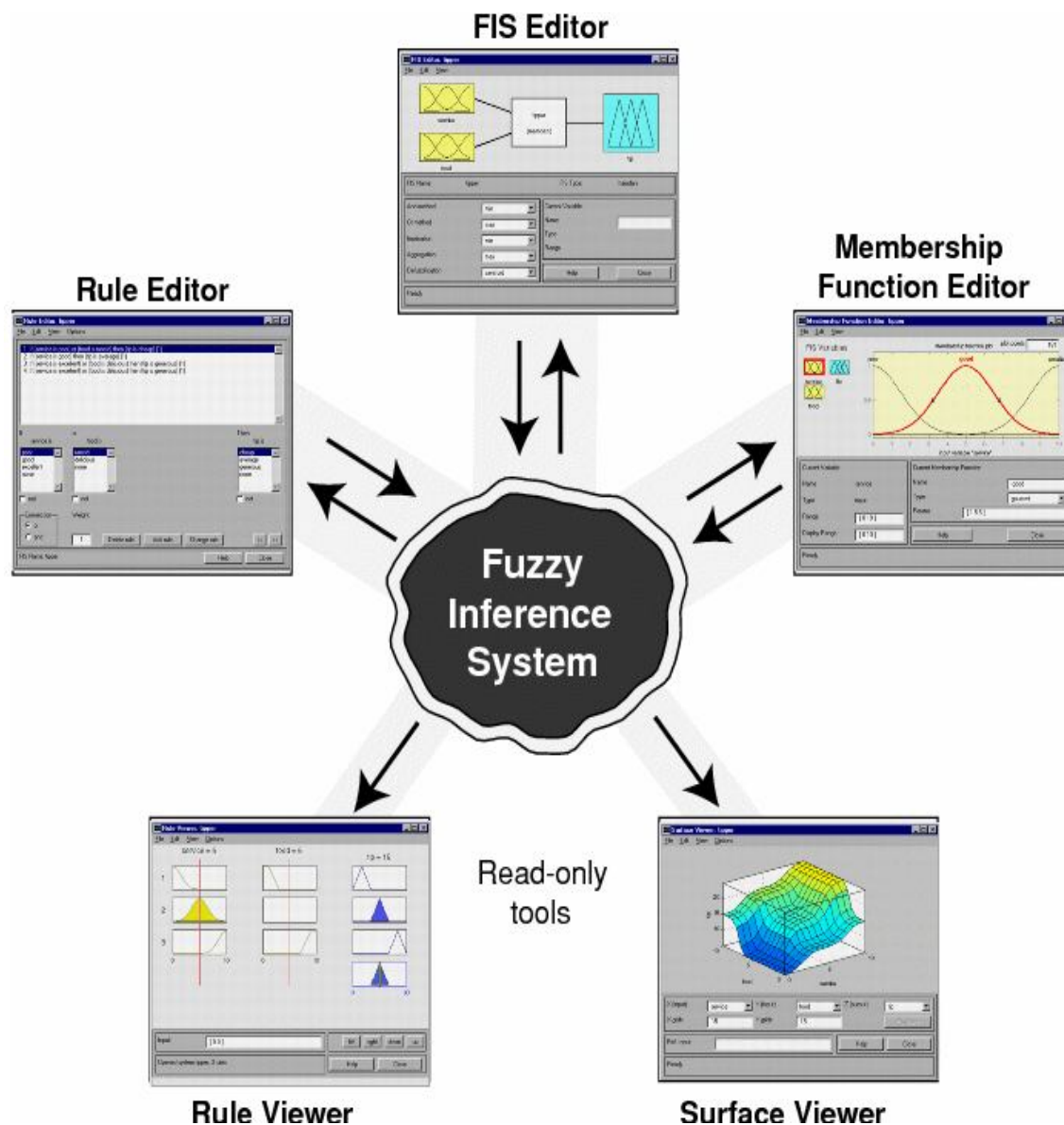
۳- ویرایشگر قانون

۴- نمایشگر قانون

۵- نمایشگر سطح

^۱ -Subtractive

برای باز کرد محیط گرافیکی، دستور fuzzy را در خط فرمان بایستی اجرا کرد. در ویرایشگر FIS تنظیماتی از قبیل تعداد ورودی‌ها و خروجی‌ها و نام آنها مشخص می‌شود. بر روی تعداد متغیرها محدودیتی وجود ندارد و تنها عامل محدود کننده، حافظه کامپیوتر مورد استفاده است که عملیات پردازش را کند و حجم محاسبات را زیاد می‌نماید. بخش‌های مختلف یک سیستم فازی در شکل (۳-۱۵) نشان داده شده است (Matlab, 2010).



شکل (۳-۱۵): بخش‌های مختلف یک سیستم فازی در محیط Matlab (Matlab, 2010)

۳-۴ مدل‌های عصبی فازی

ترکیب تکنولوژیهای منطق فازی و شبکه‌های عصبی، عصبی فازی نامیده می‌شود. در مجموع یک سیستم فازی عصبی یک سیستم شبکه عصبی خود آموزش ده است، اما از منطق فازی برای نمایش دانش و از قانون‌های فازی برای نشان دادن رفتار و آموزش سیستم استفاده می‌کند. سیستم‌های فازی عصبی بصورت موفقیت آمیزی برای مدل‌سازی فرآیندهای پیچیده غیرخطی به کار گرفته شده‌اند. همانند شبکه‌های عصبی و مدل‌های فازی، سیستم‌های فازی عصبی تکنیکی برای توصیف رفتار سیستم با استفاده از قوانین استنتاجی فازی در قالب ساختار شبکه‌های عصبی می‌باشد. این مدل‌ها دارای ویژگی منحصر به فردی هستند که می‌توانند به صورت زبانی مشخصه‌های سیستم‌های پیچیده غیر خطی را بازگو کنند (Nikraves and Aminzadeh, 2001)

۳-۴-۱ سیستم‌های استنتاج عصبی - فازی تطبیقی (ANFIS)^۲

یکی از بزرگترین معایب سیستم‌های استنتاج فازی، دشواری و عدم دقت در انتخاب توابع عضویت و ایجاد قوانین فازی است، به ویژه در مواردی که دانش خبره و مهارت لازم در آن وجود ندارد. سیستم‌های فازی_عصبی یکی از توانمندترین ابزارها برای تعیین قوانین فازی و تنظیم خودکار پارامترهای توابع عضویت می‌باشد (Matlab, 2010). بر خلاف سیستم‌های فازی که می‌توانند چندین خروجی داشته باشند، سیستم‌های فازی_عصبی تنها با یک خروجی اجرا می‌شوند.

ایده اصلی که در پشت این تکنیک‌های آموزش عصبی _ تطبیقی نهفته است، بسیار ساده می‌باشد. این تکنیک‌ها یک روش را برای روند مدل‌سازی فازی به منظور آموزش اطلاعات یک مجموعه مهیا می‌کنند، تا پارامترهای تابع عضویت را به گونه‌ای پیدا کنیم که سیستم استنتاج فازی بهترین رابطه اطلاعات ورودی و

1- Self-training

2- Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)

خروجی را بدست آورد. این روش آموزش مانند روش‌های مربوط به آموزش در شبکه‌های عصبی کار می‌کند. تابعی از جعبه ابزار منطق فازی که کار تعدیل (تنظیم)^۱ پارامترها را انجام می‌دهد (ANFIS) نامیده می‌شود. با استفاده از یک مجموعه اطلاعات ورودی_خروجی، تابع جعبه ابزار منطق فازی (ANFIS) یک سیستم استنتاج فازی (FIS) می‌سازد که پارامترهای تابع عضویت آن به روش پس_انتشار به تنهایی و یا همراه با روش حداقل مربعات^۲ تعدیل می‌شوند (Matlab, 2010).

در روش مدل‌سازی (ANFIS) ابتدا یک مدل پارامتری فرض می‌شود (یعنی نسبت دادن ورودیها به توابع عضویت و سپس به قواعد و خروجی به توابع عضویت و ...). سپس داده‌های ورودی_خروجی مناسب برای آموزش جمع می‌شوند. در این صورت می‌توان از (ANFIS) برای آموزش مدل استفاده کرد تا با تابعیت از داده‌های آموزشی نسبت به تغییر پارامترهای توابع عضویت، با توجه به یک معیار خطای انتخاب شده اقدام کند.

در (ANFIS) ما به جای تنظیم وزن‌های شبکه به تنظیم توابع عضویت اهمیت بیشتری می‌دهیم. از نظر ریاضی می‌توان یک (ANFIS) را معادل یک سیستم سوگنو در نظر گرفت (Jantzen, 1998).

۳-۴-۲ محدودیت‌های سیستم تطبیقی فازی_عصبی

این سیستم‌ها دارای پیچیدگی بیشتری در مقایسه با سیستم‌های فازی هستند، که باعث محدودیت‌های زیر می‌شود:

- ۱- باید از سیستم‌های نوع سوگنو درجه صفر یا یک باشد.
- ۲- تنها یک خروجی داشته باشند که بوسیله دفازی کردن میانگین وزنی بدست می‌آید. تمامی توابع عضویت خروجی باید از یک نوع باشند و ضمناً باید خطی یا ثابت باشند.

1 -Adjustment

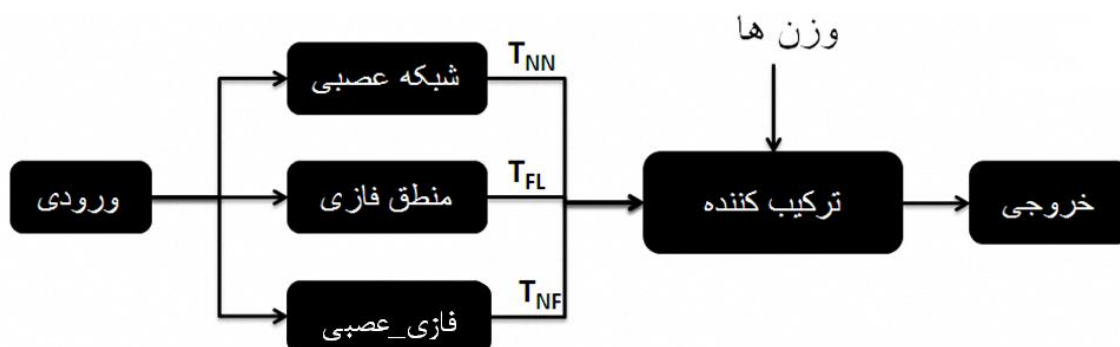
2- Least Squares

۳- دارای قوانین اشتراکی نباشند. به اصطلاح گفته می‌شود تعداد توابع عضویت خروجی باید با تعداد قوانین یکسان باشد.

۴- برای هر قانون یک وزن یکتا داشته باشد.

۳-۵ ماشین کمیته مبتنی بر سیستم‌های هوشمند^۱

در علوم مهندسی برای حل مسائل و توابع پیچیده، از اصلی به نام تقسیم و تسهیل^۲ استفاده می‌شود. بر پایه این اصل، یک مسئله پیچیده به چندین مسئله ساده‌تر تقسیم می‌شود و بجای حل کردن یک مسئله دشوار چندین مسئله آسانتر حل می‌شود و در نهایت با ترکیب پاسخهای بدست آمده به پاسخ مسئله اصلی و اولیه می‌رسیم. در مورد تکنیکهای هوش مصنوعی نیز می‌توان از همین تکنیک برای رسیدن به پاسخی دقیق‌تر و نزدیک‌تر به واقعیت استفاده کرد. برای این منظور جواب بدست آمده از هریک از تکنیکهای هوش مصنوعی (شامل شبکه عصبی، منطق فازی و سیستم تطبیقی فازی_عصبی) را با هم ترکیب می‌کنند، که به این فرآیند اصطلاحاً تشکیل ماشین کمیته گفته می‌شود. این فرآیند باعث می‌شود تا مزایای هریک از روش‌ها در کنار هم قرار گرفته و دقیقترین جواب بدست آید (Kadkhodaie et al., 2008). در شکل (۳-۱۶) فلوچارتی از عملکرد یک ماشین کمیته نشان داده شده است.



شکل (۳-۱۶): فلوچارتی از عملکرد ماشین کمیته

1- Committee machine with intelligent system

2 -Principle of divide and conquer

برای ترکیب پاسخهای بدست آمده از تکنیکهای مستقل هوش مصنوعی دو نوع ماشین کمپته پیشنهاد می شود: نوع اول میانگین گرفتن از پاسخ روش‌ها می باشد که به آن میانگین گیری ساده گفته می شود. در این روش سهم هریک از روش‌ها (شبکه عصبی، منطق فازی و فازی_عصبی) در تولید خروجی نهایی با هم برابر است (Chen and Lin, 2006). در روش دوم از الگوریتم ژنتیک^۱ برای تولید بهترین ترکیب و ایجاد جواب دقیق استفاده می شود. در مطالعه حاضر از روش میانگین گیری ساده استفاده شده است.

1- Genetic algorithm

فصل چهارم

تخمین نفوذپذیری با شبکه‌های هوشمند

۴-۱ مقدمه

دقیق‌ترین روش برای بدست آوردن نفوذپذیری، آنالیز مغزه می‌باشد. ولی به علت مسائلی از قبیل شرایط چاه، هزینه بالای مغزه‌گیری، نمی‌توان در همه چاه‌ها و در تمام فواصل چاه، مقادیر نفوذپذیری را با آنالیز مغزه اندازه‌گیری نمود. با توجه به اینکه داده‌های چاه‌نگاری برای همه چاه‌ها موجود می‌باشند ولی با این وجود هیچ نگاری به طور مستقیم قادر به اندازه‌گیری نفوذپذیری نیست. روشهایی برای محاسبه نفوذپذیری از نگارهای چاه از قبیل تخمین نفوذپذیری از طریق تخلخل و سیال غیر قابل استحصال (Kumar et al., 2000; Bhatt, 2002)، تخمین نفوذپذیری از طریق داده‌های تست چاه (Bhatt, 2002) و نفوذپذیری حاصل از نگار تشدید مغناطیسی هسته‌ای (NMR) (Bhatt, 2002, Tiab and Donaldsson, 2004) وجود دارند که هر کدام از این روشها مشکلات مربوط به خود را دارند (Bhatt, 2002).

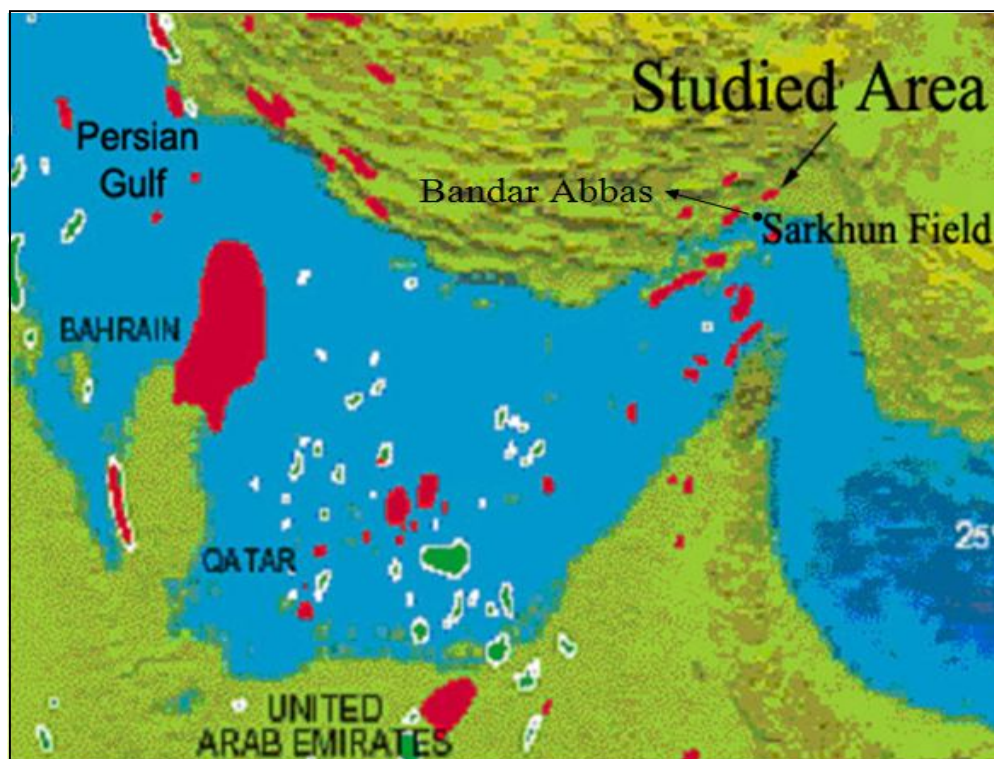
بنابراین کار معمول در اینجا، بررسی ارتباط نگارهای چاه با نفوذپذیری در چاه‌های مغزه‌گیری شده با استفاده از روشهای هوش مصنوعی است که می‌تواند برای فواصل و چاه‌های مغزه‌گیری نشده، استفاده گردد.

۴-۲ ناحیه مورد مطالعه

با توجه به اینکه مطالعه حاضر بر روی میدان سرخون انجام شده است، در این قسمت مختصری از موقعیت جغرافیایی و زمین شناسی میدان بیان می‌شود.

میدان گازی سرخون در جنوب شرقی استان هرمزگان، تقریباً ۲۰ کیلومتری شمال شرقی بندر عباس قرار دارد. بر اساس اطلاعات زمین شناسی و ژئوفیزیکی و اطلاعات چاههای حفاری شده، میدان سرخون تاقدیسی است که بطور متوسط دارای ۲۱ کیلومتر طول و ۷ کیلومتر عرض و دارای روند شمال شرقی-جنوب غربی می‌باشد.

این میدان در شمال شرقی بندرعباس واقع شده بطوریکه از شمال به تافدیس سطحی کونوک، از غرب به میدان سورو و از طرف شرق به ساختمان جلایی محدود می‌شود شکل (۴-۱). در این میدان بیشترین شیب بر روی سازند آغاچاری در یال شمالی ۲۵ درجه و کمترین شیب در یال جنوبی به ۱۲ درجه می‌رسد (شرکت نفت مناطق مرکزی ایران، ۱۳۸۸).



شکل (۴-۱): موقعیت میدان سرخون در شمال‌شرقی بندرعباس و شمال تنگه هرمز (شرکت نفت مناطق مرکزی ایران، ۱۳۸۸)

مخازن شناخته شده سرخون به سه مخزن اصلی جهرم، رازک و گوری (گوری بازده) تقسیم شده است که سنگ مناسب مخزن در آنها به ترتیب در گوری بازده سنگ آهک متخلخل، رازک کنگلومرا و ماسه سنگ و آهک و سازند جهرم عمدتاً سنگ آهک است (شرکت نفت مناطق مرکزی ایران، ۱۳۸۸).

در این میدان تا کنون ۱۶ حلقه چاه حفاری گردیده است. سطح تماس اولیه گاز و آب در میدان در عمق ۳۱۹۵ متری زیر سطح دریا تخمین زده شده است. بدلیل نبود اطلاعات کافی مغزه از دو مخزن گوری بازده و رازک ناگزیر به حذف این مخازن گشته و مطالعه را در مخزن جهرم انجام داده‌ایم.

۴-۲-۱ زمین شناسی و چینه شناسی ناحیه

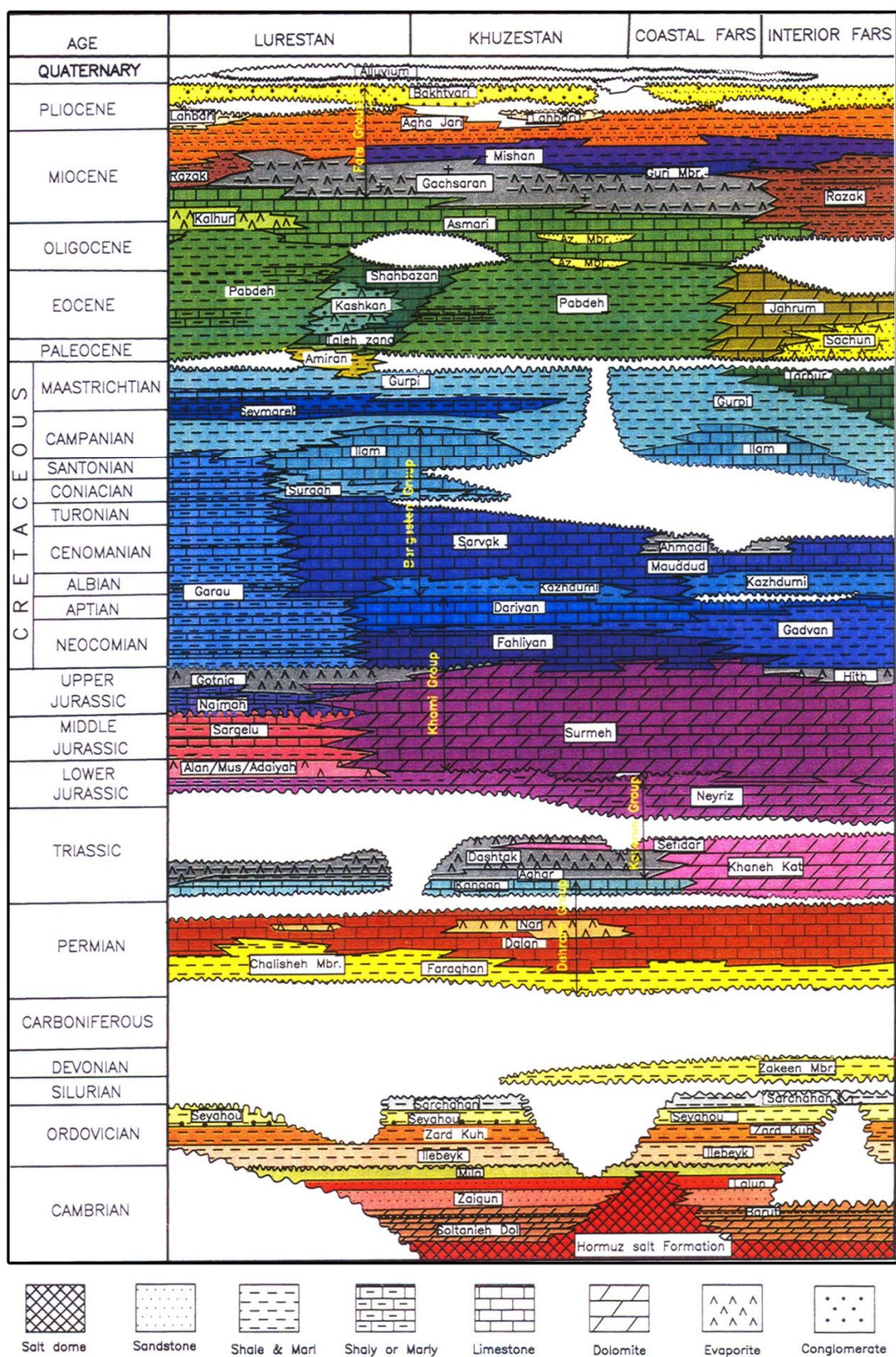
لینتو استراتیگرافی سازندهای حفاری شده بصورت اختصار از بالا تا پایین این واحد سنگی به ترتیب ذیل می-باشند. ساختارهای زمین شناسی جنوب ایران تحت تاثیر چین خوردگی زاگرس و در برخی نواحی متأثر از گنبد های نمکی هستند. شکل (۴-۲) سازند های مختلف در منطقه زاگرس را با توجه به کشیدگی های آنها نشان می‌دهد. سازندهای موجود در این میدان به ترتیب از جوان به مسن شامل آگاجاری ، میشان ، بخش گوری، رازک ، آسماری ، جهرم ، پابده ، ساچون ، گورپی و سروک می باشند.

۴-۲-۱-۱ سازند آگاجاری

نام سازند آگاجاری جایگزین واحد فارس بالایی شده است. این سازند در طول جاده‌ای که از بخش مرکزی میدان آگاجاری می‌گذرد در ۹۷۳۰ فوت اندازه‌گیری، خصوصیات نظیر رنگ قهوه‌ای تا خاکستری، ماسه سنگ‌های آهکی و کم هوازده، سنگ گچ رگه‌دار، مارن‌های قرمز و سیلت به چشم می‌خورد. آگاجاری سازند میشان را می‌پوشاند و تقریباً توسط کنگلومرای بختیاری پوشیده شده است (شرکت نفت مناطق مرکزی ایران، ۱۳۸۸).

۴-۲-۱-۲ سازند میشان

قبلاً به عنوان فارس میانی شناخته می‌شد اما در حال حاضر سازند میشان نامیده می‌شود. در یک مقطع در جناح جنوب غربی میدان گچساران در جایی که تقریباً ۲۳۳۰ فوت از میشان رخنمون دارد سازند میشان شامل مارن‌های خاکستری کم هوازده و ساختار شیاردار پر شده با سنگ آهک پوسته پوسته با میکروفسیل‌های بسیار فراوان می‌باشد. سطح تماس تحتانی تند با سنگ گچ‌های سازند گچساران با مقدار کمی از لکه‌های آهن‌دار بتدریج به سمت بالای فصل مشترک می‌باشد. در میدان گازی سرخون سازندهای گوری، رازک پایینی و جهرم محتوی گاز می‌باشند بنابراین اغلب مارن‌های خاکستری سازند میشان به عنوان پوش سنگ اصلی می‌باشد (شرکت نفت مناطق مرکزی ایران، ۱۳۸۸).



شکل (۲-۴): چینه‌شناسی عمومی منطقه زاگرس (NISOC, 1382).

۴-۲-۱-۳ ممبر سنگ آهکی گوری

در اغلب بخشهای ناحیه مورد مطالعه بخش تحتانی سازند میشان در یک رخساره سنگ آهکی بنام بخش سنگ آهکی گوری گسترش یافته است. مقطع اندازه‌گیری شده از ممبر گوری درست در شرق گنبد نمکی کوه گچ در ۱۸ مایلی جنوب شرقی شهر لار و ۱۱ مایلی شرق - جنوب شرقی روستای نیمه قرار گرفته است. این بخش در بالا با مارنهای میشان پوشیده شده و در قسمت پائین به سازند رازک محدود می‌گردد. مرز بالای این بخش با سازند میشان تدریجی و مرز پائینی آن بطور مشخص به مارنهای قرمز و آهکهای ماسه‌ای سازند رازک محدود می‌گردد. اهمیت ممبر گوری بدلیل دارا بودن یک بخش آهکی (آهک گوری یا گوری بازده) با ذخیره گازی در بخشهای پائینی می‌باشد. گوری بازده از نظر سنگ شناسی آهک متخلخل و تا اندازه‌ای دولومیتی شده و دارای میان لایه‌های نازک مارنی بوده که حد بالائی آن کاملاً مشخص و مرز زیرین نسبتاً مشخص می‌باشد. ضخامت این لایه از ۴۶ متر (کمترین) در چاه شماره ۹ تا ۷۸ متر (بیشترین) در چاه شماره ۵ متغیر است (شرکت نفت مناطق مرکزی ایران، ۱۳۸۸).

۴-۲-۱-۴ سازند رازک

قبلاً سازند رازک در سازند فارس میانی شامل بود و بنام رخساره ایران مرکزی نامیده می‌شد. مقطع اندازه‌گیری شده در جناح شمالی کوه جهرم، ۲۳ مایلی جنوب شرقی شهر جهرم و نیم مایلی جنوب شرقی روستای چاه تیز واقع شده است. این سازند در حد فاصل بین آهک گوری بازده (در بالا) و سازند جهرم (در پائین) قرار دارد. محل تماس آن در بالا با آهک گوری بازده نسبتاً مشخص و در پائین با سازند جهرم کاملاً مشخص می‌باشد. در بخشهای پائینی این سازند، کنگلومرای قاعده به وضوح دیده می‌شود. این سازند عمدتاً از مارن قرمز و خاکستری با میان لایه های آهکی و ماسه سنگی و نهایتاً در قاعده نیز از کنگلومرا تشکیل شده است. ضخامت سازند رازک بسیار متغیر بوده و این نشانه ناآرامی در محیط رسوبگذاری و ناهموازی سطح دگر شیبی در بالای سازند جهرم است. رسوبات سازند رازک از نوع تخریبی، رودخانه ای و دلتائی است و ضخامت آن از ۸۰ متر در چاه شماره ۹ در جنوب شرقی میدان تا ۲۴۶ متر در چاه شماره ۴ در پلانچ غربی

متغیر است. دربخشهای میانی سازند رازک و دربخشهای مرکزی تا جنوب غربی تاقدیس سرخون دو افق انیدریتی دیده می‌شوند که به طرف شرق و شمالشرقی میدان به تدریج محو می‌گردند (شرکت نفت مناطق مرکزی ایران، ۱۳۸۸).

۴-۲-۱-۵ سازند آسماری

نام این سازند از کوه آسماری در خوزستان گرفته شده است. ضخامت آن در مقطع تیپ ۳۱۴ متر است ولی عموماً از چند متر تا ۵۱۸ متر متفاوت است. از لحاظ سنگ شناسی شامل آهک کرم تا قهوه‌ای رنگ است. این سازند در سطح تماس زیرین خود شیل‌ها و مارن‌های سازند پابده را بطور هم شیب می‌پوشاند اما در لرستان با دگرشیبی روی سازند آهکی و دولومیتی شهبازان قرار می‌گیرد و در بخشی از نواحی فارس به حالت دگرشیبی فرسایشی سازند جهرم را فرا می‌گیرد. در سطح تماس فوقانی سازند گچساران قرار دارد و در فارس داخلی هم سازند رازک جانشین گچساران می‌شود. سن کلی سازند آسماری اولیگوسن تا میوسن آغازی است (شرکت نفت مناطق مرکزی ایران، ۱۳۸۸).

۴-۲-۱-۶ سازند جهرم

این واحد قبلاً سنگ آهک گیشان نامیده می‌شد. مقطع اندازه گیری شده در تنگه آب در سمت شمال کوه جهرم می‌باشد. سازند جهرم در حد فاصله سازندهای رازک و پابده قرار دارد، در مقطع اندازه گیری شده سن سازند جهرم از پلیوسن تا ائوسن میانی می‌باشد در ناحیه فارس داخلی سن جهرم از ائوسن میانی جوانتر نیست و بوسیله سازند آسماری با سن الیگومیوسن پوشیده شده است. سازند جهرم از نظر سنگ شناسی از سنگ آهک تشکیل شده است. نتایج حاصل از آنالیز مغزه نیز بیانگر وجود بخش‌های دولومیتی با فراوانی کم در این سازند است.

حد بالائی سازند پابده با جهرم بصورت تدریجی می‌باشد به همین دلیل تعیین وضعیت مرز بالایی سازند پابده کمی مشکل می‌باشد، در صورتیکه مرز بالایی سازند جهرم با رازک کاملاً مشخص است. ضخامت سازند

جهرم در تمام میدان سرخون یکسان نیست و این نشان دهنده این است که سازند جهرم در طاق‌دیس سرخون یکنواخت از آب خارج نشده بلکه بخش غربی آن دیرتر از آب خارج گردیده است، و از طرفی می‌تواند بدلیل فرسایش و نازک شدن جهرم در مرکز و شرق میدان باشد. سازند جهرم در تمامی چاه‌ها بطور کامل حفاری نشده است. با این وجود بیشترین ضخامت آن ۵۴۳ متر بوده که در چاه شماره ۴ دیده شده است (شرکت نفت مناطق مرکزی ایران، ۱۳۸۸).

سازند جهرم با انطباق لایه ای به سه بخش پایینی و میانی و بالائی تقسیم گردیده است، در این بخش بندی ابتدا بخش یک با توجه به کم بودن کانی رسی و اینکه در قسمت بیشتر میدان تخلخل پائین و نفوذپذیری کم است به یک بخش تبدیل گردید. بخش دوم بدلیل تخلخل مناسب و نفوذپذیری بیشتر نیز مجزا گردید و در چاههایی که به دلیل وجود کانی رسی بیشتر تخلخل و بخصوص نفوذپذیری کاهش پیدا نموده با انطباق لایه‌ای بخش مشخص گردیده است. بخش سوم بخشی است که بیشتر از دو بخش دیگر دارای کانی رسی است و به همین دلیل بر اساس نگار گاما حدود آن مشخص گردیده و بدلیل اینکه بالای سازند پابده در اغلب چاهها حفاری نگردیده، یا نگار واضح وجود ندارد و بخصوص تعیین بالای سازند پابده بدلیل تغییر تدریجی کاملاً قابل تشخیص نیست، بنابراین تعیین پائین بخش سوم جهرم (حد بالائی پابده) تا حدودی تقریبی است (شرکت نفت مناطق مرکزی ایران، ۱۳۸۸).

۴-۲-۱-۶-۱ بخش پائینی سازند جهرم

سنگهای تشکیل دهنده بخش پائینی سازند جهرم از آهک و آهک مارنی و مارن تشکیل شده است. مارن‌ها بیشتر در قسمت غربی میدان قرار دارند. تخلخل مفید در سنگهای این بخش بستگی زیادی به میزان مواد رسی همراه سنگ دارد. در مناطقی که رس بیشتری وجود دارد از تخلخل مفید کمتری برخوردار است. تخلخل مفید در چاههایی که آهک حفره‌دار بیشتری دارند بیشتر می‌باشد شکستگی در سنگهای این بخش با توجه به شواهد، بسیار کم دیده می‌شود (شرکت نفت مناطق مرکزی ایران، ۱۳۸۸).

۴-۲-۱-۶-۲ بخش میانی سازند جهرم

سنگهای تشکیل دهنده بخش میانی سازند جهرم عمدتاً از آهک و آهک مارنی و در بعضی از چاههای میدان از لایه‌های مارن تشکیل شده است. بلورهای ریز و درشت و دولومیت در میان سنگهای این قسمت به وضوح دیده می‌شود. از عمده ترین عوامل کاهش تخلخل و بخصوص نفوذپذیری در این بخش ازدیاد رس را می‌توان ذکر نمود، در این بخش شکستگی به وضوح دیده می‌شود که شکستگی‌ها با بیتومین پر شده‌اند. تخلخل در این بخش از نوع بین دانه‌ای و بین کریستالی و شکستگی و تخلخل حفره‌ای ریز می‌باشد. ضخامت این بخش بسیار متغیر بوده و شاید بدلیل تلاطم و ناآرامی در محیط رسوب گذاری باشد ضخامت این بخش از ۹۰ متر (کمترین) در چاه شماره ۸ و ۱۸۰ متر (بیشترین) در چاه ۱۳ متغیر می‌باشد (شرکت نفت مناطق مرکزی ایران، ۱۳۸۸).

۴-۲-۱-۶-۳ بخش بالائی سازند جهرم

سنگهای تشکیل دهنده بخش بالایی سازند جهرم از آهک و آهک مارنی که بطور کلی از بخش‌های میانی و پائینی کمتر دارای کانی‌های رسی می‌باشد تشکیل شده است. از نکات قابل توجه در بخش بالای سازند جهرم این است که این بخش در محیطی از دریا تشکیل شده که شبیه شرایط تشکیل گوری بازده می‌باشد، همچنین این بخش بخصوص بالای آن که از آب خارج گشته و در معرض هوازدگی قرار گرفته و می‌بایست کلاً سنگ متخلخل شده باشد، ولی بدلیل تبلور مجدد تخلخل این بخش و به طبع آن نفوذپذیری به شدت کاهش یافته و خاصیت مخزن بودن این بخش را در قسمت‌های زیادی از میدان از بین برده است، همچنین یکی دیگر از دلایل نفوذپذیری کم وجود کانیهای رسی است که با داشتن تخلخل، ئیدروکربوری در آن ذخیره نگردیده است. مقدار این کاهش تخلخل در بخش شرقی و مرکزی و یال شمالی و جنوبی بیشتر مشاهده می‌شود، در صورتیکه هر چه از سمت چاه شماره ۶ بطرف غرب میدان می‌رویم، تبلور و به طبع آن کاهش تخلخل کمتر دیده می‌شود و در نتیجه این بخش را جهت مخزن شدن مناسب گردانده است.

ضخامت بخش بالائی سازند جهرم از ۱۶۶ متر (کمترین) در چاه شماره ۲ و ۲۴۵ متر (بیشترین) در چاه شماره ۱۳ متغیر می‌باشد (شرکت نفت مناطق مرکزی ایران، ۱۳۸۸).

۷-۱-۲-۴ سازنده پابده

نام این سازند از کوه پابده در خوزستان گرفته شده است و مقطع تیپ آن در تنگ پابده در جنوب شرق کوه پابده واقع در شمال میدان نفتی لالی اندازه‌گیری شده است و ضخامت آن ۷۹۸/۵ متر است و شامل ۱۴۰ متر بخش شیل ارغوانی با شیل‌ها و مارن‌های همراه با لایه‌های نازکی از آهک، ۷۴ متر بخش شیلی با آهک رسی، ۴۲/۶ متر بخش آهک رسی با ندول‌های چرتی، ۸۲/۳ متر بخش شیل‌های تیره با لایه‌های آهکی پراکنده در قاعده و ۴۵۸/۵ متر بخش فوقانی با آهک‌های رسی لایه نازک با تناوبی از شیل است. سطح تماس زیرین آن با سازند شیلی و مارنی گورپی هم شیب است. و سطح تماس فوقانی آن را سازند آسماری گاهی بصورت هم شیب و تدریجی و گاهی با دگر شیبی می‌پوشاند. سن این سازند پالئوسن تا میوسن است (شرکت نفت مناطق مرکزی ایران، ۱۳۸۸).

۸-۱-۲-۴ سازند ساچون

این واحد قبلاً بنام سنگ گچ زیر نومولیتی خوانده می‌شد. مقطع اندازه‌گیری شده در کوه ساچون در حدود سه مایلی روستای ساچون می‌باشد. که شامل ۴۶۴۰ فوت، ترکیبی از سنگ گچ، مارن و دولومیت به نسبت‌های مساوی می‌باشد. سنگ گچ بیشتر عدسی وار است و اغلب با مارن‌های رنگ اخراپی و دولومیت‌های نازک در جهت طاق‌دیس می‌باشد. سازند ساچون بر روی سازند تاربور قرار گرفته و توسط سازند جهرم پوشیده شده است. گسترش سازند ساچون که در استان فارس وجود دارد با پدیده ضخیم شدن مقطع کرتاسه - ترشیاری در فارس ساحلی به فارس داخلی همزمان است این واحد ممکن است در خلال کرتاسه پیشین نهشت کرده باشد. لیتولوژی این ساختار از سنگ گچ تا دولومیت و مارن‌های هوازده به رنگ اخراپی تا دولومیت تا بستر سیلتی ماسه‌ای قرمز متغیر است (شرکت نفت مناطق مرکزی ایران، ۱۳۸۸).

۴-۲-۱-۹ سازند گورپی

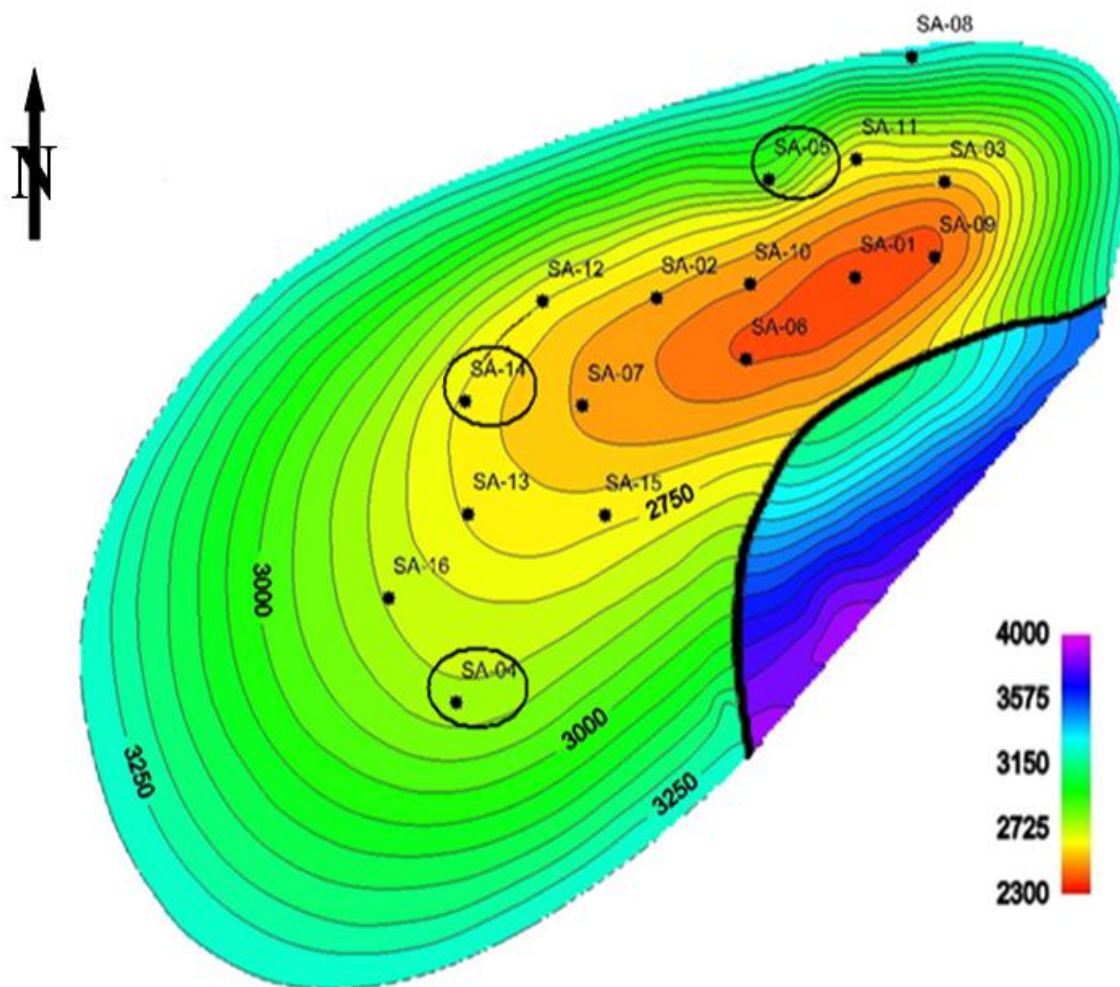
این واحد قبلاً بنام مارن گلوبیگرینا از مارن دزک نامیده می‌شد که اکنون به سازندهای گورپی و پابده تقسیم شده است. مبنای تقسیم بندی یک ناپیوستگی با لیتولوژی همراه می‌باشد که عموماً کرتاسه بالایی را از پالئوسن جدا می‌کند. مقطع اندازه‌گیری شده در تنگه پابده واقع در جنوب شرق کوه پابده درست در شمال میدان نفتی لالی قرار دارد که ۱۰۵۰ فوت از شیلها و مارن‌های دریایی خاکستری مایل به آبی تیره با سنگ آهکی زیرین را نشان می‌دهد. سازند گورپی با ناپیوستگی کمی بوسیله یک فوت زون هوازده آهن‌دار بر روی سازند ایلام قرار گرفته است. سازند بالایی در نقطه برخورد شیل‌های خاکستری تیره سازند گورپی با شیل‌های زرشکی سیلتی ماسه‌ای پایین سازند پابده می‌باشد (شرکت نفت مناطق مرکزی ایران، ۱۳۸۸).

۴-۲-۱-۱۰ سازند سروک

این واحد قبل از این که بنام سروک شناخته شود بخشی از سنگ آهک کرتاسه میانی و سنگ آهک لشتگان بود. مقطع اندازه‌گیری شده در تنگ سروک واقع در بخش مرکزی سمت جنوبی کوه بنگستان می‌باشد که ۸۳۵ فوت پایینی آن ترکیبی از سنگ آهکی رسی و بستر ورم کرده، خاکستری تیره، دانه بندی ریز همراه با مارن‌های خاکستری تیره نازک است. اثرات آمونیت‌های کوچک در این بخش سازند قابل مشاهده است. سطح تماس با سازند زیرین، کژدمی، تدریجی و پیوسته است سطح تماس با سازند بالایی، گورپی، ناهموار و همراه با یک زون هوازده ساییده شده می‌باشد. بخش فوقانی سروک بوسیله ناپیوستگی مهمی در استان‌های فارس و خوزستان مشخص می‌شود که این پدیده در لرستان، کمتر به چشم می‌خورد چون عموماً رخسارها در آب‌های عمیق هستند سازند سروک در استان لرستان در دوران آلبین به علت ناپدید شدن سازند کژدمی به سمت پایین گسترش می‌یابد. عموماً در استان فارس ساحلی تنها بخش پایینی سروک قرار دارد و بخش بالایی به علت ناپیوستگی دوران تورونین/سنومانین پیشین وجود ندارد (شرکت نفت مناطق مرکزی ایران، ۱۳۸۸).

۴-۲-۲ چاه‌های مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه، مربوط به سازند جهرم در میدان گازی سرخون است. در این میدان تاکنون ۱۶ حلقه چاه حفاری شده است که در چاه‌های SA-04، SA-5 و SA-14 مغزه‌گیری و آنالیز مغزه انجام گرفته است. در شکل (۳-۴) ساختار تاق‌دیزی میدان سرخون با موقعیت قرارگیری چاه‌های مورد نظر مشاهده می‌گردد که کنتورهای رسم شده نشان دهنده عمق از سطح زمین می‌باشد.



شکل (۳-۴): موقعیت قرارگیری سه چاه مورد بررسی در میدان سرخون (شرکت نفت مناطق مرکزی ایران، ۱۳۸۸)

در جدول (۱-۴) عمق شروع و خاتمه و مختصات جغرافیایی سه چاه مورد مطالعه در سازند جهرم آورده شده است.

جدول (۱-۴): عمق شروع و خاتمه و مختصات جغرافیایی چاه‌های مورد مطالعه در سازند جهرم (شرکت نفت مناطق مرکزی ایران، ۱۳۸۸)

سازند جهرم	SA-04	SA-05	SA-14
عمق شروع (متر)	۳۰۹۴	۲۹۹۶	۲۹۳۶
عمق خاتمه (متر)	۳۱۲۶	۳۱۷۶	۳۰۳۶
طول جغرافیایی (UTM)	۲۶۲۶۴۳۴	۲۶۳۰۹۱۵	۲۶۲۶۵۵۶
عرض جغرافیایی (UTM)	۶۴۹۳۵۰	۶۵۶۳۱۷	۶۵۳۳۵۴

داده‌هایی که برای طراحی سیستم‌های هوشمند لازم می‌باشند، نگارهای چاه (ورودیها) و نفوذپذیری مغزه (خروجی) هستند. 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 لاترولوگ عمیق (LLD)، نگار مقاومت ویژه لاترولوگ کم عمق (LLS)، نگار شاخص فتوالکتریک (PEF) و عمق (depth) هستند که در فصل دوم در مورد آنها بحث گردید. داده مغزه مورد نظر در اینجا نفوذپذیری افقی (KH) و نفوذپذیری قائم (KV) است که برای شبکه از لگاریتم آن دو (LKH و LKV) استفاده می‌گردد. قبل از بکارگیری این داده‌ها برای طراحی سیستم‌های هوشمند باید آنها را آماده سازی نمود.

۳-۴ آماده‌سازی داده‌ها

قبل از ورود داده‌ها به شبکه لازم است روی آنها یک سری تصحیحات و عملیات مقدماتی جهت حصول جواب قابل اطمینان انجام گیرد. آماده‌سازی داده‌ها اغلب پیچیده‌ترین بخش کاربرد طراحی سیستم‌های هوشمند است. بخشی از این پیچیدگی به انتخاب حالات تحقق یافته‌ای که الگوی صحیح را در اختیار بگذارند بر می‌گردد. بخش دیگر به تغییر مقیاس داده‌های آموزشی (نرمال کردن ورودی‌ها و خروجی‌ها) بر

می‌گردد. یک مجموعه آموزشی مناسب برای سیستم‌های هوشمند شامل، داده‌های ورودی و خروجی متناظر با آن می‌باشد. انتخاب یک مجموعه آموزشی مناسب، از اهمیت زیادی برخوردار است و باید دامنه مناسبی از داده‌ها را در برگیرد، چرا که پاسخ نهایی سیستم هوشمند مستقیماً تابع مثال‌های آموزشی است. هرچه تعداد متغیرهای ورودی شبکه بیشتر باشد به مجموعه آموزشی وسیعتری نیاز است تا سیستم بتواند الگوی بهتری را تشخیص دهد. زمان لازم برای آموزش سیستم تابعی از تعداد متغیرهای آموزشی می‌باشد و هر چه تعداد متغیرهای ورودی بیشتر باشد، زمان افزایش می‌یابد. زیاد بودن تعداد متغیرها علاوه بر افزایش زمان مشکل دیگری نیز ایجاد می‌کند و احتمال ایجاد مدل نامناسب می‌باشد. در چنین مواردی حذف متغیرهایی که اثر مثبت و معنی داری در پیش‌بینی سیستم ندارند، نقش بسزایی در افزایش دقت دارد. در بسیاری از مثال‌های آموزشی پوشش دادن مناسب ورودی‌ها موجب پوشش مناسب برای خروجی نیز می‌شود. آماده سازی داده‌ها جهت کار با سیستم‌ها شامل مراحل زیر است:

۴-۳-۱ حذف داده‌های نامناسب

در برخی از فواصل چاه ممکن است داده‌ها قابل اطمینان نباشد لذا لازم است که داده‌های آن فواصل حذف شده و در محاسبات منظور نگردند. یکی از این موارد مربوط به فواصلی است که در آنها ریختگی^۱ وجود دارد. اگر در فاصله‌ای اختلاف قطر سر مته با نگار قطر سنجی (کالیپر) بیشتر از ۱/۵ اینچ باشد معمولاً به عنوان فاصله ریخته شده در نظر گرفته می‌شود و در محاسبات منظور نمی‌شود. البته این آستانه برای مخازن کربناته بوده و در مخازن مختلف یکی نیست. مثلاً در ماسه سنگ‌های سست مسلماً این آستانه درست نبوده و باید بیشتر در نظر گرفته شود.

1- Wash Out

2 -Bad hole flag

۴-۳-۲ هماهنگ سازی بین نتایج اندازه‌گیری‌ها در مغزه و نگارها^۱

معمولاً اندازه‌گیری‌هایی که از مغزه به عمل می‌آید بر اساس پلاگ‌های مغزه‌ای در اندازه اینچ می‌باشد. در حالی که در مخزن با فوت و متر سروکار داریم که این مقیاس‌ها بسیار بزرگتر از اینچ هستند، بنابراین نیاز است که اندازه‌گیری‌های انجام شده از مغزه و نگار را با استفاده از روشهای مختلفی مانند ترکیب پاسخ نگار-های همجوار، میانگین‌گیری از اطلاعات مغزه و غیره با هم سازگار کرد.

۴-۳-۳ تطابق عمق بین نگارهای تهیه شده از چاه و مغزه^۲

معمولاً بین عمق مغزه و نگار اختلاف وجود دارد، لذا لازم است برای ورود داده‌ها به شبکه، اطلاعات مربوط به هر نقطه عمقی از مغزه به طور صحیحی در مقابل اطلاعات نگارهای چاه‌پیمایی قرار داده شود. برای انجام هم‌عمق‌سازی روشهای مختلفی وجود دارد که یک روش آن شامل اسکن گامای مغزه و مقایسه آن با نگار گامای چاه می‌باشد. در روش دیگر که ساده‌تر می‌باشد از نگارهای تخلخل و مغزه استفاده می‌شود (کدخدایی، ۱۳۸۳). برای این کار ابتدا یکی از نگارهای تخلخل (نگار تخلخل نوترون، صوتی یا دانسیته) در مقابل عمق متناظر آن رسم می‌گردد. سپس نگار تخلخل مغزه نیز در مقابل عمق متناظر آن بر روی همان نگار رسم می‌گردد. سپس پیک‌های همانند در روی این نگارها با خطی به هم متصل می‌شوند تا مقایسه راحت‌تر صورت گیرد. اگر پیک‌ها همانند، عمق یکسانی را نشان دهند می‌توان گفت که مغزه و نگار هم‌عمق هستند. در غیر این صورت باید اختلاف عمق بین نگار و مغزه را تعیین نمود. آن گاه یکی از عمق‌ها (مغزه یا نگار) را ثابت نگه داشته و عمق دیگری به اندازه اختلاف تعیین شده، تغییر داده می‌شود تا به عمقی که ثابت است، برسد. البته این اختلاف عمق ممکن است در فواصل مختلف یک چاه متفاوت باشد.

در جداول (۴-۲) مقادیر اختلاف عمق داده‌های مغزه و نگار در چاههای ۴ و ۵ و ۱۴ آمده است و شکل (۴-۴)

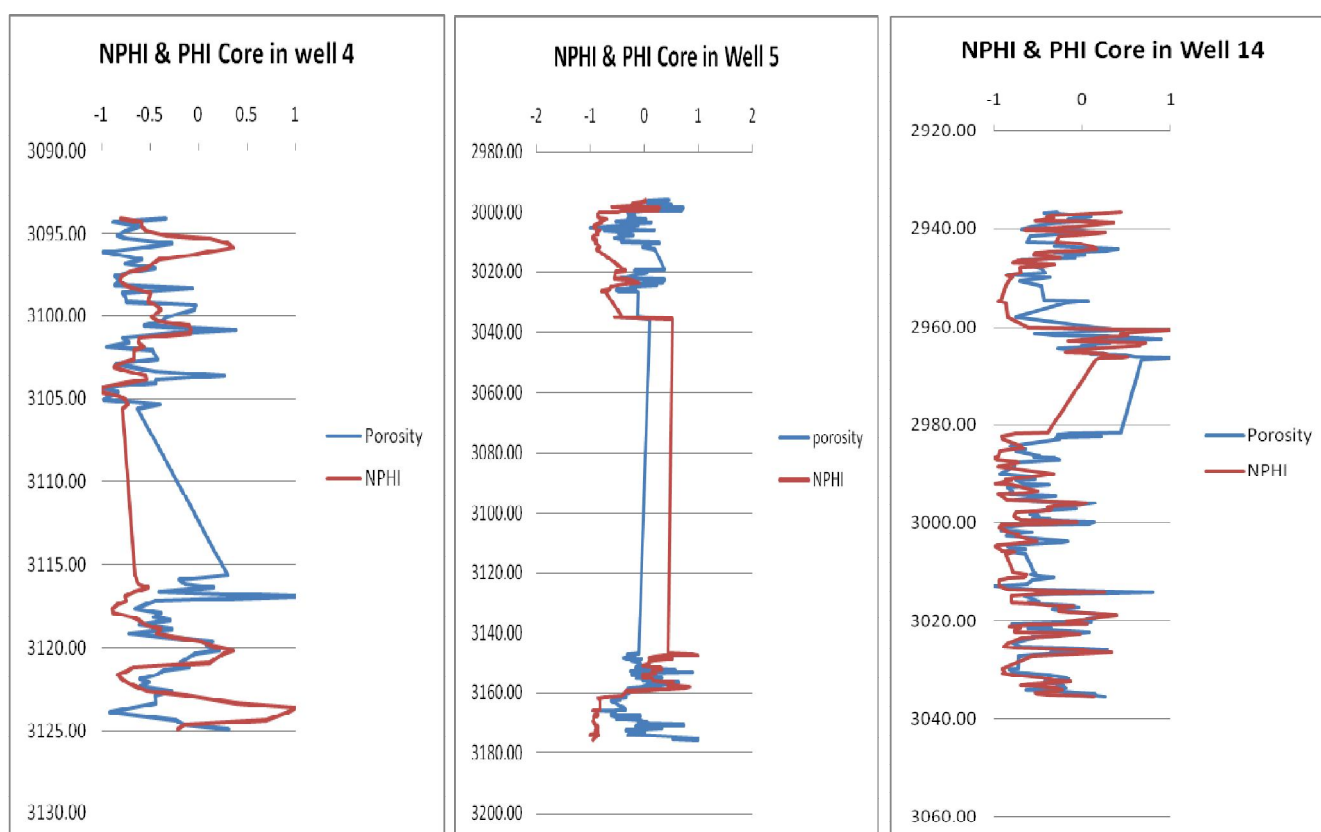
(۴) نیز فرآیند هم‌عمق‌سازی داده‌های مغزه و نگار را در چاههای ۴ و ۵ و ۱۴ نشان می‌دهد.

1- Scaling Problem

2- Depth matching

جدول (۴-۲) مقادیر اختلاف عمق داده‌های مغزه و نگار در چاه‌های ۴ و ۵ و ۱۴

SA-04	Core Int 1	3094.08 m-3105.83 m (Jahrum Fm)	-0.25
	Core Int 2	3115.13 m-3124.88 m (Jahrum Fm)	0.25
SA-05	Core Int 1	2996.08 m-3002.51 m (Jahrum Fm)	-0.52
	Core Int 2	3003.13 m-3019.93 m (Jahrum Fm)	0
	Core Int 3	3022.02 m-3146.70 m (Jahrum Fm)	0
	Core Int 4	3147.10 m-3160.05 m (Jahrum Fm)	0
	Core Int 5	3160.45 m-3175.80 m (Jahrum Fm)	0.68
SA-14	Core Int 8	2936.00 m-2954 m (Jahrum Fm)	1.08
	Core Int 9	2954 m-2981.40 m (Jahrum Fm)	0.57
	Core Int 10	2981.40 m-3008.10 m (Jahrum Fm)	-0.55
	Core Int 11	3009.40 m-3035.5 m (Jahrum Fm)	0.49



شکل (۴-۴) فرآیند هم‌سازی عمق داده‌های مغزه و نگار در چاه‌های ۴ و ۵ و ۱۴

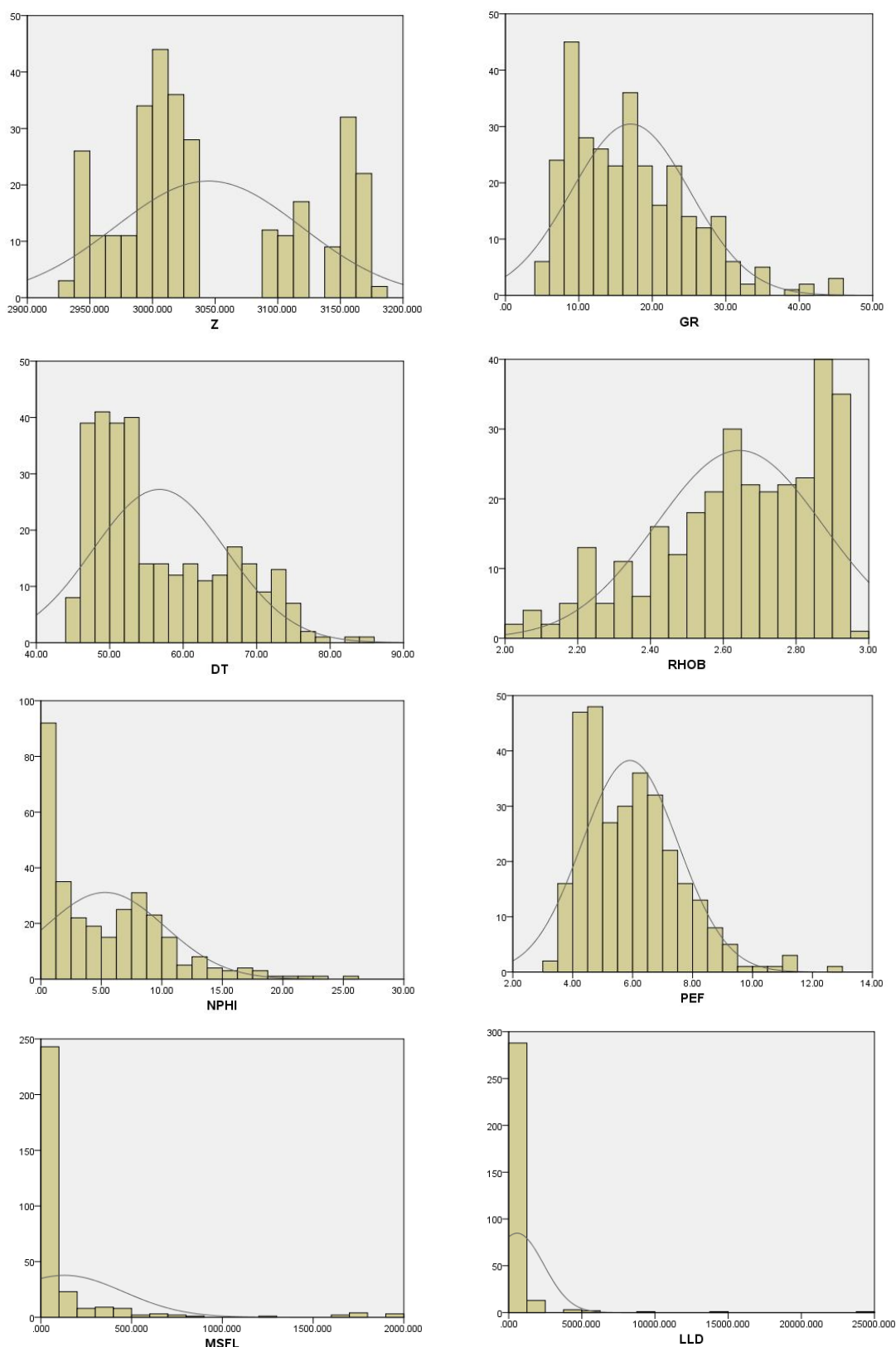
۴-۴ برنامه‌نویسی کامپیوتری

در این مطالعه از داده‌های چاه‌های SA-04 ، SA-05 و SA-14 مربوط به سازند جهرم در میدان گازی سرخون برای طراحی و تعمیم شبکه استفاده شد. با توجه به اینکه آنالیز مغزه در عمق‌های خاصی (امکان مغزه‌گیری سالم) صورت گرفته است، در ابتدا مقادیر نفوذپذیری با نگارهای چاه با توجه به عمق مشترک (عمق‌های جدول ۴-۱)، در یک فایل جداگانه مرتب گردید که نمونه‌ای از آن در جدول (۴-۳) دیده می‌شود.

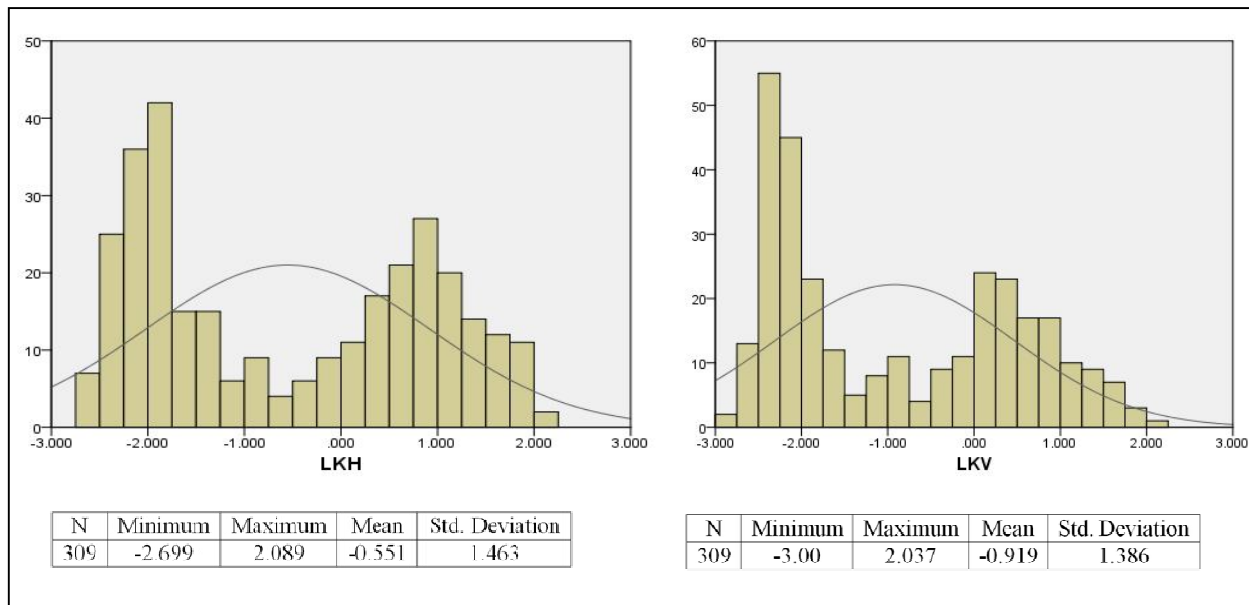
جدول (۴-۳): نمونه‌ای از فایل مرتب شده اولیه داده‌ها

Depth(core)	Depth(log)	GR(API)	DT(μ s/ft)	RHOB(gr/cm^3)	NPHI(%)	PEF(u)	MSFL(Ωm)	LLD(Ωm)	LLS(Ωm)	KH(md)	KV(md)	LKH	LKV
2936.06	2936.1384	13.122	46.238	2.917	0.7	4.226	702.157	301.74	265.879	0.016	0.009	-1.80	-2.05
2936.33	2936.2908	13.393	47.496	2.92	0.9	4.64	124.788	72.216	68.284	0.015	0.011	-1.82	-1.96
2936.59	2936.5956	14.977	48.428	2.865	2.3	3.797	40.325	61.084	56.682	0.036	0.008	-1.44	-2.10
2936.80	2936.748	17.556	48.159	2.862	1.5	3.594	144.399	76.482	61.739	0.008	0.009	-2.10	-2.05
2937.04	2937.0528	15.548	46.772	2.635	0.6	12.679	10.18	269.41	162.193	0.008	0.006	-2.10	-2.22
2937.29	2937.2052	16.98	49.302	2.888	1	3.943	555.287	56.337	51.183	0.008	0.006	-2.10	-2.22
2937.57	2937.51	10.895	47.025	2.893	0.7	3.799	45.736	231.353	214.655	0.006	0.006	-2.22	-2.22
2937.82	2937.8148	12.268	47.191	2.626	0.6	8.611	0.592	246.75	209.059	0.01	0.008	-2.00	-2.10
2938.12	2938.1196	12.006	46.7	2.654	1.4	7.027	1.736	298.168	251.607	0.009	0.007	-2.05	-2.15
2938.38	2938.4244	14.691	49.583	2.913	1.4	4.124	1772.808	42.438	48.532	0.022	0.005	-1.66	-2.30
2938.64	2938.5768	11.08	48.163	2.89	1.3	4.212	104.137	239.485	207.615	0.053	0.006	-1.28	-2.22

در ادامه با توجه به اختلاف عمق بین داده‌های مغزه و داده‌های نگار و همچنین عدم تطابق لازم نگارهای مرتبط با نفوذپذیری یک سری داده‌ها حذف گردید (داده صحیح کمتر، بهتر از داده‌های زیاد همراه با خطا) و در نهایت ۳۰۹ داده (الگو) برای این سازند در سه چاه مورد بررسی، برای طراحی شبکه آماده گردید. سپس نمودار توزیع فراوانی برای متغیرهای مستقل (نگارهای چاه) و متغیر وابسته (لگاریتم نفوذپذیری) توسط نرم افزار SPSS (Foster, 1993) رسم شد که در شکل (۴-۴) و شکل (۴-۵) آورده شده است. در مرحله بعد به وسیله نرم افزار SPSS ماتریس همبستگی بین نگارهای چاه و لگاریتم نفوذپذیری - چون بعد از بررسی آماری مشخص شد نگارها با نفوذپذیری رابطه لگاریتمی دارند- همان طور که در جدول (۴-۴) مشاهده می‌گردد، تشکیل گردید تا همبستگی نگارها با نفوذپذیری مشخص گردد.



شکل (۴-۵): نمودار توزیع فراوانی برای متغیرهای مستقل (نگارهای چاه)



شکل (۴-۶): نمودار توزیع فراوانی برای متغیرهای وابسته (لگاریتم نفوذپذیری)

در شکل (۴-۶) نمودار توزیع فراوانی برای لگاریتم نفوذپذیری افقی و عمودی مربوط به چاه‌های ۴ و ۵ و ۱۴ که از آنها در طراحی شبکه‌ها استفاده شد، نشان داده شده است. همان طور که در این شکل پیداست، بیشترین تجمع نفوذپذیری افقی اندازه‌گیری شده در چاه‌های فوق اطراف مقادیر (۲ تا ۰/۵) و (۱/۷ تا ۲/۷-) می‌باشد و برای نفوذپذیری عمودی بیشترین تجمع اطراف مقادیر (۰ تا ۲) و (۱/۸- تا ۲/۸-) می‌باشد.

با توجه به ماتریس همبستگی بین متغیرها، ورودی‌های لازم برای شبکه انتخاب شدند. که می‌توان آنها را در محیط برنامه نویسی برای طراحی شبکه به طور دلخواه مرتب نمود. ورودی شبکه می‌تواند ماتریسی از بین متغیرهای عمق (Z)، نگار صوتی (DT)، نگار گاما (GR)، نگار نوترون اصلاح شده (NPHI)، نگار چگالی سازند (RHOB)، نگار مقاومت ویژه کروی میکرو (MSFL)، نگار مقاومت ویژه لاترولوگ عمیق (LLD)، نگار مقاومت ویژه لاترولوگ کم عمق (LLS)، نگار شاخص فتوالکتریک (PEF) باشد. خروجی شبکه هم ماتریس تک ستونی از لگاریتم نفوذپذیری (افقی یا قائم) است که می‌توان آنها را در محیط برنامه‌نویسی به طور دلخواه مرتب نمود.

جدول (۴-۴): ماتریس ضرایب همبستگی بین متغیرهای مستقل و لگاریتم نفوذپذیری

	Z	GR	DT	RHOB	NPHI	PEF	MSFL	LLD	LLS	KH	KV	LKH	LKV
Z	1												
GR	.209	1											
DT	.392	.110	1										
RHOB	-.362	-.198	-.918	1									
NPHI	.377	.158	.753	-.625	1								
PEF	.228	.276	.442	-.633	.084	1							
MSFL	-.143	-.246	-.324	.398	-.333	-.224	1						
LLD	.021	-.108	-.127	.172	-.119	-.043	.409	1					
LLS	.018	-.125	-.157	.201	-.162	-.059	.413	.939	1				
KH	.266	.043	.372	-.301	.503	.073	-.142	-.038	-.070	1			
KV	.242	.059	.309	-.235	.465	-.006	-.125	-.044	-.061	.730	1		
LKH	.426	.003	.726	-.629	.827	.188	-.294	-.076	-.114	.577	.485	1	
LKV	.453	.022	.728	-.626	.840	.174	-.291	-.066	-.099	.569	.559	.963	1

با توجه به جدول (۴-۴) می‌توان به همبستگی مثبت بالا بین لگاریتم نفوذپذیری و نگارهای صوتی، نوترون اصلاح شده و همبستگی منفی بالا بین لگاریتم نفوذپذیری و نگار چگالی پی برد. نگارهای دیگر دارای همبستگی متوسطی با نفوذپذیری می‌باشند.

بهترین وضعیت برای سیستمهای هوشمند بویژه شبکه‌های عصبی هنگامی است که تمام ورودی‌ها و خروجی‌ها در بازه‌ای مثل صفر تا یک و یا منفی یک تا یک باشند. یکی از دلایل تاکید بر نرمال کردن داده‌ها در این دو بازه، این است که توابع محرک (مانند تابع سیگموئیدی یا تانژانت هایپربولیک) نمی‌توانند بین مقادیر خیلی بزرگ فرق بگذارند. این امر آموزش شبکه را با مشکل مواجه می‌سازد (Berry and Linoff, 1997). به منظور ایجاد شبکه و استفاده از آن می‌توان از زبان‌های برنامه‌نویسی مختلف، بهره برد. در این مطالعه برای نوشتن شبکه، از جعبه ابزار^۱ شبکه عصبی، منطق فازی و عصبی فازی در نرم‌افزار (Matlab 2010) استفاده گردید. چون دستورات شبکه به صورت پیش برنامه در این نرم‌افزار وجود دارند. بعد از فراخوانی داده‌ها در محیط m.file نرم افزار، برای نرمال کردن داده‌ها در بازه ۱ تا -۱ از دستور premnmx (Demuth and Beale, 2002) در طراحی شبکه پس انتشار (BPNN)، و شبکه GRNN استفاده گردید که از

فرمول $p_n = 2 \frac{p - p_{\min}}{p - p_{\max}} - 1$ برای نرمال کردن استفاده می‌کند که p داده اولیه و p_n داده نرمال شده است.

نمونه‌ای از فایل داده‌های نرمال شده ورودی، در جدول (۴-۵) آمده است.

جدول (۴-۵): نمونه‌ای از فایل نرمال شده داده‌های ورودی که به صورت تصادفی از داده‌های موجود انتخاب شده است.

Z	-1	-0.99624	-0.99415	-0.98972	-0.98721	-0.98286	-0.98052	-0.97483	-0.97032
GR	-0.59404	-0.58025	-0.49961	-0.36831	-0.47054	-0.39763	-0.70742	-0.63752	-0.65086
DT	-0.94393	-0.88113	-0.83459	-0.84802	-0.91727	-0.79096	-0.90464	-0.89635	-0.92087
RHOB	0.90741	0.91387	0.79543	0.78898	0.30017	0.84496	0.85573	0.28079	0.34109
NPHI	-0.94553	-0.92996	-0.82101	-0.88327	-0.95331	-0.92218	-0.94553	-0.95331	-0.89105
PEF	-0.83601	-0.74609	-0.92919	-0.97328	1	-0.89748	-0.92876	0.11642	-0.22763
MSFL	-0.29806	-0.87553	-0.96001	-0.85591	-0.99016	-0.44496	-0.95459	-0.99975	-0.9986
LLD	-0.97555	-0.99428	-0.99518	-0.99393	-0.97818	-0.99557	-0.98129	-0.98003	-0.97584
LLS	-0.9683	-0.9921	-0.99349	-0.99288	-0.98079	-0.99416	-0.97447	-0.97514	-0.97002

مطالعات بر روی داده‌ها به روش سعی و خطا نشان داد که اگر نگارهای نوترون، صوتی و دانسیته به عنوان

ورودی استفاده شوند جوابهای قابل اطمینان‌تری برای شبکه بدست خواهد آمد. در جدول (۴-۶) ضرایب

همبستگی بدست آمده برای تخمین نفوذپذیری با استفاده از ورودیهای مختلف نشان داده شده‌اند.

جدول (۴-۶): ضریب همبستگی بدست آمده برای محاسبه نفوذپذیری افقی با استفاده از ورودیهای مختلف توسط شبکه عصبی پس انتشار خطا، مدل سازی فازی و فازی عصبی

ردیف	ورودی ها	ضریب همبستگی (R)				
		ANN			FL	NF
		توقف سریع	منظم سازی	GRNN	sugeno	ANFIS
۱	NPHI	0.8943	0.8622	0.8639	0.8646	0.8633
۲	NPHI , DT	0.8943	0.8834	0.8907	0.8903	0.8909
۳	NPHI , DT,GR	0.8935	0.8232	0.8940	0.8787	0.8712
۴	NPHI , DT,RHOB	0.8947	0.8869	0.8963	0.9067	0.9099
۵	NPHI , DT,RHOB,Z	0.8921	0.8757	0.8960	0.8808	0.9083
۶	NPHI , DT,RHOB,GR	0.8921	0.8028	0.8899	0.8911	0.9057
۷	NPHI , DT,RHOB,Z,PEF	0.8911	0.8523	0.8947	0.8812	0.8898
۸	NPHI , DT,RHOB,Z,MSFL	0.8916	0.8259	0.8902	0.8803	0.9083
۹	NPHI , DT,RHOB,Z,MSFL,PEF	0.8931	0.8349	0.8921	0.8805	0.8937
۱۰	NPHI , DT,RHOB,Z,MSFL,PEF,LLS	0.8938	0.8477	0.8764	0.8856	0.9008
۱۱	NPHI , DT,RHOB,Z,MSFL,PEF,LLS,LLD	0.8895	0.8755	0.8604	0.8633	0.8909

۴-۵ تخمین نفوذپذیری با استفاده از شبکه عصبی

۴-۵-۱ طراحی شبکه عصبی پس انتشار خطا

به منظور طراحی شبکه بهینه از دو روش توقف سریع و منظم سازی استفاده گردید. در روش توقف سریع از تعداد ۳۰۹ داده (الگو) موجود، حدود ۵۰ درصد به صورت تصادفی به عنوان داده‌های آموزشی و حدود ۳۰ درصد به عنوان داده‌های تست (آزمایش) و حدود ۲۰ درصد به عنوان داده‌های اعتبارسنجی انتخاب شدند.

در روش منظم سازی از تعداد داده‌های موجود حدود ۷۰ درصد به عنوان داده‌های آموزش و حدود ۳۰ درصد به عنوان داده تست استفاده گردید. علت انتخاب درصد بالای داده‌ها برای آموزش این است که شبکه الگوهای حاکم بر ورودی و خروجی‌ها را ببیند و خود را با شرایط متفاوت تطبیق دهد. شبکه به کمک داده‌های آموزش تعلیم می‌بیند و در حین آموزش با سری داده‌های اعتبارسنجی مورد آزمایش قرار می‌گیرد تا با انتخاب تکرارهای مناسب، مورد ارزیابی قرار گیرد. سپس با داده‌های تست تعمیم دهی شبکه ارزیابی می‌شود.

۴-۵-۱-۱ طراحی شبکه پس انتشار به روش توقف سریع

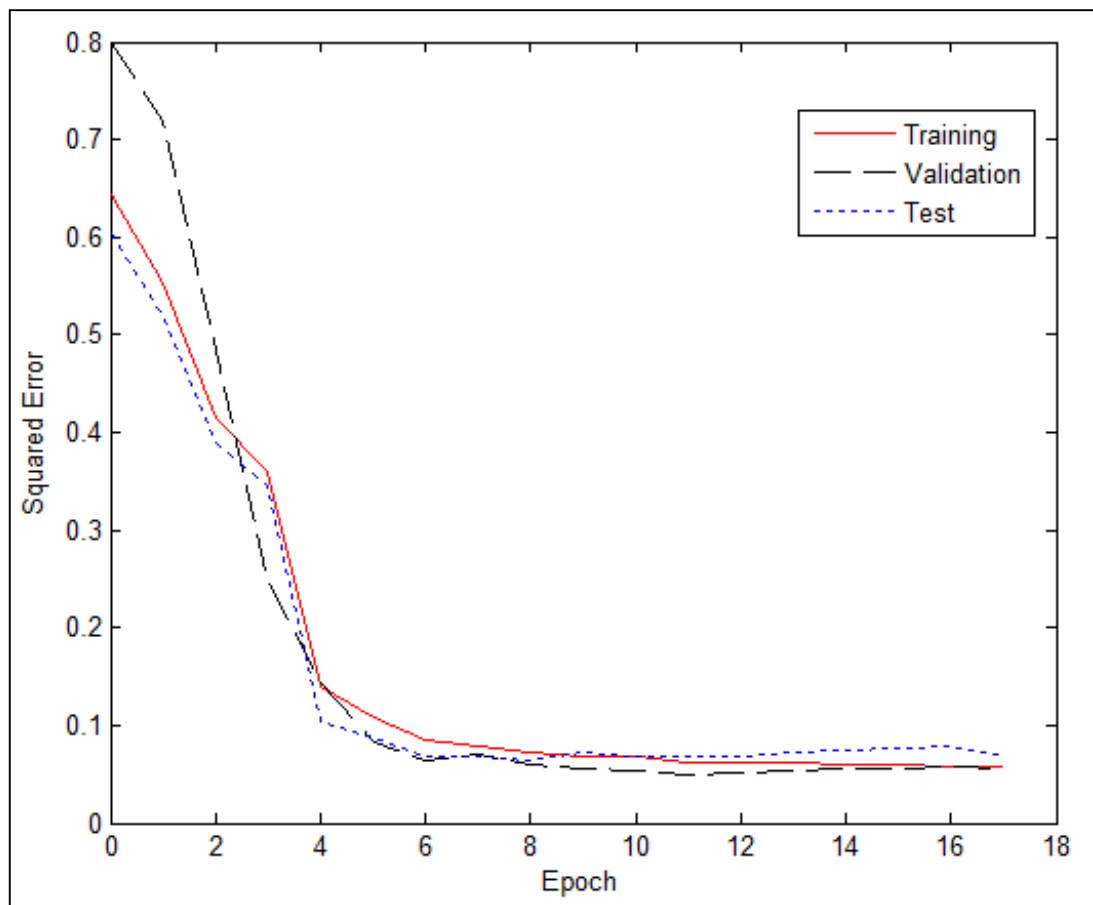
برای بدست آوردن شبکه پس انتشار بهینه در روش توقف سریع، از توابع آموزش^۱ مختلف (جدول ۴-۷) و تابع ارزیابی^۲، میانگین مربعات خطا (MSE) که مقدار آن در مقابل تعداد تکرار (یا تعداد سیکل) برای هر کدام از مراحل در شکل (۴-۷) آمده، استفاده گردید. همان طور که در این شکل دیده می‌شود از تکرار ۱۷ به بعد که خطای اعتبار سنجی شروع به افزایش خواهد نمود، آموزش شبکه متوقف می‌گردد و وزنه‌های 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^۳ (RMS) استفاده گردید که این دو فاکتور باید در مراحل مختلف (آموزش، اعتبارسنجی و تست) دارای شرایط خوبی باشند.

1- Train Functions

2 - Performance Function

3 - Root Mean Square error

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 RMS 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 همبستگی و جذر میانگین مربعات خطا بین خروجی مطلوب و خروجی پیش‌بینی شده که در جدول (الف-۱) آمده، شبکه نهایی انتخاب گردید. این شبکه که از الگوریتم آموزش لونبرگ مارکوارت استفاده می‌کند، دارای یک لایه ورودی با سه نرون ($DT, NPHI, RHOB$) و یک لایه خروجی با یک نرون (لگاریتم نفوذپذیری افقی یا قائم) و تابع محرک خطی، دو لایه پنهان با تعداد ۶ نرون در لایه پنهان اول با تابع محرک تانژانت هایپربولیک و ۱ نرون در لایه پنهان دوم با تابع محرک تانژانت هایپربولیک می‌باشد.



شکل (۴-۷): منحنی مجموع مربعات خطا در مقابل تعداد تکرار الگوریتم برای داده‌های آموزش، اعتبار سنجی و تست

جدول (۴-۷): الگوریتم‌های آموزش مختلف در نرم افزار Matlab (Demuth and Beale, 2002)

الگوریتم	توضیحات	دستور در نرم افزار مطلب
Fletcher-Reeves conjugate gradient	کمترین حافظه را در بین الگوریتمهای گرادیان توأم نیاز دارد.	traincgf
Polak-Ribière conjugate gradient	حافظه بیشتری نسبت به روش traincgf نیاز دارد و عموماً سریع‌تر همگرا می‌شود.	traincgp
Powell-Beale conjugate gradient	اندکی حافظه بیشتر از روش traincgp نیاز دارد و عموماً سریع‌تر همگرا می‌شود.	traincgb
Scaled conjugate gradient	تنها الگوریتم توأمی می‌باشد که احتیاج به جستجوی خطی ندارد.	traincsg
BFGS quasi-Newton	احتیاج به حافظه برای تخمین ماتریس هسیان ^۱ دارد و در هر تکرار محاسبات بیشتری بیشتری نسبت به روش گرادیان توأم دارد، اما با تعداد تکرار کمتری همگرا می‌شود.	trainbfg
One step secant	حد واسطی بین دو روش گرادیان توأم و روش trainbfg می‌باشد.	trainoss
Levenberg-Marquardt	سریعترین الگوریتم آموزشی برای شبکه‌های معمولی است. در اجرای این روش، وقتی که شبکه آموزشی بزرگ باشد، در حین انجام آموزش، حافظه ^۲ مورد استفاده به تدریج تدریج کاهش می‌یابد.	trainlm
Bayesian regularization	اصلاح شده الگوریتم لوببرگ مارکوارت که تولید شبکه‌هایی می‌کند که به خوبی تعمیم می‌یابند. مشکل تعیین ساختار شبکه بهینه را حل می‌کند.	trainbr
Resilient backpropagation	دارای الگوریتم آموزش دسته‌ای ساده با همگرایی سریع است و حافظه کمی نیاز دارد.	trainrp
Basic gradient descent.	این شبکه از لحاظ زمانی دیرتر به جواب می‌رسد و می‌تواند در روشهای نموی ^۳ آموزش استفاده شود.	traingd
Adaptive learning rate	از روش traingd سریعتر است، اما فقط در آموزش دسته‌ای ^۴ می‌توان از آن استفاده کرد.	traingdx
Gradient descent with momentum	معمولاً از روش traingd سریعتر و می‌توان از آن در روشهای نموی آموزش استفاده کرد.	traingdm

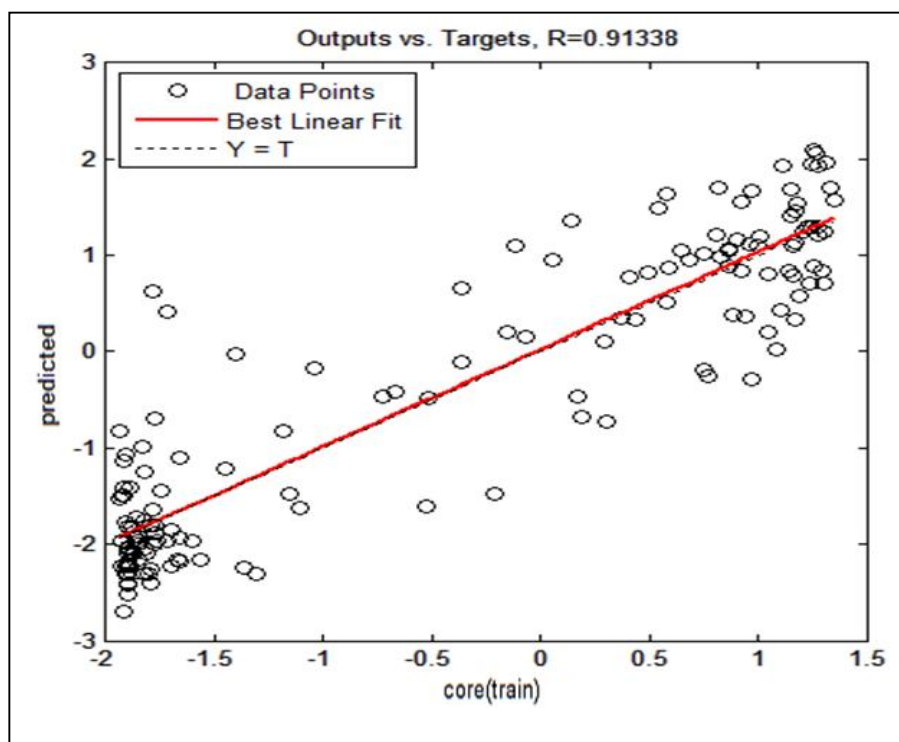
1- Hessian Matrix

2- Storage

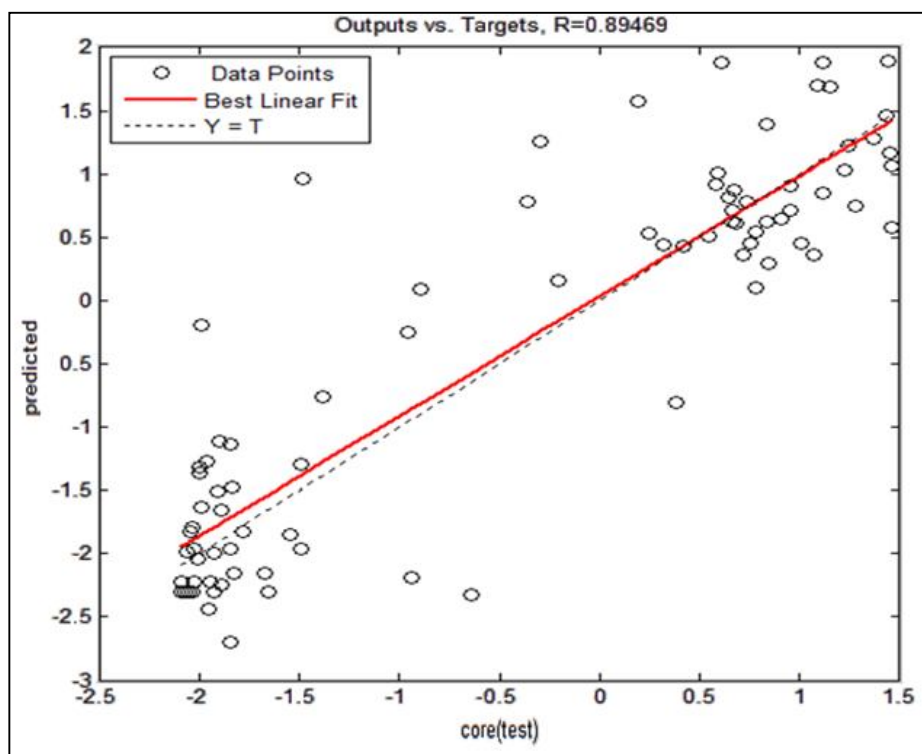
3- Incremental

4- Batch mod training

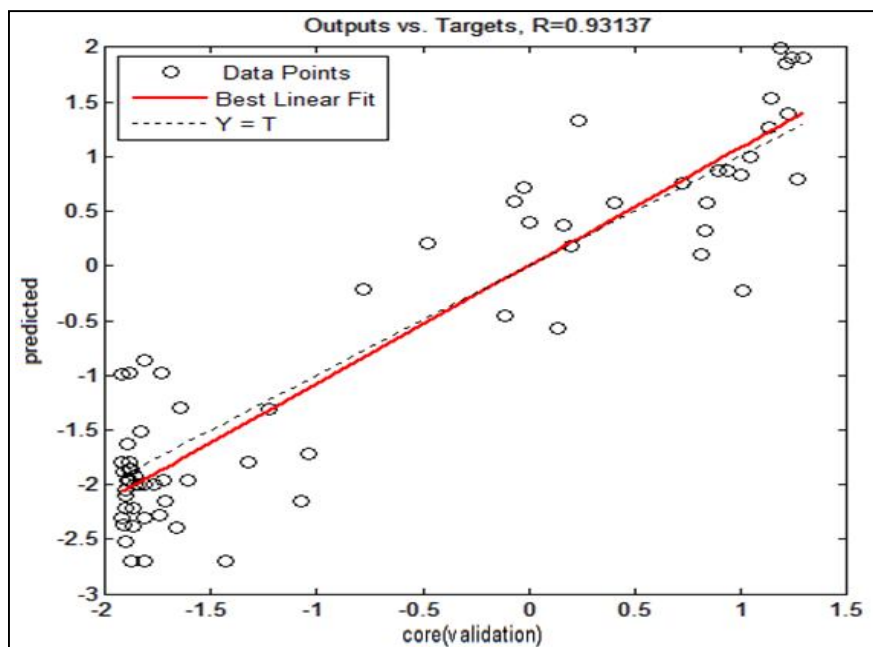
مشخصات جزئی این شبکه به صورت شماتیک در شکل‌های (الف-۱) تا (الف-۵) آورده شده است. ضریب همبستگی بین نفوذپذیری افقی پیش‌بینی شده و نفوذپذیری افقی مغزه برای سه مجموعه داده آموزشی، اعتبار سنجی و تست محاسبه و در شکل‌های (الف-۸) تا (الف-۱۰) و برای نفوذپذیری قائم در شکل‌های (الف-۶) تا (الف-۸) نشان داده شده است. همان طور که در شکل‌های (الف-۸) تا (الف-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 نزدیک باشند ($A=T$)، پراکندگی داده‌ها حول خط برازش کمتر و نشان از پیش‌بینی خوب می‌باشد. کوچک‌تر بودن زاویه شیب خط برازش شده برای داده‌های اندازه‌گیری شده نشان می‌دهد که پاسخ شبکه برای مقادیر زیاد نفوذپذیری کمی کمتر و برای مقادیر نفوذپذیری کمتر از ۱/۵- کمی بیشتر از مقادیر اندازه‌گیری شده است. این امر را شاید بتوان با استفاده از توزیع داده‌های نفوذپذیری اندازه‌گیری شده (شکل ۴-۶) که مورد استفاده برای آموزش، تست و اعتبارسنجی شبکه قرار گرفتند توجیه کرد. در شبکه پس انتشار خطا به روش توقف سریع چون آموزش شبکه بر اساس خطای اعتبار سنجی می‌باشد شبکه به اندازه کافی آموزش لازم را ندیده است در نتیجه پراکندگی حول خط برازش شده بالا می‌باشد. همبستگی بین داده‌های پیش‌بینی و داده‌های مغزه برای سه سری داده آموزش، تست و اعتبار سنجی به ترتیب برابر با ۰/۹۱۳۳، ۰/۸۹۴۶ و ۰/۹۳۱۳ است. با توجه به ضریب همبستگی بالای بدست آمده توسط شبکه در سه مرحله، می‌توان به قابلیت خوب شبکه طراحی شده اشاره نمود و از این شبکه برای تعمیم در سازند جهرم برای چاه‌هایی که مغزه‌گیری صورت نگرفته و نفوذپذیری نامشخص است، استفاده نمود. شکل-های (الف-۱۱) تا (الف-۱۳) هم نشانگر مقایسه بین لگاریتم نفوذپذیری افقی شبکه با لگاریتم نفوذپذیری 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.



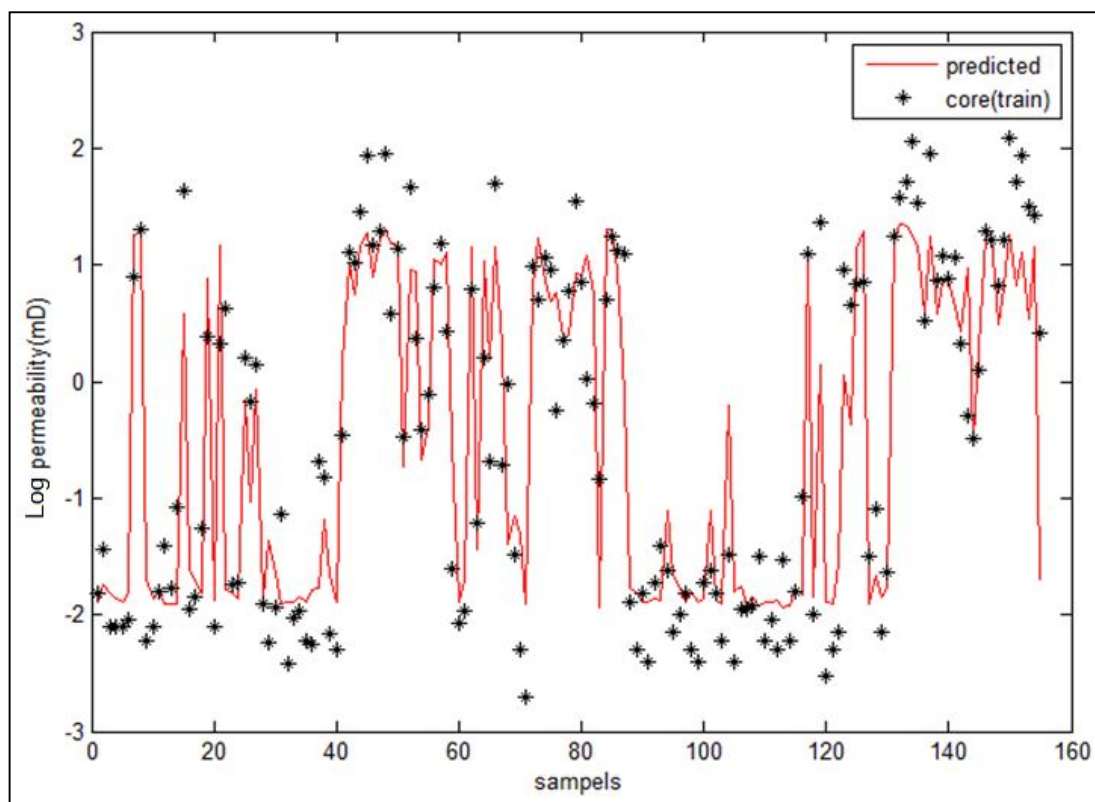
شکل (۴-۸): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های آموزش با سه ورودی در روش توقف سریع



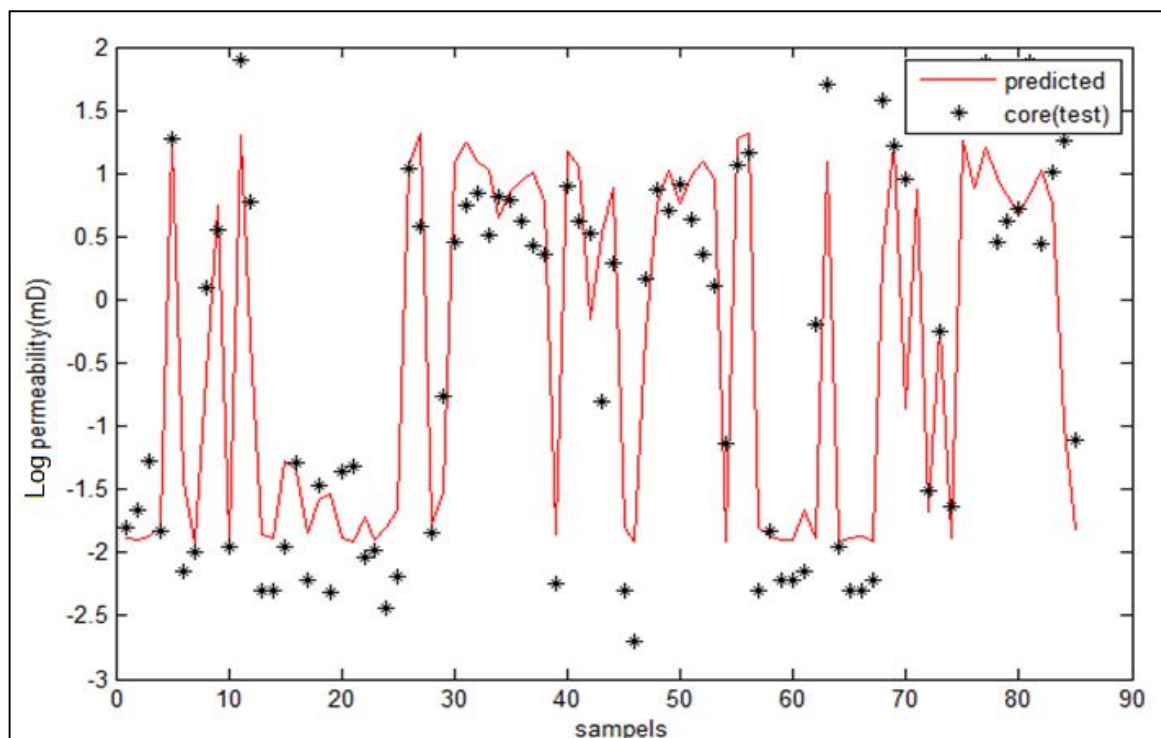
شکل (۴-۹): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های تست در روش توقف سریع



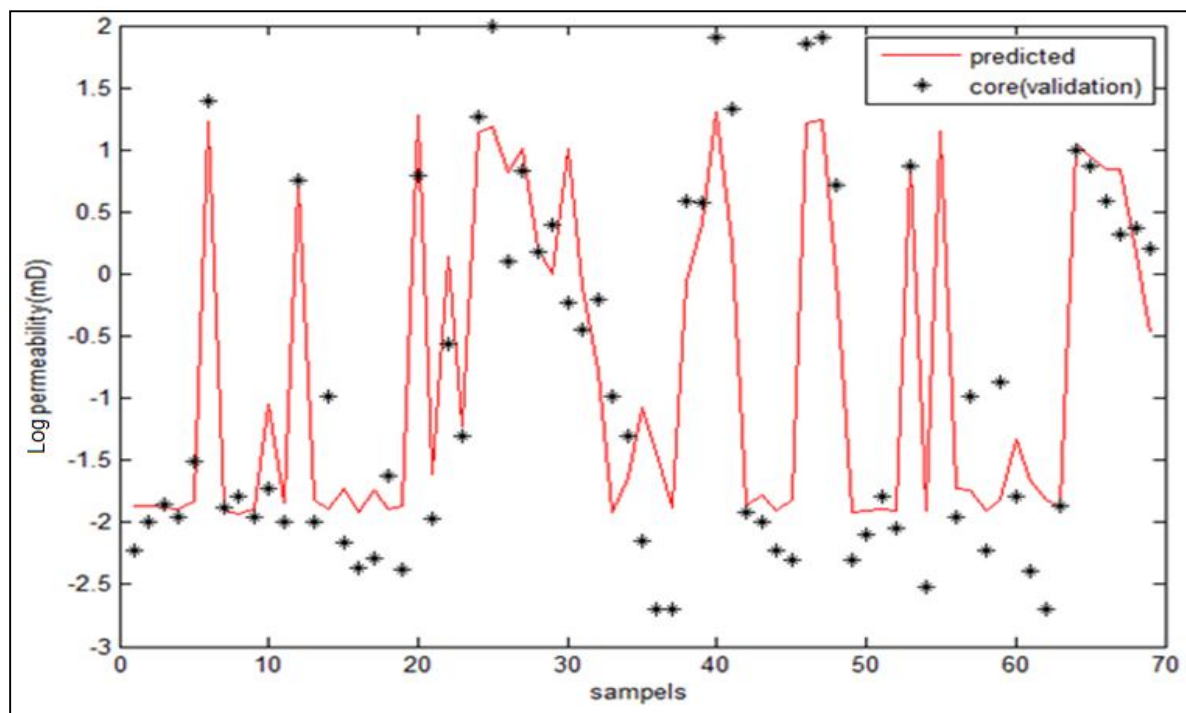
شکل (۴-۱۰): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های اعتبار سنجی در روش توقف سریع



شکل (۴-۱۱): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های آموزش در روش توقف سریع



شکل (۴-۱۲): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست در روش توقف سریع



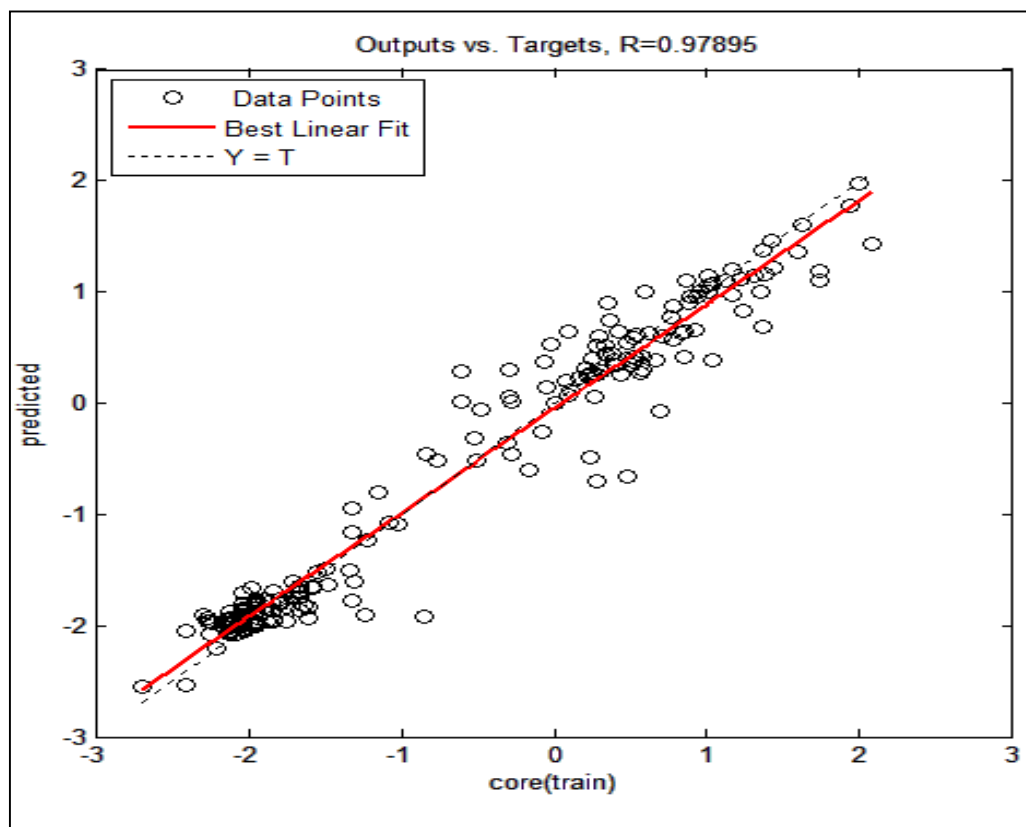
شکل (۴-۱۳): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های اعتبار سنجی در روش توقف

سریع

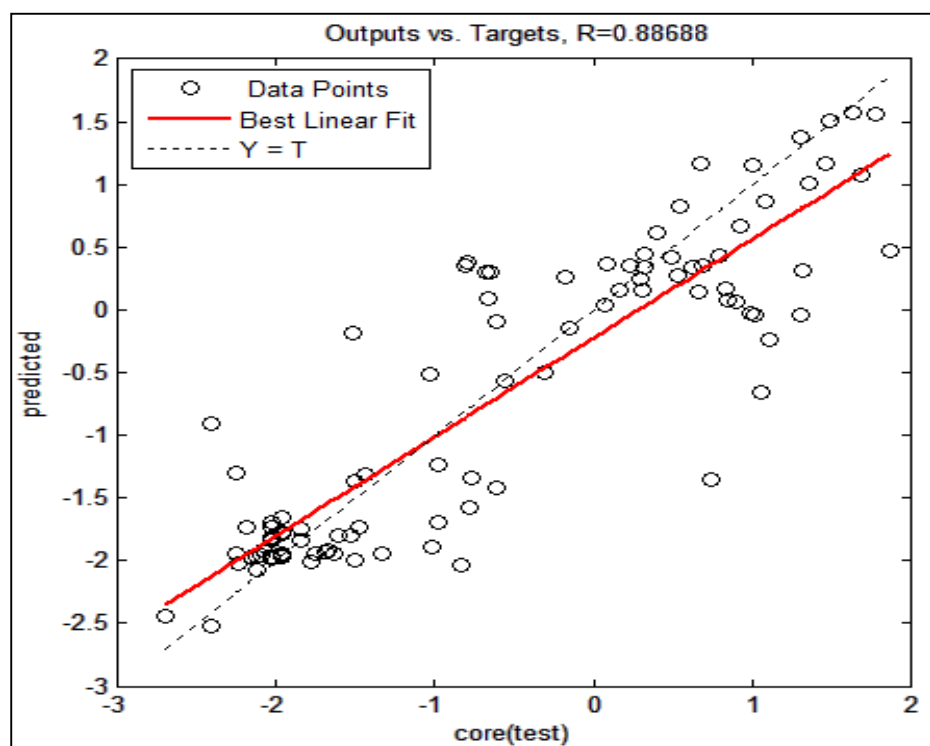
۴-۵-۱-۲ طراحی شبکه پس انتشار به روش منظم‌سازی

در روش منظم سازی مثل روش توقف سریع، از سه سری داده برای طراحی شبکه استفاده نمی‌شود و فقط از دو سری داده آموزش (برای تعلیم شبکه) و تست (برای قابلیت تعمیم دهی شبکه) استفاده می‌گردد. در این روش می‌توان برای آموزش شبکه از توابع آموزش مختلف (جدول ۴-۷) و تابع ارزیابی MSEREG استفاده نمود ولی در این مطالعه از تابع آموزش trainbr که به صورت پیش برنامه در نرم افزار Matlab برای این روش نوشته شده، استفاده گردید که به صورت اتوماتیک روش منظم سازی را اجرا می‌کند. 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 بیش برازش بالا می‌رود. برای بدست 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 جدول (ب-۱) آورده شده است. بعد از بررسی نتایج، با توجه به ضریب همبستگی و RMS و همچنین سرعت به جواب رسیدن شبکه، شبکه‌ای با همان سه ورودی که در روش توقف سریع انتخاب شده بودند، در نظر گرفته شد که دارای یک لایه پنهان با تعداد ۸ نرون و تابع محرک تانژانت هایپربولیک و یک لایه خروجی با یک نرون و تابع محرک خطی می‌باشد. مشخصات جزئی تر لایه‌ها و وزنه‌های مربوط به نرونها به صورت شماتیک در شکل-های (ب-۱) تا (ب-۴) آورده شده است. ضریب همبستگی بین نفوذپذیری افقی پیش‌بینی شده و نفوذپذیری افقی مغزه برای دو مجموعه داده آموزشی و تست محاسبه و به ترتیب در شکل‌های (۴-۱۴) و (۴-۱۵) و برای نفوذپذیری قائم در شکل‌های (ب-۵) و (ب-۶) نشان داده شده است. همان طور که در این شکل‌ها 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، پراکندگی داده‌ها حول خط برازش کمتر و نشان از پیش‌بینی خوب می‌باشد. کوچک تر بودن زاویه شیب خط برازش شده برای داده‌های اندازه‌گیری

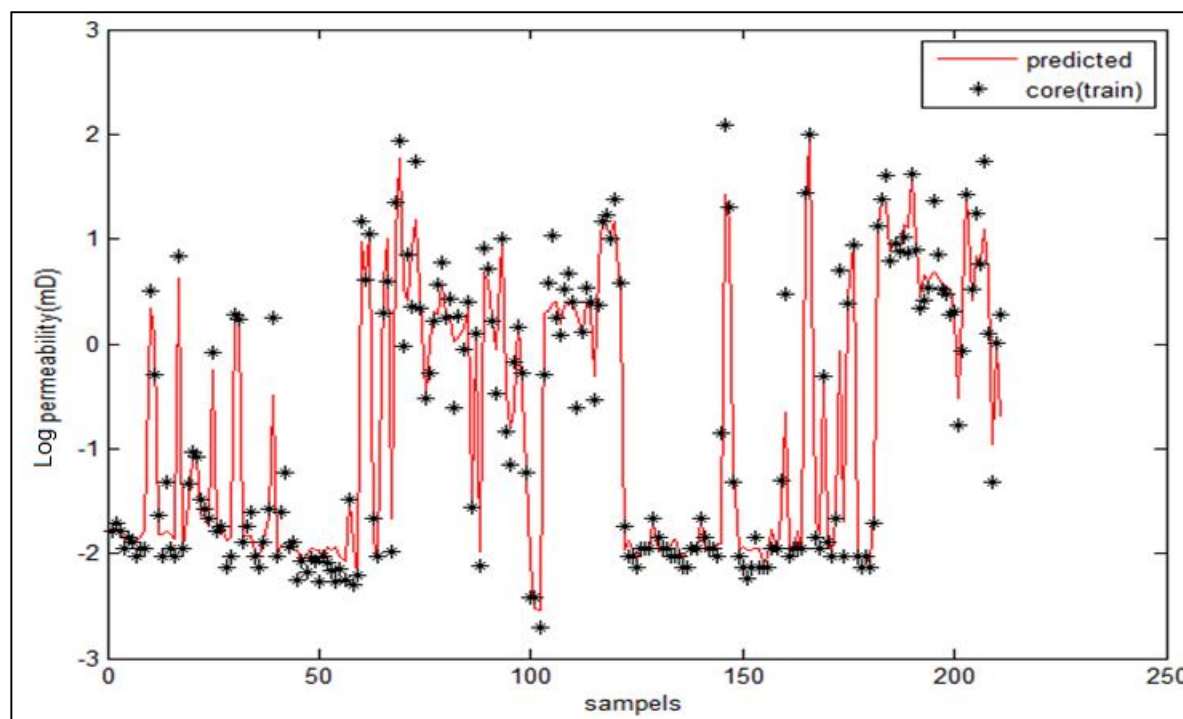
شده نشان می‌دهد که پاسخ شبکه برای مقادیر زیاد نفوذپذیری کمی کمتر و برای مقادیر نفوذپذیری کمتر از ۱/۵- کمی بیشتر از مقادیر اندازه‌گیری شده است. این امر را شاید بتوان با استفاده از توزیع داده‌های نفوذپذیری اندازه‌گیری شده (شکل ۴-۶) که مورد استفاده برای آموزش و تست شبکه قرار گرفتند توجیه کرد. همبستگی بین داده‌های پیش‌بینی و داده‌های مغزه برای دو سری داده آموزش و تست به ترتیب برابر با ۰/۹۷۸۹ و ۰/۸۸۶۹ است. با توجه به ضریب همبستگی بالای بدست آمده توسط شبکه در دو مرحله، می‌توان به قابلیت خوب شبکه طراحی شده اشاره نمود و از این شبکه برای تعمیم در سازند چهارم برای چاههایی که مغزه‌گیری صورت نگرفته و نفوذپذیری نامشخص است، استفاده نمود. شکل‌های (۴-۱۶) و (۴-۱۷) هم نشانگر مقایسه بین لگاریتم نفوذپذیری افقی شبکه با لگاریتم نفوذپذیری مغزه در دو سری داده آموزش و تست 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.



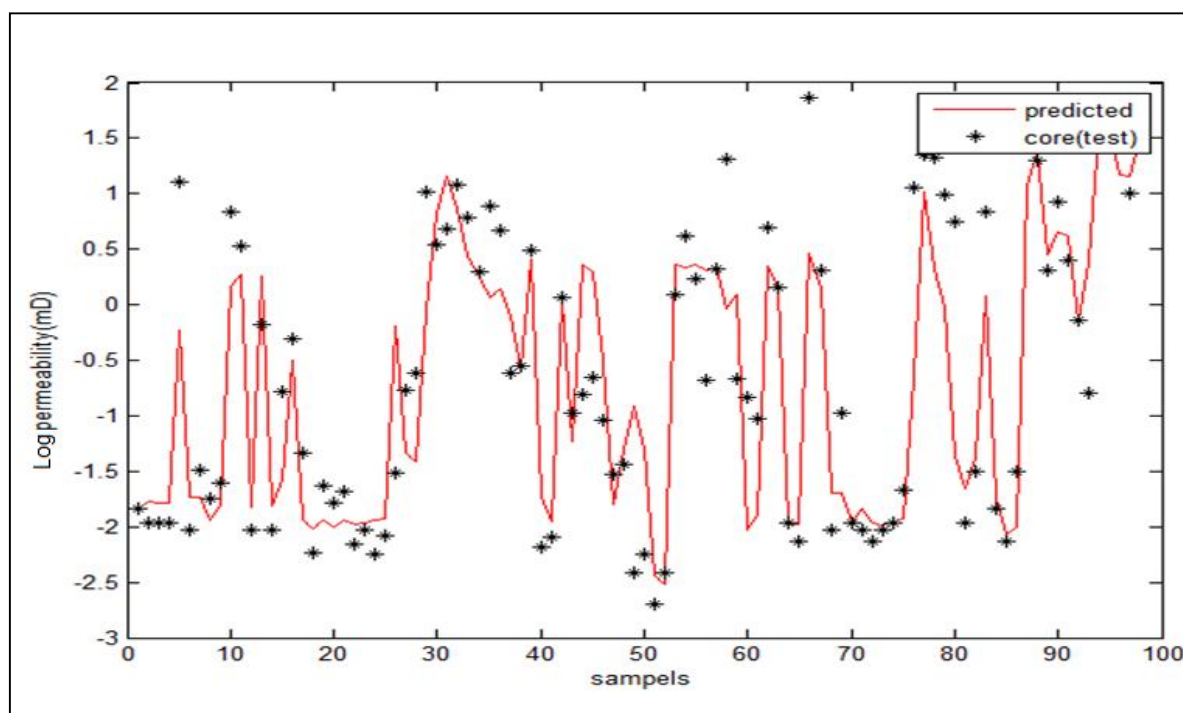
شکل (۴-۱۴): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های آموزش با سه ورودی در روش منظم‌سازی



شکل (۴-۱۵): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های تست در روش منظم‌سازی



شکل (۴-۱۶): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های آموزش در روش منظم‌سازی

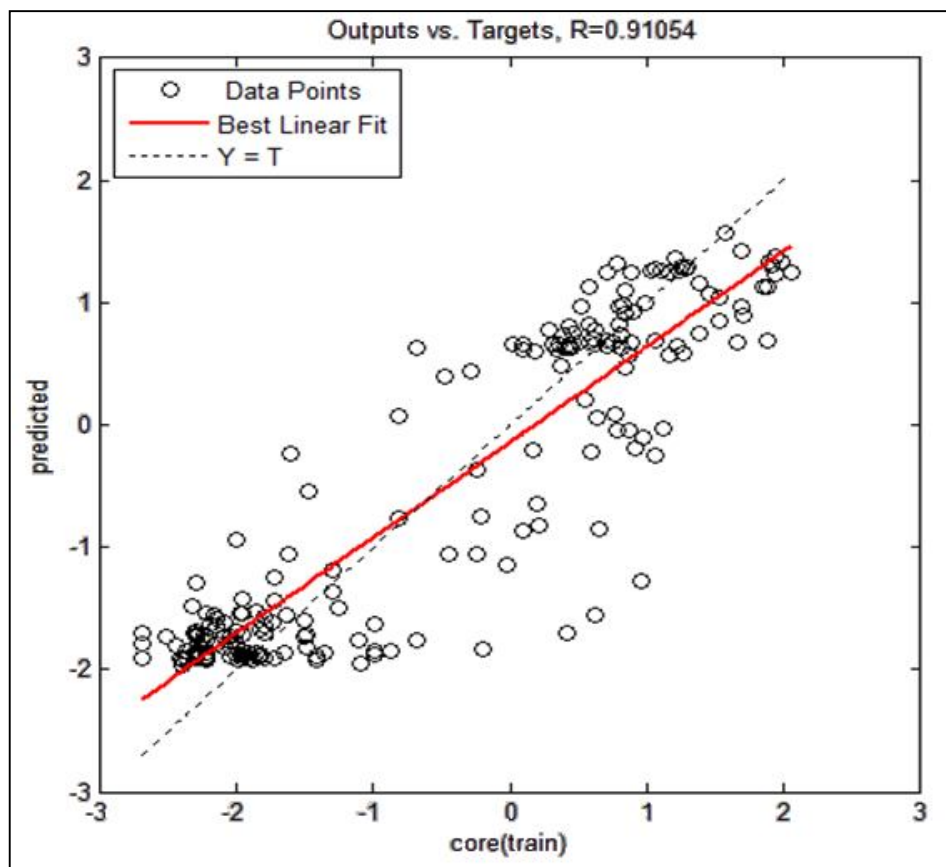


شکل (۴-۱۷): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های تست در روش منظم‌سازی

۴-۵-۲ طراحی شبکه عصبی رگرسیون عمومی

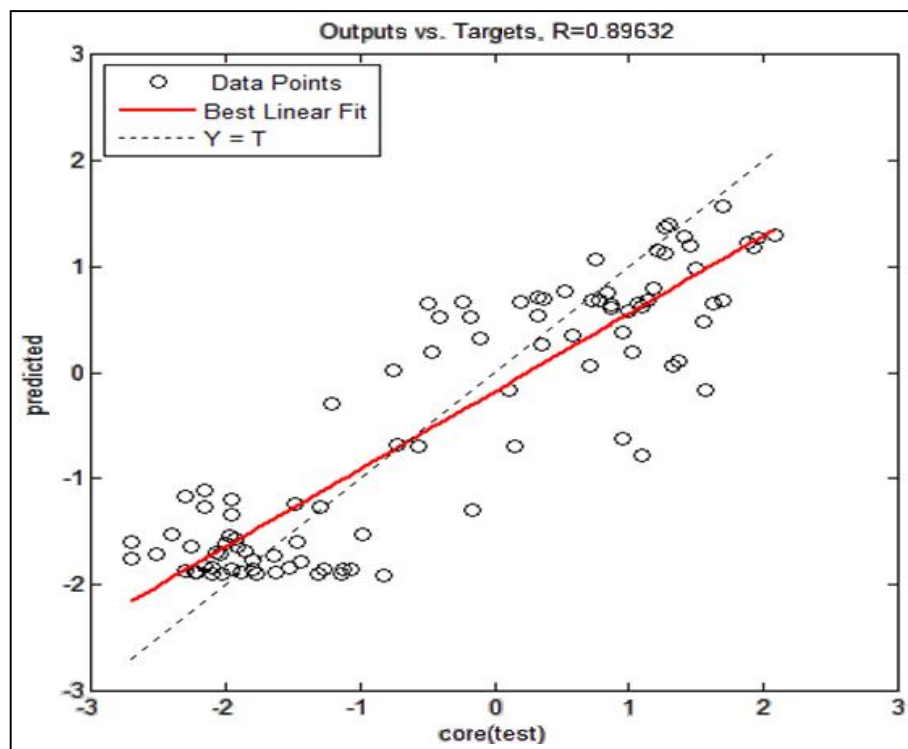
داده‌های انتخابی برای آموزش و تست این شبکه نیز شبیه شبکه پس انتشار خطا می‌باشد. این شبکه نیز با ورودیها و فاکتور تعدیل‌های مختلف امتحان گردید که نتایج مربوطه در جدول (ج-۱) آمده است. با توجه به جذر میانگین مربعات خطا (RMS) و ضرایب رگرسیون بدست آمده، شبکه بهینه برای تخمین نفوذپذیری، شبکه‌ای با سه ورودی (NPHI, RHOB, DT) و فاکتور (هموار ساز) تعدیل ۰/۱۳ انتخاب گردید. مشخصات شبکه بهینه به طور شماتیک در شکل‌های (ج-۱) تا (ج-۳) آورده شده است. همان طور که در شکل‌های (ج-۱) و (ج-۲) دیده می‌شود، این شبکه دارای یک لایه ورودی، یک لایه خروجی با یک نرون و تابع محرک خطی و یک لایه پنهان با تعداد ۲۱۱ نرون و تابع محرک شعاعی در آن می‌باشد. به علت حجیم بودن شکل، فقط قسمتی از آن در شکل (ج-۳) آورده شده است. کوچک‌تر بودن زاویه شیب خط برازش شده برای داده‌های اندازه‌گیری شده نشان می‌دهد که پاسخ شبکه برای مقادیر زیاد نفوذپذیری کمی کمتر و برای مقادیر

نفوذپذیری کمتر از ۱/۵ - کمی بیشتر از مقادیر اندازه‌گیری شده است. این امر را شاید بتوان با استفاده از توزیع داده‌های نفوذپذیری اندازه‌گیری شده (شکل ۴-۶) که مورد استفاده برای آموزش و تست شبکه قرار گرفتند توجیه کرد. ضریب همبستگی بین نفوذپذیری افقی پیش‌بینی شده و نفوذپذیری افقی مغزه برای دو مجموعه داده آموزشی و تست محاسبه و به ترتیب در شکل‌های (۴-۱۸) و (۴-۱۹) و برای نفوذپذیری قائم در شکل‌های (ج-۴) و (ج-۵) نشان داده شده است. شکل‌های (۴-۲۰) تا (۴-۲۱) هم نشانگر مقایسه بین لگاریتم نفوذپذیری افقی شبکه با لگاریتم نفوذپذیری مغزه در دو سری داده آموزش و تست در مقابل تعداد داده‌های هر سری می‌باشد که داده‌های مغزه با علامت ستاره و داده‌های پیش‌بینی به صورت منحنی نشان داده شده است. همبستگی بین داده‌های پیش‌بینی و داده‌های مغزه برای دو سری داده آموزش و تست به ترتیب برابر با ۰/۹۱۰۵ و ۰/۸۹۶۳ است.

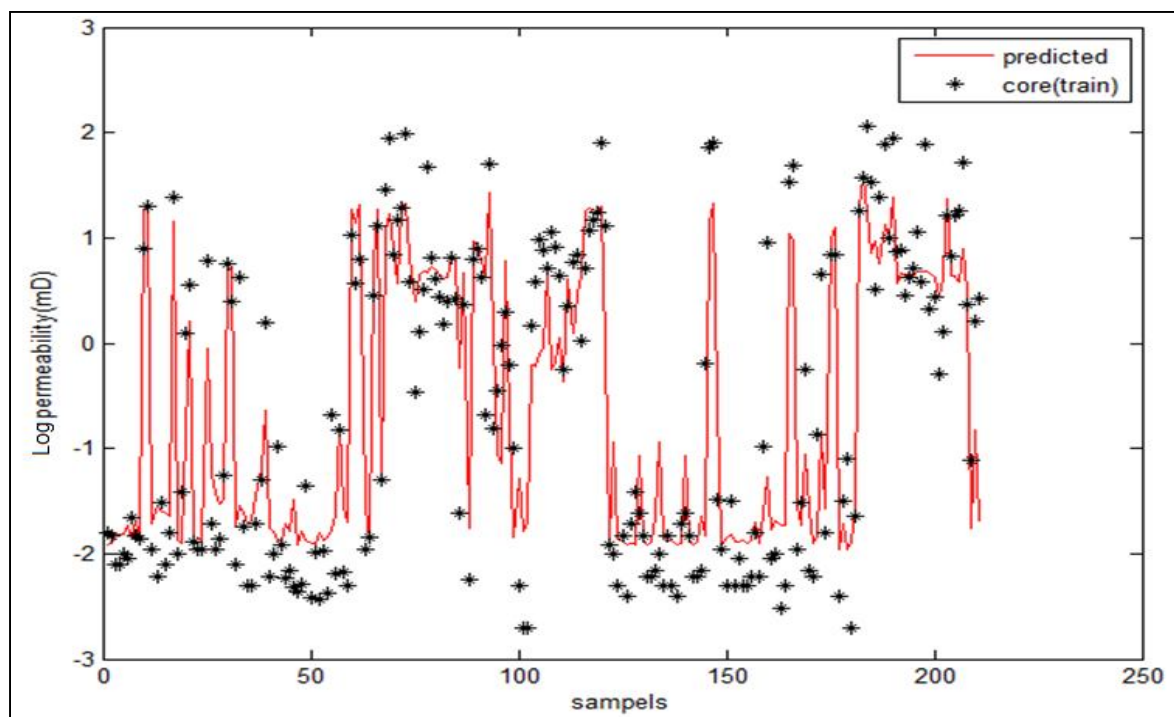


شکل (۴-۱۸): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های آموزش با سه ورودی در روش

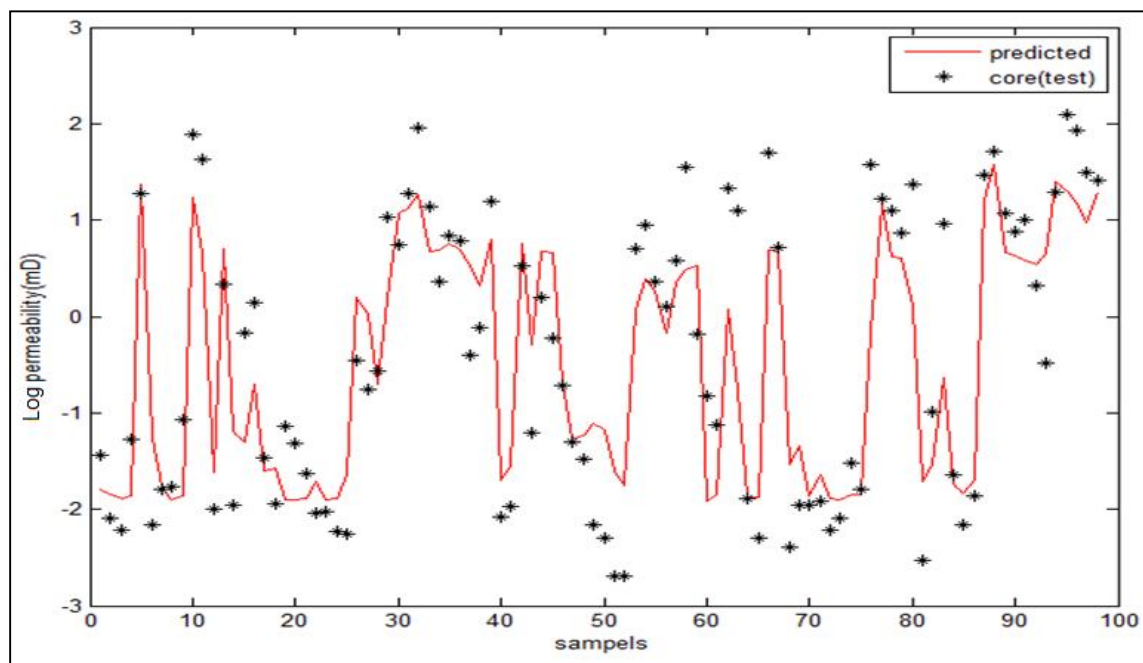
GRNN



شکل (۴-۱۹): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های تست با سه ورودی در روش GRNN



شکل (۴-۲۰): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های آموزش با سه ورودی در روش GRNN



شکل (۴-۲۱): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های تست با سه ورودی در روش GRNN

۴-۶ تخمین نفوذپذیری با استفاده از سیستم فازی

در این مطالعه از سیستم فازی تاگای-سوگنو-کانگ جهت تخمین نفوذپذیری استفاده شده است. شکل (۴-۲۲) سیستم فازی مورد نظر را با سه ورودی نشان می‌دهد. مطالعات بر روی داده‌ها به روش سعی و خطا نشان داد که اگر نگارهای دانسیته، زمان گذر صوت و تخلخل نوترون به عنوان ورودی استفاده شوند جوابهای قابل اطمینان تری برای شبکه بدست خواهد آمد. در سیستم فازی پس از تعریف داده‌های ورودی و خروجی ابتدا توابع عضویت، نوع و پارامترهای آنها با استفاده از خوشه‌سازی فازی تعریف می‌شوند. هر خوشه نماینده یک تابع عضویت است. در نرم افزار Matlab دستور $\text{genfis2}(\text{datin}, \text{datout}, r)$ جهت تشکیل خوشه‌های فازی به روش تفریقی به کار می‌رود که در آن

datin : ماتریس داده‌های ورودی

datout : ماتریس داده‌های خروجی و

r : شعاع خوشه‌سازی بر حسب واحد است.

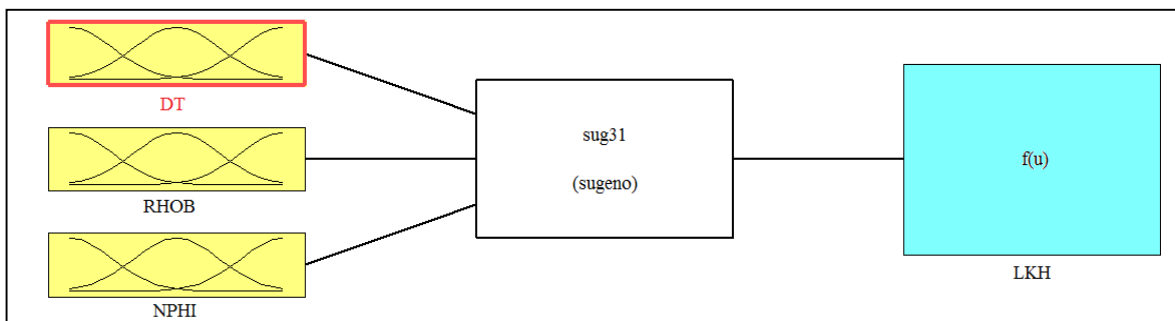
توابع عضویت برای نگارهای دانسیته (RHOB) و زمان گذر صوت (DT) و نوترون (NPHI) در شکل (۴-۲۳) نشان داده شده‌اند. همان طور که در شکل ملاحظه می‌شود توابع عضویت از نوع گوسی می‌باشند. مهمترین مساله در این مرحله تعیین نوع توابع عضویت و پارامترهای آنهاست که خطا در این مرحله منجر به تخمین نادرست نفوذپذیری می‌شود. پس از استخراج توابع عضویت لازم است که روابط منطقی بین توابع عضویت داده‌های ورودی و توابع عضویت داده‌های خروجی برقرار گردد. سیستم فازی سوگنو این کار را از طریق یکسری قواعد اگر-آنگاه فازی انجام می‌دهد. شکل (۴-۲۴) مدل ساخته شده توسط سیستم استنتاج فازی با استفاده از ورودیهای نگارهای دانسیته و زمان گذر صوت و نوترون را برای سازند چهارم نشان می‌دهد. همانطوری که در شکل ملاحظه می‌شود هر ورودی به سیستم فازی تا اندازه‌ای هر شرط را تحت تاثیر قرار می‌دهد و هر اندازه ورودی به بخش "اگر" قانون فازی نزدیکتر باشد بخش "آنگاه" بیشتر تحت تاثیر قرار می‌گیرد. در این شکل مقداری از هر شرط که تحت تاثیر قرار گرفته است با رنگ زرد نشان داده شده است. در صورتی که بخش "اگر" بیش از یک قسمت تشکیل شده باشد از عملگرهای فازی جهت ارتباط بین آنها استفاده می‌شود. در اینجا از عملگر (AND) جهت برقراری این ارتباط استفاده شده است. سپس توابع عضویت خروجی با استفاده از نتیجه حاصل از این مرحله بریده می‌شوند. در مراحل بعدی سیستم فازی همه توابع عضویت بریده شده را با هم جمع کرده و خروجی نهایی با یک روش دفازی کننده بدست می‌آید. روش‌های مختلفی برای دفازی کردن وجود دارند که عبارتند از :

- مرکز ثقل^۱
- روش نیمساز^۲
- وسط بیشینه (mom)^۳
- بزرگترین بیشینه (lom)^۴
- کوچکترین بیشینه (som)^۵

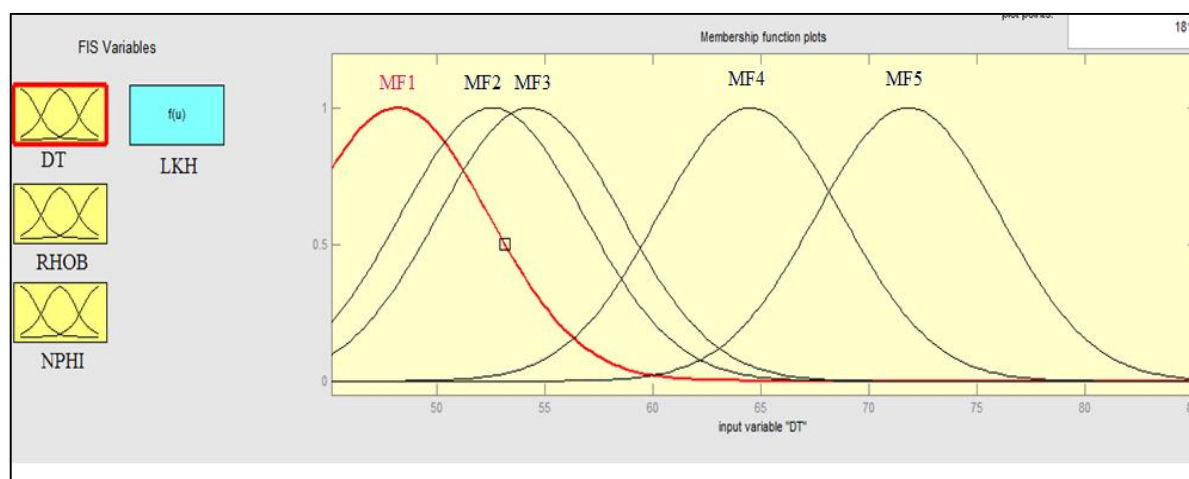
1- Centroid
 2-Bisector
 3- Middle of Maximum (mom)
 4-Largest of Maximum (lom)
 5-Smallest of Maximum(som)

در این مطالعه از روش مرکز ثقل جهت حصول جواب نهایی استفاده شده است.

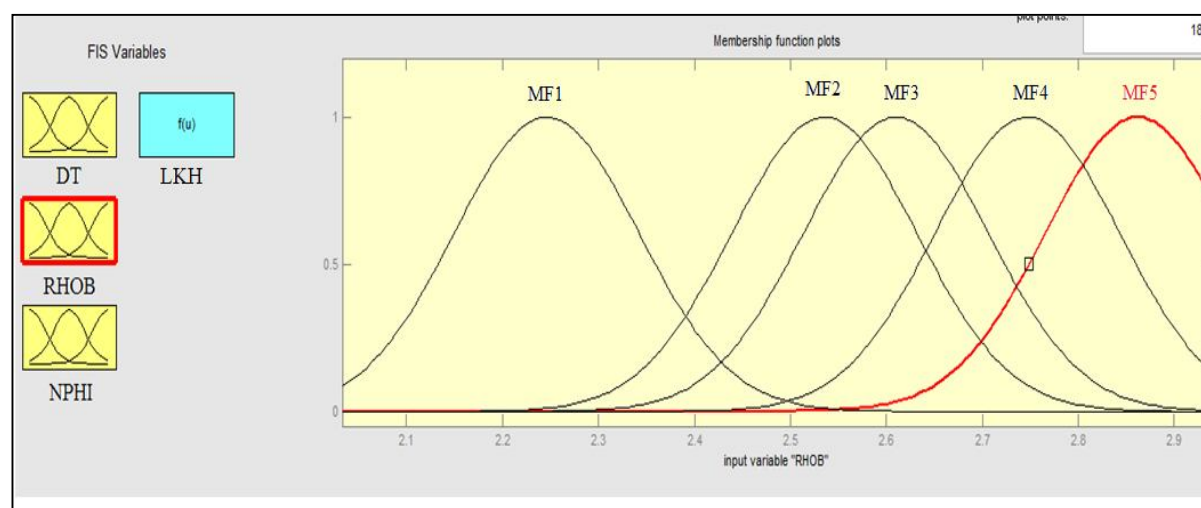
در روش خوشه سازی تفریقی، تعیین شعاع خوشه سازی مهمترین فاکتور می‌باشد، چراکه تاثیر مستقیم بر نوع و مقدار پارامترهای عضویت دارد. شعاع خوشه سازی کوچک باعث افزایش تعداد خوشه‌ها و افزایش قوانین و شعاع خوشه بندی بزرگ باعث کم شدن تعداد خوشه‌ها و کاهش تعداد قوانین می‌شود. با توجه به نکات گفته شده مشخص است که تعیین شعاع بهینه از اهمیت بالایی برخوردار است. برای این منظور مقادیر بین صفر تا یک را به فواصل $0/1$ به شعاع سیستم فازی نسبت می‌دهیم. به این ترتیب ده مجموعه فازی ایجاد می‌شود که سیستم فازی با کمترین خطا مشخص کننده شعاع بهینه می‌باشد. مقدار شعاع بهینه برای پیش بینی نفوذپذیری $0/3$ محاسبه شد با استفاده از نتایج خوشه بندی تفریقی به این نتیجه می‌رسیم که سیستم بهینه دارای ۵ قاعده می‌باشد و برای هر کدام از ورودی‌ها ۵ تابع عضویت در نظر گرفته شده است. این توابع عضویت در شکل (۴-۲۳) نشان داده شده‌اند. در حقیقت انتخاب شعاع تاثیر برابر $0/3$ باعث شده است که داده‌ها در ۵ دسته قرار بگیرند و لذا ۵ قاعده برای سیستم به دست می‌آید. هر متغیر ورودی نیز با استفاده از ۵ تابع عضویت نگاشته می‌شود. مقدار خطا و ضریب همبستگی برای هریک از سیستم های فازی ایجاد شده در جدول (۴-۸) آمده است. با ایجاد سیستم فازی تعداد پنج قانون اگر- آنگاه برای سیستم مشخص شد. توابع عضویت استخراج شده از سیستم استنتاج فازی از نوع گوسی و در پنج خوشه یک، دو، سه، چهار و پنج تعریف شده‌اند.



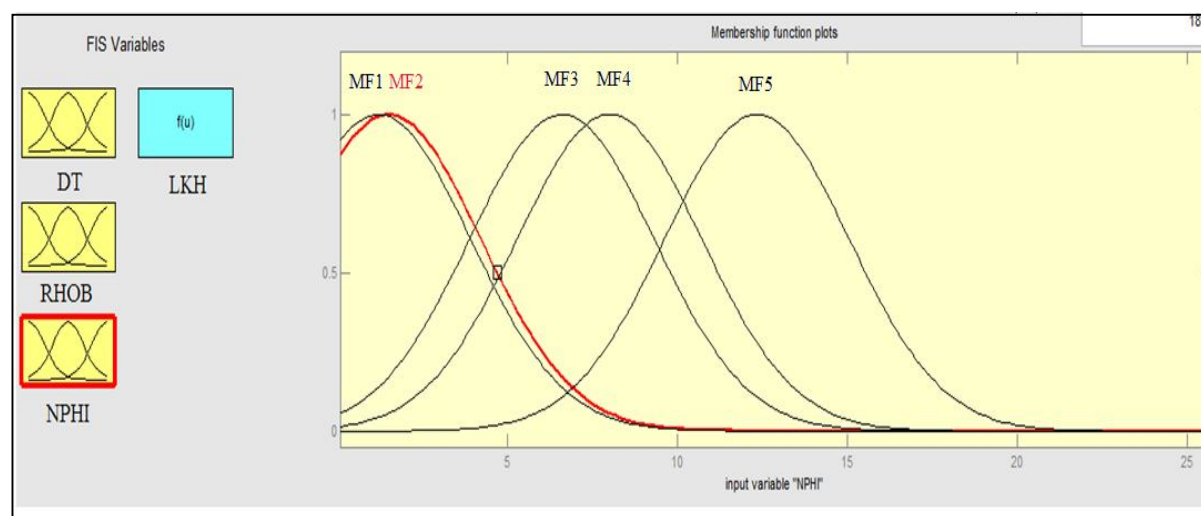
شکل (۴-۲۲): سیستم فازی تاگاسی-سوگنو-کانگ با سه ورودی برای نگارهای صوتی (DT)، دانسیته (RHOB) و نوترون (NPHI) جهت پیش بینی نفوذپذیری افقی



الف

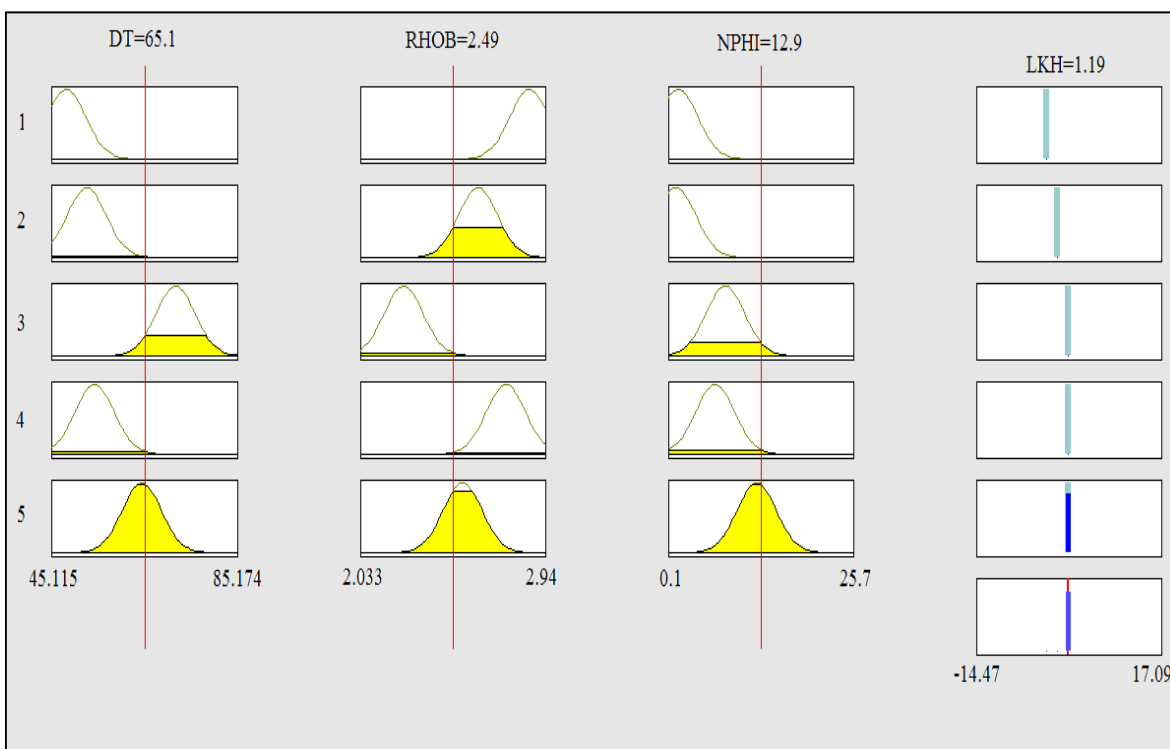


ب



ج

شکل (۴-۲۳): توابع عضویت استخراج شده توسط سیستم استنتاج فازی برای نگارهای صوتی (الف)، دانسیته (ب) و نوترونی (ج)



شکل (۴-۲۴): مدل ساخته شده توسط سیستم استنتاج فازی با سه ورودی برای نگارهای صوتی (DT)، دانسیته (RHOB) و نوترون (NPHI) جهت پیش بینی نفوذپذیری افقی

جدول (۴-۸): مقدار ضریب همبستگی و خطا برای سیستم های فازی با شعاع خوشه بندی متناظر آن برای تخمین نفوذپذیری افقی

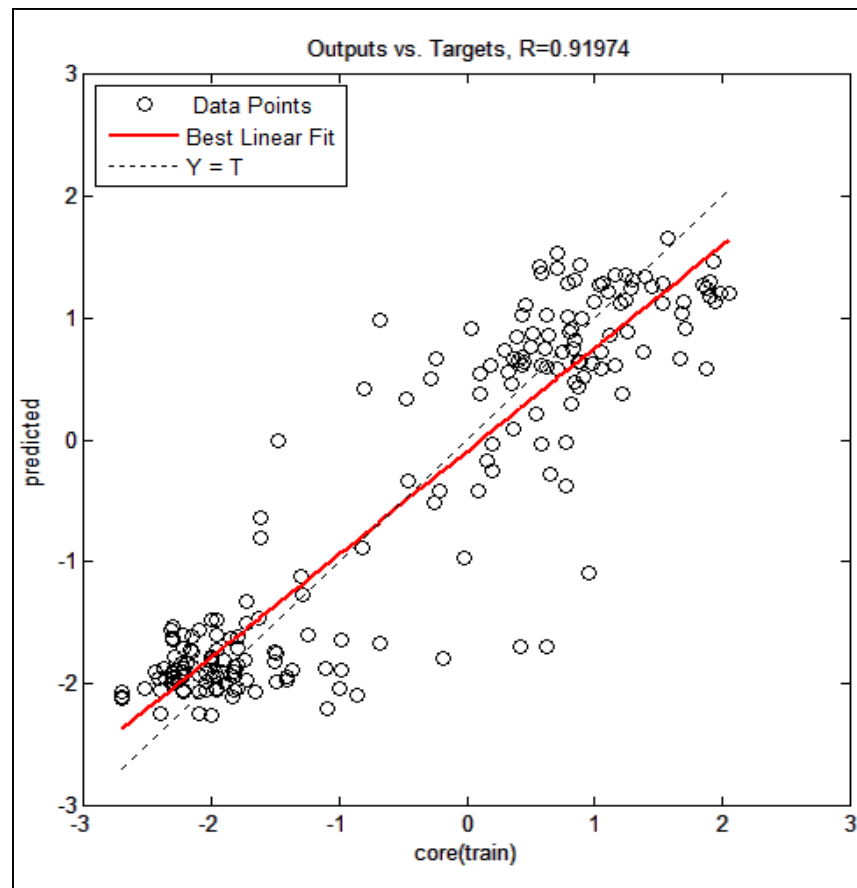
شماره سیستم فازی	شعاع خوشه سازی	R (تست)	RMS (تست)	NPHI , DT, RHOB
۱	0.1	0.4590	2.8564	
۲	0.2	0.8740	0.7100	
۳	0.3	0.9067	0.6148	
۴	0.4	0.9049	0.6206	
۵	0.5	0.8946	0.6542	
۶	0.6	0.8822	0.6892	
۷	0.7	0.8790	0.6959	
۸	0.8	0.8783	0.6979	
۹	0.9	0.8775	0.7002	
۱۰	1	0.8762	0.7043	

تابع عضویت خروجی برای سیستم‌های سوگنو ثابت و یا خطی می‌باشد. در این مطالعه برای خروجی ۵ تابع عضویت خطی در نظر گرفته شده است. قوانین اگر-آنگاه بدست آمده به شرح زیر می‌باشد:

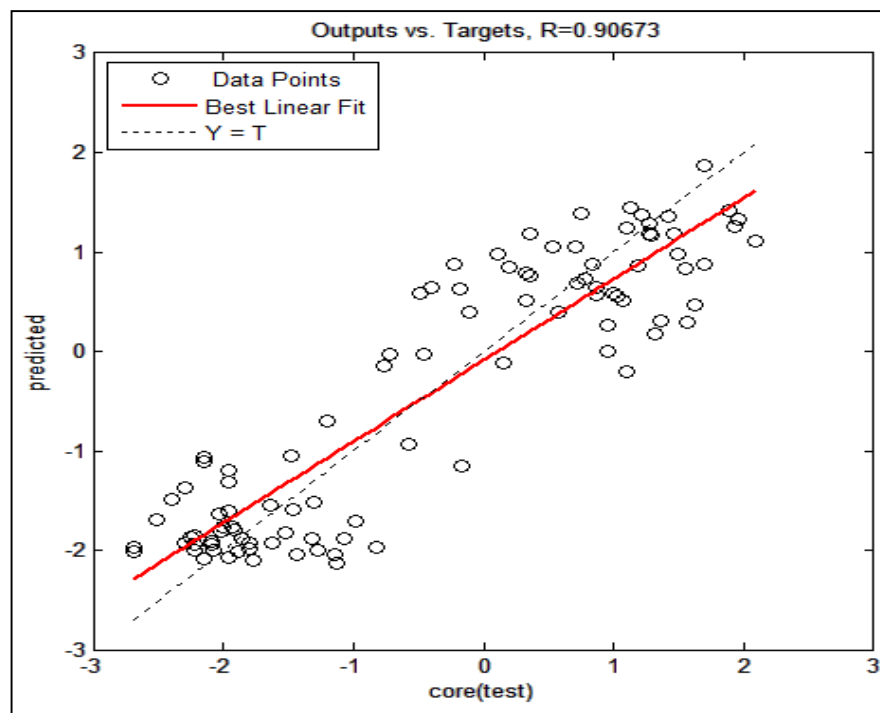
- اگر (نگار صوتی MF4 و نگار دانسیته MF2 و نگار نوترون MF5 باشد) آنگاه (مقدار نفوذپذیری عالی خواهد بود)
- اگر (نگار صوتی MF3 و نگار دانسیته MF4 و نگار نوترون MF3 باشد) آنگاه (مقدار نفوذپذیری خوب خواهد بود)
- اگر (نگار صوتی MF5 و نگار دانسیته MF1 و نگار نوترون MF4 باشد) آنگاه (مقدار نفوذپذیری متوسط خواهد بود)
- اگر (نگار صوتی MF2 و نگار دانسیته MF3 و نگار نوترون MF1 باشد) آنگاه (مقدار نفوذپذیری ضعیف خواهد بود)
- اگر (نگار صوتی MF1 و نگار دانسیته MF5 و نگار نوترون MF2 باشد) آنگاه (مقدار نفوذپذیری خیلی ضعیف خواهد بود)

بعد از ایجاد سیستم فازی مورد نظر، داده‌ها به سیستم سوگنو طراحی شده داده شد که شامل دو سری داده آموزش (برای تعلیم شبکه) و تست (برای قابلیت تعمیم دهی شبکه) می‌باشند. در این روش از تعداد ۳۰۹ داده (الگو) موجود، حدود ۷۰ درصد به صورت تصادفی به عنوان داده‌های آموزشی و حدود ۳۰ درصد به عنوان داده‌های تست (که در داده‌های آموزش نبودند) انتخاب شدند. این شبکه نیز با ورودیها و شعاع‌های خوشه‌سازی مختلف امتحان گردید که نتایج مربوطه در جدول (د-۱) آمده است. کوچک‌تر بودن زاویه شیب خط برازش شده برای داده‌های اندازه‌گیری شده نشان می‌دهد که پاسخ شبکه برای مقادیر زیاد نفوذپذیری کمی کمتر و برای مقادیر نفوذپذیری کمتر از ۱/۵- کمی بیشتر از مقادیر اندازه‌گیری شده است. این امر را شاید بتوان با استفاده از توزیع داده‌های نفوذپذیری اندازه‌گیری شده (شکل ۴-۶) که مورد استفاده برای آموزش و تست شبکه قرار گرفتند توجیه کرد. ضریب همبستگی بین نفوذپذیری افقی پیش‌بینی شده و

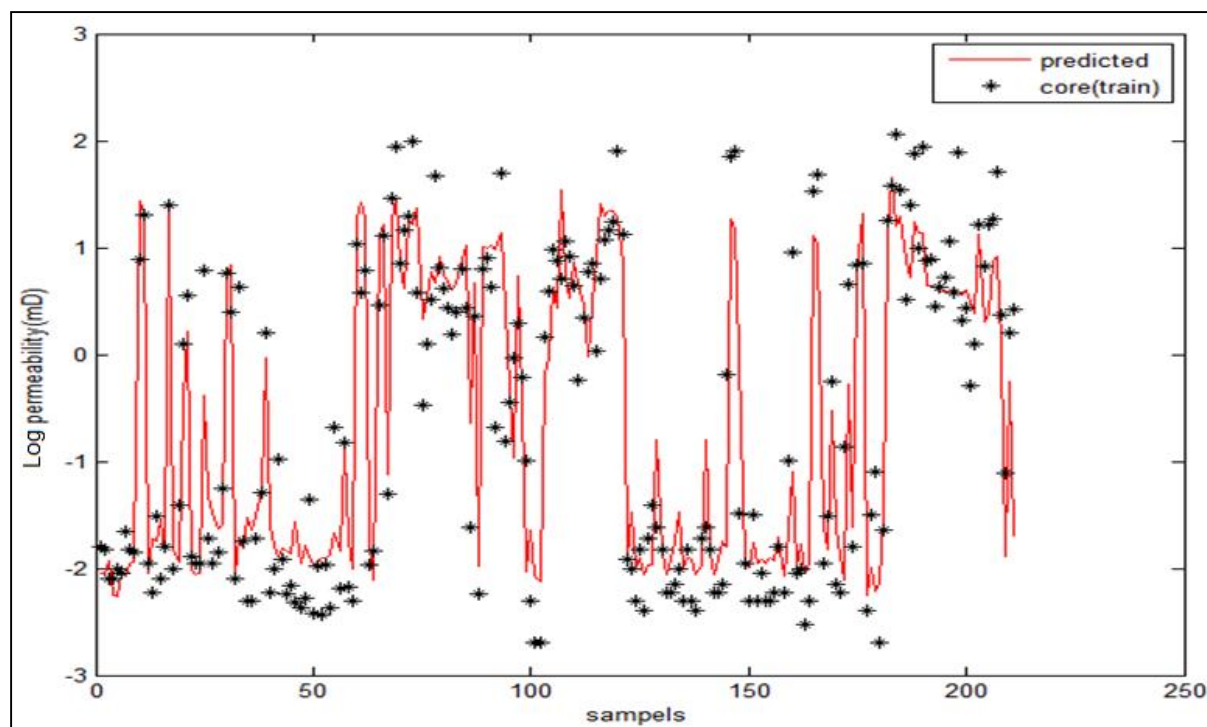
نفوذپذیری افقی مغزه برای دو مجموعه داده آموزشی و تست محاسبه و به ترتیب در شکل‌های (۴-۲۵) و (۴-۲۶) و برای نفوذپذیری قائم در شکل‌های (د-۱) و (د-۲) نشان داده شده است. شکل‌های (۴-۲۸) تا (۴-۲۹) هم نشانگر مقایسه بین لگاریتم نفوذپذیری افقی شبکه با لگاریتم نفوذپذیری مغزه در دو سری داده آموزش و تست در مقابل تعداد داده‌های هر سری می‌باشد که داده‌های مغزه با علامت ستاره و داده‌های پیش‌بینی به صورت منحنی نشان داده شده است. همبستگی بین داده‌های پیش‌بینی و داده‌های مغزه برای دو سری داده آموزش و تست به ترتیب برابر با ۰/۹۱۹۷ و ۰/۹۰۶۷ است. با توجه به ضریب همبستگی بالای بدست آمده توسط شبکه در دو مرحله، می‌توان به قابلیت خوب سیستم فازی طراحی شده نسبت به شبکه‌های عصبی طراحی شده قبلی اشاره نمود و از این شبکه برای تعمیم در سازند چهارم برای چاه‌هایی که مغزه‌گیری صورت نگرفته و نفوذپذیری نامشخص است، استفاده نمود.



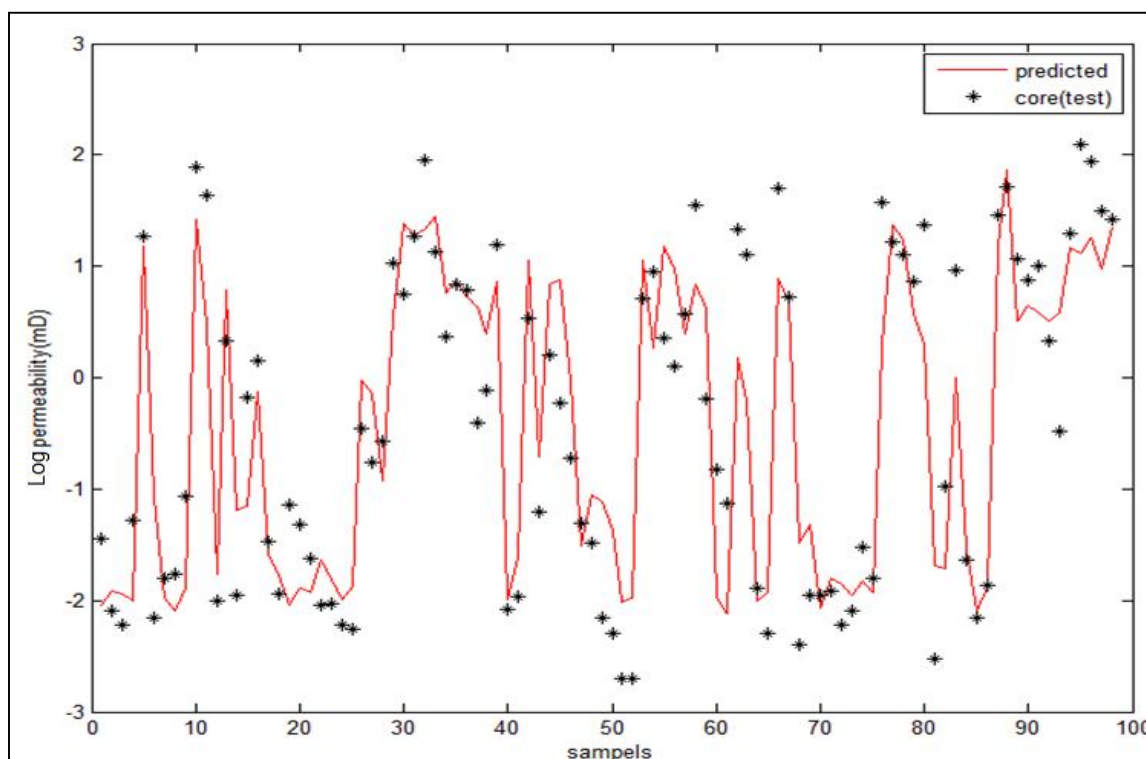
شکل (۴-۲۵): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری(افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های آموزش با سه ورودی در سیستم فازی



شکل (۴-۲۶): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های تست با سه ورودی در سیستم فازی



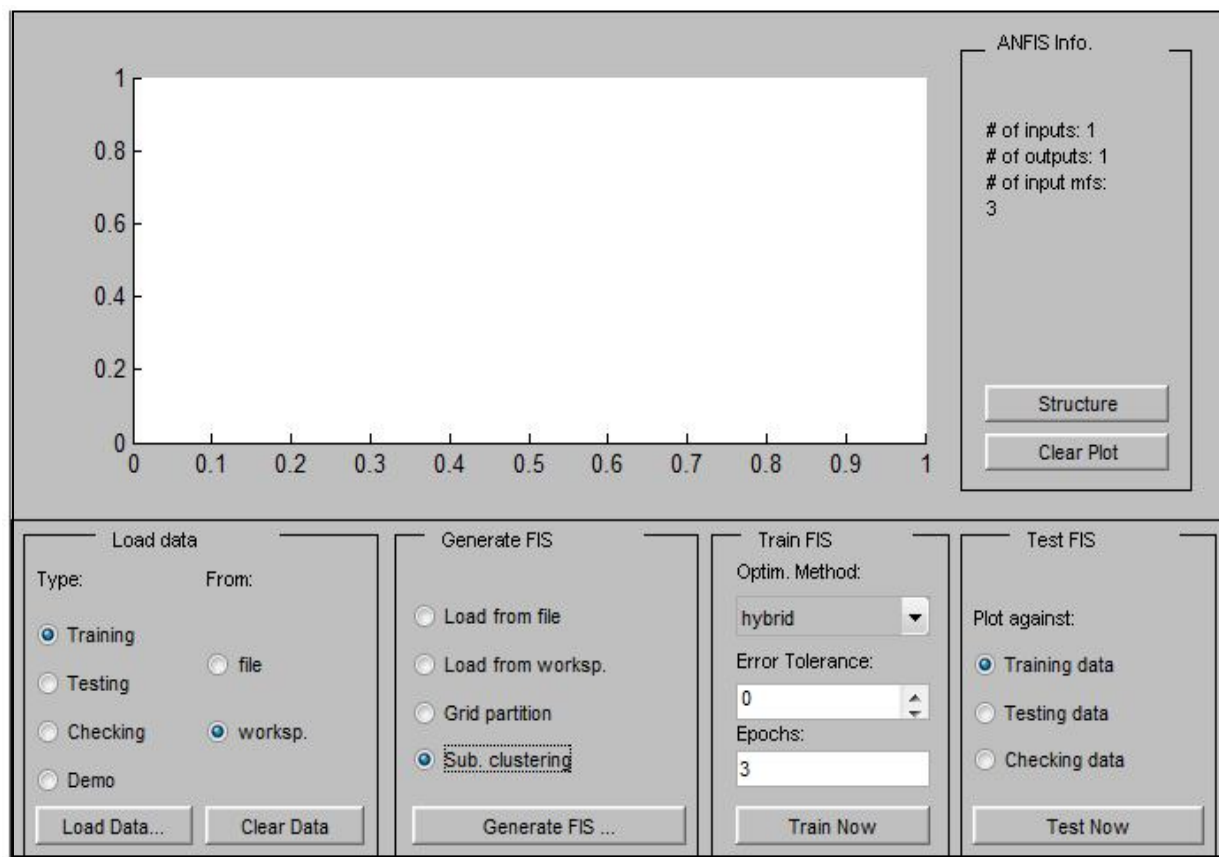
شکل (۴-۲۷): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های آموزش با سه ورودی در سیستم فازی



شکل (۴-۲۸): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست با سه ورودی در سیستم فازی

۴-۷ تخمین نفوذپذیری با استفاده از سیستم عصبی_فازی

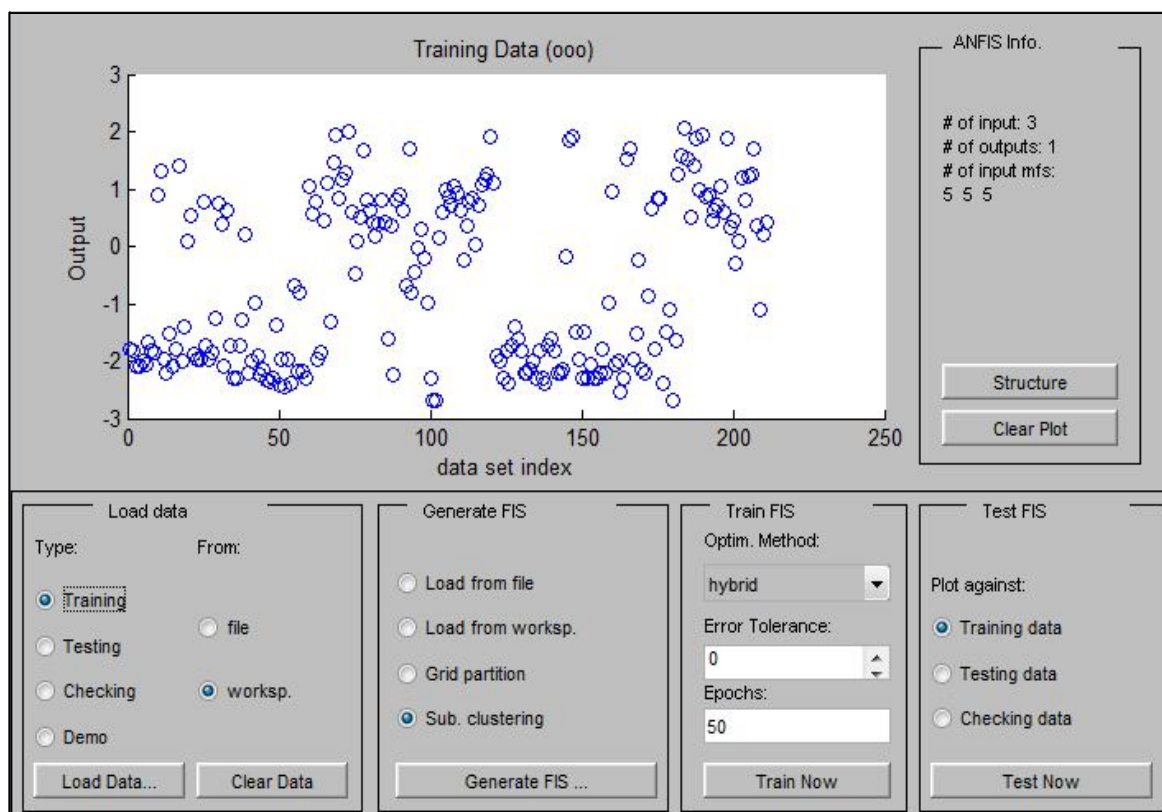
شبکه عصبی_فازی آمیزه‌ای از سیستم شبکه‌های عصبی مصنوعی و منطق فازی است. بدین صورت که مدل‌های شبکه عصبی که به عنوان مدل‌های داخلی در سیستم فازی به کار می‌رود می‌توانند توسط قواعد فازی تشخیص داده شوند. سیستم عصبی_فازی یک سیستم استنتاج فازی می‌سازد که پارامترهای توابع عضویت آن توسط قواعد فازی تشخیص داده می‌شود. از نظر ریاضی می‌توان یک ANFIS را معادل یک سیستم سوگنو در نظر گرفت در حقیقت ANFIS تنها برای سیستم‌های از نوع سوگنو تعریف می‌شوند. برای شروع به کار با واسطه گرافیکی ویرایشگر ANFIS عبارت anfisedit را در نرم افزار Matlab وارد می‌کنیم. در شکل (۴-۲۹) واسطه گرافیکی ANFIS نشان داده شده است.



شکل (۴-۲۹): واسط گرافیکی ویرایشگر ANFIS در نرم افزار Matlab

برای باز کردن مجموعه داده‌های آموزش، Training و workspace را در قسمت Load data از پنجره ویرایشگر ANFIS باز شده کلیک می‌کنیم و سپس دکمه Load data... را کلیک می‌کنیم. داده‌های آموزش به صورت مجموعه دایره‌هایی در مرکز واسط گرافیکی در شکل (۴-۳۰) نشان داده شده است. محور افقی با شاخص مجموعه داده 'مشخص شده است. این شاخص ردیفی مقادیر داده ورودی خوانده شده را مشخص می‌کند.

¹ -Data set index



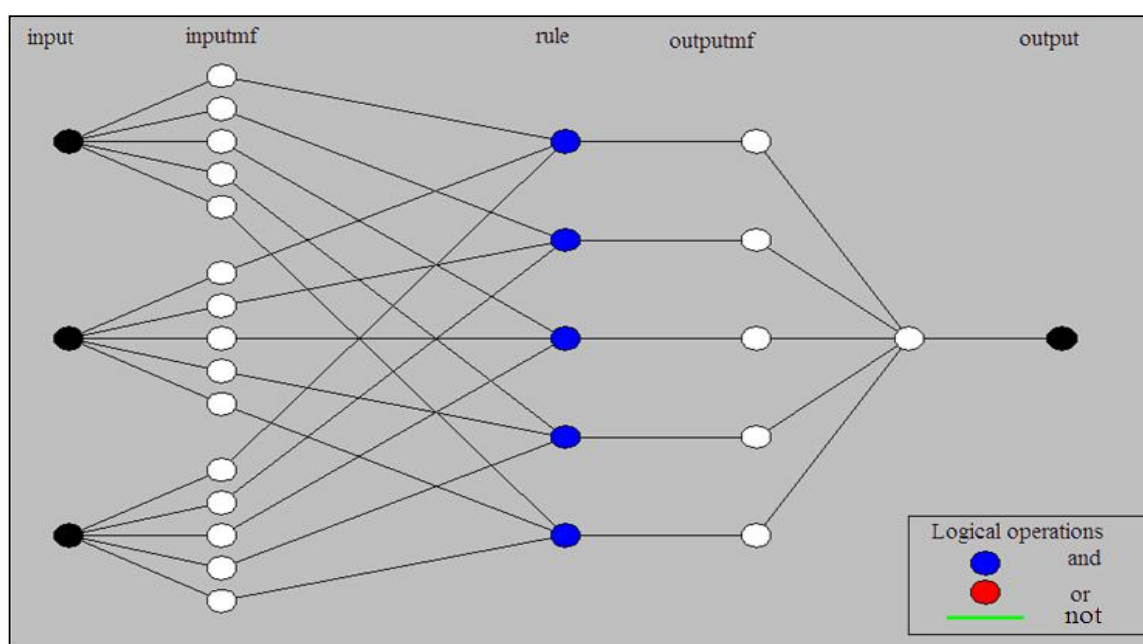
شکل (۴-۳): داده‌های آموزش نشان داده شده در واسط گرافیکی ANFIS

برای مقدار دهی اولیه FIS بوسیله ANFIS در قسمت Generate FIS ، Sub. clustering را انتخاب می‌کنیم. این دکمه رادیویی به ما این اجازه را می‌دهد که بوسیله خوشه بندی تفریقی بهترین شعاع خوشه سازی را انتخاب کنیم. با توجه به جدول (۴-۹) شعاع $0/3$ کمترین مقدار خطا برای پیش بینی را ارائه خواهد داد.

بعد از اینکه FIS تولید گردید، می‌توان ساختار مدل را با کلیک کردن دکمه Structure مشاهده کرد. شاخه‌های نمودار گره‌ای با رنگ مشخص شده‌اند تا نشان دهند کدام یک از عملگرهای and ، or یا not در ساخت قوانین استفاده شده‌اند. شکل (۴-۳۱) ساختار شبکه عصبی فازی با سه ورودی و شعاع خوشه سازی $0/3$ در تخمین نفوذپذیری افقی را نشان می‌دهد .

جدول (۴-۹): مقدار ضریب همبستگی و خطا برای سیستم‌های عصبی_فازی با شعاع خوشه بندی متناظر آن برای تخمین نفوذپذیری افقی

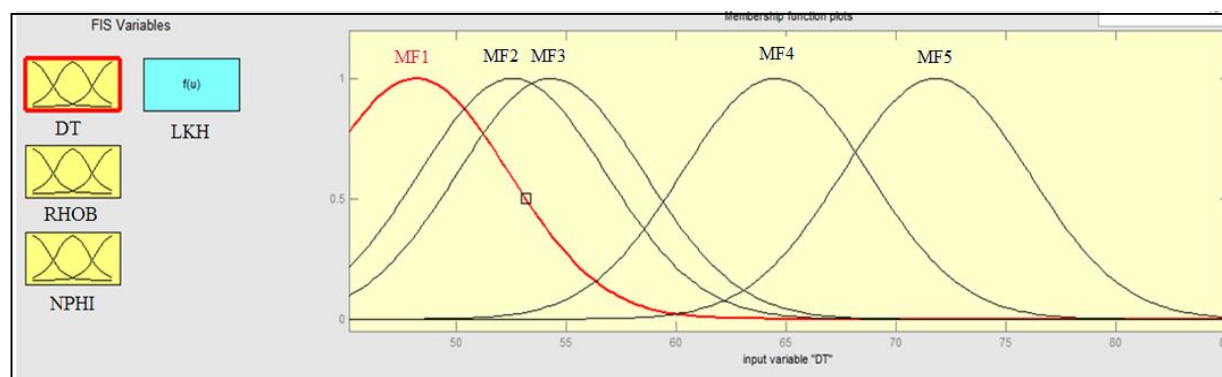
شماره سیستم فازی	شعاع خوشه سازی	R(تست)	RMS(تست)	NPHI , DT, RHOB
۱	0.1	0.4102	3.7522	
۲	0.2	0.8775	0.7017	
۳	0.3	0.9099	0.6095	
۴	0.4	0.9075	0.6156	
۵	0.5	0.8993	0.6406	
۶	0.6	0.8940	0.6529	
۷	0.7	0.8805	0.6927	
۸	0.8	0.8776	0.7005	
۹	0.9	0.8756	0.7058	
۱۰	1	0.8736	0.7109	



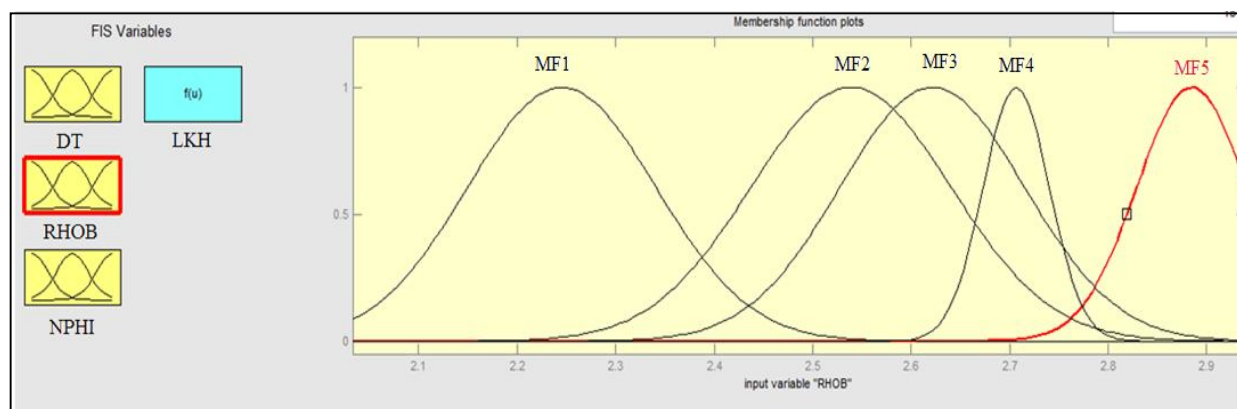
شکل (۴-۳۱): ساختار شبکه عصبی فازی با سه ورودی و شعاع خوشه سازی ۰.۳ در تخمین نفوذپذیری افقی

با استفاده از نتایج خوشه بندی تفریقی به این نتیجه می‌رسیم که سیستم بهینه دارای ۵ قاعده می‌باشد و برای هر کدام از ورودی‌ها ۵ تابع عضویت در نظر گرفته شده است. این توابع عضویت در شکل (۴-۳۲) برای نگارهای دانسیته (RHOB) و زمان گذر صوت (DT) و نوترون (NPHI) نشان داده شده‌اند. در حقیقت

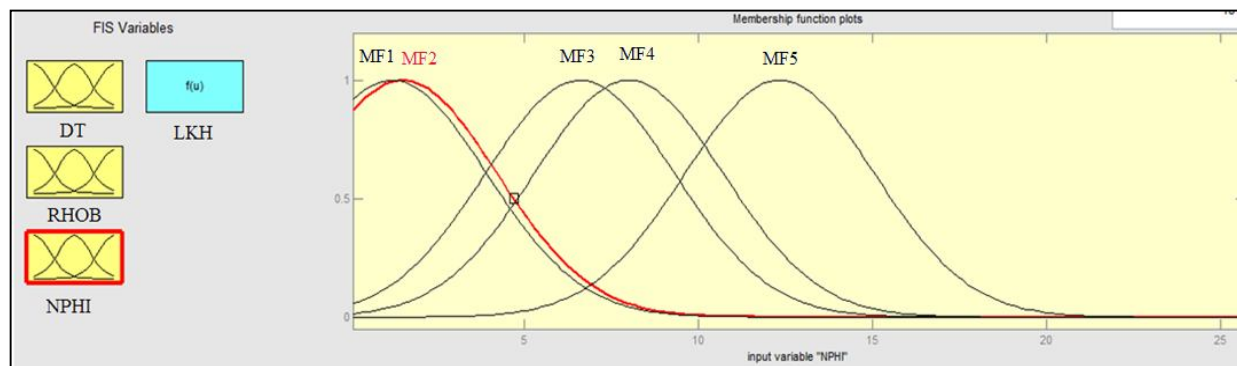
انتخاب شعاع تاثیر برابر 0.3 باعث شده است که داده‌ها در 5 دسته قرار بگیرند و لذا 5 قاعده برای سیستم به دست می‌آید. هر متغیر ورودی نیز با استفاده از 5 تابع عضویت نگاشته می‌شود.



الف



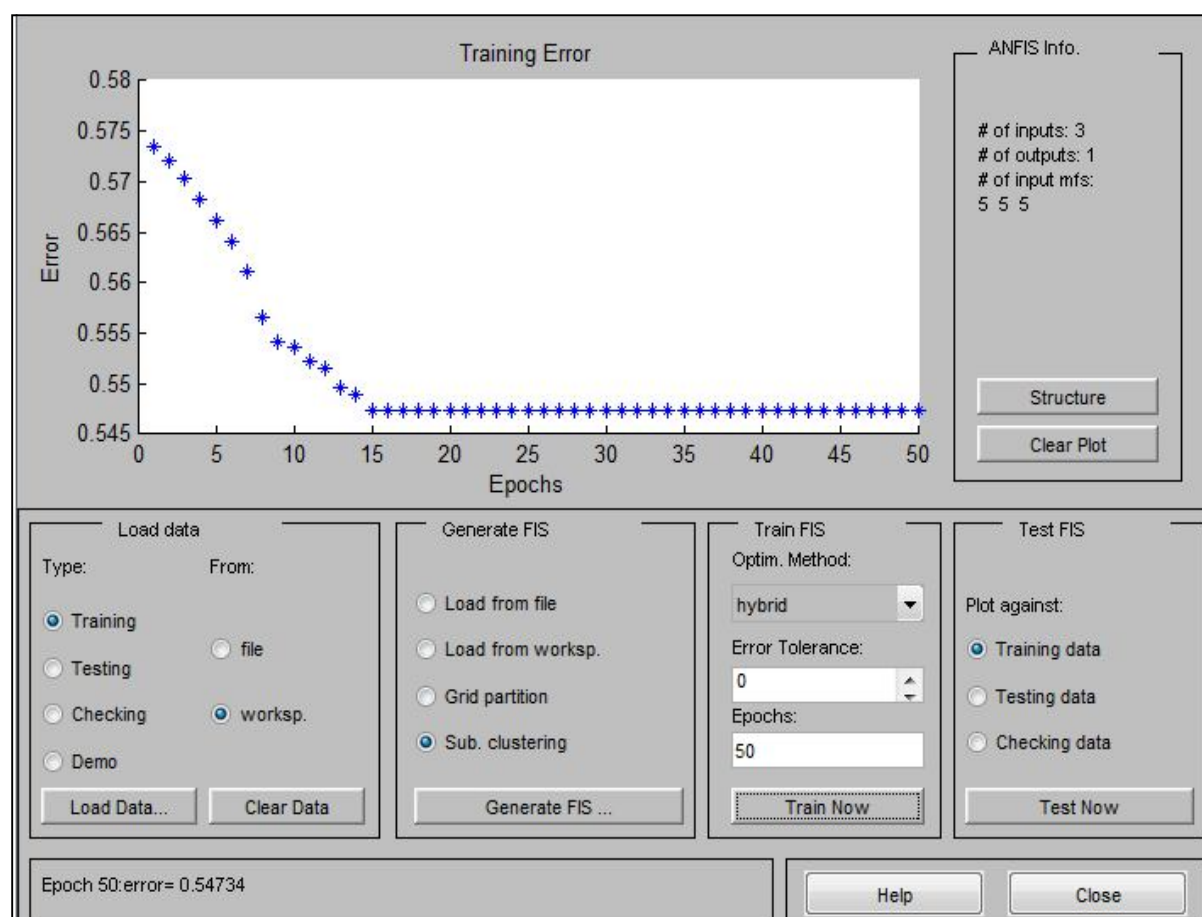
ب



ج

شکل (۴-۳۲) توابع عضویت استخراج شده توسط سیستم استنتاج فازی برای نگارهای صوتی (الف) و دانسیته (ب) و نوترونی (ج)

دو روش که به منظور بهینه سازی پارامترهای ANFIS برای آموزش FIS وجود دارد شامل پس انتشار یا ترکیبی از پس انتشار و حداقل مربعات (روش مرکب)^۱ هستند، روش بهینه سازی را به صورت ترکیبی (hybrid) قرار می‌دهیم. اذمانه تغییرات خطا^۲ به منظور تعیین یک ملاک برای توقف آموزش استفاده می‌شود، که با اندازه خطا رابطه مستقیم دارد. زمانی که خطای داده‌های آموزش در این محدوده خطا قرار گیرد آموزش متوقف می‌شود. این گزینه را بصورت پیش فرض صفر قرار می‌دهیم. تعداد دوره آموزش را ۵۰ قرار داده و گزینه Train Now را انتخاب می‌کنیم. در شکل (۴-۳۳) مقدار خطای آموزش در مقابل تعداد تکرار داده‌های آموزش رسم شده است.



شکل (۴-۳۳): منحنی مقدار خطای آموزش در مقابل تعداد تکرار داده‌های آموزش در سیستم عصبی_فازی

1 -Hybrid method
2 -Error Tolerance

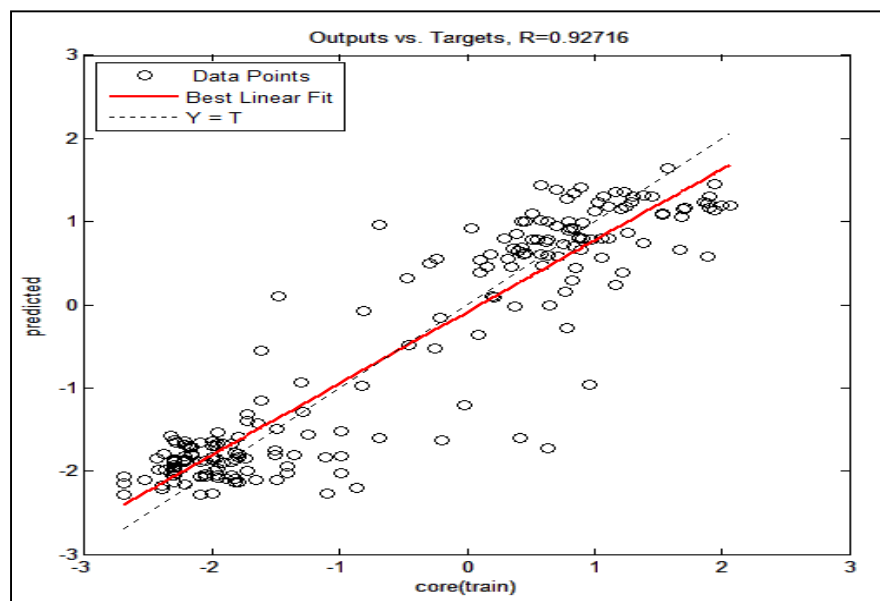
تابع عضویت خروجی برای سیستم‌های سوگنو ثابت و یا خطی می‌باشد. در این مطالعه برای خروجی ۵ تابع عضویت خطی در نظر گرفته شده است.

با ایجاد سیستم فازی تعداد پنج قانون اگر-آنگاه برای آن مشخص شد. توابع عضویت استخراج شده از نوع گوسی و در پنج خوشه تعریف شده‌اند. قوانین اگر-آنگاه بدست آمده به شرح زیر می‌باشد:

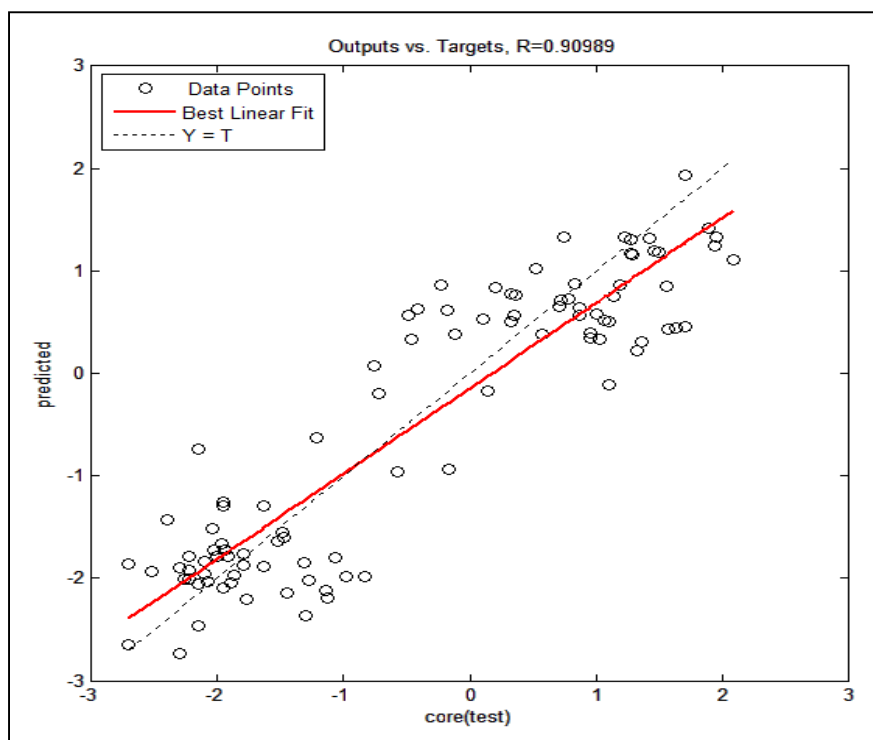
- اگر (نگار صوتی MF4 و نگار دانسیته MF2 و نگار نوترون MF5 باشد) آنگاه (مقدار نفوذپذیری عالی خواهد بود)
- اگر (نگار صوتی MF3 و نگار دانسیته MF4 و نگار نوترون MF3 باشد) آنگاه (مقدار نفوذپذیری خوب خواهد بود)
- اگر (نگار صوتی MF5 و نگار دانسیته MF1 و نگار نوترون MF4 باشد) آنگاه (مقدار نفوذپذیری متوسط خواهد بود)
- اگر (نگار صوتی MF2 و نگار دانسیته MF3 و نگار نوترون MF1 باشد) آنگاه (مقدار نفوذپذیری ضعیف خواهد بود)
- اگر (نگار صوتی MF1 و نگار دانسیته MF5 و نگار نوترون MF2 باشد) آنگاه (مقدار نفوذپذیری خیلی ضعیف خواهد بود)

بعد از ایجاد سیستم عصبی-فازی مورد نظر، داده‌ها به سیستم طراحی شده داده می‌شود. در این شبکه داده‌ها باید به صورت ماتریسی باشند که هر سطر آن با یک عنصر ورودی شروع شده و پس از همه ورودی‌ها در ستون آخر خروجی متناظر با آن مجموعه ورودی آمده باشد. در این روش از تعداد ۳۰۹ داده موجود، حدود ۷۰ درصد به صورت تصادفی به عنوان داده‌های آموزشی و حدود ۳۰ درصد به عنوان داده‌های تست انتخاب شدند. این شبکه نیز با ورودیها و شعاع‌های خوشه سازی مختلف امتحان گردید که نتایج مربوطه در جدول (ه-۱) آمده است. کوچک‌تر بودن زاویه شیب خط برازش شده برای داده‌های اندازه‌گیری شده نشان می‌دهد که پاسخ شبکه برای مقادیر زیاد نفوذپذیری کمی کمتر و برای مقادیر نفوذپذیری کمتر از ۱/۵-

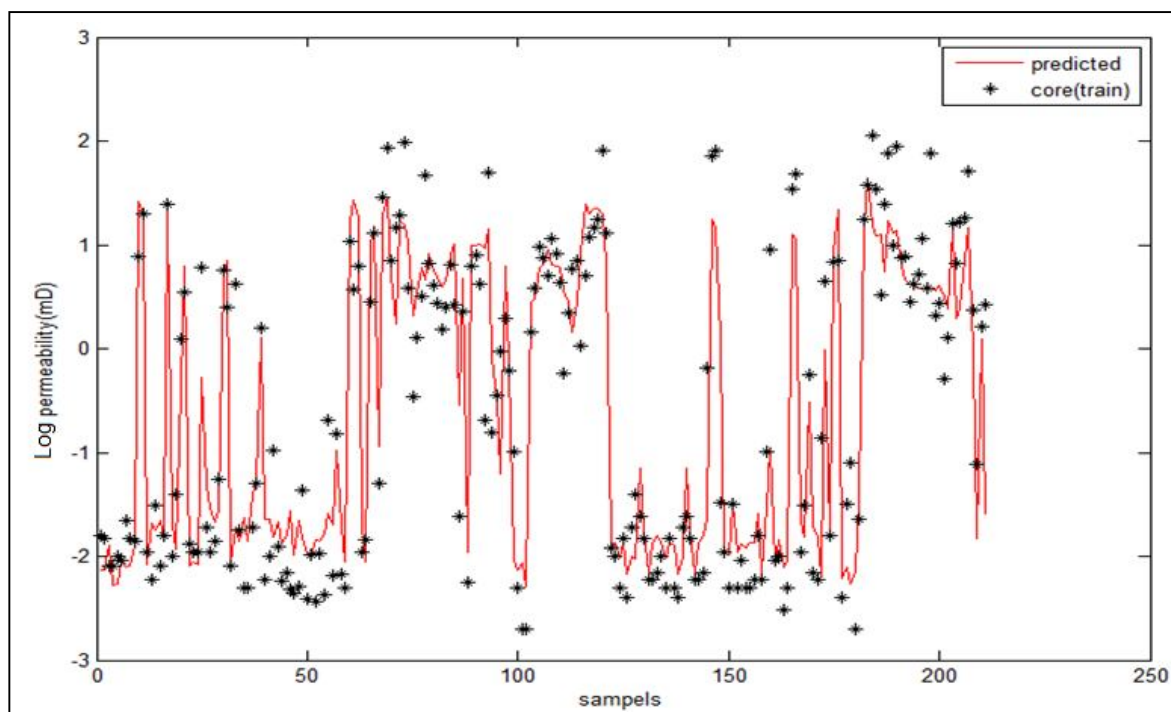
کمی بیشتر از مقادیر اندازه‌گیری شده است. این امر را شاید بتوان با استفاده از توزیع داده‌های نفوذپذیری اندازه‌گیری شده (شکل ۴-۶) که مورد استفاده برای آموزش و تست شبکه قرار گرفتند توجیه کرد. ضریب همبستگی بین نفوذپذیری افقی پیش‌بینی شده و نفوذپذیری افقی مغزه برای دو مجموعه داده آموزشی و تست محاسبه و به ترتیب در شکل‌های (۴-۳۴) و (۴-۳۵) و برای نفوذپذیری قائم در شکل‌های (۵-۱) و (۵-۲) نشان داده شده است. شکل‌های (۴-۳۶) و (۴-۳۷) هم نشانگر مقایسه بین لگاریتم نفوذپذیری افقی شبکه با لگاریتم نفوذپذیری مغزه در دو سری داده آموزش و تست در مقابل تعداد داده‌های هر سری می‌باشد که داده‌های مغزه با علامت ستاره و داده‌های پیش‌بینی به صورت منحنی نشان داده شده است. همبستگی بین داده‌های پیش‌بینی و داده‌های مغزه برای دو سری داده آموزش و تست به ترتیب برابر با ۰/۹۲۷۱ و ۰/۹۰۹۹ است. با توجه به ضریب همبستگی بالا و مقدار خطای RMS به دست آمده می‌توان عملکرد سیستم را نسبت به حالت‌های قبلی بهتر در نظر گرفت. ضریب همبستگی ۰/۹۰۹ در مرحله تست نشان می‌دهد که سیستم خوب آموزش دیده است و قابلیت تعمیم بالایی در سازند جهرم برای چاه‌هایی که مغزه‌گیری صورت نگرفته و نفوذپذیری نامشخص است دارد.



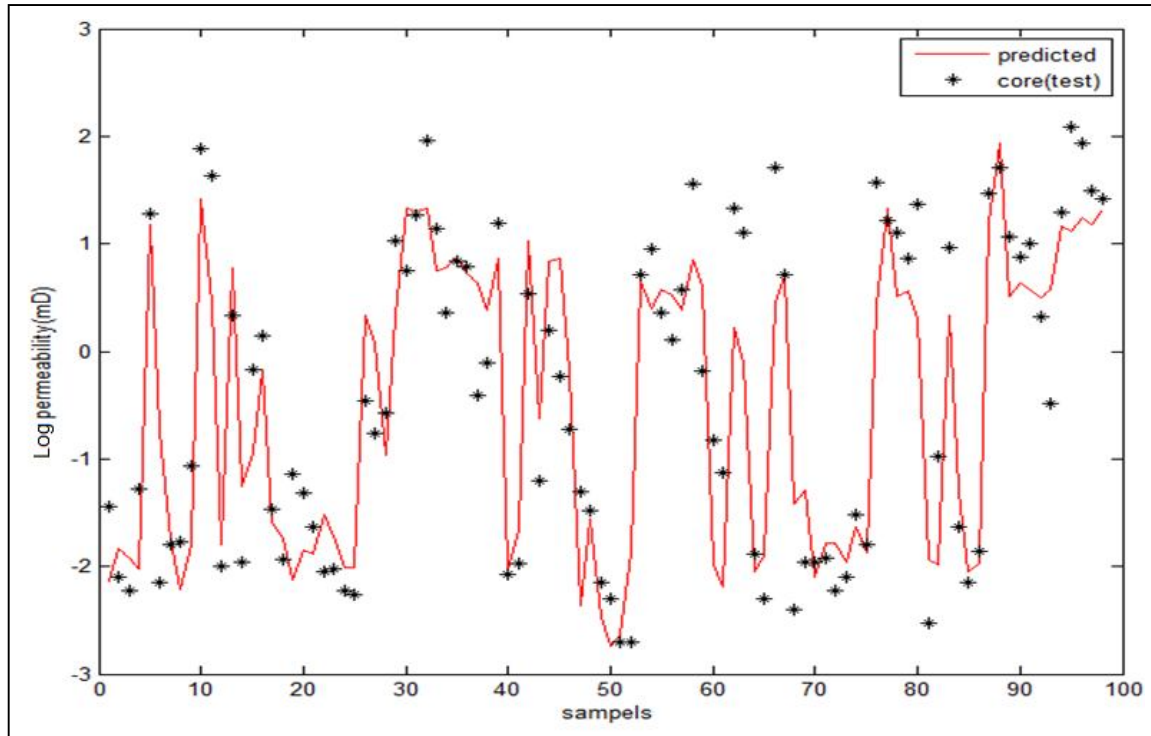
شکل (۴-۳۴): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های آموزش با سه ورودی در سیستم عصبی_فازی



شکل (۴-۳۵): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های تست با سه ورودی در سیستم عصبی_فازی



شکل (۴-۳۶): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های آموزش با سه ورودی در سیستم عصبی_فازی



شکل (۴-۳۷): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست با سه ورودی در سیستم عصبی_فازی

۴-۸ تخمین نفوذپذیری با استفاده از ماشین کمیته

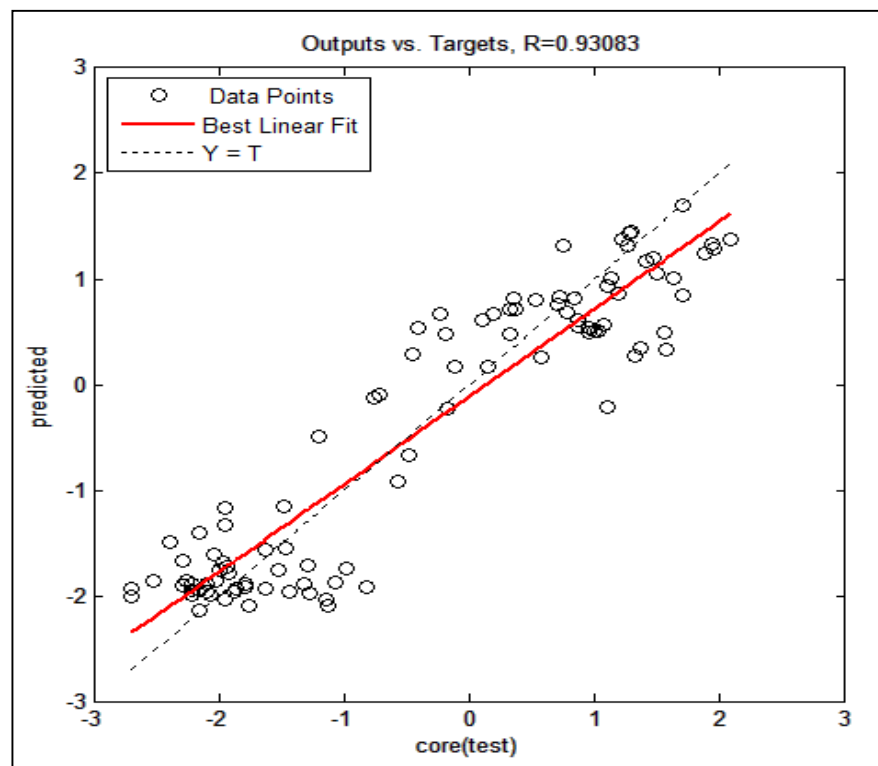
با استفاده از مفهوم ماشین کمیته نتایج بدست آمده از مدل‌های شبکه عصبی، منطق فازی و سیستم عصبی_فازی را می‌توان ترکیب کرد و دقت نفوذپذیری پیش بینی شده را افزایش داد. در این مطالعه از ماشین کمیته مبتنی بر میانگین گیری استفاده شده است.

در روش میانگین گیری نتایج با توجه به فرمول (۴-۱) بدست می‌آید که به کمک فرمول (۴-۱) و (۴-۲) و با استفاده از ماشین کمیته نتایج تمامی روشها با هم تلفیق شده که سهم هر یک از روشها در تولید خروجی ماشین کمیته با هم مساوی و برابر ۰/۲۰ خواهد بود.

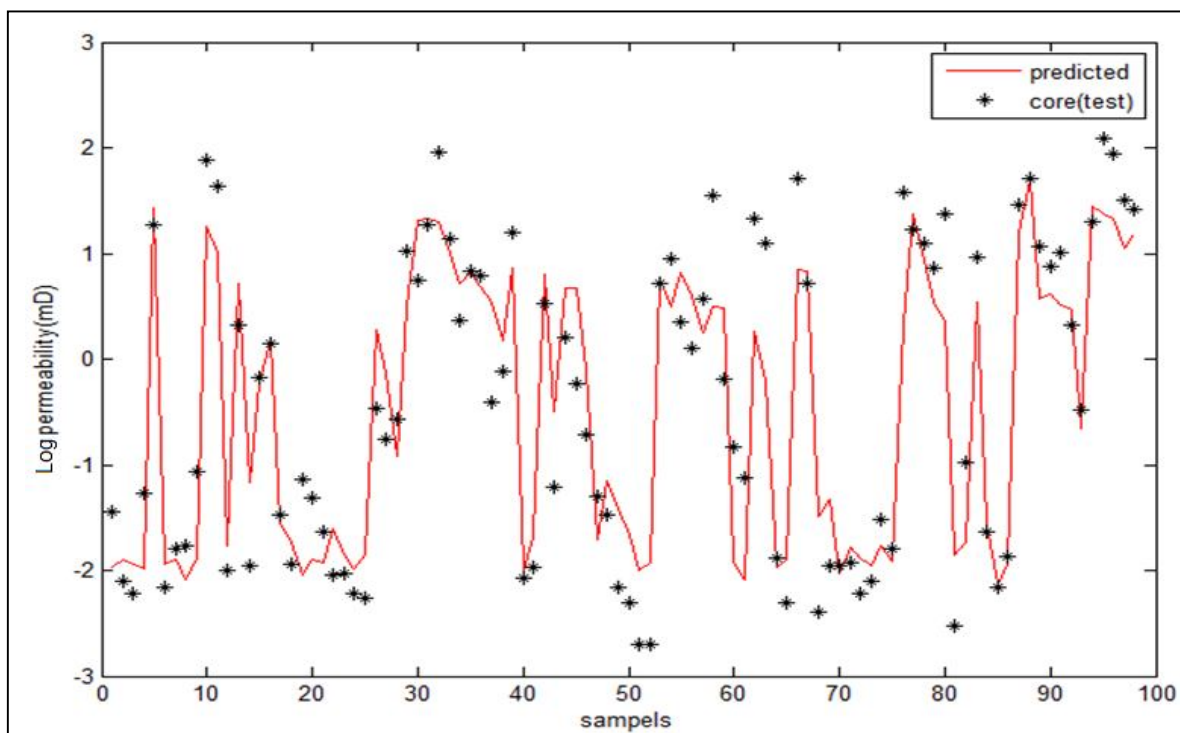
$$k_{\text{average}} = \frac{1}{5} (k_{\text{NN}} + k_{\text{FL}} + k_{\text{NF}}) \quad (۴-۱)$$

$$k_{NN} = k_{ER} + k_{BR} + k_{GRNN} \quad (۲-۴)$$

شکل (۳۸-۴) ضریب همبستگی نفوذپذیری پیش بینی شده با میانگین‌گیری و نفوذپذیری مغزه را نشان می‌دهد و شکل (۳۹-۴) هم نشانگر مقایسه بین لگاریتم نفوذپذیری افقی شبکه با لگاریتم نفوذپذیری مغزه در داده تست در مقابل تعداد داده‌های سری می‌باشد که داده‌های مغزه با علامت ستاره و داده‌های پیش‌بینی به صورت منحنی نشان داده شده است. مقدار خطا RMS برای داده های تست ۰/۵۳۷۴ اندازه‌گیری شد. همانطور که مشخص است مقدار ضریب همبستگی به مقدار قابل ملاحظه‌ای افزایش یافته است. خطا بدست آمده نشان می‌دهد، که با اعمال یک محاسبه ساده بر نتایج بدست آمده می‌توان دقت پیش بینی را افزایش داد. لازم به یادآوری است که ماشین کمیته مبتنی بر میانگین‌گیری همیشه دقت پیش‌بینی را افزایش نمی‌دهد و لذا ابزاری دقیق و قابل اعتماد برای کاهش خطا در محاسبات نمی‌باشد.



شکل (۳۸-۴): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست با سه ورودی در ماشین کمیته



شکل (۴-۳۹): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های تست با سه ورودی در ماشین کمیت

فصل پنجم

نتیجه‌گیری و پیشنهادات

۵-۱ جمع بندی نتایج و بحث روی آنها

ارزیابی توان تولید یک مخزن و شناسایی نواحی که راندمان تولید بالاست، مدیون شناخت صحیحی از خصوصیات یک مخزن است. در این میان نفوذپذیری یکی از مهمترین خصوصیات مخزن می‌باشد که بدلیل ناهمسانگردی سنگ مخزن و پیچیدگی آن، هنوز از نظر علمی راهکار مشخص و جامعی که بتواند مدل توزیع نفوذپذیری را در یک مخزن هیدروکربوری نشان داد وجود ندارد. از طرفی عدم وجود داده‌های کافی به دست آمده از مغزه‌ها و آزمایشات برجا و پر هزینه بودن آزمایش‌های اندازه‌گیری نفوذپذیری، تعیین دقیق این پارامتر پتروفیزیکی را امری دشوار و غیر اقتصادی ساخته است. لذا نیاز به طراحی و ایجاد رهیافت‌های جدید در این زمینه بیش از پیش به چشم می‌خورد.

هدف از انجام این پروژه، پیش بینی نفوذپذیری سازند جهرم در میدان گازی سرخون با استفاده از سه روش مدل‌سازی هوشمند از روی نگارهای چاه‌پیمایی بوده است. برای این منظور ابتدا تئوری و تکنیک‌های مورد نیاز جهت تعیین مقادیر نفوذپذیری مورد بررسی قرار گرفت و سپس پارامترهای پتروفیزیکی مخزن شبه سازی شدند. مطالعات کتابخانه‌ای و مروری بر ادبیات مسئله و بویژه نتایج بدست آمده از این مطالعه نشان دادند که سیستم‌های هوشمند به خوبی قادر به محاسبه مقادیر نفوذپذیری در نقاط مختلف یک مخزن می‌باشند.

به طور کلی نتایج بدست آمده از این مطالعه نشان می‌دهد که با استفاده از سیستم‌های هوشمند می‌توان به کمک نگارهای رقومی شده چاه‌پیمایی به عنوان پارامترهای ورودی شبکه، ارتباطی مناسب بین داده‌های چاه‌پیمایی و پارامترهای پتروفیزیکی بدست آمده از مغزه برقرار کرد و در موارد فاقد مغزه در مخزن با استفاده از مدل تخمینگر، پارامترهای پتروفیزیکی را برآورد نمود. در این تحقیق از سه روش مجزا شبکه عصبی، منطق فازی و شبکه عصبی_ فازی به منظور شبیه سازی نفوذپذیری سنگ مخزن استفاده شده است که تحلیل و تفسیر نتایج حاصل از آن به اختصار توضیح داده شده‌اند.

۱- پیش بینی دقیق نفوذپذیری از نگارهای چاه در یک چاه بدون داشتن داده‌های مغزه، با استفاده از تکنیک‌های دیگر به ندرت اتفاق می‌افتد.

۲- از نگارهای چاه‌پیمایی می‌توان به عنوان منابعی ارزشمند و قابل دسترس در اغلب میادین نفتی به منظور مدل‌سازی و تخمین دیگر پارامترهای سنگ استفاده کرد.

۳- تفسیر متغیرهای ورودی که در این مطالعه از آنها استفاده شده است به ترتیب زیر است: عمق سازندها تعیین کننده فشار روباره اعمال شده به مخزن است که مسلماً بر روی نفوذپذیری اثر گذار می‌باشد. با افزایش عمق، سنگها متراکم‌تر شده و در نتیجه حجم فضای منفذی کاهش می‌یابد. از اینرو با پیشروی به سمت اعماق زمین به طور قطع از میزان نفوذپذیری سازندها کاسته می‌شود. نگارهای پرتو گاما شاهدهی بر حضور رس در سازندهاست. بنابراین این عامل باعث کاهش نفوذپذیری در سازندها می‌شود. دانسیته سنگ تابعی معکوس از تخلخل است و نگار لاترولوگ عمیق مقاومت ویژه ناحیه‌ای از مخزن را نشان می‌دهد که تحت تاثیر اشباع سیال موجود در مخزن است. اشباع سیال نیز تابعی از مهاجرت سیال و قابلیت گذردهی آن در طول دوره‌های زمین شناسی است. از طرفی نگار جذب فتوالکتریک بیانگر نوع لیتولوژی تشکیل دهنده سازنداست. بنابراین این پارامتر نیز می‌تواند به نوعی بر میزان نفوذپذیری تاثیر گذار باشد.

۴- تجربه‌های قبلی در طراحی و توسعه سیستم‌های هوشمند جهت تخمین مقادیر نفوذپذیری نشان داده است که به تعداد داده‌های کافی برای آموزش مناسب شبکه نیاز است. به عبارت دیگر یکی از مهمترین شروط موفقیت در شبیه سازی محیط مخزن قابلیت دسترسی به پارامترهای پتروفیزیکی سنگ مخزن است.

۵- بهتر است قبل از فرآیند آموزش، داده‌ها را از فضای معمولی و طبیعی خود به یک فضای نرمال شده از جمله $[-1, 1]$ یا $[0, 1]$ انتقال داد.

۶- اولین مدل ساخته شده در این مطالعه بوسیله یک شبکه عصبی پس انتشار خطا صورت گرفت برای مدل سازی شبکه پس انتشار در این مطالعه از دو روش توقف سریع و منظم سازی استفاده گردید.

۷- 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 نرونها آنها، باید به صورتی عمل گردد که شبکه توانایی تشخیص الگوها را داشته باشد و از طرفی شبکه دچار حفظ الگوها نگردد و ضریب همبستگی و مجموع مربعات خطا در تمام مراحل مختلف یادگیری (آموزش، اعتبار سنجی و تست) دارای شرایط خوبی باشند. در این مطالعه از شبکه‌ای با دولایه پنهان، با تعداد ۶ نرون در لایه اول و ۱ نرون در لایه دوم با تابع محرک تانژانت هایپربولیک در همه نرونها هر دولایه و یک لایه خروجی با یک نرون و تابع محرک خطی استفاده گردید. با توجه به نتایج بدست آمده، الگوریتم آموزش لونبرگ مارکوارت نسبت به دیگر الگوریتم‌ها ترجیح داده می‌شود. همبستگی بین داده‌های پیش‌بینی و داده‌های مغزه با این شبکه برای سه سری داده آموزش، تست و اعتبار سنجی به ترتیب برابر با ۰/۹۱۰، ۰/۸۹۵ و ۰/۹۳۱ است.

۸- در روش منظم سازی، آموزش با توجه به مجموع مربعات خطا، وزنها و تابع ارزیابی اصلاح شده (MSEREG)، انجام می‌گیرد. در این مطالعه از روش منظم سازی اتوماتیک بیزین برای طراحی شبکه استفاده گردید. با افزایش تعداد لایه‌های میانی و نرونها، زمان همگرایی شبکه طولانی 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 نرونها داخل آنها به صورت سعی و خطا انجام گرفت. همبستگی بین داده‌های پیش‌بینی و داده‌های مغزه برای دو سری داده آموزش و تست به ترتیب برابر با ۰/۹۷۸۹ و ۰/۸۸۶۹ است.

۹- در طراحی شبکه عصبی شعاعی رگرسیون عمومی که با توجه به وزن‌دهی ورودیها با توجه به مقدار فاکتور تعدیل صورت می‌گیرد، فاکتور تعدیل بهینه $0/13$ و تعدا سه ورودی با سعی و خطا برای طراحی این شبکه انتخاب گردید. همبستگی بین داده‌های پیش‌بینی و داده‌های مغزه برای دو سری داده آموزش و تست به ترتیب برابر با $0/9105$ و $0/8963$ است.

۱۰- در ادامه کار از تکنیک دیگری از مجموعه سیستم‌های هوش مصنوعی جهت تعیین نفوذپذیری استفاده شد. منطق فازی تکنولوژی جدیدی است که شیوه‌های مرسوم برای طراحی و مدل‌سازی یک سیستم را که نیازمند ریاضیات پیشرفته و نسبتاً پیچیده‌ای است با استفاده از مقادیر و شرایط زبانی و یا به عبارتی دانش فرد خبره، و با هدف ساده‌سازی و کارآمدتر شدن طراحی سیستم جایگزین و یا تا حدود زیادی تکمیل می‌نماید. در این مطالعه از سیستم فازی سوگنو برای تخمین نفوذپذیری استفاده شد که توابع عضویت آن به روش خوشه‌سازی تفریقی بدست آمد. همبستگی بین داده‌های پیش‌بینی و داده‌های مغزه برای دو سری داده آموزش و تست به ترتیب برابر با $0/9197$ و $0/9067$ است.

۱۱- در ادامه یک سیستم عصبی_ فازی تطبیقی طراحی شد تا بتواند از روی داده‌ها به یک ساختار ورودی_ خروجی مناسب دست یابد. قواعد موجود در داده‌ها قواعدی نیستند که از تجربه مفسر گرفته شده باشند بلکه سیستم این قواعد را از داخل داده‌ها به دست آورده است. همبستگی بین داده‌های پیش‌بینی و داده‌های مغزه برای دو سری داده آموزش و تست به ترتیب برابر با $0/9272$ و $0/9099$ است.

۱۲- برای افزایش دقت در تخمین نفوذپذیری از ماشین کمیت‌ه استفاده شده است. در این روش ترکیب نتایج بدست آمده از شبکه عصبی، منطق فازی و عصبی_ فازی ارائه شد. این مدل با کاهش خطای پیش‌بینی، دقیق‌ترین تخمین از نفوذپذیری را ارائه نموده است.

۱۳- بطور کلی از مباحث فوق نتیجه می‌شود که در میان انواع سیستم‌های هوشمند بکار گرفته شده در این مطالعه، سیستم ترکیبی عصبی- فازی نسبت به سایر شبکه‌ها از قابلیت‌های بیشتری در تخمین مقادیر نفوذپذیری سنگ مخزن دارا می‌باشد.

۵-۲ پیشنهادات

- ۱- روی دیگر انواع سیستم‌های عصبی- فازی بررسی به عمل آید تا با توجه به نوع داده‌ها و تعداد دسته‌های آنها بتوان به توابع عضویت مطلوب دست یافت.
- ۲- برای بهبود در نتایج پیش‌بینی خواص مخزن از جمله نفوذپذیری، پیشنهاد می‌گردد علاوه بر نگارهای چاه‌پیمایی از نشانگرهای لرزه‌ای نیز در مدل سازی استفاده گردد.
- ۳- طراحی بهینه و مناسب ساختار و پارامترهای سیستم‌های هوشمند بطور قابل توجهی باعث کاهش زمان و افزایش کارایی شبکه می‌گردد. لذا پیشنهاد می‌شود از روش‌هایی که قادر به بهینه سازی شبکه باشند مانند الگوریتم ژنتیک به عنوان یک روش جستجوگر استفاده شود.
- ۴- در سال‌های اخیر سیستم‌های ترکیبی جدیدی با نام سیستم‌های عصبی- فازی- ژنتیک و فازی- ژنتیک توجه محققین را به خود جلب نموده است. استفاده از این سیستم‌های هوشمند در تعیین خصوصیات پتروفیزیکی مخازن باید در نوع خود جالب باشند.
- ۵- برای انجام مدلسازی در این مطالعه، تقریباً از اطلاعات پتروفیزیکی کافی استفاده شده است حال با توجه به قابلیت‌های فراوان سیستم ترکیبی (ANFIS) در پیش‌بینی نفوذپذیری، سوالی که به وجود می‌آید این است که آیا این سیستم قادر به تخمین نفوذپذیری سازند در جایی که تعداد داده‌های لازم جهت آموزش شبکه در دسترس نیست می‌باشد؟ لذا پیشنهاد می‌شود که جهت سنجش قدرت تخمین مدل، این سیستم در مخازن متعدد با تعداد داده‌های مختلف مورد ارزیابی قرار گیرد.

منابع

منابع

- بخشی، ا، ۱۳۸۲، "شبیه سازی نمودار شاخص فتوالکتریک با شبکه های عصبی مصنوعی"، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی شاهرود، دانشکده معدن و ژئوفیزیک
- بدری، ج، ۱۳۸۴، "مدل سازی نگاره های شاخص فتوالکتریک و زمان گذر صوت بکمک روش های عصبی-فازی در چاه های نفت"، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی شاهرود، دانشکده معدن و ژئوفیزیک.
- بیرقداری، ۱۳۸۶، "پیش بینی نفوذپذیری با استفاده از مدلسازی فازی عصبی"، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تهران، موسسه ژئوفیزیک
- تدینی، م، ربانی، ا، ر، بیدهندی، م، ۱۳۸۳، "تعیین نفوذپذیری سنگ مخزن میدان پارسی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی"، کنفرانس مهندسی معدن، دانشگاه تربیت مدرس، ص ۱۹۶۵-۱۹۷۸.
- جلالی لیچائی، م، بیدهندی، م، میرزائی، س، ۱۳۸۳، "تخمین تخلخل و نفوذپذیری میدان نفتی گچساران. با استفاده از تکنیک شبکه عصبی"، کنفرانس مهندسی معدن، دانشگاه تربیت مدرس، ص ۱۹۷۹-۱۹۹۴.
- حبیبیان، ب، بیدهندی، م، کاظم زاده، ع، ۱۳۸۴، "پیش بینی نفوذپذیری از روی داده های چاه نگاری با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی در یکی از مخازن کربناته جنوب ایران"، مجله فیزیک زمین و فضا، جلد ۳۱، شماره ۱، ص ۷۹-۸۶.
- خاکبازان، ا، ح، فتحیان پور، ن، باقری، ع، م، ۱۳۸۳، "تخمین نمودارهای خام چاه نگاری با استفاده از روش شبکه عصبی در چاه های قدیمی نفت"، کنفرانس مهندسی معدن، دانشگاه تربیت مدرس، ص ۲۰۱۵-۲۰۲۹.
- رضایی، م، ر، ۱۳۸۷، "زمین شناسی نفت"، انتشارات فرهیختگان علوی.
- رمضی، ح، ر، ۱۳۷۷، "چاه پیمایی"، انتشارات صنم.

- روکی، ر ۱۳۸۶، "تخمین نفوذپذیری از روی نگارهای چاه با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در یکی از میادین نفتی خلیج فارس"، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی شاهرود، دانشکده معدن و ژئوفیزیک.
- شرکت نفت مناطق مرکزی ایران، فروردین ۱۳۸۸، "گزارش تکمیلی چاههای میدان گازی سرخون" گزارش شماره ۴۷
- طهماسبی، ف ۱۳۸۳، "مدل سازی معکوس دوبعدی داده های مگنتوتلوریک با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی"، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی شاهرود، دانشکده معدن و ژئوفیزیک.
- کدخدایی، علی، ۱۳۸۳. "شناسایی گروه های سنگی و ارزیابی کیفیت مخزنی بخش زیرین سازند کنگان در جنوب خلیج فارس با استفاده از تکنیک منطق فازی"، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تهران، دانشکده علوم.
- مرادزاده، ع، بخشی، ا ۱۳۸۵، "شبیه سازی نگار فوتوالکتریک سازندهای نفتی به کمک شبکه های عصبی مصنوعی"، مجله فیزیک زمین و فضا، جلد ۳۲، شماره ۳، ص ۱-۲۰.
- مرادزاده، ع، قوامی ریایی، ر ۱۳۸۶، "چاه پیمایی برای مهندسين"، انتشارات دانشگاه صنعتی شاهرود.
- منهاج، م، ب، ۱۳۸۱، "مبانی شبکه های عصبی (جلد اول و دوم)"، مرکز نشر دانشگاه صنعتی امیرکبیر.
- موحد، ب، ۱۳۷۱، "مبانی چاه پیمایی"، مرکز نشر دانشگاه صنعتی امیر کبیر.
- نوروزی، غ، ۱۳۷۸، "چاه نگاری"، مرکز نشر دانشگاه صنعتی اصفهان.

- Ali, M., and Chawathe, A., 1999, "Using artificial intelligence to predict permeability from petrographic data", Computers & Geosciences, Vol. 26, P.915-925.
- Anselmetti, F. S., Luthi, S. and Eberli, G.P., 1998. "Quantitative characterization of carbonate pore systems by digital image analysis", AAPG Bulletin, 82, 1815-1836

- Artun, E., Mohaghegh, S., and Toro, J., 2005, "*Reservoir Characterization Using Intelligent Seismic Inversion*", SPE29220, West Virginia University.
- Asquit, G., and Gibson, C., 1982. "*Basic Well Log analysis for Geologist*":The American Association of Petroleum Geologists, Tulsa. Oklahoma USA, 215 p.
- Bhatt, A.,2002,"*Reservoir properties from well logs using neural networks*", A dissertation for the partial fulfillment of requirements for the degree of PhD at the Department of Petroleum Engineering and Applied Geophysics, Norwegian University of Science and Technology.
- Berry,M.J.A., and Linoff, G.,1997, "*Data Mining Techniques*",John Willy & Sons Publishing, Vol.1. P.454.
- Bishop, C., 1995, "*neural networks for pattern recognition*" ,Oxford University Press.
- Black, M., 1937 "*Vagueness: An Exercise in Logical Analysis*," Philosophy of Science, vo. 4, pp. 427-455.
- Chen,C., and Lin, Z.,2005, "*A committee machine with empirical formulas for permeability prediction*", Elsevier Science Publications, Vol.32, P.485–496.
- Demuth,H., Beale,M.,2002, "*Neural Network Toolbox For Use with MATLAB*", User's Guide Version 4.
- Eberhart, R., P. Simpson and R. Dobbins, 1996."Computational intelligence PC tools," Academic press,Orlando, FL.
- Foster, J., 1993, "*Starting SPSS/PC+ and SPSS for windows (a beginner's guide to data analysis)*". England, John Wiley & Sons Pub. 2nd edition.
- Freeman, E., ed., 1983. "*The relevance of Charles Peirce, Lasall, IL, Monist library of philosophy*", pp.157-158.
- Hampson, D.P., Schuelke, J.S., and Quirein, J.A., 2001,"*Use of multiattribute transforms to predict log properties from seismic data*", Geophysics, Vol.66(1), P.220-236.
- Hecht-Nielsen, R., 1987, "*Kolomogorov's mapping and neural network existence theorem*", 1st International on Neural Networks, IEEE, Vol.1, P.641-648.
- 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.
- Jantzen J. 1998."Nerofuzzy Modelling". Technical University of Denmark.

- Jang, J.S.R., Sun, C.T., Mizutani, E., (1997), *"Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A computational approach to learning and machine intelligence"*, Prentice Hall Inc., Englewood Cliffs, pp. 640.
- Kadkhodaie Ilkhchi, A., Rezaee, M.R., and Moallemi, S.A., 2006. *"A fuzzy logic approach for estimation of permeability and rock types from conventional well log data: an example from the Kangan reservoir in Iran Offshore Gas Field"*, Journal of Geophysics and Engineering 3.
- Kadkhodaie-Ilkhchi, A., Rahimpour-Bonab, H., and Rezaee, M.R., 2008. *"A committee machine with intelligent systems for estimation of total organic carbon content from petrophysical data: an example from Kangan and Dalan reservoirs in South Pars Gas Field, Iran"*. Journal of Computer and Geoscience. 35, 459–474.
- Kosko, B., 1994. *"Fuzzy systems as universal approximators, IEEE Transactions on Computers,"* vol. 43, pp. 1329-1333.
- Kumar, N., Hughes, N., and Scott, M., 2000, *"using well logs to infer permeability"*, Center for Applied Petrophysical Studies, Texas Tech University.
- Lim, J., 2005, *"Reservoir properties determination using fuzzy logic and neural networks from well data in offshore Korea"*, Journal of Petroleum Science and Engineering, Elsevier Science Publications, Vol.49, P.182-192.
- Matlab user's Guide 2010. *"Fuzzy logic, Neural Network & GA and Direct Search toolboxes,"* Matlab CD-ROM, by the Mathworks, Inc.
- Mohaghegh, S., Popa, A., and Koperna, G., 1999, *"Reducing the Cost of Field-Scale Log Analysis Using Virtual Intelligence Techniques"*, SPE 57454, Proceedings, SPE Eastern Regional Conference, Charleston, WV.
- Mohaghegh, S., Richardson, M., and Ameri, S., 1998, *"Virtual Magnetic Imaging Logs: Generation of Synthetic MRI Logs from Conventional Well Logs"*, SPE 51075, Proceedings, SPE Eastern Regional Conference, Pittsburgh, PA.
- Mohaghegh, S., 2000., *"Virtual Intelligence Applications in Petroleum Engineering : Part I -Artificial neural networks-"*, Journal of Petroleum Science and Engineering, P.40-46.
- Mohaghegh, S., 2000. *"Virtual intelligence and its applications in petroleum engineering,"* Part 3: Fuzzy logic, Journal of petroleum technology.

- NISOC, (1382), "*Simplified Table of Rock Unit in Zagros Area*," Geology Department, Report No. pp. 5252.
- Nikraves, M., Kovscek, A. R., Jonston, R. M., and Patsek, T. W., 1996, "*Prediction of Formation Damage During the Fluid Injection into Fractured Low Permeability Reservoirs via Neural networks*," SPE 31103, Proceedings, SPE Formation Damage Symposium, Lafayette, LA.
- Nelles, O., 2001. "*Nonlinear system identification*," Springer Verlag, Berlin.
- Nikraves, M. and F. Aminzadeh, 2001. "*Mining and fusion of petroleum data with fuzzy logic and neural network agents*," *Journal of petroleum science and engineering*, Elsevier, vo.29, pp. 221-238.
- Ouense, A., Zellou, A., Basinski, P. M., and Head, C. F., 1998, "*Practical use of Neural Networks in Tight Gas Fractured Reservoirs: Application to the San Juan Basin*", SPE 39965, Proceedings, Rocky Mountain Regional Meeting / Low Permeability Reservoir Symposium, Denver CO.
- Pereira, J., 2004, "*permeability prediction from well log data using multiple regression analysis*", M.Sc. Thesis. West Virginia.
- Poulton, M.M., 2002, "*Neural networks as an intelligence amplification tool*": A review of applications, *Geophysics*, Vol.67(3), P.979-993.
- Poulton, M., 2001, "*Computational Neural Networks for Geophysical Data Processing (Handbook of Geophysical Exploration: Seismic Exploration)*", Pergamon Publisher.
- Rolon, L., 2004, "*Developing Intelligent Synthetic Logs: Application to Upper Devonian Units in PA*", M.Sc thesis, Morgantown, West Virginia University.
- Russell, B.H., 2004, "*The application of multivariate statistics and neural networks to the prediction of reservoir parameters using seismic attributes*", PhD thesis, university of Calagary.
- Siavanandam, S.N., Sumathi, S., and Deepa, S.N., 2007. "*Introduction to fuzzy logic using Matlab*", Springer, 430pp.
- Tiab, D., and Donaldsson, E.C., 2004, "*Petrophysics. Theory and practice of measuring reservoir rock and fluid properties*". Gulf Publishing Co.
- Tonn, T., 2002. "*Neural network seismic reservoir characterization in a heavy oil reservoir*", *The Leading Edge*, Vol 21, No.3 , P. 309-312.

- Wang, L.X. and Mendel, J.M. 1992. "*Fuzzy basis functions, universal approximation, and orthogonal least-squares learning*," IEEE Transactions on Neural Networks, vo. 3, no. 5, pp. 807-814.
- www.intelligentsolutionsinc.com/SPE.htm
- Yagar, R.R., and Zadeh, L.A., 1992. "*An Introduction to Fuzzy Logic Applications in Intelligent Systems*," vol. 165. Kluwer Academic Publishers, pp. 69-70.
- Zadeh, L.A., 1965. "*Fuzzy sets, Information and Control*," vo. 8, pp. 338-353.
- Zaruda, J.M., R.J. Marks and Robinson, C.J. 1994. "*Computational intelligence*," Imitating life, IEEE press, Piscataway, NJ.
- Zellou, A., Ouense, A., and Banik, A., 1995, "*Improved Fractured Reservoir Characterization Using Neural Networks, Geomechanics and 3-D Seismic*", SPE 30722, Proceedings, SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Dallas, TX.

پیوست

پیوست الف

نتایج حاصل از طراحی شبکه عصبی پس انتشار به
روش توقف سریع

جدول (الف - ۱): نتایج مطلوب حاصل از آموزش شبکه پس انتشار به روش توقف سریع با ورودیهای متفاوت

train function	performance function	n1	n2	R1	R2	R3	RMS1	RMS2	var	
trainbfg	mse	1	0	0.856	0.871	0.907	0.784	0.722	KH1	NPH1
trainlm	mse	2	0	0.879	0.894	0.909	0.699	0.644		
trainscg	mse	4	0	0.859	0.882	0.901	0.760	0.689		
trainlm	mse	2	0	0.875	0.894	0.911	0.712	0.642		
trainbfg	mse	3	0	0.875	0.893	0.904	0.713	0.646	KH2	NPH1,DT
traingdx	mse	3	0	0.533	0.512	0.680	1.370	1.369		
trainrp	mse	4	1	0.878	0.888	0.918	0.704	0.663		
trainbfg	mse	7	2	0.859	0.869	0.923	0.754	0.712		
trainlm	mse	6	0	0.895	0.888	0.917	0.655	0.663	KH3	NPH1,DT,RHOB
trainlm	mse	6	1	0.910	0.895	0.931	0.619	0.649		
trainlm	mse	7	1	0.908	0.890	0.928	0.616	0.660		
trainscg	mse	8	0	0.879	0.880	0.927	0.704	0.689		
trainrp	mse	8	1	0.861	0.881	0.910	0.754	0.691		
traingdx	mse	7	5	0.864	0.865	0.888	0.742	0.724		
trainbfg	mse	7	2	0.854	0.878	0.893	0.766	0.691		
trainlm	mse	6	0	0.907	0.886	0.903	0.660	0.727		
trainlm	mse	6	1	0.917	0.887	0.920	0.586	0.667	KH3	NPH1,DT,GR
trainlm	mse	7	1	0.918	0.863	0.900	0.582	0.738		
trainscg	mse	8	5	0.431	0.496	0.511	1.343	1.348		
trainrp	mse	8	1	0.900	0.893	0.913	0.647	0.667		
traingdx	mse	7	5	0.882	0.893	0.910	0.695	0.651		
trainbfg	mse	5	3	0.872	0.860	0.903	0.722	0.733		
trainlm	mse	9	2	0.940	0.892	0.933	0.502	0.659	KH4	NPH1,DT,RHOB,Z
trainlm	mse	8	6	0.949	0.890	0.928	0.461	0.659		
trainlm	mse	10	5	0.811	0.767	0.806	0.859	0.925		
trainlm	mse	10	1	0.788	0.746	0.759	0.906	0.961		

جدول (الف-١): ادامه

train function	performance function	n1	n2	R1	R2	R3	RMS1	RMS2	var	
trainlm	mse	9	2	0.929	0.892	0.912	0.543	0.654	KH4	NPHI,DT,RHOB,GR
trainlm	mse	8	6	0.918	0.881	0.926	0.584	0.685		
trainlm	mse	10	5	0.741	0.790	0.757	0.988	0.900		
trainlm	mse	10	1	0.905	0.852	0.918	0.628	0.766		
trainlm	mse	6	0	0.921	0.876	0.923	0.572	0.698		
traingdx	mse	10	2	0.765	0.789	0.779	0.953	0.924		
trainscg	mse	7	0	0.852	0.858	0.878	0.770	0.739	KH5	NPHI,DT,RHOB,Z,PEF
trainlm	mse	8	1	0.900	0.874	0.924	0.666	0.716		
trainlm	mse	8	2	0.757	0.634	0.680	0.993	0.993		
trainlm	mse	10	0	0.928	0.891	0.889	0.548	0.654		
traingdx	mse	10	0	0.856	0.840	0.880	0.760	0.783		
traingdx	mse	11	1	0.786	0.756	0.651	0.928	0.955		
trainbfg	mse	8	3	0.897	0.887	0.906	0.649	0.664		
trainscg	mse	6	1	0.871	0.892	0.914	0.754	0.682	KH5	NPHI,DT,RHOB,Z,MSFL
trainlm	mse	11	0	0.682	0.892	0.907	0.599	0.657		
trainlm	mse	10	1	0.782	0.777	0.707	0.916	0.905		
trainbfg	mse	9	0	0.915	0.889	0.912	0.602	0.658		
trainbfg	mse	11	0	0.900	0.892	0.913	0.640	0.653		
trainbfg	mse	11	1	0.906	0.884	0.903	0.622	0.676		
trainbfg	mse	8	3	0.894	0.887	0.922	0.659	0.665		
trainscg	mse	10	1	0.900	0.887	0.925	0.640	0.666	KH6	NPHI,DT,RHOB,Z,MSFL,PEF
trainscg	mse	12	0	0.906	0.890	0.928	0.623	0.656		
trainlm	mse	9	7	0.925	0.891	0.934	0.562	0.667		
trainlm	mse	9	8	0.936	0.893	0.918	0.520	0.647		
trainlm	mse	9	5	0.919	0.876	0.912	0.603	0.706		
trainlm	mse	10	0	0.934	0.830	0.869	0.530	0.804		

جدول الف- (١): ادامہ

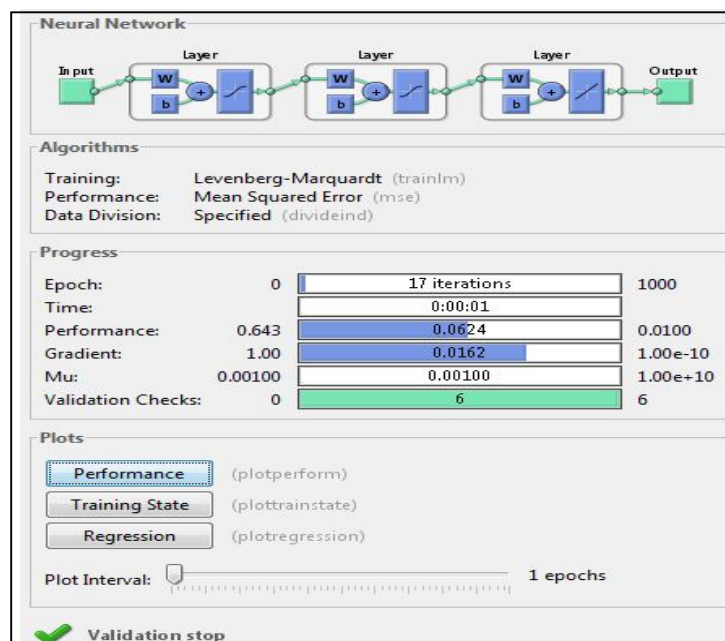
Train function	performance function	n1	n2	R1	R2	R3	RMS1	RMS2	var	
trainscg	mse	8	0	0.867	0.870	0.895	0.732	0.709	KH7	NPHI,DT,RHOB,Z,MSFL,PEF,LLS
trainlm	mse	9	5	0.930	0.883	0.930	0.540	0.675		
trainlm	mse	10	5	0.920	0.881	0.906	0.578	0.683		
trainlm	mse	8	0	0.934	0.819	0.899	0.526	0.848		
trainlm	mse	9	1	0.917	0.894	0.916	0.587	0.645		
trainlm	mse	7	2	0.915	0.887	0.903	0.597	0.667		
traingdx	mse	10	0	0.720	0.707	0.695	1.041	1.066		
trainbfg	mse	11	3	0.873	0.894	0.914	0.719	0.650		
trainscg	mse	8	0	0.879	0.877	0.895	0.703	0.692		
trainscg	mse	16	12	0.827	0.787	0.871	0.832	0.900		
trainscg	mse	11	1	0.888	0.872	0.910	0.677	0.706	KH8	NPHI,DT,RHOB,Z,MSFL,PEF,LLS,LLD
trainlm	mse	16	11	0.936	0.821	0.815	0.530	0.828		
trainlm	mse	10	0	0.922	0.872	0.888	0.567	0.704		
trainlm	mse	18	3	0.934	0.887	0.922	0.523	0.667		
traingdx	mse	10	0	0.896	0.890	0.918	0.652	0.659		
traingdx	mse	11	2	0.883	0.872	0.903	0.698	0.720		
traingdx	mse	12	2	0.926	0.875	0.913	0.559	0.698		
trainlm	mse	12	5	0.875	0.858	0.909	0.749	0.763		
trainbfg	mse	10	4	0.881	0.852	0.910	0.710	0.758		
trainbfg	mse	13	6	0.911	0.887	0.927	0.606	0.665		
trainbfg	mse	7	2	0.780	0.799	0.869	0.890	0.845	KV3	NPHI,DT,RHOB
trainlm	mse	6	0	0.907	0.887	0.930	0.589	0.667		
trainlm	mse	6	1	0.918	0.881	0.926	0.584	0.685		
trainlm	mse	7	1	0.934	0.891	0.936	0.498	0.640		
trainscg	mse	8	5	0.898	0.847	0.931	0.615	0.621		
trainrp	mse	8	1	0.911	0.890	0.901	0.575	0.629		
traingdx	mse	7	5	0.588	0.663	0.739	1.265	1.152		

جدول (الف-١): ادامه

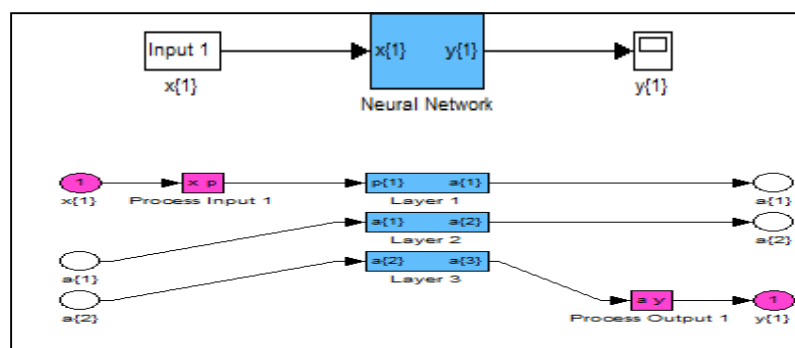
Train function	performance function	n1	n2	R1	R2	R3	RMS1	RMS2	var	
trainlm	mse	12	10	0.946	0.874	0.810	0.475	0.671	KV4	NPH,DT,RHOB,GR
trainlm	mse	12	2	0.923	0.884	0.916	0.590	0.658		
trainlm	mse	18	16	0.977	0.810	0.875	0.300	0.974		
trainlm	mse	16	6	0.818	0.851	0.834	0.805	0.840		
trainlm	mse	14	6	0.967	0.871	0.917	0.361	0.682		
trainlm	mse	17	16	0.961	0.878	0.888	0.389	0.660		
trainlm	mse	17	0	0.949	0.824	0.875	0.444	0.710		
trainbfg	mse	14	6	0.929	0.890	0.918	0.519	0.629		
trainlm	mse	17	2	0.937	0.811	0.866	0.497	0.776	KV6	NPH,DT,RHOB,Z,MSFL,PEF
trainlm	mse	18	8	0.956	0.897	0.882	0.414	0.616		
trainlm	mse	16	3	0.936	0.821	0.815	0.530	0.828		
trainrp	mse	18	9	0.928	0.881	0.877	0.519	0.656		
trainlm	mse	8	5	0.914	0.852	0.898	0.597	0.758		
trainlm	mse	10	6	0.952	0.885	0.882	0.428	0.646		
trainscg	mse	11	5	0.866	0.906	0.869	0.708	0.591		
trainlm	mse	9	9	0.934	0.887	0.880	0.609	0.666		
traingdx	mse	14	0	0.635	0.728	0.521	1.093	0.962		
trainlm	mse	10	1	0.965	0.863	0.889	0.373	0.701		
trainbfg	mse	10	2	0.883	0.867	0.852	0.656	0.686	KV8	NPH,DT,RHOB,Z,MSFL,PEF,LLS,LLD
trainlm	mse	12	2	0.947	0.906	0.898	0.454	0.585		
trainbfg	mse	12	1	0.876	0.869	0.872	0.710	0.709		
trainscg	mse	11	1	0.910	0.887	0.871	0.580	0.635		
trainscg	mse	15	0	0.894	0.871	0.848	0.627	0.677		
trainbfg	mse	9	3	0.919	0.869	0.894	0.553	0.712		
trainscg	mse	14	6	0.927	0.890	0.896	0.524	0.631		
trainscg	mse	11	2	0.872	0.727	0.886	0.653	0.996		

در جدول فوق n_1 و n_2 به ترتیب تعداد نرونهای لایه میانی اول و دوم، R_1 ، R_2 و R_3 به ترتیب ضریب همبستگی بین داده‌های پیش‌بینی شده و مغزه در مرحله آموزش، تست و اعتبار سنجی، RMS_1 و RMS_2 به ترتیب جذر میانگین مربعات خطا در مرحله آموزش و تست می‌باشند.

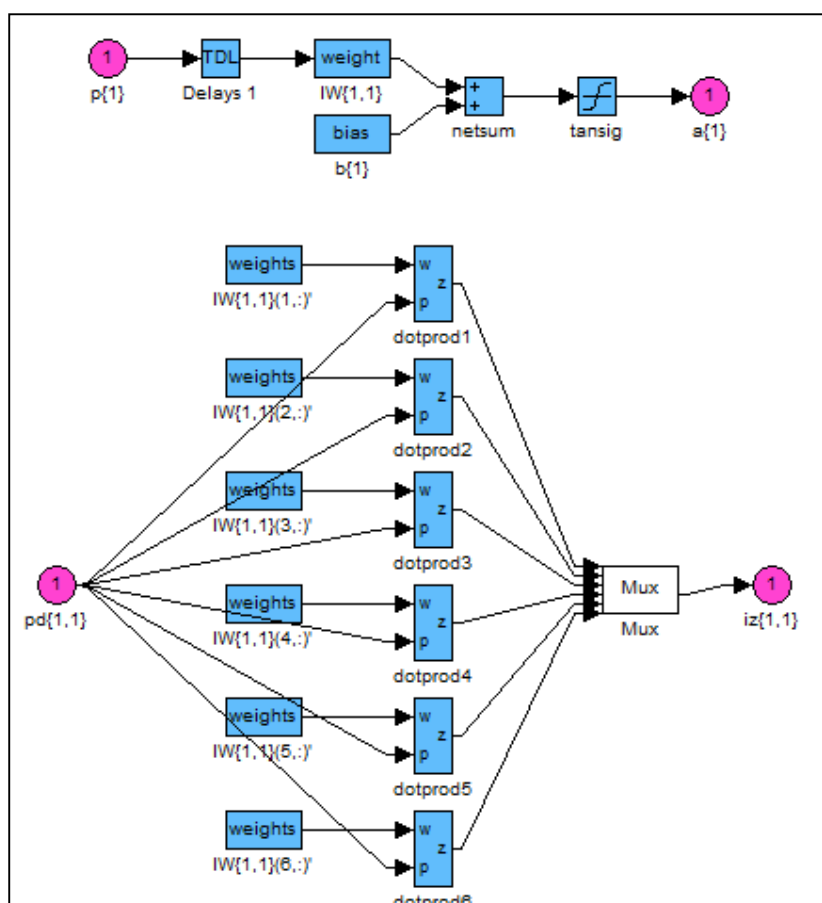
در شکل الف-۱ طراحی شبکه پس انتشار به روش توقف سریع نشان داده شده است و در شکل الف-۲ نحوه تبدیل یکی از ورودیها ($x\{1\}$) به خروجی ($y\{1\}$) در لایه‌های مختلف آورده شده است که برای ۲ ورودی دیگر نیز همچنین ساختاری وجود دارد. در شکل الف-۳ نحوه وزندگی به هر ورودی در لایه پنهان اول و در شکل الف-۴ نحوه وزندگی در لایه پنهان دوم و در شکل الف-۵ نحوه ارتباط وزندگی در لایه خروجی شبکه پس انتشار خطا با روش توقف سریع آمده است.



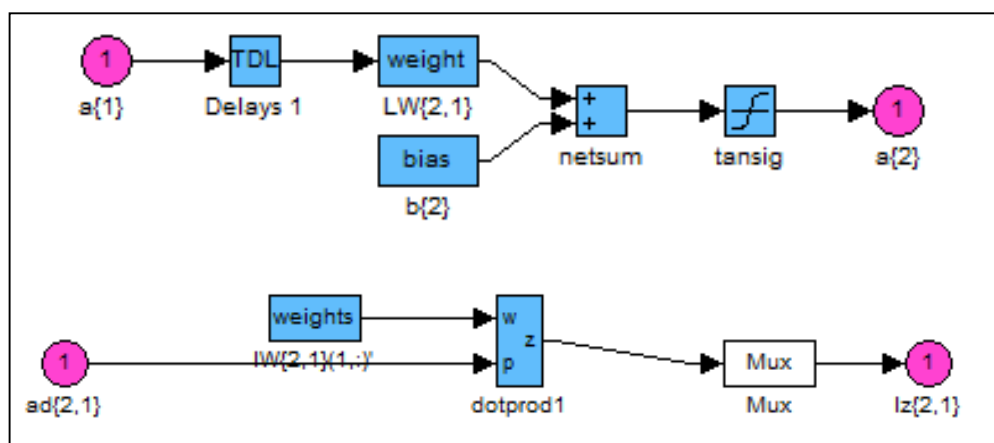
شکل (الف-۱): طراحی شبکه پس انتشار خطا به روش توقف سریع



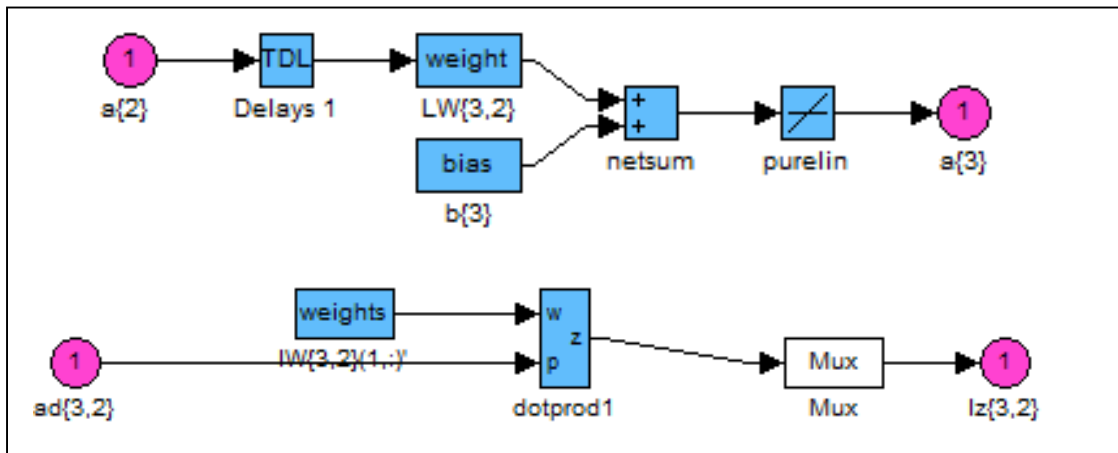
شکل (الف-۲): تصویر شماتیک از چگونگی ارتباط یکی از ورودیها با خروجی در لایه‌های مختلف



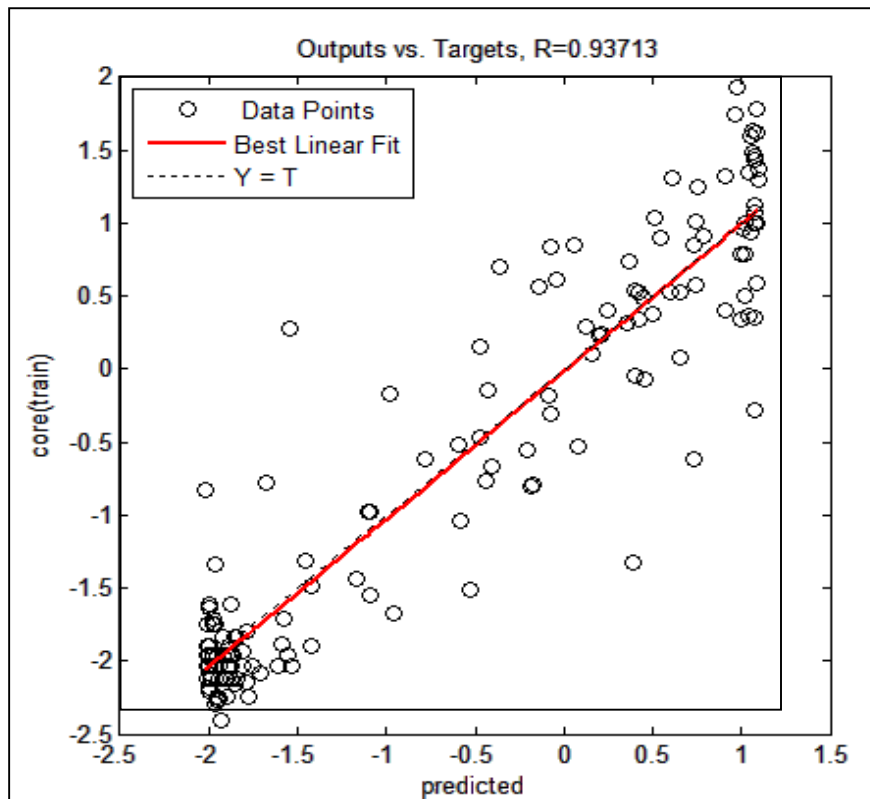
شکل(الف-۳): مشخصات لایه پنهان اول شبکه پس انتشار با روش توقف سریع برای ارتباط یکی از ورودیها با خروجی



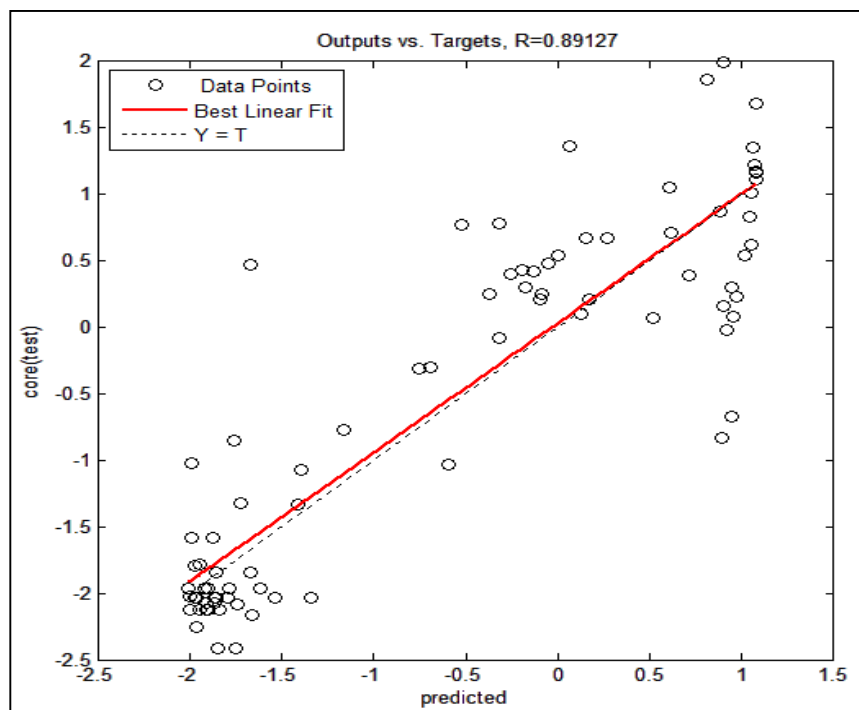
شکل(الف-۴): مشخصات لایه پنهان دوم شبکه پس انتشار با روش توقف سریع برای ارتباط یکی از ورودیها با خروجی



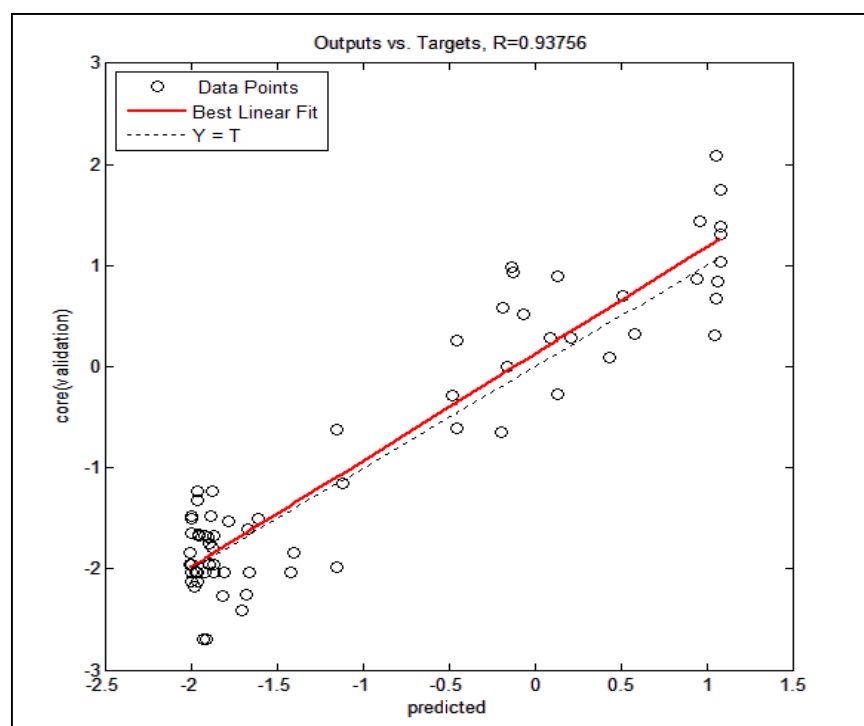
شکل (الف-۵): مشخصات لایه خروجی شبکه پس انتشار با روش توقف سریع



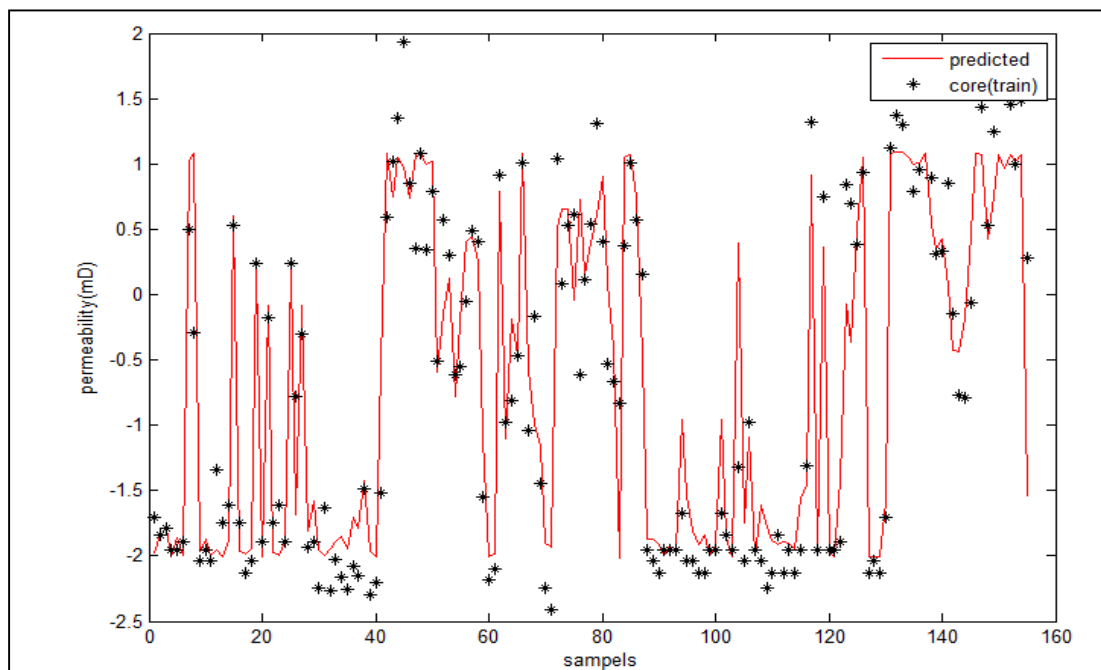
شکل (الف-۶): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش با سه ورودی در روش توقف سریع



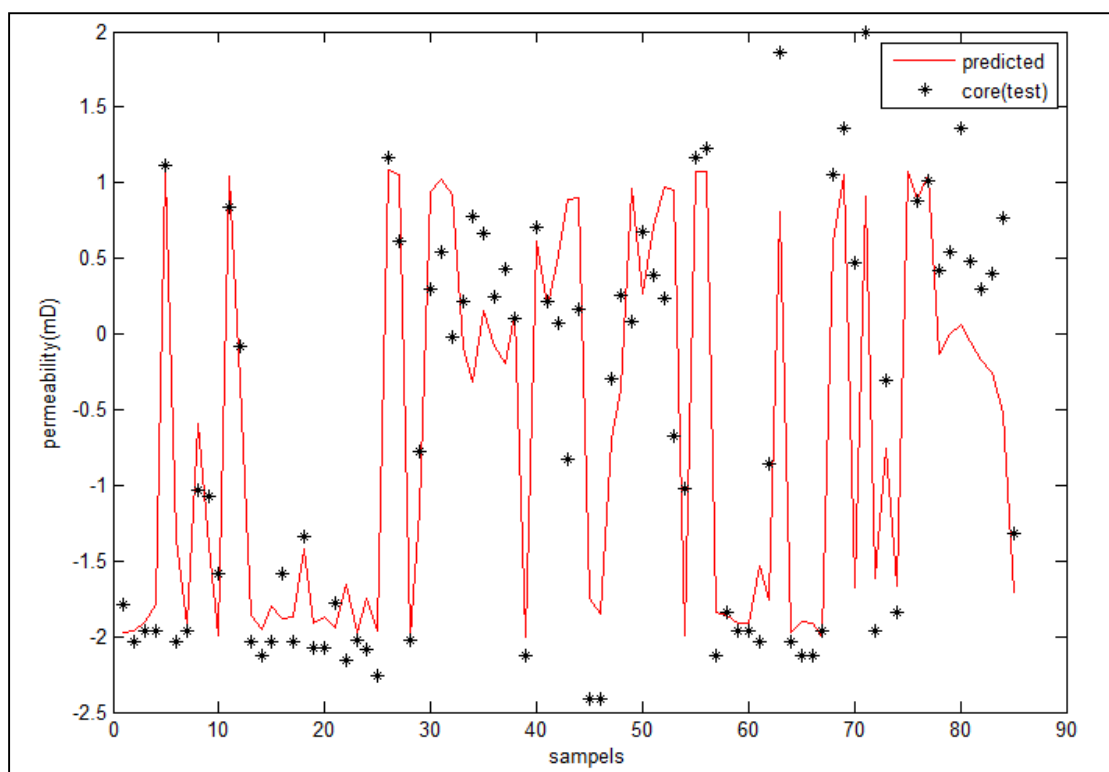
شکل (الف-۷): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست در روش توقف سریع



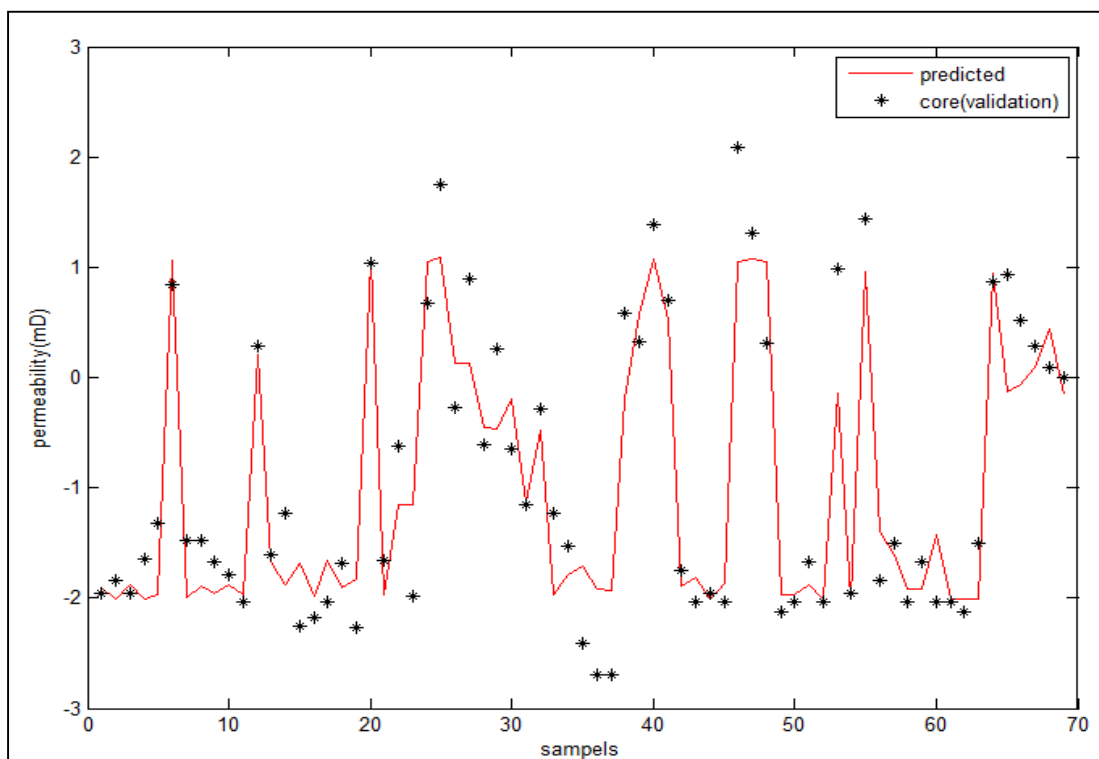
شکل (الف-۸): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های اعتبار سنجی در روش توقف سریع



شکل(الف-۹): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری(قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش در روش توقف سریع



شکل(الف-۱۰): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری(قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست در روش توقف سریع



شکل (الف-۱): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های اعتبار سنجی در روش توقف سریع

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 ورودیهای متفاوت

تابع آموزش	n1	n2	R1	R2	RMS1	RMS2	Var	
trainbr	1	0	0.9017	0.8617	0.6315	0.7412	KH1	NPHI
trainbr	2	0	0.9011	0.8600	0.6335	0.7454		
trainbr	3	1	0.9019	0.8622	0.6309	0.7397		
trainbr	2	1	0.9019	0.8622	0.6309	0.7398		
trainbr	2	1	0.9106	0.8830	0.6037	0.6850	KH2	NPHI,DT
trainbr	3	1	0.9109	0.8834	0.6029	0.6838		
trainbr	3	2	0.9157	0.8738	0.5872	0.7087		
trainbr	4	0	0.9063	0.8830	0.6175	0.6859		
trainbr	4	1	0.9109	0.8834	0.6029	0.6838		
trainbr	3	0	0.8760	0.8116	0.7047	0.8561	KH3	NPHI,DT,RHOB
trainbr	6	0	0.8617	0.7999	0.7413	0.8792		
trainbr	8	0	0.9789	0.8869	0.2702	0.6828		
trainbr	9	0	0.8617	0.7999	0.7413	0.8792		
trainbr	10	0	0.8935	0.7361	0.6562	1.0182		
trainbr	11	0	0.8618	0.7997	0.7410	0.8796		
trainbr	12	0	0.9038	0.8718	0.6251	0.7157		
trainbr	6	0	0.8795	0.7911	0.6952	0.8971	KH3	NPHI,DT,GR
trainbr	6	1	0.8894	0.8232	0.6678	0.8299		
trainbr	7	0	0.8478	0.7960	0.7748	0.8848		
trainbr	7	1	0.9101	0.7504	0.6052	0.9822		
trainbr	5	1	0.8935	0.8149	0.6561	0.8490		

trainbr	4	0	0.8474	0.7958	0.7757	0.8852		
trainbr	4	1	0.8919	0.8174	0.6608	0.8431		
trainbr	5	0	0.9406	0.8757	0.4962	0.7154	KH4	NPHI,DT,RHOB,Z
trainbr	4	1	0.9060	0.8318	0.6184	0.8112		
trainbr	8	1	0.9116	0.7855	0.6006	0.9059		
trainbr	8	3	0.9396	0.6980	0.5002	1.1002		
trainbr	6	0	0.8994	0.8226	0.6387	0.8298		
trainbr	11	1	0.7892	0.7343	1.4609	1.4684		
trainbr	12	0	0.9785	0.7909	0.3013	0.9278		

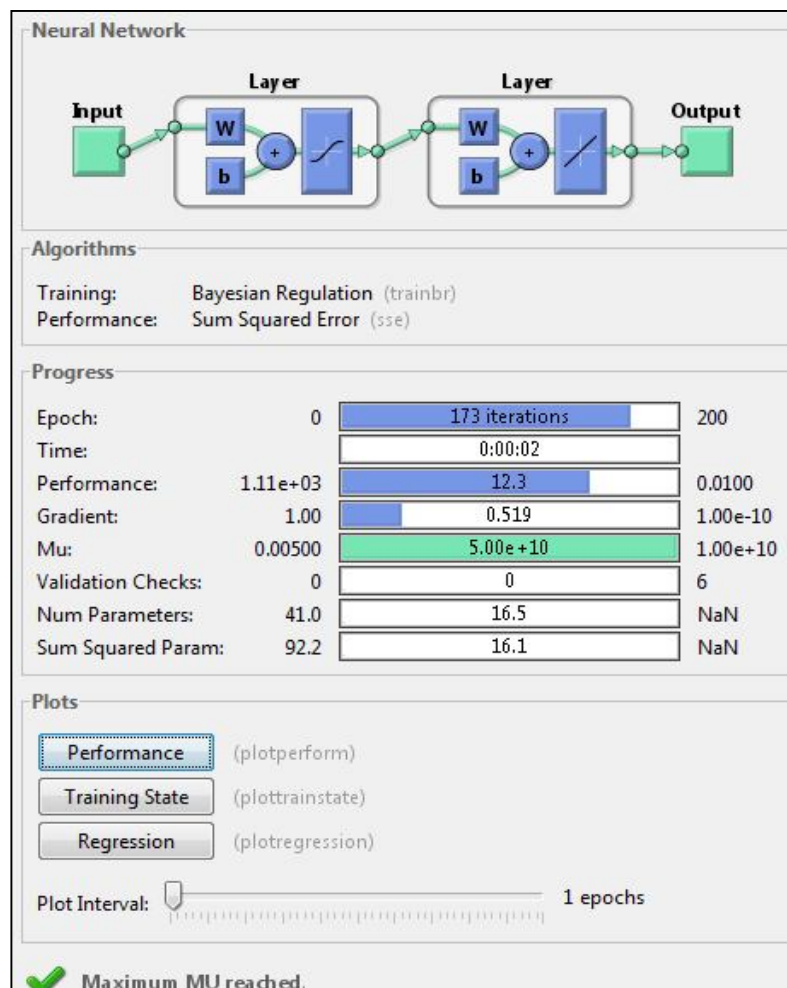
جدول (ب-۱): ادامه

تابع آموزش	n1	n2	R1	R2	RMS1	RMS2	Var	
trainbr	11	0	0.9196	0.8422	0.5744	0.7874	KH7	NPHI,DT,RHOB,Z,MSFL,PEF,LLS
trainbr	8	0	0.9190	0.8416	0.5763	0.7890		
trainbr	8	4	0.9402	0.8477	0.4978	0.7805		
trainbr	9	2	0.9428	0.8095	0.4872	0.8784		
trainbr	10	0	0.9193	0.8428	0.5754	0.7861		
trainbr	10	2	0.9404	0.8106	0.4970	0.8593		
trainbr	11	0	0.9195	0.8423	0.5746	0.7873		
trainbr	12	0	0.9332	0.8468	0.5256	0.7845		
trainbr	15	0	0.9447	0.8755	0.4791	0.7051	KH8	NPHI,DT,RHOB,Z,MSFL,PEF,LLS,LLD
trainbr	14	0	0.9449	0.8744	0.4786	0.7081		
trainbr	13	0	0.9449	0.8745	0.4784	0.7079		

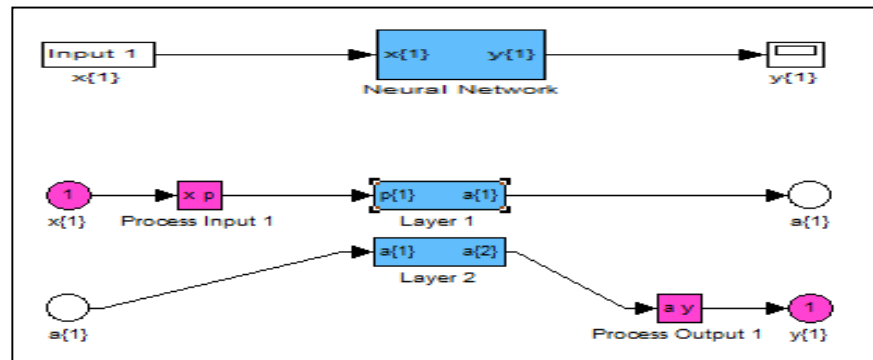
trainbr	12	0	0.9449	0.8744	0.4787	0.7081		
trainbr	11	5	0.9449	0.8749	0.4786	0.7068		
trainbr	10	0	0.9449	0.8744	0.4787	0.7081		
trainbr	9	0	0.9292	0.8688	0.5400	0.7300		
trainbr	9	1	0.9617	0.7074	0.4004	1.1853		
trainbr	11	3	0.9745	0.8451	0.3282	0.8821		
trainbr	8	1	0.9562	0.7552	0.4279	1.0369		
trainbr	8	4	0.9689	0.8413	0.3617	0.8837		
trainbr	6	0	0.8684	0.7847	0.6524	0.8202	KV3	NPHI,DT,RHOB
trainbr	6	2	0.7990	0.7478	1.3839	1.3932		
trainbr	6	5	0.9543	0.8625	0.4137	0.7077		
trainbr	7	0	0.9532	0.8682	0.4186	0.6948		
trainbr	7	2	0.9927	0.8751	0.1765	0.7178		
trainbr	8	2	0.9670	0.8503	0.3527	0.7603		
trainbr	9	3	0.9335	0.6416	0.4718	1.0731		
trainbr	8	2	0.8718	0.7910	0.6444	0.8066	KV4	NPHI,DT,RHOB,GR
trainbr	8	0	0.8665	0.7830	0.6567	0.8206		
trainbr	7	2	0.8722	0.7922	0.6436	0.8049		
trainbr	9	0	0.8665	0.7829	0.6566	0.8208		
trainbr	9	4	0.8718	0.7918	0.6445	0.6445		
trainbr	8	5	0.8718	0.7919	0.6445	0.8051		

در جدول فوق n_1 و n_2 به ترتیب تعداد نرونهای لایه میانی اول و دوم، R_1 و R_2 به ترتیب ضریب همبستگی بین داده‌های پیش‌بینی شده و مغزه در مرحله آموزش و تست، RMS_1 و RMS_2 به ترتیب جذر میانگین مربعات خطا در مرحله آموزش و تست می‌باشند.

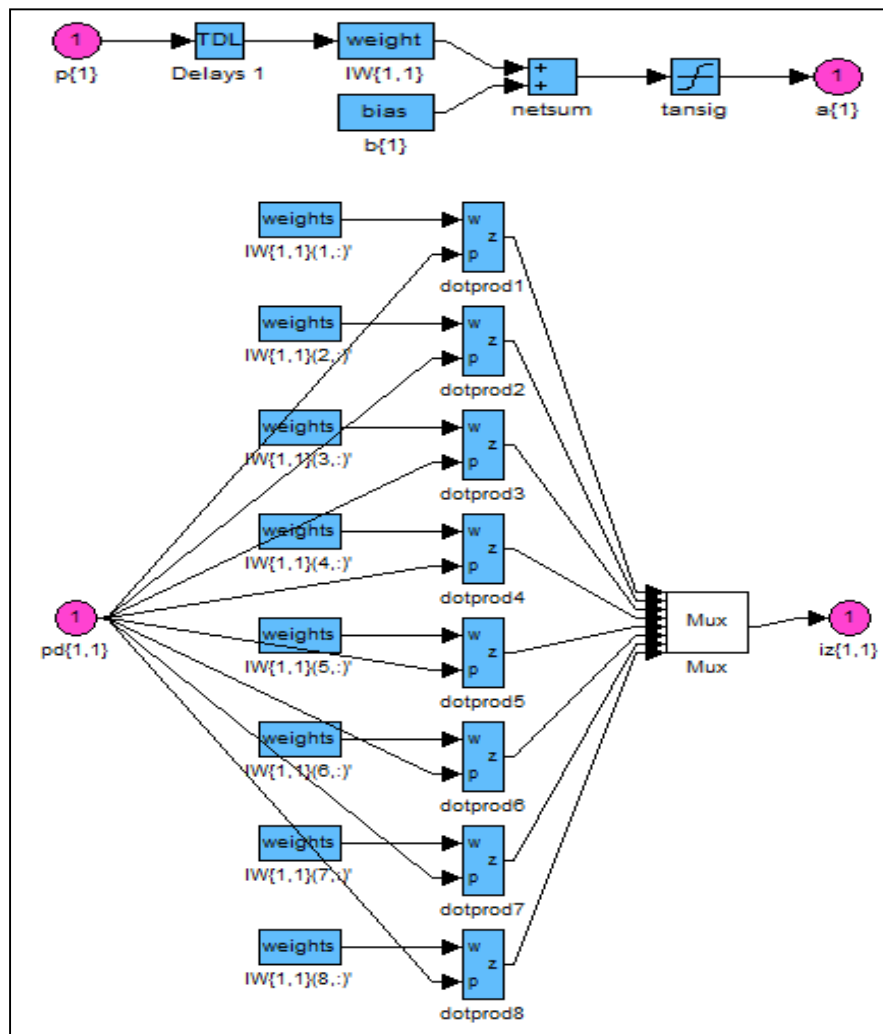
در شکل ب-۱ طراحی شبکه پس‌انتشار به روش منظم‌سازی نشان داده شده است و در شکل ب-۲ نحوه تبدیل یکی از ورودیها ($x\{1\}$) به خروجی ($y\{1\}$) در لایه‌های مختلف آورده شده است که برای ۲ ورودی دیگر نیز همچنین ساختاری وجود دارد. در شکل ب-۳ نحوه وزندهی به هر ورودی در لایه پنهان اول و در شکل ب-۴ نحوه ارتباط وزندهی در لایه خروجی شبکه پس‌انتشار خطا با روش منظم‌سازی آمده است. کوچک‌تر بودن زاویه شیب خط برازش شده برای داده‌های اندازه‌گیری شده در مرحله تست نشان می‌دهد که پاسخ شبکه برای مقادیر زیاد نفوذپذیری کمی کمتر و برای مقادیر نفوذپذیری کمتر از $1/5$ - کمی بیشتر از مقادیر اندازه‌گیری شده است. این امر را شاید بتوان با استفاده از توزیع داده‌های نفوذپذیری اندازه‌گیری شده (شکل ۴-۶) که مورد استفاده برای آموزش و تست شبکه قرار گرفتند توجیه کرد.



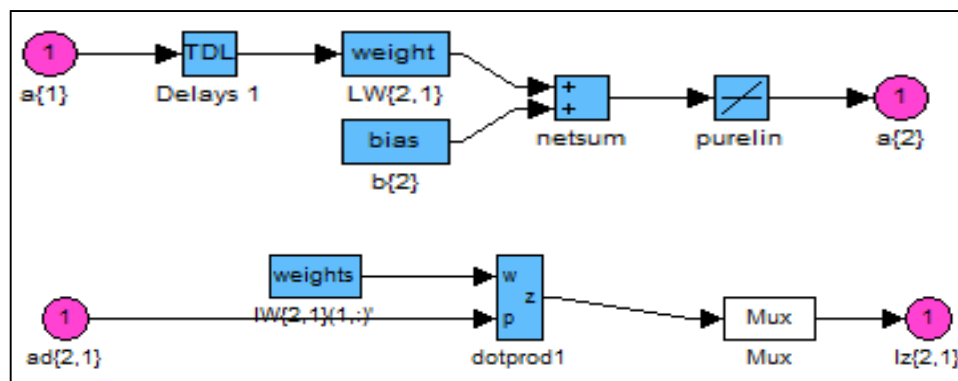
شکل (ب-۱): طراحی شبکه پس انتشار خطا به روش منظم سازی



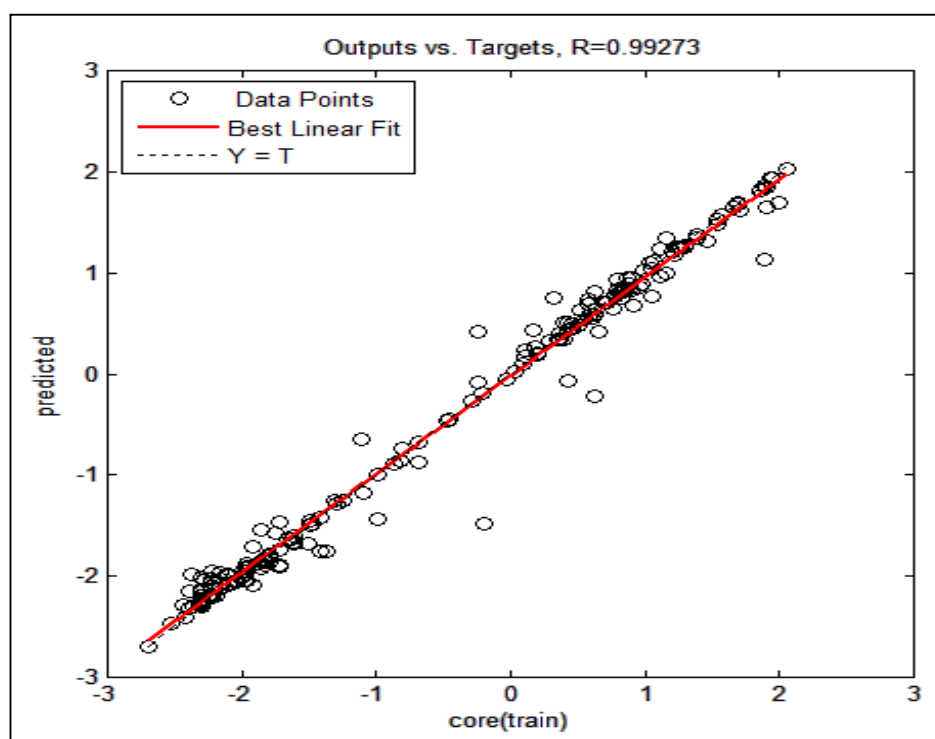
شکل (ب-۲): تصویر شماتیک از چگونگی ارتباط یکی از ورودیها با خروجی در لایه‌های مختلف



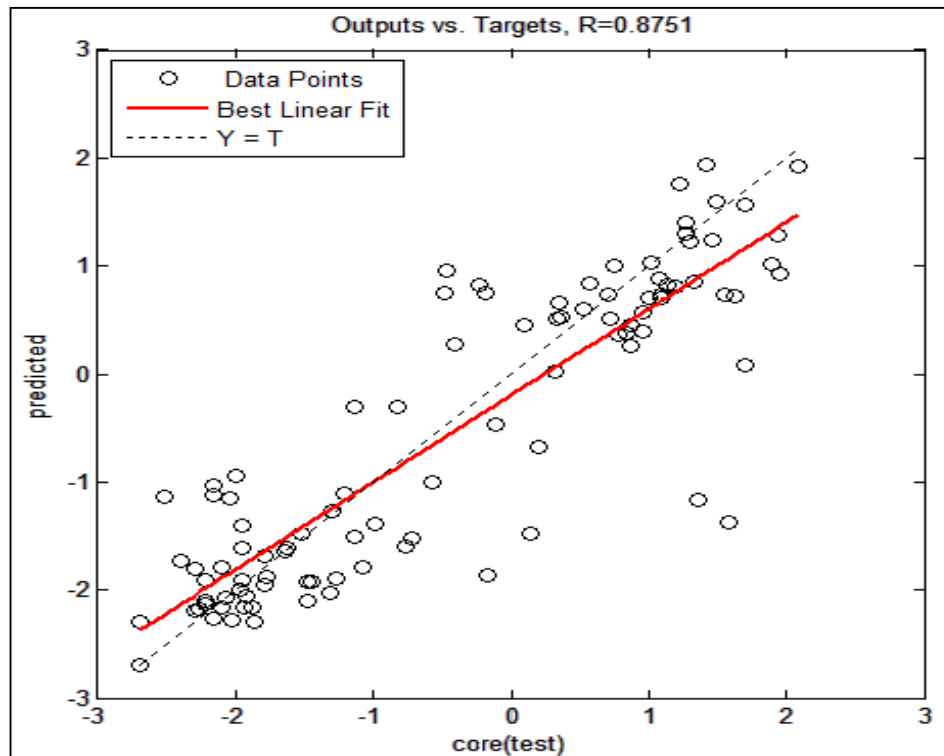
شکل (ب-۳): مشخصات لایه پنهان اول شبکه پس انتشار خطا به روش منظم سازی برای ارتباط یکی از ورودیها با خروجی



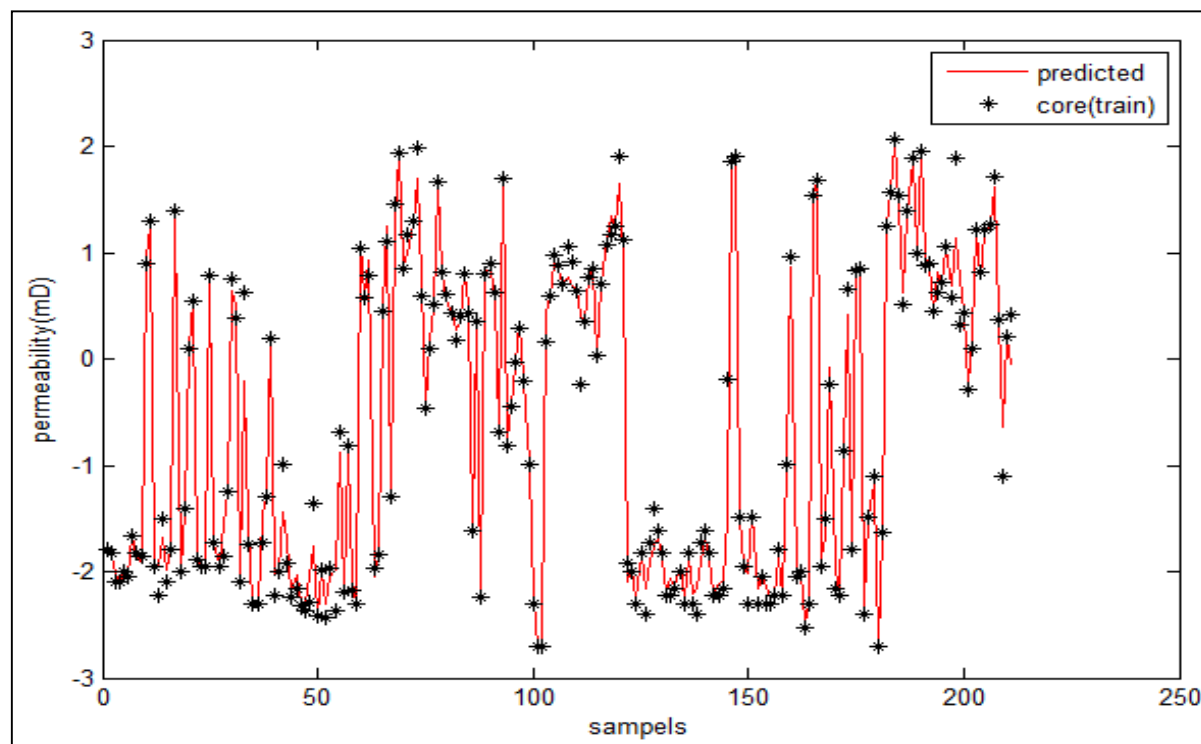
شکل (ب-۴): مشخصات لایه خروجی شبکه پس انتشار با روش منظم سازی



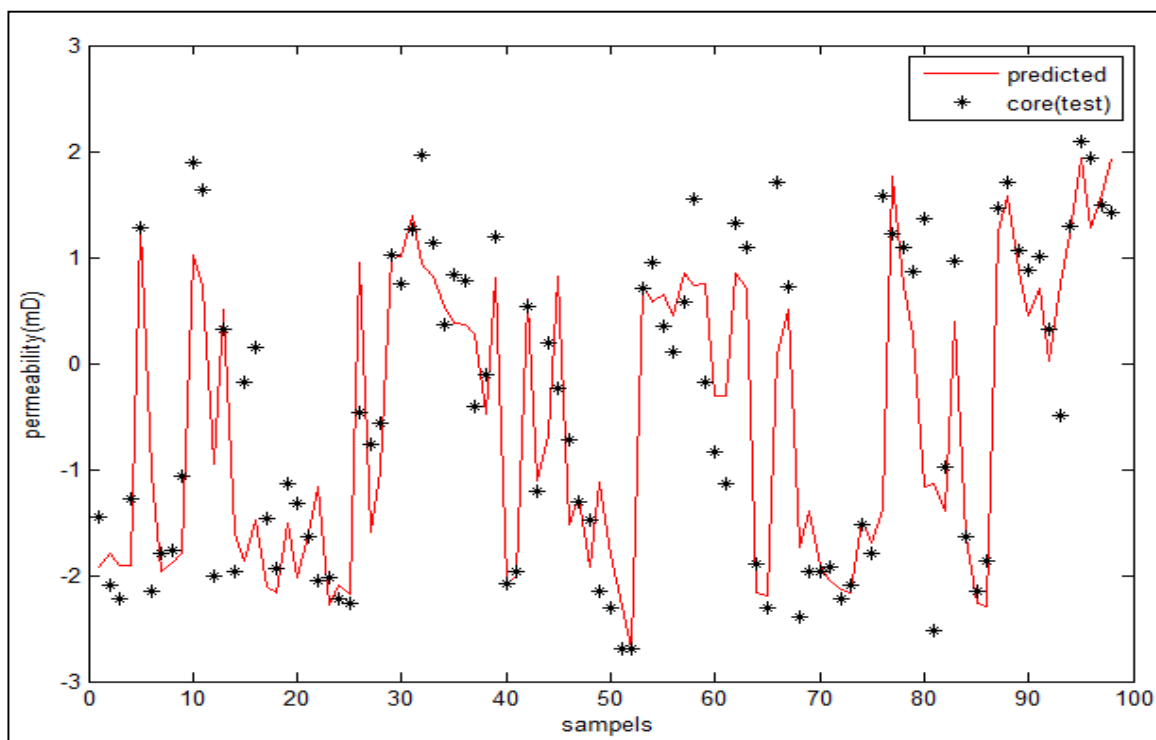
شکل (ب-۵): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش با سه ورودی در روش منظم سازی



شکل (ب-۶): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست در روش منظم سازی



شکل (ب-۷): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش در روش منظم سازی



شکل (ب-۸): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست در روش منظم سازی

پیوست ج

نتایج حاصل از طراحی شبکه عصبی شعاعی
رگرسیون عمومی

جدول (ج-۱): نتایج حاصل از آموزش شبکه عصبی شعاعی با ورودیها و فاکتور تعدیلهای مختلف

Sf	R1	R2	RMS1	RMS2	Var	
0.10	0.9045	0.8639	0.6233	0.7377	KH1	NPHI
0.12	0.9041	0.8638	0.6253	0.7393		
0.14	0.9037	0.8638	0.6276	0.7409		
0.16	0.9031	0.8639	0.6308	0.7430		
0.18	0.9025	0.8638	0.6355	0.7466		
0.20	0.9016	0.8635	0.6420	0.7523		
0.22	0.9004	0.8627	0.6509	0.7604		
0.24	0.8989	0.8617	0.6625	0.7711		
0.10	0.9266	0.8831	0.5500	0.6845	KH2	NPHI , DT
0.12	0.9205	0.8876	0.5715	0.6737		
0.14	0.9156	0.8899	0.5885	0.6688		
0.16	0.9117	0.8907	0.6019	0.6685		
0.18	0.9083	0.8900	0.6133	0.6722		
0.20	0.9051	0.8880	0.6241	0.6794		
0.22	0.9019	0.8851	0.6348	0.6894		
0.24	0.8987	0.8813	0.6458	0.7014		
0.05	0.9781	0.8675	0.3049	0.7332	KH3	NPHI , DT,RHOB
0.07	0.9666	0.8890	0.3755	0.6696		
0.13	0.9105	0.8963	0.6092	0.6594		
0.15	0.9064	0.8916	0.6235	0.6742		
0.17	0.9022	0.8865	0.6379	0.6898		
0.19	0.8979	0.8812	0.6525	0.7057		

0.21	0.8936	0.8757	0.6670	0.7218		
0.10	0.9558	0.8616	0.4300	0.7427	KH3	NPPI , DT,GR
0.12	0.9482	0.8719	0.4648	0.7147		
0.14	0.9415	0.8814	0.4934	0.6894		
0.16	0.9351	0.8886	0.5192	0.6705		
0.18	0.9290	0.8928	0.5424	0.6601		
0.20	0.9234	0.8940	0.5632	0.6587		
0.22	0.9182	0.8925	0.5820	0.6649		
0.24	0.9133	0.8892	0.5996	0.6763		

جدول (ج-١): ادامه

Sf	R1	R2	RMS1	RMS2	Var	
0.05	0.9888	0.8690	0.2187	0.7332	KH4	NPPI , DT,RHOB,Z
0.07	0.9763	0.8925	0.3173	0.6605		
0.09	0.9113	0.8960	0.6073	0.6602		
0.11	0.9073	0.8912	0.6214	0.6751		
0.13	0.9032	0.8861	0.6355	0.6906		
0.15	0.8991	0.8807	0.6496	0.7064		
0.17	0.8949	0.8752	0.6637	0.7223		
0.19	0.8908	0.8697	0.6776	0.7381		
0.10	0.9773	0.8759	0.3103	0.7057	KH4	NPPI , DT,RHOB,GR
0.12	0.9699	0.8892	0.3567	0.6681		
0.14	0.9142	0.8899	0.6002	0.6762		

0.16	0.9088	0.8848	0.6191	0.6919		
0.18	0.9035	0.8797	0.6373	0.7077		
0.20	0.8984	0.8746	0.6547	0.7233		
0.22	0.8935	0.8695	0.6712	0.7386		
0.24	0.8887	0.8645	0.6871	0.7536		
0.10	0.9891	0.8610	0.2159	0.7444	KH5	NPFI , DT,RHOB,Z,PEF
0.12	0.9832	0.8736	0.2677	0.7104		
0.14	0.9774	0.8830	0.3106	0.6848		
0.16	0.9712	0.8898	0.3503	0.6660		
0.18	0.9645	0.8947	0.3886	0.6529		
0.20	0.9082	0.8579	0.6212	0.7631		
0.22	0.9124	0.8593	0.6060	0.7577		
0.24	0.9167	0.8604	0.5905	0.7531		
0.10	0.9844	0.8787	0.2589	0.7003	KH5	NPFI , DT,RHOB,Z,MSFL
0.12	0.9764	0.8902	0.3174	0.6666		
0.14	0.9489	0.8878	0.4633	0.6804		
0.16	0.9424	0.8840	0.4912	0.6898		
0.18	0.9363	0.8801	0.5159	0.7000		
0.20	0.9278	0.8736	0.5483	0.7169		
0.22	0.9201	0.8667	0.5765	0.7348		
0.24	0.9201	0.8667	0.5765	0.7348		
0.26	0.9153	0.8621	0.5934	0.7468		

Sf	R1	R2	RMS1	RMS2	Var	
----	----	----	------	------	-----	--

0.05	0.9957	0.8921	0.1352	0.7173	KH6	NPHI , DT,RHOB,Z,MSFL,PEF
0.07	0.9891	0.8795	0.2152	0.7455		
0.09	0.9832	0.8794	0.2676	0.7334		
0.11	0.9774	0.8777	0.3100	0.7254		
0.13	0.9714	0.8751	0.3479	0.7231		
0.15	0.9650	0.8716	0.3845	0.7265		
0.17	0.9580	0.8669	0.4203	0.7353		
0.19	0.9510	0.8615	0.4533	0.7469		
0.21	0.9443	0.8559	0.4823	0.7593		
0.23	0.9382	0.8504	0.5071	0.7717		
0.10	0.9927	0.8751	0.1766	0.7179	KH7	NPHI , DT,RHOB,Z,MSFL,PEF,LLS
0.12	0.9879	0.8764	0.2275	0.7108		
0.14	0.9825	0.8745	0.2737	0.7134		
0.16	0.9764	0.8716	0.3183	0.7193		
0.18	0.9698	0.8691	0.3594	0.7248		
0.20	0.9632	0.8639	0.3956	0.7392		
0.22	0.9570	0.8616	0.4270	0.7459		
0.24	0.9512	0.8608	0.4547	0.7472		
0.26	0.9455	0.8600	0.4795	0.7487		
0.28	0.9401	0.8592	0.5024	0.7507		
0.30	0.9349	0.8581	0.5236	0.7535		
0.05	0.9999	0.8565	0.0235	0.7738	KH8	DT,RHOB,Z,MSFL,PEF,LLS,LL
0.07	0.9987	0.8489	0.0738	0.7945		
0.09	0.9959	0.8588	0.1331	0.7667		

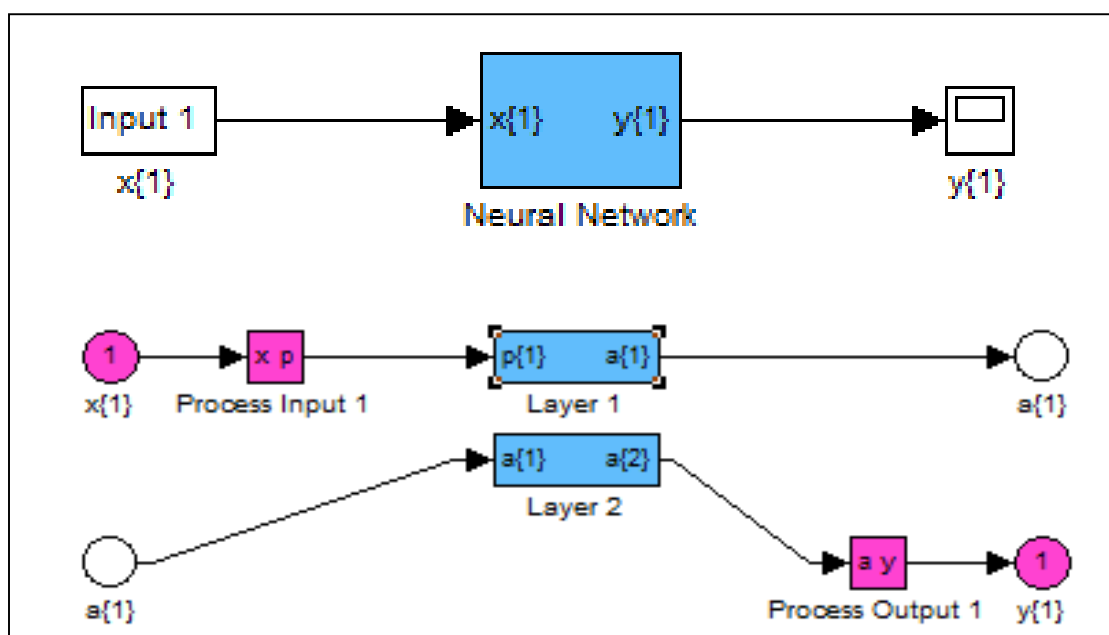
جدول (ج-۱): ادامه

Sf	R1	R2	RMS1	RMS1	Var	
0.05	0.9828	0.8834	0.2561	0.6521	KV3	NPHI , DT,RHOB
0.07	0.9175	0.8892	0.5557	0.6418		
0.09	0.9135	0.8840	0.5696	0.6561		
0.11	0.9094	0.8784	0.5834	0.6711		
0.13	0.9053	0.8726	0.5971	0.6863		
0.15	0.9012	0.8667	0.6106	0.7015		
0.17	0.8971	0.8608	0.5931	0.8608		
0.19	0.8911	0.8521	0.6118	0.7018		
0.05	0.9901	0.8874	0.1950	0.6409	KV4	NPHI , DT,RHOB,Z
0.07	0.9135	0.8840	0.5415	0.6237		
0.09	0.9141	0.8842	0.5682	0.6563		
0.11	0.9102	0.8786	0.5816	0.6712		
0.13	0.9063	0.8727	0.5949	0.6863		
0.15	0.9024	0.8668	0.6080	0.7014		
0.17	0.8985	0.8609	0.6210	0.7162		
0.19	0.8931	0.8550	0.6056	0.6950		
0.05	0.9978	0.8757	0.0920	0.7041	KV6	NPHI , DT,RHOB,Z,MSFL,PEF
0.07	0.9945	0.8700	0.1453	0.7171		
0.09	0.9907	0.8708	0.1887	0.7087		
0.11	0.9865	0.8709	0.2276	0.6995		
0.13	0.9817	0.8701	0.2648	0.6946		

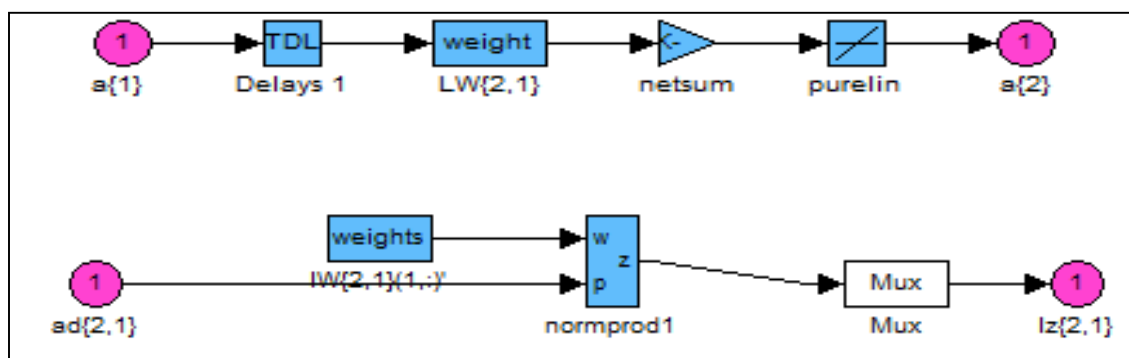
0.15	0.9761	0.8680	0.3024	0.6954		
0.17	0.9696	0.8641	0.3401	0.7027		
0.19	0.9630	0.8589	0.3745	0.7138		
0.21	0.9568	0.8532	0.4039	0.7261		
0.23	0.9512	0.8475	0.4285	0.7384		

در جدول فوق sf فاکتور تعدیل، $R1$ و $R2$ به ترتیب ضریب همبستگی بین داده‌های پیش بینی شده و مغزه در مرحله آموزش، تست، $RMS1$ و $RMS2$ به ترتیب جذر میانگین مربعات خطا در مرحله آموزش و تست می‌باشند.

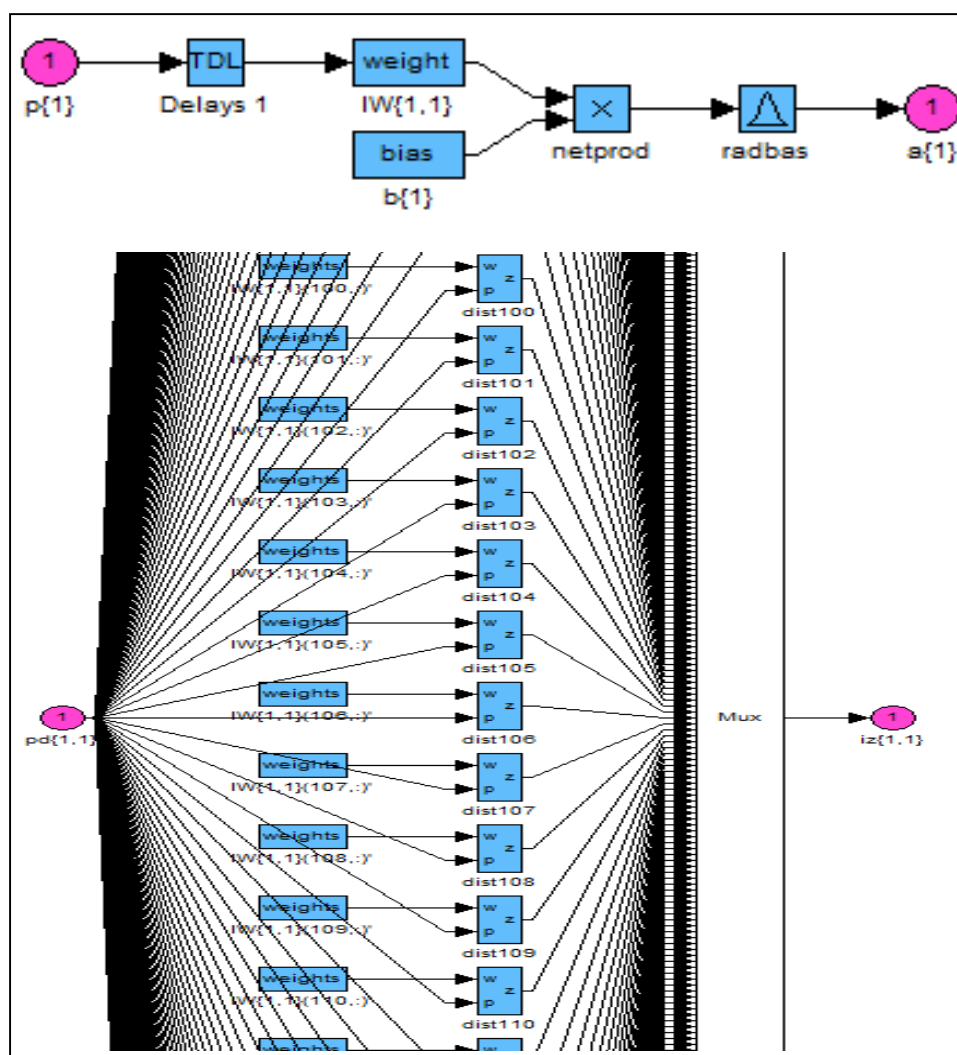
شکل ج-۱ نحوه تبدیل یکی از ورودیها ($x\{1\}$) به خروجی ($y\{1\}$) در لایه‌های مختلف آورده شده است که برای ۲ ورودی دیگر نیز همچنین ساختاری وجود دارد. در شکل ج-۲ نحوه ارتباط وزندهی در لایه خروجی شبکه عصبی شعاعی و در شکل ج-۳ نحوه وزندهی به هر ورودی آمده است. در شکل (ج-۳) به علت حجیم بودن شکل با توجه به تعداد نرونهای لایه میانی که ۲۱۱ نرون می‌باشد، فقط قسمتی از شکل آورده شده است.



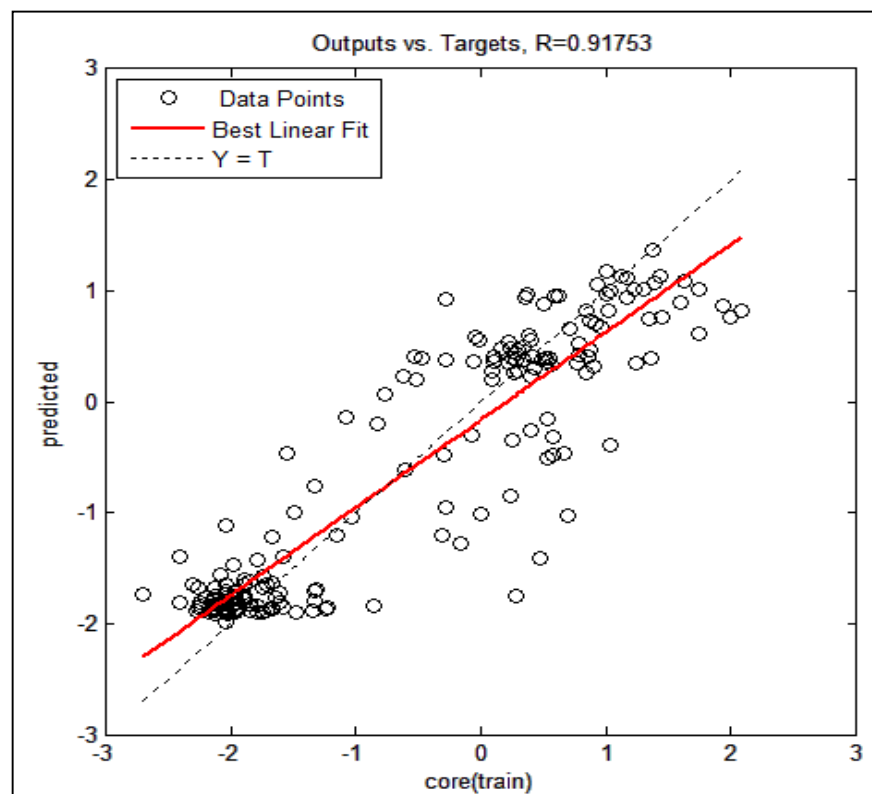
شکل (ج-۱): نمای کلی از شبکه عصبی رگرسیون عمومی و تعداد لایه‌های آن برای یک ورودی



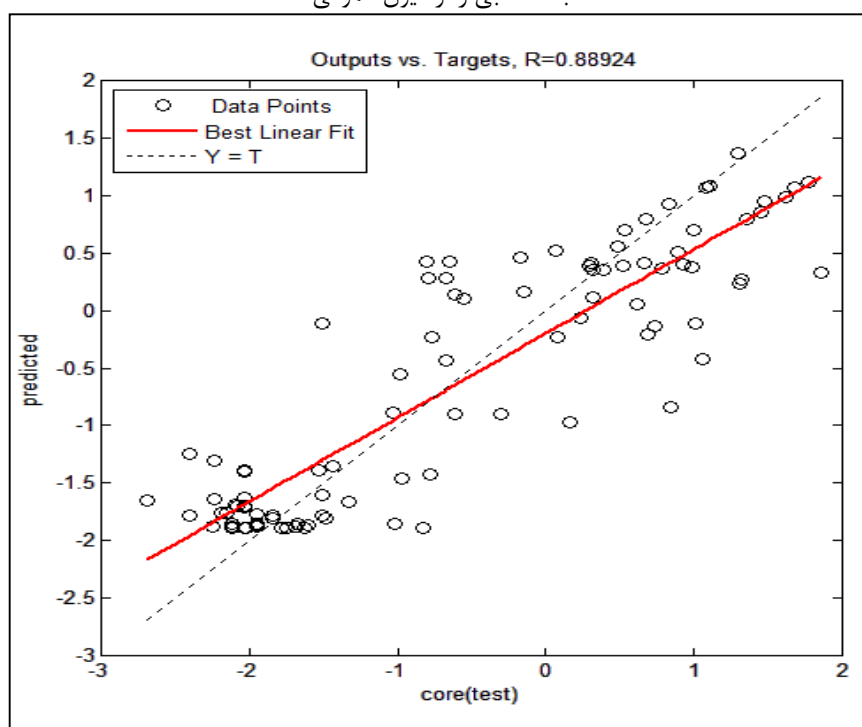
شکل (ج-۲): مشخصات لایه خروجی شبکه عصبی رگرسیون عمومی



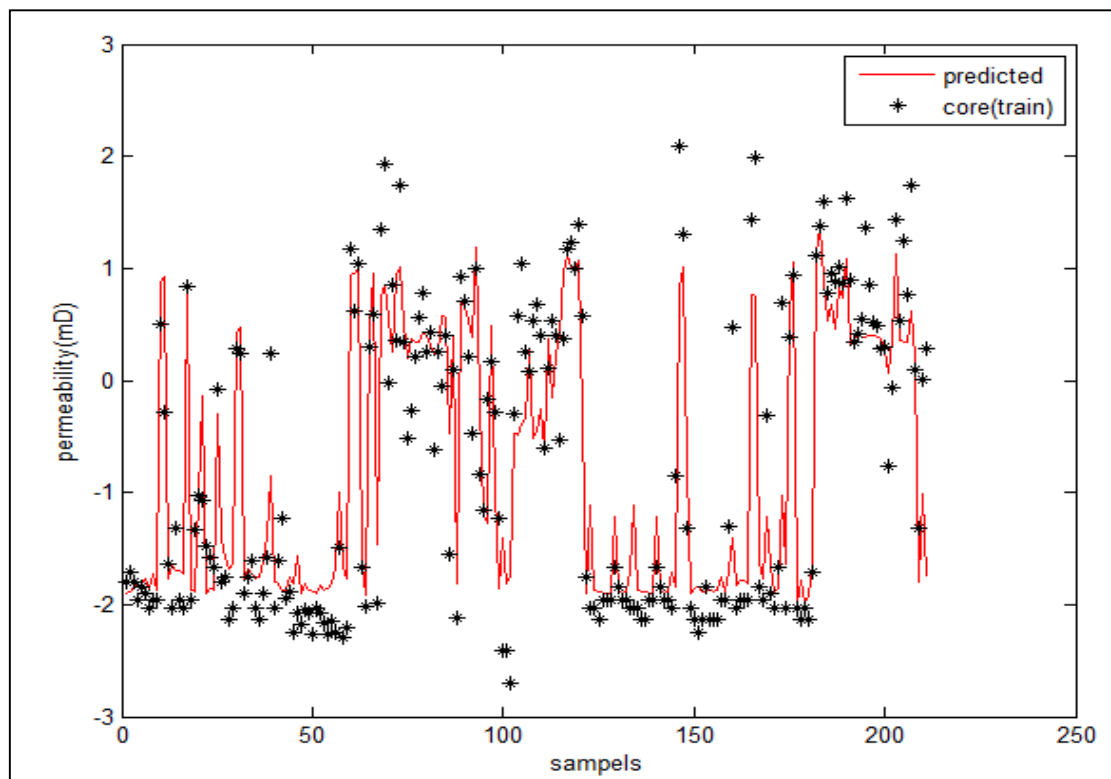
شکل (ج-۳): مشخصات بخشی از لایه پنهان شبکه عصبی رگرسیون عمومی



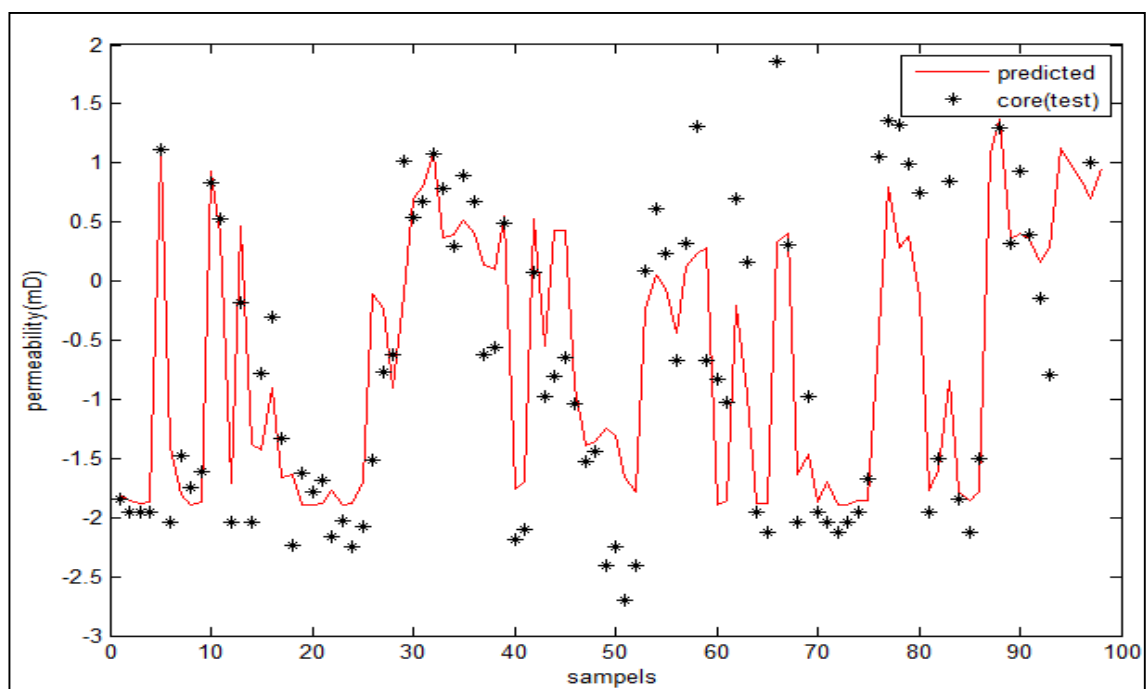
شکل (ج-۴): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش با سه ورودی در روش شبکه عصبی رگرسیون عمومی



شکل (ج-۵): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست در روش شبکه عصبی رگرسیون عمومی



شکل (ج-۶): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش در روش شبکه عصبی رگرسیون عمومی



شکل (ج-۷): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست در روش شبکه عصبی رگرسیون عمومی

پیوست د

نتایج حاصل از طراحی سیستم فازی

جدول (د-۱): نتایج مطلوب حاصل از طراحی سیستم منطق فازی با ورودیها و شعاعهای خوشه سازی متفاوت

r	R1	R2	RMS1	RMS2	Var	
0.10	0.9056	0.8537	0.6195	0.7603	KH1	NPHI
0.20	0.9025	0.8615	0.6292	0.7418		
0.30	0.9032	0.8646	0.6272	0.7339		
0.40	0.9018	0.8615	0.6314	0.7416		
0.50	0.9004	0.8591	0.6356	0.7480		
0.60	0.8978	0.8567	0.6435	0.7538		
0.70	0.8958	0.8553	0.6494	0.7572		
0.80	0.8953	0.8547	0.6506	0.7584		
0.90	0.8939	0.8536	0.6548	0.7608		
1.00	0.8938	0.8534	0.6552	0.7612		
0.10	0.9070	0.8757	0.6154	0.7052	KH2	NPHI , DT
0.20	0.8991	0.8862	0.6395	0.6776		
0.30	0.9092	0.8903	0.6081	0.6653		
0.40	0.9051	0.8859	0.6212	0.6772		
0.50	0.8995	0.8802	0.6382	0.6929		
0.60	0.9000	0.8782	0.6369	0.6984		
0.70	0.8996	0.8741	0.6379	0.7098		
0.80	0.8985	0.8704	0.6412	0.7196		
0.90	0.8987	0.8681	0.6407	0.7256		
1.00	0.8969	0.8649	0.6459	0.7338		
0.1	0.9463	0.4590	0.4721	2.8564	KH3	NPHI , DT,RHOB
0.2	0.9297	0.8740	0.5380	0.7100		

0.3	0.9197	0.9067	0.5734	0.6148		
0.4	0.9183	0.9049	0.5784	0.6206		
0.5	0.9058	0.8946	0.6189	0.6542		
0.6	0.8967	0.8822	0.6465	0.6892		
0.7	0.8970	0.8790	0.6456	0.6959		
0.8	0.8978	0.8783	0.6432	0.6979		
0.9	0.8981	0.8775	0.6425	0.7002		
1	0.8986	0.8762	0.6409	0.7043		

جنول (د-۱): ادامه

r	R1	R2	RMS1	RMS2	Var	
0.10	0.9540	0.7811	0.4381	1.0181	KH3	NPHI , DT,GR
0.20	0.9141	0.8580	0.5923	0.7511		
0.30	0.9077	0.8554	0.6131	0.7566		
0.40	0.9085	0.8787	0.6103	0.6971		
0.50	0.9118	0.8710	0.6000	0.7178		
0.60	0.9089	0.8725	0.6091	0.7132		
0.70	0.9020	0.8750	0.6307	0.7057		
0.80	0.9021	0.8721	0.6303	0.7132		
0.90	0.9019	0.8695	0.6309	0.7199		
1.00	0.9023	0.8679	0.6296	0.7240		
0.2	0.9319	0.8596	0.5298	0.7480	KH4	DT,R HOB

0.3	0.9304	0.8377	0.5355	0.7992		
0.4	0.9294	0.8520	0.5392	0.7668		
0.5	0.9243	0.8508	0.5576	0.7728		
0.6	0.9076	0.8750	0.6132	0.7098		
0.7	0.8853	0.8758	0.6794	0.7064		
0.8	0.8903	0.8779	0.6652	0.6998		
0.9	0.8940	0.8808	0.6546	0.6921		
1	0.8933	0.8703	0.6566	0.7226		
0.10	1.0000	0.2902	0.0000	5.0573	KH4	NPHI , DT,RHOB,GR
0.20	0.9270	0.8152	0.5481	0.8632		
0.30	0.9216	0.8720	0.5672	0.7181		
0.40	0.9209	0.8911	0.5693	0.6654		
0.50	0.9129	0.8824	0.5964	0.6891		
0.60	0.9073	0.8812	0.6144	0.6931		
0.70	0.9019	0.8792	0.6309	0.6948		
0.80	0.9028	0.8792	0.6283	0.6948		
0.90	0.9034	0.8785	0.6263	0.6966		
1.00	0.9039	0.8765	0.6247	0.7021		

جنول (د-۱): ادامه

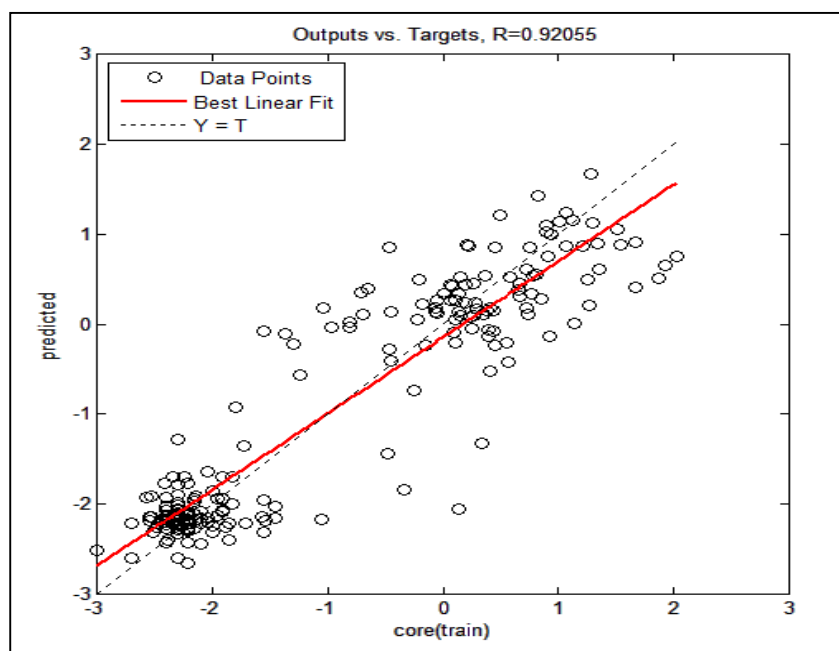
r	R1	R2	RMS1	RMS2	Var	
---	----	----	------	------	-----	--

0.10	1.0000	0.6455	0.0000	1.4133	KH5	NPHI , DT,RHOB,Z,PEF
0.20	0.9458	0.7677	0.4745	0.9935		
0.30	0.9176	0.8376	0.5808	0.7966		
0.40	0.9187	0.8264	0.5770	0.8248		
0.50	0.9188	0.8318	0.5765	0.8157		
0.60	0.9046	0.8784	0.6226	0.6992		
0.70	0.8970	0.8732	0.6458	0.7165		
0.80	0.8884	0.8766	0.6706	0.7045		
0.90	0.8897	0.8789	0.6670	0.6981		
1.00	0.8991	0.8812	0.6396	0.6912		
0.10	1.0000	0.2483	0.0000	11.7561	KH5	NPHI , DT,RHOB,Z,MSFL
0.20	0.9823	0.1860	0.2736	323.7267		
0.30	0.9469	0.8803	0.4699	0.7128		
0.40	0.9298	0.8083	0.5378	0.8740		
0.50	0.9333	0.7900	0.5247	0.9247		
0.60	0.9086	0.8767	0.6103	0.7074		
0.70	0.8870	0.8698	0.6745	0.7215		
0.80	0.8925	0.8734	0.6589	0.7114		
0.90	0.8943	0.8767	0.6537	0.7026		
1.00	0.8944	0.8687	0.6533	0.7263		
0.1	1.0000	0.7787	0.0000	1.0052	KH6	NPHI , DT,RHOB,Z,MSFL,PEF
0.3	0.9516	0.7204	0.4488	1.1970		
0.4	0.9381	0.7900	0.5061	0.9448		
0.5	0.9265	0.8425	0.5496	0.7929		

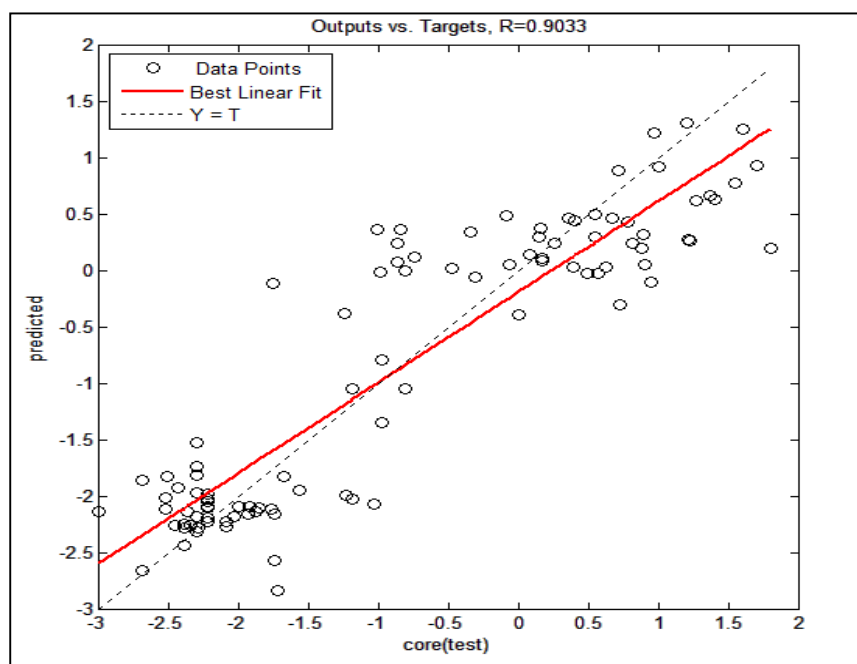
جدول (د-۱): ادامه

r	R1	R2	RMS1	RMS2	Var	
0.1	1.0000	0.8430	0.0000	0.8039	KH7	NPHI , DT,RHOB,Z,MSFL,PEF,LLS
0.3	0.9592	0.6625	0.4132	1.3923		
0.4	0.9385	0.3743	0.5043	3.2218		
0.5	0.9428	0.3304	0.4872	3.5742		
0.6	0.9268	0.8541	0.5486	0.7589		
0.7	0.9124	0.8545	0.5978	0.7580		
0.8	0.9020	0.6800	0.6308	1.2580		
0.9	0.9111	0.8215	0.6020	0.8355		
1	0.9007	0.8856	0.6346	0.6783		
0.1	1.0000	0.8633	0.0000	0.7617	KH8	NPHI , DT,RHOB,Z,MSFL,PEF,LLS,LLD
0.3	0.9692	0.1285	0.3600	4.1374		
0.6	0.9197	0.7712	0.5735	1.0008		
0.7	0.9220	0.5524	0.5655	1.8901		
0.8	0.9051	0.2532	0.6212	5.0527		
0.9	0.9132	0.6868	0.5952	1.2474		
1	0.9040	0.6610	0.6245	1.3464		
0.1	0.9206	0.9033	0.5406	0.5955	KV3	NPHI , DT,GR
0.2	0.9177	0.8956	0.5497	0.6188		
0.3	0.9284	0.8961	0.5142	0.6153		
0.4	0.9187	0.8966	0.5464	0.6138		
0.5	0.9034	0.8757	0.5933	0.6694		
0.6	0.9045	0.8763	0.5902	0.6684		

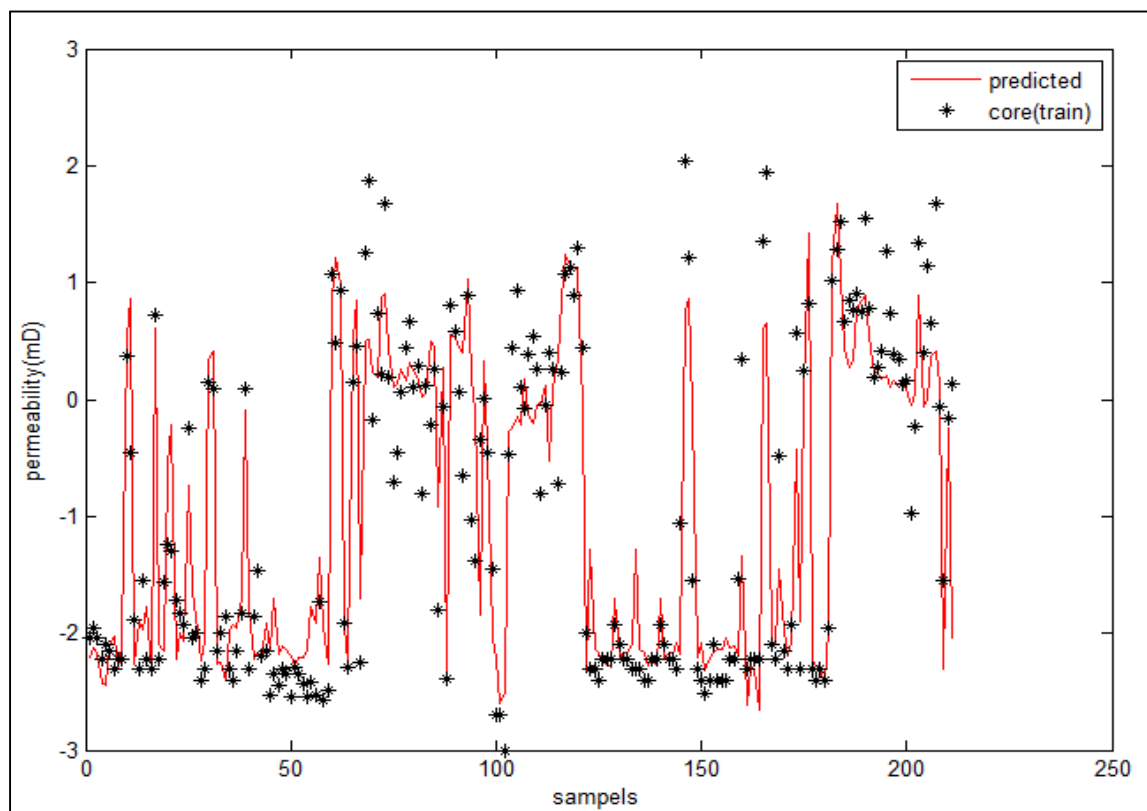
در جدول فوق r شعاع خوشه سازی، $R1$ و $R2$ به ترتیب ضریب همبستگی بین داده‌های پیش بینی شده و مغزه در مرحله آموزش، تست، $RMS1$ و $RMS2$ به ترتیب جذر میانگین مربعات خطا در مرحله آموزش و تست می‌باشند.



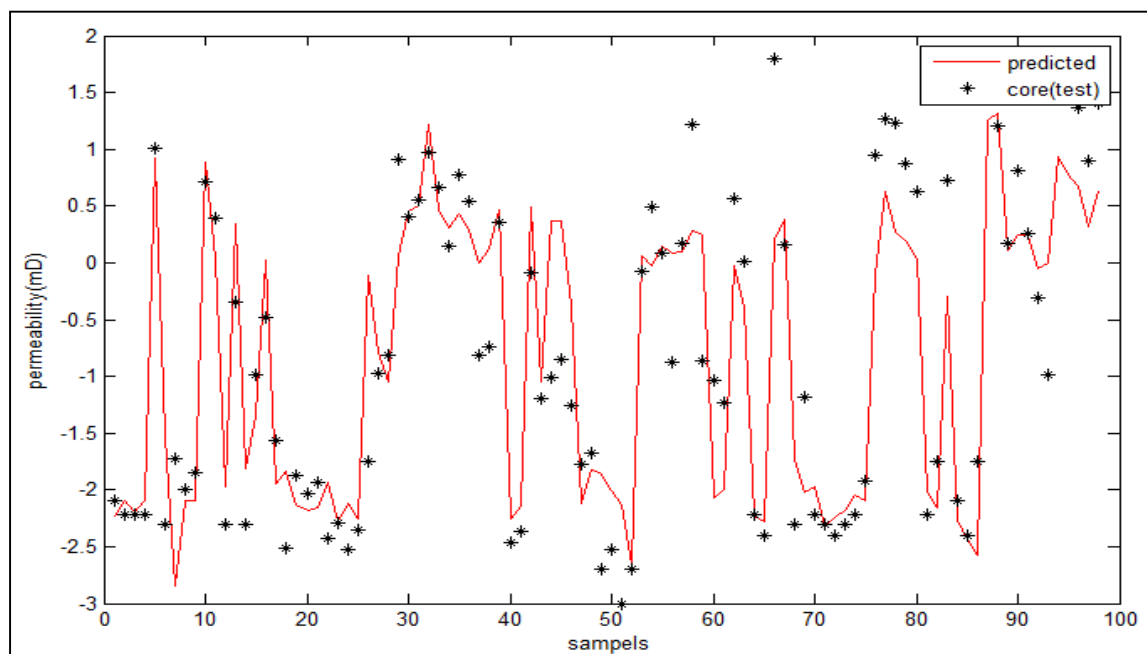
شکل (د-۱): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های آموزش با سه ورودی در سیستم فازی



شکل (د-۲): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های تست با سه ورودی در سیستم فازی



شکل (د-۳): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش در سیستم فازی



شکل (د-۴): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست در سیستم فازی

پیوست ه

نتایج حاصل از طراحی شبکه عصبی_ فازی

جدول (هـ- ۱): نتایج مطلوب حاصل از طراحی شبکه عصبی_ فازی با ورودیها و شعاعهای خوشه سازی متفاوت

r	R1	R2	RMS1	RMS2	Var	
0.10	0.9087	0.8555	0.6098	0.7563	KH1	NPHI
0.20	0.9045	0.8582	0.6231	0.7505		
0.30	0.9046	0.8629	0.6228	0.7384		
0.40	0.9022	0.8633	0.6301	0.7369		
0.50	0.9022	0.8633	0.6301	0.7369		
0.60	0.9022	0.8633	0.6301	0.7369		
0.70	0.9022	0.8633	0.6301	0.7369		
0.80	0.9037	0.8616	0.6253	0.7414		
0.10	0.9160	0.8473	0.5862	0.7757	KH2	NPHI , DT
0.20	0.9164	0.8645	0.5847	0.7336		
0.30	0.9252	0.8485	0.5545	0.7759		
0.40	0.9134	0.8667	0.5946	0.7270		
0.50	0.9055	0.8909	0.6198	0.6634		
0.60	0.9074	0.8861	0.6140	0.6768		
0.70	0.9074	0.8855	0.6138	0.6784		
0.80	0.9068	0.8881	0.6159	0.6715		
0.1	0.9548	0.4102	0.4340	3.7522	KH3	NPHI , DT, RHOB
0.2	0.9293	0.8775	0.5395	0.7017		
0.3	0.9272	0.9099	0.5473	0.6095		
0.4	0.9262	0.9075	0.5507	0.6156		
0.5	0.9097	0.8993	0.6065	0.6406		

0.6	0.9166	0.8940	0.5840	0.6529		
0.7	0.9027	0.8805	0.6286	0.6927		
0.8	0.9021	0.8776	0.6303	0.7005		
0.9	0.9013	0.8756	0.6328	0.7058		
0.10	0.9664	0.6382	0.3755	1.6818	KH3	NPHI , DT,GR
0.20	0.9337	0.8506	0.5229	0.7857		
0.30	0.9229	0.8554	0.5624	0.7579		
0.40	0.9211	0.8577	0.5686	0.7523		
0.50	0.9234	0.8420	0.5606	0.7940		
0.60	0.9165	0.8712	0.5844	0.7184		
0.70	0.9156	0.8685	0.5875	0.7237		
0.80	0.9155	0.8702	0.5877	0.7196		

جدول (هـ-١): ادامه

r	R1	R2	RMS1	RMS2	Var	
0.2	0.9275	0.8278	0.5461	0.8273	KH4	NPHI , DT,RHOB,Z
0.4	0.9307	0.8458	0.5342	0.7820		
0.5	0.9299	0.8349	0.5372	0.8116		
0.6	0.9161	0.8494	0.5857	0.7734		
0.7	0.9080	0.8748	0.6121	0.7131		
0.8	0.9121	0.8805	0.5988	0.6943		
0.9	0.9209	0.9083	0.5693	0.6215		
1	0.8987	0.8704	0.6405	0.7212		
0.10	1.0000	0.7219	0.0000	1.1147	KH4	DT,R HOB

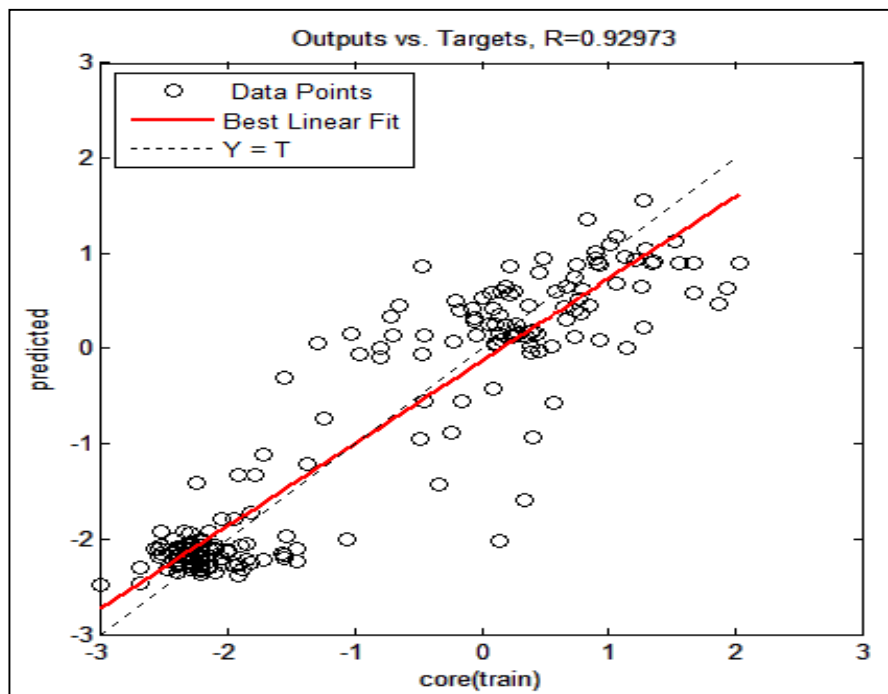
0.20	0.9365	0.7822	0.5123	0.9518		
0.30	0.9287	0.8980	0.5418	0.6584		
0.40	0.9278	0.9057	0.5450	0.6337		
0.50	0.9266	0.8958	0.5492	0.6565		
0.60	0.9173	0.8719	0.5817	0.7171		
0.70	0.9092	0.8776	0.6082	0.7007		
0.80	0.9070	0.8795	0.6152	0.6945		
0.90	0.9110	0.8843	0.6024	0.6823		
1.00	0.9056	0.8730	0.6196	0.7117		
0.10	0.9756	0.7649	0.3324	1.0333	KH5	NPHI , DT,RHOB,Z,PEF
0.20	0.9450	0.7909	0.4779	0.9332		
0.30	0.9090	0.7975	0.6092	0.8864		
0.40	0.9004	0.7723	0.6364	0.9414		
0.50	0.9143	0.8115	0.5920	0.8622		
0.60	0.9125	0.8809	0.5975	0.6926		
0.70	0.9081	0.8836	0.6117	0.6880		
0.80	0.9200	0.8876	0.5727	0.6764		
0.90	0.9193	0.8898	0.5748	0.6713		
1.00	0.9186	0.8884	0.5775	0.6749		

جدول (ه-١): ادامه

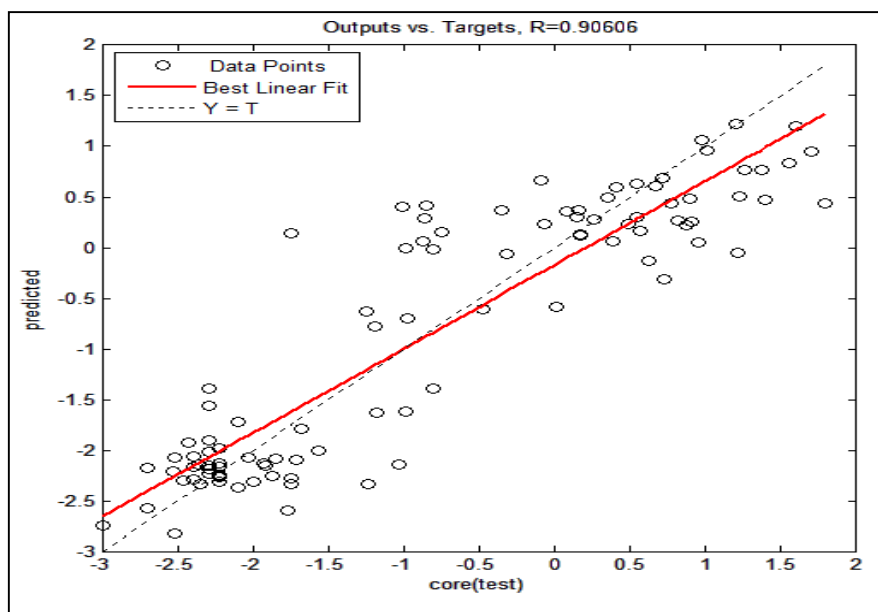
جدول (هـ-۱): ادامه

r	R1	R2	RMS1	RMS2	Var	
0.1	0.9259	0.8989	0.5228	0.6072	KV3	NPHI , DT,GR
0.2	0.9338	0.8948	0.4951	0.6205		
0.3	0.9338	0.8948	0.4951	0.6205		
0.4	0.9297	0.9061	0.5096	0.5875		
0.5	0.9170	0.8732	0.5522	0.6759		
0.6	0.9170	0.8732	0.5522	0.6759		
0.7	0.9101	0.8709	0.5735	0.6816		
0.8	0.9094	0.8692	0.5755	0.6857		
0.9	0.9091	0.8676	0.5766	0.6895		
1	0.9083	0.8664	0.5790	0.6924		
0.1	0.9361	0.7978	0.4881	0.8703	KV4	NPHI , DT,RHOB,Z
0.2	0.9173	0.7910	0.5511	0.8635		
0.3	0.9404	0.8898	0.4704	0.6353		
0.4	0.9404	0.8537	0.4705	0.7256		
0.5	0.9370	0.8505	0.4836	0.7346		
0.6	0.9347	0.8751	0.4920	0.6764		
0.7	0.9223	0.8769	0.5348	0.6688		
0.8	0.9252	0.8804	0.5250	0.6580		
0.9	0.9173	0.8785	0.5510	0.6658		
1	0.9197	0.8879	0.5432	0.6413		
0.1	1.0000	0.7799	0.0069	0.9400	KV6	NPHI , DT,RHOB,Z, MSFL,PEF
0.4	0.9515	0.8296	0.4258	0.7858		

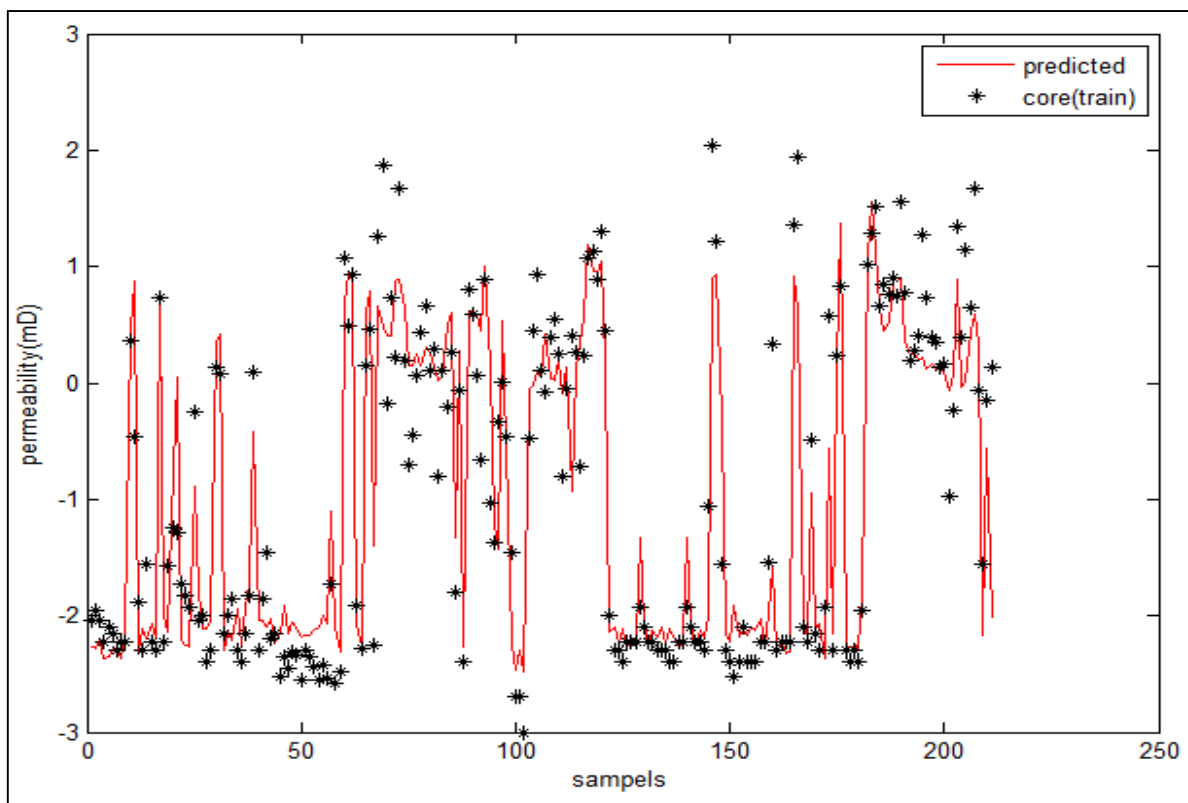
در جدول فوق r^2 شعاع خوشه سازی، $R1$ و $R2$ به ترتیب ضریب همبستگی بین داده‌های پیش بینی شده و مغزه در مرحله آموزش، تست، $RMS1$ و $RMS2$ به ترتیب جذر میانگین مربعات خطا در مرحله آموزش و تست می‌باشند.



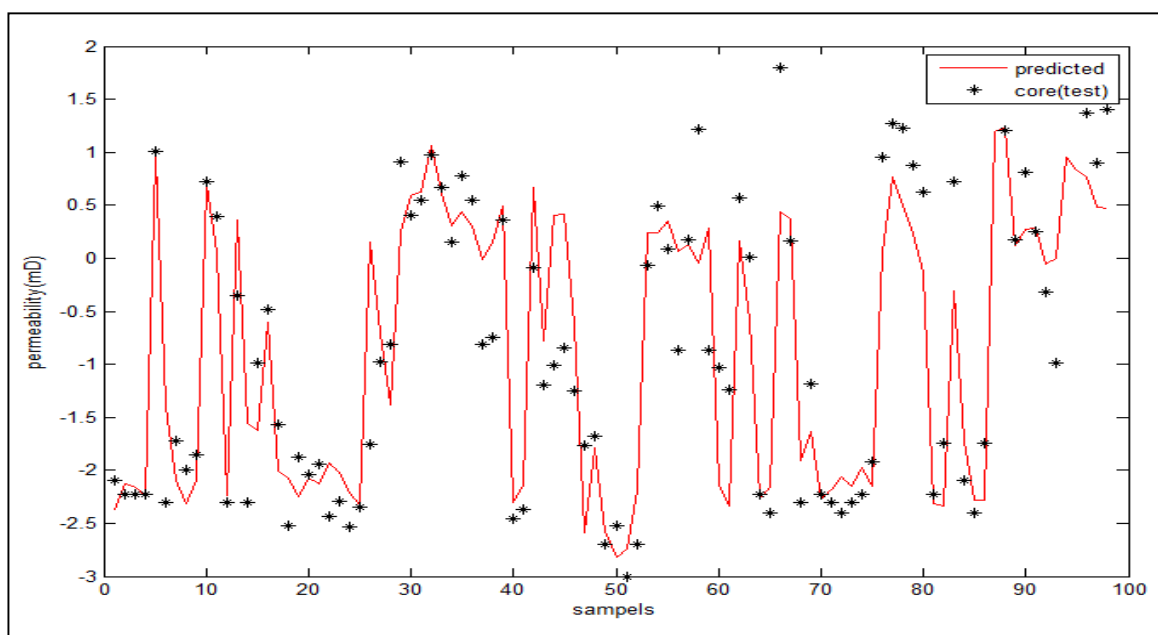
شکل (ه-۱): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش با سه ورودی در شبکه عصبی_فازی



شکل (ه-۲): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست با سه ورودی در شبکه عصبی_فازی



شکل(ه-۳): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری(قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش در شبکه عصبی_فازی



شکل(ه-۴): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری(قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش در شبکه عصبی_فازی

Abstract

Permeability is an important reservoir property that identify the ability of transition of fluid such as oil, gas and water in rock reservoir. Accurate knowledge about permeability is an effective and suitable tool for petroleum engineers for production and management of oil field. There are two direct and indirect methods for determination of reservoir rock permeability. Direct methods are coring and well testing that both of them take more time and cost. Indirect methods for evaluation of permeability are used well logs by experimental formulas and neural networks as new methods. experimental formulas are so complicated therefor they are not correct.

Purpose of this study is use of intelligent systems for determination of permeability, in Sarkhun gas field from available data (well logs and core data). In this work after study of theory principals about permeability, well logs and intelligent systems, horizontal and vertical permeability of Jahrum formation in three wells of Sarkhun gas field were determined by three neural networks called, Early Stopping (ES) back propagation network, Regularization back propagation network and General regression neural network (GRNN), fuzzy system, neuro-fuzzy adaptive network.

As results showed, correlation between predict data and core data for two series training and test data in Early Stopping Method are 0.913 , 0.894 , respectively. In regularization Method are 0.979 , 0.886, in General regression Network are 0.91, 0.896, in fuzzy system is 0.919, 0.906 and in neuro-fuzzy adaptive are 0.927 and 0.909. also results show that all methods can predict permeability values in whole of understudy reservoir and neuro-fuzzy adaptive network is better than other methods. For better permeability prediction committee machine with averaging method was used. This method lead to correlation coefficient increase to 0.93 in test step.

Keywords:

permeability, intelligent systems, neural network, fuzzy system, neuro-fuzzy adaptive network , committee machine



Shahrood University of Technology

Faculty of Mining, Petroleum and Geophysics

**Neuro_fuzzy modeling of core and well logging data to
provide permeability log in one gas reservoirs of the
Southern Zagros field**

A thesis submitted in fulfillment of the requirements for the degree of Master of
Science in Petroleum Exploration Engineering

By:

Reza Karami

Supervisor:

Dr. Ali Moradzadeh

Advisor:

Yousef Beiraghdar

July 2011