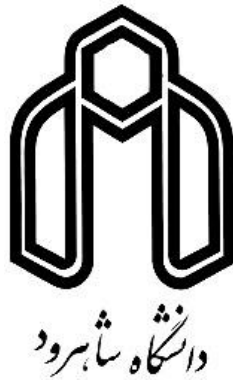


بسم الله الرحمن الرحيم



دانشکده‌ی مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک

گروه مهندسی اکتشاف نفت

پایان نامه کارشناسی ارشد

طراحی ماشینی مبتنی بر شبکه عصبی جهت مدل‌سازی تخلخل. مطالعه‌ی موردی: یکی از مخازن نفتی جنوب ایران.

خدیجه رنجبر

اساتید راهنما:

دکتر بهزاد تخم‌چی

دکتر رضا قوامی ریایی

اساتید مشاور:

دکتر علی مراد زاده

مهندس علی حسینی

شهریور ۱۳۹۴



مدیریت تحصیلات تکمیلی
فرم شماره (۶)

باسمه تعالی

شماره: ۲۴۹۴۱۵۷۱
تاریخ: ۹۴/۷/۲۴
ویرایش:

فرم صورت جلسه دفاع از پایان نامه تحصیلی دوره کارشناسی ارشد

با تأییدات خداوند متعال و با استعانت از حضرت ولی عصر (عج) نتیجه ارزیابی جلسه دفاع از پایان نامه کارشناسی ارشد خانم خدیجه رنجبر به شماره دانشجویی ۹۱۲۴۲۳۴ رشته مهندسی نفت گرایش اکتشاف تحت عنوان طراحی ماشین مبینی بر شبکه عصبی جهت مدل سازی تخلخل، مطالعه موردی: یکی از مخازن نفتی جنوب ایران که در تاریخ ۹۴/۰۶/۲۲ با حضور هیأت محترم داوران در دانشگاه صنعتی شاهرود برگزار گردید به شرح ذیل اعلام می گردد:

☐ مردود	☐ دفاع مجدد	☒ قبول (با درجه: <u>۱۷,۷۵</u>)
--------------------------------	------------------------------------	---

۱- عالی (۲۰ - ۱۹) ۲- بسیار خوب (۱۸/۹۹ - ۱۸)

۳- خوب (۱۷/۹۹ - ۱۶) ۴- قابل قبول (۱۵/۹۹ - ۱۴)

۵- نمره کمتر از ۱۴ غیر قابل قبول

امضاء	مرتبه علمی	نام و نام خانوادگی	عضو هیأت داوران
	دانشیار	بهزاد تخمچی	۱- استاد راهنما
	دانشیار	رضا قوامی ریایی	۲- استاد راهنما
	استاد	علی مرادزاده	۳- استاد مشاور
	کارشناسی ارشد	علی حسینی	۴- استاد مشاور
	استادیار	علی نجاتی کلاته	۳- نماینده شورای تحصیلات تکمیلی
	استادیار	ابوالقاسم کامکار روحانی	۴- استاد ممتحن
	استادیار	حمید آقاجانی	۵- استاد ممتحن

رئیس دانشکده:



با احترام؛

تقدیم به پدر و مادر عزیزم

تشکر و قدردانی

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 رسانده‌ام وظیفه خود می‌دانم که از پدر و مادر مهربانم بخاطر زحمات و از خودگذشتگی‌هایشان در مسیر انجام این تحقیق تشکر و قدردانی کنم.

همچنین به رسم احترام، بر خود لازم می‌دانم از زحمات اساتید بزرگواری که مرا در به ثمر رساندن این پایان نامه یاری نمودند؛ تشکر نمایم. از استاد گرانقدر و شایسته؛ جناب آقای دکتر بهزاد تخم چی که با حسن خلق و فروتنی از هیچ کمکی دریغ ننمودند و دلسوزانه مرا همراهی کردند، از استاد فرزانه؛ آقای دکتر قوامی که در برخی مراحل از پایان نامه نکات جالبی را یادآور شدند، تشکر و سپاسگزاری می‌نمایم.

از آقای دکتر علی مرادزاده و مهندس علی حسینی که مشاورت این پایان نامه را برعهده داشتند و بخشی از داده‌ها و اطلاعات را فراهم کردند، تشکر می‌کنم.

در انتها از زحمات تمامی دوستان عزیز به خصوص مهندس پدram مسعودی و مهندس احمد مرتضوی بخاطر راهنمایی‌های ارزشمندشان، کمال تشکر را دارم.

با آرزوی موفقیت و بهروزی

خدیجه رنجبر

تعهد نامه

اینجانب خدیجه رنجبر دانشجوی دوره‌ی کارشناسی ارشد رشته‌ی مهندسی اکتشاف نفت دانشکده‌ی معدن، نفت و ژئوفیزیک دانشگاه شاهرود، نویسنده‌ی پایان‌نامه‌ی طراحی ماشینی مبتنی بر شبکه عصبی جهت مدل‌سازی تخلخل. مطالعه موردی: یکی از مخازن نفتی جنوب ایران، تحت راهنمایی دکتر بهزاد تخم‌چی و دکتر رضا قوامی ریایی متعهد می‌شوم؛

- تحقیقات در این پایان‌نامه توسط اینجانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است.
- در استفاده از نتایج پژوهش‌های محققان دیگر به مرجع مورد استفاده استناد شده است.
- مطالب مندرج در پایان‌نامه تا کنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ‌جا ارائه نشده است.
- کلیه‌ی حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه شاهرود می‌باشد و مقالات مستخرج با نام «دانشگاه شاهرود» و یا «Shahrood University» به چاپ خواهد رسید.
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به‌دست آمدن نتایج اصلی پایان‌نامه تأثیرگذار بوده‌اند در مقالات مستخرج از پایان‌نامه رعایت می‌گردد.
- در کلیه‌ی مراحل انجام این پایان‌نامه، در مواردی که از موجود زنده (یا بافت‌های آن‌ها) استفاده شده است، ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است.
- در کلیه‌ی مراحل انجام این پایان‌نامه، در مواردی که به حوزه‌ی اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری، ضوابط و اصول اخلاق انسانی رعایت شده است.

۱۳۹۴/۰۶/۲۲

خدیجه رنجبر

مالکیت نتایج و حق نشر

- کلیه‌ی حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج، کتاب، برنامه‌های رایانه‌ای، نرم‌افزارها و تجهیزات ساخته شده) متعلق به دانشگاه شاهرود می‌باشد. این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود.
- استفاده از اطلاعات و نتایج موجود در پایان‌نامه بدون ذکر مرجع مجاز نمی‌باشد.

چکیده

آگاهی دقیق از خصوصیات پتروفیزیکی هر مخزن جهت پیش‌بینی عملکرد آینده میدان نفتی لازم است. یکی از خصوصیات پتروفیزیکی مهم هر مخزن، تخلخل آن است. بنابراین جهت افزایش دقت در تخمین تخلخل نیاز به بهبود روش‌های مدل‌سازی آن است. در رویکردی شناخته شده از متغیرهای مختلف جهت شرطی-سازی مدل‌سازی تخلخل استفاده می‌شود. به عنوان مثال می‌توان ابتدا لیتولوژی را مدل کرده و در هر بلوک تخلخل را با توجه به لیتولوژی تخمین زد.

در این پایان‌نامه تلاش گردیده است به کمک روش‌های هوشمند مدلی جهت تخمین میزان تخلخل موثر با توجه به اهمیتی که این پارامتر در ارزیابی پتانسیل تولید مخازن هیدروکربوری دارد، ارائه گردد. بدین منظور از دو روش برای تخمین تخلخل موثر در هفت چاه از مخزن آسماری واقع در یکی از میادین نفتی جنوب ایران استفاده گردیده است.

الف- شبکه عصبی مفهومی چندلایه

ب- ترکیب احتمالات شرطی و شبکه عصبی چندلایه (شرطی‌سازی مدل)

در هریک از دو روش در وهله اول با استفاده از روش‌های تحلیل چند متغیره و روش شبکه بیزی متغیرهای موثر در برآورد تخلخل تعیین گردیدند. در مرحله بعد بر روی متغیرهای منتخب روش‌های گفته شده اعمال شده است. در هر دو روش الگوریتم آموزشی لونبرگ-مارکوارت بهتر از بقیه الگوریتم‌های آموزشی موجود برای آموزش الگوریتم پسانتشار خطا بوده است و بهترین نتایج مربوط به شبکه‌های پرسپترون چندلایه به ترتیب با ۱۵ و ۲۰ نرون برای روش اول و ۱۵ و ۱۵ نرون برای روش دوم در لایه پنهان می‌باشد. مقدار ضریب رگرسیون داده‌های اعتبارسنجی و MSE برای حالتی که از شبکه عصبی چندلایه و متغیرهای منتخب استفاده کردیم به ترتیب برابر ۰/۹۴۷ و ۰/۰۱۶ می‌باشد. همچنین مقدار ضریب رگرسیون داده‌های اعتبارسنجی و MSE در روش شرطی برابر ۰/۸۷۶ و ۰/۰۴۰۳ است. در انتها مدل سه بعدی تخلخل مخزن با استفاده از اطلاعات تخلخل موثر در هفت چاه از میدان تهیه گردیده است. براساس این مدل، تخلخل در قسمت مرکزی و جنوب شرق میدان نسبت به شمال و جنوب میدان از مقادیر بالاتری برخوردار است.

کلمات کلیدی: تخلخل، شبکه عصبی، شبکه بیزی، روش‌های تحلیل چند متغیره، الگوریتم $K2$ ، احتمالات شرطی، نرم افزار پترل.

لیست مقالات مستخرج از پایان نامه

۱. رنجبر خ، تخم‌چی ب، قوامی ر، مرادزاده ع، ۱۳۹۳، «انتخاب متغیرهای موثر در برآورد تخلخل با استفاده از تعیین ضریب همبستگی و روش شبکه بیزی»، اولین همایش ذخیره سازی زیر زمینی نفت و گاز، دانشگاه تهران، تهران.
۲. رنجبر خ، تخم‌چی ب، قوامی ر، حسینی ع، ۱۳۹۴، « تعیین متغیرهای موثر در برآورد تخلخل با بکارگیری روش‌های تحلیل چند متغیره و روش شبکه بیزی»، اولین کنفرانس ملی ژئومکانیک نفت، پژوهشگاه صنعت نفت، تهران.

فهرست مطالب

۱	فصل اول: کلیات
۲	۱-۱ مقدمه
۳	۲-۱ تخلخل و عوامل موثر بر آن
۵	۳-۱ روش‌های اندازه‌گیری تخلخل
۵	۱-۳-۱ اندازه‌گیری تخلخل با استفاده از مغزه‌ها
۶	۲-۳-۱ اندازه‌گیری غیر مستقیم از روی نگارهای پتروفیزیکی
۷	۱-۲-۳-۱ نگار نوترون
۸	۲-۲-۳-۱ نگار صوتی
۹	۳-۲-۳-۱ نگار چگالی یا نگار گاما-گاما
۱۰	۴-۲-۳-۱ نگار پرتو گامای طبیعی
۱۱	۴-۱ پیشینه تحقیق
۱۴	۵-۱ اهداف پایان‌نامه و روش تحقیق
۱۵	۶-۱ ساختار پایان‌نامه
۱۷	فصل دوم: معرفی منطقه مورد مطالعه و داده‌های مورد استفاده
۱۸	۱-۲ مقدمه
۱۹	۲-۲ موقعیت جغرافیایی میدان مورد مطالعه
۱۹	۳-۲ تاریخچه اکتشاف و بهره‌برداری از میدان
۲۱	۴-۲ زمین‌شناسی ساختمانی میدان
۲۲	۵-۲ داده‌های مورد استفاده
۲۲	۶-۲ ساختارهای زمین‌شناسی منطقه مورد مطالعه
۲۲	۱-۶-۲ سازند بختیاری
۲۳	۲-۶-۲ سازند لهبری
۲۳	۳-۶-۲ سازند آغا‌جاری
۲۴	۴-۶-۲ سازند میشان
۲۴	۵-۶-۲ سازند گوری
۲۴	۶-۶-۲ سازند گچساران

۲۵	 ۷-۶-۲ سازند رازک
۲۵	 ۸-۶-۲ سازند آسماری
۲۸	 ۹-۶-۲ سازند پابده
۲۸	 ۱۰-۶-۲ سازند جهرم
۲۹	 ۱۱-۶-۲ سازند گورپی
۲۹	 ۱۲-۶-۲ سازند ایلام
۲۹	 ۱۳-۶-۲ سازند سروک
۳۰	 ۱۴-۶-۲ سازند کژدمی
۳۲	 ۱۵-۶-۲ سازند داریان
۳۲	 ۱۶-۶-۲ سازند گدوان
۳۲	 ۱۷-۶-۲ سازند فهلپان
۳۲	 ۱۸-۶-۲ سازند هیث
۳۳	 ۱۹-۶-۲ سازند سورمه
۳۳	 ۲۰-۶-۲ سازند نیریز
۳۳	 ۲۱-۶-۲ سازند دشتک
۳۳	 ۲۲-۶-۲ سازند کنگان
۳۳	 ۲۳-۶-۲ سازند دالان

۳۵	 فصل سوم: روش‌شناسی تحقیق
۳۶	 ۱-۳ روش‌های تحلیل چند متغیره
۳۶	 ۱-۱-۳ ماتریس ضریب همبستگی
۳۷	 ۲-۱-۳ روش تحلیل مولفه‌های اصلی
۳۸	 ۳-۱-۳ روش تحلیل خوشه‌ای
۳۹	 ۲-۳ شبکه بیزین
۳۹	 ۱-۲-۳ مرور ادبیات شبکه بیزین
۴۰	 ۲-۲-۳ احتمالات فیزیکی و بیزی
۴۱	 ۳-۲-۳ مدل گرافیکی
۴۲	 ۴-۲-۳ مدل گرافیکی بازگشتی
۴۴	 ۵-۲-۳ مزیت مدل بازگشتی
۴۴	 ۶-۲-۳ تعریف شبکه بیزی
۴۶	 ۷-۲-۳ یادگیری ساختاری شبکه بیزی
۴۷	 ۸-۲-۳ الگوریتم K2

۴۹	 ۳-۳ شبکه‌های عصبی مصنوعی
۴۹	 ۱-۳-۳ مقدمه
۵۰	 ۲-۳-۳ تاریخچه شبکه عصبی مصنوعی
۵۱	 ۳-۳-۳ ویژگی‌های شبکه عصبی
۵۳	 ۴-۳-۳ شبکه پرسپترون چند لایه
۵۵	 ۵-۳-۳ محاسبات ریاضی شبکه عصبی MLP
۵۵	 ۱-۵-۳-۳ وزن سیناپسی
۵۶	 ۲-۵-۳-۳ بایاس
۵۶	 ۳-۵-۳-۳ تابع انتقال
۵۸	 ۴-۵-۳-۳ محاسبات نرونی
۶۰	 ۶-۳-۳ الگوریتم آموزشی پس انتشار خطا
۶۲	 ۴-۳ زمین آمار
۶۵	 فصل چهارم: نتایج و بحث
۶۶	 ۱-۴ مقدمه
۶۶	 ۲-۴ اطلاعات آماری داده‌ها
۶۷	 ۳-۴ انتخاب پارامترهای موثر بر تخلخل در چاه‌های مورد مطالعه
۷۲	 ۴-۴ تخمین تخلخل به کمک شبکه عصبی چند لایه
۷۳	 ۱-۴-۴ مراحل ساخت مدل شبکه عصبی
۷۳	 ۲-۴-۴ انتخاب داده‌های آموزشی و آزمون
۷۳	 ۳-۴-۴ آماده سازی داده‌های ورودی
۷۴	 ۴-۴-۴ تعریف خطا
۷۴	 ۵-۴-۴ تخمین مقادیر تخلخل در سازند آسماری با استفاده از شبکه عصبی چندلایه
۸۰	 ۵-۴ مدل سازی تخلخل براساس احتمالات شرطی بیزین و با استفاده از شبکه عصبی MLP
۸۹	 ۶-۴ مقایسه شبکه عصبی نتایج شبکه عصبی چندلایه و احتمالات شرطی
۹۰	 ۷-۴ تهیه مدل سه بعدی تخلخل در نرم افزار پترل
۹۰	 ۱-۷-۴ قالب بندی و وارد کردن اطلاعات و کنترل کیفی آن
۹۲	 ۲-۷-۴ فراخوانی افق تفسیر شده تبدیل به عمق شده سازند آسماری در نرم افزار
۹۳	 ۳-۷-۴ تهیه نقشه ضخامت
۹۴	 ۴-۷-۴ تهیه مدل ساختمانی به وسیله نرم افزار پترل
۹۴	 ۱-۴-۷-۴ ساخت شبکه سه بعدی
۹۶	 ۲-۴-۷-۴ تهیه افق‌های مدل

۹۶	 ۳-۴-۷-۴ زون بندی مخزن
۹۷	 ۴-۴-۷-۴ نحوه تشکیل سلول های عمودی شبکه
۹۷	 ۵-۷-۴ مدل سازی تخلخل
۹۷	 ۱-۵-۷-۴ بلوکه کردن چاه ها یا مقیاس گردانی
۹۸	 ۲-۵-۷-۴ کنترل کیفی نتایج
۹۹	 ۳-۵-۷-۴ مدل سازی پتروفیزیکی
۱۰۵	 فصل پنجم: نتیجه گیری و پیشنهادات
۱۰۶	 ۱-۵ نتیجه گیری
۱۰۸	 ۲-۵ پیشنهادات
۱۰۹	 پیوست
۱۱۱	 پیوست الف: انواع تخلخل
۱۱۳	 منابع

فهرست شکل‌ها

۲۱	شکل ۱-۲ موقعیت بلوک اکتشافی شرکت SIRIP
۳۴	شکل ۲-۲ واحدهای سنگ شناسی منطقه زاگرس
۴۱	شکل ۱-۳ گراف مستقل شرطی
۴۲	شکل ۲-۳ نمونه‌ای از گراف غیرجهت‌دار و گراف جهت‌دار
۴۳	شکل ۳-۳ نمونه‌ای از گراف بدون دور جهت‌دار
۴۵	شکل ۴-۳ ساختاری از مدل شبکه بیزی
۴۸	شکل ۵-۳ گره‌ای با سه اولیا
۵۴	شکل ۶-۳ ساختار کلی شبکه پرسپترون
۵۶	شکل ۷-۳ وزن‌های تعریف شده برای هر ورودی در یک نرون
۵۶	شکل ۸-۳ نحوه ورود بایاس به محاسبات نرونی
۵۷	شکل ۹-۳ برخی توابع انتقال مهم
۵۸	شکل ۱۰-۳ محاسبات نرونی با پارامترهای وزن، بایاس و تابع انتقال سیگموئید
	شکل ۱۱-۳ نحوه ارتباط نرون‌ها با یکدیگر در حالت‌های بین لایه‌ای و درون لایه‌ای با بردارهای
۵۹	وزن و بایاس
۶۳	شکل ۱۲-۳ نمودار و پارامترهای واریوگرام
۶۸	شکل ۱-۴ دندروگرام داده‌های همه چاه‌ها
۷۱	شکل ۲-۴ شبکه بیزی مربوط به چاه‌ها
	شکل ۳-۴ نمودار تغییرات خطا داده‌های آموزش، آزمون و اعتبارسنجی تخمین تخلخل با کمک
۷۶	شبکه عصبی با استفاده از همه نگارها
۷۶	شکل ۴-۴ مقایسه میان مقدار تخمین زده با شبکه عصبی و مقدار واقعی با استفاده از همه نگارها
	شکل ۵-۴ مقایسه مقادیر تخمین زده و مقادیر واقعی تخلخل برای تمام داده‌های هفت چاه با
۷۷	استفاده از مدل تخمین‌گر شبکه عصبی
	شکل ۶-۴ نمودار تغییرات خطا داده‌های آموزش، آزمون و اعتبارسنجی تخمین تخلخل با کمک
۷۷	شبکه عصبی با استفاده از نگارهای DT و NPHI
	شکل ۷-۴ مقایسه میان مقدار تخمین زده با شبکه عصبی و مقدار واقعی با استفاده از نگارهای
۷۸	DT و NPHI

شکل ۴-۸	مقایسه مقادیر تخمین زده و مقادیر واقعی تخلخل برای تمام داده‌های هفت چاه با استفاده از نگارهای NPHI و DT	۷۸
شکل ۴-۹	نمودار تغییرات خطا داده‌های آموزش، آزمون و اعتبارسنجی تخمین تخلخل با کمک شبکه عصبی با استفاده از نگارهای NPHI، DT، RHOB، DOLOM و GR	۷۸
شکل ۴-۱۰	مقایسه میان مقدار تخمین زده با شبکه عصبی و مقدار واقعی با استفاده از نگارهای NPHI، DT، RHOB، DOLOM و GR	۷۹
شکل ۴-۱۱	مقایسه مقادیر تخمین زده و مقادیر واقعی تخلخل برای تمام داده‌های هفت چاه با استفاده از نگارهای NPHI، DT، RHOB، DOLOM و GR	۸۰
شکل ۴-۱۲	مراحل تخمین تخلخل موثر توسط روش احتمالات شرطی بیزین	۸۲
شکل ۴-۱۳	نمودار تغییرات خطای داده‌های آموزش، آزمون و اعتبارسنجی تخمین نگار گاما با کمک شبکه عصبی با استفاده از X,Y,Z	۸۳
شکل ۴-۱۴	مقایسه مقادیر تخمین زده با شبکه عصبی و مقادیر واقعی نگار گاما با استفاده از X,Y,Z	۸۳
شکل ۴-۱۵	نمودار تغییرات خطای داده‌های آموزش، آزمون و اعتبارسنجی تخمین مقادیر دولومیت با کمک شبکه عصبی و با استفاده از مقادیر X,Y,Z,GR	۸۴
شکل ۴-۱۶	مقایسه میان مقدار تخمین زده با شبکه عصبی و مقدار واقعی دولومیت با استفاده از مقادیر X,Y,Z,GR	۸۴
شکل ۴-۱۷	نمودار تغییرات خطای داده‌های آموزش، آزمون و اعتبارسنجی تخمین نگار DT با کمک شبکه عصبی و با استفاده از مقادیر X,Y,Z,GR,DOLOM	۸۵
شکل ۴-۱۸	مقایسه میان مقدار تخمین زده با شبکه عصبی و مقدار واقعی نگار DT با استفاده از مقادیر X,Y,Z,GR,DOLOM	۸۵
شکل ۴-۱۹	نمودار تغییرات خطای داده‌های آموزش، آزمون و اعتبارسنجی تخمین نگار NPHI با کمک شبکه عصبی و با استفاده از مقادیر X,Y,Z,GR,DOLOM, DT	۸۶
شکل ۴-۲۰	مقایسه میان مقدار تخمین زده با شبکه عصبی و مقدار واقعی نگار NPHI با استفاده از مقادیر X,Y,Z,GR,DOLOM, DT	۸۶
شکل ۴-۲۱	نمودار تغییرات خطای داده‌های آموزش، آزمون و اعتبارسنجی تخمین نگار RHOB با کمک شبکه عصبی و با استفاده از مقادیر X,Y,Z,GR,DOLOM,DT,NPHI	۸۷
شکل ۴-۲۲	مقایسه میان مقدار تخمین زده با شبکه عصبی و مقدار واقعی نگار RHOB با استفاده از مقادیر X,Y,Z,GR,DOLOM,DT,NPHI	۸۷
شکل ۴-۲۳	نمودار تغییرات خطای داده‌های آموزش، آزمون و اعتبارسنجی تخمین تخلخل موثر با کمک شبکه عصبی و با استفاده از مقادیر X,Y,Z,GR,DOLOM,DR,NPHI,RHOB	۸۸

شکل ۴-۲۴	مقایسه میان مقدار تخمین زده با شبکه عصبی و مقدار واقعی تخلخل موثر با استفاده از مقادیر X,Y,Z,GR,DOLOM,DR,NPHI,RHOB	۸۸
شکل ۴-۲۵	Base و Top سازند آسماری در هفت چاه مورد مطالعه	۹۱
شکل ۴-۲۶	نمایش سه بعدی نگارهای پتروفیزیکی در نرم افزار پترل	۹۱
شکل ۴-۲۷	افق سازند آسماری در نرم افزار پترل	۹۲
شکل ۴-۲۸	نمایش سه بعدی افق سازند آسماری و پایده به همراه چاههای مورد مطالعه	۹۳
شکل ۴-۲۹	نقشه ضخامت سازند آسماری	۹۴
شکل ۴-۳۰	شبکه حاصل در ابعاد ۵۰*۵۰	۹۵
شکل ۴-۳۱	نتایج شبکه بندی در سه قسمت Top، Middel و Base مخزن	۹۶
شکل ۴-۳۲	مدل بلوکی تخلخل در چاههای مورد مطالعه	۹۸
شکل ۴-۳۳	نمودار هیستوگرام دادههای خام و دادههای بلوکی شده	۹۹
شکل ۴-۳۴	نمودار و پارامترهای واریوگرام	۱۰۰
شکل ۴-۳۵	ابزار واریوگرافی دادهها در جهتهای مختلف در نرم افزار پترل	۱۰۱
شکل ۴-۳۶	مدل سه بعدی تخلخل مخزن با استفاده از روش کریجینگ	۱۰۲
شکل ۴-۳۷	نقشه واریانس خطای تخمین	۱۰۲
شکل ۴-۳۸	نمودار هیستوگرام تخلخل برای دادههای واقعی و دادههای تخمینی	۱۰۳

فهرست جدول‌ها

۵	جدول ۱-۱ تخلخل کل و تخلخل موثر بعضی از سنگ‌ها
۲۲	جدول ۱-۲ چاه‌ها و داده‌های موجود در آن‌ها
۶۶	جدول ۱-۴ اطلاعات آماری داده‌ها
۶۷	جدول ۲-۴ عمق سر سازند محدوده‌ی مورد مطالعه، مقادیر متوسط تخلخل موثر در چاه‌ها
۶۷	جدول ۳-۴ ضرایب همبستگی میان متغیرها
۶۸	جدول ۴-۴ جدول مولفه‌های اصلی بعد از چرخش وریمکس
۶۸	جدول ۵-۴ نگارهای منتخب براساس روش‌های تحلیل چندمتغیره در چاه‌های مورد مطالعه
	جدول ۶-۴ مقایسه نتایج تخمین میزان تخلخل در شبکه عصبی چندلایه با در نظر گرفتن
۷۵	ورودی‌های متفاوت
	جدول ۷-۴ مقایسه بین مدل شبکه عصبی چندلایه و مدل ترکیبی شبکه عصبی و احتمالات
۸۹	شرطی

فصل اول:

کلیات

۱-۱ مقدمه

با توجه به نقش حیاتی ذخایر هیدروکربوری در اقتصاد کشورمان، اکتشاف آن‌ها با روش‌های کارآمد ضروری به نظر می‌رسد. برای بررسی اقتصادی بودن عملیات حفاری باید تخمین قابل اعتمادی از میزان ذخیره و شرایط منطقه در دست داشت. میزان تخلخل، اشباع آب و همچنین نوع ساختار منطقه، از مهم‌ترین شاخص‌های ارزیابی پتروفیزیکی و مخزنی به شمار می‌آیند که برای دست‌یابی به این شاخص‌ها عملیات چاه‌نگاری بهترین راه حل خواهد بود. برای تفسیر داده‌های حاصل باید از فن-آوری‌های جدید بهره جست. فن‌آوری‌های نو به دنبال پیدا کردن راه‌هایی جهت کاهش هزینه‌های مربوط به اکتشاف، تولید و مدیریت مخزن نفتی هستند.

مدل‌سازی یکی از ابزارهای مفید در این زمینه می‌باشد که تا بحال بسیار کارگشا بوده است. مدل‌سازی پارامترهای پتروفیزیکی نظیر تخلخل، اهمیت زیادی در کاهش زمان و هزینه‌های مکان‌یابی و افزایش تولید مخزن نفت و گاز، بهبود بازیافت از طریق تولید کارآمد و افزایش عمر چاه‌های تولیدی دارد. همچنین آنالیزگر معتبری در زمینه تشخیص بحران، تحلیل و تفسیر داده‌ها و کشف اطلاعات از روی داده‌های پراکنده‌ای مثل داده‌های لرزه‌ای سه بعدی، داده‌های زمین‌شناسی و نگارهای پتروفیزیکی می‌باشد.

این فرآیند به طور متداول در صنعت نفت و مباحث مهندسی مخازن انجام می‌شود. اما در روش‌های متداول سخنی از احتمالات به میان آورده نشده است و این در حالی است که اگر از خطای اندازه‌گیری صرف نظر کنیم؛ مقادیر بسیاری از متغیرهای اساسی تنها در چاه‌های حفر شده در دسترس است. محاسبه یا تعمیم مقادیر این متغیرها در گستره مخزن گرچه سال‌هاست که شناخته شده ولی استفاده از این روش‌ها خطای اجتناب‌ناپذیر را به همراه دارد که از صحت ارزیابی نهایی می‌کاهد. اما روش‌های جدید و نوین وارد شده در مباحث مدل‌سازی مانند به کار بردن روش‌های هوشمند و احتمالات شرطی در فرآیند مدل‌سازی، ضرورت به کار بستن این روش‌ها را برای بهینه‌سازی در مدل‌ها و کاهش زمان و هزینه‌ها ایجاد می‌کند.

۲-۱ تخلخل و عوامل موثر بر آن

تخلخل هر سنگ، نسبت حجم فضاهای خالی موجود در آن به حجم کلی سنگ است که با علامت ϕ نشان داده می‌شود. این نسبت معمولاً به صورت عدد کسری (کمتر از یک) و برحسب درصد بیان می‌شود.

تخلخل سازندهای زیر سطحی می‌تواند در بازه‌ی وسیعی تغییر کند. کربنات‌های متراکم (سنگ آهک و دولومیت)، تبخیری‌ها (نمک، انیدریت، ژیپس و...) ممکن است تخلخل صفر را نشان دهند. ماسه سنگ‌های خوب تحکیم یافته، تخلخلی بین ۱۰ تا ۱۵ درصد دارند. ماسه سنگ‌های تحکیم نیافته تخلخلی حدود ۳۰ درصد یا بیشتر دارند. شیل‌ها و رس‌ها ممکن است بیش از ۴۰ درصد تخلخل داشته باشند. لورسن^۱ تخلخل ۵ - ۰ درصد را ناچیز و سنگ مخزن با تخلخل ۱۰ - ۵ درصد ضعیف، ۱۵ - ۱۰ درصد را متوسط، ۲۰ - ۱۵ درصد را خوب و بیش از ۲۰ درصد را عالی محسوب می‌کند [۱]. از جمله عوامل موثر در تخلخل عبارتند از: [۲]

الف) نحوه‌ی کنار هم قرار گرفتن دانه‌ها: با فرض کروی بودن دانه‌ها و یکسان بودن اندازه‌ی آن‌ها، سیستم تبلور بر مقدار تخلخل تاثیر می‌گذارد، به طوری که در سیستم مکعبی مقدار تخلخل در حدود ۴۸ درصد، در انباشتگی رمبوئدریک در حدود ۴۰ درصد و در انباشتگی هگزاگونال در حدود ۲۶ درصد محاسبه می‌گردد.

ب) اثر ابعاد و جورشدگی^۲ دانه‌ها: در صورتی که سنگ از ذرات با ابعاد مختلف تشکیل شده باشد، دانه‌های ریز فضای بین ذرات درشت را پر نموده و در نتیجه تخلخل کاهش می‌یابد.

پ) اثر سیمان شدگی: در برخی از سنگ‌ها، دانه‌ها توسط خمیره‌ای از جنس سیلیس یا آهک به یکدیگر متصل می‌شوند که در این صورت تخلخل می‌تواند حتی تا صفر درصد هم کاهش یابد.

^۱ A.I.Levorsen

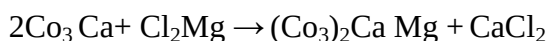
^۲ sorting

ت) اثر گردشگری دانه‌ها: درجه صیقلی بودن و زاویه‌دار بودن در تخلخل تاثیر بسزایی دارد. به طوری که هرچه ذرات صیقلی‌تر (گردتر) باشند حجم فضاهای خالی بین آن‌ها بیشتر از حالتی خواهد بود که دانه‌ها زاویه‌دار بوده و در هم فرو روند.

ث) اثر انحلال ذرات: حلالیت کانی‌ها توسط چرخه آب، تخلخل را افزایش می‌دهد به طوری که در سنگ‌های کربناته این عامل مهمی برای ایجاد و توسعه‌ی فضاهای خالی است. اثر مذکور غالباً در سنگ‌هایی که منشا شیمیایی یا بیوشیمیایی دارند، دیده می‌شود. تخلخل ناشی از فرآیند انحلال را تخلخل حفره‌ای^۱ می‌نامند.

ج) اثرات ناشی از تنش‌های تکتونیکی: وجود تنش‌های تکتونیکی در یک منطقه سبب ایجاد درزه، شکاف و شکستگی در سنگ می‌شود. تخلخل ایجاد شده در اثر شکاف، زیاد نیست و از ۱-۲ درصد تجاوز نمی‌کند ولی وجود درزه و شکاف در سنگ مخزن سبب ازدیاد تراوایی می‌گردد. این امر در مورد سنگ مخزن‌های ایران نیز صادق است. در مخازنی که نفت از سنگ‌های آذرین و دگرگونی استخراج می‌شود، نفت تنها در درزه‌ها و شکاف‌ها جمع می‌شود مانند میدان نفتی اماریلو در تگزاس.

چ) دولومیتی شدن: سنگ مخزن دولومیتی توان تولیدی بیشتری نسبت به سنگ مخزن آهکی دارد. این امر به علت تخلخل و تراوایی بیشتری است که اغلب سنگ دولومیت نسبت به سنگ آهک داراست. به این جهت مکانیسم دولومیتی‌شدن سنگ آهک که سبب ازدیاد تخلخل می‌گردد مورد توجه پژوهشگران نفتی بوده است. فرمول این تبدیل به صورت زیر است:



در نتیجه این تبدیل تخلخل به میزان ۱۱/۲ درصد افزایش می‌یابد [۱].

تخلخل سنگ را از نظر کاربردی یا موثر بودن برای تولید، می‌توان به چند دسته تقسیم کرد، که عبارتند از: تخلخل کل یا مطلق، تخلخل پیوسته، تخلخل نهفته و تخلخل موثر [۲]. هریک از انواع این تخلخل‌ها در پیوست الف معرفی شده‌اند.

¹ Vuggy porosity

نفوذپذیری سنگ مستقیماً به تخلخل موثر وابسته است. در بین سنگ‌های رسوبی بیشترین تخلخل از آن سنگ‌های رسی است که به ۵۰ درصد هم می‌رسد اما تخلخل موثر رس‌ها بسیار کم است. تخلخل موثر ماسه سنگ‌های با جورشدگی بسیار زیاد^۱ و دولومیت‌هایی که در اثر دولومیتی شدن^۲ تخلخل آن‌ها افزایش یافته است، زیاد است [۳].

موضوع بحث این پایان‌نامه نیز تخلخل موثر می‌باشد که تاثیر بسزایی در توان تولید مخزن دارد. در جدول ۱-۱ تخلخل کل و تخلخل موثر بعضی از سنگ‌ها آمده است. این ارقام صرفاً مقادیر شاخص هستند و ممکن است تا حد قابل توجهی تغییر کنند.

جدول ۱-۱: تخلخل کل و تخلخل موثر بعضی از سنگ‌ها [۱].

سنگ	درصد تخلخل کل	درصد تخلخل موثر
شن	۴۵	۴۰
ماسه	۴۰	۳۰
ماسه سیلتی	۳۲	۵
سیلت	۳۶	۳
رس	۴۷	۰
چاک	۳۰	۲-۵
ماسه سنگ درز و شکافدار	۲۰	۲-۱۵
گرانیت درز و شکافدار	۲	۰,۱-۲
آهک درز و شکافدار	۰,۵-۱۷	۰,۱-۱۲

۱-۳ روش‌های اندازه‌گیری تخلخل

۱-۳-۱ اندازه‌گیری تخلخل با استفاده از مغزه‌ها

برای اندازه‌گیری یک نمونه متخلخل سه بخش قابل اندازه‌گیری که عبارتند از حجم کلی سنگ (V_b)، حجم خمیره سنگ (V_{ma})، حجم منافذ و خلل و فرج سنگ (V_p) وجود دارد. برای تعیین تخلخل مغزه، بایستی دوتای این کمیت‌ها محاسبه شود. چندین روش آزمایشگاهی برای محاسبه‌ی تخلخل

^۱ Super Mature

^۲ Dolomitization

مغزه که عبارتند از: روش مجموع سیالات، روش قانون بویل - ماریوت، روش تزریق جیوه و روش خرد کردن نمونه وجود دارد. روش انتخابی به نوع سنگ و زمان لازم برای به دست آوردن اطلاعات بستگی دارد [۱].

در صورتی که از یک مخزن مغزه گرفته شود. می توان به اطلاعات بالارزشی دست یافت، ولی مغزه ها نیز مسائل و مشکلات خاص خود را دارند. که از مهم ترین آن ها می توان به موارد زیر اشاره کرد:

الف) هزینه دار بودن و وقت گیر بودن مغزه گیری.

ب) تغییر شرایط موثر بر روی مغزه در آزمایشگاه نسبت به عمق برداشت و در نتیجه تغییر در خصوصیات فیزیکی آن.

پ) عدم مغزه گیری کامل به خصوص در فواصل شکسته شده.

به همین دلیل محاسبه ی تخلخل از روی مغزه در همه ی چاه ها کاری غیرمعمول است و تعداد محدودی از چاه های یک میدان نفتی دارای مغزه هستند. همچنین ممکن است خواص مغزه کوچک برداشت شده در یک عمق معین، نشان دهنده ی خواص حجم کافی از سازند در این عمق نباشد و با هم متفاوت باشند [۴].

با توجه به موارد ذکر شده، استفاده از روشی که مشکلات فوق را تا حدودی مرتفع، یا محدودیت های آن را برطرف سازد، ضروری به نظر می رسد. این روش دریافت اطلاعات از طریق نگارهای چاه است. هر چند در غالب اندازه گیری های صورت گرفته نمی توان خواص مخزن مورد نظر را پیوسته برداشت کرد، ولی مزیت این روش پیوسته بودن اطلاعات آن است [۴].

۱-۳-۲ اندازه گیری غیرمستقیم از روی نگارهای پتروفیزیکی

اندازه گیری یک یا چند کمیت فیزیکی در مقابل عمق و یا زمان به صورت پیوسته، که در داخل چاه صورت می گیرد را نگار یا وایرلاین لاگ گویند [۴]. با استفاده از نگارهای پتروفیزیکی می توان خصوصیات و ویژگی های مخازن نفتی از قبیل تخلخل را به طور دقیق ارزیابی کرد. علاوه بر سهولت و مزایای اقتصادی روش هایی که براساس اندازه گیری نگارها تخلخل را تعیین می کنند. این روش ها

اطلاعات را به صورت پیوسته در اختیار کارشناسان قرار می‌دهند و در یک عمق مشخص از حجم بزرگتری از سازند تاثیر می‌پذیرند[۱]. به سه روش کلی می‌توان تخلخل را از روی نگارهای پتروفیزیکی به دست آورد: با استفاده از یک نگار، با استفاده از ترکیبی از نگارهای مختلف و با استفاده از تحلیل‌های آماری چندین نگار. با استفاده از یک نگار فقط می‌توان تخلخل را محاسبه کرد. ولی با استفاده از نگارهای بیشتر علاوه بر تخلخل می‌توان درصد کانی‌ها را به خوبی تعیین نمود[۴]. در ادامه نگارهای پتروفیزیکی را که متاثر از تخلخل هستند و از آن‌ها برای محاسبه تخلخل استفاده می‌شود، شرح می‌دهیم.

۱-۲-۳-۱ نگار نوترون ($NPFI^1$)

برای چاه‌نگاری با استفاده از این روش از پرتو نوترون استفاده می‌شود. نوترون پرنرژی در برخورد با سازند دو نوع برهم کنش خواهد داشت:

الف- پراکندگی: در این پدیده نوترون‌های سریع چشمه‌ی مصنوعی سوند با انرژی اولیه‌ای بین ۴ تا ۶ Mev سازند را بمباران می‌کنند. نوترون‌های متحرک در برخورد با هیدروژن‌های سیالات سازند، بیشترین انرژی را به آن‌ها منتقل می‌کنند و خود بیشترین افت انرژی را خواهند داشت.

ب- جذب: با کاسته شدن از انرژی جنبشی نوترون‌ها در برخورد پیاپی، در نهایت وقتی که سطح انرژی آن‌ها به سطح انرژی نوترون گرمایی رسید، یعنی انرژی و سرعت آن‌ها به 0.025 eV و 2500 m/s کاهش یافت، توسط هسته‌های بعضی اتم‌ها جذب می‌شوند و یک یا چندین پرتو گاما منتشر می‌کنند.

آنچه که در سوندهای نگار نوترون اندازه‌گیری می‌شود، مقدار شاخص هیدروژنی سیال است که با مقدار هیدروژن موجود در واحد حجم متناسب است. مقدار شاخص هیدروژنی آب شیرین یک است و با افزایش نمک از مقدار آن کاسته می‌شود. شاخص هیدروژنی نفت خیلی نزدیک به آب است. گازها به دلیل چگالی هیدروژنی کم، شاخص هیدروژنی کوچکی دارند، به طوری که اثر آن بر اندازه‌گیری بیش

¹ Neutron porosity hydrogen index

از حد انتظار است و باعث می‌شود در سازندهای گازدار، تخلخل بسیار کمتر از مقدار واقعی آن برآورد شود که به آن اثر تهی‌شدگی (Excavation effect) گویند و باید اصلاح شود. به دلیل وجود آب روزه‌ای در لایه‌های شیلی، تخلخل غیر موثر آن به وسیله نگار نوترونی به حساب می‌آید که باید با استفاده از رابطه زیر اصلاح شود [۲].

$$\varphi_{corr} = \varphi_{log} - (V_{sh} \varphi_{sh}) \quad (1-1)$$

نگار نوترون نسبت به آهک کالیبره شده است، بنابراین در لیتولوژی‌های آهکی مقدار قرائت نگار نوترون برابر مقدار تخلخل خواهد بود، اما در لیتولوژی ماسه‌سنگی دولومیتی باید تصحیح ماتریکس را انجام داد. میزان تصحیح لیتولوژی برای نگار نوترون تابع نوع لیتولوژی، نوع نگار نوترون و مقدار تخلخل است.

۱-۳-۲ نگار صوتی (DT)

در این نوع نگار، ثبت پارامترهایی موردنظر است که در ارتباط با فرستادن قطار موج به داخل سازند به دست می‌آید. یکی از این پارامترها مدت زمان عبور موج و رسیدن آن از فرستنده به گیرنده است. زمانی که به وسیله‌ی سوند ثبت می‌شود (T_t) تابع سه عامل اصلی زیر است:

الف) مدت زمان سیر موج در خمیره یا ماتریکس سنگ (T_m).

ب) مدت زمان سیر موج در سیال پرکننده فضاهای خالی (T_f).

پ) حجم خلل و فرج سنگ یا همان تخلخل (φ).

بنابراین می‌توان نوشت:

$$T_t = (1 - \varphi)T_m + \varphi T_f \quad (2-1)$$

با دانستن نوع خمیره و سیالی که فضاهای خالی را پر کرده، می توان تخلخل را پیدا کرد. رابطه‌ی فوق برای سازندهای فشرده و تمیز فاقد شیل صادق است، در غیر اینصورت تصحیحات لازم باید انجام شود.

چون موج کوتاه‌ترین مسیر را انتخاب می‌کند، در صورتی که در سازند حفره و شکستگی (تخلخل ثانویه) وجود داشته باشد، موج صوتی تمایل به نادیده گرفتن آن‌ها و عبور از نقاط دیگر را داشته و بنابراین نگار صوتی فقط تخلخل اولیه را ثبت می‌کند.

در صورتی که سازند فشرده و متراکم نباشد از ضریب فشردگی (C_p) که معمولا بین ۰/۸ تا ۱/۲ تغییر می‌کند، استفاده می‌شود و ϕ در $(1/C_p)$ ضرب می‌شود.

اگر سازند با ناخالصی‌های شیلی که تخلخل ناتراوای زیادی دارند همراه باشد، این تخلخل غیرموثر باید حذف شود. ابتدا حجم شیل (V_{sh}) با استفاده از نگارهای رادیواکتیو تعیین می‌شود و سپس رابطه تخلخل به صورت زیر تغییر می‌کند:

$$T_t = [(1 - \phi) - V_{sh}]T_m + \phi V_{sh} + V_{sh}T_{sh} \quad (3-1)$$

با توجه به سرعت موج در سازند و فرکانس آن، شعاع بررسی نگار بین ۱۲ سانتی متر تا حدود یک متر تغییر می‌کند. در مناطق آبدار پدیده تهاجم اثری در نگار صوتی ندارد ولی در مناطق هیدروکربوری وجود نفت یا گاز سبب می‌شود که زمان ثبت شده بیشتر شود و در نتیجه تخلخل بیشتر از مقدار واقعی آن تعیین شود. در این موارد به منظور تصحیح تخلخل، از روابط زیر استفاده می‌شود.

$$\phi_{gas} = \phi_{sonic} \times 0.7 \quad (4-1)$$

$$\phi_{oil} = \phi_{sonic} \times 0.9 \quad (5-1)$$

علاوه بر این موارد، عوامل محیطی شامل دما، فشار و اثرات چاه (قطر چاه، نوع سیال حفاری، کیک گل، کیفیت دیوار چاه و موقعیت دستگاه در چاه) نیز بر قرائت‌ها تاثیر می‌گذارد و باید مورد توجه قرار گیرد و در صورت نیاز تصحیح شود [۲].

۱-۳-۲-۳- نگار چگالی یا نگار گاما-گاما (RHOB)

وقتی که پرتوهای گامای مصنوعی به سازند تابیده می‌شود، برحسب انرژی‌شان می‌توانند سه نوع برهم-کنش با سازند داشته باشند: اثر فتوالکتریک، پراکندگی کامپتون و تولید جفت. در نگار چگالی از اثر کامپتون استفاده می‌شود. پرتو گاما با انرژی متوسط در برخورد با سازند دچار اثر کامپتون می‌شود. گامای پراکنده شده توسط گیرنده‌ها دریافت می‌شود و شمارش می‌گردد. دستگاه چگالی الکترونی (Electron density یا ρ_e) سازند را بررسی خواهد کرد زیرا هرچه تعداد برخوردها بیشتر یا به عبارت دیگر تعداد الکترون‌ها در واحد حجم سازند بیشتر باشد، شدت ثبت شده کمتر خواهد بود. از طرف دیگر چگالی الکترونی نسبت مستقیم با چگالی سازند (Bulk density یا ρ_b) دارد:

$$\rho_e = \left[\frac{2Z}{A} \right] \cdot \rho_b \quad (۶-۱)$$

در این رابطه Z عدد اتمی، A جرم اتمی عناصر و ترکیبات تشکیل دهنده سنگ است. در اغلب عناصر و ترکیبات چگالی الکترونی به چگالی ظاهری حاصل از دستگاه خیلی نزدیک است بنابراین مقدار ρ_b به دست می‌آید.

چگالی کل به سه عامل وابسته است: چگالی خمیره سنگ (ρ_{ma})، چگالی سیالات پرکننده فضاهای خالی (ρ_f) و تخلخل سازند.

$$\rho_b = (1 - \varphi)\rho_{ma} + \varphi\rho_f \quad (۷-۱)$$

بنابراین با دانستن چگالی خمیره و چگالی سیال سازند با استفاده از ρ_b حاصل از نگار، می‌توانیم تخلخل را محاسبه کنیم. مانند نگار صوتی در نگار چگالی نیز اثر مربوط به ناخالصی‌های شیلی، اثر گاز و اثرات محیطی باید اصلاح شود [۲].

۱-۳-۲-۴- نگار پرتو گامای طبیعی (GR)

نگار گاما در دهه‌ی ۱۹۳۰ معرفی شد و به عنوان اولین نگار غیرالکتریکی شناخته می‌شود که رادیو اکتیو طبیعی سازند را اندازه می‌گیرد [۴]. رادیواکتیویته‌ی طبیعی متلاشی شدن و تبدیل خود به خودی اتم‌های بعضی از ایزوتوپ‌های مشخص به ایزوتوپ‌های دیگر است. موادی که به طور طبیعی از خود پرتوهای β ، α ، γ و یا ساطع می‌کنند رادیواکتیو طبیعی نامیده می‌شوند. از جمله‌ی این مواد عناصر توریم، پتاسیم و اورانیوم هستند. پرتوهای α و β قدرت نفوذ چندانی ندارند و به این دلیل در عملیات چاه پیمایی کاربردی ندارند اما پرتو گاما به دلیل قدرت نفوذ بالاتری که نسبت به آن دو دارد، نقش اساسی در چاه‌نگاری و نگار پرتو گامای طبیعی دارد.

در سنگ‌های رسوبی عملاً فقط عناصر پتاسیم، توریم و اورانیوم در پرتوزایی گامای طبیعی مشارکت دارند. با توجه به اینکه این سه عنصر به مقدار زیادی در کانی‌های رسی تمرکز می‌یابند، جهت برآورد حجم شیل سازندهای غیر تمیز رسوبی، می‌توان از نگار پرتو گاما بهره برد.

واحد ثبت پرتو گاما A.P.I است که به این صورت تعریف می‌شود: اگر ۱ میکروگرم رادیم در یک تن سنگ داشته باشیم مقدار تابش آن A.P.I ۱۶٫۵ است. به علت بزرگ بودن A.P.I از GAPI که API ۰/۰۵ است استفاده می‌شود [۲].

۱-۴ پیشینه تحقیق

به منظور شناخت کامل‌تر از تخلخل مخازن هیدروکربوری که یکی از پارامترهای بسیار مهم در زمینه مطالعه مخازن است، همواره مطالعات زیادی انجام می‌شود، اما با توجه به عدم امکان مشاهده و اندازه گیری مستقیم این ویژگی در اعماق زمین، از روش‌های غیر مستقیم مانند مدل‌سازی و تخمین این پارامتر استفاده می‌شود.

به منظور بهبود پاسخ روش‌های غیرمستقیم، این روش‌ها همواره در حال اصلاح و به روز شدن هستند. در ادامه، سیر تکاملی روش‌ها و پارامترهای برآورد تخلخل آمده است.

آرچی (۱۹۵۲) از اولین کسانی بود که روابط بین متغیرهای پتروفیزیکی مختلف (تخلخل، تراوایی، اشباع‌شدگی‌ها، مقاومت و ضریب سازند) را بررسی کرد و بر پایه تحقیقات او روابط تجربی برای تخمین این متغیرها ابداع شد [۵]. تیمور (۱۹۶۸) نیز ارتباطی تجربی بین متغیرهای تخلخل، تراوایی و آب باقیمانده ارائه کرد که توسط آن می‌شود هریک از متغیرها را با دیگر متغیرها تخمین زد [۶]. در سال (۱۹۸۴) رایمر و همکاران توانستند با تلفیق اطلاعات فشار سازندی، آب اشباع‌شدگی و تخلخل به تعیین متغیرهای تخلخل موثر، تراوایی و فشار مؤئینگی بپردازند [۷].

با پیشرفت علم روش‌های جدید و هوشمند نیز در برآورد تخلخل از روی اطلاعات پتروفیزیکی وارد شدند. از جمله این روش‌ها: شبکه‌های عصبی مصنوعی، فازی و تلفیق این روش‌ها باهم و اطلاعات دیگر نظیر اطلاعات لرزه‌ای بودند.

در سال ۱۹۹۷، از شبکه عصبی با الگوریتم پس‌انتشار خطا برای مدل‌سازی تخلخل استفاده گردید. در این پژوهش از نگارهای پتروفیزیکی شامل: نگارگاما، مقاومت مخصوص، پتانسیل خودزا، تخلخل نوترونی، تخلخل و تراوایی مغزه به عنوان ورودی و برای آموزش و تست شبکه عصبی استفاده - شدند [۸]. در مقاله‌ای دیگر هوانگ^۱ و همکارانش از روش شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین تخلخل و تراوایی در میادین هیدروکربوری فلات قاره شرق کانادا بهره گرفته‌اند [۹].

در سال ۲۰۰۱ محققان توانستند تخلخل و تراوایی را توسط شبکه عصبی سه لایه در دریای شمال با استفاده از نگارهای NPHI، RHOB، DT و Resistivity تخمین بزنند. نتایج این کار از دقت نسبتاً مناسبی برای کاربردهای مختلف برخوردار بود [۱۰]. لیپارت و هارت (۲۰۰۱) روش‌های رگرسیون خطی چندگانه و شبکه عصبی احتمالاتی (PNN) را برای تخمین تخلخل از روی نشانگرهای لرزه‌ای باهم مقایسه کردند و به این نتیجه رسیدند که شبکه عصبی احتمالاتی به خاطر راحتی و دقت محاسبات بهتر از رگرسیون چندگانه است [۱۱]. در سال ۲۰۰۴ راسل با استفاده از شبکه عصبی با تابع پایه شعاعی (RBFN) از روی نشانگرهای لرزه‌ای به تخمین تخلخل پرداخت [۱۲].

¹ Huang

در سال ۲۰۱۰ داسیلوا^۱ و انگل^۲ با استفاده از یک نوع شبکه عصبی پرسپترون (MLP) سه لایه با الگوریتم پس انتشار خطا به تخمین تخلخل در یک مخزن ماسه سنگی در غرب برزیل پرداختند [۱۳]. شبکه عصبی MLP قادر است هر الگوی غیر خطی و هر تابع پیوسته را تخمین بزند.

در مقاله ای دیگر در سال ۲۰۱۲، از شبکه عصبی پیشخور چند لایه (MLP) و شبکه عصبی با تابع شعاعی (RBF) برای تخمین تخلخل، اشباع شدگی و تراوایی با استفاده از داده‌های چاه‌نگاری استفاده شده است [۱۴]. در پژوهشی دیگر در سال ۲۰۱۴، محققان توانستند با استفاده از تلفیق شبکه عصبی چند لایه و تئوری موجک به عنوان تابع فعال‌سازی شبکه، تخمین تخلخل از روی داده‌های چاه را تا حدودی بهبود بخشند [۱۵].

در ارتباط با کاربرد روش فازی و تلفیق آن با سایر اطلاعات در پتروفیزیک نیز کارهایی انجام شده است.

کادی (۱۹۹۷ و ۲۰۰۰) توسط نظریه فازی به تخمین تخلخل، تراوایی، آب اشباع‌شدگی و تعیین رخساره‌های سنگی و شکستگی‌ها در مخازن نازک‌لایه پرداخت [۱۶]، [۱۷].

در کشورمان نیز افراد متعددی در قالب پایان نامه‌های دانشجویی و مقالات، در این زمینه تحقیق نمودند که از آن جمله می‌توان به تخمین تخلخل توسط جلالی لیچائی و همکاران اشاره کرد که در دو مطالعه کاربردی (۱۳۸۳ و ۱۳۸۵) به بررسی و مقایسه شبکه عصبی و رگرسیون خطی چند متغیره برای تخمین تخلخل در مطالعه اول و تخمین تخلخل و تراوایی در مطالعه دوم در میدان نفتی گچساران پرداختند [۱۸]، [۱۹]. در مطالعه اول از نگارهای پتروفیزیکی GR، NPHI، RHOB، DT، ILS، ILD و مختصات جغرافیایی نقاط استفاده شد. در مطالعه دوم از دو شبکه که یکی از آن‌ها، از سه پارامتر ورودی (نگارچگالی، صوتی و نوترون) به دلیل ارتباط بیشتر با تخلخل براساس فرمول‌های تجربی متعدد و روابط پتروفیزیکی استفاده گردید و در دیگری از هر ده پارامتر مورد بررسی در پژوهش استفاده گردید.

¹ da Silva

² Engel

ذاکری (۱۳۸۷) در تحقیقی با استفاده از داده‌های چاه‌پیمایی و مغزه و توسط ماشین کمیته‌ای تخلخل موثر یکی از مخازن نفتی میدان پارس جنوبی را تخمین زد [۱]. در مقاله‌ای دیگر کدخدایی-ایلخچی و همکاران (۲۰۰۹) از یک سیستم استنتاج فازی (CFIS) که از الگوریتم ژنتیک بهره می‌برد برای تخمین تخلخل بهره بردند [۲۰]. بیدهندی و همکاران (۱۳۸۹) تخلخل یک مخزن هیدروکربوری در ایران مرکزی توسط سیستم فازی عصبی خطی-محلی با استفاده از نگارهای پتروفیزیکی و نشانگرهای لرزه‌ای مدل‌سازی کرده‌اند [۲۱].

در سال ۲۰۱۱ حسینی و همکارانش از شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین تخلخل در مخازن ماسه سنگی بورگان واقع در شمال غرب خلیج فارس استفاده کردند [۲۲]. تحقیقات دیگری نیز در ارتباط با روش‌های قطعی از جمله زمین‌آمار بر روی تعیین تخلخل انجام پذیرفته است که چون قدری کمتر به موضوع بحث این پایان نامه مرتبط هستند و به‌عنوان نمونه و تکمیل مرور ادبیات به چند مورد اشاره می‌شود.

بوشر^۱ و همکاران در سال ۲۰۰۲ بر اساس روش‌های زمین‌آمار، مدل سه بعدی را برای بررسی چگونگی توزیع تخلخل و تراوایی در مخازن نفتی ارائه دادند [۲۳]. در پژوهشی دیگر وانگ و همکاران از یک مدل هیبریدی که ترکیبی از شبکه عصبی پایه شعاعی و زمین‌آمار (شبیه سازی گوسی پی در پی) بود برای شبیه سازی یک مخزن نفتی با استفاده از داده‌های چاه و لرزه‌نگاری در شرق چین بهره گرفته‌اند [۲۴]. در این مطالعه آن‌ها ابتدا با استفاده از شبکه عصبی، تخلخل را مدل‌سازی کرده و سپس از شبیه سازی گوسی پی در پی برای آنالیز عدم قطعیت استفاده کردند.

۱-۵ اهداف پایان‌نامه و روش تحقیق

با توجه به مطالعات انجام شده و مزایای غیر قابل انکار روش شبکه‌های عصبی مصنوعی در حل مسائل پیچیده علوم و مهندسی، به‌ویژه قابلیت یادگیری و تعمیم، دسته‌بندی و انجام پردازش بسیار زیاد در زمان کم، از این روش برای تخمین تخلخل از روی نگارهای چاه استفاده شد. اما در این پایان نامه یک

¹ Bushara

روش جدید با استفاده از ایجاد شرط در مدل‌سازی برای تخمین تخلخل، جهت کاهش هزینه و زمان نمودارگیری و بهبود دقت و صحت مدل‌های ارائه شده، مطرح می‌گردد. در این رویکرد پس از بررسی ارتباط بین تخلخل و نگارهای پتروفیزیکی یا مخزنی-زمین‌شناسی جهت گزینش نگارهای مفید برای فرآیند مدل‌سازی، ماشین تخمینی برای تولید مدل تخلخل، با استفاده از روش شبکه عصبی پیشخور چندلایه (MLP) ارائه گردید. در این رهیافت سعی شده است با استفاده از بهینه کردن ورودی‌ها، ساختار شبکه و به کار گرفتن دانش کارآمد برای حل شبکه مانند الگوریتم لوبز-مارکوارت، صحت مدل افزایش یابد. همچنین با استفاده از این روش می‌توان تخلخل را در مکان‌هایی از مخزن که چاه وجود ندارد یا اطلاعات کافی در دسترس نیست تعیین کنیم. در ادامه مدل سه بعدی تخلخل مخزن نیز با استفاده از نرم افزار Petrel تهیه گردید.

۱-۶ ساختار پایان‌نامه

این پایان‌نامه در پنج فصل تهیه و تنظیم شده است. فصل اول شامل مقدمه، تخلخل و عوامل موثر بر آن، روش‌های اندازه‌گیری تخلخل، روند پیشرفت روش‌های به کار گرفته شده در تخمین تخلخل و روش و اهداف تحقیق است. فصل دوم به معرفی منطقه مورد مطالعه و همچنین داده و اطلاعات در دسترس چاه‌ها اختصاص یافته است. در فصل سوم روش‌شناسی تحقیق، شامل معرفی روش‌های تحلیل چند متغیره، شبکه بیزی، شبکه‌های عصبی و اطلاعات مربوط به این روش‌ها آورده شده است. در فصل چهارم روش‌های مورد استفاده در این پایان‌نامه و همچنین داده‌ها و اطلاعات در دسترس که در فصل قبل معرفی گردیده‌اند، استفاده شد و نتایج به طور مفصل ارائه گردیده است. در فصل پنجم به نتایج مطالعه و پیشنهادات و کارهایی که در آینده قابل طرح و انجام است، پرداخته شده است.

فصل دوم:

معرفی منطقه مورد مطالعه و داده‌های مورد استفاده

۲-۱ مقدمه

اکتشاف منابع هیدروکربوری در خلیج فارس از اوایل دهه ۱۹۵۰ آغاز گردیده ولی در فلات قاره ایران، آغاز فعالیت‌های اکتشافی در اواخر این دهه بوده است. فلات قاره ایران در خلیج فارس براساس ویژگی‌های چینه‌ای، ساختمانی، سنگ منشأ، سنگ مخزن و سنگ پوشش به پنج ناحیه تقسیم شده است [۲۵].

ناحیه اول: شمال غرب خلیج فارس است که از نظر منابع هیدروکربوری غنی‌ترین ناحیه است. سنگ مخزن در این ناحیه بیشتر از نوع ماسه سنگی و شامل سازندهای کژدمی یا بورگان، غار یا بخش ماسه سنگی اهواز و گدوان و زبیر است. سنگ مخزن‌های آهکی بیشتر در سازندهای آسماری، داریان و فهلپان قرار دارند. میادین موجود در این ناحیه شامل میادین ابوذر، اسفندیار، بهرگانسر، خارک، درود، سروش، فروزان، نوروز، هندیجان و تعدادی چاه‌های متفرقه است. بعضی طاق‌دیس‌ها در این ناحیه روند شمالی - جنوبی داشته و در راستای ساختمان‌های زمین‌شناسی عربستان‌اند (مانند میادین نوروز و درود). بعضی طاق‌دیس‌ها دارای ساختمان‌های متفاوت و با دامنه کم هستند (مانند میادین ابوذر و سروش).

ناحیه دوم: سنگ مخزن در این ناحیه بیشتر از نوع کربناته است. روند طاق‌دیس‌ها در این ناحیه بر اثر حرکت گنبد‌های نمکی است که با سایر نقاط خلیج فارس و زاگرس متفاوت است. حرکت نمک‌ها باعث کاهش ضخامت در بخش‌های فوقانی طاق‌دیس، تضعیف سنگ پوشش و مهاجرت مواد هیدروکربور به قسمت‌های سطحی می‌شود، این حالت در میدان فارسی وجود دارد.

ناحیه سوم: این ناحیه قسمت شمالی و شرقی بلندی قطر را در برمی‌گیرد. بزرگترین مخزن گازی دنیا (میدان پارس جنوبی) در این ناحیه قرار دارد.

ناحیه چهارم: این ناحیه بین بلندی قطر و تنگه هرمز قرار دارد. سنگ مخزن این ناحیه کربناته و بیشتر از سازندهای سروک، داریان و بخش فوقانی سازند سورمه (عرب زون) می‌باشد.

ناحیه پنجم: این ناحیه تنگه هرمز را در بر می‌گیرد. مخازن آن بیشتر کربناته و از سازندهای سروک و داریان هستند.

مطالعه حاضر بر روی میدانی واقع در شمال خلیج فارس انجام شده است که به علت محرمانه بودن اطلاعات نفتی، از مشخص نمودن محل دقیق میدان معذوریم و این میدان را در این پایان‌نامه، (F) نام گذاری می‌کنیم. اما در حد امکان، مشخصات مربوطه در زیر آمده است.

در این فصل به موقعیت جغرافیایی، تاریخچه اکتشاف و بهره‌برداری از ساختمان، زمین‌شناسی منطقه و داده‌های مورد استفاده می‌پردازیم.

۲-۲ موقعیت جغرافیایی میدان مورد مطالعه

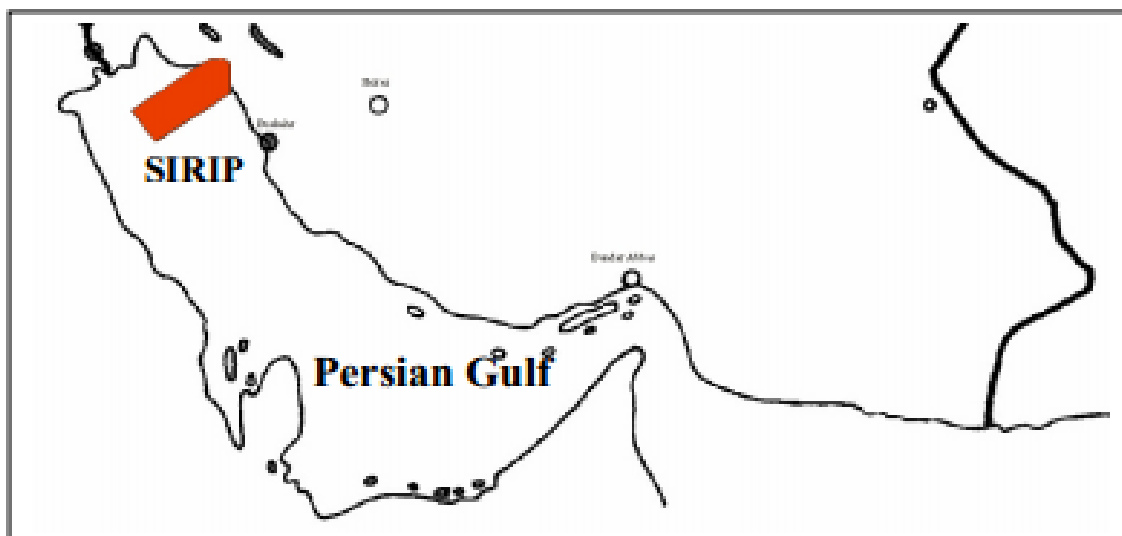
میدان F در بخش شمالی خلیج فارس و نزدیک به ساحل واقع گردیده است. این میدان در شمال میدان بهرگانسر، شرق میدان ماهشهر و جنوب غرب میادین تنگو و رگه سفید واقع می‌باشد.

۳-۲ تاریخچه اکتشاف و بهره‌برداری از میدان

میدان F مطابق تقسیمات پیشین که به منظور واگذاری مجوز عملیات اکتشافی در مناطق و نواحی مختلف ایران صورت گرفته بود، در محدوده یکی از بلوک‌های اکتشافی متعلق به شرکت پیشین SIRIP واقع در ناحیه یک (District I) در خلیج فارس قرار می‌گرفت (شکل ۲-۲).

شرکت SIRIP در مقطع زمانی ژانویه تا مارس سال ۱۹۵۸ میلادی عملیات برداشت لرزه نگاری در این بلوک اکتشافی دریایی را به شرکت آمریکایی وسترن ژئوفیزیکال واگذار نمود. تفاسیر حاصل از برداشت‌های لرزه‌ای و همچنین تهیه نقشه‌های زمانی و عمقی برای ناحیه مذکور منجر به شناسایی برآمدگی مرسوم به ساختمان بهرگانسر و ساختمانی دیگر در شمال شرق آن مرسوم به F گردید. ساختمان F در آن زمان به دلیل مشخص نبودن وضعیت کنترهای ساختمانی در خشکی دارای ابهام بود. پس از حفر اولین چاه اکتشافی شرکت SIRIP (بهرگانسر-۱) در سال ۱۹۵۹ میلادی بر روی ساختمان بهرگانسر، این شرکت به منظور روشن نمودن چگونگی گسترش و ادامه ساختمان در

خشکی تصمیم به عملیات برداشت لرزه‌ای در خشکی نمود. عملیات برداشت لرزه‌ای در خشکی در مورخه ۹ اکتبر تا ۱۷ نوامبر سال ۱۹۵۹ میلادی توسط شرکت GSI و در محدوده عملیاتی بین ۹۰۰۰۰ تا ۹۳۰۰۰ شمالی و ۱۹۳۵۰۰ تا ۱۹۷۰۰۰ شرقی در سیستم مختصات لامبرت صورت گرفت. البته از کارهای پیشین صورت گرفته در این ناحیه از خشکی می‌توان به عملیات ثقل‌سنجی در سال‌های ۱۹۵۷ تا ۱۹۵۸ میلادی توسط شرکت Geophysical Prospecting Co. اشاره نمود. با اطلاعات به دست آمده از برداشت‌های لرزه‌ای صورت گرفته در خشکی (۱۹۵۹ میلادی) و همچنین برداشت‌های لرزه‌ای دریایی در سال ۱۹۵۸، تفاسیر دقیق‌تری بر روی محدوده اکتشافی SIRIP توسط کمپانی وسترن ژئوفیزیکال صورت پذیرفت. نتایج حاصل از این تفاسیر و تهیه نقشه عمقی و زمانی جدیدتر، وضعیت ساختمان F را مشخص‌تر نمود. با روشن شدن وضعیت و شکل ساختمان F، به منظور بررسی میزان بستگی، نقشه‌هایی برای ۴ افق به ترتیب مرسوم به A (فارسی پایینی)، B (آسماری)، C (زیر بنگستان) و D (کژدمی) توسط شرکت وسترن ژئوفیزیکال تهیه گردید. پس از اطمینان از وجود بستگی در این ساختمان و همچنین انجام مطالعات تکمیلی بعدی، سرانجام در سال ۱۹۶۸ میلادی شرکت SIRIP اقدام به حفر اولین حلقه چاه اکتشافی (F-1) تا افق داریان نمود. آزمایشات صورت گرفته بر روی این چاه وجود نفت و گاز را برای افق‌های غار، آسماری، سروک و ماسه‌سنگ‌های بورگان (کژدمی) به اثبات رسانید و به دنبال این موفقیت، چاه‌های F-2 تا F-5 با هدف ارزیابی و توسعه میدان به ترتیب در حد فاصل سال‌های ۱۹۶۹ تا ۱۹۷۰ میلادی توسط شرکت SIRIP در بخش جنوبی میدان واقع در دریا حفاری گردیدند [۲۶]. در شکل ۱-۲ موقعیت بلوک اکتشافی شرکت SIRIP نشان داده شده است.



شکل ۱-۲. موقعیت بلوک اکتشافی شرکت SIRIP [۲۶].

سپس در چند سال بعد چاه‌های ۶ و ۷ به ترتیب در قسمت خشکی و دریایی این میدان حفر شدند. چاه F-6 چاهی می‌باشد که برای نخستین بار در قسمت خشکی این ساختمان به منظور ارزیابی افق‌های مخزنی قدیمی‌تر متعلق به گروه خامی برنامه‌ریزی و سپس تصمیم به حفاری آن گرفته شد. هدف از حفاری این چاه بررسی پتانسیل هیدروکربوری افق‌های مخزنی خامی (داریان، بخش خلیج و به ویژه فهلیان) در بخش خشکی این ساختمان می‌باشد. از اهداف فرعی حفر این چاه، می‌توان به ارزیابی پتانسیل هیدروکربوری افق‌های سروک و ماسه‌سنگ‌های بخش بورگان (کژدمی) در این میدان اشاره نمود.

۲-۴ زمین‌شناسی ساختمانی

میدان F ساختمانی است با روند شمالی- جنوبی که در راستای بلندای قدیمی نوروز- بهرگانسر واقع شده است. به دنبال تفاسیر خطوط لرزه‌ای صورت گرفته به نظر می‌رسد گسلی با روند شمال شرق- جنوب غرب از قسمت‌های غربی ساختمان عبور می‌نماید که ادامه آن‌ها را در خشکی می‌توان دنبال نمود [۲۶].

۲-۵ داده‌های مورد استفاده

داده‌های مورد استفاده در این تحقیق شامل پارامترهای مشترک در محدوده عمقی مخزن آسماری در ۷ چاه از میدان F و نقشه UGC افق آسماری است. اطلاعات و داده‌های مهم استفاده شده در این پایان‌نامه در جدول ۱-۲ آمده است.

جدول ۱-۲: چاه‌ها و داده‌های موجود در آن‌ها

F_7	F_6	F_5	F_4	F_3	F_2	F_1	چاه‌های مورد مطالعه	
✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	مختصات جغرافیایی نقاط	
✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	DT	نظرات پژوهشگران
✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	NPHI	
✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	RHOB	
✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	DRHO	
✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	GR	
✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	LLD	
✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	CALIPER	
✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	PHIE	
✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	CALCITE	
✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	DOLOMIT	
✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	SWE	

۲-۶ ساختارهای زمین‌شناسی منطقه مطالعاتی

ساختارهای زمین‌شناسی جنوب ایران تحت تاثیر چین‌خوردگی زاگرس و در برخی نواحی متأثر از گنبد‌های نمکی است. از آنجایی که این مطالعه، مخزن موجود در سازند آسماری متعلق به میدان F را مورد ارزیابی قرار می‌دهد از این رو در ادامه به شرح سازندهای موجود در منطقه مطالعاتی از جدید به قدیم پرداخته می‌شود.

۲-۶-۱ سازند بختیاری

نام این سازند از کوه‌های بختیاری در شمال‌شرق خوزستان اخذ شده است و شامل کنگلومراهای آهکی و چرت‌دار است که به طور متناوب همراه با ماسه‌سنگ بوده و به حالت دگرشیبی رسوبات سری

فارس را در لرستان و خوزستان فرا می‌گیرد. مقطع تیپ آن در گذارلند واقع در شمال مسجد سلیمان اندازه‌گیری شده است و ضخامت آن در حدود ۵۱۸ متر است. قطعات سازنده این کنگلومرا، گرد و کروی و اصولاً متعلق به کرتاسه، الیگوسن و چرت‌های قهوه‌ای تیره هستند که با سیمانی از آهک و رس به هم چسبیده‌اند. در سطح تماس زیرین این سازند، معمولاً سازند آغاچاری با دگرشیبی زاویه دار یا فرسایشی دیده می‌شود. سن این سازند پلیوسن پایانی و جوان‌تر است و سطح بالایی آن را رسوبات آبرفتی پوشانده است [۲۷].

۲-۶-۲ سازند لهبری

نام این بخش از ناودیس لهبری در خوزستان انتخاب و مقطع نازک آن در تنگ توکاب واقع در شمال شرق دامنه طاق‌دیس هفتکل اندازه‌گیری شده است. ضخامت آن ۱۵۷۵ و از لحاظ سنگ‌شناسی شامل سیلتستون‌های هوازده و نرم گچ‌دار است که در آن لایه‌های مارن و ماسه سنگ و گچ نیز دیده می‌شود. سطح تماس زیرین آن بر روی شیل‌ها و مارن‌های قرمز سازند آغاچاری قرار دارد در سطح تماس فوقانی با سازند بختیاری به حالت دگر شیب قرار دارد. سن بخش لهبری پلیوسن است و از خوزستان به سمت شمال شرق و جنوب شرق با سازند آغاچاری به تدریج و به صورت بین‌انگشتی تبدیل می‌شود [۲۷].

۲-۶-۳ سازند آغاچاری

نام این سازند از میدان نفتی آغاچاری انتخاب شده است و مقطع تیپ آن در طول جاده امیدیه که به چاه‌های نفتی آغاچاری منتهی می‌شود، اندازه‌گیری شده است. ضخامت این سازند به ۲۹۶۵ متر می‌رسد. این سازند از لحاظ سنگ‌شناسی شامل ماسه‌سنگ‌های آهک‌دار قهوه‌ای خاکستری، رگه‌های گچ، شیل مارن‌های قرمز و سیلتستون است. در سطح تماس زیرین این سازند، مارن‌های خاکستری و آهک‌های سازند میشان قرار دارند و در سطح تماس فوقانی آن، سازند بختیاری به حالت دگرشیبی قرار دارد. سن این سازند میوسن فوقانی تا پلیوسن تعیین شده است [۲۷].

۲-۶-۴ سازند میشان

نام این سازند از روستای میشان در خوزستان گرفته شده است و مقاطع تیپ آن از دامنه‌های جنوب غربی میدان نفتی گچساران گرفته شده است و ضخامت آن در محل مقطع تیپ ۷۱۰ متر و از نظر سنگ‌شناسی شامل ۶۱ متر تناوب آهک صدف‌دار و مارن خاکستری و ۶۴۹ متر تناوب رسوبات هوازده مارنی نرم و آهک صدف‌دار مقاوم‌تر است. سطح تماس زیرین این سازند به‌طور ناگهانی با گچ‌های سازند گوری مشخص می‌شود و سطح تماس فوقانی آن به‌صورت تدریجی مارن‌ها و ماسه‌سنگ‌های آغاچاری است. سن این سازند میوسن آغازی تا میانی است [۲۷].

۲-۶-۵ بخش گوری

نام این بخش از تنگه گوری انتخاب شده است و مقطع تیپ آن در دامنه جنوبی کوه گچ و در شرق گنبد نمکی و ۲۸ کیلومتری جنوب شرق شهر لار قرار دارد. ضخامت آن ۱۱۲/۸ متر است و از لحاظ سنگ‌شناسی شامل آهک‌های فسیل‌دار کرم رنگ سخت با لایه‌هایی از مارن است. در سطح تماس زیرین آن، مارن‌ها و گچ‌های قرمز رنگ سازند گچساران قرار دارد و سطح تماس فوقانی آن با مارن‌های سازند میشان بطور هم‌شیب پوشانیده شده است. سن آهک گوری میوسن زیرین تا اوایل میوسن میانی متغیر است [۲۷].

۲-۶-۶ سازند گچساران

نام این سازند از میدان نفتی گچساران انتخاب شده است. این سازند در خوزستان دارای ۷ بخش است. بخش یک با ضخامت ۳۶/۶ متر که به آن پوش‌سنگ گفته می‌شود و تناوبی از لایه‌های ضخیم انیدریت و لایه‌های نازک آهکی و گاهی همراه با شیل‌های قیری است و به‌طور هم‌شیب بر روی سازند آسماری قرار دارند و دارای فشار سیال زیادی نسبت به سازند آسماری است. بخش دو با ضخامت ۱۱۳/۵ متر و شامل قشر ضخیم نمک است که در آن لایه‌هایی از انیدریت و آهک نازک لایه دیده می‌شود. بخش سه با ضخامت ۲۲۵ متر که بخش زیرین آن را انیدریت و بخش فوقانی آن را تناوبی از انیدریت و لایه‌های نازک آهک و مارن تشکیل می‌دهد. بخش چهار با ضخامت ۸۳۴/۵ متر شامل لایه-

های ضخیم نمک همراه با مارن و آهک خاکستری همراه با انیدریت است. بخش پنج با ضخامت ۳۰۸ متر و شامل تناوبی از انیدریت با مارن‌های قرمز تا خاکستری می‌شود. بخش شش با ضخامت ۲۷۸ متر که ۱۰۳ متر پایینی آن را تناوبی از انیدریت با مارن قرمز و آهک، قسمت میانی آن را نمک و انیدریت و ۶۱ متر فوقانی آن را انیدریت با مارن‌های قرمز یا خاکستری رنگ تشکیل می‌دهد. بخش ۷ با ضخامت ۱۳۷ متر به‌طور هم‌شیب به وسیله سازند میشان پوشیده می‌شود و تناوبی از انیدریت و مارن خاکستری و آهک ماسه‌ای است [۲۷].

۲-۶-۷ سازند رازک

نام این سازند از دهکده رازک در ناحیه فارس گرفته شده است و مقطع تیپ آن در دامنه شمالی کوه جهرم و در حدود ۴۰ کیلومتری جنوب شرق جهرم اندازه‌گیری شده است. ضخامت آن در محل مقطع تیپ ۸۰۴/۷ متر است و از لحاظ سنگ‌شناسی شامل مارن‌های سیلتی قرمز تا سبز و خاکستری همراه با لایه‌های فرعی آهک سیلتی می‌شود. سطح تماس زیرین این سازند با سازند آسماری و سطح تماس فوقانی آن با سازند گچساران بصورت تدریجی است. سن این سازند میوسن آغازی و گسترش زیادی در ناحیه فارس داخلی دارد [۲۷].

۲-۶-۸ سازند آسماری

نام این سازند از کوه آسماری در خوزستان گرفته شده است، مقطع تیپ آن در تنگ گل ترش در جنوب‌غربی کوه آسماری انتخاب شده است. ضخامت آن در مقطع تیپ ۳۱۴ متر است ولی عموماً از چند متر تا ۵۱۸ متر متفاوت است. از لحاظ سنگ‌شناسی شامل سنگ آهک کرم تا قهوه‌ای رنگ است. این سازند در سطح تماس زیرین خود شیل‌ها و مارن‌های سازند پابده را بطور هم‌شیب 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 سازند گچساران می‌شود. سن کلی سازند آسماری الیگوسن تا میوسن آغازی است. سازند آسماری شامل دو بخش ماسه‌سنگی اهواز و

بخش انیدریتی کلهر است. بخش ماسه‌سنگی اهواز از ماسه‌سنگ آهکی گاهی آهک ماسه‌ای همراه با کمی شیل ساخته شده است و بخش قاعده سازند آسماری را در چاه‌های نفتی اهواز و منصوری تشکیل می‌دهد. در مقطع تیپ ضخامت آن ۲۳۱/۵ متر است. بخش انیدریتی کلهر که مقطع تیپ آن در لرستان و در منطقه‌ای به نام کوه اناران است دارای ضخامت ۱۱۹ متر است و از لحاظ سنگ-شناسی شامل ۵ متر ژئوپس، ۲۰ متر مارن و آهک مارنی، ۹۵ متر ژئوپس ضخیم و دو لایه نازک آهکی می‌شود. این بخش فقط در جنوب غربی لرستان گسترش خوبی دارد.

سازند آسماری از نظر جغرافیایی، در تمام منطقه زاگرس، در هر کجا که سازند آسماری در زیر سازند گچساران یا سازند مشابه آن قرار داشته باشد، به علت درز و شکاف فراوان و تخلخل زیاد، جدیدترین سنگ مخزن نفت محسوب می‌شود [۲۷].

سازند آسماری در میدان F غالباً از دولومیت، سنگ آهک و میان لایه‌های شیلی تشکیل شده است. فضاهای خالی این سازند به خصوص در سنگ‌های آهکی دارای هیدروکربن می‌باشد. ضخامت چینه‌شناسی این سازند بین ۱۲۰ متر تا ۱۲۶ متر متفاوت است. ضخامت این سازند از قسمت میانی میدان به سمت جنوب و غرب میدان کاهش می‌یابد. سازند آسماری دارای بیشترین ضخامت در چاه-های F-1 و F-5 و کمترین ضخامت در چاه F-3 به ترتیب برابر ۱۲۶ متر و ۱۲۰ متر می‌باشد [۲۸]. مخزن آسماری در این میدان به دو زون کلی آسماری A و آسماری B بر اساس خواص مخزنی متفاوت در این زون‌ها تقسیم‌بندی شده است. زون آسماری A یک زون آبخیز است و زون آسماری B از شرایط مخزنی خوبی برخوردار می‌باشد. زون آسماری B خود از سه زون فرعی دیگر تشکیل شده است. با استفاده از پاسخ نگار گاما این زون‌ها را می‌توان از هم تفکیک کرد. چهار زون آسماری عبارتند از:

• آسماری A

• آسماری B1

• آسماری B2

• آسماری B3

زون آسماری A

همانطور که ذکر شد زون آسماری A یک زون آبخیز بوده و نسبت به بخش‌های پایینی دارای هیچ-گونه شرایط مخزنی نمی‌باشد. این زون عمدتاً از دولومیت، شیل و آهک نازک‌لایه تشکیل شده است. بر اساس مطالعات پتروفیزیکی تخلخل موثر این زون پر از آب‌هایی با مقاومت ویژه پایین است و حجم هیدروکربن آن به‌خصوص در قسمت غربی میدان محدود می‌باشد.

ضخامت متوسط این زون برابر ۳۴ متر، بین ۳۲ متر در چاه ۳ که در جنوب میدان واقع است و ۳۶/۵ متر در چاه ۱ که در قسمت میانی میدان واقع است، می‌باشد [۲۸].

زون آسماری B

زون B از دولومیت، سنگ آهک و مقداری لایه‌های نازک شیلی تشکیل شده است. دولومیت عمدتاً در قسمت بالایی این زون و آهک عمدتاً در قسمت پایینی آن دیده می‌شود. ضخامت متوسط این زون، ۸۹ متر است. این لایه کربناته به سه زون فرعی تقسیم می‌شود:

زون آسماری B1

این زون عمدتاً از دولومیت، آهک میان لایه‌ای و شیل‌های نازک لایه تشکیل شده است. داده‌های پتروفیزیکی نشان می‌دهد فضاهای خالی موجود در این لایه کربناته شامل هیدروکربن می‌باشد. اشباع آب در این زون بسیار پایین‌تر از آسماری A است و این مهم‌ترین عامل برای تفکیک این دو منطقه از هم می‌باشد [۲۸].

ضخامت متوسط آسماری B1، ۱۹ متر است.

زون آسماری B2

زون آسماری B2 از دولومیت و سنگ آهک تشکیل شده است. مقدار آهک در این زون هرچه به سمت جنوب و غرب می‌رویم افزایش می‌یابد. حجم شیل و تخلخل در این قسمت کمتر از قسمت بالایی است و ضخامت متوسط این زون، ۴۳ متر است [۲۸].

زون آسماری B3

این زون به طور عمده از دولومیت و سنگ آهک تمیز تشکیل شده است. بر اساس داده‌های پتروفیزیکی تخلخل این ناحیه بیشتر از قسمت‌های بالایی ارزیابی شده است. میانگین ضخامت این زون ۲۷ متر است [۲۸].

مقایسه لیتولوژی بین آسماری B1، B2، B3 نشان می‌دهد که در این مناطق ابتدا آهک نهشته شده است و سپس فرآیند دولومیتی شدن باعث به وجود آمدن مقدار زیادی دولومیت در زون B1 و مقدار کمی دولومیت در زون B2 شده است. مقدار دولومیتی شدن در قسمت B1 و B2 بیشتر از B3 رخ داده است [۲۸].

مخزن آسماری را می‌توان به راحتی از سازند جهرم با شیل‌های غیر مخزنی در قسمت تحتانی تفکیک کرد.

۲-۶-۹ سازند 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 نازک‌لایه با تناوبی از شیل است. سطح تماس زیرین آن با سازند شیلی و مارنی گورپی هم‌شیب است و تماس فوقانی آن را سازند آسماری گاهی بصورت هم‌شیب و تدریجی و گاهی با دگرشیبی می‌پوشاند. سن این سازند پالئوسن تا میوسن است [۲۷].

۲-۶-۱۰ سازند جهرم

نام این سازند از کوه جهرم در ناحیه فارس انتخاب شده است و مقطع تیپ آن در تنگ آب در دامنه شمال کوه جهرم اندازه‌گیری شده است و از لحاظ سنگ‌شناسی شامل ۳۵ متر دولومیت‌های قهوه‌ای

رنگ، ۱۶۱/۵ متر دولومیت‌های لایه نازک تا لایه متوسط و ۲۸۷/۵ متر بخش فوقانی با آهک دولومیتی با میکروفسیل‌های فراوان است. سطح تماس زیرین آن در محل مقطع تیپ با سازند ساچون هم‌شیب است و سطح تماس فوقانی آن با سازند آسماری از نوع دگرشیبی فرسایشی است. سن این سازند پالئوسن تا ائوسن پسین است [۲۷].

۲-۶-۱۱ سازند گورپی

مقطع نمونه این سازند در تنگ پابده، در دامنه جنوب‌غربی کوه پابده در شمال میدان نفتی لالی در خوزستان اندازه‌گیری شده و ضخامت آن ۳۵۰ متر می‌باشد. از نظر لیتولوژی شامل مارن‌های تیره‌ی خاکستری مایل به آبی، شیل و کمی آهک مارنی خاکستری رنگ است. در کنتاکت زیرین سازند گورپی با سازند ایلام دگرشیبی فرسایشی خفیفی وجود دارد که با سطح آهن‌دار هوازده مشخص است و در مناطقی که سازند ایلام وجود نداشته باشد سازند گورپی با انفصال رسوب مشخصی بر روی سروک قرار می‌گیرد. سن این سازند سانتونین گزارش شده و در بعضی نواحی ماستریشین تعیین گردیده است [۲۷].

۲-۶-۱۲ سازند ایلام

محل مقطع سازند ایلام در انتهای شمال‌غربی کبیرکوه ایلام انتخاب شده است. سازند ایلام دو رخساره متفاوت دارد، یکی رخساره پلاژیک نسبتاً عمیق که در لرستان وجود دارد و دیگری رخساره-های کم‌عمق که در خوزستان و فارس گسترش دارد. رخساره‌های پلاژیک در مقطع نمونه دارای ۱۹۰ متر ضخامت بوده و از نظر لیتولوژی شامل آهک‌های رسی دانه‌ریز خاکستری رنگ با لایه‌بندی منظم است و در آن لایه‌های نازکی از شیل‌های سیاه رنگ هم دیده می‌شود. رخساره‌های کم‌عمق از نظر لیتولوژی شامل آهک‌های قلوه‌ای و در بسیاری موارد از آهک‌های مشابه رخساره پلاژیک تشکیل شده است. سن هر دو رخساره سانتونین تا کامپانین تعیین شده است [۲۷].

۲-۶-۱۳ سازند سروک

نام این سازند از تنگ سروک، در کوه بنگستان در منطقه خوزستان انتخاب شده و دارای دو رخساره مشخص می‌باشد، یکی رخساره کم‌عمق به ضخامت ۸۲۱ متر در مقطع نمونه که بقایای رودیست و شکم‌پایان دارد و رخساره دیگر شامل آهک‌های لایه‌نازک دانه‌ریز و تیره رنگ است که در اعماق بیشتری تشکیل شده و در آن فسیل‌های ذره‌بینی پلاژیک هم یافت می‌شود. سن رخساره کم‌عمق در سازند سروک سنومانین و برای رخساره عمیق آلبین تا تورونین می‌باشد [۲۷].

۲-۶-۱۴ سازند کژدمی

به‌طور کلی در ناحیه شمالی خلیج فارس این سازند از سه بخش اصلی تشکیل شده است که عبارتند از: بخش فوقانی که شامل لایه‌های شیلی و آهک رسی و لایه‌های نازکی از ماسه‌سنگ و سنگ آهک می‌باشد. بخش تحتانی یا بخش ماسه‌سنگی بورگان که در شمال خلیج فارس از گسترش خوبی برخوردار بوده و دارای تخلخل و نفوذپذیری بالا جهت تجمع هیدروکربن می‌باشد.

کژدمی بالایی

شامل سنگ‌های رسی نرم تا سخت تیره تا خاکستری تیره و مارن و شیل‌ها با لایه‌های نازکی از ماسه سنگ سست می‌باشد.

بخش ماسه‌سنگی بورگان

لایه‌های ماسه‌سنگی بورگان که به عنوان بخش تحتانی سازند کژدمی نیز شناخته می‌شود، شامل سه بخش A، B و C می‌باشند. بخش ماسه‌سنگی B را ماسه‌سنگ اصلی نیز می‌نامند. لایه‌های ماسه‌سنگی A، B و C، توسط تناوبی از لایه‌های نازک شیل و سنگ آهک رسی مجزا می‌شوند.

بخش ماسه‌ای بورگان A

شامل ماسه‌سنگ نسبتاً تمیز با جورشدگی خوب به رنگ کرم قهوه‌ای به همراه لایه نازکی از سیلت با سیمان رسی است. از نظر بافتی، ماسه‌ها، ریزدانه تا متوسط، کمی گردشده و سست تا خوب سیمان شده، هستند.

ماسه سنگ اصلی (بورگان B)

این بخش شامل ماسه سنگ‌های کوارتزیتی قهوه‌ای تیره با بافت ریزدانه تا متوسط (گاهی درشت دانه) و گردشگی خوب تا متوسط می‌باشد. همچنین شیل‌های صمغی و رسی قهوه‌ای تیره بصورت میان لایه در بین ماسه سنگ‌ها دیده می‌شود.

ماسه سنگ بورگان C

این بخش حاوی شیل با میان لایه‌های نازک ماسه و سیلتستون می‌باشد. مقطع نمونه این سازند در تنگ گور گودا واقع در جنوب غربی دامنه کوه میش، شمال گچساران، اندازه‌گیری و نام آن از قلعه کژدمی اخذ شده است. ضخامت مقطع آن ۲۳۰ متر و از نظر لیتولوژی شامل شیل‌های قیری تیره رنگ و واجد لایه‌هایی از آهک رسی تیره رنگ و مارن است. در ۱۰۰ متر اول این سازند عموماً گلوکونی وجود دارد، ولی در ۳۵ متر قاعده آن مناطق قرمز و اکسید شده هم دیده می‌شود. در حد بین سازند کژدمی و سازند داریان مقداری رسوب قرمز رنگ وجود دارد که نشانه‌ای از کم شدن عمق رسوبات یا انفصال کوتاه مدت است. سازند کژدمی بطور هم‌شیب به وسیله آهک‌های سازند سروک به حالت تغییرات تدریجی پوشیده می‌شود. از نظر گسترش جغرافیایی، سازند کژدمی در تمام خوزستان و فارس دیده می‌شود. سن سازند کژدمی عموماً آلبین تا سنومانین زیرین می‌باشد [۲۷].

دو مخزن ماسه‌ای یعنی کژدمی بالایی و بورگان، که بخشی از سازند کژدمی هستند، بدون دگرشیمی در زیر سازند مادود (سروک زیرین) و با یک دگرشیمی بر روی سازند شعیبای بالایی قرار گرفته‌اند. بخش کژدمی بالایی شامل ماسه نازک‌لایه متخلخل و حاوی نفت بوده و از روی اطلاعاتی که توسط مغزه‌های مربوط به این لایه بدست آمده است، به نظر می‌رسد که این لایه می‌تواند مخزن نفتی خوبی باشد.

۲-۶-۱۵ سازند داریان

مقطع نمونه این سازند در کوه گدوان واقع در شمال دهکده داریان واقع در شمال شرق شیراز اندازه‌گیری شده است. از نظر لیتولوژی شامل آهک‌های ضخیم لایه اوربیتولین‌دار به رنگ خاکستری تا قهوه‌ای می‌باشد. ضخامت آن در مقطع نمونه ۳۱۵ متر است. سازند داریان بر روی شیل‌ها و مارن‌های هوازده سازند گدوان بطور هم‌شیب قرار دارد و در بالای آن سازند کژدمی به حالت هم‌شیب وجود دارد. سن این سازند آپسین تعیین شده است [۲۷].

۲-۶-۱۶ سازند گدوان

سنگ‌شناسی سازند عمدتاً شامل سنگ آهک و درصد ناچیزی آهک دولومیتی و کانی‌های رسی می‌باشد. این سازند دارای فواصلی است که حاوی هیدروکربور بوده اما درصد اشباع آب آن بالا می‌باشد، متوسط تخلخل در لایه‌های متخلخل حدود ۲۰ درصد و اشباع آب از ۷۰ تا ۱۰۰ درصد متغیر است [۲۷].

۲-۶-۱۷ سازند فهلپان

این سازند از سنگ آهک، درصد کمی کانی‌های رسی و آهک دولومیتی ساخته شده است. تغییرات تخلخل در این سازند حدود ۱۵ تا ۲۰ درصد، اشباع آب از ۷۰ تا ۱۰۰ درصد و آب‌خیز می‌باشد [۲۷].

۲-۶-۱۸ سازند هیث

این سازند عمدتاً از انیدریت، دولومیت و دولومیت آهکی تشکیل شده است. در بین لایه‌های انیدریتی میان لایه‌های کربناته با ضخامت‌های مختلف وجود دارند. متوسط تخلخل این لایه در حدود ۱۵ درصد و اشباع آب از ۵۰ تا ۱۰۰ درصد متغیر بوده و فاقد پتانسیل هیدروکربوری است [۲۷].

۲-۶-۱۹ سازند سورمه

سنگ‌شناسی این سازند بطور کلی شامل آهک، دولومیت، آهک‌های دولومیتی، دولومیت‌های انیدریتی، انیدریت، رس و شیل‌های نازک لایه می‌باشد [۲۷].

۲-۶-۲۰ سازند نیریز

سنگ‌شناسی این سازند مجموعاً از رس‌های آهکی تا مارنی، دولومیت و میان لایه‌هایی از آهک-های دولومیتی تشکیل یافته است [۲۷].

۲-۶-۲۱ سازند دشتک

سنگ‌شناسی سازند دشتک به‌طور عمده شامل تناوبی از سنگ‌های تبخیری و کربناته است که در بین آن‌ها لایه‌هایی از رس، شیل و مارن قرار دارد [۲۷].

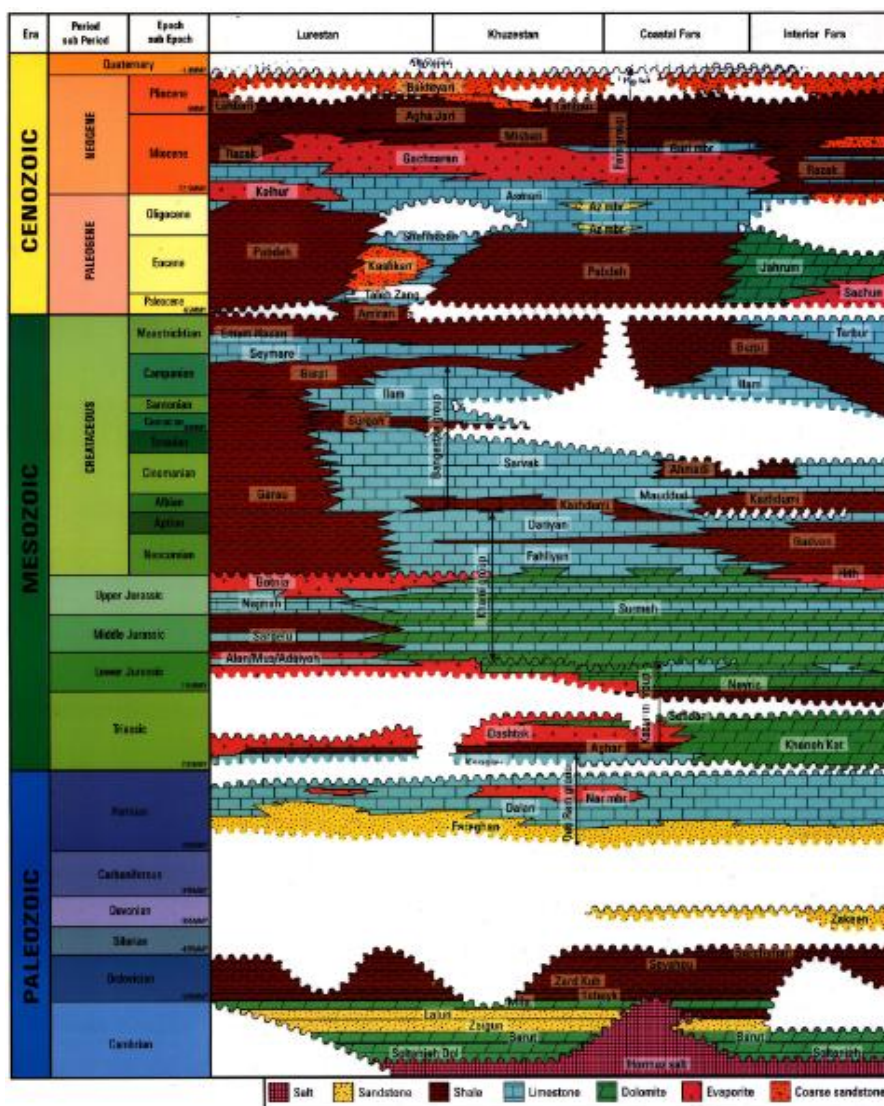
۲-۶-۲۲ سازند کنگان

از دولومیت، لایه‌های رسی و شیلی، آهک به همراه لایه‌هایی از انیدریت و دولومیت‌های انیدریتی تشکیل یافته است [۲۷].

۲-۶-۲۳ سازند دالان

این سازند متشکل از دولومیت، آهک و مقادیر کمتری انیدریت می‌باشد. لایه‌های اصلی انیدریتی تقریباً در بخش میانی و همچنین به میزان کمتری به صورت پراکنده در طول سازند وجود دارند درصدهای کمی از کانی‌های رسی نیز در سرتاسر سازند دیده می‌شود [۲۷].

شکل ۲-۲ سازندهای مختلف در منطقه زاگرس را نشان می‌دهد.



شکل ۲-۲ واحدهای سنگ‌شناسی منطقه زاگرس. Schlumberger

فصل سوم:

روش‌شناسی تحقیق

۳-۱ روش‌های تحلیل چند متغیره

روش‌های آماری چند متغیره امکان تحلیل همزمان چند متغیر را فراهم می‌کنند. در تحلیل داده‌ها زمانی که تعداد متغیرها به بیش از دو یا سه متغیر افزایش می‌یابد، مثلاً در مسایل اکتشافی با یک فضای ۱۰، ۲۰ و یا ۵۰ متغیره مواجه هستیم که بررسی روابط بین آنها صرفاً از طریق تحلیل‌های چند متغیره میسر می‌باشد [۲۹].

روش‌های متعدد و متنوعی در تحلیل چند متغیره داده‌ها موجود می‌باشد که از جمله آن‌ها می‌توان به بررسی میزان وابستگی دو متغیره، تحلیل خوشه‌ای، تحلیل مولفه‌های اصلی و... اشاره نمود. در این روش‌ها سعی بر آن است تا براساس تحلیل داده‌ها و ارتباط بین متغیرهای مختلف نمونه‌های یک دسته داده بدست آمده از منطقه، روابط ژنتیکی بین متغیرها را مورد ارزیابی قرار داد [۳۰].

۳-۱-۱ ماتریس ضریب همبستگی

ضریب همبستگی^۱، آماره‌ای است که جهت اندازه‌گیری قدرت و درجه یک رابطه خطی بین دو متغیر به کار می‌رود. این ضریب به گونه‌ای تعریف شده است که مقادیری بین +۱ تا -۱ را دربر می‌گیرد. زمانی ضریب همبستگی کامل رخ می‌دهد که بتوان مقدار یک متغیر را از روی یک متغیر دیگر به طور دقیق پیش‌بینی کرد. در این حالت ضریب همبستگی پیرسون +۱ یا -۱ خواهد بود.

در سایر موارد، هرچقدر ابر بیضی شکل پراکندگی نقاط باریک‌تر باشد، رابطه قوی‌تر است و مقدار قدر مطلق ضریب همبستگی پیرسون بزرگ‌تر است. هنگامی که رابطه‌ای بین دو متغیر وجود ندارد، نمودار پراکنش آن‌ها تقریباً یک ابر دایره‌ای شکل می‌شود. در این حالت ضریب همبستگی خطی پیرسون تقریباً صفر خواهد شد [۳۱]. مهمترین نتایج حاصل از تحلیل همبستگی دو متغیره داده‌ها به قرار زیر است:

الف) خلاصه کردن حجم زیادی از داده‌ها به صورت یک تابع از چند متغیر مستقل.

¹ correlation coefficient

ب) درک فرآیند مربوط به پدیده مورد بررسی، به عنوان مثال میزان بلوغ هیدروکربن به صورت تابعی از سن، عمق، درجه حرارت.

ج) تخمین کمیت‌هایی که اندازه‌گیری آنها مشکل و یا دارای خطا بالایی است ولی مرتبط با کمیت‌های دیگری است که اندازه‌گیری آنها ساده و کم خطا است. به عنوان مثال می‌توان به محاسبه تخلخل از روی لاگ‌های چاه‌پیمایی اشاره نمود [۳۰].

ماتریس ضریب همبستگی، ماتریسی است که شامل همبستگی دو به دو متغیرها می‌باشد که در این پژوهش از یک ماتریس 10×10 تشکیل شده است.

۳-۱-۲ روش تحلیل مولفه‌های اصلی^۱

تحلیل مولفه‌های اصلی و فاکتوری از جمله روش‌های آماری چند متغیره است که هدف اولیه آن تفسیر ساختار ماتریس واریانس- کوواریانس مجموعه‌ای از داده‌های چند متغیره است. ارزیابی همبستگی بین متغیرها و تعیین همبستگی نمونه‌های مختلف (بر حسب تغییرات متغیرها) در تحلیل مولفه‌های اصلی مورد بررسی قرار می‌گیرد. این نوع از تجزیه و تحلیل، مقایسه‌ای به دست می‌دهد تا با تکیه بر آن، روابط همبستگی پارامتری متغیرها در داده‌ها مشخص گردد و قادر خواهد بود متغیرهای اصلی موجود در تحلیل داده‌های یک پدیده را شناسایی کند و اولویت آنها را در توجیه میزان واریانس کلی (تفسیر کلیه پدیده و رخداد‌های تاثیر گذار بر منطقه مورد مطالعه یا نمونه برداری شده) محاسبه کند و در قالب جداول و نمودارها نشان دهد.

از آنجائیکه در بسیاری از موارد تعدادی از متغیرها به یک عامل ویژه یا حتی به تعدادی از عامل‌ها بستگی دارند و این مسئله بر اساس بررسی ساده عوامل میسر نبوده، به همین دلیل کار تعبیر و تفسیر عوامل با مشکل روبرو می‌گردد. در ضمن می‌بایستی مد نظر داشت که مؤلفه‌های خام (غیرچرخشی) نمی‌توانند تمامی تغییرپذیری واقعی جامعه را نشان دهند. از این رو روش‌هایی موجود می‌باشد که اقدام به دوران عوامل نموده و بدون تغییر میزان اشتراک یا ارتباط بین عوامل باعث تعبیر ساده آنها

^۱ PCA

می‌شوند. در این روش‌ها مؤلفه‌های خام بایستی تحت تابع مشخصی چرخش داده شوند تا معتبرترین واریانس برای جامعه عمومی بدست آید [۳۲].

در بررسی‌های انجام شده بیشتر از توابع وریمکس استفاده می‌شود که روش غالب در آنالیز همبستگی برای داده‌ها است. این روش مقادیری به نسبت بزرگ (از نظر قدر مطلق) یا صفر به ستون-های ماتریس ضرایب عامل‌ها اختصاص می‌دهد در نتیجه عواملی ایجاد می‌گردد که یا به شدت به متغیرها بستگی دارند و یا مستقل از آن‌ها هستند، این امر سبب ساده‌تر شدن تغییر عامل‌ها خواهد شد و مؤلفه‌های چرخش یافته جدیدی که بدین ترتیب بدست می‌آیند، مؤلفه‌های اصلی برای محاسبه امتیازات می‌باشند [۳۳].

۳-۱-۳ روش تحلیل خوشه‌ای

یکی از روش‌های آنالیز روابط ژنتیکی چند متغیره، آنالیز خوشه‌ای است که هدف آن تفسیر ساختار ماتریس واریانس-کوواریانس مجموعه‌ای از داده‌های چند متغیره می‌باشد. در برخی از شیوه‌های محاسباتی این روش، ماتریس ضرایب همبستگی دو متغیره (فواصل اقلیدوسی تشابه یا عدم تشابه محاسبه شده برای دو به دو متغیرها) مبنای کار قرار می‌گیرد [۳۲]. خوشه‌بندی عبارت است از قرار دادن نمونه‌ها در داخل گروه‌های کم و بیش همگن، به طوری که روابط بین گروه‌ها مشخص باشد. هدف از تحلیل خوشه‌ای دست یافتن به ملاکی برای طبقه‌بندی هر چه مناسب‌تر متغیرها و یا نمونه‌ها بر اساس تشابه هر چه بیشتر درون‌گروهی و اختلاف هر چه بیشتر بین‌گروهی است. تحلیل خوشه‌ای با برقراری ارتباط بین مجموعه‌ای از متغیرهای به ظاهر بی ارتباط، به شناخت یک مدل فرضی بین آنها اقدام کرده و به کاهش ابعاد متغیرها می‌پردازد [۳۰].

به طور معمول نتایج آنالیز خوشه‌ای به صورت دندروگرام برای متغیرهای مختلف رسم می‌گردد.

۳-۲ شبکه بیزین^۱

۳-۲-۱ مرور ادبیات شبکه بیزین

مفهوم شبکه بیزی ابتدا در علوم برق و کامپیوتر مورد استفاده قرار گرفته است. پیرل در سال ۱۹۸۶، کوپر و هرسویت در سال ۱۹۹۲ از جمله اولین کسانی بودند که از روش شبکه بیزی استفاده کرده و آن را به صورت روشن و کاربردی معرفی کرده‌اند [۳۴ و ۳۵].

مدتی بعد این روش در گستره وسیعی از علوم مورد استفاده قرار گرفت. مارکز و همکاران در سال ۲۰۰۹ از شبکه بیزی در برآورد قابلیت اطمینان سیستم‌ها استفاده کرده‌اند [۳۶]. خور و همکاران در سال ۲۰۰۹، سه نوع شبکه بیزی مختلف برای تشخیص حملات شبکه‌ای ساخته‌اند که پس از مقایسه به این نتیجه رسیدند که هر سه نوع از این شبکه‌ها دارای عملکرد یکسان می‌باشند [۳۷]. شبکه بیزی همچنین در برخی زمینه‌های دیگر مانند پیش‌بینی قیمت در بازار سهام مورد استفاده قرار گرفته- است [۳۸].

چند سالی است که شبکه بیزی در مطالعات علوم زمین وارد شده است. براساس اطلاعات به دست آمده از سایت اسکاپوس، از بین تمامی رشته‌های علوم زمین، رشته سنجش از راه دور بیشتر از بقیه رشته‌ها از روش شبکه بیزی بهره برده است.

در صنعت نفت شبکه بیزی برای شرایط و وضعیت‌های احتمالاتی مورد استفاده قرار گرفته است. به عنوان مثال در پژوهش‌های پایین‌دستی نفت از آن برای مانیتور کردن سیستم استفاده شده است [۳۹]. کنان در سال ۲۰۰۶ از این روش در افزایش ایمنی ابزار دقیق و کاهش ریسک در انتخاب محل چاه‌ها استفاده کرده است [۴۰].

در پژوهش‌های بالادستی، یامی و همکاران در سال‌های ۲۰۱۰ و ۲۰۱۲ از این روش در صنعت حفاری استفاده کرده‌اند [۴۱ و ۴۲]. در سال ۲۰۱۱ تعداد زیادی از محققان از شبکه بیزی در بحث تولید و تطبیق تاریخ استفاده کرده‌اند [۴۳، ۴۴ و ۴۵]. ظرافت و همکاران در سال ۲۰۱۱ برای افزایش

¹ Bayesian Network

بازیافت نفت^۱ از چاه‌های نفتی از این روش استفاده کرده‌اند [۴۶]. تعدادی از پژوهش‌ها در مورد استفاده از شبکه بیزی در مطالعات بالادستی نفت وجود دارد که به طور خاص به استفاده از شبکه بیزی در مطالعه روابط و وابستگی بین ویژگی‌های زمین شناسی پرداخته است [۴۷، ۴۸ و ۴۹]. علاوه بر آن دو پژوهش در استفاده از شبکه بیزی وجود دارد که از این روش برای شناسایی نگارهای پتروفیزیکی مهم در تعیین زون تولید در بین چاه‌ها استفاده شده است. که براساس نتایج مطالعه اول، نسبت LLD/LLS و نگار LLD به عنوان موثرترین پارامترها شناخته شده‌اند. براساس نتایج حاصل از مطالعه دوم متغیرهای تخلخل و اشباع آب، مهم‌ترین ویژگی‌ها برای ارزیابی زون تولید شناخته شده‌اند [۵۰ و ۵۱].

مرور مطالعات انجام شده نشان می‌دهد که استفاده از شبکه بیزی در صنعت نفت در حال توسعه است و به عنوان یک ابزار مطالعاتی در تحقیقات اکتشافی مورد استفاده قرار می‌گیرد. شبکه بیزی بر پایه قانون بیز بنا شده است و مدلی است که وابستگی‌های میان مجموعه‌ای از متغیرها را نشان می‌دهد که به وسیله‌ی ساختاری شبکه‌ای با هم در ارتباط هستند. قبل از تعریف این مدل به ذکر تعاریف پایه می‌پردازیم.

۳-۲-۲ احتمالات فیزیکی و بیزی

احتمالات به دست آمده توسط شبکه بیزی ممکن است فیزیکی یا بیزی باشند. هنگامی که شبکه بیزی تنها با دانش قبلی ساخته شود، احتمالات بیزی خواهند بود و هنگامی که یادگیری این شبکه توسط داده‌ها صورت پذیرد، این احتمالات را فیزیکی گویند [۵۲]. در این فصل، روش شبکه بیزی را با استفاده از احتمالات فیزیکی مورد مطالعه قرار خواهیم داد.

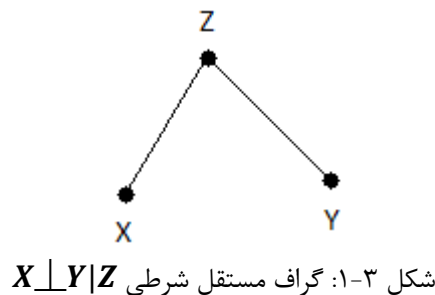
¹ EOR

۳-۲-۳ مدل گرافیکی

برای درک مدل‌های گرافیکی، فهم استقلال شرطی برای یک مجموعه از متغیرها لازم است. با در نظر گرفتن ۳ متغیر تصادفی X, Y, Z ، متغیرهای X و Y را با شرط Z مستقل گویند اگر توزیع احتمال توام X و Y به شرط Z را بتوان بصورت حاصل ضرب دو مولفه تجزیه شده زیر نوشت: [۵۳]

$$f(x, y|Z = z) = f(x|Z = z)f(y|Z = z) \quad (۱-۳)$$

این استقلال را با نماد $X \perp Y|Z$ نمایش داده و نمودار گرافیکی آن بصورت شکل ۱-۳ است.



حال به تعریف مدل‌های گرافیکی می‌پردازیم. مدل‌های گرافیکی مدل‌هایی هستند که می‌توانند بطور مستقیم از طریق روابط استقلال شرطی میان متغیرها در یک گراف مشخص شوند. داروچ، لاریزن و اسپید^۱ در سال ۱۹۸۰ با استفاده از مفهوم گراف و مدل‌های آماری، مدل‌های گرافیکی را ارائه دادند [۵۳].

گراف را با نماد $G = (V, E)$ نشان می‌دهند که ساختار آن شامل تعداد متناهی از رئوس یا گره‌ها^۲ می‌باشد. مجموعه این رئوس که همان متغیرها هستند را با V نشان داده و E نیز نشان‌دهنده مجموعه‌ای از یال‌های^۳ جهت‌دار بین متغیرها می‌باشد. بطور کلی، تاثیر علت و معلولی هر متغیر بروی

^۱Darroch Lauritzen Speed

^۲ Node

^۳ Edge

متغیر دیگر بوسیله یال‌های جهت‌دار صورت می‌گیرد. شکل ۲-۳ نمونه‌ای از گراف غیرجهت‌دار و جهت‌دار را نشان می‌دهد که در گراف جهت‌دار، X و C علتی برای A هستند.



شکل ۲-۳: نمونه‌ای از گراف غیرجهت‌دار (گراف سمت راست) و گراف جهت‌دار (گراف سمت چپ) [۵۳].

گره X را اولیا^۱ گره Y گوئیم و آنرا بصورت $X \rightarrow Y$ نمایش می‌دهیم اگر آن‌ها با یال جهت‌داری از X به Y متصل شده باشند، یعنی: $if (X, Y) \in E \text{ and } (Y, X) \notin E$. بطور کلی، مدل گرافیکی مبین خانواده‌ای از توزیع‌های احتمال می‌باشد که قوانین استقلال شرطی آن توسط یک گراف بیان می‌شود.

۲-۳-۴ مدل گرافیکی بازگشتی^۲

مدل‌های گرافیکی بازگشتی به عنوان ابزاری با اهمیت برای پیش‌بینی در داده‌کاوی در نظر گرفته می‌شوند. برای مشخص کردن هر مدل بازگشتی، نیاز به گراف جهت‌داری داریم که روابط علت و معلولی میان متغیرها را نشان دهد. به محض اینکه این گراف مشخص شد، توزیع احتمال آن با توجه به داشتن مجموعه‌ای از متغیرهای $X = \{X_1, \dots, X_n\}$ محاسبه خواهد شد [۵۴]. با توجه به قانون زنجیری احتمال داریم:

$$p(X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n) = p(x_n | x_1, \dots, x_{n-1}) \cdot p(x_1, \dots, x_{n-1})$$

که در معادله بالا $p(x_1, \dots, x_{n-1})$ بصورت زیر می‌باشد:

$$p(x_1, \dots, x_{n-1}) = p(x_{n-1} | x_1, \dots, x_{n-2}) \cdot p(x_1, \dots, x_{n-2})$$

با تکرار فرآیند فوق خواهیم داشت:

$$p(X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n) = \prod_{i=1}^n p(x_i | x_1, \dots, x_{i-1}) \quad (2-3)$$

¹ Parents

² Recursive graphical models

حال برای هر X_i زیر مجموعه‌ای بصورت $\Pi_i \subseteq \{X_1, \dots, X_{i-1}\}$ داریم بطوریکه، X_i و $\Pi_i - \{X_1, \dots, X_{i-1}\}$ با توجه به Π_i داده شده، مستقل شرطی‌اند.

بنابراین برای هر $\{X_1, \dots, X_n\}$ داریم:

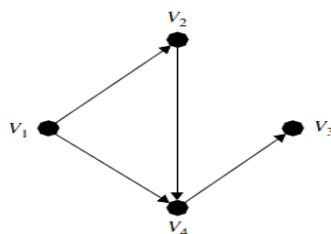
$$p(x_i | x_1, \dots, x_{i-1}) = p(x_i | \pi_i) \quad (3-3)$$

با ادغام ۳-۲ و ۳-۳ داریم:

$$p(x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n p(x_i | \pi_i) \quad (4-3)$$

که در آن به تعداد متغیرها گره داریم (n گره) و π_i نشان‌دهنده اولیای گره‌ها می‌باشد. بنابراین توزیع توام n متغیر، بصورت ضرب دنباله‌ای از عبارات می‌باشد. به آن عبارات احتمالات موضعی^۱ گویند که هر یک از آن‌ها، وابستگی متغیر X_i نسبت به متغیرهای توضیحی وابسته به آن، که اولیای آن می‌باشند، را نشان می‌دهد. شبکه بیزی، گرافی بدون دور و جهت‌دار می‌باشد که در ادامه برای پرداختن به این مدل نیاز به بیان تعریف گراف بدون دور جهت‌دار هستیم.

گرافی را بدون دور^۲ گویند که گره‌ها بصورت حلقه، با هم در ارتباط نباشند و نتوان راهی در گراف پیدا کرد که با شروع از یک گره به همان گره بازگشت [۵۳]. در ادامه شکل ۳-۳، گرافی جهت‌دار بدون دور را نشان می‌دهد که در آن یال‌ها، خط‌های ارتباط‌دهنده بین گره‌ها می‌باشد و یال‌هایی که در گراف بین متغیرها رسم نشده‌اند توسط استقلال شرطی بین آنها مشخص می‌شوند.



شکل ۳-۳: نمونه‌ای از گراف بدون دور جهت‌دار [۵۳].

¹ Local probability

² Acyclic graph

همان‌طور که در شکل ۳-۳ مشاهده می‌شود از آنجائیکه V_2 و V_3 یالی برای اتصال ندارند پس می‌توان نتیجه گرفت از هم مستقل‌اند و وابستگی بین آن‌ها وجود ندارد.

با توجه به شکل ۳-۳، مدل بازگشتی زیر را داریم :

$$p(V_1, V_2, V_3, V_4) = p(V_1)p(V_2|V_1)p(V_4|V_1, V_2)p(V_3|V_4) \quad (۵-۳)$$

همان‌طور که از معادله بالا مشاهده می‌شود، استقلال شرطی متغیرها بر اساس ارتباطشان با اولیای آن‌ها و یا گره‌ای که به آن متصل شده‌اند بیان می‌شود و در صورتیکه گره‌ای اولیا نداشته باشد دیگر بصورت شرطی بیان نمی‌شود، مانند گره V_1 .

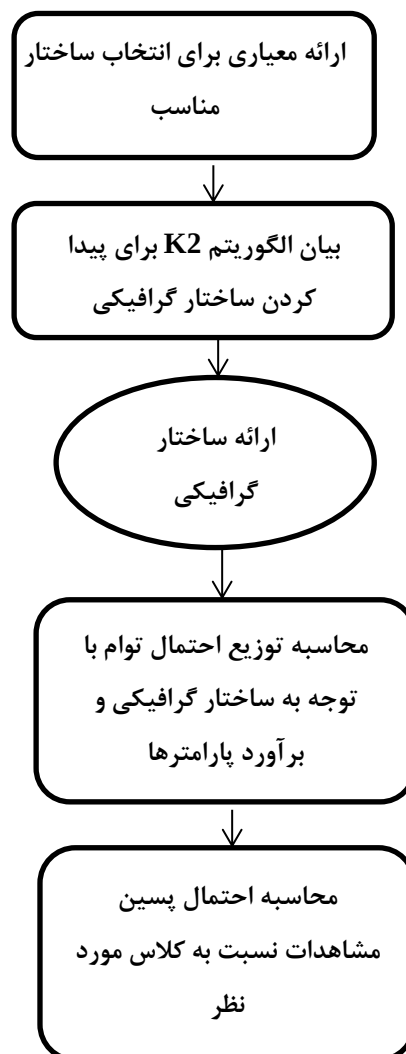
۳-۲-۵ مزیت مدل بازگشتی

مزیت مدل بازگشتی این است که به سادگی بر اساس مدل گرافیکی جهت‌دار بیان می‌شود و مدل‌های موضعی بسیاری تبدیل شده و باعث کاهش بعد می‌شود. مدل‌های گرافیکی جهت‌دار در برنامه‌های کاربردی هوش مصنوعی استفاده می‌شود که شناخته‌ترین آن‌ها شبکه بیزی می‌باشد. شبکه بیزی می‌تواند به عنوان روشی از طبقه‌بندی بیزی نام برده شود که در آن ارتباط وابستگی شرطی میان متغیرهای توضیحی بوسیله گراف جهت‌داری مشخص می‌شود [۵۴].

۳-۲-۶ تعریف شبکه بیزی

شبکه بیزی مدلی از وابستگی‌ها میان مجموعه‌ای از متغیرها را نشان می‌دهد که بوسیله ساختاری شبکه‌ای باهم در ارتباط هستند [۵۵]. در این گراف هر نود بوسیله مجموعه‌ای از احتمالات شرطی $p(x_i|\pi_i)$ ارتباط داده می‌شوند که در آن x_i متغیری است که با نود خاصی ارتباط داده شده و π_i مجموعه‌ای از اولیاها در گراف می‌باشد [۵۲]. در شبکه بیزی هر متغیر دارای مجموعه متناهی از حالت‌های دو به دو ناسازگار می‌باشند و با هر متغیر یک مجموعه از جدول احتمال شرطی ارتباط داده می‌شود. یادگیری شبکه بیزی را می‌توان به دو بخش تقسیم کرد: یادگیری ساختاری، که توپولوژی از شبکه را تعیین می‌کند و یادگیری پارامتری که برای محاسبه پارامترها یا همان احتمالات شرطی با توجه به ساختار شبکه بدست آمده بکار می‌رود. در روش‌های طبقه‌بندی برای اختصاص دادن

مشاهدات به کلاس مورد نظر، می‌بایست احتمال پسین آن را محاسبه کرد. در روش شبکه بیزی نیز به همین صورت است و با توجه به ساختاری که از شبکه بیزی ارائه می‌شود، احتمالات پسین با توجه به توزیع احتمال توام در مدل شبکه بیزی محاسبه می‌شود. بنابراین مهم‌ترین بخش در ارائه مدل شبکه بیزی، بدست آوردن ساختار گرافیکی مناسب برای متغیرهای مدل می‌باشد. شکل ۳-۴ فرآیند شبکه بیزی را نشان می‌دهد.



شکل ۳-۴: ساختاری از مدل شبکه بیزی [۵۳]

در این مطالعه، مدل شبکه بیزی در حالتی که داده‌های آن کامل (یعنی دارای داده گمشده نباشد) بررسی می‌شود. ابتدا به علامت‌گذاری‌های لازم در رابطه با این بحث می‌پردازیم:

اگر (X, Y, X_i) به عنوان متغیر و (x, y, x_i) به عنوان مقادیر یا حالت‌های متغیر و مجموعه‌ای از مشاهدات به صورت $D = \{X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n\}$ باشد، شبکه بیزی برای یک مجموعه از متغیرهای $\{X_1, \dots, X_n\}$ شامل دو مولفه است :

(۱) ساختار شبکه (S) : که در آن مجموعه مستقل شرطی از متغیرها نمایش داده می‌شوند.

(۲) مجموعه P : که توزیع احتمال محلی ارتباط داده شده بوسیله هر متغیر است.

بوسیله این دو مولفه، توزیع احتمال توام تعریف می‌شود. ساختار شبکه (S) یک گراف بدون دور جهت-دار است و نودها در S تناظر یک به یک با متغیرها را دارند. از X_i هم برای نشان دادن متغیر و هم گره مطابق با آن استفاده می‌شود. بنابراین با توجه به ساختار S، توزیع احتمال توام $\{X_1, \dots, X_n\}$ بصورت زیر خواهد شد :

$$p(X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n) = \prod_{i=1}^n p(x_i | \pi_i) \quad (۳-۶)$$

در شبکه بیزی به DAG ساختار گفته می‌شود و به مقادیر توزیع‌های احتمال شرطی پارامتر گفته می‌شود که با θ_{ijk} نشان داده می‌شود [۵۳]. در ادامه به یادگیری ساختاری شبکه بیزی که در این پایان‌نامه از آن استفاده می‌شود، می‌پردازیم.

۳-۲-۷ یادگیری ساختاری شبکه بیزی

در تعیین ساختار شبکه بیزی ابتدا باید به طریقی متغیرها را مرتب کرد و سپس پارامترهای مربوط را تعیین کرد. باید توجه داشت که اگر متغیرها به‌طور نامناسب در گراف مرتب شوند ممکن است ساختار شبکه بدست آمده استقلال‌های غیر واقعی را نشان دهد. یادگیری ساختار شبکه بیزی توسط داده‌ها مساله بسیار سخت می‌باشد و حالت‌های متعددی را دربر می‌گیرد، یعنی بر اساس داده‌های موجود و متغیرها، ساختاری را برای مدل حدس زده و بر اساس آن مدل را ارائه دهیم. الگوریتم‌های متعددی برای یادگیری ساختار شبکه بیزی طراحی شده است. این الگوریتم‌ها هر یک دارای فرایند خاصی می‌باشند. بعضی از این الگوریتم‌ها، تمام ساختارهای ممکن را در نظر گرفته و از میان آن‌ها با

توجه به معیاری تعریف شده، بهترین ساختار را انتخاب می‌کنند. در صورتیکه در نوع دیگر از الگوریتم‌ها، محتمل‌ترین ساختار انتخاب می‌شود و روند آن مانند الگوریتم‌هایی که تمام ساختارهای ممکن را جستجو کرده و از میان آنها بهترین را انتخاب می‌کنند، نمی‌باشد. فرآیند الگوریتم K2، به گونه‌ای است که با توجه به مجموعه داده و متغیرهای آن، محتمل‌ترین ساختار ارائه می‌شود و جزء دسته دوم از الگوریتم‌ها می‌باشد [۵۳]. در ادامه به مطالعه این الگوریتم خواهیم پرداخت.

۳-۲-۸ الگوریتم K2

در سال‌های اخیر الگوریتم‌های متعددی برای یادگیری شبکه بیزی بیان شده که از پرکاربردترین آن‌ها می‌توان الگوریتم K2 که توسط کوپر و هرسویت^۱ در سال ۱۹۹۲ ارائه شده را نام برد [۵۶]. برای توضیح الگوریتم K2 برای هر گره i متناظر با متغیر تصادفی X_i ، r_i حالت ممکن $x^1, \dots, x^{r_i}$ در نظر می‌گیریم.

$$node1 \rightarrow X_1 \in \{x_1^1, \dots, x_1^{r_1}\}$$

$$node2 \rightarrow X_2 \in \{x_2^1, \dots, x_2^{r_2}\}$$

⋮

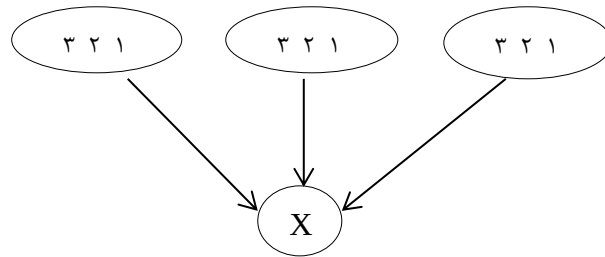
$$nodei \rightarrow X_i \in \{x_i^1, \dots, x_i^{r_i}\}$$

حال با فرض اینکه D مجموعه داده و N_{ijk} تعداد مشاهداتی در D باشد که متغیر X_i در حالت k-ام و اولیاء آن حالت j-ام را شامل می‌شود یعنی، $X_i = x_i^k$ و $\pi_i(X_i) = x_i^j$ باید توجه داشت اولیاء متغیرهای مورد نظر نشان‌دهنده ترکیب‌های π_i می‌باشد. به این معنی که، چون هر گره ممکن است ۲ یا تعداد بیشتری اولیاء داشته باشد، حالت j برابر است با ترکیب حالت‌های اولیاء یعنی

$$j = 1, \dots, q_i, \quad q_i = \prod_{X_i \in \pi_i} r_i \quad \text{که در آن } \pi_i^1, \dots, \pi_i^{q_i}$$

برای درک بهتر این موضوع، گره‌ای دارای ۳ اولیاء که هر یک دارای ۳ حالت است، ارائه می‌گردد (شکل ۳-۵). بنابراین حالت‌های اولیاء عبارتند از $q_i = 3 * 3 * 3 = 27$ یعنی، ۲۷ حالت از اولیاء وجود دارد و j از ۱ تا ۲۷ حالت دارد.

¹ Cooper & Hersovits



شکل ۳-۵: گره‌ای با ۳ اولیا

معیاری که در این الگوریتم بکار برده می‌شود تا مناسب‌ترین ساختار انتخاب شود بصورت زیر است [۵۷]:

$$f(i, \pi_i) = \prod_{j=1}^{q_i} \frac{(r_i-1)!}{(N_{ij}+r_i-1)!} \prod_{k=1}^{r_i} N_{ijk}! \quad (۷-۳)$$

این معیار در فرآیند الگوریتم K2 برای محاسبه اولیاء گره‌های مورد نظر مورد استفاده قرار می‌گیرد که در آن $N_{ij} = \sum_{k=1}^{r_i} N_{ijk}$ حال به ارائه الگوریتم K2 می‌پردازیم.

این الگوریتم به دنبال پیدا کردن اولیاء هر گره می‌باشد. روند این الگوریتم به این صورت است که ابتدا به گره‌ها یا همان متغیرها یک ترتیب اولیه می‌دهد، یعنی اگر ۳ متغیر داشته باشیم ترتیب اولیه آن به ترتیب چپ به راست بصورت X_1, X_2, X_3 فرض می‌شود. این ترتیب به این معنی است که ابتدا گره X_1 را در چرخه الگوریتم قرار داده سپس اولیاء آن با توجه به فرآیند الگوریتم مشخص می‌شوند. در مرحله بعد X_2 را در چرخه الگوریتم قرار داده و اولیاء آن مشخص می‌شوند. این روند تا آخرین متغیر که X_3 می‌باشد، ادامه پیدا می‌کند. هنگامی که اولیاء تمامی گره‌ها مشخص شد، ساختار شبکه بی‌زی تعیین می‌شود.

این الگوریتم بصورت زیر می‌باشد [۵۷]:

```

1. procedure K2;
2.   {Input: A set of  $n$  nodes, an ordering on the nodes, an upper bound  $u$  on the
3.     number of parents a node may have, and a database  $D$  containing  $m$  cases.}
4.   {Output: For each node, a printout of the parents of the node.}
5.   for  $i := 1$  to  $n$  do
6.      $\pi_i := \emptyset$ ;
7.      $P_{old} := f(i, \pi_i)$ ; {This function is computed using Equation 20.}
8.     OKToProceed := true;
9.     While OKToProceed and  $|\pi_i| < u$  do
10.      let  $z$  be the node in  $\text{Pred}(x_i) - \pi_i$  that maximizes  $f(i, \pi_i \cup \{z\})$ ;
11.       $P_{new} := f(i, \pi_i \cup \{z\})$ ;
12.      if  $P_{new} > P_{old}$  then
13.         $P_{old} := P_{new}$ ;
14.         $\pi_i := \pi_i \cup \{z\}$ ;
15.      else OKToProceed := false;
16.    end {while};
17.    write('Node: ',  $x_i$ , ' Parent of  $x_i$ : ',  $\pi_i$ );
18.  end {for};
19. end {K2};

```

۳-۳ شبکه‌های عصبی مصنوعی

۳-۳-۱ مقدمه

در سالیان اخیر حرکتی مستمر از تحقیقات صرفاً تئوری به تحقیقات کاربردی، به خصوص در زمینه پردازش اطلاعات، برای مسائلی که برای آن‌ها راه‌حلی موجود نیست و یا براحتی قابل حل نیستند، انجام شده است. بنابراین علاقه فزاینده‌ای در توسعه تئوریک سیستم‌های دینامیکی هوشمند مدل آزاد^۱ که مبتنی بر داده‌های تجربی هستند ایجاد شده است [۵۸]. شبکه‌های عصبی مصنوعی^۲ جزء این دسته از سیستم‌های دینامیکی قرار دارند که با پردازش روی داده‌های تجربی، رابطه پنهان بین آن‌ها را یافته و آن را به ساختار خود منتقل می‌کند. بدین سبب به این سیستم‌ها، سیستم هوشمند^۳ گفته

^۱ Model Free

^۲ Artificial Neural Networks

^۳ Intelligent System

می‌شود [۵۹]. این مدل سیستم‌ها، سعی در مدل‌سازی ساختار نرونی^۱ مغز انسان و به‌ویژه ساختار نرو-سیناپتیکی^۲ دارند [۶۰].

تئوری که سیستم‌های شبکه عصبی از آن الهام گرفته شده‌اند، اساساً از نظام‌های فراوانی چون علم عصب‌شناسی، مهندسی و علوم کامپیوتر و همچنین روان‌شناسی، ریاضیات و فیزیک بدست آمده است [۶۱]. در محاسبات نرونی تلاش می‌شود تا از روش کار مغز تقلید شود که یکی از چندین روش آموزش ماشینی است. در واقع سیستم شبکه‌های عصبی مصنوعی الهام گرفته شده از مغز و سیستم شبکه عصبی انسان می‌باشد و مانند مغز انسان از تعداد زیادی نرون تشکیل شده است.

۳-۲-۳ تاریخچه شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی در سال ۱۹۴۳ میلادی توسط مک کلاچ و پیتز معرفی شدند. اولین شبکه عصبی که توسط آن‌ها معرفی شد، دارای چند نرون ساده بود که قدرت محاسباتی قابل توجهی نداشت. در سال ۱۹۴۹ میلادی هب اولین قانون آموزش شبکه‌های عصبی را پیشنهاد کرد که بر این اساس بود که اگر دو نرون به طور همزمان فعال شوند، اثر ارتباطی بین آن‌ها افزایش پیدا می‌کند [۶۲].

در محدوده سال‌های ۱۹۵۸ تا ۱۹۶۲ روزنبلات گروه بزرگی از شبکه‌های عصبی به نام پرسپترون را معرفی نمود. قانون آموزش این شبکه‌ها یک روش تکراری اصلاح وزن بود که بسیار قوی‌تر از قانون هب عمل می‌کرد. در سال ۱۹۶۰ میلادی شبکه آدلاین توسط ویدرو ارائه گردید. کاربردهای متعدد این شبکه در تشخیص متن، آن را به ابزاری در کنترل سیستم‌ها تبدیل کرد که همچنان از آن استفاده می‌شود [۶۲].

در دهه ۱۹۷۰ میلادی تحقیقات فراگیری توسط کوهونن در مورد شبکه‌هایی با حافظه مشارکتی انجام گرفت که از آن در تشخیص صدا استفاده می‌شد [۶۳]. آندرسن نیز تحقیقاتی در مورد شبکه پیشنهادی کوهونن انجام داد و نتیجه این تحقیقات، آن دسته از شبکه‌های عصبی است که امروزه در تشخیص‌های طبی به کار گرفته می‌شوند. گراسبرگ نیز روابط ریاضی حاکم بر شبکه‌های عصبی را

¹ Neuron

² Neuro-synaptic

مطرح نمود. وی به اتفاق کار پنتر تئوری مربوط به شبکه‌های عصبی را که قادر به مرتب کردن و طبقه بندی نمودن اطلاعات ورودی است و بنام تئوری تشدید تطابقی نامیده می‌شود، بنا کرد [۶۴]. با ابداع روش انتشار برگشتی که مستقیماً توسط پارکر و لوکان ارائه گردید، تحولی در شبکه‌های عصبی صورت گرفت. از سایر کسانی که در پیشبرد این زمینه سهمیم بودند، برنده جایزه نوبل فیزیک، هاپفیلد^۱ بود که شبکه‌های عصبی را که بر اساس وزن ثابت عمل می‌کنند برای اولین بار معرفی کرد. این شبکه‌ها حل مسائلی با قیده‌های اولیه را ممکن ساختند [۶۵]. فوکوشیما مجموعه‌ای از شبکه‌های عصبی به نام نروکگنیشن^۲ جهت شناسایی حروف بسط داد. برنامه اصلاح شده او قادر به شناسایی حروف حتی با وجود تغییر شکل و یا دوران بود [۶۶].

۳-۳-۳ ویژگی‌های شبکه عصبی

شبکه‌های عصبی ویژگی‌هایی دارند که آن‌ها را قادر می‌سازد در کاربردهای بسیار متنوع و در صنایع مختلف جایگاه کلیدی داشته باشند. به طور کلی هر جا که نیاز به یادگیری یک نگاشت خطی یا غیرخطی باشد، این سیستم‌ها قابلیت ایفای نقش خواهند داشت. در ادامه ویژگی‌های برجسته شبکه عصبی آورده شده است:

الف) قابلیت یادگیری

استخراج نتایج تحلیلی از یک نگاشت غیرخطی که با چندین نمونه مشخص شده، نیازمند طراحی قوی ساختار شبکه است و کار ساده‌ای نیست [۶۷]. دلیل آن را می‌توان این چنین بیان کرد که نرون‌ها اکثراً یک دستگاه غیرخطی می‌باشند و بنابراین یک شبکه عصبی که از به هم پیوستن این نرون‌ها تشکیل می‌شود نیز یک سیستم غیرخطی و پیچیده خواهد بود [۶۲]. توجه به این نکته نیز ضروری است که خاصیت غیرخطی نرون‌ها، در کل شبکه توزیع می‌گردد.

قابلیت یادگیری یعنی توانایی تنظیم پارامترهای شبکه در مسیر زمان که محیط شبکه تغییر می‌کند و شبکه شرایط جدید را تجربه می‌کند، با این هدف که اگر شبکه برای یک وضعیت خاص

¹ Hopfield

² Nerocognition

آموزش دید و تغییر کوچکی در شرایط محیطی آن وضعیت خاص رخ داد، شبکه بتواند با آموزش مختصر برای شرایط جدید نیز کارآمد باشد [۵۸]. بنابراین، اطلاعات از نوع مجزا از هم نبوده بلکه متاثر از کل شبکه می‌باشد.

ب) پراکندگی اطلاعات

آنچه شبکه فرا می‌گیرد، در وزن‌های سیناپسی مستتر می‌باشد. رابطه یک به یک بین ورودی‌ها و وزن‌های سیناپتیکی وجود ندارد. می‌توان گفت که هر وزن سیناپسی مربوط به همه ورودی‌هاست و به هیچ یک از آن‌ها بطور منفرد و مجزا مربوط نیست. به عبارت دیگر هر نرون در شبکه، از کل فعالیت سایر نرون‌ها متاثر می‌شود. بنابراین اطلاعات بصورت متن^۱ توسط شبکه عصبی پردازش می‌شوند. بر این اساس چنانچه بخشی از سلول‌های شبکه حذف شوند یا عملکرد غلط داشته باشند باز هم احتمال رسیدن به پاسخ صحیح وجود دارد، اگرچه این احتمال برای تمام ورودی‌ها کاهش یافته ولی برای هیچ یک از بین نرفته است [۵۸].

پ) قابلیت تعمیم

پس از آن‌که مثال‌های اولیه به شبکه آموزش داده شد، شبکه می‌تواند در مقابل یک ورودی آموزش داده نشده قرار گیرد و یک خروجی مناسب ارائه نماید. این خروجی بر اساس مکانیسم تعمیم^۲ بوجود می‌آید. به عبارت دیگر شبکه تابع را یاد می‌گیرد، الگوریتم را می‌آموزد و رابطه تحلیلی مناسبی برای نقاط در فضا بدست می‌آورد [۵۸].

ت) پردازش موازی

هنگامی که شبکه عصبی در قالب سخت افزار پیاده می‌شود، سلول‌هایی که در یک تراز قرار می‌گیرند، می‌توانند بطور هم‌زمان به ورودی‌های آن تراز پاسخ دهند. این ویژگی باعث افزایش سرعت

¹ Context

² Generalization

پردازش می‌شود. در واقع در چنین سیستمی وظیفه کلی پردازش، بین پردازنده‌های کوچکتر مستقل از یکدیگر توزیع می‌گردد [۵۸].

ث) مقاوم بودن

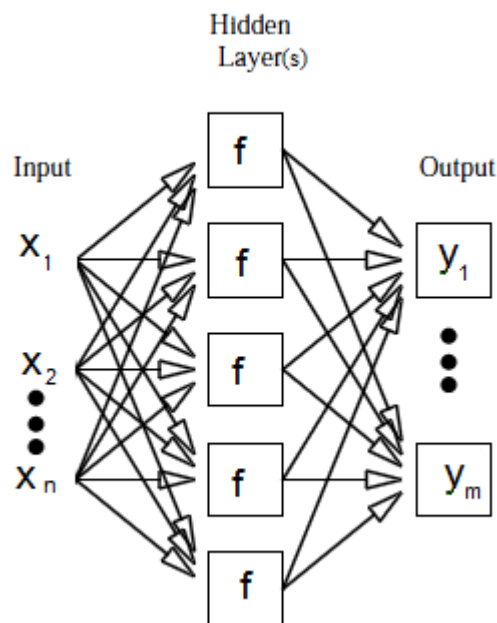
در یک شبکه عصبی هر سلول به‌طور مستقل عمل می‌کند و رفتار کلی شبکه، برآیند رفتارهای محلی سلول‌های متعدد است. این ویژگی‌ها باعث می‌شود تا خطاهای محلی از چشم خروجی نهایی دور بماند. به عبارت دیگر، سلول‌ها در یک روند همکاری، خطاهای محلی یکدیگر را تصحیح می‌کنند. این خصوصیت باعث افزایش قابلیت مقاوم بودن یا تحمل پذیری خطاها در سیستم می‌گردد [۵۸]. با این وجود، شبکه‌های عصبی در برخی موارد به‌دلیل پیچیده بودن رابطه بین ورودی‌ها یا زیاد بودن آن‌ها، به خوبی قادر به یادگیری روابط نیستند که ایده‌های زیادی برای حل این مشکل وجود دارد.

۳-۳-۴ شبکه پرسپترون چندلایه

ساختار پرسپترون چند لایه یا MLP^1 ، یکی از پرکاربردترین و شناخته شده‌ترین انواع شبکه‌های عصبی در مراجع علمی است [۶۸]. در این نوع شبکه، هر نرون به تمامی نرون‌های لایه‌های قبل متصل است و جزء شبکه‌های کاملاً مرتبط^۲ به حساب می‌آیند [۵۸]. شکل زیر نشان‌دهنده ساختار ساده یک شبکه پرسپترون است [۶۸].

¹ Multilayer Perceptron

² Fully Connected



شکل ۳-۶: ساختار کلی شبکه پرسپترون

خروجی‌های لایه اول، به عنوان ورودی برای لایه دوم که همان لایه(های) مخفی است به حساب می‌آید و خروجی لایه دوم به عنوان ورودی لایه سوم یا لایه خروجی هستند و خروجی لایه سوم، به عنوان جواب نهایی در نظر گرفته می‌شود. بنابراین روند جریانی سیگنالی در شبکه، در یک مسیر پیشخور^۱ صورت می‌گیرد (یعنی از چپ به راست و از لایه‌ای به لایه دیگر) [۵۸].

در بسیاری از مسائل پیچیده ریاضی که به حل معادلات بغرنج غیر خطی منجر می‌شود، یک شبکه پرسپترون چندلایه می‌تواند با تعریف اوزان و توابع مناسب مورد استفاده قرار گیرد. توابع فعالیت مختلفی به فراخور اسلوب مساله در نرون‌ها می‌توانند مورد استفاده قرار گیرند [۶۹].

به طور معمول قانون یادگیری پس انتشار خطا^۲ که مبتنی بر قانون یادگیری اصلاح خطا^۳ است، به منظور آموزش شبکه‌های عصبی چند لایه پرسپترون استفاده می‌شود. به عبارتی دیگر، ساختار شبکه-

^۱ Feed Forward

^۲ Back Propagation

^۳ Error Correcting Learning Rule

های MLP با قانون یادگیری پس انتشار خطا تکمیل می‌شود [۵۸]. ولی روش‌های یادگیری مختلف دیگری نیز در مراجع گوناگون معرفی شدند.

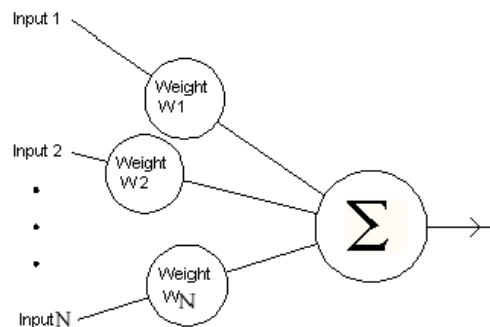
شبکه‌های پرسپترون چند لایه می‌توانند با هر تعداد لایه میانی ساخته و به کار گرفته شوند، ولی طبق قضیه کولموگروف، یک شبکه پرسپترون سه لایه قادر است هر نوع فضایی را تفکیک کند و یا به عبارت دیگر اگر بر روی تعداد نرون‌های لایه پنهان محدودیتی وجود نداشته باشد، خواهد توانست که هر تابع غیر خطی را تخمین بزند [۶۸]. از مهمترین ویژگی‌های MLP ساختار استاتیک آن است که باعث خواهد شد در هنگام آموزش به عنوان کنترل‌کننده سیستم‌های دینامیکی پیچیده و سریع، دچار مشکل نشود.

۳-۳-۵ محاسبات ریاضی شبکه عصبی MLP

شبکه عصبی با انجام دادن یک سری محاسبات ریاضی قادر است رابطه بین ورودی و خروجی را فرا بگیرد. این محاسبات بر مبنای وزن‌های سیناپسی، بایاس‌ها و توابع انتقال هر نرون می‌باشد که هر کدام در ادامه توضیح داده می‌شوند.

۳-۳-۵-۱ وزن سیناپسی

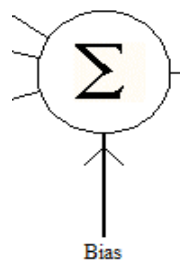
بردار وزن سیناپسی که به اختصار به آن بردار وزن گفته می‌شود، اصلی‌ترین جزئی است که اگر مقدار آن به خوبی توسط الگوریتم آموزش شبکه تعیین شود، می‌توان تضمین کرد شبکه درست آموزش خواهد دید. به عبارت دیگر بخش اعظم یادگیری مناسب شبکه، تنظیم مناسب بردار وزن بین لایه-های شبکه است [۶۲]. در شکل (۳-۷) یک نرون نشان داده شده است که این نکته را نشان می‌دهد؛ هر نرون دارای یک بردار وزن به ازای هر ورودی است.



شکل ۳-۷: وزن‌های تعیین شده برای هر ورودی در یک نرون

۳-۳-۵-۲ بایاس

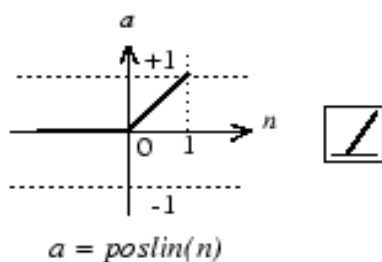
بایاس پارامتر دیگری است که به عنوان یک عدد با مقدار ثابت ۱، به محاسبات نرونی اضافه می‌شود. بایاس نسبت به بردار وزن، اثر کمتری در آموزش مناسب شبکه دارد. تنظیم درست و مناسب بردار وزن و بایاس، باعث بوجود آمدن شبکه قوی و صحیح خواهد شد. شکل (۳-۸) نشان‌دهنده ورود پارامتر بایاس به محاسبات نرونی می‌باشد.



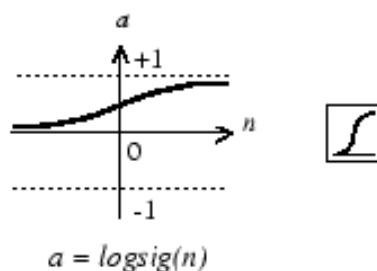
شکل ۳-۸: نحوه ورود بایاس به محاسبات نرونی

۳-۳-۵-۳ تابع انتقال

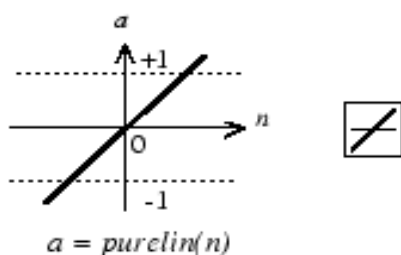
این تابع می‌تواند خطی یا غیرخطی باشد. معمول‌ترین این توابع، سیگموئیدی، تانژانت هیپربولیک و خطی می‌باشند. برخی توابع انتقال مهم در شکل (۳-۹) نشان داده شده است.



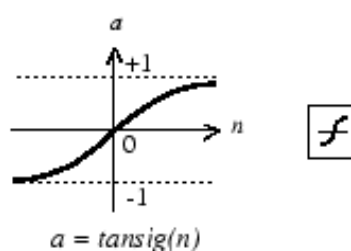
ب.



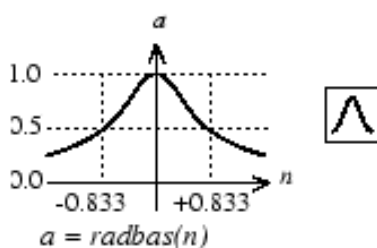
الف.



د.



ج.

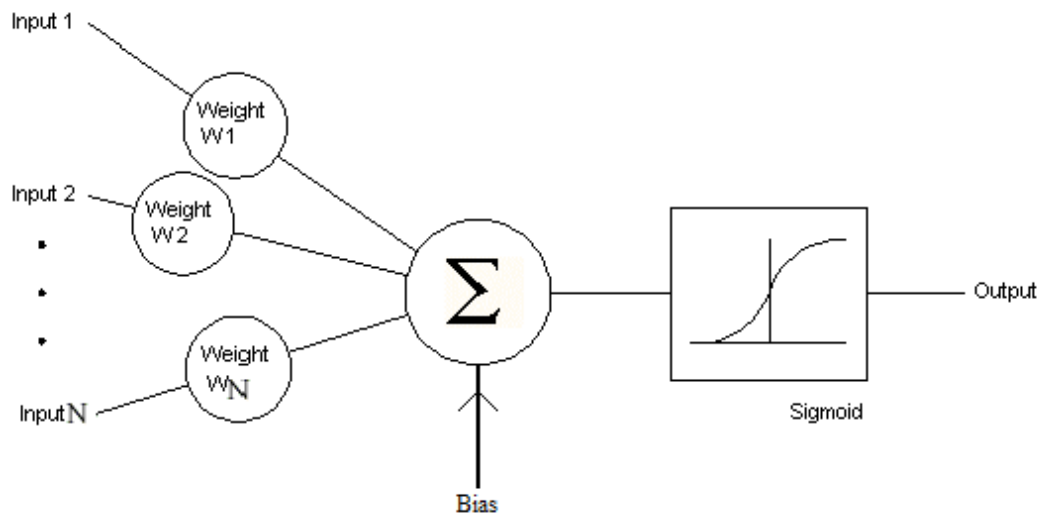


و.

شکل ۳-۹: برخی توابع انتقال مهم، الف. سیگموئید ب. خطی مثبت ج. تانژانت سیگموئید د. خطی و. گوسین [۷۰]

توابع انتقال بر اساس نوع مساله‌ای که قرار است با شبکه عصبی حل شود، انتخاب می‌شوند. 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 غیرخطی مانند سیگموئیدی برای نرون‌های لایه پنهان و از تابع خطی برای لایه خروجی استفاده شود هدف از استفاده از یک تابع غیرخطی، محدود کردن خروجی در یک باند مشخص است. توابع محرک درون هر نرون وجود دارند و بر روی ورودی‌های نرون اثر محاسباتی می‌گذارد [۶۲].

شکل (۳-۱۰) نشان دهنده یک نمونه کامل در محاسبات نرونی به وسیله پارامترهای وزن، بایاس و تابع انتقال می‌باشد.



شکل ۳-۱۰: محاسبات نرونی با پارامترهای وزن، بایاس و تابع انتقال سیگموئید [۶۲].

همان‌طور که عنوان گردید، شبکه پرسپترون چند لایه از قاعده آموزش پس انتشار خطا استفاده می‌کند. این الگوریتم به توابع غیرخطی نیاز دارد که بطور پیوسته مشتق‌پذیر باشند. تابع سیگموئید دارای ویژگی‌های خوبی به منظور استفاده در نرون‌های غیرخطی می‌باشد. از مهمترین این ویژگی‌ها، سادگی و مشتق‌پذیر بودن آن و نرمال‌سازی داده‌ها بین ۰ و ۱ است. این تابع طبق رابطه زیر تعریف می‌شود [۶۲]:

$$Sigmoid = \frac{1}{1 + e^{-cn}} \quad (۳-۸)$$

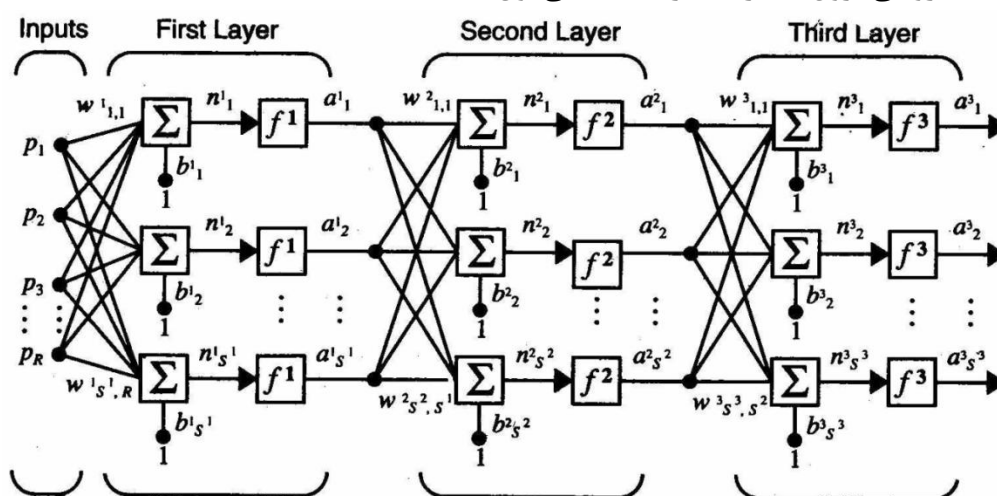
۳-۳-۴ محاسبات نرونی

انجام محاسبات ماتریسی مبتنی بر بردارهای وزن و مقادیر بایاس تحت اثر توابع انتقال، تعریف کلی و ساده‌ای از محاسبات نرونی در شبکه‌های عصبی است [۶۲]. با توجه به شکل (۳-۱۱) نحوه محاسبات توضیح داده می‌شود.

ابتدا نمادهای موجود در شکل تشریح می‌شود:

- R: تعداد ورودی‌ها

- P : ورودی
- P_R : ورودی شماره R ام.
- $w_{1,2}^1$: بردار وزن مربوط به لایه مخفی اول بین نرون شماره ۱ و ورودی شماره ۲
- S : تعداد نرون‌ها
- S^1 : تعداد نرون‌های موجود در لایه مخفی اول
- $b_{1,2}^1$: بایاس مربوط به لایه مخفی اول و نرون شماره ۲
- $n_{1,2}^1$: خروجی نرون شماره ۲ در لایه مخفی اول
- f^1 : تابع محرک یا تابع انتقال موجود در لایه مخفی اول
- $a_{1,2}^1$: خروجی نرون شماره ۲ در لایه مخفی اول



شکل ۳-۱۱: نحوه ارتباط نرون‌ها با یکدیگر در حالت‌های بین‌لایه‌ای و درون‌لایه‌ای و بردارهای وزن و بایاس آنها

زمانی که ورودی‌ها به شبکه اعمال شوند، محاسبات شروع شده و این فرآیند طبق روابط زیر انجام می‌شود [۶۲]. لازم به ذکر است تمامی ضرب‌ها، ضرب ماتریسی می‌باشند.

$$a^1 = f^1(w^1 \times p + b^1) \quad (۹-۳)$$

$$a^2 = f^2(w^2 \times a^1 + b^2) \quad (۱۰-۳)$$

$$a^3 = f^3(w^3 \times a^2 + b^3) \quad (۱۱-۳)$$

با توجه به روابط فوق، رابطه کلی برای خروجی شبکه شکل ۳-۱۱ مطابق رابطه زیر خواهد بود [۶۲]:

$$a^3 = f^3 \left(w^3 \times f^2 \left(w^2 \times f^1 \left(w^1 \times p + b^1 \right) + b^2 \right) + b^3 \right) \quad (۱۲-۳)$$

روابط فوق نحوه محاسبه بردار خروجی شبکه‌های MLP را نشان می‌دهد.

۳-۳-۶ الگوریتم آموزشی پس انتشار خطا^۱

بردارهای ورودی به MLP اعمال می‌شوند و تاثیرات آن از طریق لایه‌های میانی به لایه‌های خروجی انتشار می‌یابد. بردار خروجی تشکیل شده و در لایه خروجی، پاسخ واقعی MLP ساخته خواهد شد. در این مسیر، پارامترهای شبکه ثابت در نظر گرفته می‌شوند و تغییری نمی‌کنند [۵۸]. منظور از پارامترهای شبکه، بردارهای وزن و بایاس است که در شروع آموزش، مقادیر تصادفی دارند. اگرچه می‌توان مقادیر اولیه بردارهای وزن و بایاس را به شبکه به طور دلخواه اعمال کرد. مسیر دوم، به مسیر برگشت^۲ موسوم است. این مسیر وظیفه تغییر و تنظیم پارامترهای شبکه را بر عهده دارد که میزان این تغییرات که به نوعی سعی در اصلاح شبکه دارند، متناسب با میزان خطایی است که پاسخ شبکه با پاسخ‌های واقعی دارد و این مقدار پس از محاسبه، در مسیر برگشت از لایه خروجی و از طریق لایه‌های شبکه در کل شبکه توزیع می‌گردد. چون این توزیع در خلاف مسیر ارتباطات وزنی سیناپس‌ها صورت می‌گیرد، کلمه پس انتشار خطا جهت توضیح اصلاح رفتاری شبکه انتخاب شده است [۵۸].

در محیط نرم افزار MATLAB برای آموزش شبکه‌ها با استفاده از الگوریتم پس انتشار خطا، ۱۳ تابع مختلف طراحی شده است. در همه این توابع از گرادیان تابع عملکرد که در شبکه‌های پیش‌رو، معمولاً میانگین مربعات خطا (Mean square error یا بطور خلاصه MSE) در نظر گرفته می‌شود، استفاده شده تا با تصحیح پارامترها، تابع عملکرد کمینه شود. این توابع عبارتند از: تابع پس انتشار تفریق گرادیان (Traingd)، تابع پس انتشار خطای تفریق گرادیان باتکانه (Traingdm)، تابع پس انتشار خطا با سرعت یادگیری متغیر (Traingda)، تابع پس انتشار خطا با سرعت یادگیری متغیر و با

^۱ Error back propagation algorithm

^۲ Backward Path

تکانه (Traingdx)، تابع پس انتشار خطای بهبودپذیر (Trainrp)، تابع گرادیان مزدوج فلچر-ریویس (Traincgf)، تابع گرادیان مزدوج پولک-ریبیر (Traincgp)، تابع گرادیان مزدوج مقیاسی (Trainscg)، تابع شبه نیوتنی بی اف جی اس (Trainbfg)، تابع شبه نیوتنی متقاطع یک مرحله‌ای (Trainoss)، تابع لونبرگ-مارکوارت (Trainlm) و تابع مرتب‌سازی بیزین (Trainbr).
Traingd و Traingdm کندترین توابع هستند. Traingda و Traingdx نیز که از سرعت آموزش متغیر استفاده می‌کنند کند هستند.

بعضی از این توابع در شرایط و مسائل معینی بهتر عمل می‌کنند. به طور کلی، وقتی که مساله تخمین مقدار یک تابع هست و شبکه زیاد بزرگ نیست (مثلا تعداد پارامترهای شبکه ۲۰۰ یا ۳۰۰ باشد)، تابع آموزش Trainlm از همه توابع سریع‌تر همگرا می‌شود. همچنین در بسیاری مواقع Trainlm از هر تابع دیگری، میانگین مربعات خطای کمتری به دست می‌دهد. این ویژگی در حالتی که آموزش بسیار دقیق مطلوب باشد، قابل توجه است. به هر حال، وقتی که تعداد پارامترهای شبکه افزایش می‌یابد، قابلیت این تابع کاهش پیدا می‌کند. به طوری کلی در مسائل تشخیص الگو، کارایی Trainlm کم است. حافظه‌ای که این تابع در حین عملیات به کار می‌گیرد، نسبت به سایر روش‌ها بیشتر است. تدابیری برای کاهش حجم این حافظه اندیشیده شده است اما استفاده از آن‌ها زمان اجرا را افزایش می‌دهد.

در مسائل تشخیص الگو، تابع Trainrp سریع‌ترین الگوریتم است، اگرچه در تخمین مقدار یک تابع کارکرد خوبی ندارد. در مقایسه با دیگر توابع، حافظه نسبتاً کمتری برای انجام عملیات به کار می‌برد. اگر دقت مطلوب در مساله بیشتر شود، مزیت آن نسبت به دیگر توابع کاهش می‌یابد.

توابع گرادیان مزدوج، به ویژه Trainscg، در مسائل گوناگون اعم از تخمین تابع و تشخیص الگو به خصوص در مواردی که شبکه بزرگ است و پارامترهای زیادی دارد، کارایی مناسبی دارند. در تخمین توابع، سرعتی در حدود Trainlm دارد و حتی برای شبکه‌های بزرگ، سریع‌تر همگرا می‌شود و در مسائل تشخیص الگو، قابلیتی مانند Trainrp دارد با این برتری که با افزایش دقت مطلوب، کاراییش به

اندازه Trainrp افت نمی‌کند. الگوریتم‌های گرادیان مزدوج در حل مسائل، حافظه متوسطی بکار می‌گیرند.

قابلیت Trainbfg مشابه Trainlm است ولی نسبت به آن حافظه‌ی کمتری نیاز دارد. با افزایش اندازه‌ی شبکه، محاسبات آن بطور مضاعفی افزایش می‌یابد. تابع آموزش Trainbr، در آموزش شبکه‌ها به روش مرتب‌سازی استفاده می‌شود و پارامتر مرتب‌سازی بهینه را بطور اتوماتیک تعیین می‌کند [۷۱].

در این پژوهش برای حل شبکه از تابع لونبرگ_مارکوارت استفاده شده است.

۳-۴ زمین آمار

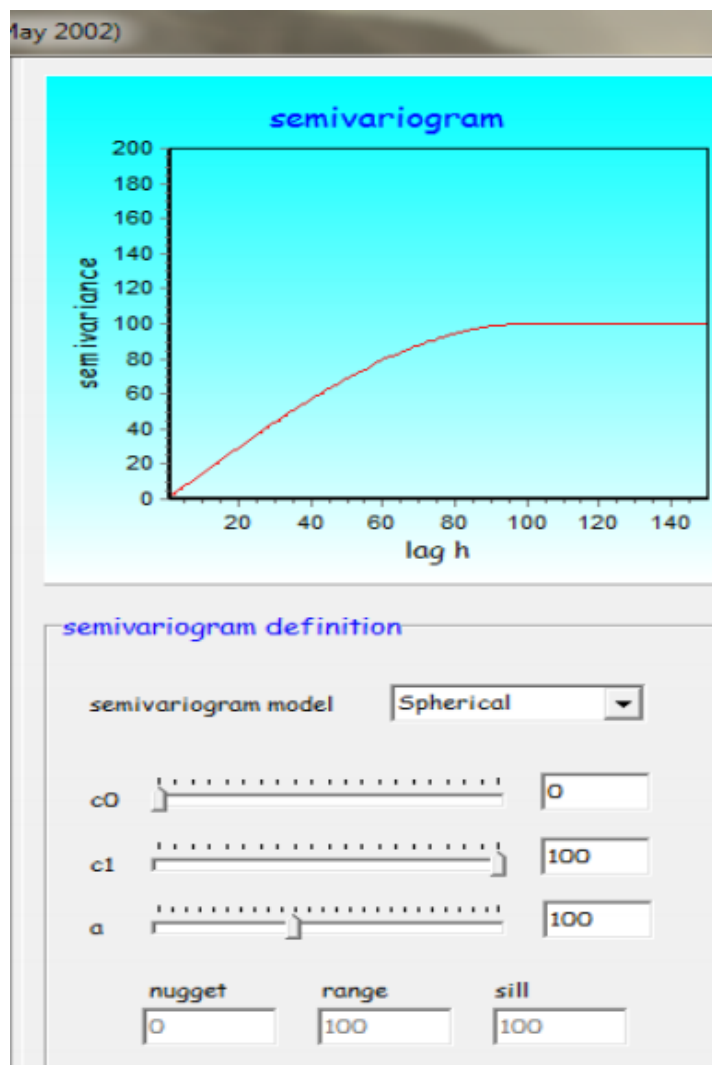
تحلیل زمین‌آماري داده‌ها ابزاری است که ارتباط فضایی بین هر کمیت در نقاط مختلف یک مخزن را بررسی می‌کند، در واقع میزان همبستگی بین داده‌ها را نشان می‌دهد. کمیت‌ها را می‌توان به کمک تجربه و تحلیل شباهت‌ها و تفاوت‌های بین مقدار نقاط مختلف یک مخزن که به فاصله h از هم قرار دارند بررسی کرد. در زمین آمار توزیع کمیت مورد مطالعه از یک تابع تصادفی تبعیت می‌کند که این تابع دارای ضابطه‌ای مستقل از مکان بوده اما موقعیت فضایی داده‌ها نسبت به هم را در نظر می‌گیرد. به این ترتیب همبستگی بین نمونه‌ها به عنوان تابعی از فاصله بین نمونه‌ها در نظر گرفته می‌شود و به این ترتیب این تابعیت در قالب یک رابطه ریاضی به نام واریوگرام ارائه می‌گردد که فرمول آن به شکل زیر می‌باشد [۳۰].

$$2 \times \gamma(H) = \frac{1}{N(H)} \sum_{I=1}^{N(H)} [Z(X) - Z(X + H)] \quad (۳-۱۳)$$

که طبق رابطه بالا:

$\gamma(H)$ واریانس افزایش فواصل، H فاصله بین جفت نقاط، $N(H)$ تعداد جفت نقاط و $Z(X_i)$ مقدار داده‌ها برای هر گام است.

تابع فوق یک تابع برداری است به بیان دیگر در این رابطه، فاصله و جهت یافتگی این فاصله نقش دارد. مقدار تابع بیانگر آن است که در امتدادهای مختلف، متوسط مقادیر چگونه نسبت به فاصله تغییر می‌کند. در شکل ۳-۱۲ نمودار واریوگرام به همراه پارامترهای آن نشان داده شده است.



شکل ۳-۱۲ نمودار و پارامترهای واریوگرام

پارامترهای اصلی واریوگرام با توجه به شکل بالا شامل:

Lag h: اختلاف فاصله بین دو نقطه در مخزن.

Sill: حداکثر درجه عدم همبستگی که از آن به عنوان واریانس کل نام می‌برند.

Nugget: عرض از مبدا منحنی واریوگرام.

Range: میزان فاصله‌ای که واریوگرام به سقف می‌رسد.

فصل چهارم:

نتایج و بحث

۴-۱ مقدمه

در این فصل نتایج تخمین تخلخل موثر (PHIE) مخزن آسماری در میدان F به روش‌های شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP)، روش مبتنی بر احتمالات شرطی طبق گراف شبکه بیزی و مدل-سازی تخلخل با استفاده از نرم افزار Petrel که در فصول قبل معرفی شده‌اند، ارائه می‌گردد.

این تحقیق شامل دو بخش است، در بخش اول پس از بررسی ارتباط بین تخلخل و نگارهای پتروفیزیکی و پارامترهای مخزنی-زمین‌شناسی، نگارهای مفید و موثر برای مدل‌سازی تخلخل انتخاب خواهد شد و در بخش دوم روش‌های مدل‌سازی بر روی پارامترهای موثر اعمال می‌گردد.

در این تحقیق کلیه برنامه‌های مورد استفاده برای روش شبکه بیزی، شبکه عصبی MLP و ماتریس ضریب همبستگی در محیط نرم افزار متلب تهیه شده است. همچنین نتایج مربوط به روش-های تحلیل مولفه‌های اصلی و تحلیل خوشه‌ای از نرم افزار SPSS بدست آمده است.

۴-۲ اطلاعات آماری داده‌ها

برخی از اطلاعات آماری نگارهای پتروفیزیکی و مقادیر میانگین تخلخل موثر در چاه‌ها به ترتیب در جدول ۴-۱ و جدول ۴-۲ ارائه شده است.

جدول ۴-۱: اطلاعات آماری داده‌ها

نوع نگار	تعداد	مینیمم	ماکزیمم	متوسط	انحراف معیار
PHIE	7912	0.00	0.22	0.10	0.04
CALCITE	7912	0.00	0.93	0.16	0.24
DOLOMITE	7912	0.00	0.99	0.72	0.26
SWE	7912	0.00	1	0.72	0.21
DT	7912	48.84	104.26	61.44	6.52
GR	7912	7.09	99.97	23.28	9.56
LLD	7912	0.47	112.58	6.44	8.03
NPHI	7912	0.00	0.32	0.16	0.053
DRHO	7912	-0.3	0.35	0.018	0.04
RHOB	7912	2.07	2.95	2.61	0.12
CALI	7912	8.14	14.73	8.79	0.64

جدول ۴-۲: عمق سر سازند محدوده مورد مطالعه، مقادیر متوسط تخلخل موثر در چاه‌ها.

نام اختصاری چاه	سر سازند آسماری (متر)	سر سازند پایده (متر)	میانگین تخلخل (%)
F-1	2388	2515	12
F-2	2404	2524	11
F-3	2406	2530	9
F-4	2387	2512	11
F-5	2398	2524	9
F-6	2472	2599	8
F-7	2373	2480	8

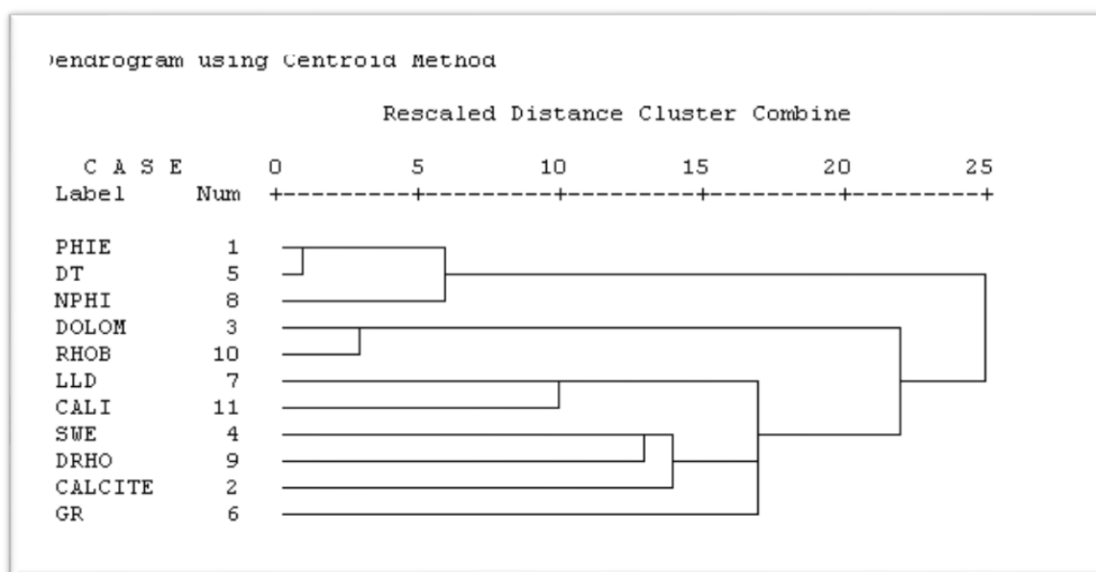
۳-۴ انتخاب پارامترهای موثر بر تخلخل در چاه‌های مورد مطالعه

استفاده از تمامی متغیرهای در دسترس به عنوان ورودی روش‌های مدل‌سازی، نه تنها راندمان محاسباتی را کاهش می‌دهد، بلکه بهینه کردن مدل را نیز مشکل می‌کند. بنابراین استفاده از تمامی پارامترها به عنوان متغیرهای ورودی مدل ایده خوبی نخواهد بود. در این پژوهش از روش‌های تحلیل چند متغیره و روش شبکه بیزی که وابستگی متغیرها را نشان می‌دهند، برای بررسی ارتباط بین تخلخل موثر و نگارهای پتروفیزیکی استفاده می‌شود و در نهایت متغیرهایی که بیشترین تاثیر را در برآورد تخلخل دارند به عنوان ورودی مدل‌های تخمین‌گر استفاده شده‌اند.

بدین ترتیب که در مرحله‌ی اول برای شناسایی متغیرهای ورودی الگوریتم k_2 ، از ماتریس ضریب همبستگی، نمودار دندروگرام و جدول تحلیل مولفه‌های اصلی داده‌های همه چاه‌ها که به ترتیب طبق جدول ۴-۳، شکل ۴-۱ و جدول ۴-۴ استفاده شده است.

جدول ۴-۳: ضرایب همبستگی میان متغیرها

	PHIE										
PHIE	1	CALCITE									
CALCITE	-0.003	1	DOLOM								
DOLOM	-0.148	-0.950	1	SWE							
SWE	-0.442	0.133	-0.089	1	DT						
DT	0.706	0.206	-0.411	-0.185	1	GR					
GR	-0.088	-0.144	-0.045	0.122	0.263	1	LLD				
LLD	-0.122	0.066	0.045	-0.205	-0.415	-0.122	1	NPHI			
NPHI	0.656	-0.134	-0.028	-0.372	0.587	0.235	-0.334	1	DRHO		
DRHO	-0.186	0.128	-0.104	0.141	-0.198	0.034	0.081	-0.242	1	RHOB	
RHOB	-0.749	-0.407	0.573	0.253	-0.712	-0.091	0.364	-0.523	-0.045	1	CALI
CALI	-0.165	0.067	-0.082	-0.095	-0.126	0.137	0.280	-0.066	0.254	-0.051	1



شکل ۴-۱: دندروگرام داده‌های کلیه چاه‌های منطقه مورد مطالعه

جدول ۴-۴: جدول مولفه‌های اصلی بعد از چرخش وریمکس

Rotated Component Matrix ^a				
	Component			
	1	2	3	4
PHIE	.877	-.061	-.261	-.152
CALCITE	-.009	-.973	.048	-.027
DOLOM	-.209	.940	-.125	-.076
SWE	-.472	-.190	-.065	.749
DT	.834	-.247	-.068	.193
GR	.265	.220	.546	.579
LLD	-.459	-.011	.345	-.603
NPHI	.842	.188	-.014	.000
DRHO	-.212	-.202	.523	.095
RHOB	-.796	.476	-.069	.000
CALI	-.030	-.035	.806	-.238

Extraction Method: Principal Component Analysis.
Rotation Method: Varimax with Kaiser Normalization.
a. Rotation converged in 10 iterations.

با توجه به این سه روش متغیرهایی که ضریب همبستگی بالاتری با تخلخل موثر و برازش کمتری بایکدیگر داشته‌اند استخراج شدند. در جدول ۴-۵ نتایج ارزیابی روش‌های ذکر شده آورده شده است.

جدول ۴-۵: نگارهای منتخب بر اساس روش‌های تحلیل چند متغیره در چاه‌های مورد مطالعه

نگارهای پتروفیزیکی	روش
DT, NPHI, RHOB, SWE	ضریب همبستگی
DT, NPHI	دندروگرام
DT, NPHI, RHOB, SWE	تحلیل مولفه‌های اصلی

با توجه به مقایسه نتایج سه روش و دانش زمین‌شناسی متغیرهای منتخب در مرحله اول عبارت‌انداز:

GR, DOLOM, RHOB, NPHI, DT, SWE.

در مرحله بعد بر روی متغیرهای منتخب در مرحله اول، الگوریتم K2 بر روی داده‌های تک تک چاه‌ها و داده‌های کل چاه‌ها اجرا شده است. در وارد کردن متغیرها به شبکه بیزی، بایستی ترتیب علت و معلولی متغیرها حفظ شود.

در این تحقیق، جایگشت « $GR \rightarrow DOLOM \rightarrow DT \rightarrow NPHI \rightarrow RHOB \rightarrow PHIE \rightarrow SWE$ » برای ورود به الگوریتم انتخاب شده است.

دلایل زمین‌شناسی و ریاضی این انتخاب به شرح زیر هستند:

الف) با توجه به اطلاعات موجود در رابطه با سنگ مخزن مورد مطالعه، درصد بالایی از حجم سنگ را کانی‌های کربناته از جمله دولومیت تشکیل می‌دهد (طی بررسی که روی داده‌ها صورت گرفت نیز این ادعا ثابت شده است) و از طرفی حجم کل سنگ برابر است با حجم کل خمیره به علاوه حجم فضای خالی در سنگ. بنابراین درصد شیل بر روی درصد خمیره سنگ تاثیرگذار خواهد بود (که نگار گاما در رابطه مستقیم با درصد شیل است).

ب) تاثیرگذاری درصد دولومیت روی نگار صوتی: کانی دولومیت بخش زیادی از خمیره سنگ را تشکیل می‌دهد و هرچه درصد خمیره سنگ بیشتر باشد، زمان سیر موج صوتی در سنگ افزایش می‌یابد.

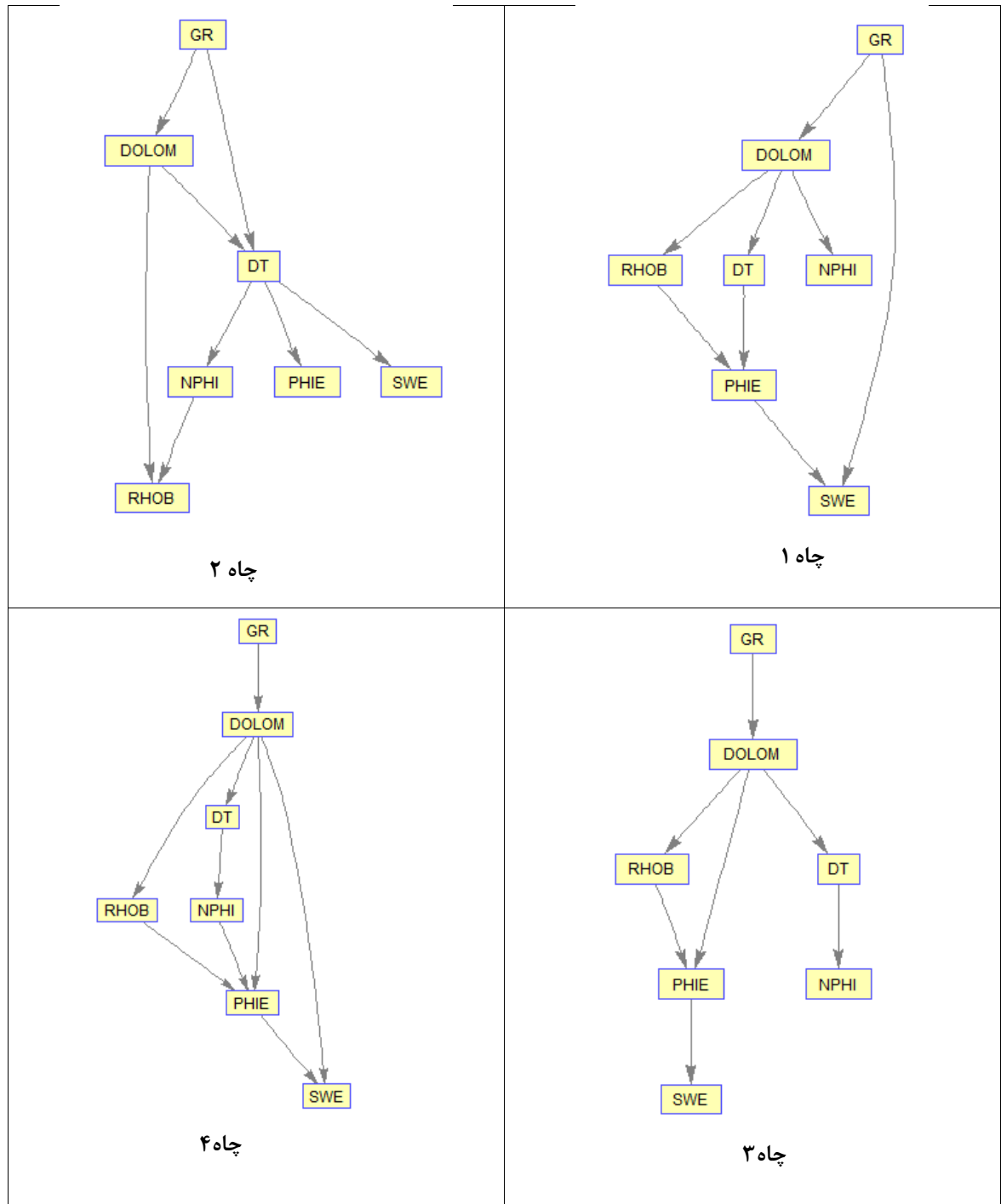
ج) تاثیر مقادیر نگار صوتی روی نگار نوترون: نگار صوتی تخلخل اولیه سنگ را اندازه می‌گیرد و روی مقادیر نگار نوترون که تخلخل کل را اندازه می‌گیرد تاثیر می‌گذارد.

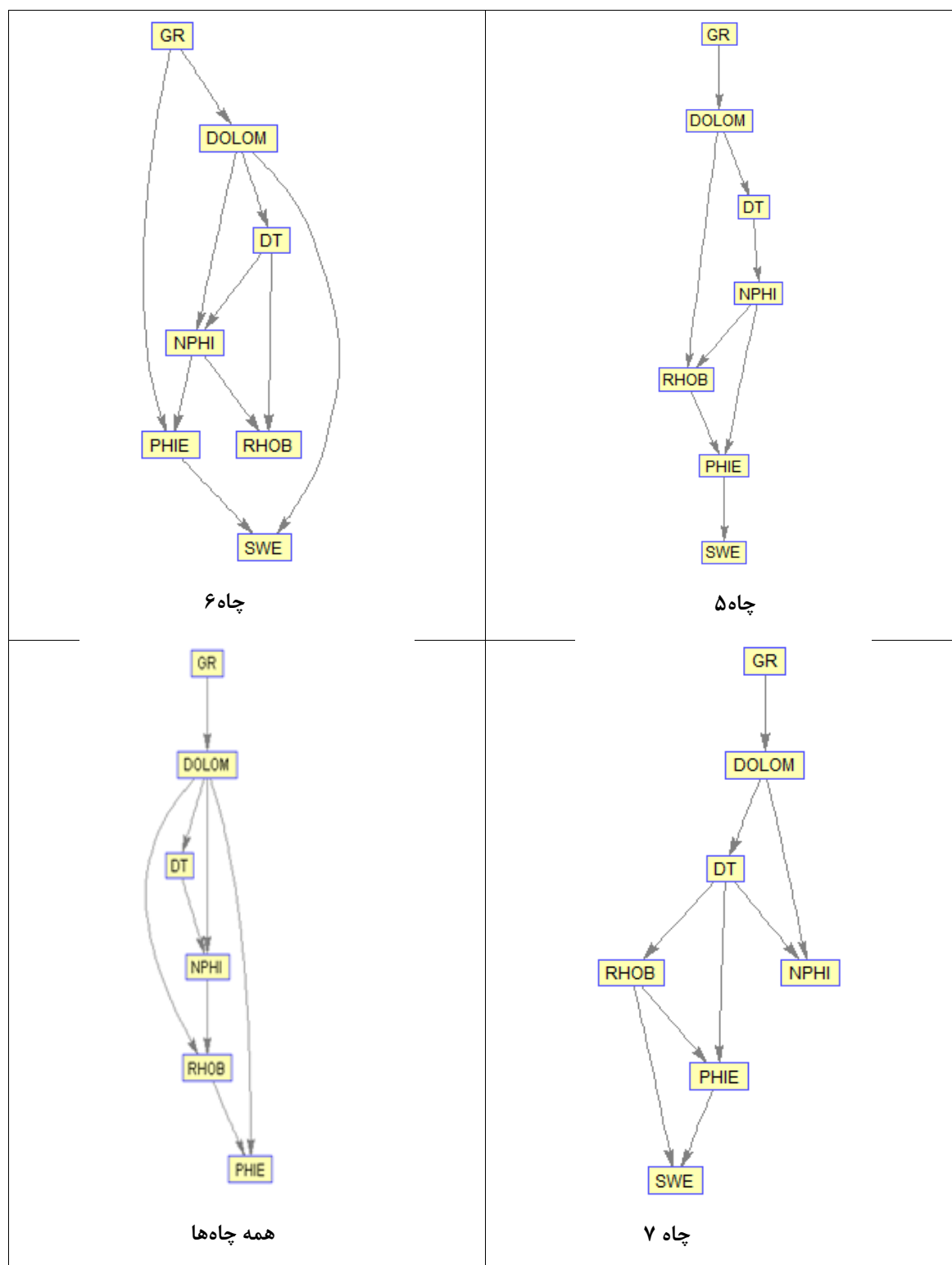
د) تاثیر مقادیر نگار نوترون روی نگار چگالی: هرچه تخلخل سنگ بیشتر باشد چگالی سنگ کمتر است و نگار RHOB که چگالی سنگ را اندازه می‌گیرد مقادیر کمتری را نشان خواهد داد.

و) تاثیر چگالی روی نگار تخلخل موثر: نگار RHOB چگالی سنگ را اندازه می‌گیرد و هرچه چگالی سنگ افزایش یابد و درصد متریکس سنگ بیشتر شود، تخلخل موثر سنگ کاهش می‌یابد.

۵) هرچه تخلخل بیشتر باشد در نتیجه جایگزینی آب توسط نفت (در مرحله مهاجرت) راحت‌تر انجام می‌شود.

پس از اعمال الگوریتم K2 روی متغیرهای پتروفیزیکی، شبکه بیزی ساخته شده در چاه‌ها در ادامه در (شکل ۴-۲) آمده است.





شکل ۴-۲: شبکه بیزی مربوط به چاه‌ها

طبق شکل ۴-۲ متغیرهای موثر بر تخلخل را می‌توان بدین صورت معرفی نمود:

چاه یک: متغیرهای DT, RHOB, DOLOM, GR روی PHIE تاثیر دارند اما اولویت به طور مساوی با دو متغیر DT و RHOB است.

چاه دو: متغیرهای DT, DOLOM, GR به ترتیب اولویت روی تخلخل تاثیر دارند.

چاه سه: متغیرهای RHOB, DOLOM, GR به ترتیب اولویت روی تخلخل تاثیر دارند.

چاه چهار: متغیرهای NPHI, RHOB, DT, DOLOM, GR روی تخلخل موثراند اما اولویت به طور مساوی با دو متغیر NPHI و RHOB است.

چاه پنج: متغیرهای RHOB, NPHI, DT, DOLOM, GR روی تخلخل موثراند.

چاه شش: متغیرهای NPHI, DT, DOLOM, GR روی تخلخل تاثیر دارند.

چاه ۷: متغیرهای RHOB, DT, DOLOM, GR به ترتیب اولویت روی تخلخل موثراند.

بر اساس کل داده‌ها با حذف نگار SWE به دلیل در اولویت نبودن در اکثر چاه‌ها، متغیرهای RHOB, NPHI, DT, DOLOM, GR به ترتیب روی تخلخل تاثیر دارند.

در نهایت با توجه به شبکه بیزی مربوط به کل چاه‌ها و دانش مخزنی_زمین شناسی، متغیرهای DT, NPHI, RHOB, DOLOM, GR موثرترین پارامترها شناخته شدند.

۴-۴ تخمین تخلخل به کمک شبکه عصبی چندلایه

۴-۴-۱ مراحل ساخت مدل شبکه عصبی

مراحل ساخت یک مدل شبکه عصبی به منظور تخمین عبارتند از: ۱- شناخت متغیرهای ورودی و خروجی ۲- تبدیل مقادیر ورودی و خروجی در بازه صفر و یک یا منفی یک و یک ۳- انتخاب هندسه و ساختار مناسب برای شبکه عصبی ۴- آموزش با داده‌های آموزشی معرف ۵- آزمایش و اعتبارسنجی شبکه با داده‌های مستقل از مجموعه آموزشی.

۴-۴-۲ انتخاب داده‌های آموزشی و آزمون

مجموعه‌ی آموزشی شامل تعدادی از موارد تحقق یافته است که مقادیر جواب هر یک از آن‌ها معلوم است. انتخاب یک مجموعه آموزشی مناسب که دامنه وسیعی از حالات تحقق یافته را دربرگیرد از اهمیت زیادی برخوردار است، زیرا کیفیت عملکرد نهایی شبکه تابع مثال‌های آموزشی بکار رفته در آموزش آن‌ها است، به عبارت دیگر مجموعه داده‌های آموزشی می‌بایستی از تمام دامنه مقادیر متغیرها انتخاب شوند [۳۰].

داده‌های تست و اعتبارسنجی نیز به ترتیب برای بهینه سازی وزن‌ها و بهینه سازی تعداد نرون‌های شبکه بکار می‌روند.

با توجه به اختلاف زیاد ضریب همبستگی نگارهای پتروفیزیکی در چاه‌ها، انتخاب یک چاه به عنوان داده‌های اعتبارسنجی، باعث عدم آموزش شبکه برای تمام دامنه مقادیر متغیرها می‌گردد. بنابراین داده‌های آموزش، تست و اعتبارسنجی به صورت تصادفی و از میان تمام داده‌های چاه‌ها انتخاب گردیده است. در این پژوهش ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش، ۱۵ درصد برای تست و ۱۵ درصد دیگر برای اعتبارسنجی شبکه استفاده شده است.

۴-۴-۳ آماده سازی داده‌های ورودی

در سیستم‌های هوشمند بویژه شبکه‌های عصبی بهترین وضعیت برای تصمیم‌گیری هنگامی است، که داده‌ها نرمالیزه شده باشند (قرار گرفتن تمام مقادیر در بازه بین صفر تا یک یا بازه منفی یک تا مثبت یک). حتی اگر تمام مقادیر برای یک ورودی یا خروجی در دامنه بین صفر و یک باشد، بهتر است که نرمالیزه شوند تا بتواند تمام مقادیر بین صفر و یک را شامل شود [۷۲].

یکی از دلایل نرمالیزه کردن داده‌ها برای شبکه‌های عصبی این است که توابع انتقال (مانند توابع سیگموئید) نمی‌توانند بین مقادیر خیلی بزرگ فرق بگذارند. در واقع مهم‌ترین دلیل نرمالیزه کردن، کمک به عملیات آموزش است. در مطالعه حاضر ورودی‌ها و خروجی‌های شبکه‌های عصبی بین منفی

یک تا مثبت یک نرمالیزه شده اند. پس از ساخت مدل و انجام پیش بینی، باید خروجی بدست آمده از سیستم به مقیاس اصلی برده شود. برای نرمالیزه کردن ورودی‌ها از فرمول زیر استفاده شده است.

$$X_{nor} = 2 \times \left(\frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \right) - 1 \quad (1-4)$$

که در آن X_{min} حداقل مقدار در مجموعه ورودی داده‌های آموزشی و X_{max} حداکثر مقدار در مجموعه ورودی داده‌های آموزشی است.

برای نرمالیزه کردن خروجی‌ها نیز از فرمول زیر استفاده شده است.

$$Y_{nor} = 2 \times \left(\frac{Y - Y_{min}}{Y_{max} - Y_{min}} \right) - 1 \quad (2-4)$$

که در آن Y_{min} حداقل مقدار در مجموعه خروجی داده‌های آموزشی و Y_{max} حداکثر مقدار در مجموعه خروجی داده‌های آموزشی می‌باشد.

۴-۴-۴ تعریف خطا

برای محاسبه خطای شبکه عصبی از فرمول MSE که به صورت زیر بیان می‌گردد، استفاده می‌شود.

$$MSE = \frac{1}{n} (\sum_{i=1}^n y_{actual} - y_{estimated})^2 \quad (3-4)$$

در این رابطه n نشان دهنده تعداد نمونه‌ها، y_{actual} نشان دهنده مقدار خروجی واقعی و $y_{estimated}$ نشان دهنده مقدار خروجی محاسبه شده است.

۴-۴-۵ تخمین مقادیر تخلخل در سازند آسماری با استفاده از شبکه عصبی چند لایه

طبق تحلیل‌های انجام شده در بخش (۳-۴)، نگارهای DT و NPHI دارای بالاترین ضریب همبستگی با مقادیر تخلخل موثر می‌باشند. با توجه به اینکه انتظار می‌رود بیشترین سهم در مدل‌سازی تغییرپذیری‌های تخلخل متعلق به این دو نگار باشد، در مرحله اول آن‌ها به عنوان ورودی شبکه انتخاب گردیدند.

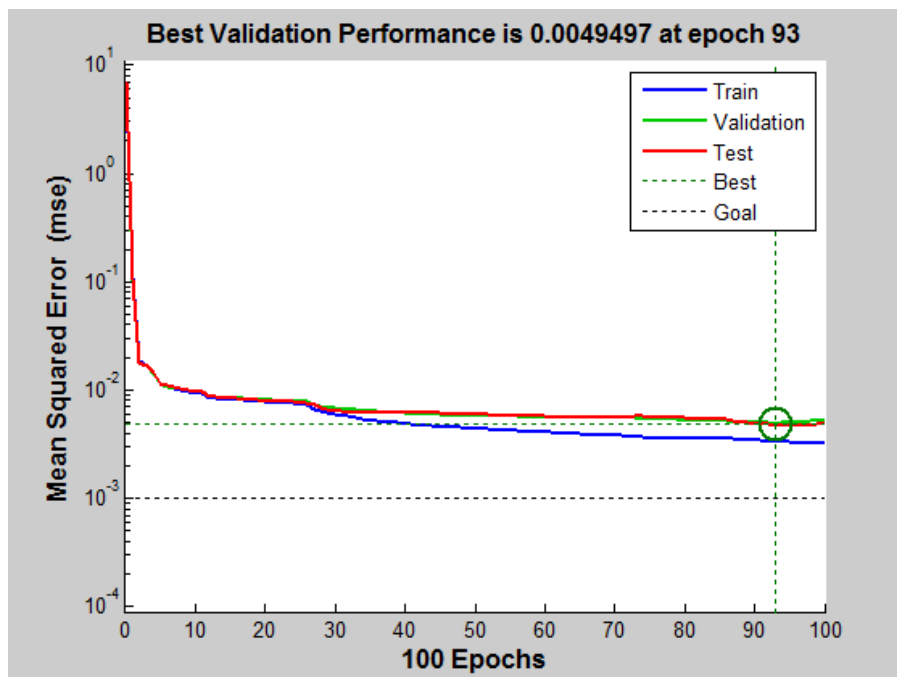
در مرحله بعد نگارهای RHOB, GR, DOLOM به مجموعه ورودی‌ها اضافه شدند و در مرحله آخر تمام نگارها به عنوان ورودی شبکه انتخاب گردیدند. در همه حالات تخلخل موثر به عنوان خروجی شبکه عصبی بوده است.

از الگوریتم بهینه‌سازی لونیگ-مارکوارت به دلیل سرعت همگرایی بالا نسبت به سایر الگوریتم‌های آموزشی و کارکرد خوب در آموزش گروهی شبکه (Batch mode) برای بهینه کردن اوزان شبکه استفاده شده است.

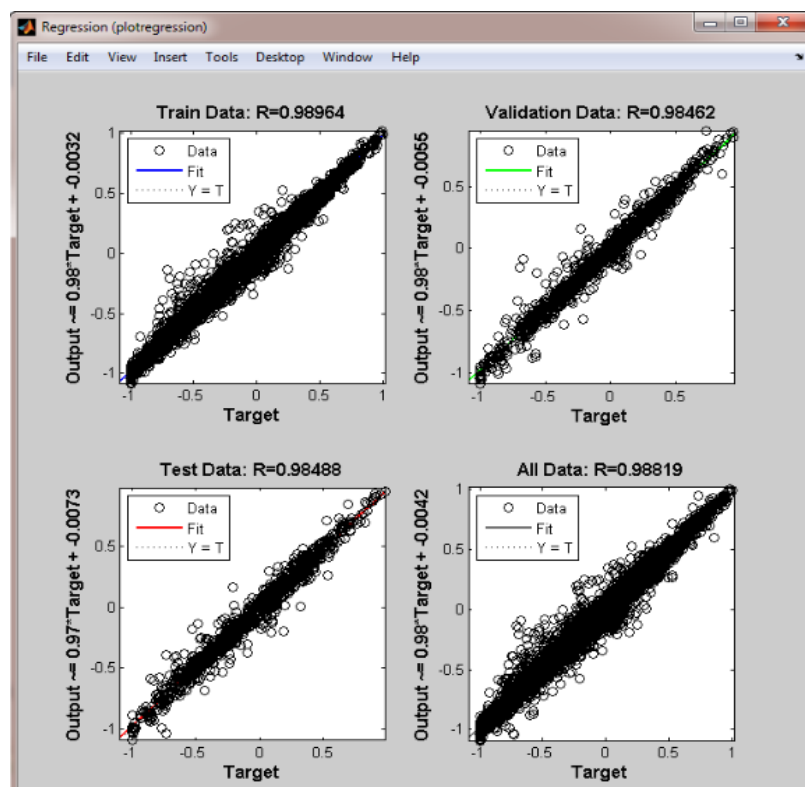
تعداد لایه‌های میانی و تعداد نرون‌های لایه میانی به کمک حلقه for انتخاب گردیده است. توابع انتقال در دو لایه پنهان، تابع تانژانت سیگموئید (tansig) و در لایه خروجی تابع خطی (porelin) در نظر گرفته شد. شرط توقف شبکه افزایش خطای سری اعتبارسنجی بعد از تعداد تکرار خاص بوده است. بهترین پاسخ‌ها از شبکه جلوسو و پس انتشار خطا با دو لایه پنهان و به ترتیب دارای ۱۵ و ۲۰ نرون به دست می‌آید. در جدول ۴-۶ و شکل‌های ۴-۳ تا ۴-۸ نتایج حاصل آورده شده است.

جدول ۴-۶ مقایسه نتایج تخمین میزان تخلخل در شبکه عصبی چند لایه با در نظر گرفتن ورودی‌های متفاوت

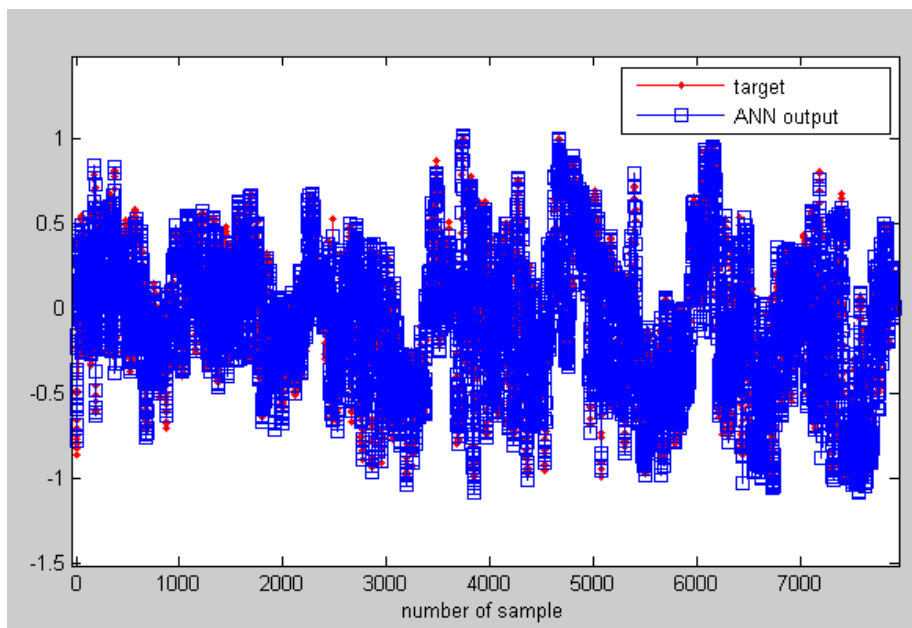
نگارهای ورودی	ضریب رگرسیون داده‌های آموزش	ضریب رگرسیون داده‌های آزمون	ضریب رگرسیون داده‌های اعتبارسنجی	ضریب رگرسیون تمام داده‌ها	MSE
همه	0.989	0.984	0.984	0.988	0.0049
NPHI, DT	0.829	0.831	0.831	0.830	0.051
NPHI,DT,RHOB, DOLOM,GR	0.962	0.956	0.947	0.959	0.016



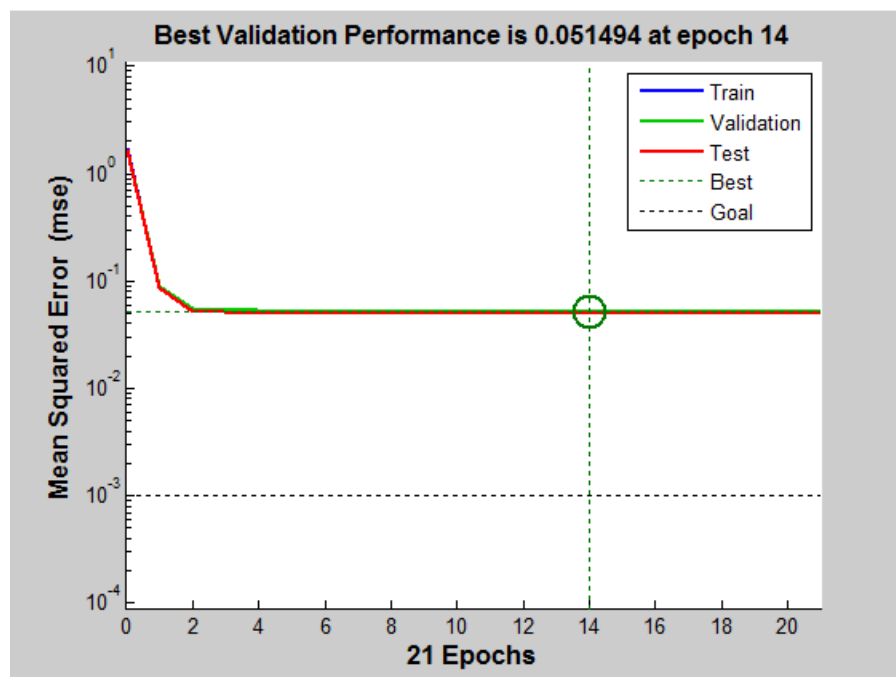
شکل ۳-۴ نمودار تغییرات خطای داده‌های آموزش، آزمون و اعتبارسنجی تخمین تخلخل با کمک شبکه عصبی با استفاده از همه نگارها.



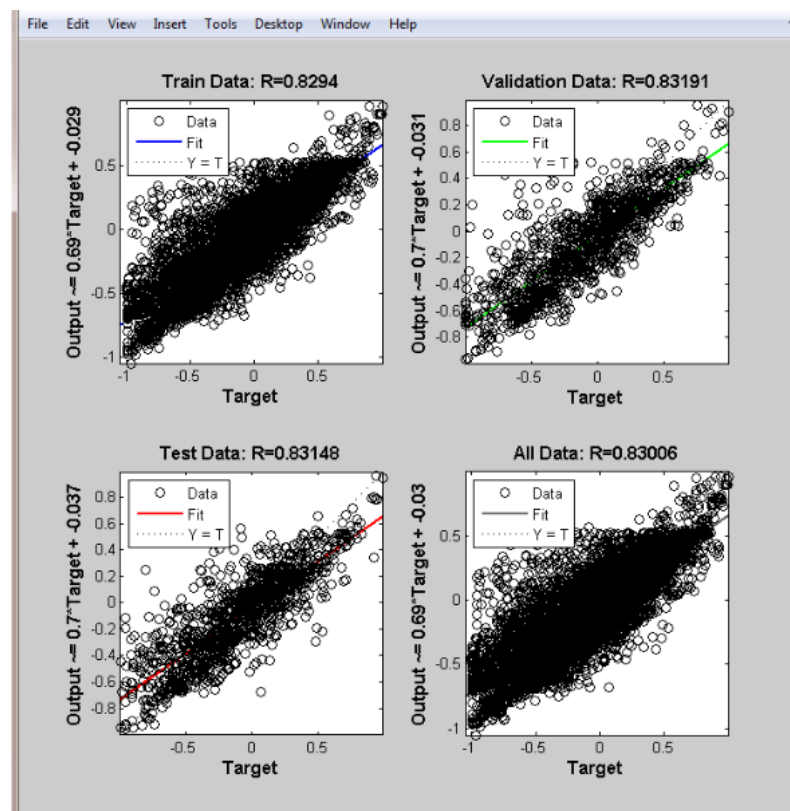
شکل ۴-۴ مقایسه میان مقدار تخمین‌زده با شبکه عصبی و مقدار واقعی با استفاده از همه نگارها.



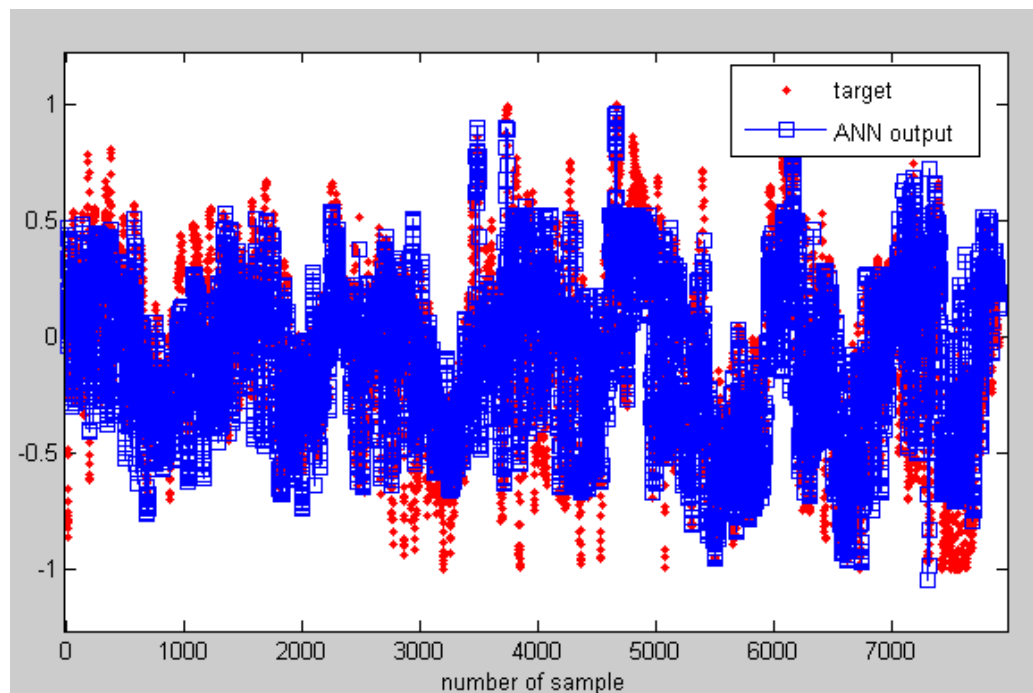
شکل ۴-۵ مقایسه مقادیر تخمین زده و مقادیر واقعی تخلخل برای تمام داده‌های هفت چاه با استفاده از مدل تخمین‌گر شبکه عصبی.



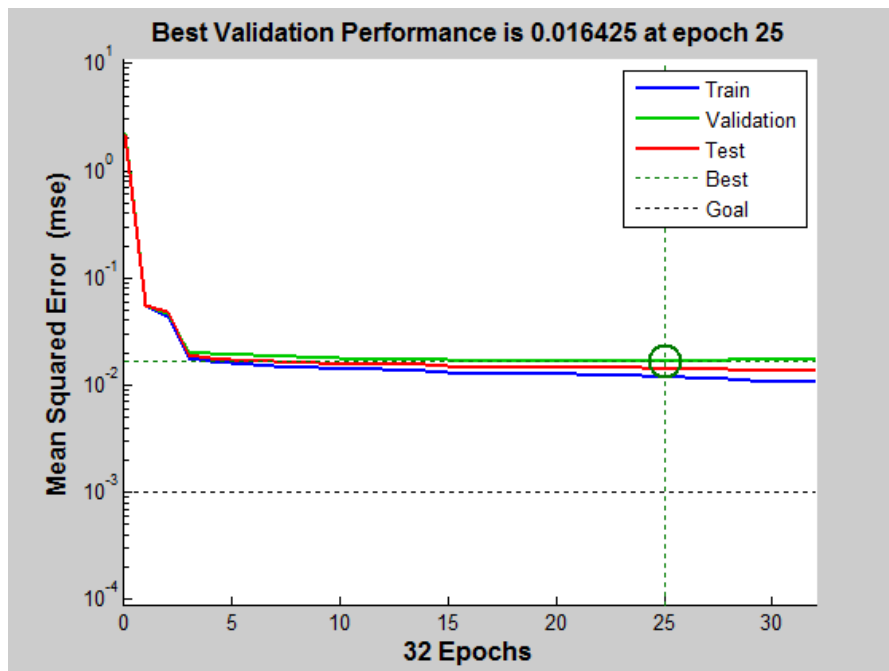
شکل ۴-۶ نمودار تغییرات خطای داده‌های آموزش، آزمون و اعتبارسنجی تخمین تخلخل با کمک شبکه عصبی با استفاده از نگارهای NPHI و DT.



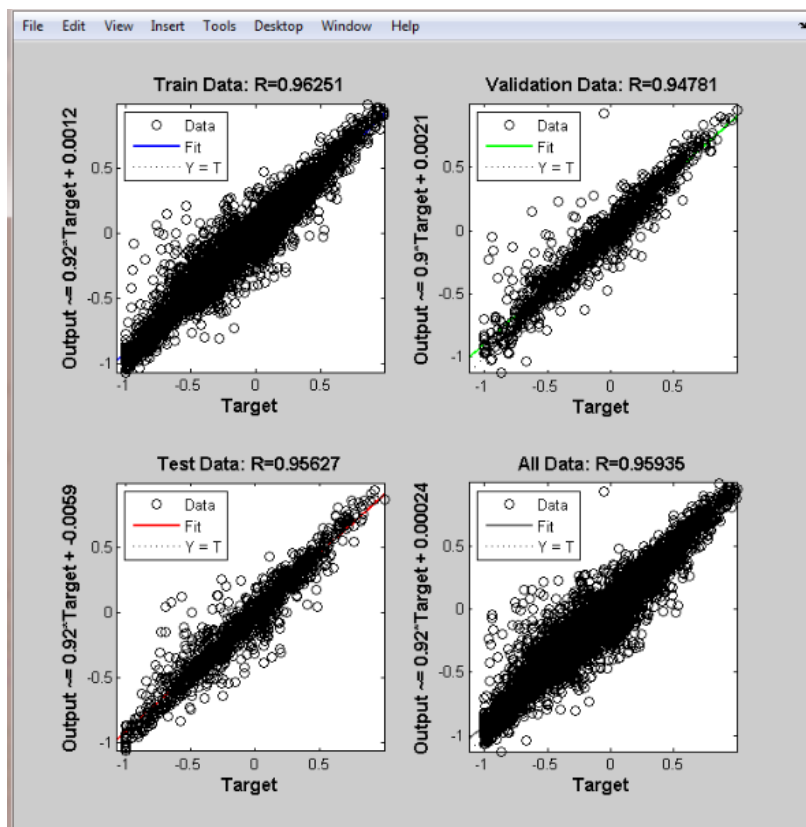
شکل ۴-۷ مقایسه میان مقدار تخمین زده با شبکه عصبی و مقدار واقعی با استفاده از نگارهای NPHI و DT.



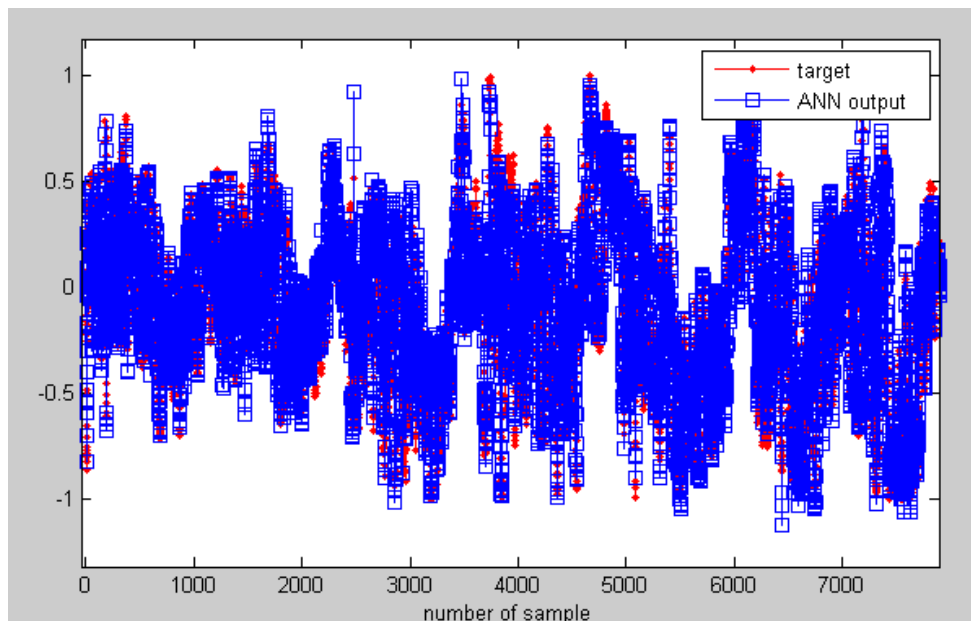
شکل ۴-۸ مقایسه مقادیر تخمین زده و مقادیر واقعی تخلخل برای تمام داده‌های هفت چاه به کمک مدل تخمین گر شبکه عصبی و با استفاده از نگارهای NPHI و DT.



شکل ۴-۹ نمودار تغییرات خطای داده‌های آموزش، آزمون و اعتبارسنجی تخمین تخلخل با کمک شبکه عصبی با استفاده از نگارهای NPHI، DT، RHOB، DOLOM، GR.



شکل ۴-۱۰ مقایسه میان مقدار تخمین‌زده با شبکه عصبی و مقدار واقعی با استفاده از نگارهای NPHI، DT، RHOB، DOLOM و GR.



شکل ۴-۱۱ مقایسه مقادیر تخمین زده و مقادیر واقعی تخلخل برای تمام داده‌های هفت چاه به کمک مدل تخمین گر شبکه عصبی و با استفاده از نگارهای DT، NPHI، RHOB، DOLOM و GR.

با توجه به نتایج بدست آمده، با وجود اینکه بهترین نتیجه مربوط به زمانی است که از تمام داده‌های در دسترس جهت ایجاد مدل استفاده گردد، ولی ظاهراً نگارهای DT، NPHI، RHOB، DOLOM و GR که پیش‌تر به عنوان موثرترین متغیرها شناخته شدند، می‌توانند بخش اعظم تغییرپذیری تخلخل را مدل کنند. مدل حاصل از این چند نگار نیز از دقت و تعمیم‌پذیری کافی برخوردار می‌باشد.

۴-۵ مدل سازی تخلخل براساس احتمالات شرطی بیزین و با استفاده از شبکه عصبی MLP

نظریه احتمالات شرطی بیزین هم مبتنی بر آمار و هم مبتنی بر احتمالات است و در برخی موارد، وارد حوزه‌های هوشمند نیز می‌شود؛ مثل شبکه احتمالاتی بیزین. این نظریه، فرمولی برای محاسبه‌ی احتمال شرطی یک پدیده با در نظر گرفتن رخداد پدیده‌ی دیگر ارائه می‌دهد:

$$P(A|B) = \frac{P(A) \times P(B|A)}{P(B)} \quad (4-4)$$

که در آن، $P(A)$ و $P(B)$ به ترتیب احتمال رخداد پدیده‌های A و B هستند. $P(B|A)$ احتمال رخداد پدیده B به شرط رخ دادن پدیده A و به "دانش اولیه"^۱ معروف است و $P(A|B)$ احتمال رخداد پدیده A ، به شرط رخداد پدیده B است و به "احتمال پسین"^۲ معروف است [۷۳].

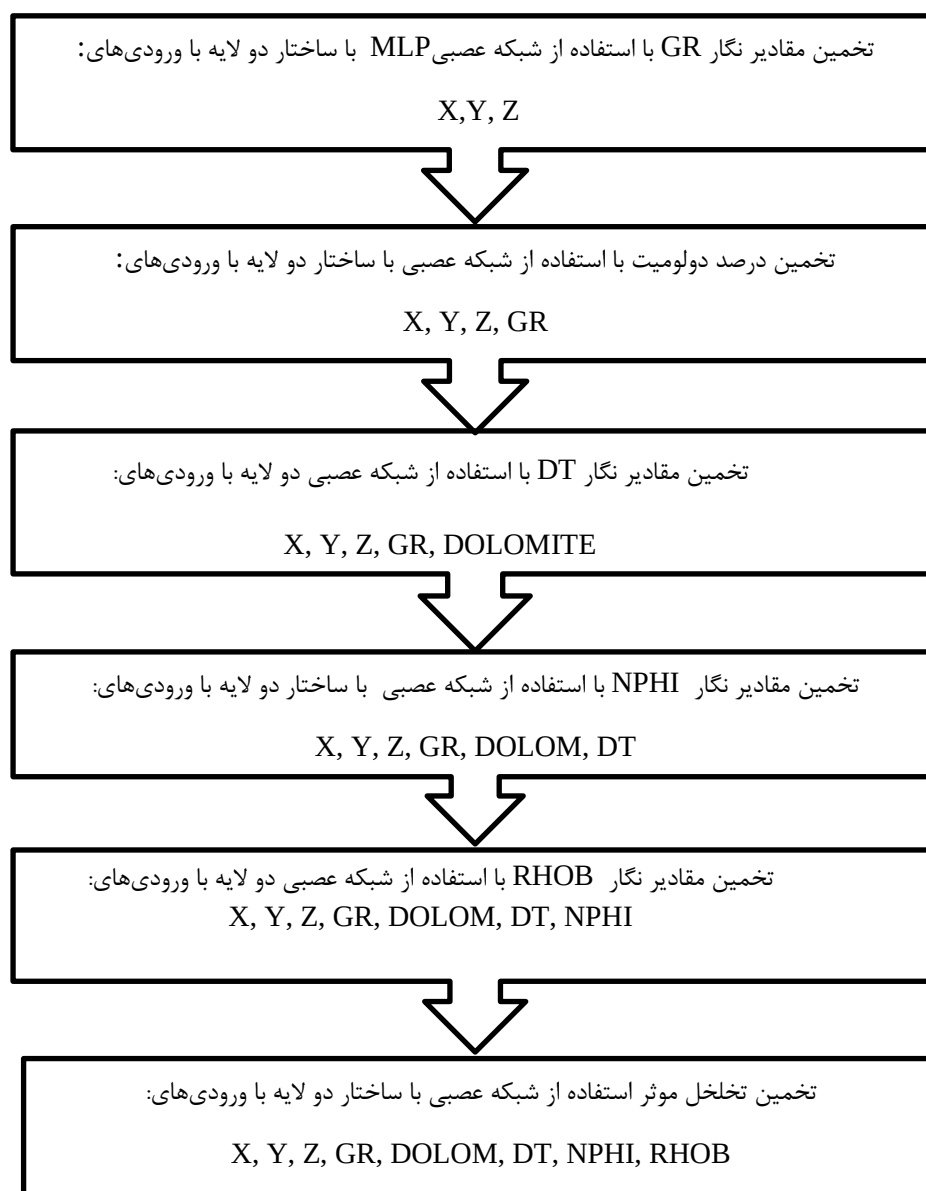
الگوریتم استفاده شده برای مدل‌سازی تخلخل توسط احتمالات شرطی مطابق شبکه بیزی ساخته شده برای داده‌های تمام چاه‌ها در بخش (۳-۴) می‌باشد که این گراف رابطه علت و معلولی متغیرها را مشخص می‌کند و ایده‌ای برای تعیین ترتیب مراحل تخمین به دست می‌دهد.

مراحل مدل‌سازی تخلخل در مخزن با استفاده از شبکه عصبی MLP به صورت زیر می‌باشد:

- مدل‌سازی متغیر اول با استفاده از مختصات نقاط (نمونه‌ها)
 - مدل‌سازی متغیرهای بعدی ضمن شرطی‌سازی نسبت به متغیرهای قبلی
 - مدل‌سازی متغیر هدف (تخلخل موثر)
- مراحل تخمین تخلخل به روش احتمالات شرطی در شکل (۴-۱۲) آمده است.

¹ Priory knowledge

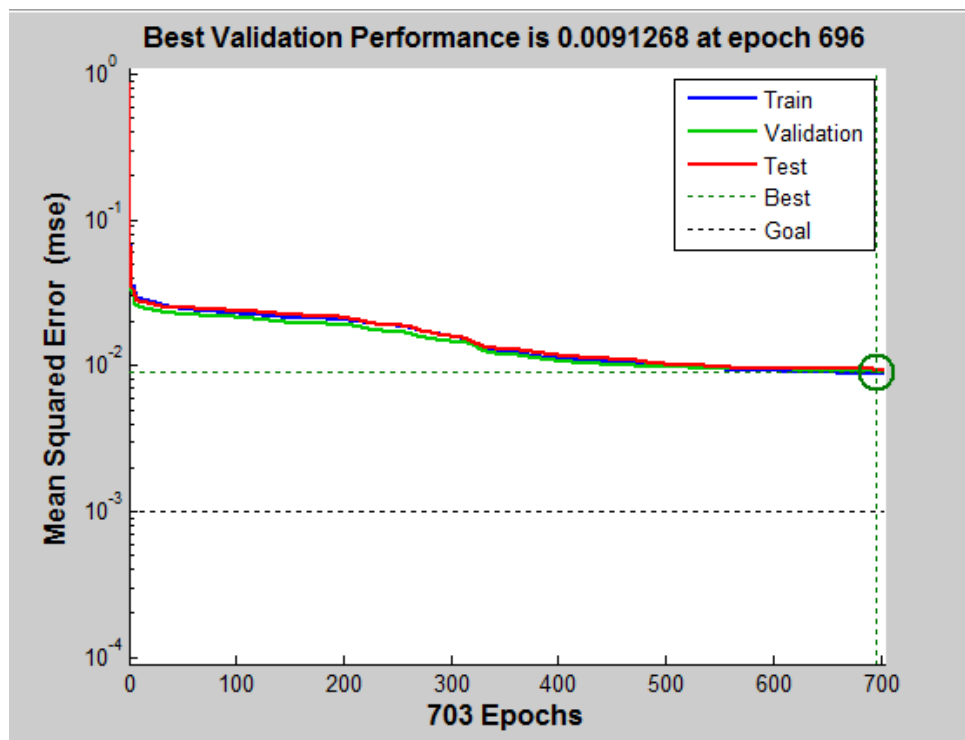
² Posterior probability



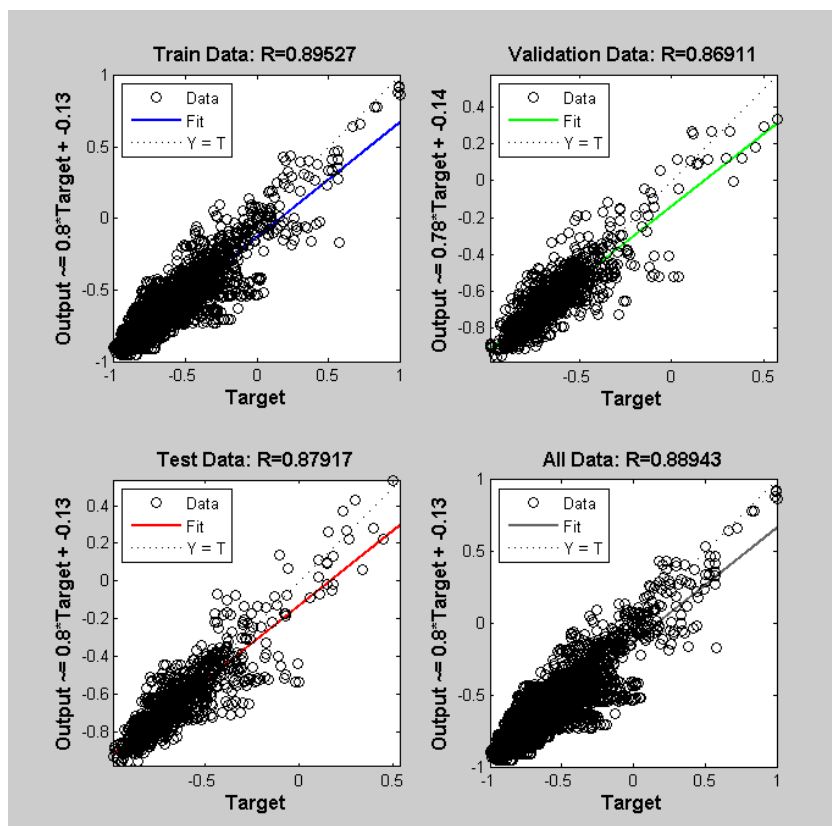
شکل ۴-۱۲ مراحل تخمین تخلخل موثر توسط روش احتمالات شرطی بیزین

در تمامی مراحل مدل طراحی شده بجز مرحله آخر، بهترین نتایج مربوط به شبکه عصبی پیش‌رو و پس انتشار خطا با دو لایه پنهان و به ترتیب دارای ۱۵ و ۲۰ نرون می‌باشد. بهترین نتایج در مرحله آخر مربوط به شبکه عصبی چند لایه به ترتیب با ۱۵ و ۱۵ نرون در دو لایه پنهان است. برای پیدا کردن اوزان بهینه نیز از الگوریتم لوبنبرگ-مارکوارت استفاده شده است. لازم به ذکر است مقادیر نگارهای ورودی در هر مرحله مقادیر تخمینی حاصل از مراحل قبل است.

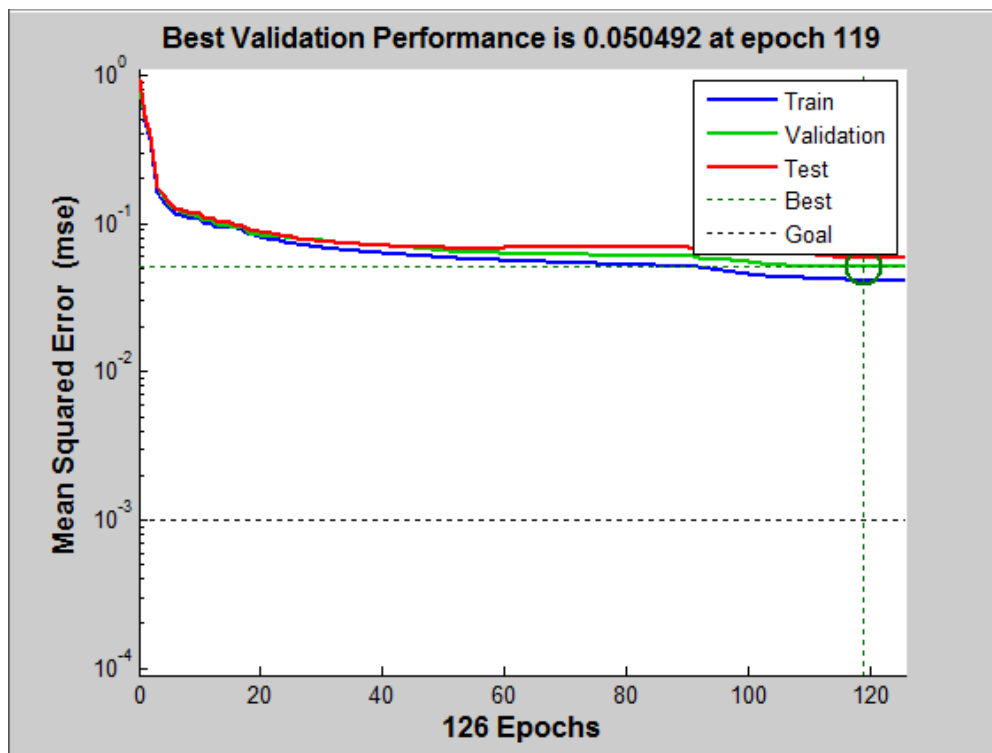
نتایج حاصل از هر مرحله در شکل‌های ۴-۱۳ تا ۴-۲۴ آمده است.



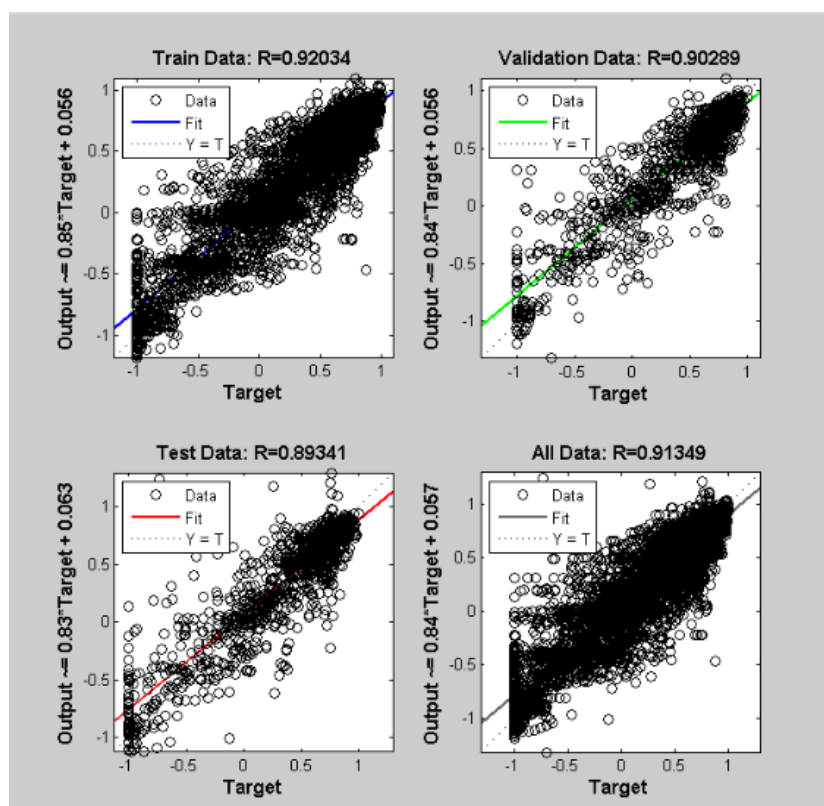
شکل ۴-۱۳ نمودار تغییرات خطای داده‌های آموزش، آزمون و اعتبارسنجی تخمین نگار گاما با کمک شبکه عصبی با استفاده از X, Y, Z



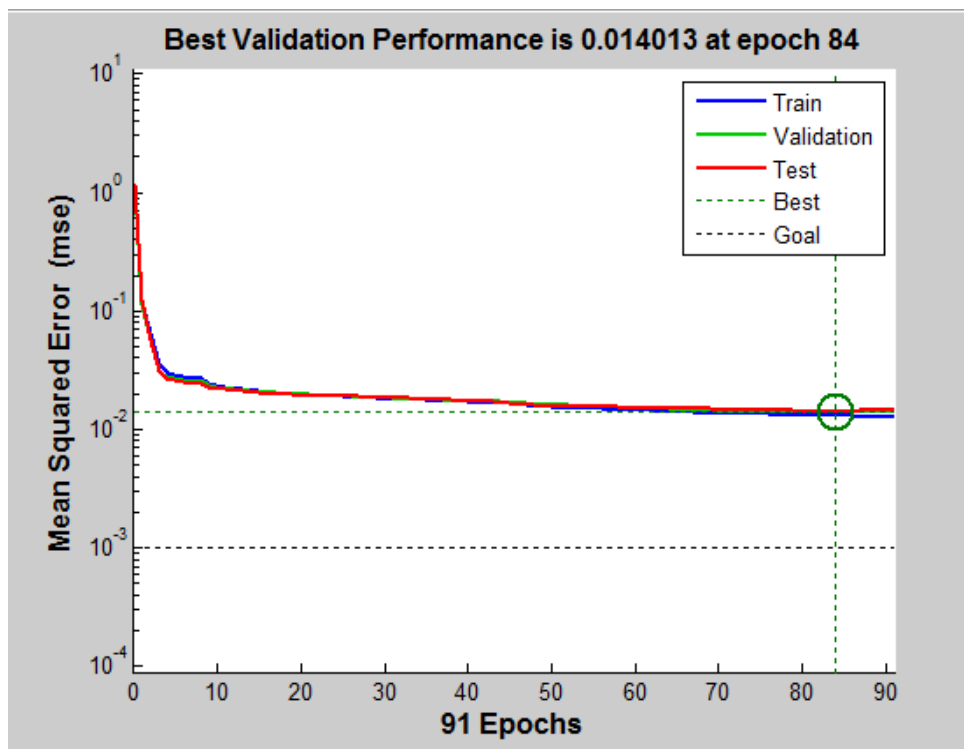
شکل ۴-۱۴ مقایسه میان مقدار تخمین‌زده با شبکه عصبی و مقدار واقعی نگار گاما با استفاده از مقادیر X, Y, Z



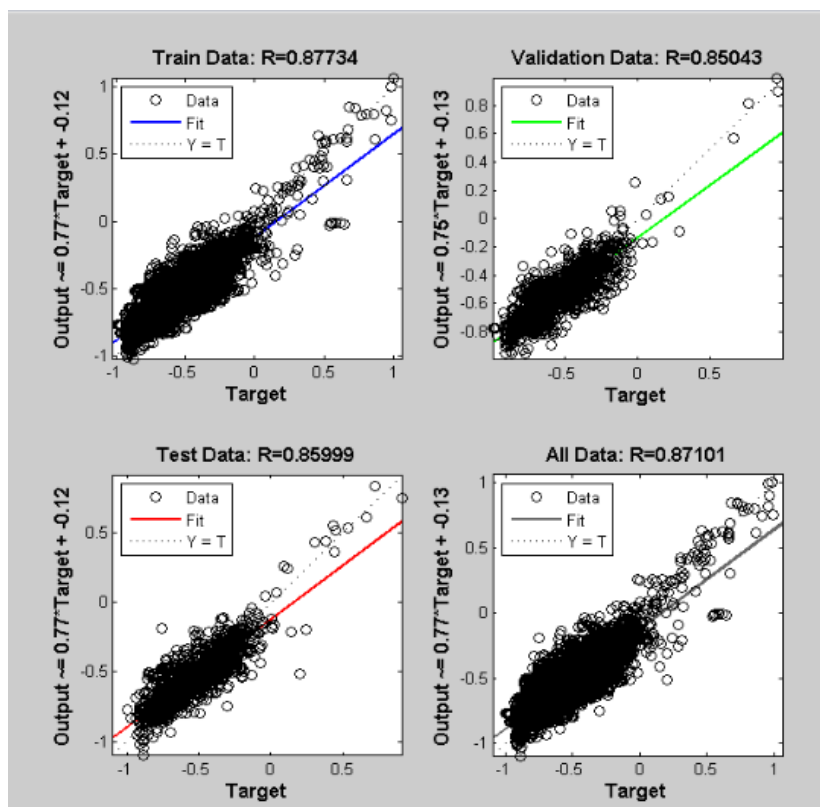
شکل ۴-۱۵ نمودار تغییرات خطای داده‌های آموزش، آزمون و اعتبارسنجی تخمین مقادیر دولومیت باکمک شبکه عصبی با استفاده از مقادیر X, Y, Z, GR



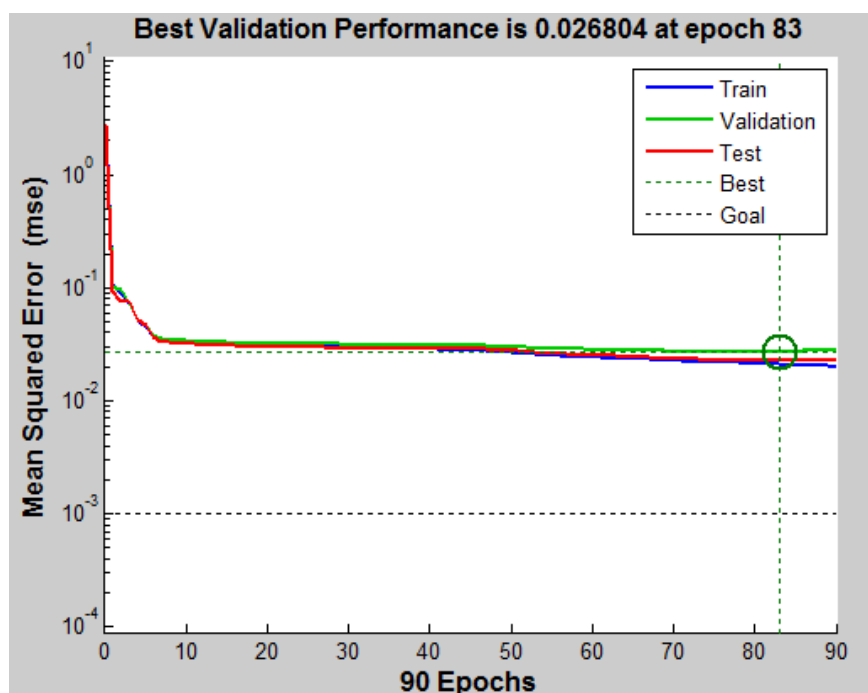
شکل ۴-۱۶ مقایسه میان مقدار تخمین‌زده با شبکه عصبی و مقدار واقعی دولومیت با استفاده از مقادیر X, Y, Z, GR



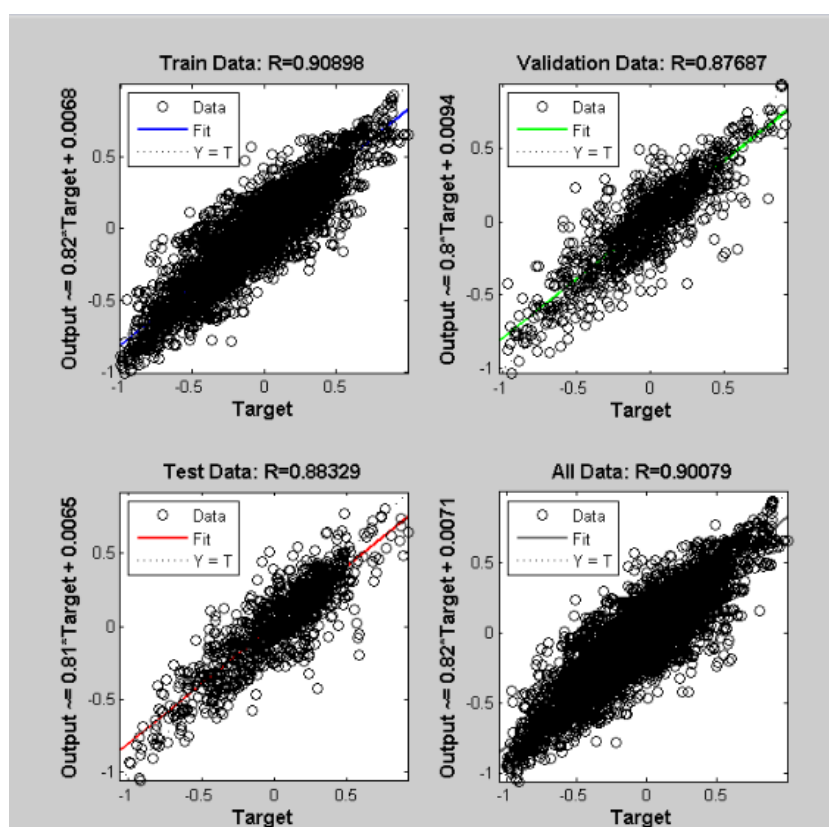
شکل ۴-۱۷ نمودار تغییرات خطای داده‌های آموزش، آزمون و اعتبارسنجی تخمین نگار DT با کمک شبکه عصبی با استفاده از مقادیر X, Y, Z, GR, DOLOM



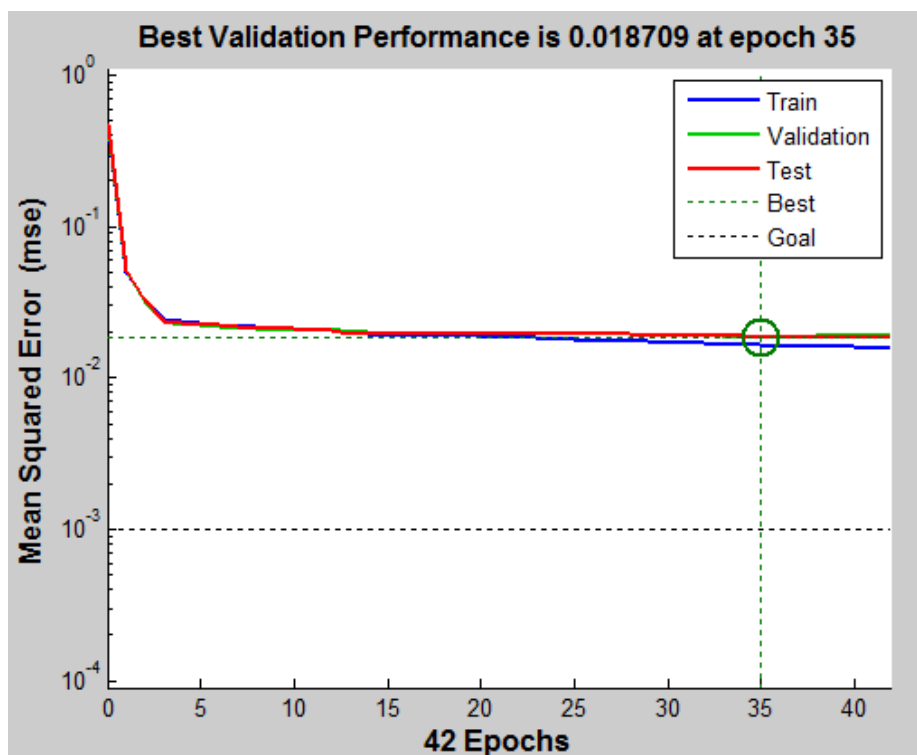
شکل ۴-۱۸ مقایسه میان مقدار تخمین‌زده با شبکه عصبی و مقدار واقعی نگار DT با استفاده از مقادیر X, Y, Z, GR, DOLOM



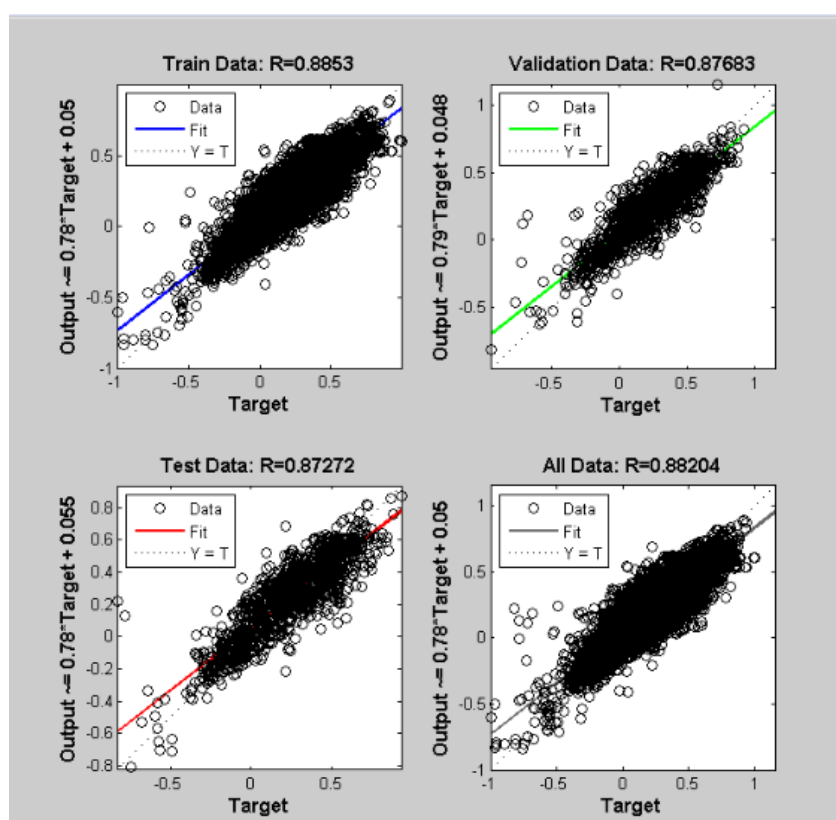
شکل ۴-۱۹ نمودار تغییرات خطای داده‌های آموزش، آزمون و اعتبارسنجی تخمین نگار NPHI با کمک شبکه عصبی با استفاده از مقادیر X, Y, Z, GR, DOLOM, DT



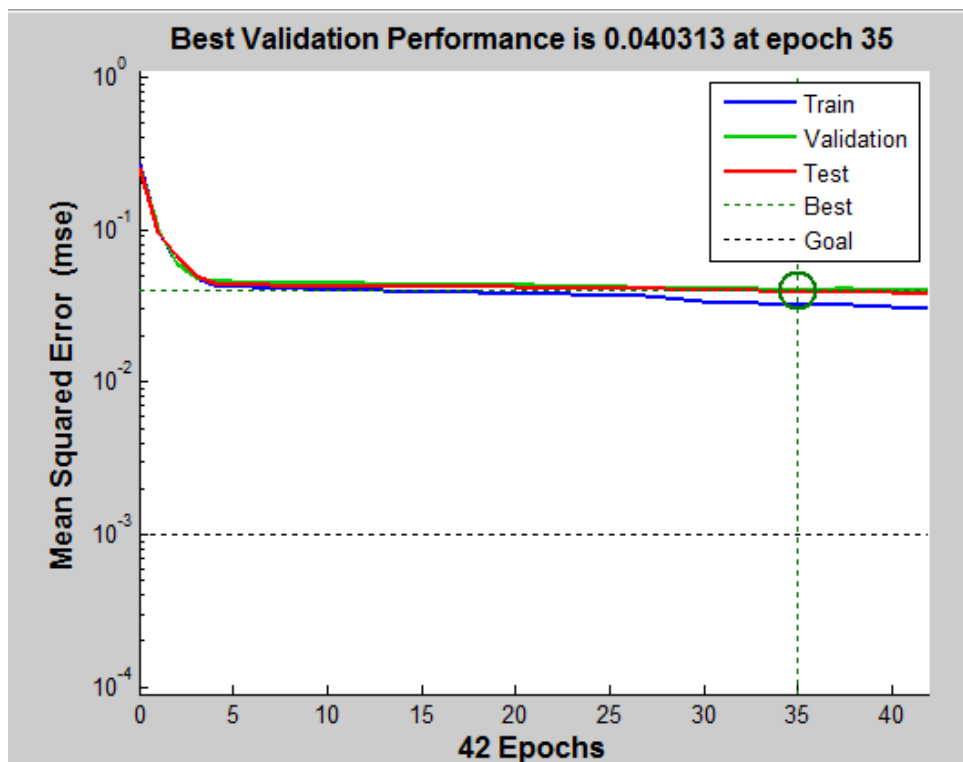
شکل ۴-۲۰ مقایسه میان مقدار تخمین‌زده با شبکه عصبی و مقدار واقعی نگار NPHI با استفاده از مقادیر X, Y, Z, GR, DOLOM, DT



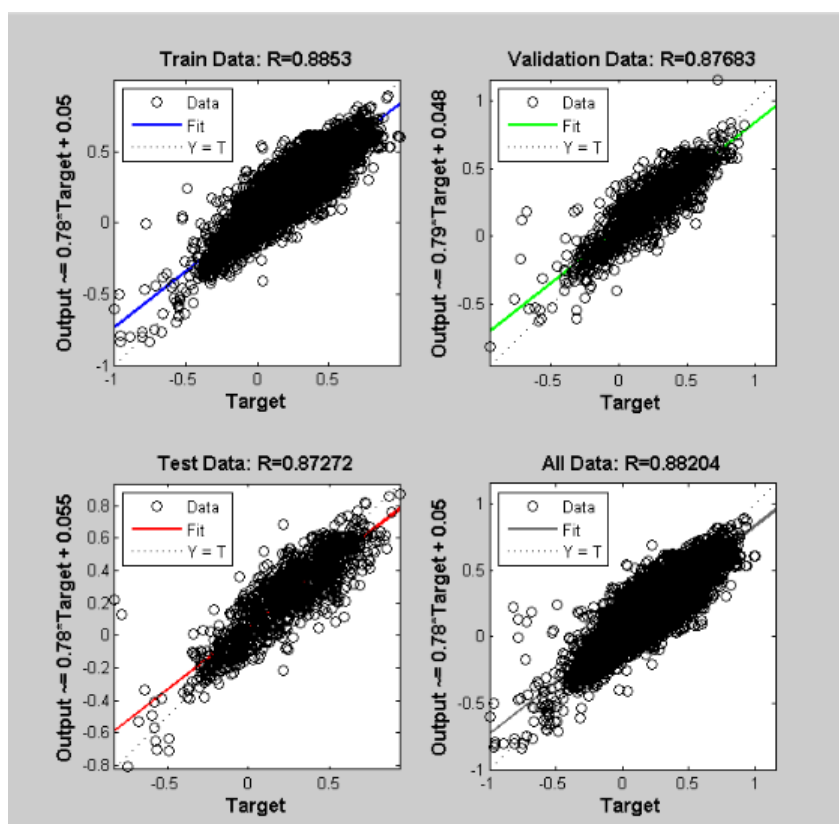
شکل ۴-۲۱ نمودار تغییرات خطای داده‌های آموزش، آزمون و اعتبارسنجی تخمین نگار RHOB با کمک شبکه عصبی با استفاده از مقادیر X,Y, Z, GR, DOLOM, DT, NPHI



شکل ۴-۲۲ مقایسه میان مقدار تخمین زده با شبکه عصبی و مقدار واقعی نگار RHOB با استفاده از مقادیر X,Y,Z, GR, DOLOM, DT, NPHI



شکل ۴-۲۳ نمودار تغییرات خطای داده‌های آموزش، آزمون و اعتبارسنجی تخمین تخلخل موثر با کمک شبکه عصبی با استفاده از مقادیر X, Y, Z, GR, DOLOM, DT, NPHI, RHOB



شکل ۴-۲۴ مقایسه میان مقدار تخمین‌زده با شبکه عصبی و مقدار واقعی تخلخل موثر با استفاده از مقادیر X, Y, Z, GR, DOLOM, DT, NPHI, RHOB

۶-۴ مقایسه نتایج شبکه عصبی چندلایه و ترکیب شبکه عصبی و احتمالات شرطی

جدول ۷-۴ نتایج دو مدل شبکه عصبی چند لایه و ترکیب شبکه عصبی و احتمالات شرطی را نشان می‌دهد.

جدول ۷-۴ مقایسه بین مدل شبکه عصبی چندلایه و مدل ترکیبی شبکه عصبی و احتمالات شرطی

معیار خطای MSE	ضریب رگرسیون داده‌های اعتبارسنجی	ساختار	نوع شبکه
۰/۰۱۶۴	۰/۹۴۷	۵-۱۵-۲۰-۱	شبکه عصبی چندلایه
۰/۰۴۰۳	۰/۸۷۶	۸-۱۵-۱۵-۱	ترکیب شبکه عصبی و احتمالات شرطی

همانطور که از جدول بالا مشخص است، اگر ضریب رگرسیون داده‌های اعتبارسنجی و معیار خطای MSE به عنوان معیار گزینش بهترین تخمین‌گر باشد، شبکه عصبی چندلایه پاسخ بهتری از میزان تخمین تداخل موثر مخزن آسماری ارائه می‌دهد. ولی همانطور که قبل‌تر نیز بیان گردیده است برای کاهش زمان و هزینه نمودارگیری در مکان‌هایی که اطلاعات کافی در دسترس نیست، استفاده از روش احتمالات شرطی بیزین ایده بسیار خوبی برای تخمین پارامترهای پتروفیزیکی مانند تداخل موثر است. نتایج مدل ترکیبی شبکه عصبی و احتمالات شرطی نیز از دقت و صحت کافی برخوردار است.

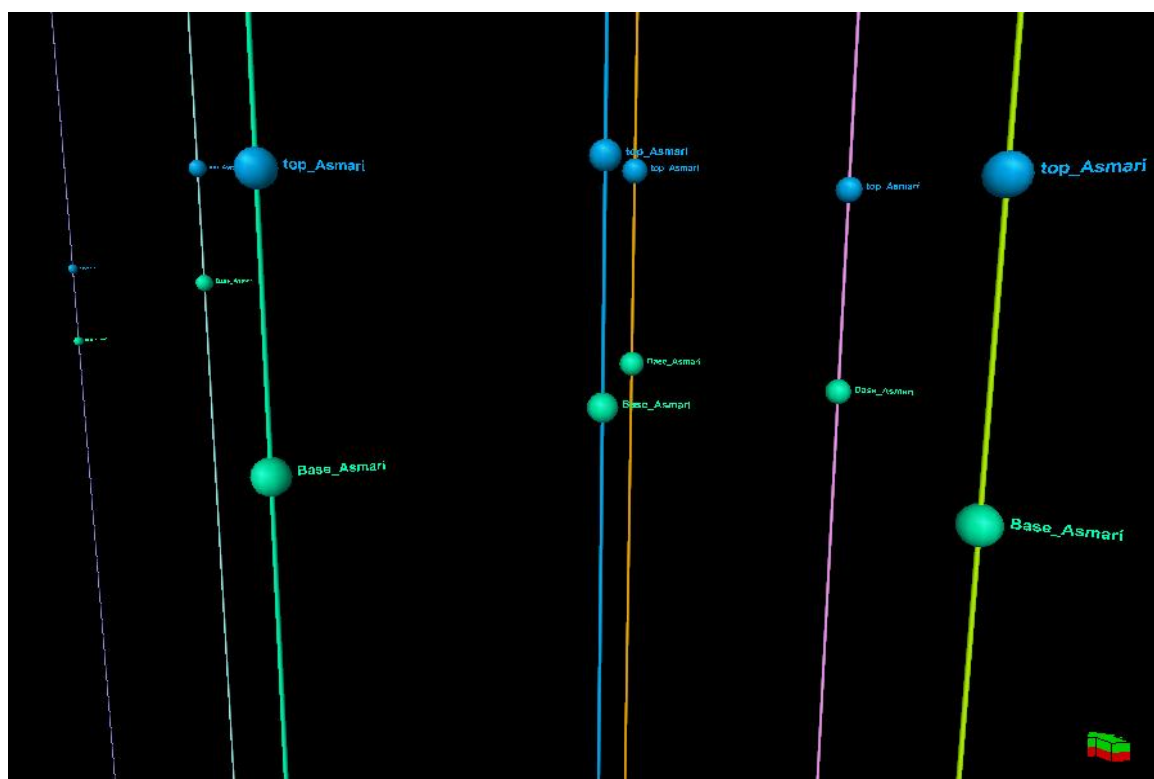
۷-۴ تهیه مدل سه بعدی تخلخل در نرم افزار Petrel

نرم افزار پترل توسط شرکت شلومبرژر طراحی شده و یکی از پرکاربردترین نرم افزارهای مورد استفاده در صنعت نفت می باشد. در ادامه به مراحل ساخت مدل سه بعدی تخلخل در این نرم افزار پرداخته می شود.

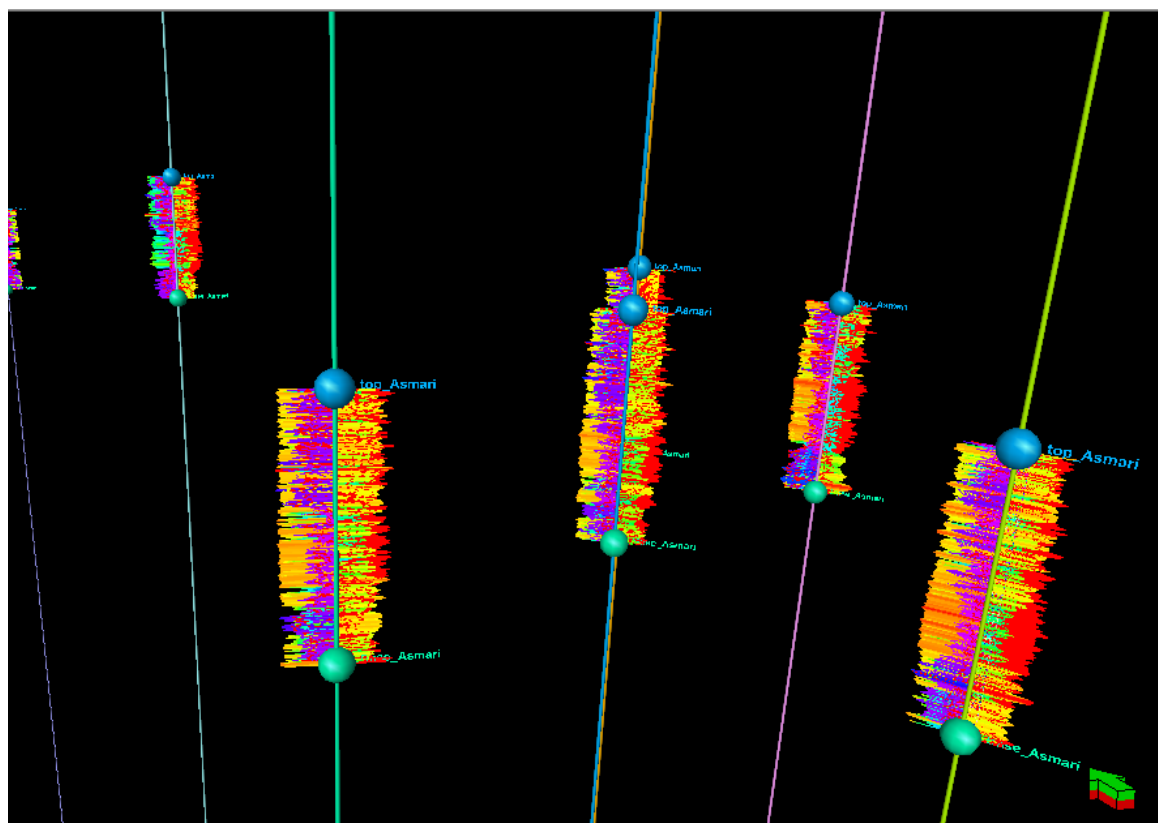
۷-۴-۱ قالب بندی و وارد کردن اطلاعات و فراخوانی آن ها در نرم افزار

برای ساخت مدل پتروفیزیکی میدان در نرم افزار Petrel نیاز به یکسری اطلاعات اولیه داریم که عبارتند از: الف) مختصات محل چاه ها به همراه ارتفاع میزدوار (well head x, well head y, KB value). ب) اطلاعات مسیر چاه ها (well deviation or Terajjectory). پ) نگارهای خام (well log). ت) مقادیر نگار تفسیر شده تخلخل موثر (PHIE). ث) ابتدا و انتهای سازند مورد مطالعه در چاه ها (Base و Top سازند آسماری). ج) اطلاعات چک شات [۷۴].

در این مطالعه پس از فراخوانی مختصات هفت چاه از میدان، اطلاعات مربوط به مسیر چاه ها وارد نرم افزار شده و مسیر هر کدام از چاه ها در نرم افزار مشخص شده است. در ادامه اطلاعات مربوط به نگارهای پتروفیزیکی منتخب در چاه ها و همچنین داده های Base و Top سازند برای مشخص کردن محدوده مورد مطالعه در چاه ها وارد نرم افزار شده است. در شکل های ۴-۲۵ و ۴-۲۶ نمایش سه بعدی این اطلاعات در نرم افزار Petrel آمده است.



شکل ۴-۲۵ Top و Base سازند آسماری در هفت چاه مورد مطالعه

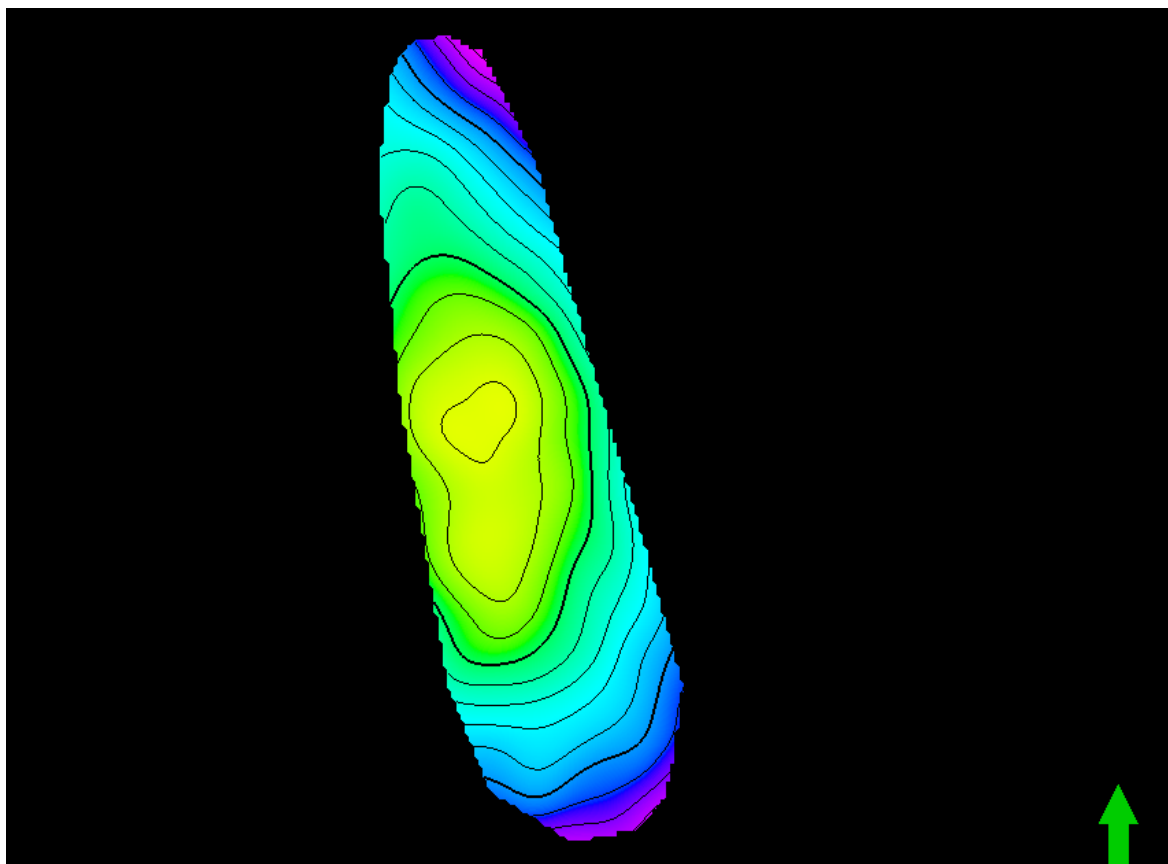


شکل ۴-۲۶ نمایش سه بعدی نگارهای پتروفیزیکی در نرم افزار پترل

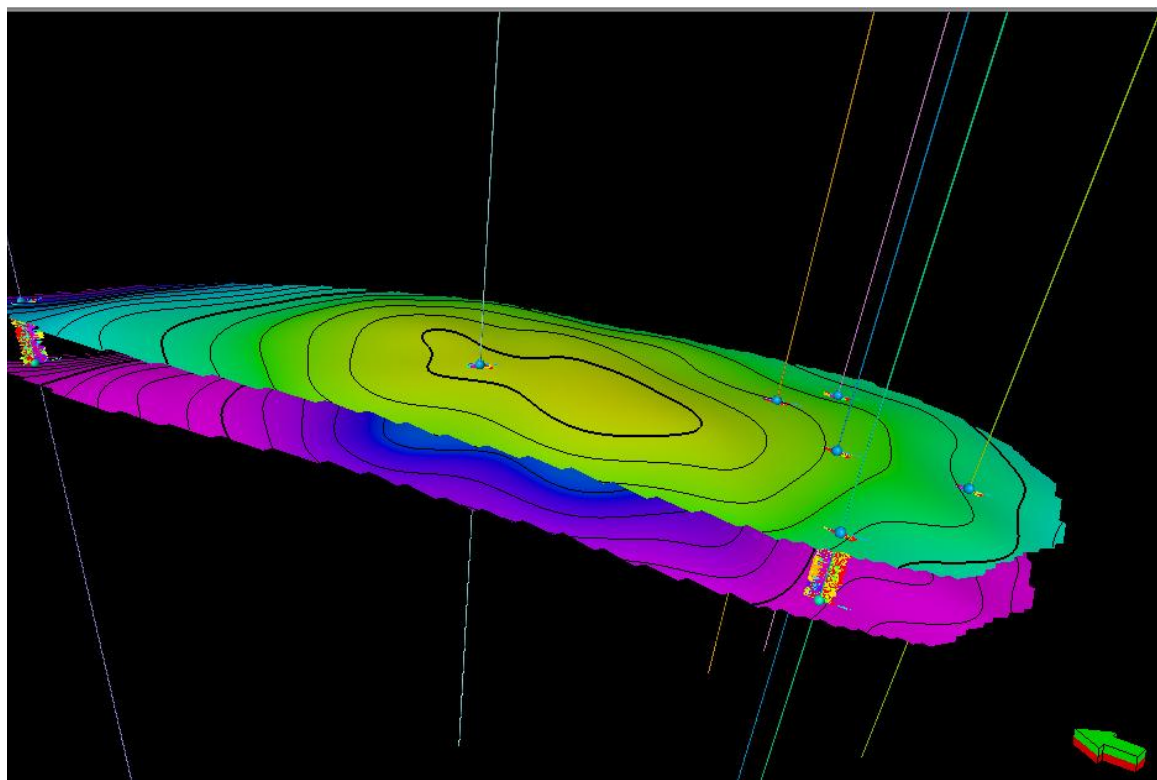
۴-۷-۲ فراخوانی افق تفسیر شده تبدیل به عمق شده سازند آسماری در نرم افزار

برای ساخت سطوح لرزه‌ای گذرانده از Top و Base سازند نیاز به داده‌های لرزه‌ای سه بعدی از منطقه داریم که به صورت نقطه‌ای دارای مختصات (x, y, z) می‌باشد که پس از تفسیر زمانی این اطلاعات و با استفاده از مدل سرعت تبدیل به اطلاعات عمقی می‌شوند و نقشه عمقی (UGC map) مربوط به Top و Base سازند ساخته می‌شود. در این قسمت پس از فراخوانی افق تفسیر شده تبدیل به عمق شده سازند آسماری در نرم افزار با توجه به بررسی‌های انجام شده و بخاطر اینکه در میدان هندیجان وضعیت چین خوردگی افق سازند پابده مشابه سازند آسماری است، افق این سازند طبق الگوی افق آسماری با استفاده از گزینه‌ی Make/edit surface در بخش processes در نرم افزار ساخته شده است.

نمایش دو و سه بعدی افق‌های سازند آسماری و سازند پابده در شکل‌های ۴-۲۷ و ۴-۲۸ آمده است.



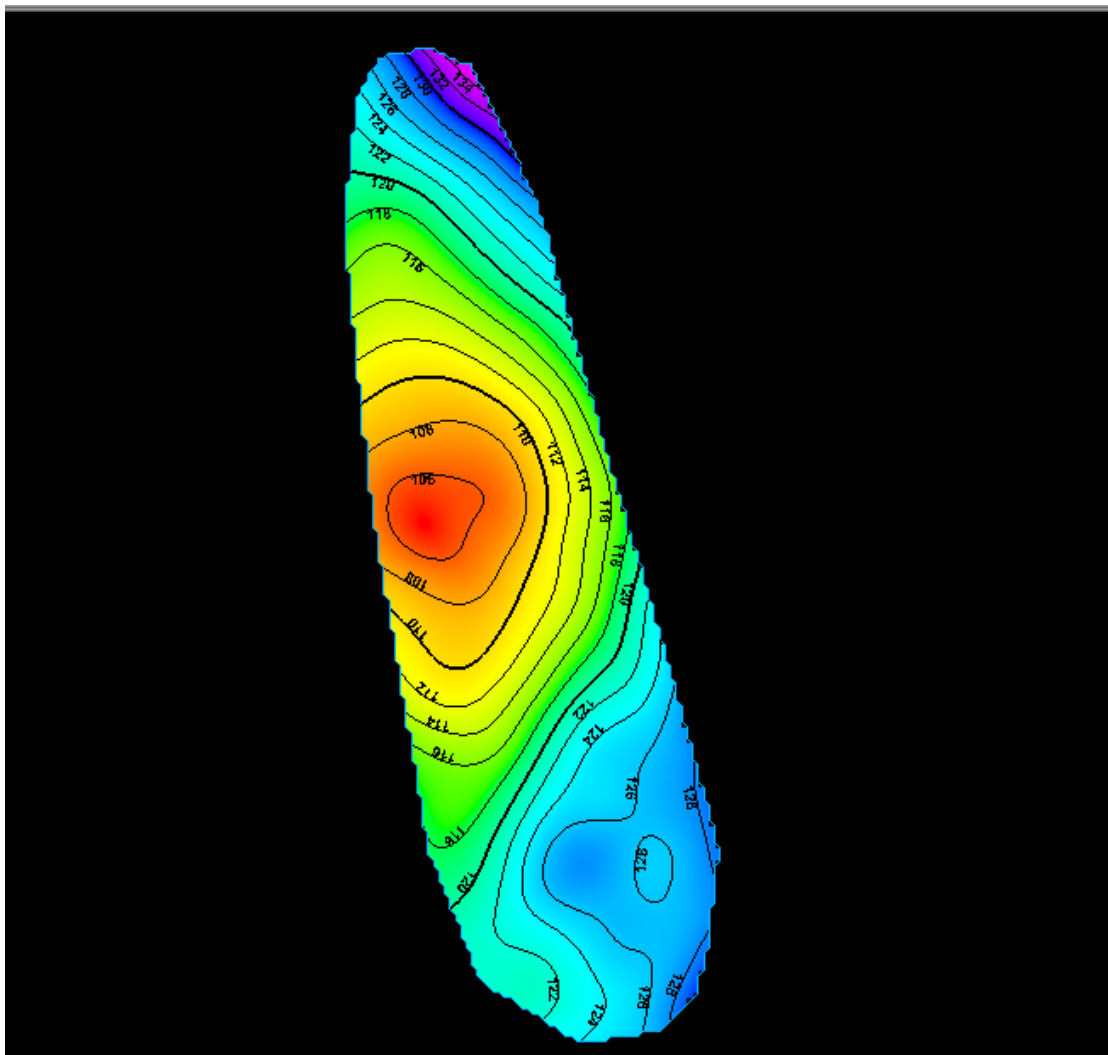
شکل ۴-۲۷ افق سازند آسماری در نرم افزار پترل



شکل ۴-۲۸ نمایش سه بعدی افق سازند آسماری و پایده به همراه چاه‌های مورد مطالعه

۴-۷-۳ تهیه نقشه ضخامت

برای ساخت مدل سه بعدی نیاز به یک نقشه ضخامت داریم، این نقشه با استفاده از افق آسماری توسط نرم افزار در قسمت calculation/operation/setting/calculation به کمک گزینه Make Thickness map ساخته می‌شود. برای تعیین محدوده نقشه در منوی input از گزینه create surface edge استفاده شده و سپس با استفاده از گزینه Convert to boundary محدوده مدل سه بعدی تهیه گردیده است. نمایش دوبعدی نقشه ضخامت در شکل ۴-۲۹ آمده است.



شکل ۴-۲۹ نقشه ضخامت سازند آسماری

۴-۷-۴ تهیه مدل ساختمانی به وسیله نرم افزار پترل (structural modeling)

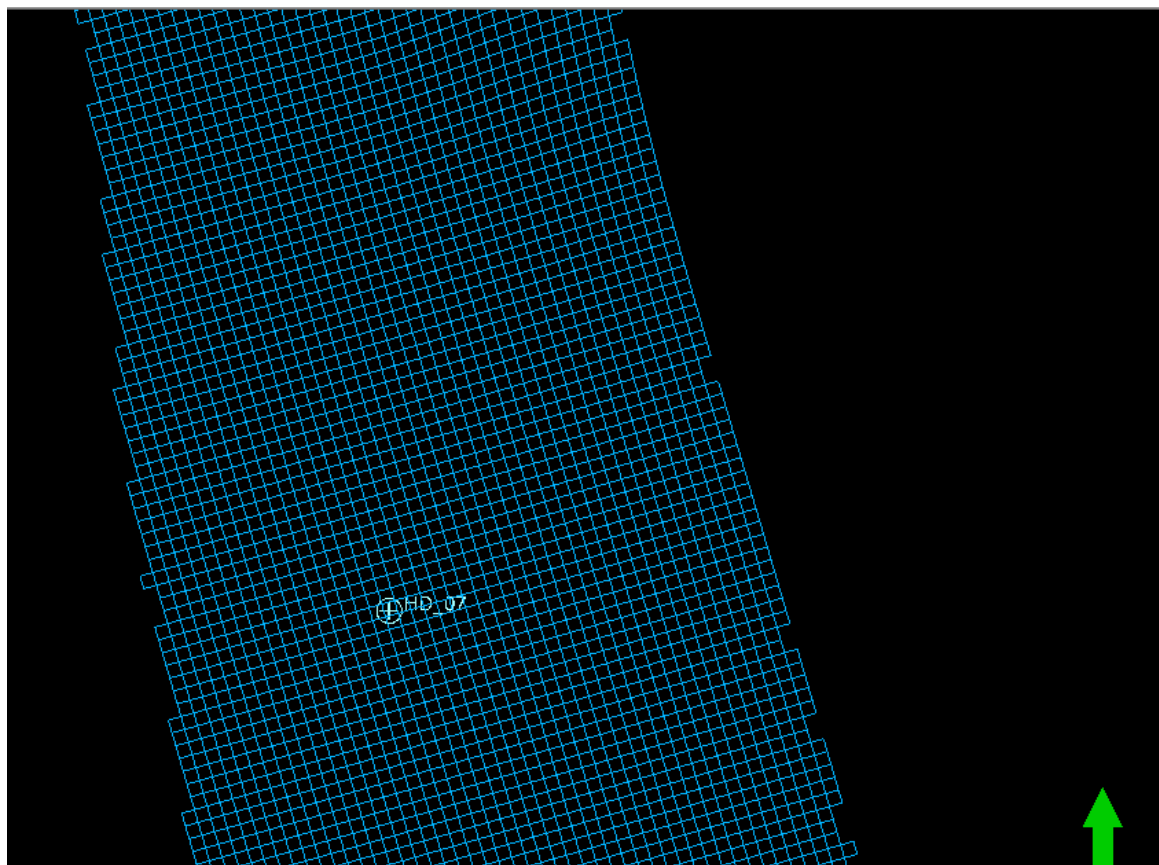
۴-۷-۴-۱ ساخت شبکه سه بعدی

برای تخمین خصوصیات مخزنی در تمام نقاط مخزن باید یک شبکه سه بعدی از مخزن مورد مطالعه با ابعاد مناسب تهیه گردد. پس از مشخص کردن راستاهای شبکه‌بندی از دو گزینه pillar gridding و layering در قسمت process برای تهیه frame work شبکه در راستای (X, Y, Z) استفاده شده است.

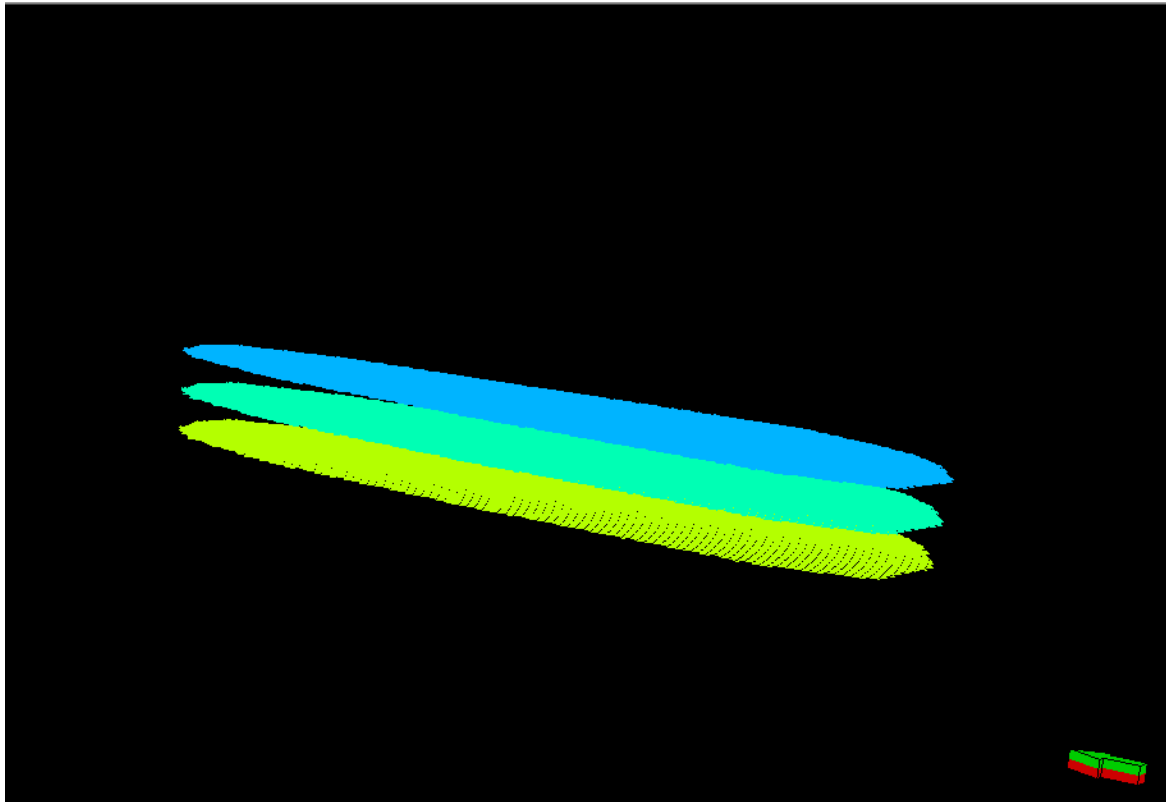
در این مطالعه یکی از راستاها در امتداد ساختمان و دیگری در جهت شیب ساختمان انتخاب شده است تا بتوانیم تغییرات را بهتر مدل کنیم.

در قسمت pillar gridding با استفاده از دو گزینه lincrement و Jincrement به تعیین پارامترهای اندازه شبکه پرداخته شده که در این پایان نامه 50×50 انتخاب شده است. به طور کلی هرچه اندازه سلول‌های شبکه کوچکتر باشد مدل بدست آمده از کیفیت بالاتری برخوردار می‌باشد اما اگر تعداد سلول‌ها زیاد باشد مدل‌سازی زمان‌بر خواهد بود. انتخاب اندازه شبکه بسته به حافظه رایانه، پیچیدگی ساختمانی، زمان، کیفیت داده‌ها، کیفیت ساختمان و تغییرات تکتونیکی می‌تواند تعیین شود.

بعد از انجام این مرحله اسکلت شبکه در راستای X و Y برای سه قسمت Top، Base و Middle مخزن تهیه گردید (شکل ۴-۳۰ و ۴-۳۱).



شکل ۴-۳۰ شبکه حاصل در ابعاد 50×50



شکل ۳۱-۴ نتایج شبکه بندی در سه قسمت Top، Base و Middle مخزن

در این مطالعه به علت یک دست بودن وضعیت ساختمانی نیاز به مدل سازی جداگانه در هریک از قسمت های گفته شده نبود ولی اگر وضعیت ساختمانی ما طوری باشد که به طور مثال تاقدیس شیفته محوری داشت نیاز به مدل سازی جداگانه در هر قسمت از مخزن داشتیم.

۴-۷-۲ تهیه افق های مدل (Make horizone)

در این قسمت افق هایی که قرار بود مدل در محدوده آنها ساخته شود را فراخوانی کرده ایم که شامل افق های آسماری و پابده می باشد که پس از فراخوانی در بخش Models در نرم افزار پترل قرار گرفت و افق های مدل ما را تشکیل داده است.

۴-۷-۳ زون بندی مخزن (Make zone)

به علت تغییرات خواص پتروفیزیکی در داخل مخزن هیدروکربوری نیاز به زون بندی مخزن و مدل سازی در هر زون به طور جداگانه می باشد. تعداد زون ها با استفاده از اطلاعات مغزه، چاه پیمایی و

اطلاعات لرزه نگاری قابل تعیین است. در این پروژه به علت در دسترس نبودن اطلاعات لرزه‌ای زون-بندی مخزن انجام نشده است و کل محدوده‌ی مخزن به عنوان یک زون در نظر گرفته شده است.

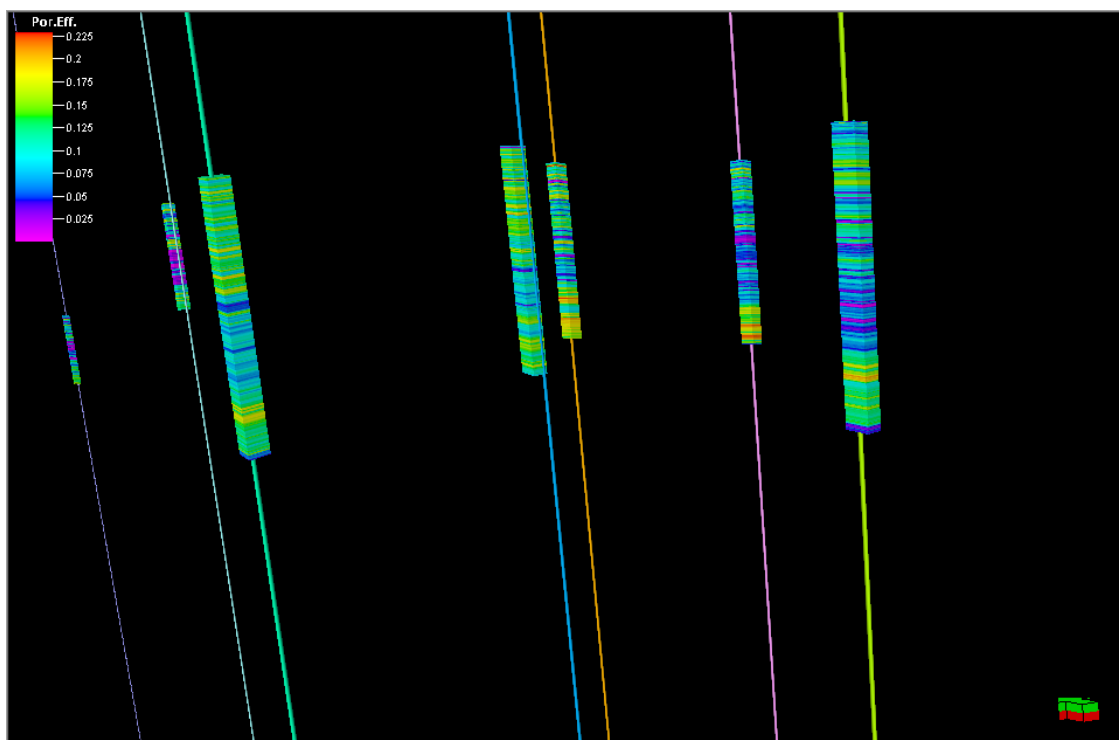
۴-۷-۴ نحوه تشکیل سلول‌های عمودی شبکه (layering)

برای ساختن سلول‌های ماتریس عمودی شبکه از گزینه layering استفاده شده است. تعداد layer بسته به ضخامت متوسط مخزن طوری می‌تواند انتخاب شود که در هنگام up scale کردن مقادیر لاگ در قسمت Peroperty Model، مقادیر لاگ از دست نرود و تغییرات را از دست ندهیم. در این مطالعه به ازای هر ده سانتی متر در جهت عمق یک مقدار از تخلخل موثر در دسترس است و ضخامت متوسط مخزن ۴۰۸ متر می‌باشد بنابراین برای حفظ تغییرات و مقادیر لاگ، تعداد layer برابر عدد ۹۰۰ در نظر گرفته شده است که در این صورت در هر سلول شبکه به طور تقریبی چهار نمونه قرار گرفت.

۴-۷-۵ مدل سازی تخلخل

۴-۷-۵-۱ بلوکه کردن چاه‌ها یا مقیاس گردانی (ScaleUp well log)

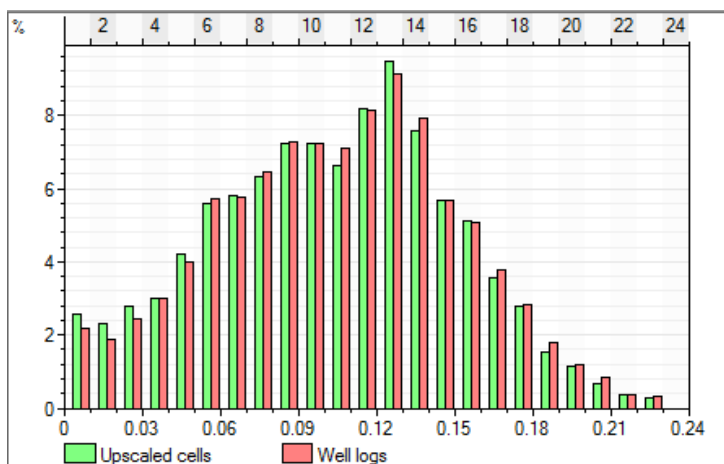
با توجه به اینکه نمودارگیری و تفسیر پتروفیزیکی با فواصل استاندارد ۰,۱۵۲۴ متری انجام می‌شود و ضخامت هر سلول در شبکه سه بعدی یک تا دو متر در نظر گرفته می‌شود با روش متوسط گیری ریاضی، مقدار میانگین داده‌ها موجود در هر سلول در محل هر چاه محاسبه و به همان سلول نسبت داده شد در نتیجه به هر سلول فقط یک مقدار از هر پارامتر اختصاص داده می‌شود که به این عمل اصطلاحاً مقیاس گردانی اطلاعات چاه‌ها در مقیاس مدل زمین‌شناسی یا تهیه Blocked wells گویند. از Blocked wells تهیه شده، برای توزیع مقادیرشان در تمام میدان استفاده می‌شود. در این پژوهش برای scale up کردن مقادیر تخلخل موثر از روش میانگین گیری حسابی استفاده شده است. در شکل ۴-۳۲ مدل بلوکی ساخته شده در هفت چاه از میدان آمده است.



۳۲-۴ مدل بلوکی تخلخل در چاه‌های مورد مطالعه

۴-۵-۷-۲ کنترل کیفی نتایج

برای اطمینان از درستی انجام کار، نمودار هیستوگرام حاصل از اطلاعات خام و اطلاعات بلوکی شده و همچنین مقادیر حداکثر و حداقل این اطلاعات با استفاده از گزینه statistics در قسمت setting مورد مقایسه قرار گرفت تا صحت میانگین، انحراف معیار و شکل ظاهری نمودارهای حاصل از داده‌های خام و داده‌های بلوکی شده تخلخل بررسی گردد. در شکل ۴-۳۳ هیستوگرام داده‌ها آمده است.



شکل ۳-۴ نمودار هیستوگرام داده‌های خام و داده‌های بلوکی شده

۳-۵-۷-۴ مدل‌سازی پتروفیزیکی (petrophysical modeling)

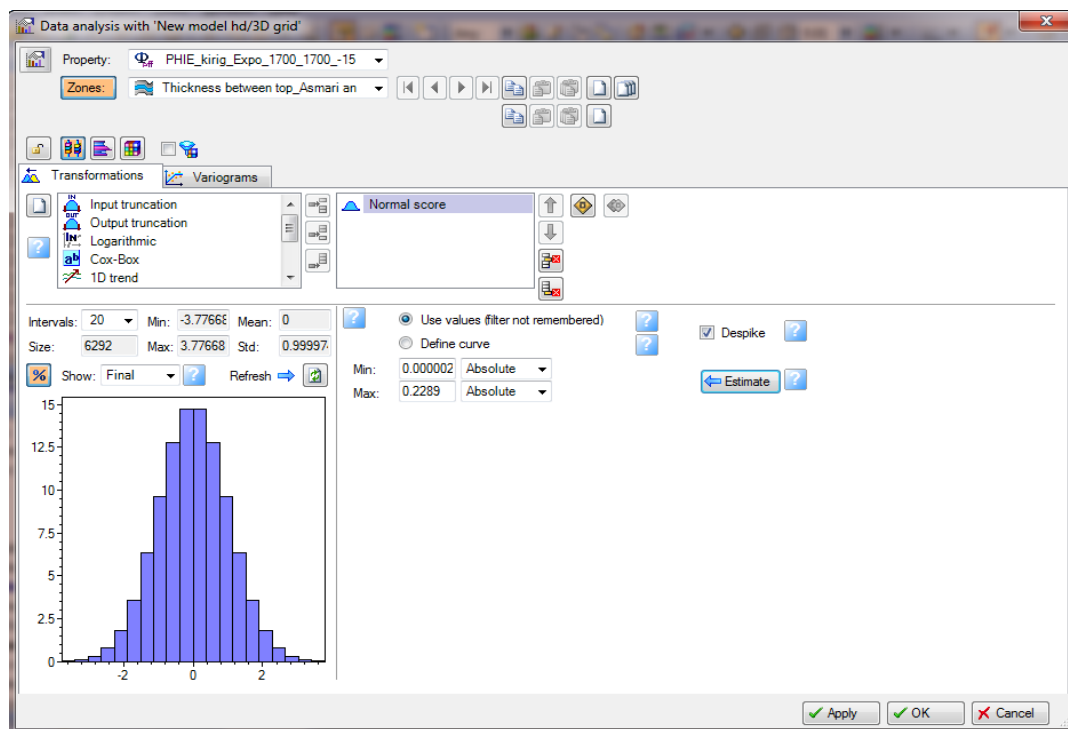
در این مرحله از ساختن مدل، پارامترهای مخزنی شامل تخلخل، تراوایی و اشباع آب در مدل شبکه به روش‌های آماری و هوشمندانه توزیع می‌گردند بطوری که هر سلول مقادیر پارامترهای مختلف را به خود اختصاص می‌دهد. جهت توزیع تخلخل در مدل با استفاده از روش‌های زمین آماری، واریوگرافی داده‌ها و بررسی نرمال بودن توزیع آن‌ها مورد نیاز است.

در مدل‌سازی سه بعدی می‌بایستی توابع واریوگرام تمام سه بعدی را بسازیم بنابراین دامنه‌های متفاوتی در سه جهت اصلی (X,Y,Z) خواهیم داشت دلیل ایجاد واریوگرام‌های سه بعدی در واقع آنیزوتروپی زمین شناسی است. در اغلب سنگ‌های رسوبی طول همبستگی یا دامنه در جهات جانبی بزرگ‌تر از جهت عمود بر لایه است. بنابراین در مدل‌سازی از بیضوی آنیزوتروپی استفاده می‌شود. به طور کلی این تحلیل‌ها توصیفی از ناهمگنی مخزن را فراهم می‌کند. از مهمترین توصیف‌های آماری می‌توان میانگین، انحراف معیار و تحلیل‌های زمین آماری داده‌های میدان برای خواص مخزنی شامل تخلخل، تراوایی و اشباع آب را نام برد.

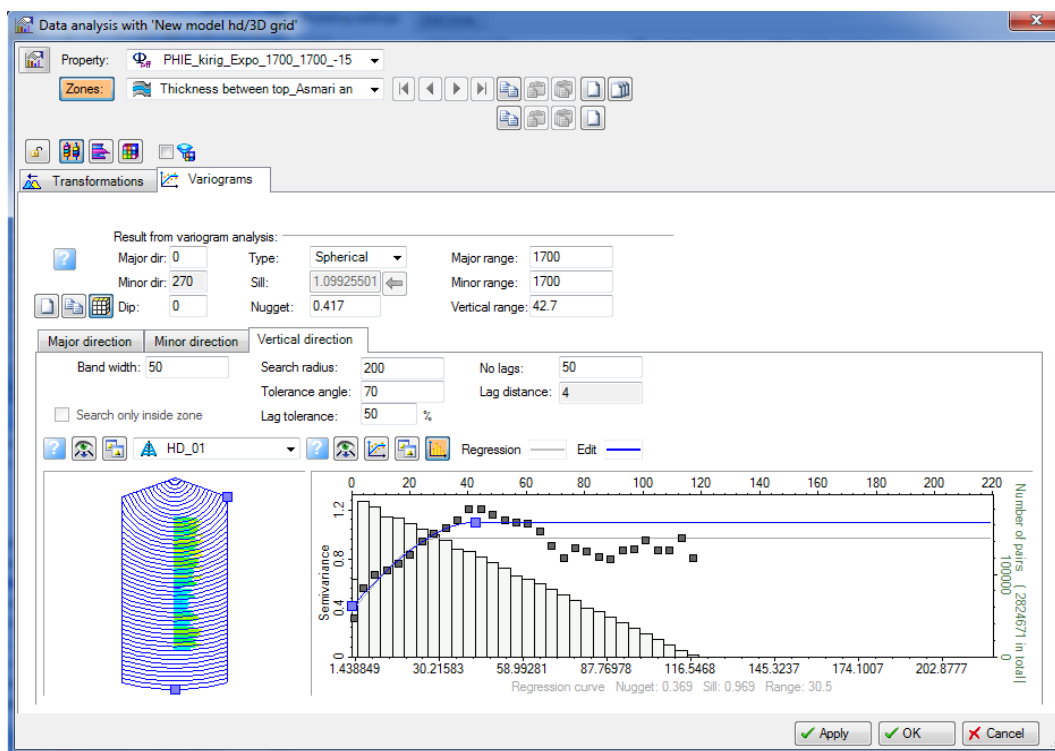
تحلیل‌های زمین آماری داده‌های میدان برای تخلخل توسط نرم افزار در قسمت processes/utilities/data analysis انجام گردیده است. در قسمت data analysis با استفاده از بخش Transformation برای اینکه داده‌های ورودی روش‌های زمین آماری باید توزیع نرمال داشته باشند، نرمال‌سازی داده‌ها به بازه منفی سه تا مثبت سه صورت گرفته و با انتخاب گزینه variogram

و انتخاب پارامتر و زون مورد مطالعه به واریوگرافی و تعیین پارامترهای واریوگرام محدوده مورد مطالعه پرداخته شده است. با توجه به اینکه تعداد داده‌ها در جهت عمود بیشتر از دو جهت دیگر است ابتدا واریوگرافی در جهت عمود انجام می‌گردد و برخی از پارامترها مانند مقدار نویز نیز در این جهت مشخص می‌شود و سپس واریوگرافی در جهات دیگر انجام می‌شود.

به ترتیب در شکل ۴-۳۴ و ۴-۳۵ مسیر نرمال‌سازی و واریوگرافی داده‌ها آمده است.

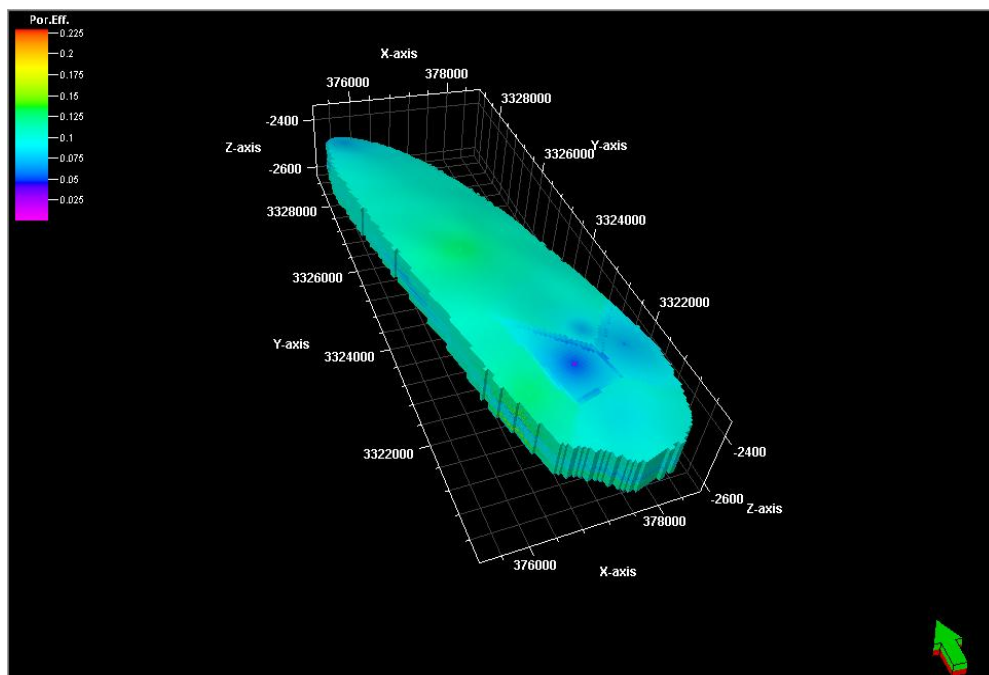


شکل ۴-۳۴ مسیر نرمال‌سازی داده‌های تخلخل به همراه توزیع نرمال داده‌ها

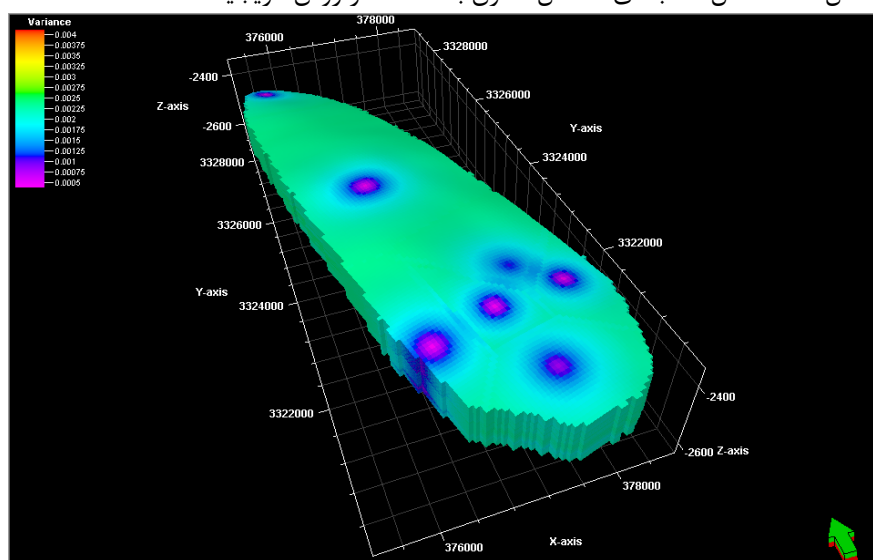


شکل ۴-۳۵ ابزار واریوگرافی داده‌ها در جهت‌های مختلف در نرم افزار پترل

با توجه به واریوگرافی داده‌ها بهترین برازش نمودار واریوگرام مربوط به وقتی است که پارامترهای Major range، Minor range، Vertical range و آزمون به ترتیب برابر ۱۷۰۰، ۱۷۰۰، ۴۲ و ۱۵- بوده‌اند و نوع واریوگرام نیز Exponential بوده است. سپس با انتخاب روش مدل‌سازی، مدل سه بعدی تخلخل در نرم افزار پترل ساخته شده است. مدل‌سازی زمین آماری به دو روش قطعی و تصادفی انجام پذیر است. در این مطالعه از روش کریجینگ که یک روش قطعی است، استفاده شده است. در شکل‌های ۴-۳۶ و ۴-۳۷ به ترتیب مدل سه بعدی تخلخل و واریانس خطای تخمین آمده است.

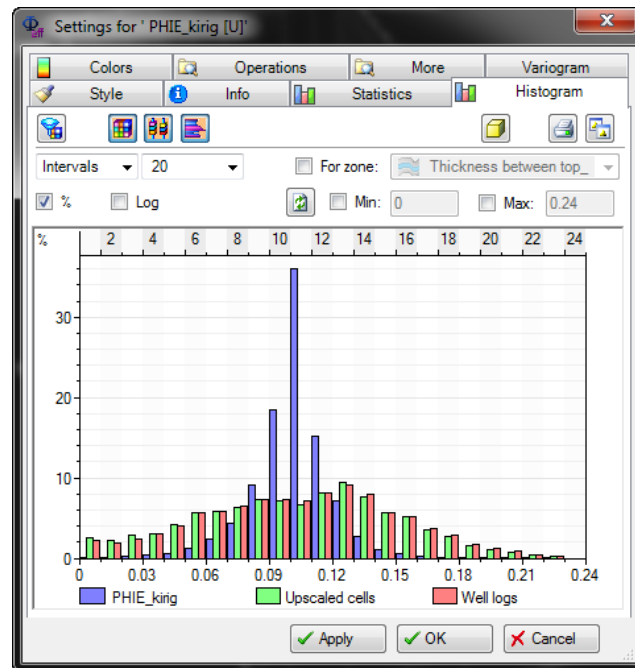


شکل ۴-۳۶ مدل سه بعدی تخلخل مخزن با استفاده از روش کریجینگ



شکل ۴-۳۷ نقشه واریانس خطای تخمین

در این روش واریانس خطای تخمین در محل چاه‌ها به دلیل در دسترس بودن داده‌های واقعی برابر صفر و در سایر نقاط مقداری بیشتر از صفر می باشد. در ادامه در شکل ۴-۳۸ نمودار هیستوگرام مدل آمده است.



شکل ۴-۳ نمودار هیستوگرام تخلخل برای داده‌های واقعی و داده‌های تخمینی
 بر طبق نتایج اگر بخواهیم یک مقایسه بین روش شبکه عصبی و روش کریجینگ داشته باشیم، با توجه به نمودار هیستوگرام مدل توسط روش کریجینگ همانطور که از این روش انتظار می‌رود اکثر نقاط را حول میانگین تخمین می‌زند و قادر نیست مقادیر بالا و پایین را تخمین بزند. اما روش شبکه عصبی MLP، با توجه به نمودار مقادیر واقعی و تخمینی که قبل‌تر نشان داده شده‌اند برای وقتی که از نگارهای منتخب و همچنین روش شرطی استفاده کردیم، قادر به تخمین مقادیر بالا و پایین نیز می‌باشد.

فصل پنجم:

نتیجه‌گیری و پیشنهادات

۵-۱ نتیجه گیری

- در این پایان نامه پارامتر تخلخل موثر در سازند آسماری واقع در میدان نفتی F مورد تخمین قرار گرفت. براساس سه روش ضریب همبستگی دو متغیره، تحلیل خوشه‌ای و تحلیل مولفه-های اصلی نگارهای GR، RHOB، NPHI، DT، SWE و درصد خلوص دولومیت همبستگی نسبتاً بالایی با نگار تخلخل موثر دارند.
- استفاده از شبکه بیزی با الگوریتم K2 در فرآیند مدل سازی ویژگی‌های پیوسته مخزن مانند تخلخل، در کنار روش‌های تحلیل چند متغیره برای تعیین متغیرهای موثر و رابطه علی و معلولی آن‌ها از کارایی خوبی برخوردار است.
- با توجه به شبکه بیزی ساخته شده در تک تک چاه‌ها و بر اساس داده‌های کل چاه‌ها متغیرهای DT، NPHI، RHOB، DOLOMITE و GR موثرترین پارامترها برای برآورد تخلخل مخزن آسماری در میدان F می‌باشند.
- نتایج حاصل از تخمین تخلخل توسط شبکه عصبی مفهومی چندلایه نشان می‌دهد که این مدل در حالتی که از همه‌ی نگارهای پتروفیزیکی در دسترس به عنوان ورودی شبکه استفاده می‌شود، نسبت به حالتی که از نگارهای منتخب و نگارهای NPHI و DT استفاده می‌شود از دقت بیشتری برخوردار است. مقادیر ضریب رگرسیون و خطای MSE برای کل داده‌ها در این مدل به ترتیب برابر ۰/۹۸۸ و ۰/۰۰۴۸ می‌باشد.
- نتایج حاصل از تخمین تخلخل موثر توسط نگارهای منتخب نشان می‌دهد که این نگارها قادر هستند بخش اعظم تغییرپذیری تخلخل را مدل کنند و مدل حاصل از این چند نگار، از دقت و تعمیم‌پذیری کافی برخوردار است. بنابراین به علت کاهش تعمیم‌پذیری مدل در زمانی که ابعاد فضای ویژگی افزایش می‌یابد و همچنین افزایش زمان مدل سازی، ایده خوبی نخواهد بود از همه پارامترهای در دسترس برای ورودی شبکه استفاده گردد. در این حالت میزان

ضریب رگرسیون و خطای MSE برای کل داده‌ها و داده‌های اعتبارسنجی به ترتیب برابر ۰/۹۵۹، ۰/۹۴۷ و ۰/۰۱۶ می‌باشد.

- نتایج بررسی پارامترهای شبکه عصبی و همچنین نتایج تخمین تخلخل در دو روش شبکه عصبی مفهومی چندلایه و روش احتمالات شرطی نشان می‌دهد که بهترین پاسخ‌ها با شبکه جلوسو و پس انتشار خطا با دو لایه پنهان به ترتیب با ۱۵ و ۲۰ نرون برای شبکه عصبی چند لایه و ۱۵ و ۱۵ نرون برای روش احتمالات شرطی، الگوریتم آموزشی لونبرگ-مارکوارت برای بهینه‌سازی اوزان شبکه و توابع انتقال تانژانت سیگموئید در لایه میانی و تابع خطی در لایه خروجی حاصل می‌شود.

- نتایج حاصل از مدل‌سازی تخلخل توسط روش احتمالات شرطی نشان می‌دهد که این مدل از دقت و صحت کافی برخوردار است و برای کاهش زمان و هزینه نمودارگیری و مدل‌سازی در مکان‌هایی که اطلاعات کافی در دسترس نیست، ایده خوبی برای تخمین خواص استاتیکی مخزن نظیر تخلخل می‌باشد. میزان ضریب رگرسیون و خطای MSE برای داده‌های اعتبارسنجی و کل داده‌ها به ترتیب برابر ۰/۸۷۶، ۰/۸۸۲ و ۰/۰۴۰۳ می‌باشد.

- نتایج مدل‌سازی تخلخل مخزن آسماری با استفاده از اطلاعات تخلخل موثر در هفت چاه از میدان و توسط نرم افزار Petrel و روش کریجینگ نشان می‌دهد که در نواحی مرکزی و جنوب شرقی میدان نسبت به سایر نواحی تخلخل از مقادیر بالاتری برخوردار است.

۵-۲ پیشنهادات

- در این مطالعه برای تخمین تخلخل از روی نگارهای پتروفیزیکی در دو روش مدل سازی تنها از شبکه عصبی چندلایه پرسپترون استفاده شده است و مجال استفاده و امتحان روش های دیگر از جمله شبکه عصبی احتمالاتی (PNN) نبود. بکارگیری روش های مختلف شبکه عصبی و سایر روش های قطعی و احتمالاتی در مراحل مختلف ساخت مدل شرطی از کارهای تکمیلی در این زمینه می باشد.
- استفاده از روش های تحلیل چند متغیره و شبکه بیزی برای تعیین پارامترهای موثر بر سایر خواص پتروفیزیکی مخزن توصیه می شود.
- در مدلی که توسط نرم افزار پترل ارائه گردید از مقدار تخلخل موثر در هفت چاه در مخزن آسماری استفاده گردیده است و متاسفانه به دلیل عدم دسترسی به داده های لرزه ای زون بندی مخزن انجام نشده است و کل ضخامت مخزن به عنوان یک زون در نظر گرفته شده است، لذا پیشنهاد می گردد در مطالعات آینده بررسی تعداد زون های موجود در مخزن براساس اطلاعات لرزه ای مورد توجه قرار گیرد.

پیوست

پیوست الف:

انواع تخلخل

انواع تخلخل

۱- تخلخل کل یا مطلق (ϕ_t): نسبت حجم کلیه فضاهای خالی موجود در سنگ به حجم کل آن است.

تخلخل کل ممکن است اولیه (Primary porosity یا ϕ_1) یا ثانویه (Secondary porosity یا ϕ_2) و یا ترکیبی از این دو باشد.

تخلخل اولیه حجم آن دسته از فضاهای خالی است که در حین تشکیل سنگ بین دانه‌ها و یا بلورهای تشکیل دهنده سنگ به وجود می‌آیند و به این جهت به تخلخل بین دانه‌ای و بین بلوری نیز معروف است. مقدار این تخلخل به شکل، اندازه و جورشدگی ذرات بستگی دارد. این نوع تخلخل غالباً در سنگ‌های آواری یا تخریبی مشاهده می‌شود. تخلخل ثانویه درصدی از فضاهای خالی موجود در سنگ است که بعد از تشکیل آن بر اثر تنش تکتونیکی و یا فرآیندهای انحلال (شیمیایی یا بیوشیمیایی) به وجود می‌آید [۲].

۲- تخلخل پیوسته (Connected porosity یا ϕ_{con}): درصدی از کل حفره‌های موجود در سنگ است که به همدیگر مرتبط‌اند. در صورت عدم ارتباط حفره‌ها به یکدیگر، مقدار آن می‌تواند بسیار کمتر از تخلخل مطلق باشد، مثل پومیس (سنگ پا) که نزدیک به ۵۰٪ تخلخل مطلق دارد ولی تخلخل پیوسته آن نزدیک به صفر است [۲].

۳- تخلخل نهفته (Potential porosity یا ϕ_{pot}): قسمتی از تخلخل پیوسته است که به علت باریکی بیش از حد مجاری ارتباطی (موئینه بودن)، سیال نمی‌تواند از آن عبور کند. به عنوان مثال در مخازن نفتی و گازی حداقل قطر فضاهای موئینه به ترتیب باید بیش از ۲۰ و ۵ میکرومتر باشد تا امکان حرکت سیالات در آن فراهم گردد. در شیل‌ها که تخلخل پیوسته بالایی دارند (۴۰ تا ۵۰ درصد در شیل‌های متراکم و تا ۹۰ درصد در رسوبات لجنی جوان) اندازه کانال‌های ارتباطی به حدی موئینه است که سیالات موجود به علت خاصیت جذب مولکولی، نمی‌توانند حرکت نمایند [۲].

۴- تخلخل موثر (Effective porosity یا ϕ_e): تخلخل پیوسته‌ای که در آن امکان حرکت سیال و در نتیجه دسترسی و استحصال آن وجود دارد و بنابراین تخلخل موثر، تخلخل ناپیوسته، خلل و فرج اشغال شده توسط آب جذبی و آب محصور در شیل‌ها را شامل نمی‌شود. با استفاده از نمونه برداری از مغزه‌ها و یا اطلاعات نمودارهای چاه با اعمال اصلاحات لازم می‌توان تخلخل موثر را برآورد نمود [۲].

منابع

- [۱]. ذاکری، م.، ۱۳۸۷، تخمین تخلخل از روی نگارهای چاه‌پیمایی و اطلاعات مغزه‌ها در یکی از مخازن هیدروکربوری پارس جنوبی با استفاده از شبکه‌های عصبی کمپته‌ای (ماشین کمپته‌ای)، پایان نامه کارشناسی ارشد، ژئوفیزیک-گرایش ژئوالکتریک، دانشگاه شاهرود.
- [۲]. مراد زاده، ع. و قوامی ریابی، ر.، ۱۳۸۰، چاه‌پیمایی برای مهندسين، انتشارات دانشگاه صنعتی شاهرود.
- [۳]. رمضی، ح. ر.، ۱۳۷۷، چاه‌پیمایی، انتشارات صنم، ص ۳۳.
- [۴]. رضایی، م. و چهارزی، ع.، ۱۳۸۵، اصول برداشت و تفسیر نگارهای چاه‌پیمایی، انتشارات دانشگاه تهران، ص ۵.
- [5]. Archie, G.E., 1952, "Classification of Carbonate Reservoir Rocks and petrophysical considerations", **AAPG Bulletin**, vol. 36 ,pp.278-298.
- [6]. Timur, A., 1968 , "An Investigation Of Permeability, Porosity, & Residual Water Saturation Relationships For sandstone Reservoirs", **The log Analyst**, vol.IX.
- [7]. Raymer, L. L., Freeman, P. M., 1984, "In-situ Determination of Capillary Pressure, Pore Throat size and Distribution, and Permeability from Wireline Data", presented at the SPWLA 25, **Annual Logging Symposium**.
- [8]. R.SotoB., j.F.Ardila, H.Ferneynes, A.Bejarano, 1997, "use of neural networks to predict the permeability and porosity of Zone 'C' of the Cantagallo Field in Colombia", **SPE**, 38134.
- [9]. Huang Z. and Williamson M., 1997, "Determination of porosity and permability in reservoir intervals by artificial neural network modeling offshore eastern Canada", **Petroleum Geoscience**, 3, pp. 245-258.
- [10]. Helle, H. B., et al., 2001, "Porosity and permeability prediction from wireline logs using artificial neural network: a North Sea Case study", **Geophysical prospecting**, vol. 49, pp.431-444.
- [11]. Leiphart, D.J. ,and Hart, B.S., 2001, comparsion of linear of regression and a probabilistic neural network to predict porosity from 3D seismic attributes in lower Brushy canyon channed sandstone, southeast New Mexico, **Geophysics**, vol.66, 1349-1359.
- [12]. Russell, B.H., 2004, **PhD Thesis** , "The application of multivariate statistics and neural network to the prediction of reservior parameter using seismic attributes", Department of Geology and Geophysics, university of calgary, Alberta.

- [13]. Da Silva Camargo.S. and Engel P.M., 2010, “ A Progressive Enhancement Neural Model to Predict Reservoir Quality in Sandstones” , **IEEE Computer Society**, pp. 100-106.
- [14]. Aliouane.L., Ouad fuel. S., Dijarfour.N., Boudella.A., 2012,“ Petrophysical Parameters Estimation from Well-Logs Data Using Multilayer Perceptron and Radial Basis Function Neural Networks”, Springer, 7667, pp.730-736.
- [15]. Shokooh Saljoogi.B., Hezarkhani.A., 2014, “Comparison of WAVENET and ANN for predicting the porosity obtained from well log data”, **Journal of Petroleum Science and Engineering**, 123, pp.172-182.
- [16]. Cuddy, S., 1997 ,“The application of the mathematics of fuzzy logic to petrophysics”, **presented at the SPWLA 38 Annual Logging symposium**.
- [17]. Cuddy, S., 2000, “Litho-Facies and permeability prediction From Electrical Logs Using Fuzzy logic”, **SPE Reservior Evaluation & Engineering**, vol. 3, pp. 319-324.
۱۸. جلالی لیچائی، م.، نبی بیدهندی، م.، میرزائی، س.، (۱۳۸۳)، " تخمین تخلخل میدان نفتی گچساران با استفاده از تکنیک شبکه های عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی چندگانه"، کنفرانس مهندسی معدن ایران.
۱۹. جلالی، م.ج.، بیدهندی، م.ن.، (۱۳۸۵)، "مقایسه روش های رگرسیون خطی چندگانه و شبکه های عصبی مصنوعی برای برآورد تخلخل و نفوذپذیری"، مجله علمی و پژوهشی علوم زمین، ش ۶۱، ص ۱۴۰ تا ۱۴۹.
- [20]. Kadkhodaie-Ilkhchi , A., Rezaee, M.R. , Rahimpour Bonab , H. , and chehrizi , A. ,2009, “petrophysical data prediction from seismic attributes using committee fuzzy Inference system” , **Computer & Geosciences**. pp.2314-233.
۲۱. نبی بید هندی، م.، خوشدل، ح.، واشقانی فرهانی، م.، (۱۳۸۹) " به کار گیری مدل فازی عصبی در برآورد پارامترهای مخزن با استفاده از نشانگرهای لرزه ای بررسی موردی در یک مخزن هیدروکربوری در ایران مرکزی"، مجله ژئوفیزیک ایران، جلد ۴، شماره ۱، ص ۸۴ تا ۹۵.
- [22]. Hosseini.A., Ziaii. M., Kamkar Rouhani.A., Roshandel. A., Gholami. R. and Hanachi. J., 2011, “ Artificial Intelligence for prediction of porosity from Seismic Attributes: Case study in the Persian Gulf ”, **Iranian Journal of Earth Sciences** , 3, pp.168-174.

[23]. Bushara, M. N., Tawel, A. El, Bourgha, H., Dabbouk, C. & Qotb, M., 2002, "Effective permeability modeling: geostatistical integration of permeability indicators, offshore Abu Dhabi, Society of Petroleum Engineers", 78583-MS, **Abu Dhabi International Petroleum Exhibition and Conference**, 13-16 October, Abu Dhabi, 8 pp.

[24]. L. Wang, S. Tyson, X. Song, H. Cao, P.M. Wong, 2002, "Reservoir Modelling With Neural Networks And Geostatistics: A Case Study From The Lower Tertiary Of The Shengli Oilfield", East China, **SPE**, 77958.

[۲۵]. برگریزان و همکاران، (۱۳۷۵)، گزارش داخلی شماره ۱۸۴۲ خلیج فارس، شرکت نفت فلات قاره ایران.
[۲۶]. محمدی، محمد حسین، (۱۳۸۷)، گزارش تکمیلی چاه F-6، اداره زمین شناسی تحت الارضی، مدیریت اکتشاف نفت ایران.

[۲۷]. درویش زاده، ع، (۱۳۸۲)، زمین شناسی ایران، چاپ سوم، انتشارات امیرکبیر، تهران، ص ۶۴۸.
[28]. Pars petro zagros Engineering & Service Company, 1390, Hendijan Full Field Reservior Study reported for Iranian Offshore Oil Company, Tehran.

[29] R.Ghavami-Riabi, 2007, **PhD thesis**, "Geochemical exploration for base metal sulphide mineralization an aid environment.", Eastern of the Namaqua Metamorphic Province, South Africa,. Preforia University, pp.306.

[۳۰]. حسنی پاک، ع.ا، شرف الدین، م، (۱۳۸۰)، تحلیل داده های اکتشافی، مؤسسه انتشارات و چاپ دانشگاه تهران، تهران.

[۳۱] بایزیدی، ا، اولادی، ب، عباسی، ن، (۱۳۹۰)، تحلیل داده های پرسش نامه ای با کمک نرم افزار SPSS، چاپ سوم، انتشارات عابد، ص ۱۳.

[32] Davis, John.C., 2002, "Statistics and Data Analysis in Geology". United State of America, pp.56-66.

[33] Reih, F., Mc Phail ,D.c, Christy, A.G., 2005, "Bacillus cereus,gold and associated elements in soil and other regolith samples from tomakin park Gold Mine in south eastern new south Wales,Australia", **J.Geochemical Exploration**, PP. 81-98.

[34] Pearl, J., 1986, "Fusion, propagation, and structuring in belief networks", **Artificial Intelligence**, 3, 29, pp. 241-288 .

[35] Cooper, G.F. and Herskovits, E., 1992. "A Bayesian method for the induction of probabilistic networks from dat". **Machine Learning**, 4, 9,

pp. 309-347.

- [36] Doguc, O. and Ramirez-Marquez, J.E., 2009. “ A generic method for estimating system reliability using Bayesian networks”. **Reliability Engineering & System Safety**, 2, 94, pp. 542-550.
- [37] Khor, K.C., Ting, C.Y. and Amnuaisuk, S.P., 2009. “ From feature selection to building of Bayesian classifiers: A network intrusion detection perspective”. **American Journal of Applied Sciences**, 11, 6, pp. 1949-1960.
- [38] Zuo, Y. and Kita, E., 2012. “Stock price forecast using Bayesian network”. **Expert Systems with Applications**, 8, 39, pp. 6729-6737.
- [39] Mansure, A.J., Whitlow, G.L., Corser, G.P., Harmse, J. and Wallace, R.D., 1999. “A Probabilistic Reasoning Tool for Circulation Monitoring Based on Flow Measurements”, SPE Annual Technical Conference and Exhibition, **Society of Petroleum Engineers**, Houston, Texas.
- [40] Kannan, P., 2006, “Bayesian Networks: Application in safety instrumentation and risk reduction”. *Hydrocarbon Asia*, 6, 16.
- [41] Al-Yami, A.S., Schubert, J., Medina-Cetina, Z. and Yu, O.Y., 2010, “Drilling Expert System for the Optimal Design and Execution of Successful Cementing Practice”, IADC/SPE Asia Pacific Drilling Technology Conference and Exhibition.
- [42] Al-Yami, A.S., Schubert, J., 2012, “Under balance Drilling Expert System Development, Western Regional Meeting, **Society of Petroleum Engineers**, Bakersfield, California, USA.
- [43] Abdollahzadeh, A. et al., 2011, “Estimation of Distribution Algorithms Applied to History Matching”, **SPE Reservoir Simulation Symposium**. Society of Petroleum Engineers, The Woodlands, Texas, USA.
- [44] Hermann, R. et al., 2011. “Water Production Surveillance Workflow using Neural Network and Bayesian Network Technology: A Case Study of Bongkot North Field”, Thailand, **International Petroleum Technology Conference**, Bangkok, Thailand.
- [45] Khaz'ali, A.R., Farahani, F.J. and Ahmadabadi, M.N., 2011. “Bayesian network - A new probabilistic method for petroleum reservoir production prediction and history matching”. **Petroleum Science and Technology**, 7, 29, pp. 745-757.

- [46] Zerafat, M.M., ayatollahi, S., Mehranbod, N. and Barzegari, D., 2011, "Bayesian Network Analysis as a Tool for Efficient EOR Screening", SPE Enhanced Oil Recovery Conference, **Society of Petroleum Engineers**, Kuala Lumpur, Malaysia.
- [47] Rasheva, S. and Bratvold, R.B., 2011. "A new and improved approach for geological dependency evaluation for multiple-prospect exploration". SPE Annual Technical Conference and Exhibition 2011, ATCE 2011, Denver, CO, pp. 3422-3431.
- [48] Martinelli, G., Eidsvik, J., Hauge, R. and F rland, M.D., 2011. "Bayesian networks for prospect analysis in the North Sea", AAPG Bulletin, 8, 95, pp. 1423-1442.
- [49] Martinelli, G., Eidsvik, J., Sinding-Larsen, R., Rekstad, S. and Mukerji, T., 2013, "Building Bayesian networks from basin-modelling scenarios for improved geological decision making", Petroleum Geoscience, 3, 19, pp. 289-304.
- [50] Masoudi, P., Tokhmechi, B., Jafari, M.A. and Moshiri, B., 2012c. "Application of Fuzzy Classifier Fusion in Determining Productive Zones in Oil Wells", **Energy Exploration and Exploitation**, 3,30, pp.403-415.
- [51] Masoudi, P., Tokhmechi, B., Ansari Jafari, M., Zamanzadeh, S.M. and Sherkati, S., 2012a, "Application of Bayesian in determining productive zones by well log data in oil wells", **Journal of Petroleum Science and Engineering**, 94-95, pp. 47-54.
- [52] Heckerman, D., 1997, "Bayesian Network for DataMining", **J.Data Mining and Knowledge Discovery**, pp.119-179.
- [53] رضایی، س.، شاهسونی، د.، ۱۳۹۱، کشف تقلب در کارت‌های اعتباری با استفاده از روش‌های داده‌کاوی، پایان نامه کارشناسی ارشد، رشته ریاضی، دانشگاه صنعتی شاهرود.
- [54] Giudici, p., 2003, "Applied Data Mining Statistical Methods for Business and Industry", **John Wiley& Sons**, pp.195-197.
- [55] Hassen,B.H., Masmoudi, A. and Rebai, A., 2008, "causal inference in biomolecular pathways a Baysian network approch and an Impilict method", **J.Theoretical Biology**, pp.717-724.
- [56] Rebai, A., 2010, "Bayesian Network" available at www.sciy.com.
- [57] Gregory, F, Cooper, E.H., 1993, "a Bayesian method for the induction of probabilistic networks from data", **J.Medical Computer Science**, Stanford University.

[58] محمدباقر منهاج، ۱۳۸۹، مبانی شبکه‌های عصبی، انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر، چاپ هفتم، تهران.

- [59] P. S. Churchland and T. J. Sejnowski, 1992, "The Computational Brain", Cambridge, MA: MIT Press.
- [60] G. M. Shepherd, 1990, "The Synaptic Organization of The Brain", 3rd edition, Oxford University Press, N.Y.
- [61] L. Fausett, 1994, "Fundamental of Neural Networks: Architecture, Algorithms and Applications", Prentice Hall.
- [62] Hangman, M. T. and Demuth, H.B. and Beale, M. H., 1996, "**Neural Network Design**", PWS Publishing, Boston, MA.
- [63] Kohonen, T., 1997, "Associative Memory: A System-theoretical Approach", **Springer**.
- [64] Grossberg, S., 1976, "Adaptive Pattern Classification and Universal Recording(I)", **Biol. Cybern**, 23, PP.187-202.
- [65] Hopfield, J. J., 1982, "Neural Networks Physical System with Emergent Collective Computational Abilities", **Proceedings of the National Academy of Sciences**, 79, pp. 2554-2558.
- [66] Fukushima, K., 1988, "A Hierarchical Neural Network Capable Visual Pattern Recognition", **Neural Networks**, 1, pp.119-130.
- [67] S. Haykin, 1994, "Neural Networks a Comprehensive Foundation", McMaster University, Canada.
- [68] Nelles, O., 2001, "Nonlinear system identification from classical approaches to neural networks and fuzzy models", **Springer-Verlag**.
- [69] Haykin, S., 1999, Neural Network, Macmillan College Publishing Company.
- [70] Matlab users Guide, 2012, Neural Network toolboxes & Transfer function.
- [71] Demuth H. and Beale M., 2002, "Neural network toolbox User's guide of MATLAB", Version 4, Online in www.mathworks.com.
- [72] Cooke and Schneider, 1983, "Generalized Linear Inversion of Reflection Seismic Data. Geophysics 48, no.6, P.665-675.
- [73] Challa, S., Koks, D., 2004, "Bayesian and Dempster-shafer fusion" **Sadhana**, 29, 2, pp.145-174.
- [74] Schlumberger, 2009, User manual, petrel software.

Abstract

Accurate knowledge from reservoir petrophysical characteristics is necessary to predict the future performance of the oil field. One of the significant petrophysical properties of reservoir is porosity. Therefore, improved modeling techniques are necessary to increase the accuracy in the porosity estimation. In the known approach, used different variables for porosity conditional modeling. For example, we can model the lithology and also we can model the porosity in the each block according to estimated lithology.

In this thesis, for importance of porosity in the production potential, it has been tried to estimate the effective porosity from the conventional well logs with the help of intelligent methods. Two methods have been used for effective porosity estimation in seven wells of Asmari reservoir in the F oil field.

1-multi layer perceptron neural network

2- combination of MLP and conditional probabilities

In the first step, effective variables in porosity estimation were determined using multivariate analysis and Bayesian network. After ward mentioned methods have been used for selected variables. In both methods Trainlm better than other optimization algorithm in MATLAB for backpropagation algorithm, and the best result is obtained from multilayer perceptron with 15 and 20 neurons for first method and 15 and 15 neurons for secondary method in the hidden layer. Regression coefficient and MSE of validation data for the MLP and selected variable are equal to 0.947 and 0.016. regression coefficient and MSE of validation data for the conditional method are equal to 0.876 and 0.0403.

Finally the 3D porosity model has been prepared using effective porosity information in seven oil wells. According to this model, porosity value in the central and southeast area of field is more than the other area.

Key word: Porosity, Neural network, Bayesian network, k2 algorithm, conditional probabilities, Petrel.



University of Shahrood
Faculty of Mining, Petroleum and Geophysics

**Designing a neural network machine for porosity
modeling**
Case study: an oil reservoir south of Iran.

Khadije Ranjbar

Supervisors:

Dr. Behzad Tokhmechi

Dr. Reza Ghavami-Riabi

Advisers:

Dr. Ali Moradzade

Eng Ali Hosseini

September 2015