





دانشکده معدن، نفت، ژئوفیزیک

گروه ژئوفیزیک

تخمین توزیع تخلخل به کمک نشانگرهای لرزه‌ای در یکی از مخازن نفتی جنوب
ایران

دانشجو :

فاطمه نعیمی

اساتید راهنما :

دکتر علی مرادزاده

دکتر علی نجاتی کلاته

اساتید مشاور:

دکتر امین روشندل کاهو

مهندس جعفر نعیمی

پایان نامه برای دریافت درجه کارشناسی ارشد

در رشته ژئوفیزیک

بهمن ۱۳۹۰

تقدیم به پدر بزرگوار و مادر مهربانم:

آن دو فرشته ای که از خواسته هایشان گذشتند، سختی ها را به جان خریدند و خود را سپر بلای مشکلات و ناملایمات کردند تا من به جایگاهی که اکنون در آن ایستاده ام برسم.

و به:

همسرم، اسطوره زندگیم، پناه خستگی و امید بودنم.

تقدیر و تشکر

سپاس و ستایش مر خدای را جل و جلاله که آثار قدرت او بر چهره روز روشن، تابان است و انوار حکمت او در دل شب تار، درفشان. آفریدگاری که خویشتن را به ما شناساند و درهای علم را بر ما گشود و عمری و فرصتی عطا فرمود تا بدان، بنده ضعیف خویش را در طریق علم و معرفت بیازماید.

از آقای دکتر علی مرادزاده و آقای دکتر علی نجاتی کلاته، که زحمت راهنمایی این پایان نامه را بر عهده داشتند و با رهنمودهایشان مرا تا پایان مسیر کمک کردند، کمال تشکر و سپاسگزاری را دارم. نگارنده این پایان نامه بر خود می داند که از زحمات استادان مشاور آقای دکتر امین روشندل کاهو و آقای مهندس جعفر نعیمی که در تمام مراحل انجام این کار دلسوزانه مرا یاری رسانده اند تشکر و سپاسگزاری نماید.

از دوستان عزیزم آقای مهندس علی حمیدی، مهندس سمانه صفری، مهندس محبوبه خسروجردی و مهندس زهرا قیاسی که در تمام مراحل انجام پایان نامه همواره یار و همراه بودند کمال تشکر را دارم.



دانشکده معدن، نفت، ژئوفیزیک

گروه ژئوفیزیک

تعهد نامه

اینجانب **فاطمه نعیمی** دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته مهندسی معدن گرایش اکتشاف از دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان نامه کارشناسی ارشد تحت عنوان: **تخمین توزیع تخلخل به کمک نشانگرهای لرزه‌ای در یکی از مخازن نفتی جنوب ایران تحت راهنمایی آقایان دکتر علی مراد زاده و دکتر علی نجاتی کلاته**

متعهد می‌شوم:

- تحقیقات در این پایان نامه 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 پایان نامه تا کنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ جا ارائه نشده است.
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می‌باشد و مقالات مستخرج با نام «دانشگاه صنعتی شاهرود» و یا «Shahrood University of Technology» به چاپ خواهد رسید.
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به دست آمدن نتایج اصلی پایان نامه تاثیرگذار بوده‌اند، در مقالات مستخرج از این پایان نامه رعایت می‌گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که از موجود زنده (یا بافت‌های آنها) استفاده شده است، ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است، اصل رازداری، ضوابط و اصول اخلاقی انسانی رعایت شده است.

تاریخ

امضای دانشجو

مالکیت نتایج و حق نشر

- کلیه حقوق این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج، کتاب، برنامه‌های رایانه‌ای، نرم افزارها و تجهیزات ساخته شده) مربوط به دانشگاه صنعتی شاهرود می‌باشد. این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود. استفاده از اطلاعات و نتایج موجود در پایان نامه بدون ذکر مرجع مجاز نمی‌باشد.

چکیده

در این مطالعه روش‌های جدید تخمین پارامترهای مخزن به کمک نشانگرهای لرزه‌ای بررسی شده است. هدف اصلی این مطالعه، تخمین کمی پارامتر تخلخل در یکی از میادین دریایی ایران توسط روش‌های جدید تخمین پارامترهای مخزنی بوده است. برای این منظور ترکیب روش رگرسیون چند متغیره و روش‌های جدیدتر مانند شبکه‌های عصبی با نشانگرهای لرزه‌ای بررسی شده است. داده‌های چاه‌ها که شامل نگارهای مختلف از جمله نگارهای تخلخل، دانسیته، صوتی و مقاومت ویژه است مورد استفاده قرار گرفتند. در این مطالعه تصحیح نمودارهای صوتی با اطلاعات لرزه‌ای موجود در چاه (چکش‌ات)، پیک کردن افق‌های لرزه‌ای، تهیه موجک و ساخت لرزه‌نگاشت مصنوعی، ایجاد انطباق بین اطلاعات چاه و لرزه‌نگاری، ساخت مدل اولیه، انجام وارون‌سازی و استفاده از روش‌های مختلف برای تعیین تخلخل انجام شده است. بعد از اینکه بهترین روابط بین نشانگرهای لرزه‌ای و پارامتر مخزنی تخلخل در محل چاه‌ها، استخراج شد آنگاه از این روابط برای بدست آوردن پارامتر مخزنی تخلخل در مکان‌های دیگر میدان استفاده می‌شود. با استفاده از آنالیز رگرسیون چند متغیره و شبکه‌های عصبی احتمالی (PNN)، شبکه عصبی چندلایه پیش-خور (MLFN) و شبکه عصبی با تابع پایه شعاعی (RBFN) و به کمک شش نشانگر لرزه‌ای (نتیجه وارون-سازی، زمان، فیلتر ۲۵/۳۰-۱۵/۲۰، فرکانس میانه وزن‌دار، کسینوس فاز لحظه‌ای و مشتق دامنه لحظه‌ای) تخمین توزیع تخلخل انجام شد. در این بخش شبکه عصبی احتمالی با داشتن خطای تخمینی برابر ۴/۶۹ درصد و همبستگی متوسط ارزیابی متقابل برابر ۶۸/۲۶ درصد بهترین روش برای تخمین تخلخل تعیین شد.

در مرحله بعد تخمین تخلخل با استفاده از رگرسیون چند متغیره و سه شبکه عصبی ذکر شده و با کمک نه نشانگر لرزه‌ای جدید (کیفیت لحظه‌ای، پلاریته ظاهری، مؤلفه‌های تک‌فرکانس، نمودار حقیقی مقاومت صوتی، پهنای باند لحظه‌ای، افزایش زمان، کسینوس فاز لحظه‌ای، نتیجه وارون‌سازی و فاز لحظه‌ای)

صورت گرفت. این حالت باعث بهبود چشمگیری در تخمین توزیع تخلخل شد. در این حالت نیز روش شبکه عصبی احتمالی بهترین نتیجه را در مقایسه با دیگر روش‌های استفاده شده حاصل نموده است. در این حالت میزان متوسط همبستگی بین نگارهای تخلخل واقعی در چاه‌ها و نگارهای تخمین زده شده در مرحله اعتبارسنجی ۷۹ درصد و خطای تخمین ۳/۸۵ درصد تعیین شد.

کلمات کلیدی: تخلخل مخزن، نشانگرهای لرزه‌ای، مقاومت صوتی، نگارهای چاه، داده‌های لرزه‌ای، شبکه-های عصبی.

لیست مقالات مستخرج از پایان نامه:

❖ بررسی بهبود تخمین تخلخل با استفاده از نشانگرهای لرزه‌ای

پذیرش چاپ در:

پانزدهمین کنفرانس ژئوفیزیک ایران.

❖ وارون سازی بر پایه مدل با پارامترهای مختلف و بررسی نتایج آنها در یکی از میادین نفتی ایران

پذیرش چاپ در:

پانزدهمین کنفرانس ژئوفیزیک ایران.

فهرست

فهرست

فصل اول: کلیات ۱

۱-۱ مقدمه ۲

۲-۱ مروری بر مدل سازی و استخراج پارامترهای پتروفیزیکی مخزن از روی داده‌های لرزه‌ای ۴

۳-۱ اهمیت و ضرورت مطالعه ۷

۴-۱ اهداف پایان نامه و روش تحقیق ۸

۵-۱ ساختار پایان نامه ۹

فصل دوم: اصول و مبانی پردازش و مدل سازی داده‌ها ۱۰

۱-۲ مقدمه ۱۱

۲-۲ تعیین خصوصیات پتروفیزیکی ۱۱

۳-۲ لرزه‌نگاری ۱۳

۱-۳-۲ روش‌های لرزه‌ای ۱۳

۲-۳-۲ اصول لرزه‌ای ۱۴

۴-۲ وارون سازی ۱۴

۱-۴-۲ پاسخ زمین یا بازتاب ۱۷

۲-۴-۲ موجک لرزه‌ای و استخراج آن ۱۸

۳-۴-۲ انواع روش‌های وارون سازی ۲۰

۱-۳-۴-۲ روش بازگشتی یا وارون سازی محدود باند ۲۱

۲-۳-۴-۲ روش وارون سازی اسپایک‌های پراکنده غیرمقید یا وارون سازی رنگی ۲۲

۲۳.....	۳-۳-۴-۲ روش مدل پایه یا وارون سازی خطی تعمیم یافته
۲۵.....	۵-۲ نشانگرهای لرزه ای
۲۶.....	۱-۵-۲ طبقه بندی نشانگرهای لرزه ای
۲۹.....	۲-۵-۲ محاسبه و تحلیل نشانگرها
۳۰.....	۱-۲-۵-۲ پوش ردلرزه
۳۲.....	۲-۲-۵-۲ نرخ تغییرات پوش دامنه
۳۱.....	۳-۲-۵-۲ مشتق دوم پوش دامنه
۳۳.....	۴-۲-۵-۲ فاز لحظه ای
۳۴.....	۵-۲-۵-۲ فرکانس لحظه ای
۳۵.....	۶-۲-۵-۲ فرکانس میانه وزن دار
۳۵.....	۷-۲-۵-۲ مقاومت صوتی
۳۶.....	۶-۲-۶-۲ رگرسیون چندگانه خطی
۳۶.....	۱-۶-۲ حالت کلی چند متغیره
۳۹.....	۲-۶-۲ رگرسیون چند متغیره با استفاده از عملگر همایخت
۴۲.....	۷-۲ تخمین به کمک نشانگرها با الگوریتم رگرسیون قدم به قدم
۴۴.....	۸-۲ اعتبارسنجی متقابل
۴۶.....	۹-۲ شبکه های عصبی مصنوعی
۴۷.....	۱-۹-۲ شبکه عصبی چند لایه پیشخور
۴۸.....	۲-۹-۲ شبکه های عصبی بر پایه توابع
۴۹.....	۳-۹-۲ شبکه های عصبی احتمال پذیر PNN

۵۲	۴-۹-۲ شبکه‌های عصبی برپایه توابع شعاعی (RBFN)
۵۵	فصل سوم: معرفی منطقه مورد مطالعه و داده‌های مورد استفاده
۵۶	۱-۳ مقدمه
۵۶	۲-۳ میدان بلال
۵۸	۳-۳ داده‌های مورد استفاده
۵۸	۴-۳ ساختارهای زمین‌شناسی مناطق جنوب ایران
۵۹	۱-۴-۳ سازند آسماری
۵۹	۲-۴-۳ سازند چهارم
۶۱	۳-۴-۳ سازند ایلام
۶۱	۴-۴-۳ سازند لافان
۶۱	۵-۴-۳ سازند سروک
۶۱	۶-۴-۳ سازند کژدمی
۶۲	۷-۴-۳ سازند داریان
۶۲	۸-۴-۳ سازند گدوان
۶۲	۹-۴-۳ سازند فهلیان
۶۳	۱۰-۴-۳ سازند هیث
۶۳	۱۱-۴-۳ سازند سورمه
۶۳	۱۲-۴-۳ سازند نیریز
۶۴	۱۳-۴-۳ سازند دشتک
۶۴	۱۴-۴-۳ سازند کنگان
۶۴	۱۵-۴-۳ سازند دالان

فصل چهارم: انجام محاسبات هوشمند برای تخمین تخلخل میدان بلال ۶۵

۱-۴ مقدمه ۶۶

۲-۴ نرم افزارهای مورد استفاده ۶۷

۳-۴ فراخوانی داده‌های مربوط به چاه‌ها و اطلاعات لرزه‌ای در نرم افزار ۶۸

۴-۴ وارون سازی ۷۳

۱-۴-۴ محاسبه موجک و تهیه ردلرزه مصنوعی ۷۳

۲-۴-۴ مدل فرضی اولیه یا مدل زمین شناسی ۷۶

۳-۴-۴ وارون سازی به روش بر مبنای مدل ۷۶

۵-۴ تخمین تخلخل به کمک نشانگرهای لرزه‌ای ۷۹

۱-۵-۴ تحلیل به کمک چند نشانگر (رگرسیون چند متغیره) ۸۲

۲-۵-۴ تحلیل به کمک شبکه‌های عصبی ۸۸

۱-۲-۵-۴ تخمین تخلخل با شبکه عصبی PNN ۸۹

۲-۲-۵-۴ تخمین تخلخل با شبکه عصبی MLFN ۹۲

۳-۲-۵-۴ تخمین تخلخل با شبکه عصبی RBFN ۹۴

۶-۴ تخمین تخلخل به کمک نشانگرهای لرزه‌ای جدید ۹۸

۱-۶-۴ تحلیل به کمک چند نشانگر (رگرسیون چند متغیره) ۹۹

۲-۵-۴ تحلیل به کمک شبکه‌های عصبی با کمک نشانگرهای جدید ۱۰۵

۱-۲-۶-۴ تخمین تخلخل با شبکه عصبی PNN ۱۰۵

۲-۲-۶-۴ تخمین تخلخل با شبکه عصبی MLFN ۱۰۷

۳-۲-۶-۴ تخمین تخلخل با شبکه عصبی RBFN ۱۱۰

فصل پنجم: نتیجه گیری و پیشنهادات ۱۱۴

۱-۵	جمع بندی نتایج و بحث روی آن ها	۱۱۵
۲-۵	پیشنهادهات	۱۱۷
	منابع و مراجع	۱۱۹

فهرست شکل‌ها

- شکل (۱-۲). طرح کلی واکاوی داده‌های مخزنی. ۱۳
- شکل (۲-۲). مراحل انجام کار تا قبل مرحله وارون‌سازی ۱۵
- شکل (۳-۲). ریز مراحل عملیات‌های مختلف برای وارون‌سازی ۱۶
- شکل (۴-۲). روش‌های مختلف وارون‌سازی ۲۱
- شکل (۵-۲). نمایش هندسی نگاشت واقعی، بخش حقیقی (a) و مجازی (b) فاز لحظه‌ای (c) و فرکانس میانگین وزن داده شده (منحنی خط چین) (d) و نمایش هم بعد (e) ۳۱
- شکل (۶-۲). نگار تخلخل به عنوان هدف در سمت چپ و سه نشانگر لرزه‌ای به عنوان ورودی یا متغیرهای مستقل در سمت راست که برای رگرسیون چندگانه خطی استفاده شده‌اند (راسل، ۲۰۰۴)..... ۳۷
- شکل (۷-۲). اختلاف بین رگرسیون چند متغیره معمولی و رگرسیون چند متغیره با استفاده از عملگر همایخت، (a) وزن‌های منفرد که در رابطه (۱۷-۲)، استفاده می‌شوند، (b) وزن‌های همایخت که در رابطه (۲۴-۲)، استفاده می‌شوند ۴۱
- شکل (۸-۲). اختلاف فرکانس بین نمودارهای چاه‌نگاری با نمودارهای نشانگرهای لرزه‌ای ۴۱
- شکل (۹-۲). فلوچارت انتخاب نشانگرها در روش رگرسیون قدم به قدم ۴۴
- شکل (۱۰-۲). خطای میانگین اعتبارسنجی (نمودار قرمز) و آموزش با تمام نمونه‌ها (نمودار سیاه) بر اساس تعداد نشانگرهای مورد استفاده ۴۶
- شکل (۱۱-۲). طرحی از شبکه عصبی چند لایه، که از یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی تشکیل می‌شود..... ۴۷
- شکل (۱۲-۲). تفاوت بین بردارهای تحت آموزش S_j که خروجی حاصل از آن‌ها مقادیر شناخته شده t_j و بردار x_k که خروجی آن مشخص نیست..... ۵۰

شکل (۲-۱۳). طرحی از سه بردار نشان داده شده در شکل (۲-۱۲)، در فضای دو بعدی نشانگرها و مفهوم فاصله بین آنها	۵۰
شکل (۳-۱). موقعیت جغرافیایی میدان بلال	۵۷
شکل (۳-۲). نمایش محل چاه‌ها نسبت به راس افق مخزنی در میدان بلال	۵۸
شکل (۳-۳). ستون چینه‌شناسی سازندهای خلیج فارس در سواحل ایرانی و عربی	۶۰
شکل (۴-۱). نمایش سه بعدی چاه‌های مورد استفاده در این مطالعه از میدان	۶۸
شکل (۴-۲). تصحیح چکشات بر روی چاه 3W-3	۶۹
شکل (۴-۳). نقشه خطوط لرزه‌ای ناحیه مورد مطالعه به همراه نمایش محل چاه‌ها در این ناحیه.	۷۱
شکل (۴-۴). افق‌های نشانه‌گذاری شده میشریف و شعیبا و نمایش هماهنگی آن با سرسازندها در چاه 3W-3 برای خط لرزه‌ای ۲۰۶۷	۷۲
شکل (۴-۵). نقشه افق نشانه‌گذاری شده سرسازند میشریف	۷۲
شکل (۴-۶). موجک منتخب حاصل از دو چاه 3W-1 و 3W-3 در حیطه زمان و داده لرزه‌ای اطراف آن.	۷۴
شکل (۴-۷). نمایش تطابق، ردلرزه واقعی (مشکی)، ردلرزه مصنوعی (آبی) و میانگین ردلرزه واقعی (قرمز) در چاه 3W-3 ..	۷۵
شکل (۴-۸). ضریب تطابق ردلرزه واقعی و ردلرزه مصنوعی در محل چاه‌ها	۷۵
شکل (۴-۹). مدل اولیه با اعمال فیلتر پایین گذر ۱۰ هرتز در راستای خط لرزه‌ای ۲۰۶۷	۷۷

- شکل (۴-۱۰). نمایش تطابق نمودار مقاومت صوتی بدست آمده از نتیجه وارون سازی (نمودار قرمز) ،
نمودار مقاومت صوتی واقعی (نمودار آبی) و مدل اولیه (مشکی) در محل چاه 3W-1 ۷۸
- شکل (۴-۱۱). نمایش همبستگی کلی بین نتیجه وارون سازی و نمودار مقاومت صوتی واقعی در محل
چاه‌ها. ۷۹
- شکل (۴-۱۲). مدل نهایی مقاومت صوتی حاصل از وارون سازی داده‌های خط لرزه‌ای ۲۰۶۷ ۷۹
- شکل (۴-۱۳). نمایش همزمان داده‌های خط لرزه‌ای ۲۰۶۷ و نتایج وارون سازی بعنوان نشانگر منفرد
خارجی. ۸۰
- شکل (۴-۱۴). بررسی و مقایسه اثر طول عملگر در مقدار خطای تخمین به کمک چند نشانگر ۸۳
- شکل (۴-۱۵). نمودار مقدار خطای آموزش و اعتبارسنجی متقابل بر اساس تعداد نشانگرها به روش
رگرسیون مرحله‌ای که نمودار قرمز خطای اعتبارسنجی و نمودار مشکی خطای آموزش می‌باشد. ۸۴
- شکل (۴-۱۶). نمودار مقایسه داده‌های تخلخل واقعی و تخلخل بدست آمده از روش تحلیل چند نشانگری
در محل چاه‌ها. ۸۶
- شکل (۴-۱۷). تطابق نگارهای تخلخل واقعی و مدل سازی شده توسط روش تحلیل چند نشانگری در چاه-
ها. ۸۶
- شکل (۴-۱۸). نتایج تخمین تخلخل در محدوده مخزنی مورد مطالعه با اعمال روش تحلیل به کمک چند
نشانگر بر حجم داده‌های لرزه‌ای مقطع ۲۱۱۴ ۸۷

شکل (۴-۱۹). نقشه توزیع تخلخل در لایه مخزنی با به کارگیری روش تحلیل چند نشانگری همراه با نمایش محل چاه‌ها در میدان.....	۸۸
شکل (۴-۲۰). نمایش تطابق نگار تخلخل واقعی و محاسبه شده توسط شبکه عصبی PNN در محل چاه-ها به کمک شش نشانگر لرزه‌ای.....	۹۰
شکل (۴-۲۱). نتایج تخمین تخلخل در محدوده مخزنی مورد مطالعه با اعمال شبکه عصبی PNN بر حجم داده‌های لرزه‌ای مقطع ۲۱۱۴.....	۹۱
شکل (۴-۲۲). نقشه توزیع تخلخل در لایه مخزنی با بکارگیری شبکه عصبی احتمالی PNN همراه با موقعیت چاه‌ها.....	۹۱
شکل (۴-۲۴). نتایج تخمین تخلخل در محدوده مخزنی مورد مطالعه با اعمال شبکه عصبی MLFN بر حجم داده‌های لرزه‌ای مقطع ۲۱۱۴.....	۹۲
شکل (۴-۲۳). نمایش تطابق نگار تخلخل واقعی و محاسبه شده توسط شبکه عصبی MLFN در محل چاه‌ها به کمک شش اشاره شده در متن.....	۹۳
شکل (۴-۲۵). نقشه توزیع تخلخل در لایه مخزنی با بکارگیری شبکه عصبی MLFN همراه با موقعیت چاه‌ها.....	۹۴
شکل (۴-۲۶). نمایش تطابق نگار تخلخل واقعی و محاسبه شده توسط شبکه عصبی RBFN در محل چاه‌ها به کمک شش نشانگر نامبرده شده.....	۹۵
شکل (۴-۲۷). نتایج تخمین تخلخل در محدوده مخزنی مورد مطالعه با اعمال شبکه عصبی RBFN بر حجم داده‌های لرزه‌ای مقطع ۲۱۱۴.....	۹۶

شکل (۴-۲۸). نقشه توزیع تخلخل در لایه مخزنی با بکارگیری شبکه عصبی RBFN همراه با موقعیت چاه‌ها.	۹۷
شکل (۴-۲۹). بررسی و مقایسه اثر طول عملگر در مقدار خطای تخمین به کمک چند نشانگر.	۱۰۰
شکل (۴-۳۰). نمودار مقدار خطا آموزش (نمودار مشکی) و اعتبارسنجی متقابل (نمودار قرمز) بر اساس تعداد نشانگرها به روش رگرسیون چند متغیره بعد از اضافه کردن نشانگرهای جدید.	۱۰۱
شکل (۴-۳۱). نمودار مقایسه داده‌های تخلخل واقعی و تخلخل بدست آمده از روش تحلیل چند نشانگری در محل چاه‌ها.	۱۰۲
شکل (۴-۳۲). تطابق نگارهای تخلخل واقعی و مدل‌سازی شده با روش تحلیل چند نشانگری در چاه‌ها به کمک نه نشانگر جدید.	۱۰۳
شکل (۴-۳۳). نتایج تخمین تخلخل در محدوده مخزنی مورد مطالعه با روش تحلیل چند نشانگری بر حجم داده‌های لرزه‌ای مقطع ۲۱۱۴.	۱۰۳
شکل (۴-۳۴). نقشه توزیع تخلخل در لایه مخزنی با بکارگیری روش تحلیل چند نشانگری بعد از اضافه کردن نشانگر جدید همراه با نمایش محل چاه‌ها.	۱۰۴
شکل (۴-۳۵). تطابق نگارهای تخلخل واقعی و مدل‌سازی شده با روش شبکه عصبی PNN در چاه‌ها به کمک نشانگرهای جدید.	۱۰۵
شکل (۴-۳۶). نتایج تخمین تخلخل در محدوده مخزنی مورد مطالعه با روش شبکه عصبی PNN بر حجم داده‌های لرزه‌ای مقطع ۲۱۱۴.	۱۰۶

- شکل (۴-۳۷). نقشه توزیع تخلخل در لایه مخزنی به کمک روش شبکه عصبی PNN در چاه‌ها بعد از اضافه کردن نشانگر جدید همراه با موقعیت چاه‌ها. ۱۰۷
- شکل (۴-۳۸). تطابق نگارهای تخلخل واقعی و مدل‌سازی شده با روش شبکه عصبی MLFN در چاه‌ها به کمک نشانگرهای جدید. ۱۰۸
- شکل (۴-۳۹). نتایج تخمین تخلخل در محدوده مخزنی مورد مطالعه با روش شبکه عصبی MLFN بر حجم داده‌های لرزه‌ای مقطع ۲۱۱۴. ۱۰۸
- شکل (۴-۴۰). نقشه توزیع تخلخل در لایه مخزنی به کمک روش شبکه عصبی MLFN در چاه‌ها بعد از اضافه کردن نشانگر جدید همراه با موقعیت چاه‌ها. ۱۰۹
- شکل (۴-۴۱). تطابق نگارهای تخلخل واقعی و مدل‌سازی شده با روش شبکه عصبی RBFN در چاه‌ها به کمک نشانگرهای جدید. ۱۱۰
- شکل (۴-۴۲). نتایج تخمین تخلخل در محدوده مخزنی مورد مطالعه با روش شبکه عصبی RBFN بر حجم داده‌های لرزه‌ای مقطع ۲۱۱۴. ۱۱۱
- شکل (۴-۴۳). نقشه توزیع تخلخل در لایه مخزنی به کمک روش شبکه عصبی RBFN در چاه‌ها بعد از اضافه کردن نشانگر جدید همراه با موقعیت چاه‌ها. ۱۱۲

فهرست جدول‌ها

- جدول ۱-۲. نشانگرها و نوع اطلاعاتی که ارائه می‌دهند. ۲۶
- جدول (۴-۱). لیست نشانگرهای موجود در نرم‌افزار همپسون-راسل. ۸۱

جدول (۴-۲). نتایج تحلیل به کمک چند نشانگر	۸۵
جدول (۴-۳). نتایج تحلیل و تخمین تخلخل به روش‌های مختلف با شش نشانگر لرزه‌ای.	۹۸
جدول (۴-۴). نتایج تحلیل به کمک چند نشانگر (نشانگرهای جدید با رنگ آبی مشخص شده‌اند).	۱۰۱
جدول (۴-۵) نتایج تحلیل و تخمین تخلخل به روش‌های مختلف بعد از بکار گیری نشانگرهای جدید.	
.....	۱۱۳

فصل اول

کلیات

۱-۱ مقدمه

منابع نفت و گاز هر کشور سرمایه گران‌بهایی است که مدیریت درست در مراحل اکتشاف، حفاری و بهره‌برداری از آن باعث کاهش هزینه‌ها، تولید بیشتر و افزایش طول عمر مخازن می‌شود. با توجه به برآوردهای انجام شده عمر منابع نفتی ایران ۸۰ سال و عمر منابع گازی ایران ۲۵۰ سال تخمین زده شده است (شیری، ۱۳۸۹). از اینرو مدیریت درست مخازن و اکتشاف منابع جدید در بهبود این شرایط کمک بسزایی می‌کند.

بررسی توزیع پارامترهای پتروفیزیکی و توصیف کمی آن‌ها در مخازن نفتی یکی از موضوعات بسیار مهم در زمینه مهندسی مخزن و برنامه‌ریزی اکتشافی می‌باشد. این پارامترها در مخازن به روش‌های متعددی از قبیل شبکه عصبی، منطق فازی و زمین‌آمار شبیه‌سازی می‌شوند و توزیع آن‌ها در محدوده مخزن تخمین زده می‌شود (شیری، ۱۳۸۹؛ ظهوریان، ۱۳۸۵). از نقشه‌های حاصل از توزیع پارامترهای پتروفیزیکی مخزن می‌توان بهینه‌ترین مکان را برای حفاری‌های بعدی مشخص نمود. برای تهیه این نقشه‌ها نیاز به اطلاعات فراوان پتروفیزیکی در محدوده مخزن می‌باشد که از طریق حفر تعداد قابل توجهی چاه می‌توان این اطلاعات را بدست آورد. با در نظر گرفتن هزینه‌های بالای حفاری بهتر است برای پیش‌بینی بهترین مکان‌ها برای ادامه عملیات حفاری و اکتشاف از روش بهتری برای این منظور استفاده نمود. هر قدر این اطلاعات دقیق‌تر باشد، نهایتاً ریسک تصمیم‌گیری کاهش پیدا کرده و عملکرد میدان از نظر بازدهی تولید فنی و اقتصادی مطلوب‌تر خواهد بود.

یک توصیف دقیق کمی از خصوصیات و ساختار مخزن برای بهره‌برداری از هیدروکربور برجای ضروری می‌باشد. این توصیف نیاز به ترکیب داده‌های مختلف چاه‌نگاری، مغزه، لرزه‌ای و دیگر اطلاعات زمین‌شناسی دارد. مهمترین عامل در توصیف مخزن، ترکیب تمام این داده‌ها و بدست آوردن یک مدل با دقت و تفکیک‌پذیری بالا است. معمولاً دو سری از اطلاعات برای مدل کردن ساختار زمین‌شناسی و

ویژگی‌های مخزنی موجود است. داده‌های حاصل از چاه‌نگاری که دارای دقت عمقی مناسب و توزیع مکانی کمی در محدوده میدان هستند و خصوصیات مخزنی را با تفکیک‌پذیری عمودی خوبی در محدوده اطراف چاه در اختیار ما می‌گذارند، اما داده‌های لرزه‌ای که دارای توزیع مکانی مناسب و دقت عمقی کمی هستند. در حقیقت داده‌های لرزه‌نگاری دارای تفکیک‌پذیری جانبی بهتری هستند و نه تنها اطلاعات دورتر از چاه را به ما می‌دهند بلکه ما را از جنبه‌های ساختاری و چینه‌ای بهره‌مند می‌سازند (گریبner^۱ و واسن^۲، ۱۹۸۱). از آنجا که داده‌های لرزه‌ای یک پوشش سه بُعدی از یک منطقه را در اختیار ما می‌گذارند، محققین همواره در فکر استفاده از این داده‌ها برای توصیف مخازن بوده‌اند. بنابراین استفاده همزمان از این دو سری داده برای توصیف پارامترهای مخزن می‌تواند نتایج بهتری نسبت به استفاده جداگانه از این اطلاعات تولید نماید. برای استفاده همزمان نیاز به همسان‌سازی این داده‌ها می‌باشد که معمولاً کار مشکلی است. روشی که باعث ترکیب این دو تفکیک‌پذیری افقی و قائم شود یک روش موثر در توصیف مخزن در دو یا سه بُعد بشمار می‌رود (کورنیش^۳ و کینگ^۴، ۱۹۸۸).

در توصیف مخازن روش‌های زیادی در ژئوفیزیک مطرح شده است. یکی از این روش‌ها معکوس‌سازی داده‌های لرزه‌ای است که داده‌های لرزه‌ای انعکاسی را به خصوصیات سنگ‌شناسی تعمیم می‌دهد و یک تخمین کمی، توصیف مخزن را برای ما بهتر می‌کند.

مقاومت (امپدانس) صوتی^۵ که حاصل ضرب سرعت امواج لرزه‌ای و چگالی یک لایه است، یک مثال از خصوصیات سنگ‌شناسی است که بصورت عمده در توصیف مخازن استفاده می‌شود. مقاومت صوتی پارامتر مهمی برای تفسیر لرزه‌ای است، به این دلیل که اطلاعات بسیار صحیح و قابل اعتمادی در رابطه با ویژگی‌های لیتولوژی مخزن دارد. یکی از روش‌های دقیق در بدست آوردن مدل زمین یا همان مقاومت

^۱ - Graebner

^۲ - Wason

^۳ - Cornish

^۴ - King

^۵ - Acoustic Impedance

صوتی استفاده از روش وارون سازی بر اساس مدل است (میسرا^۱ و چاپرا^۲، ۲۰۱۱). وارون سازی روشی است که در آن می توان با استفاده از اطلاعات لرزه‌ای به عنوان ورودی، به یک مدل زمین شناسی به عنوان خروجی دست یافت.

پراکندگی تخلخل از جمله پارامترهای مهم در تخمین میزان هیدروکربور برجای است که با توجه به استخراج این اطلاعات از داده‌های موجود می توان به طور قابل توجهی، دقت تخمین را افزایش داد. از این رو پس از تهیه مقاومت صوتی که خروجی وارون سازی است و یکی از نشانگرهای لرزه‌ای^۳ مهم و مرتبط با تخلخل می باشد، استفاده از روشی که بتوان تخلخل را از این نشانگر و دیگر نشانگرهای لرزه‌ای بدست آورد، مهم و حائز اهمیت است.

۱-۲ مروری بر مدل سازی و استخراج پارامترهای پتروفیزیکی مخزن از روی داده‌های لرزه‌ای

وارون سازی مقاومت صوتی در دهه ۱۹۷۰ مطرح و جایگزین ردلرزه‌ها^۴ برای بازتاب پذیری لایه‌ها شدند (لیندست^۵، ۱۹۷۹) و به مرور زمان با رشد تکنولوژی و دانش بشری ارتقا یافت. در وارون سازی داده‌های لرزه‌ای کارهای زیادی در سال‌های اخیر انجام شده است. بالچ^۶ و همکاران (۱۹۹۹) رتبه بندی فازی را جهت پیدا کردن بهترین نشانگرهای لرزه‌ای مرتبط با خصوصیات مخزنی بکار بستند و همبستگی بین نشانگرهای لرزه‌ای و تخلخل و اشباع آب و ضخامت زون‌های بهره‌ده را به وسیله شبکه‌های عصبی مدل کردند. آنالیز رگرسیون چند متغیره برای بدست آوردن رابطه مناسبی بین اطلاعات لرزه‌ای اطراف چاه‌ها با نگارهای پتروفیزیکی موجود در چاه‌ها به کار برده می شود. این روش را محققان بسیاری در میدان‌های

¹ - Misra

² - Chopra

³ - Seismic Attributes

⁴ - Trace

⁵ - Lindstech

⁶ - Balch

مختلف به کار برده‌اند (فینول^۱ و همکاران، ۲۰۰۴؛ رضایی، ۲۰۱۱؛ ال بولوشی^۲ و همکاران، ۲۰۱۰؛ امیت^۳ و بیسوال^۴، ۲۰۱۱). در مقایسه با محاسبات آماری متداول و رگرسیون چند متغیره، مدل‌های شبکه عصبی بخاطر غیرخطی بودن می‌توانند پارامترهای پتروفیزیکی را بسیار صحیح‌تر پیش‌بینی کنند (یو^۵ و همکاران، ۲۰۱۱). در روش‌های جدیدتر برای شبیه‌سازی و تخمین پارامترهای پتروفیزیکی مخازن نفتی از نشانگرهای لرزه‌ای و روش‌های محاسباتی هوشمند مانند شبکه‌های عصبی، منطق فازی و زمین‌آمار استفاده می‌شود و توزیع پارامترهای پتروفیزیکی در محدوده مخزن تخمین زده می‌شود (میسرا و همکاران، ۲۰۱۱؛ لی‌ایت^۶ و ویدال^۷، ۲۰۱۱؛ راسل^۸ و همپسون^۹، ۲۰۰۸). شبکه‌های عصبی برای تخمین پارامترهای مخزنی از سال ۱۹۹۰ مورد استفاده قرار گرفته‌اند. مک کورمک در سال ۱۹۹۱ روش شبکه عصبی پیشخور^{۱۰} (MLFN) را برای این منظور مورد استفاده قرار داد، بعد از آن در سال ۱۹۹۴ شوالتز^{۱۱} و همکارانش برای تخمین نگارهای هدف از روی داده لرزه‌ای تفسیر شده استفاده از شبکه عصبی را پیشنهاد کردند. در سال ۱۹۹۸ لیو^{۱۲} و لیو برای وارون‌سازی نگار صوتی و تخمین حجم شیل با استفاده از داده لرزه‌ای و نگار چاه از شبکه عصبی استفاده کردند. دورینگتن^{۱۳} و لینک^{۱۴} در سال ۲۰۰۴ برای تخمین نگار تخلخل از داده لرزه‌ای روشی مبتنی بر ترکیب الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی را پیشنهاد دادند.

¹ - Finol

² - Al Bulushi

³ - Amit

⁴ - Biswal

⁵ - Yu

⁶ - Leite

⁷ - Vidal

⁸ - Russell

⁹ - Hampson

¹⁰ - Multi-layer Feedforward Neural Networks

¹¹ - Schultz

¹² - Liu

¹³ - Dorrington

¹⁴ - Link

کدخدایی ایلخچی^۱ و همکاران در سال ۲۰۰۹ با ساخت یک سیستم استنتاج فازی (CFIS^۲) که از الگوریتم ژنتیک بهره می‌برد، باعث بهینه‌سازی مدل‌های ساخته شده از نشانگرهای لرزه‌ای توسط روش‌های فازی شدند و سیستم استنتاج فازی را بهترین الگوریتم و پس از آن شبکه عصبی احتمالی^۳ (PNN) را بهترین شبکه عصبی برای تخمین تخلخل از روی نشانگرهای لرزه‌ای معرفی کردند. عدالت^۴ و همکاران در سال ۱۳۸۸ با طراحی یک شبکه عصبی احتمالی و همچنین استفاده همزمان از نشانگرهای لرزه‌ای و نگارهای تخلخل مؤثر چاه‌ها در محدوده مخزن، سعی در برآورد کردن تخلخل مؤثر در مخزن بلال نمودند. به منظور انتخاب بهترین نشانگرها برای آموزش شبکه عصبی، از روش رگرسیون چند متغیره استفاده کردند. چهار نشانگر فرکانس غالب، دامنه تجمعی مطلق، فرکانس وزن دار دامنه و فیلتر میان‌گذر ۴۵-۶۰ هرتز به عنوان بهترین نشانگرها انتخاب شدند. اخیراً شهرآیینی^۵ و کروتیس^۶ در سال ۲۰۱۱ شبکه عصبی احتمالی را برای تخمین پارامترهای مخزن با استفاده از خواص الاستیکی مخزن توسعه داده‌اند (میسرا و چاپرا، ۲۰۱۱). در حقیقت پیش‌بینی این پارامترها با استفاده از مقاومت صوتی بر اساس استفاده از آماره چند متغیره و روش‌های جدید شبکه عصبی می‌باشد (لی‌ایت و ویدال، ۲۰۱۱). بنابراین استفاده از الگوریتم‌های بهینه در انتخاب و ترکیب نشانگرهای لرزه‌ای برای تخمین خصوصیات پتروفیزیکی و مدل‌سازی آن یکی از چالش‌های اساسی در ترکیب داده‌های لرزه‌ای و چاه‌نگاری است.

در این زمینه امروزه سه نرم افزار تجاری (Fugro-Jason, 2010)، (CGGVeritas،)، HRS^۷ (2007) و Petrel^۸ (Schlumberger, 2008) جهت ترکیب داده‌های لرزه‌ای و چاه‌نگاری برای تخمین خصوصیات پتروفیزیکی استفاده می‌شود که در این کار از نرم افزار HRS استفاده شده است.

^۱ - Kadkhodaie-Ilkhchi

^۲ - Committee Fuzzy Inference System

^۳ - probabilistic neural network

^۴ - edalat

^۵ - Shahræeni

^۶ - Curtis

^۷ - Hampson-Russell Software

^۸ - Petrel Software

۳-۱ اهمیت و ضرورت مطالعه

آنچه که در مدل سازی های مرسوم به چشم می خورد، تخمین های کلی از روی مشاهدات کم و سطحی از مخازن است که باعث افزایش ریسک و هزینه ها شده است. با توجه به اینکه مطالعات دقیق مخزنی با استفاده از تکنولوژی های جدید در هر یک از میادین ایران ضروری می باشد، روش های جدید و نوین وارد شده در این مبحث، ضرورت بکار بستن این روش ها را برای بهینه سازی در مدل ها و کاهش هزینه ها ایجاد می کند. با فهم دقیق توزیع پارامترهای مختلف پتروفیزیکی مخزن نظیر تخلخل توسط روش های نوین و نرم افزارهای مختلف می توان مدل مناسب تری را برای هر یک از ذخایر هیدروکربوری ارائه نمود و از آن در مراحل مختلف ارزیابی، توسعه و تکمیل و بهره برداری استفاده کرد.

استفاده از روش های نوین و امروزی در ارزیابی های این میدان و اکثر میادین قدیمی ایران امری ضروری است که باید انجام شوند تا ارزیابی های انجام شده تصحیح گردند و یا صحت آنها بیشتر مورد بررسی قرار گیرند.

برای دستیابی به هدف تعریف شده در این پایان نامه میدان نفتی بلال در نظر گرفته شده است. ساختمان بلال در بخش مرکزی خلیج فارس و در حدود ۳۰ کیلومتری جنوب شرقی میدان پارس جنوبی قرار دارد. ضرورت این مطالعه برای شناسایی هرچه بهتر لایه مخزنی سروک از نظر توزیع میزان تخلخل می باشد. برای این منظور لازم است با مطالعه دقیق این لایه مخزنی توسط روش های جدید میزان تخلخل این لایه به خوبی شناسایی گردد تا برای بهره برداری بیشتر از این میدان چاه های تولیدی آینده در نقاط مناسب این میدان حفاری گردند. تعداد هشت حلقه چاه که در مکان های مناسبی از این میدان قرار گرفته بودند (در چاه های 3W-1, 3W-2, 3W-3, BI-11 نگار تخلخل وجود دارد) علاوه بر داده های لرزه ای سه بعدی در اختیار ما قرار گرفت.

۴-۱ اهداف پایان نامه و روش تحقیق

بنابر مطالبی که در بالا ذکر شد و همچنین اهمیت مساله شناسایی صحیح مدل مخزن، هدف از این مطالعه پیدا کردن همبستگی موثر بین اطلاعات لرزه‌ای و نگارهای چاهپیمایی جهت بدست آوردن رابطه ریاضی برای محاسبه پارامترهای مخزنی از اطلاعات لرزه‌ای تعریف شده است. به عبارت دیگر هدف اصلی این مطالعه بدست آوردن ارتباط بین پارامترهای مخزنی و نشانگرهای لرزه‌ای می‌باشد و سپس استفاده همزمان از این روابط و روش‌های مختلف تخمین برای بدست آوردن بهترین نقشه توزیع تخلخل در میدان مورد مطالعه است. نشانگرهای لرزه‌ای توابع ریاضی مشتق شده از اطلاعات لرزه‌ای هستند که درحوزه زمان و فرکانس از داده‌های لرزه‌ای استخراج می‌شوند. براساس مطالعات اخیر نشانگرهای مشتق شده از دامنه شامل اطلاعات چینه‌شناسی و مخزنی و نشانگرهای مشتق شده از فرکانس شامل اطلاعاتی در ارتباط با خصوصیات مخزن هستند.

در انجام محاسبات مورد نظر از نرم افزارهای تخصصی مختلفی مثل Petrel ، HRS، استفاده شده است که در فصل‌های آتی مراحل که در آنها هر یک از نرم افزارها استفاده شده است توضیح داده می‌شود.

دراین تحقیق از نشانگرهای زیادی از قبیل مقاومت صوتی، زمان، فیلتر میان‌گذر $25/30-15/20$ ، کسینوس فاز لحظه‌ای، مشتق دامنه لحظه‌ای و فرکانس میانه وزن‌دار که در نرم‌افزار همپسون-راسل وجود دارند استفاده شده است. در ادامه برای بهبود تخمین ویژگی پتروفیزیکی مخزن، نشانگرهای دیگری مانند مولفه‌های تک‌فرکانس^۱، پهنای باند لحظه‌ای^۲، افزایش زمان^۳ و کیفیت لحظه‌ای^۴ از نرم‌افزار پترل که در ارتباط با ویژگی‌های پتروفیزیکی مخزن بودند، استخراج گردیدند و به همراه نشانگرهای موجود در نرم‌افزار

¹ - Iso- frequency component

² - instantaneous bandwidth

³ - time gain

⁴ - Instantaneous quality

همپسون-راسل برای تخمین توزیع تخریل استفاده می‌شوند.

برای نیل به هدف ابتدا ارتباط بین مجموعه‌ای از نشانگرهای لرزه‌ای و پارامترهای مخزنی در اطراف چاه‌ها مورد بررسی قرار می‌گیرد و سپس با استفاده از نتایج حاصل، پارامترهای مخزن در سراسر منطقه مورد مطالعه از روی داده‌های لرزه‌نگاری تخمین زده می‌شود. برای این منظور از یک سری ابزارهای نوین مانند وارون‌سازی مقاومت صوتی و شبکه‌های عصبی استفاده شده است.

۱-۵ ساختار پایان نامه

این پایان‌نامه در پنج فصل تهیه و تنظیم شده است. فصل اول شامل مقدمه، بررسی سوابق کارهای انجام شده، اهمیت و ضرورت مطالعه و اهداف مطالعه مورد نظر است. فصل دوم که به عنوان اصول و مبانی پردازش و مدل‌سازی داده‌ها نامگذاری شده است، شامل مفاهیمی درباره چگونگی تعیین خصوصیات پتروفیزیکی، داده‌های لرزه‌نگاری و چاه‌نگاری و تکنیک‌های مختلف استفاده شده از جمله رگرسیون چند متغیره، انواع شبکه‌های عصبی است. فصل سوم شامل شرح مختصری از ساختارهای زمین‌شناسی و اطلاعاتی درباره ساختمان بلال و داده‌های استفاده شده در مطالعه حاضر می‌شود. در فصل چهارم به پردازش و مدل‌سازی داده‌ها پرداخته شده است و به تشریح تمام فرآیندها از وارون‌سازی داده‌های لرزه‌ای تا تهیه خصوصیات پتروفیزیکی و ارزیابی و تفسیر کمی و کیفی مخزن می‌پردازد. در فصل پنجم به نتایج مطالعه و پیشنهادات و کارهایی که در آینده قابل طرح و انجام است، پرداخته شده است.

فصل دوم

اصول و مبانی پردازش و مدل سازی داده ها

۲-۱ مقدمه

در این فصل با تئوری‌ها، اصول و قواعد اصلی روش‌های پردازش و مدل‌سازی بکار گرفته شده در این پایان‌نامه آشنا می‌شویم. بخش‌های مختلف این فصل طوری تنظیم شده است که ابتدا یک دید کلی از فرآیند مدل‌سازی و تعیین خصوصیات پتروفیزیکی را به ما می‌دهد و پس از آن به شرح اصول به کار رفته شده در پایان‌نامه می‌پردازد.

۲-۲ تعیین خصوصیات پتروفیزیکی

توصیف مخزن، کار بر روی داده‌ها است که هدف آن توسعه و ایجاد یک مدل دقیق با بهترین استفاده از داده‌های موجود می‌باشد. در دهه‌های اخیر تمایل به استفاده از داده‌های لرزه‌ای سه بعدی برای تشخیص خصوصیات پتروفیزیکی مخازن افزایش پیدا کرده است. برای استفاده از داده‌های لرزه‌ای نیازمند پیشرفت اساسی در مطالعه و کاربرد سیستم‌های تخصصی‌تری در صنایع نفت هستیم به طوری که قادر باشیم از نشانگرهای لرزه‌ای برای شناسایی مخازن استفاده کنیم. تخمین پارامترهای پتروفیزیکی در مخازن هیدروکربوری برای طراحی عملیات تولید بسیار اساسی است. از طرفی مشخص نمودن تغییرات جانبی این پارامترها فقط به کمک داده چاه‌های پراکنده در میدان آسان نیست (سوبات‌چوا^۱ و استوارت^۲، ۲۰۰۶؛ همپسون و همکاران، ۲۰۰۱). از آنجا که داده‌های لرزه‌ای بر خلاف چاه‌ها دارای توزیع منظم و یکنواخت هستند، برای بهبود تخمین پارامترهای پتروفیزیکی لازم است از داده‌های سه بعدی لرزه‌ای به همراه داده‌های چاه‌ها استفاده شود.

یکی از محورهای اصلی این مطالعات بکارگیری سیستم‌های هوشمند برای پیدا کردن رابطه منطقی بین داده‌های ورودی و خروجی و همچنین شناسایی صحیح مدل مخزن می‌باشد، انجام صحیح این کار دشوار است ولی می‌تواند به تصمیم‌گیری‌هایی با ریسک مالی بالا از قبیل حفاری کمک شایانی نماید. مشکلاتی

¹ - Soubotcheva

² - Stewart

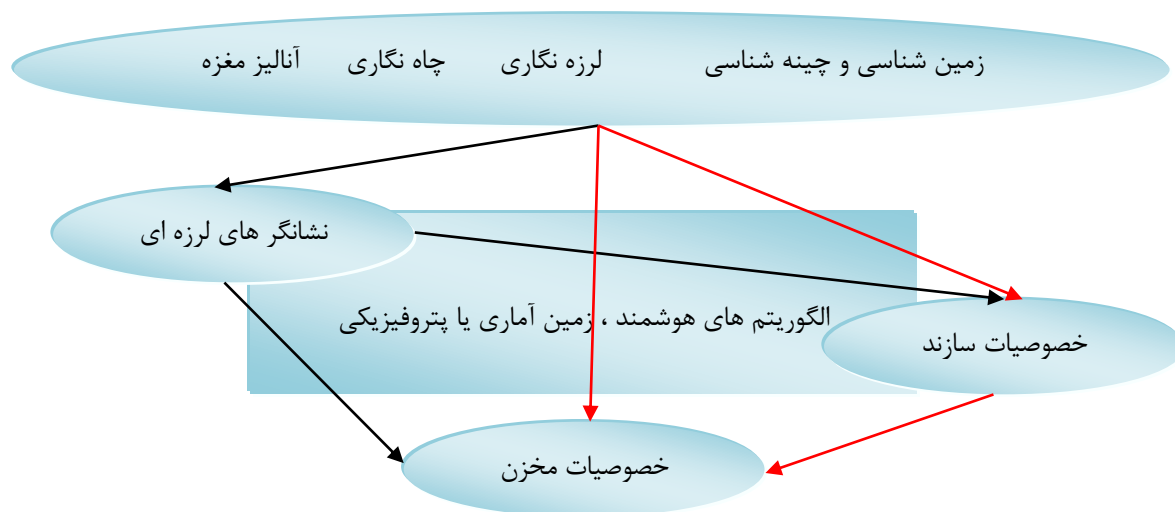
از قبیل عدم قطعیت، غیرخطی بودن، روابط مجهول بین انواع داده‌ها و... لزوم بکارگیری دیگر روش‌های هوشمند و شبکه‌های عصبی را ضروری می‌سازد. مدل‌های شبکه عصبی بخاطر غیرخطی بودن می‌توانند پارامترهای پتروفیزیکی را بسیار صحیح‌تر پیش‌بینی کنند (یو و همکاران، ۲۰۱۱).

تجربه نشان می‌دهد که بکارگیری این روش‌ها در صنعت نفت تا حد قابل توجهی مشکلات مذکور را مرتفع کرده و باعث موفقیت‌های زیادی شده است. کاربردهای اخیر روش‌های هوشمند، ما را در پیدا کردن منابع جدید و مدیریت بهتر مخازن و بهینه‌سازی تولید توانا تر کرده است. این روش‌ها در تولید بهتر از مخازن با تراوایی‌های بسیار پایین مانند شیل‌های ترکدار و مخازن شکسته گازی و مخازنی که در زیر نمک‌ها و آب‌های عمیق قرار دارند و منابع نفت و گاز آینده را شامل می‌شوند، ارزش خود را به اثبات رسانده‌اند. روش‌های هوشمندی مانند شبکه‌های عصبی برای آنالیز و تفسیر داده‌ها قدرت بسیار زیادی دارند. در حقیقت پیش‌بینی پارامترهای پتروفیزیکی با استفاده از مقاومت صوتی بر اساس استفاده از آمار چند متغیره و روش‌های جدید شبکه عصبی می‌باشد (لی‌ایت و ویدال، ۲۰۱۱). نیک‌روش^۱ و امین‌زاده^۲ (۲۰۰۱) واکاوی داده‌های مخزنی^۳ را با استفاده از نموداری که در شکل (۲-۱) مشاهده می‌شود، نشان داده‌اند. این نمودار، مهمترین مولفه‌های ترکیب خصوصیات مخزنی را نشان می‌دهد. این محققین از طریق سه الگوریتم پتروفیزیکی، زمین‌آماری و هوشمند سعی نمودند تا خصوصیات مخزنی را از یک سری داده‌های دیگر مانند داده‌های لرزه‌ای بدست آورند.

¹ - Nikraves

² - Aminzadeh

³ - Reservoir Data mining



شکل (۱-۲). طرح کلی واکاوی داده های مخزنی (نیکروش و امینزاده، ۲۰۰۱).

۲-۳ لرزه نگاری

۲-۳-۱ روش های لرزه ای

روش های لرزه ای اکثراً به عنوان ابزاری برای اکتشاف منابع نفت و گاز استفاده می شوند. این روش جهت استخراج اطلاعات ساختمانی و چینه شناسی زیر سطحی به کار می رود. تئوری پایه و اساسی لرزه ای بر اساس حرکت انرژی مکانیکی حاصل از چشمه لرزه ای در زیر سطح است. برداشت های لرزه ای عموماً به دو دسته زیر تقسیم می شوند (گادالا^۱، ۱۹۹۴):

۱. روش انکساری: این روش بر این پایه بنا شده است که سرعت موج با افزایش عمق افزایش می یابد و عموماً برای شناسایی ساختارها و شکستگی های زیر سطحی استفاده می شود. این روش یکی از بهترین روش هایی است که جهت تعیین مناطق گسلی مورد استفاده قرار می گیرد (گادالا و فیشر^۲، ۲۰۰۵).

۲. روش انعکاسی: این روش نسبت به روش انکساری بیشتر استفاده می شود و در پیدا کردن

^۱ - Gadallah

^۲ - Fisher

سرسازندها^۱ مفید می‌باشد.

۲-۳-۲ اصول لرزه‌ای

زمانی که انرژی لرزه‌ای که حاصل یک منبع انفجاری یا وایبروسایز است به داخل زمین ارسال می‌شود، این انرژی به درون لایه‌های زمین منتشر می‌شود. اگر موج منتشر شده به یک سطح که میان دو لایه با مقاومت صوتی‌های مختلف قرار دارد، برخورد کند بخشی از انرژی توسط سطح منعکس می‌شود و باقیمانده آن از داخل لایه بعدی عبور می‌کند. به این وسیله موج لرزه‌ای به مولفه‌های مختلفی تجزیه می‌شود. میزان انرژی منعکس شده و عبور کرده توسط میزان اختلاف مقاومت صوتی دو سطح تعیین می‌شود. مقاومت صوتی (Z)، حاصل ضرب چگالی (ρ) و سرعت (V) سنگ است و معمولاً با سختی سنگ رابطه مستقیمی دارد. اگر دامنه یک موج را با A_0 نشان دهیم زمانی که این موج به سطح میان دو لایه که اختلاف سرعت و چگالی دارند برخورد می‌کند، موج عبوری با دامنه A_1 به درون لایه دوم و در همان جهت عبور می‌کند و موج انعکاسی با دامنه A_2 به سمت منبع بازگشت می‌کند. ضریب انعکاسی R با نسبت دامنه موج انعکاس یافته به دامنه موج اولیه تعریف می‌شود و در اصطلاح، مقاومت صوتی برای یک برخورد عمود توسط معادله زوپریتز^۲ بصورت زیر تعریف می‌شود (امر^۳، ۲۰۰۵).

$$R = \frac{Z_2 - Z_1}{Z_2 + Z_1} \quad (۱-۲)$$

در این معادله Z_2 و Z_1 مقاومت‌های صوتی لایه‌های اول و دوم هستند.

۲-۴ وارون‌سازی^۴

وارون‌سازی در ژئوفیزیک، به نقشه درآوردن خواص فیزیکی و شکل لایه‌های زمین با استفاده از اندازه‌گیری‌های سطحی تعریف می‌شود (همپسون و همکاران، ۲۰۰۱). بعبارت دیگر، وارون‌سازی روشی

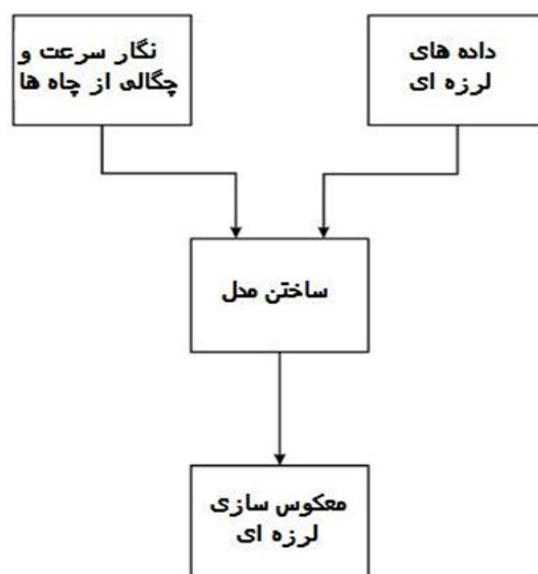
^۱ - Formation Tops

^۲ - Zeppritz

^۳ - Emre

^۴ - Seismic inversion

است که در آن می‌توان با استفاده از اطلاعات لرزه‌ای به عنوان ورودی، به یک مدل زمین‌شناسی به عنوان خروجی دست یافت. روش کار همانطور که در شکل (۲-۲) نشان داده شده است به این صورت است که از دو شاخه‌ی ورودی که یکی شامل اطلاعات داده‌های لرزه‌ای برانبارش شده و دیگری شامل اطلاعات سرعت و چگالی است (که می‌تواند از داده‌های چاه‌نگاری بدست آید)، یک مدل سرعت استخراج می‌شود که در واقع مدل سرعت لایه‌ها در زیر زمین است و از این مدل در وارون‌سازی داده‌های لرزه‌ای استفاده می‌شود. اگر چه رسیدن به این هدف بظاهر آسان است اما مشکلات زیادی در طول مسیر وجود دارد.



شکل (۲-۲). مراحل انجام کار تا قبل مرحله وارون‌سازی (همپسون و همکاران، ۲۰۰۱).

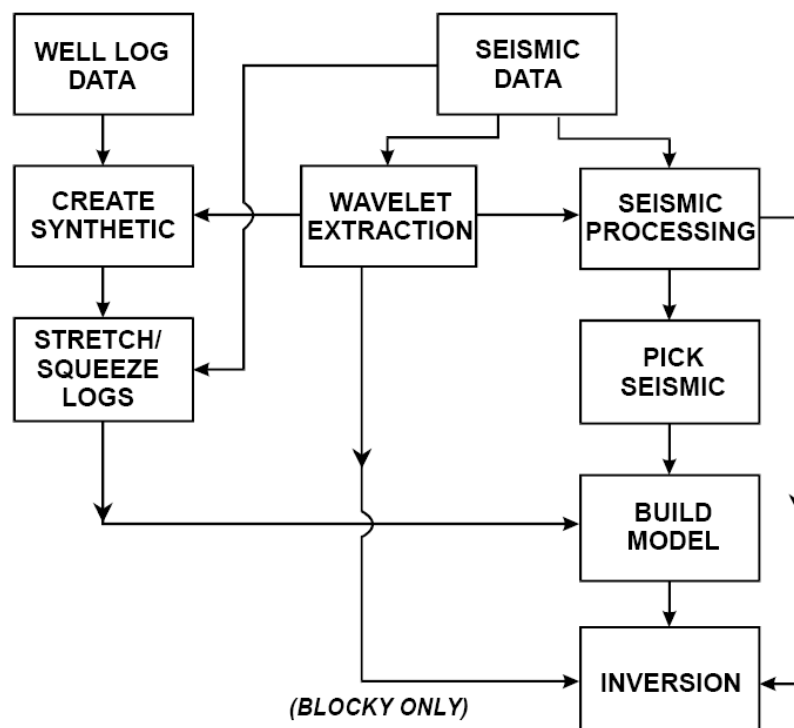
از آنجا که مقاومت صوتی حاصل ضرب چگالی سازند در سرعت آن لایه است، یکی از خصوصیات لایه به حساب می‌آید و در تشخیص لیتولوژی و چینه‌شناسی نقش مهمی می‌تواند ایفا کند و همچنین می‌تواند بصورت مستقیم به خصوصیات لیتولوژی یا خصوصیات مخزنی مانند شبه سرعت^۱، تخلخل و ویژگی‌های

^۱ - Pseudo Velocity

سیال پرکننده خلل و فرج تبدیل شود (راسل و همپسون، ۲۰۰۸). برای انجام وارون‌سازی داده‌های لرزه‌ای باید مراحل زیرصورت گیرد:

- ❖ اعمال فیلتر میان‌گذر فرکانسی بر روی داده‌های چاه‌نگاری و مقاطع لرزه‌ای.
- ❖ وارد کردن داده‌های چاه‌نگاری.
- ❖ مشخص کردن افق‌ها و انتخاب کردن آنها.
- ❖ استخراج موجک.
- ❖ ساخت لرزه‌نگاشت مصنوعی.
- ❖ ساخت مدل.
- ❖ وارون‌سازی داده‌ها و استخراج امپدانس.

این فرآیندها در شکل (۳-۲) نشان داده شده‌اند.



شکل (۳-۲). ریز مراحل عملیات‌های مختلف برای وارون‌سازی (همپسون و همکاران، ۲۰۰۱).

در داده‌های لرزه‌نگاری ردلرزه‌هایی که در اختیار داریم حاصل هم‌امیخت^۱ موجک فرستاده شده به داخل زمین و پاسخ ضربه واحد زمین است که این ردلرزه می‌تواند با نوفه‌های مختلفی که در مسیر راه خود با آنها مواجه است، همراه شود و به گیرنده‌ها برسد.

$$T(i) = \sum_{j=-\infty}^{+\infty} r(j).w(i-j) + n(i) \quad (2-2)$$

که در رابطه (۲-۲)، $r(j)$ پاسخ ضربه واحد زمین و $w(i)$ موجک فرستاده شده به درون زمین و $n(i)$ نوفه‌های موجود و حد سیگما تعداد لایه‌ها است. همانطور که گفته شد کاری که در وارون‌سازی انجام می‌شود، استخراج مقاومت صوتی از داده‌های لرزه‌ای است. یعنی ابتدا پاسخ ضربه واحد زمین را از داده‌های لرزه‌ای استخراج کرده و سپس به وسیله‌ی آن مقاومت را بدست می‌آورند. در واقع رابطه‌ی بین پاسخ ضربه واحد زمین یا همان ضریب بازتاب زمین و مقاومت صوتی به صورت زیر است:

$$R(j) = \frac{I(j)-I(j-1)}{I(j)+I(j+1)} \quad (3-2)$$

که در این رابطه $I(j)$ ، مقاومت صوتی یعنی حاصل ضرب سرعت در چگالی لایه است. اما پیش از وارون‌سازی، پارامترهای پاسخ ضربه واحد زمین و موجک بطور خلاصه ارائه می‌شود. در رابطه (۳-۲) اگر $R(j)$ منفی باشد یعنی اینکه امواج با تغییر فاز بازگشت پیدا کرده‌اند و اگر مثبت باشد یعنی اینکه فاز تغییر نکرده است.

۲-۴-۱ پاسخ زمین یا بازتاب

هنگامی که انرژی از منبع انرژی آزاد می‌شود، در درون زمین به صورت امواج الاستیک عمل می‌کند. توانایی هر سنگ در عبور یا بازتاب دادن امواج از حاصل ضرب سرعت در چگالی آن سازند یا لایه بدست می‌آید. در واقع هرچه سنگ متراکم‌تر باشد، مقاومت صوتی آن بیشتر است. به عنوان نمونه یک ماسه

¹ - Convolution

سنگ متراکم دارای مقاومت صوتی بیشتری نسبت به شیل است. درکل بازتاب امواج یا ضریب بازتاب امواج که همان پاسخ زمین است از طریق رابطه‌ی (۲-۳) بدست می‌آید (همپسون و راسل، ۱۹۹۰). امواج لرزه‌ای مانند صوت عمل می‌کنند و هر دو از نوع امواج مکانیکی هستند. در واقع ضریب بازتاب امواج لرزه‌ای درصدی از موج را که به سطح بازتاب کننده برخورد کرده و بازتاب شده را نشان می‌دهد و بقیه‌ی موج در طول سازند عبور می‌کند، در واقع ضریب عبورپذیری در تابش عمودی عبارت است از:

$$T(j) = 1 - R(j) = 1 - \frac{I(j)-I(j-1)}{I(j)+I(j+1)} = \frac{2I(j-1)}{I(j)+I(j-1)} \quad (۲-۴)$$

۲-۴-۲ موجک لرزه‌ای و استخراج آن

اولین قدم در ثبت داده‌های لرزه‌ای ایجاد این امواج است. این امواج از دو دسته عمده منبع انرژی تامین می‌شوند: یکی دینامیت است که در اندازه‌ها یا اصطلاحاً خرج‌های مختلف بکار می‌رود و برای استفاده آن را در چاله‌هایی که به این منظور حفر می‌کنند تعبیه می‌کنند. دیگری وایبروسایز^۱ است. البته این منابع مربوط به خشکی است و در دریا از تفنگ بادی^۲ استفاده می‌شود.

یک موجک توسط دامنه و فاز آن مشخص می‌شود، انواع موجک‌هایی که وجود دارد شامل موجک با فاز کمینه^۳، موجک با فاز صفر^۴ و موجک با فاز مرکب^۵ است. برای وارون‌سازی داده‌های لرزه‌نگاری به اطلاعاتی درباره موجک لرزه‌ای نیاز داریم. بنابراین باید موجک لرزه‌ای را از داده‌های لرزه‌ای استخراج کنیم که این کار با کمک داده‌های چاه‌نگاری امکان‌پذیر می‌باشد. چندین روش برای استخراج موجک لرزه‌ای وجود دارد که در همه‌ی این روش‌ها موارد زیر مشترک است (همپسون - راسل، ۱۹۹۰):

^۱ - VibroSeis

^۲ - Air Gun

^۳ - Minimum Phase

^۴ - Zero Phase

^۵ - Mixed phase

الف) در دامنه فرکانسی استخراج موجک شامل ۲ قسمت است:

۱) مشخص کردن دامنه

۲) مشخص کردن فاز

که در بین این موارد، مشخص کردن فاز بسیار دشوارتر از مشخص کردن دامنه است و عمده‌ی خطاهای وارون‌سازی مربوط به این قسمت است.

ب) استخراج موجک به سه روش زیر انجام می‌شود:

۱) کاملاً قطعی^۱: استخراج موجک به طور مستقیم از گیرنده‌های سطحی و دیگر وسیله‌ها.

۲) کاملاً آماری^۲: استخراج موجک تنها از داده‌های لرزه‌ای. این روش به سختی فاز موجک را به دست می‌دهد.

۳) با استفاده از چاه: در این روش از داده‌های نگار در کنار داده‌های لرزه‌ای برای استخراج موجک استفاده می‌شود. اما مشکلی که ممکن است به وجود آید این است که نتوان یک پیوند و ارتباط خوبی بین داده‌های لرزه‌ای و چاه‌نگاری برقرار کرد که نیاز به دقت بالایی دارد.

ج) انتخاب یک موجک میانگین برای محدوده لرزه‌ای مورد مطالعه

از آنجا که هر ردلرزه با توجه به تابع زمان، دارای موجک خاص خود است، استخراج موجک از یک مقطع لرزه‌ای باید جواب‌گوی موجک تمام مقطع باشد. برای همین منظور میانگین موجک‌ها را به عنوان موجک مقطع در نظر می‌گیرند. در ادامه به چند نوع از استخراج موجک از مقطع اشاره می‌شود:

^۱- purely deterministic

^۲- purely statistical

(۱) استخراج آماری موجک^۱: در این نوع فرآیند استخراج، موجک تنها از داده‌های لرزه‌ای استفاده می‌شود. در این نوع استخراج، فاز موجک قابل محاسبه نیست و دامنه موجک نیز توسط خودهمبستگی^۲ ردلرزه به ردلرزه بدست می‌آید.

(۲) استخراج موجک با استفاده کامل از داده‌های چاه^۳: دومین نوع استخراج امواج استفاده از نگار است. این کار توسط دو روش انجام می‌شود یا از نگار و داده‌های لرزه‌ای استفاده می‌شود و فاز و دامنه را استخراج می‌کند و یا فقط از نگار استفاده می‌کنند و فاز را به صورت یک عدد ثابت استخراج می‌کنند که خیلی دقیق نیست.

(۳) استخراج موجک با استفاده از داده‌های چاه برای فاز ثابت^۴: در این روش که در واقع ترکیبی از دو روش قبلی است دامنه موجک را مانند روش اول از داده‌های لرزه‌ای استخراج می‌کنند و داده‌های نگار برای استخراج فاز موجک بکار گرفته می‌شود.

۲-۴-۳ انواع روش‌های وارون‌سازی داده‌های لرزه‌ای

وارون‌سازی لرزه‌ای روی دو نوع داده انجام پذیر است که شامل:

(۱) پس از برانبارش^۵

(۲) قبل از برانبارش^۶

تغییرات در مقاومت صوتی می‌تواند در اثر عوامل مختلفی مانند تغییرات سنگ‌شناسی، درجه شوری سیال، تخلخل و ... باشد. وارون‌سازی داده‌ها قبل از برانبارش داده‌های لرزه‌ای کمک زیادی در رفع این ابهام می‌کند.

^۱ - Statistical wavelet extraction

^۲ - Autocorrelation

^۳ - Wavelet extraction using the full log

^۴ - Wavelet extraction using log for constant phase

^۵ - Post stack

^۶ - Pre stack

این روش نه تنها اطلاعات تراکمی^۱ سنگ بلکه اطلاعات برشی^۲ سنگ را نیز در اختیار قرار می‌دهد.

روش‌های قبل از برانبارش شامل آنالیزهای خطی و غیرخطی دامنه موج^۳ (AVO) می‌باشد. اما

روش‌های بعد از برانبارش شامل روش‌های زیر است:

- (۱) روش بازگشتی
- (۲) وارون سازی به روش اسپایک‌های^۴ پراکنده
- (۳) وارون سازی بر مبنای مدل
- (۴) روش آماری

شکل (۴-۲) روش‌های مختلف وارون سازی را نشان می‌دهد.



شکل (۴-۲). روش‌های مختلف وارون سازی (همپسون و همکاران، ۲۰۰۱).

۲-۴-۳-۱ روش بازگشتی یا وارون سازی محدود باند^۵

خروجی الگوریتم بازگشتی، مدل مقاومت صوتی محدود باند است. در این روش ردلرزه‌ها، حاصل یک

توالی مقاومت صوتی در نظر گرفته شده‌اند، بنابراین اولین مقاومت صوتی مطابق با اولین سطح مشترک

^۱ - Compressional

^۲ - Shear

^۳ - Amplitude Versus Offset

^۴ - Spike

^۵ - Recursive or Band limited Inversion

است و برای محاسبه مقاومت صوتی سطح دوم مقاومت صوتی سطح اول، برای مقاومت صوتی سطح مشترک سوم به مقاومت صوتی سطح دوم لازم و ضروری است و دارای مزایا و معایب زیر است (لیندست^۱، ۱۹۷۹).

مزایا:

- پایداری در برابر نوفه‌ها.
- کاهش زمان محاسبات و نتایج قابل قبول.

معایب:

- ناپایداری در برابر مقادیر زیاد ضرایب بازتابی.
- نادیده گرفتن موجک و لایه‌های نازک.

۲-۳-۴-۲ روش وارون‌سازی اسپایک‌های پراکنده غیر مقید یا وارون‌سازی رنگی^۲

روش وارون‌سازی اسپایک‌های پراکنده غیر مقید شبیه روش وارون‌سازی محدود باند است و یک عملگر است که به انطباق طیف دامنه داده‌های لرزه‌ای و مقاومت صوتی می‌پردازد و کاهش زمان محاسبات و سادگی انجام، از مزیت‌های آن بشمار می‌رود (همپسون و راسل، ۱۹۹۰).

الگوریتم وارون‌سازی اسپایک‌های پراکنده

این روش داده‌های لرزه‌ای را برای مدل‌سازی لایه‌های زمین با حداقل تعداد ضرایب انعکاسی استفاده می‌کند و دارای مزایای زیر است (همپسون و راسل، ۱۹۹۰).

- نتایج زمین‌شناسی قابل قبول‌تری نسبت به روش بازگشتی دارد.
- نتیجه نهایی، مقاومت صوتی بصورت پهن باند خواهد بود.

^۱ - Lindseth

^۲ - Colored Inversion or Unconstrained Sparse-Spike Inversion

۲-۳-۴ روش مدل پایه یا وارون‌سازی خطی تعمیم یافته^۱

یکی از روش‌های دقیق در بدست آوردن مدل زمین یا همان مقاومت صوتی استفاده از روش وارون‌سازی بر اساس مدل است. در این مطالعه از این روش برای وارون‌سازی استفاده شده است. بنابراین توضیح کاملی از این روش در زیر آمده است. وارون‌سازی بر اساس مدل بطور گسترده‌ای مورد استفاده قرار می‌گیرد و دلیل استفاده گسترده این روش این است که اغلب برداشت‌های لرزه‌ای در نهایت پس از حذف نوفه‌های گوناگون همچنان با مقداری نوفه همراه است و نوفه‌های باقی مانده با تکنولوژی و دانش امروز قابل حذف نیستند و از طرفی چون این روش به مدل اولیه‌ای که از داده‌های لرزه‌ای بدست آمده و تقریباً بدون نوفه است، حساس می‌باشد، بنابراین روش مناسبی تشخیص داده می‌شود (راسل، ۲۰۰۴؛ میسرا و چاپرا، ۲۰۱۱). این روش با یک مدل اولیه سروکار دارد و بنابراین تنها باید سعی نمود که مدل اولیه و داده‌های لرزه‌ای همبستگی بالایی داشته باشند. اساس این روش، بر کمترین مربعات استوار است. بمنظور بدست آوردن رابطه‌ی ریاضی مربوط به آن، ابتدا باید نحوه ایجاد ردلرزه‌ها معلوم شود که با نمادگذاری ماتریسی عمل هم‌میکت را می‌توان به صورت زیر برای ردلرزه مدل شده نمایش داد (راسل، ۲۰۰۴):

$$r = \begin{bmatrix} r(1) \\ r(2) \\ \vdots \\ r(n) \end{bmatrix} \quad M = \begin{bmatrix} M(1) \\ M(2) \\ \vdots \\ M(NSAMP) \end{bmatrix} \quad T = \begin{bmatrix} T(1) \\ T(2) \\ \vdots \\ T(NSAMP) \end{bmatrix} \quad w = \begin{bmatrix} w(1) & 0 & \dots \\ w(2) & 0 & \\ \vdots & w(1) & \\ \vdots & w(2) & \\ w(m) & \vdots & \\ 0 & w(m) & \\ \vdots & \vdots & \\ 0 & 0 & \end{bmatrix}$$

که در آن NSAMP تعداد نمونه‌های موجود در هر ردلرزه، N تعداد لایه‌ها، W ماتریس موجک، M ماتریس ردلرزه مصنوعی، T ماتریس ردلرزه واقعی و r ماتریس ضرایب بازتاب است. در مورد ماتریس

¹ - Generalized Linear Inversion or Model Based

موجک، توجه به این نکته ضروری است که هر ستون آن نسبت به ستون قبلی، به اندازه زمان رفت و برگشت لایه بعدی شیفت می‌یابد. چون در روش کمترین مربعات، هدف کمینه کردن خطای بین ردلرزه واقعی (داده‌های اندازه‌گیری شده) و ردلرزه‌های مصنوعی (پاسخ محاسبه شده مدل) است. بنابراین باید رابطه‌ای برای خطا پیدا شود. این خطا را می‌توان به صورت زیر نوشت:

$$e = \begin{bmatrix} e(1) \\ e(2) \\ M \\ e(NSAMP) \end{bmatrix} = T - M \quad (5-2)$$

در این صورت تابع هدف عبارت است از:

$$J = e^T e = (T - Wr)^T \cdot (T - Wr) \quad (6-2)$$

حل کمترین مربعات عبارت است از پیدا نمودن r به شرطی که J تا حد امکان کمینه شده باشد. روش بر پایه مدل، با زمین به صورت بلوک‌های مقاومت صوتی رفتار می‌کند و مشکل عدم واحد بودن نتایج وارون‌سازی از راه محدودسازی تعداد لایه‌ها نسبت به تعداد نمونه‌های ردلرزه نتیجه می‌شود (پرامانیک^۱ و همکاران، ۲۰۰۲).

عدم واحد بودن پاسخ حاصل از وارون‌سازی، از آنجا ناشی می‌شود که ترکیب‌های مختلفی از ضرایب بازتاب، ردلرزه‌های مختلفی ایجاد می‌کنند که همگی منطبق با ردلرزه‌های واقعی هستند. به همین منظور، می‌توان از قیدها استفاده کرد. قیدها قسمتی از داده‌ها هستند که مستقل از داده‌های لرزه‌ای بوده و به شناسایی هر چه بهتر ضرایب بازتاب نامعلوم کمک می‌کنند. برای وارون‌سازی، باید برای هر ردلرزه، یک مدل اولیه مهیا شود. بهترین راه برای بدست آوردن مدل اولیه، استفاده از داده‌های نگارهای چاه است. با استفاده از درون‌یابی بین چاه‌ها، می‌توان یک مدل مقاومت صوتی اولیه برای هر ردلرزه به دست آورد. به دو روش می‌توان از قیدها برای وارون‌سازی استفاده کرد. روش اول این است که از اطلاعات

¹ - Pramanik

اضافی به صورت قید نرم^۱ استفاده شود. به این معنا که مقاومت صوتی اولیه به عنوان بخشی جدا از اطلاعات همراه با داده‌های لرزه‌ای اما با وزن متفاوت، در وارون‌سازی شرکت داده شود. این روش را وارون‌سازی با مرز نرم می‌نامند. در روش دوم، از اطلاعات اضافی به صورت قید سخت^۲ استفاده می‌شود. در این روش، یک حد بالا و یک حد پایین مطلق برای مدل نهایی قرار داده می‌شود. به گونه‌ای که مقدار این مدل نهایی نمی‌تواند خارج از محدوده تعریف شده قرار گیرد که به روش وارون‌سازی با مرز سخت معروف است.

۲-۵ نشانگرهای لرزه‌ای

داده‌های لرزه‌ای حاوی اطلاعات مفیدی از زیر زمین هستند و فقط کافی است بدانیم آنچه در زیر زمین وجود داشته چگونه بر موجک، و به تبع آن بر حجم لرزه‌ای تأثیر گذاشته است. برای بررسی این تأثیرات، به مطالعه و تحلیل نشانگرهای لرزه‌ای پرداخته می‌شود.

نشانگرهای لرزه‌ای توابع ریاضی مشتق شده از اطلاعات لرزه‌ای هستند که در حوزه زمان و فرکانس از داده‌های لرزه‌ای استخراج می‌گردند. این اطلاعات پایه‌ای شامل زمان، دامنه، فرکانس و جذب می‌باشند و این خصوصیات پایه، طبقه‌بندی نشانگرها را ممکن می‌سازند. براساس مطالعات اخیر نشانگرهای مشتق شده از دامنه شامل اطلاعات چینه‌شناسی و مخزنی هستند و نشانگرهای مشتق شده از فرکانس شامل اطلاعاتی در ارتباط با خصوصیات مخزن می‌باشند. جذب انرژی نشانگر دیگری است که می‌تواند اطلاعاتی را در ارتباط با سیال و نفوذ پذیری ارائه دهد (تنر^۳، ۲۰۰۰).

نشانگرهای لرزه‌ای را می‌توان از داده‌ها، در مراحل قبل و بعد از برانبارش از اطلاعات لرزه‌ای استخراج کرد. نشانگرهای بدست آمده از داده‌های برانبارش شده، در طول یک افق یا روی یک پنجره، بین دو افق و یا بین دو برش زمانی بررسی می‌شوند.

^۱ - Soft Constraint

^۲ - Hard Constraint

^۳ - Taner

جدول ۲-۱. نشانگرها و نوع اطلاعاتی که ارائه می‌دهند (تنر، ۲۰۰۰).

اطلاعات	نوع نشانگر
اطلاعات ساختمانی	نشانگرهای بدست آمده از زمان
اطلاعات چینه شناسی و مخزنی	نشانگرهای به دست آمده از دامنه
خصوصیات مخزن	نشانگرهای به دست آمده از فرکانس
سیال و نفوذپذیری	نشانگر میرایی انرژی

در بعضی از موارد، پنجره یک بازه ثابت زمانی است که به برش زمانی معروف است. پنجره ممکن است یک بازه ثابت باشد که بزرگتر از محدوده یک افق تفسیر شده ساختمانی انتخاب می‌شود تا تغییرات عمقی مخزن را دنبال نماید. همچنین ممکن است چند پنجره با هم جمع شوند تا یک نشانگر کلی را تولید نمایند. ممکن است فقط برخی از اطلاعات برای تولید یک نشانگر مشخص استخراج شوند و یا اندازه‌گیری تغییرات نشانگر درون پنجره برای بررسی توزیع یک مشخصه صورت گیرد (تنر، ۲۰۰۰).

۲-۵-۱ طبقه‌بندی نشانگرهای لرزه‌ای

الف) طبقه‌بندی نشانگرهای لرزه‌ای بر اساس اطلاعات پایه‌ای لرزه‌ای

براون^۱ (۲۰۰۱) نشانگرهای لرزه‌ای را بر اساس اطلاعات پایه‌ای زمان، دامنه، فرکانس و میرایی طبقه‌بندی کرد.

ب) طبقه‌بندی نشانگرهای لرزه‌ای بر اساس خصوصیات نشانگرها (قبل و بعد از انبارش)

نشانگرهای لرزه‌ای را می‌توان از داده‌ها، در مراحل قبل و بعد از بر انبارش از اطلاعات لرزه‌ای استخراج کرد. نشانگرهای بدست آمده از داده‌های قبل از بر انبارش از یک یا چند برداشت نقطه مشترک^۲ بدست می‌آید. البته این اطلاعات به زاویه (آزیموت) و دورافت^۳ وابسته‌اند. در فرآیند برانبارش نوعی میانگین-گیری انجام می‌شود و طی آن اطلاعات مربوط به زاویه (آزیموت) و دورافت، حذف می‌گردند. ورودی برای

^۱ - Brown

^۲ - CDP Gather

^۳ - offset

استخراج نشانگرها از داده‌های برانبارش شده، پس از برانبارش نقطه عمقی مشترک^۱ یا پس از برانبارش نقطه عمقی مشترک کوچ یافته^۲، است. البته باید توجه داشت، در داده‌های کوچ یافته، روابط زمانی حفظ می‌شوند. بنابراین ابعاد فیزیکی متغیرهای زمانی، مانند فرکانس، نیز حفظ می‌شوند. محاسبات مربوط به داده‌های پیش از برانبارش بسیار حجیم است و منجر به تولید حجم بزرگی از اطلاعات می‌شود، در حالی که محاسبات مربوط به داده‌های پس از برانبارش حجم بسیار کمتری دارد و برای مطالعات اولیه مناسب‌تر است. البته ممکن است در مطالعات دقیق از نشانگرهای پیش از برانبارش استفاده شود (تنر، ۲۰۰۰).

ج) طبقه بندی نشانگرهای لرزه‌ای بر اساس محتوای اطلاعاتی

❖ نشانگرهای لحظه‌ای: نشانگرهای لحظه‌ای برای تک تک نمونه‌ها محاسبه می‌شوند و تغییرات لحظه‌ای پارامترها را نشان می‌دهند. مهمترین نشانگرهای لحظه‌ای عبارتند از: فاز لحظه‌ای، فرکانس لحظه‌ای، پوش ردلرزه و مشتق آن.

❖ نشانگرهای موجک: نشانگرهای لحظه‌ای که در رأس پوش ردلرزه محاسبه می‌شوند، رابطه مستقیمی با تبدیل فوریه موجک در محدوده رأس پوش ردلرزه دارند. برای مثال فرکانس لحظه‌ای در رأس پوش ردلرزه، با میانگین فرکانس طیف دامنه موجک برابر است (تنر، ۲۰۰۰).

د) طبقه بندی نشانگرهای لرزه‌ای بر اساس ارتباط با زمین شناسی

❖ نشانگرهای فیزیکی: نشانگرهای فیزیکی به کیفیت و کمیت پارامترهای فیزیکی مربوط می‌شوند. اندازه پوش ردلرزه به اختلاف مقاومت صوتی و فرکانس به مساحت، پراش موج و جذب، مربوط هستند. سرعت‌های میانگین و لحظه‌ای به طور مستقیم با خصوصیات سنگ در ارتباط

^۱ - CDP stack

^۲ - Migrated CDP stack

هستند و به همین دلیل اکثراً برای دسته‌بندی سنگ‌شناسی و تعیین خصوصیات مخزنی مورد استفاده قرار می‌گیرند.

❖ نشانگرهای هندسی: نشانگرهای هندسی به توصیف روابط فضایی (مکانی) و زمانی نشانگرها می‌پردازند. شیب طبقات و انحنای آنها شامل اطلاعاتی در مورد نهشته شدن رسوبات هستند. در ابتدا تصور می‌شد نشانگرهای هندسی تنها در تفسیرهای چینه‌شناسی کاربرد دارند اما مطالعات بیشتر نشان داد این نشانگرها با تعریف خصوصیات افق‌ها و روابط فضایی (مکانی) آنها، پارامترهای عددی را در اختیار می‌گذارند که در تشخیص مستقیم الگوی رسوبگذاری و سنگ‌شناسی مربوط به آن کمک می‌کند (تنر، ۲۰۰۰).

ه) طبقه‌بندی نشانگرهای لرزه‌ای بر اساس منشا نشانگر

❖ نشانگرهای بازتابی: نشانگرهای مربوط به خصوصیات فصل مشترک لایه‌ها در این گروه قرار می‌گیرند. همه نشانگرهای لحظه‌ای و نشانگرهای موجک در این گروه دسته‌بندی می‌شوند. همچنین نشانگرهای پیش از برانبارش مانند AVO، در این گروه قرار می‌گیرند. چرا که در AVO، پاسخ بازتاب با توجه به زاویه بررسی می‌شود.

❖ نشانگرهای عبوری: نشانگرهای مربوط به خصوصیات لایه بین دو سطح، در این گروه قرار می‌گیرند. سرعت‌های بازه‌ای، ریشه میانگین مربعات^۱ (RMS)، متوسط مقدار جذب پراش، در این گروه دسته‌بندی می‌شوند.

۲-۵-۲ محاسبه و تحلیل نشانگرها

الف) محاسبه نگاشت مختلط

روش محاسبه و نمایش هندسی یک نگاشت در شکل (۲-۵) نمایش داده شده است.

¹ - Root mean square

روش‌های مختلفی جهت محاسبه نگاشت مختلط وجود دارد که کلیه این روش‌ها نتیجه یکسانی را خواهند داشت. اما تبدیل هیلبرت، تنها روش معتبر در مورد داده‌های محدود است (کورت^۱، ۲۰۰۵).

محاسبه در بعد فرکانس

با توجه به اینکه بخش‌های حقیقی و موهومی (مجازی) نگاشت مختلط، زوج تبدیل هیلبرت می‌باشند، در نتیجه طیف دامنه آن‌ها یکسان بوده و طیف فاز آنها ۹۰ درجه با یکدیگر اختلاف دارند. در نتیجه ردلرزه مختلط را می‌توان به صورت زیر محاسبه نمود:

❖ تبدیل فوریه سریع (FFT) ردلرزه محاسبه می‌شود.

❖ فرکانس‌های منفی را برابر صفر قرار داده و قسمت مثبت دو برابر می‌شود، فرکانس‌های صفر به همان صورت باقی می‌ماند، به این ترتیب تبدیل فوریه ردلرزه مختلط بدست می‌آید.

❖ تبدیل معکوس فوریه، ردلرزه‌ای را بدست می‌دهد که در قسمت حقیقی دست نخورده باقی می‌ماند و همان نگاشت اولیه است و قسمت موهومی، تبدیل هیلبرت نگاشت اولیه است.

روش محاسبه در بعد فرکانس، طیف دامنه اولیه را به هنگام محاسبه نگاشت موهومی^۱ ثابت نگاه می‌دارد. با توجه به اینکه کلیه برنامه‌های کامپیوتری، الگوریتم FFT را دارا می‌باشند، این روش سریع‌ترین و مطمئن‌ترین روش محاسبه است (کورت، ۲۰۰۵).

ب) تحلیل نشانگرها

یک ردلرزه تحلیلی مانند $F(t)$ شامل یک بخش حقیقی $f(t)$ و یک بخش موهومی $g(t)$ است:

$$F(t) = f(t) + ig(t) \quad (۷-۲)$$

که $f(t)$ بخش حقیقی است و خود داده لرزه‌ای می‌باشد. $g(t)$ بخش موهومی است و از تبدیل هیلبرت $f(t)$ به دست می‌آید. با استفاده از این تبدیل، تابعی به دست می‌آید که فقط تابع زمان است و به کمک

^۱ - Kurt

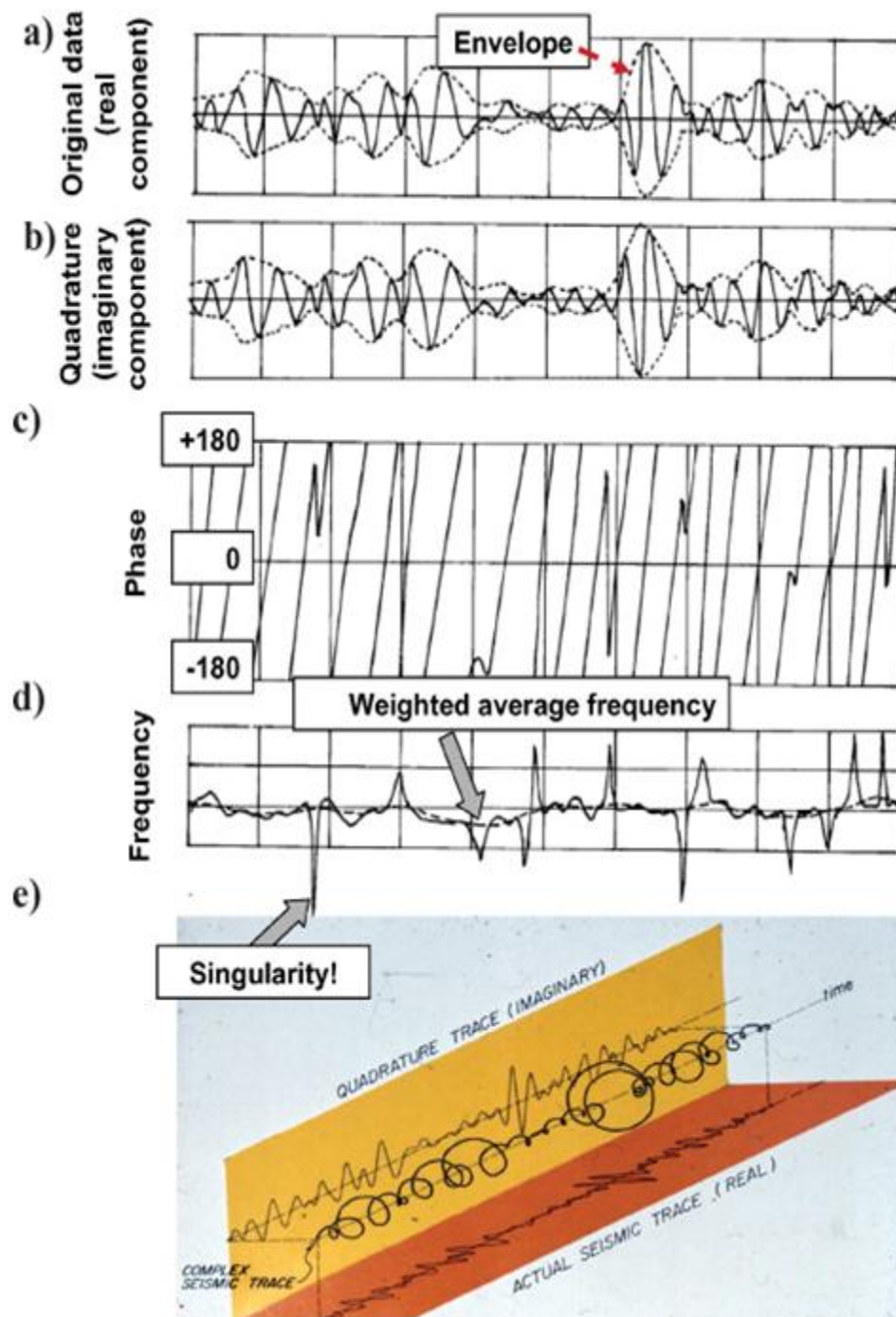
آن می‌توان نشانگرهای لحظه‌ای را محاسبه کرد (کورت، ۲۰۰۵).

۲-۵-۲ پوش ردلرزه

این نشانگر، کل انرژی لحظه‌ای را نشان می‌دهد و هم‌بعد با داده لرزه‌ای ورودی است. مقدار آن بین صفر و بیشینه دامنه ردلرزه متغیر بوده و از رابطه زیر محاسبه می‌شود (کورت، ۲۰۰۵):

$$E(t) = \sqrt{f(t)^2 + g(t)^2} \quad (۲-۸)$$

همان‌طور که مشاهده می‌شود، مقدار آن مستقل از فاز است و مستقیماً با تغییرات مقاومت صوتی در ارتباط است. با توجه به پهنای باند داده‌های لرزه‌ای، این نشانگر می‌تواند نشان‌دهنده تغییرات فصل مشترک لایه‌های منفرد و یا پاسخ ترکیب شده سطوح مختلف باشد. پوش ردلرزه یک نشانگر فیزیکی است و خصوصیات زیر را به خوبی نمایش می‌دهد (کورت، ۲۰۰۵).



شکل (۲-۵). نمایش هندسی نگاشت واقعی، بخش حقیقی (a) و مجازی (b) فاز لحظه ای (c) و فرکانس میانگین وزن داده شده (منحنی خط چین) (d) و نمایش هم بعد (e) (کورت، ۲۰۰۵).

- تغییرات مقاومت صوتی و به تبع آن بازتابندگی
- پدیده لکه روشن^۱
- تجمع احتمالی گاز
- مرز توالی‌ها (سکانس‌ها)
- تداخل‌های مربوط به لایه‌های نازک
- ناپیوستگی‌های رسوبی
- تغییرات مهم سنگ‌شناسی
- تغییرات مهم محیط رسوبگذاری
- تغییرات جانبی ناشی از گسل‌ها
- پیوستگی فضایی (مکانی) تخلخل و تغییرات سنگ‌شناسی

۲-۲-۵-۲ نرخ تغییرات پوش دامنه

نرخ تغییرات زمانی مشتق اول پوش دامنه نشان‌دهنده تغییرات انرژی پدیده‌های بازتابی است. مشتق محاسبه شده در رأس پدیده اثر جذب را نمایش می‌دهد، به طوری که افزایش کم آن نشان‌دهنده جذب بیشتر است و بلعکس افزایش زیاد آن نشان‌دهنده پهنای باند وسیع‌تر و جذب کمتر است (کورت، ۲۰۰۵). برای مشتق‌گیری معمولاً یک فیلتر خاص در حیطه زمان مورد استفاده قرار می‌گیرد (کورت، ۲۰۰۵).

$$\frac{d(E(t))}{dt} = E(t) * \text{diff}(t) \quad (۹-۲)$$

که در این معادله علامت * نشان دهنده هم‌امیخت و $\text{diff}(t)$ عملگر مشتق‌گیری است. خصوصیتی که به کمک این نشانگر به خوبی نمایش داده می‌شود، شامل موارد زیر است:

^۱ - Bright Spot

- ❖ در زمانی که مشتق ماکزیمم باشد جذب نیز زیاد خواهد بود.
- ❖ شیب در آن موثر است و پوش در آن تاثیر ندارد.
- ❖ تغییرات جانبی نشان‌دهنده ناپیوستگی است.

۲-۵-۲-۳ مشتق دوم پوش دامنه

مشتق دوم پوش دامنه معیاری برای تیزی پوش دامنه است. در نمایش سیاه و سفید تمام قله‌های پوش دامنه یعنی تمام فصل‌های مشترک بین لایه‌ها که در محدوده پهنای باند لرزه‌ای قرار دارند را نشان می‌دهد.

- ❖ تمام سطوح بازتابنده که در محدوده پهنای باند لرزه‌ای قرار دارند، را نشان می‌دهد.
- ❖ نمایش‌دهنده تیزی پدیده‌ها
- ❖ تغییرات ناگهانی سنگ‌شناسی را مشخص می‌کند.
- ❖ تغییرات بزرگ محیط رسوب‌گذاری نشان داده می‌شود، حتی وقتی پوش دامنه مقدار کمی دارد.
- ❖ تصویر بسیار خوبی از زیر زمین در محدوده پهنای باند لرزه‌ای ارائه می‌دهد (کورت، ۲۰۰۵).

۲-۵-۲-۴ فاز لحظه‌ای

این نشانگر به صورت $Arctan(g(t)/f(t))$ تعریف می‌شود. اطلاعات فاز مستقل از دامنه هستند و فاز انتشار جبهه موج را نشان می‌دهد (کورت، ۲۰۰۵). زیرا معمولاً جبهه موج، با خطوط هم فاز تعریف می‌شود. این نشانگر خصوصیات زیر را نشان می‌دهد:

- ❖ بهترین نشان‌دهنده تداوم جانبی پدیده‌هایی مانند گسل‌ها و تمام‌شدگی لایه‌ها^۱ می‌باشد.
- ❖ در ارتباط با اجزای فازی انتشار موج است.
- ❖ در محاسبه سرعت فاز مورد استفاده قرار می‌گیرد.

¹ - Truncate

❖ مستقل از دامنه است، بنابراین تمام پدیده‌ها مانند گسل و تمام‌شدگی لایه را نشان می‌دهد.

❖ ناپیوستگی را نشان می‌دهد. البته بهترین نشانگر برای این مورد نیست.

۲-۵-۲-۵ فرکانس لحظه‌ای

این نشانگر نرخ تغییرات فاز لحظه‌ای را بیان می‌کند، به عبارتی مشتق فاز لحظه‌ای است. اما از آنجا که فاز بین $(-\pi و \pi)$ تغییر می‌کند، فرکانس نمی‌تواند مستقیماً از فاز محاسبه شود. پس به جای این که فرکانس لحظه‌ای به عنوان مشتق فاز محاسبه گردد، از کتانژانت محاسبه می‌گردد (کورت، ۲۰۰۵):

$$\omega(t) = \frac{\partial [ph(t)]}{\partial t} \quad \omega(t) = \frac{f(t) \cdot \frac{dg(t)}{dt} - g(t) \frac{df(t)}{dt}}{f(t)^2 + g(t)^2} \quad (۱۰-۲)$$

فرکانس لحظه‌ای با انتشار موج و محیط رسوبگذاری در ارتباط است و در موارد زیر کاربرد دارد:

- ❖ با فرکانس میانگین طیف توان مویک لرزه‌ای در ارتباط است.
- ❖ ارتباط‌دهنده خصوصیات لرزه‌ای به صورت جانبی
- ❖ مشخص کننده لبه‌های لایه‌های نازک که مقاومت صوتی کمی دارند.
- ❖ مشخص کننده هیدروکربن‌ها به وسیله آنومالی فرکانس پایین
- ❖ مشخص کننده ناحیه دارای شکستگی و ترک که ممکن است به صورت ناحیه فرکانس پایین ظاهر شوند.

❖ مشخص کننده ناحیه دارای آشفستگی بازتابی پراش فراوان

❖ مشخص کننده ضخامت طبقات، به این صورت که فرکانس بالا نشان‌دهنده سطوح یا تغییرات

شدید یا لایه‌های نازک شیلی و فرکانس پایین نشان دهنده طبقات ماسه‌ای هستند.

❖ مشخص کننده نسبت شیل به ماسه در محیط‌های رسوبی آواری

۲-۵-۶ فرکانس میانه وزن دار

در بخش قبل فرکانس لحظه‌ای و نحوه محاسبه آن توضیح داده شد. به منظور هموارسازی فرکانس ارائه شده می‌توان از پوش دامنه یا مربع آن (انرژی کل) استفاده کرد که به عنوان تابع وزن‌داری برای فیلتر پایین‌گذر در فرکانس لحظه‌ای استفاده می‌شود (کورت، ۲۰۰۵):

$$\varpi(t) = \frac{\sum [env(t).freq(t)]}{\sum [env(t)]} \quad (2-11)$$

که در آن T پنجره هموارسازی است. این نشانگر فرکانسی کمتر تحت تاثیر طول موج کوتاه قرار می‌گیرد. فاکتورهای طول موج بلندتر از جمله جذب در اثر طبقات ضخیم و یا ماسه‌های توده‌ای، خواص جبهه موج را تغییر می‌دهند و قابل تشخیص با نشانگر فرکانس میانه وزن دار می‌باشند. این یک نشانگر فیزیکی است که تغییرات طول موج‌های بلندتر را نشان می‌دهد (کورت، ۲۰۰۵).

۲-۵-۷ مقاومت صوتی

شاید بتوان گفت که مهمترین نشانگر لرزه‌ای که می‌توان برای یک مقطع لرزه‌ای تهیه کرد، مقاومت صوتی است. مقاومت صوتی حاصل ضرب چگالی در سرعت عبور موج از داخل لایه است. این نشانگر معرف سنگ‌شناسی لایه و نیز تا حدی نشان‌دهنده سیال مخزنی موجود در لایه‌ها است. هدف از مطالعات وارون‌سازی لرزه‌ای رسیدن به این نشانگر است. واضح است که سرعت لایه‌ها متناسب با افزایش عمق و نیز تغییر لیتولوژی متغیر است و لیتولوژی‌های سخت‌تر و محکم‌تر، سرعت انتشار موج را افزایش می‌دهند. از طرفی افزایش تخلخل در مخزن باعث کاهش سرعت انتشار موج و در نتیجه کاهش مقاومت صوتی می‌گردد. تاثیر سیال نیز نقش بسزایی در سرعت موج فشاری در لایه‌ها دارد. به طوری که حضور سیال باعث کاهش سرعت و چگالی لایه گردیده و مقاومت صوتی را کاهش می‌دهد. تاثیر سیال گازی در

این مورد بسیار محسوس‌تر است. بنابراین می‌توان گفت که مقاومت صوتی مهمترین نشانگری است که به خصوصیات مخزنی نظیر تخلخل و سنگ‌شناسی ارتباط دارد.

۲-۶ رگرسیون چندگانه خطی

در مطالعه تبدیل چند نشانگری در واقع هدف اصلی و قسمت مهم فرآیند تخمین توزیع پارامترهای مخزن، تعیین ارتباط میان نگارهای چاه و داده‌های لرزه‌ای در همسایگی محل چاه می‌باشد. این ارتباط می‌تواند خطی یا غیرخطی باشد. برای تعیین رابطه مذکور بجای استفاده مستقیم از داده خام لرزه‌ای بهتر است از نشانگرهای استخراج شده از آن استفاده نمود. زیرا استفاده از نشانگرها قدرت پیش‌بینی روش را افزایش می‌دهد (همپسون و همکاران، ۲۰۰۱؛ راسل و همپسون، ۲۰۰۸). در این روش سعی می‌شود بهترین نشانگرها برای پیش‌بینی پارامترهای مخزنی با هم ترکیب شوند. گرچه این روش در برآورد خطا دارای روند افزایشی است، بدین معنی که نتایج قابلیت تولید مجدد را دارند اما خطای بین مقادیر شناخته شده و پیش‌بینی شده تمایل به افزایش را نشان می‌دهد. اما از آنجا که یک روش ساده و نسبتاً سریع است، برای پیش‌بینی پارامترهای مخزنی از این روش بسیار استفاده می‌شود. رگرسیون چندگانه خطی را به دو روش می‌توان مورد استفاده قرار داد. اول اینکه از این روش می‌توان مستقیماً برای پیش‌بینی پارامترهای مخزنی استفاده کرد یا اینکه می‌توان از این روش برای بدست آوردن بهترین نشانگرها که در روش شبکه عصبی مورد استفاده قرار می‌گیرند، استفاده کرد. رگرسیون چندگانه خطی که یک جواب کلی از بهترین سطح منطبق شده به مجموعه نقاط در فضای N بعدی است، که N تعداد نشانگرها بعلاوه بردار هدف است که برای برآورد نگار هدف در یک چاه از سایر نگارها و یافتن و تلفیق بهترین نشانگرهای لرزه‌ای برای تخمین خصوصیات مخزن مورد استفاده قرار می‌گیرد (همپسون و همکاران، ۲۰۰۱).

۲-۶-۱ حالت کلی چند متغیره

زمانی که به نشانگرهای لرزه‌ای توجه می‌کنیم ابتدا بایستی به تمایز بین بردار نشانگر و بردار نمونه توجه

کنیم.

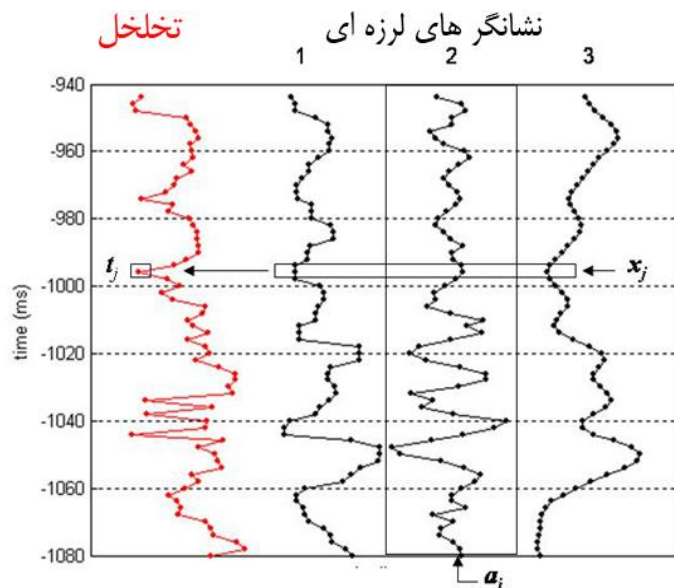
شکل (۶-۲) مساله اصلی پیش‌بینی یک نمودار هدف از نشانگرهای لرزه‌ای چندگانه را نشان می‌دهد. در این مورد سه بردار نشانگر وجود دارد ولی در حالت کلی M بردار نشانگر را داریم. توجه کنید که ما در این شکل فقط یک نمونه از بردار هدف t_j را نشان دادیم در حالی که N نمونه دیگر نیز روی این نگار وجود دارد بطوری که می‌توانیم نگارهدف را با برداری بصورت فرمول (۱۲-۲) نشان دهیم.

$$t^T = [t_1 \quad \dots \quad t_N] \quad (12-2)$$

به طور کلی M بردار نشانگر که طول آنها با برادر هدف یکسان است وجود دارد که به صورت زیر نمایش داده می‌شوند.

$$a_i^T = [a_{1i} \quad \dots \quad a_{Ni}], i = 1, \dots, M \quad (13-2)$$

با توجه به شکل (۶-۲) مشاهده می‌کنیم که j امین بردار نمونه x_j ، یک بردار M بعدی از مقادیر



شکل (۶-۲). نگار تخلخل به عنوان هدف در سمت چپ و سه نشانگر لرزه‌ای به عنوان ورودی یا متغیرهای مستقل در سمت راست که برای رگرسیون چندگانه خطی استفاده شده‌اند (راسل، ۲۰۰۴).

نشانگرها است که با j امین نمونه بردار t_j مطابق است و این بردار را به صورت زیر می‌توانیم نشان دهیم.

$$x_j^T = [x_{1j} \quad \dots \quad x_{Mj}], j = 1, \dots, N \quad (14-2)$$

اگر بردار نشانگرها را به عنوان ستون‌های یک ماتریس در نظر بگیریم ماتریس مربوطه به صورت زیر نوشته می‌شود که یک ماتریس $N \times M$ می‌باشد.

$$A = [a_1 \quad \dots \quad a_M] = \begin{bmatrix} a_{11} & \dots & a_{1M} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{N1} & \dots & a_{NM} \end{bmatrix} \quad (15-2)$$

همچنین اگر بردار نمونه‌ها را به عنوان ستون‌های یک ماتریس در نظر بگیریم ماتریس مربوطه به صورت زیر نوشته می‌شود که یک ماتریس $M \times N$ می‌باشد.

$$X = [x_1 \quad \dots \quad x_n] = \begin{bmatrix} x_{11} & \dots & x_{1N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{M1} & \dots & x_{MN} \end{bmatrix} \quad (16-2)$$

توجه کنید که ماتریس A و X تمام نمونه‌های داده‌های لرزه‌ای که برای مساله پیش‌بینی پارامترهای مخزنی مورد استفاده قرار می‌گیرند را شامل می‌شوند و این ماتریس‌ها ترانهاده هم می‌باشند. فرض می‌شود که یک N نمونه از آن و همچنین M تا نشانگر a_i با N نمونه از هر کدام از آنها را داریم، می‌توانیم فرمول اساسی برای پیش‌بینی خطی را به صورت زیر بنویسیم.

$$t = w_0 a_0 + w_1 a_1 + \dots + w_M a_M \quad (17-2)$$

توجه کنید که صفرمین بردار نشانگر به صورت زیر نوشته می‌شود.

$$a_0^T = [1 \quad 1 \quad \dots \quad 1] \quad (18-2)$$

پس معادله (17-2) را می‌توانیم خیلی فشرده به صورت زیر بنویسیم که در آن W بردار وزن‌ها به شکل

$$t = AW \quad \text{زیر خواهد بود.} \quad W = \begin{bmatrix} w_0 \\ w_1 \\ \vdots \\ w_M \end{bmatrix} \quad (19-2)$$

همان‌گونه که در شکل (۶-۲) نشان داده شده است، راه حل دیگری نیز برای مساله وجود دارد که آن استفاده از بردار نمونه‌ها به جای استفاده از بردار نشانگرهاست در اینجا می‌توانیم هر مقدار از نمودار هدف t_j را توسط بردار وزن و یک بردار نمونه x_j محاسبه کنیم. این رابطه بصورت زیر نوشته می‌شود.

$$t_j = w^T x_j, j = 1, \dots, N \quad (20-2)$$

در اینجا T علامت ترانهاده می‌باشد. اهمیت روابط بالا برای درک مسأله در این مطالعه نباید نادیده انگاشته شود. بردارهای a_i پایه و اساس مسأله رگرسیون هستند در حالی که بردارهای x_j پایه و اساس طبقه‌بندی و تابع شبکه‌های عصبی را تشکیل می‌دهند.

از آنجا که رابطه (2-17) شامل ابعاد زیادی می‌باشد حل کمترین مربعات آن می‌تواند توسط رابطه زیر بیان گردد.

$$w = (A^T A + \lambda I)^{-1} A^T t \quad (21-2)$$

I ماتریس همانی $M \times M$ و λ فاکتور نویز سفید^۱ می‌باشد. برای حل رگرسیون خطی چند متغیره معادله (2-19) را بازنویسی می‌کنیم.

$$w = w_0 + AW \quad (22-2)$$

با حل این معادله وزن‌ها از رابطه زیر محاسبه می‌شوند (راسل، ۲۰۰۴).

$$w = \sum^{-1} \sigma_{At} \quad (23-2)$$

$$w_0 = \mu_t - w^T \mu_A$$

$$\mu_A = \begin{bmatrix} \mu_{a_1} \\ \mu_{a_2} \\ \vdots \\ \mu_{a_M} \end{bmatrix} \quad \text{و} \quad \sigma_{At} = \begin{bmatrix} \sigma_{a_1 t} \\ \sigma_{a_2 t} \\ \vdots \\ \sigma_{a_M t} \end{bmatrix}$$

۲-۶-۲ رگرسیون چند متغیره با استفاده از عملگر همایخت

رابطه (2-17) را می‌توان با فرض اینکه وزن‌ها نیز بردار باشند، تعمیم دهیم. این موضوع توسط رابطه

¹ - pre-whitening

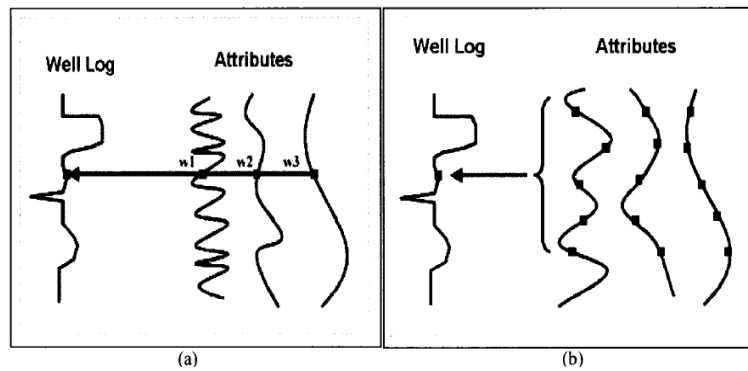
زیر بیان می شود (راسل، ۲۰۰۴).

$$t = w_0 a_0 + w_1 * a_1 + \dots + w_M * a_M \quad (2-24)$$

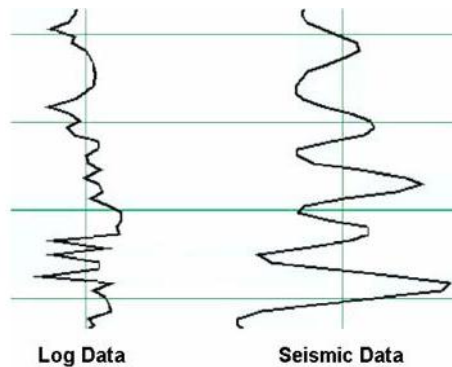
که a_i ها بردار نشانگرها، t بردار هدف و w_i ها بردار وزن های L نقطه ای با اولین نمونه در زمان $t=0$ که به صورت زیر نوشته می شود.

$$w_i = \begin{bmatrix} w_i(0) \\ \vdots \\ w_i(L-1) \end{bmatrix} \quad (2-25)$$

و * عملگر همامیخت را نشان می دهد. تفاوت بین رابطه های (۲-۱۷) و (۲-۲۴) در شکل زیر نشان داده شده است. همچنان که از شکل (۲-۷) پیداست در رگرسیون چند متغیره فقط نمونه هایی از نشانگرها که بصورت زمانی با نمونه های نمودار هدف همبسته شده اند، وارد محاسبات می شوند. این در حالی است که در روش همامیخت مجموعه ای از نمونه های نزدیک به نمونه نمودار هدف وارد محاسبات می شوند. مزیت این حالت به طور کامل در ادامه توضیح داده می شود. نتیجه رگرسیون چند نشانگری برای هر متغیر یک وزن واحد را فرض می کند. این مشکل در شکل (۲-۷) نشان داده شده است. شکل (۲-۸) نشان می دهد که فرکانس نمودار هدف عموماً از فرکانس نشانگر لرزه ای بالاتر است. بنابراین همبستگی بین نمودار هدف و نشانگرهای لرزه ای به صورت نمونه به نمونه ممکن است انجام نشود. برای حل این مشکل باید هر نمونه از نمودار هدف با یک گروه از نمونه های نشانگرهای لرزه ای در همسایگی آن مرتبط شود که این در شکل (۲-۷) نشان داده شده است.



شکل (۷-۲). اختلاف بین رگرسیون چند متغیره معمولی و رگرسیون چند متغیره با استفاده از عملگر هم‌میخت، (a) وزن‌های منفرد که در رابطه (۱۷-۲)، استفاده می‌شوند، (b) وزن‌های هم‌میخت که در رابطه (۲۴-۲)، استفاده می‌شوند (CGGVeritas, 2007)



شکل (۸-۲). اختلاف فرکانس بین نمودارهای چاه‌نگاری با نمودارهای نشانگرهای لرزه‌ای (CGGVeritas, 2007)

استفاده از عملگر هم‌میخت پیشنهاد یک مدل هم‌میختی کلاسیک در ژئوفیزیک است. اگر به عنوان مثال نمودار چاه با مقاومت صوتی هم‌بسته شود، ۵ نقطه عملگر که در شکل (۷-۲) نشان داده شده‌اند با موجک لرزه‌ای به طور نزدیکی مرتبط می‌شوند. عموماً برای هر خاصیت نمودار چاه می‌توان انتظار یک موجک برای پوشاندن اثرات نمونه نمودار چاه را در یک بازه مشخص از نمونه‌های لرزه‌ای داشت. بسط معادله (۱۷-۲) شامل یک عملگر هم‌میختی به صورت معادله زیر می‌باشد.

$$L = w_0 + w_1 * A_1 + w_2 * A_2 + \dots + w_N * A_N \quad (۲۴-۲)$$

که در این معادله * علامت همامیخت و w_i ها بردار وزن‌ها یا همان عملگرهای طول ویژه هستند. تعداد ضرایب موجود برابر با طول عملگر زمانی نشانگر بعلاوه یک است. ضرایب عملگر ممکن است از طریق کمینه‌سازی کمترین مربعات برای تخمین خطا رابطه (۲۷-۲) بکار رود.

$$E^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (L_i - w_0 + w_1 * A_{1i} + w_2 * A_{2i} + \dots + w_M * A_{Mi})^2 \quad (27-2)$$

این معادله یک روش برای معرفی یک سری نشانگرهای جدید است. تفسیر معادله بالا در حقیقت چنین است که بکارگیری عملگر همامیخت یک سری جدید از نشانگرها را که به صورت ساده نسبت به نشانگرهای اصلی دارای انتقال هستند تولید می‌کند.

۷-۲ تخمین به کمک نشانگرها با الگوریتم رگرسیون قدم به قدم یا مرحله‌ای^۱

در بخش‌های قبلی معادلاتی بدست آمد که اجازه می‌داد عملگرهای بهینه‌ای را برای هر مجموعه از نشانگرهای انتخاب شده فراهم کرد. این عملگرها طوری تنظیم می‌شوند که میانگین خطای تخمین زده شده بین نگارهای هدف و نگارهای تخمین زده شده، کمینه باشد. اما سوال این است که کدام نشانگرها را باید برای تخمین مورد استفاده قرار داد؟ یک راه، بررسی تمام ترکیبات نشانگرها برای یافتن بهترین ترکیب است. اشکالی که این روش دارد آن است که تعداد و زمان محاسبات ناگهان به شدت زیاد می‌شود. راه دیگر برای رفع این مشکل توسط درپر و اسمیت (۱۹۸۱) ارائه شده است که به رگرسیون قدم به قدم یا مرحله‌ای مشهور است. در این روش در ابتدا مناسب‌ترین نشانگرهای منفرد سپس مناسب‌ترین جفت نشانگر، بعد از آن مناسب‌ترین مجموعه سه‌تایی نشانگرها و بهمین ترتیب تا تعداد نشانگر مورد نظر تعیین می‌شوند (راسل، ۲۰۰۴).

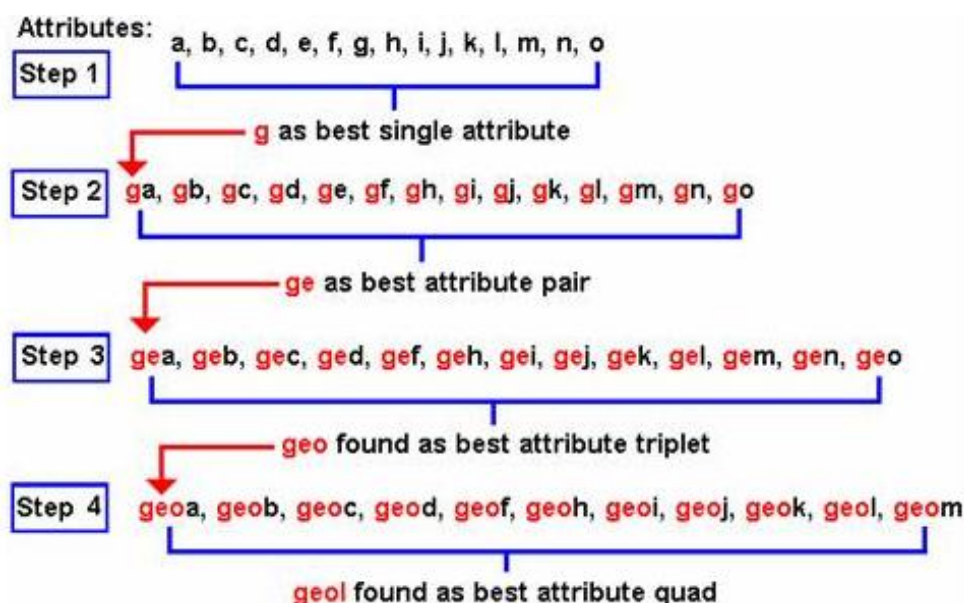
^۱ - Stepwise regression

فرضی که در این عملگر به کار رفته است آن است که اگر بهترین ترکیب از M نشانگر وجود داشته باشد، آنگاه بهترین ترکیب برای $M+1$ نشانگر شامل M نشانگر قبلی است. برای روشن شدن مطلب در ادامه الگوریتم این روش به صورت مرحله به مرحله توصیف می‌شود. در ابتدا لیستی از تمام نشانگرها تهیه می‌شود که با توجه به کمترین خطا و بیشترین تطابق با پارامتر مورد نظر مرتب شده است. پس اولین نشانگر به این ترتیب انتخاب می‌شود. نشانگری که کمترین خطا و بیشترین تطابق با پارامترهای مورد نظر را دارد، نشانگر شماره یک نامیده می‌شود. در مرحله بعد نشانگر شماره یک با تمام نشانگرهای درون لیست ترکیب می‌شود و مناسب بودن تک تک این ترکیبات بررسی می‌شود. آنگاه نشانگری که مناسب‌ترین ترکیب با نشانگر شماره یک را تشکیل داده باشد، یعنی کمترین خطا را تولید کرده باشد بعد از نشانگر شماره یک قرار می‌گیرد و بعنوان نشانگر شماره دو نامگذاری می‌شود.

پس از آن بهترین نشانگر سوم جستجو می‌شود. یعنی نشانگر شماره یک و نشانگر شماره دو با تمام نشانگرهای دیگر درون لیست ترکیب می‌شوند و مناسب بودن تک تک این ترکیبات بررسی می‌گردد. آنگاه نشانگری که مناسب‌ترین ترکیب با نشانگر شماره یک و نشانگر شماره دو را تشکیل داده باشد، یعنی کمترین خطا را تولید کرده باشد، بعد از نشانگر شماره دو قرار می‌گیرد و بعنوان نشانگر شماره سه نامگذاری می‌شود. این کار تا زمانی که تعداد نشانگر مورد نظر به دست آید (که مد نظر است و از نرم‌افزار خواسته شده) ادامه می‌یابد (شکل ۲-۹). به کمک این روش تعداد و زمان محاسبات به شدت کاهش می‌یابد. البته در رگرسیون قدم به قدم نمی‌توان مطمئن بود که بهترین ترکیب استخراج شده است.

یکی دیگر از مزایای رگرسیون قدم به قدم آن است که در هنگام استفاده از این روش می‌توان مطمئن بود نشانگرها به صورت خطی مستقل از یکدیگر هستند. چرا که اگر یک نشانگر با نشانگر دیگری که قبلاً انتخاب شده به صورت خطی رابطه داشته باشد، در ترکیب باعث افزایش تطابق یا کاهش خطا نمی‌شود و به طور خودکار حذف می‌شود. نکته‌ای که در استفاده از این روش باید به آن توجه داشت این است که با

افزایش تعداد نشانگرها خطای پیش‌بینی همواره کاهش می‌یابد ولی این همیشه مطلوب نیست زیرا در بعضی نقاط نشانگرهای جدید جزئیات ریزی چون نوفه را تخمین می‌زنند. وقتی چنین وضعیتی رخ می‌دهد، خطای این تبدیل در نقاط دیگر افزایش می‌یابد. برای جلوگیری از این مشکل باید به ابزار ارزیابی تکیه کرد. روش کار بدین صورت است که در هنگام آموزش یک یا چند چاه را وارد نمی‌کنیم و در هنگام محاسبه خطا دوباره حضور دارند. بدین ترتیب می‌توان دریافت که یک تبدیل چقدر در تخمین نقاطی که در آموزش لحاظ نشده‌اند دقیق است.



شکل (۲-۹). فلوچارت انتخاب نشانگرها در روش رگرسیون قدم به قدم (CGGVeritas, 2007)

۲-۸ اعتبارسنجی متقابل^۱

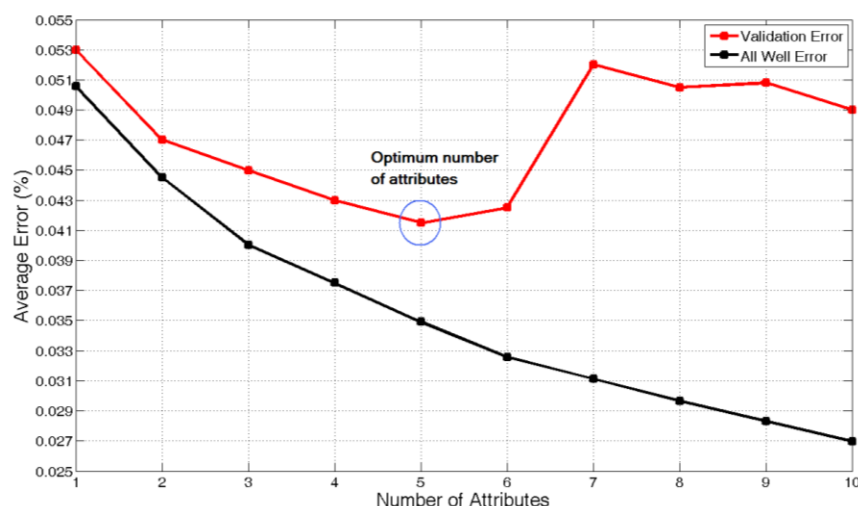
رگرسیون قدم به قدم مجموعه‌ای از نشانگرها را به ما می‌دهد و این اطمینان را به ما می‌دهد که وقتی تعداد بیشتری از نشانگرها را برای تخمین پارامتر مورد نظر استفاده می‌کنیم، خطای کلی به طور پیوسته پائین می‌آید. خط (پایین) تیره در شکل (۲-۱۰) این موضوع را نشان می‌دهد. اما سوال اینجاست که چه

^۱ - Cross-validation

تعداد نشانگر را برای تخمین پارامتر مورد نظر یا نگار هدف باید به کار ببریم؟ جواب این سوال در گرو تکنیکی است که اعتبار سنجی متقابل نامیده می‌شود. در این روش نمونه‌ای را از کل نمونه‌هایی که برای آموزش شبکه استفاده می‌شود کنار می‌گذاریم و شبکه را آموزش می‌دهیم. مقادیر نمونه کنار گذاشته شده را با کمک شبکه آموزش داده شده تخمین می‌زنیم و مجموعه مربعات خطا را از معادله (۲۸-۲) برای آن محاسبه می‌کنیم. اگر این عملیات را برای نمونه‌های دیگر نیز انجام دهند آنگاه می‌توانند خطای میانگین موجود در پیش‌بینی تمام چاه‌ها را توسط رابطه زیر محاسبه کنند که در آن e پارامتر خطا نامیده می‌شود.

$$E_v^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e_n^2 \quad (28-2)$$

خطای اعتبارسنجی را برای هر یک از مراحل رگرسیونی حساب می‌کنیم و به ازای تعدادی از نشانگرها که خطای کلی اعتبارسنجی کمینه است، تعداد بهینه نشانگرها انتخاب می‌شود. آنجایی که این خطا افزایش می‌یابد زمانی است که فرآیند رگرسیون مرحله‌ای را متوقف می‌کنیم. لازم به ذکر است که در محاسبه خطای کلی اعتبارسنجی، داده‌های مربوط به یک نمونه مورد نظر را در عملیات وارد نکرده‌ایم، بنابراین خطای کلی (منحنی بالا در شکل (۲-۱۰)) نسبت به زمانی که داده‌های مربوط به همان نمونه وجود داشته باشد (منحنی پائین در شکل (۲-۱۰)) زیادتر است.



شکل (۲-۱۰). خطای میانگین اعتبارسنجی (نمودار قرمز) و آموزش با تمام نمونه‌ها (نمودار سیاه) بر اساس تعداد نشانگرهای مورد استفاده.

۲-۹ شبکه‌های عصبی مصنوعی

هدف اصلی این روش طراحی مدلی ریاضی از روی مسائل زیستی است، بطوریکه خصوصیات و ساختارهای شبکه‌های زیستی را به منظور ایجاد یک سیستم هوشمند پردازش اطلاعات تقلید کند. اولین مدل ریاضی در سال ۱۹۴۳ توسط مک کولوچ^۱ و پیتز^۲ معرفی شد. یک شبکه عصبی انطباقی یک ساختار شبکه‌ای است که شامل یک سری گره‌های^۳ جهت دار متصل به هم می‌شود و به این خاطر به آنها انطباقی^۴ گفته می‌شود که خروجی این گره‌ها به یک پارامتر تغییرپذیر وابسته است. شبکه‌های عصبی با الگوریتم‌ها و ساختارهای مختلف وجود دارند که در ادامه به بررسی برخی از آنها می‌پردازیم (هاگان^۵ و همکاران، ۱۹۹۶).

^۱ - McCulloch

^۲ - Pitts

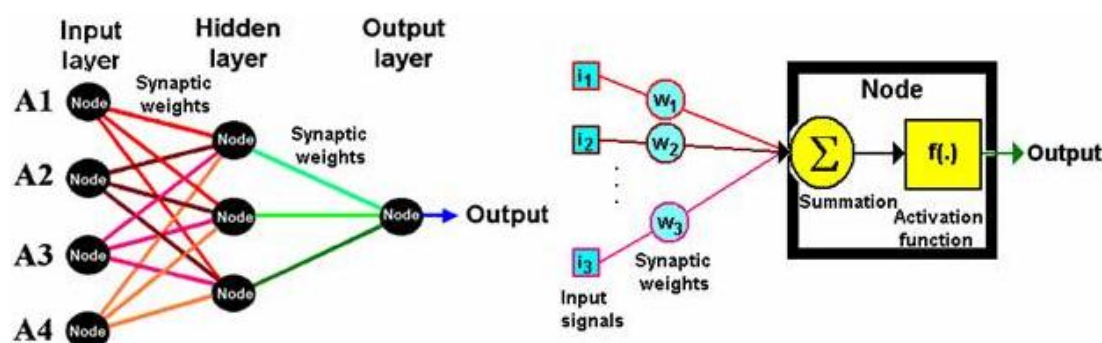
^۳ - Node

^۴ - Adaptive

^۵ - Hagan

۲-۹-۱ شبکه عصبی چند لایه پیشخور (MLFN)

این شبکه یک ساختار کلاسیک از شبکه‌های عصبی است و به پرسپترون چند لایه (MLP^1) ارجاع داده می‌شود (شکل ۲-۱۱). خواص MLFN در کتاب‌های بسیاری توضیح داده شده است (مسترس، ۱۹۹۵ و منهاج، ۱۳۸۱). شبکه MLFN شامل یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و یک یا چند لایه مخفی می‌باشد. هر لایه شامل چندین گره است و گره‌ها متصل به وزن‌ها می‌باشند. وزن‌ها طوری تنظیم می‌شوند که نتیجه خروجی مطلوب باشد.



شکل (۲-۱۱). طرحی از شبکه عصبی چند لایه، که از یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی تشکیل می‌شود (هاگان و همکاران، ۱۹۹۶).

روش MLFN یک شبکه سنتی است که در شکل (۲-۱۱)، طرز عمل آن نشان داده شده است. در لایه ورودی به تعداد نشانگرها پرسپترون یا گره وجود دارد (میسرا و چاپرا، ۲۰۱۱). اگر یک عملگر هم‌امیخت مورد استفاده قرار گیرد، تعداد نشانگرهای موثر با طول عملگر هم‌امیخت افزایش می‌یابد. بعنوان مثال برای یک عملگر به طول سه، هر نشانگر سه بار تکرار می‌شود که مطابق با زمان نمونه‌گیری منفی یک، صفر، مثبت یک می‌باشد. تا زمانی که تخمین خواص یک نمودار منفرد مورد نظر باشد، لایه خروجی دارای یک پرسپترون یا گره است و از یک لایه مخفی با تعدادی از گره‌ها تشکیل می‌شود. در این روش هدف یافتن وزن‌های بهینه بین گره‌ها می‌باشد که در آن A_i ها نشانگرها هستند و L مقدار

¹ - Multi-Layer Perceptron

اندازگیری شده نمودار هدف می‌باشد.

۲-۹-۲ شبکه‌های عصبی بر پایه توابع غیر خطی

تاکنون تمام روش‌هایی که برای تخمین پارامترهای مخزنی از نشانگرهای لرزه‌ای به کار برده شده است، استفاده از بردار وزن‌ها و بردار نشانگرهای ورودی برای تولید یک مقدار عددی بوده است. در رگرسیون، خروجی که مقدار عددی است، نتیجه نهائی می‌باشد. در روش شبکه عصبی پرسپترون چند لایه MLP، یک تابع غیرخطی برای نتایج عددی به کار برده می‌شود و ما را قادر می‌سازد تا مسائل غیر خطی را حل نمائیم. معایب روش خطی این است که آن‌ها فقط قادرند مسائل خطی را حل کنند و معایب روش MLP این است که نتیجه نهائی آن به وزن‌های حدس زده شده اولیه وابسته است. با بکارگیری بردار وزن‌ها و بعضی توابع غیرخطی بردارهای نشانگرهای ورودی مقادیر عددی حاصل می‌شود که در ارتباط با خصوصیات مخزنی می‌باشند. این مساله توسط رابطه زیر بیان می‌شود.

$$\varphi(\mathbf{x})^T = [\varphi(x_0) \ \varphi(x_1) \ \dots \ \varphi(x_M)] \quad \text{و} \quad Y = \mathbf{W}^T \varphi(\mathbf{x}) \quad (29-2)$$

که در آن $\varphi(x)$ یک تابع غیر خطی از بردارهای $\mathbf{x}$ است که اغلب تابع بایاس نامیده می‌شود. در این قسمت نشان داده می‌شود که چگونه این تابع مزیت‌های روش‌هایی را که تاکنون در رابطه با آنها بحث کردیم را با هم ترکیب می‌کند و از معایب آن‌ها چشم‌پوشی می‌کند. روش تابع بایاس مسائل خطی را حل می‌کند در حالی که شبیه روش‌های غیرخطی وزن‌ها به حدس‌های اولیه بستگی ندارند (هندرسون، ۲۰۰۴).

۲-۹-۳ شبکه عصبی احتمال پذیر^۱ PNN

در این قسمت در رابطه با شبکه‌های عصبی که بر پایه پنجره پارزن^۲ هستند بحث می‌کنیم. همان‌گونه که بحث شد، مجموعه داده‌های تحت آموزش شامل N نمونه‌ی تحت آموزش t_i است که نمودار t می‌تواند پارامترهای مخزنی بدست آمده از نمودار چاه‌نگاری از قبیل SP ، S_w و غیره باشد. هر کدام از این مقادیر تحت آموزش به مقدار M بردار نشانگر وابسته می‌باشند که بصورت زمانی با نمونه‌های تحت آموزش همبسته شده‌اند. هر بردار نشانگرهای لرزه‌ای به صورت زیر می‌تواند نوشته شود:

$$s_i = (s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{iM})^T, i = 1, 2, \dots, N \quad (2-30)$$

هدف شبکه عصبی پیدا کردن تابعی مثل y است طوری که t_i به عنوان خروجی که از خصوصیات پتروفیزیکی مخزن است:

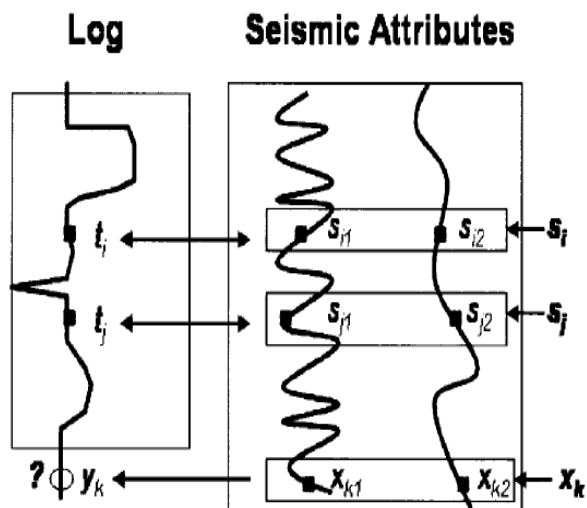
$$y(s_i) = t_i, i = 1, 2, \dots, N \quad (2-31)$$

زمانی که این رابطه پیدا شود، می‌توان آن را برای مجموعه‌ای دلخواه از بردارهای نشانگر لرزه‌ای x_k بکار برد، که نشانگرها در بردارهای x_k با نشانگرهای بردارهای s_i یکسانند. این موضوع در شکل (۲-۱۲) نشان داده شده است.

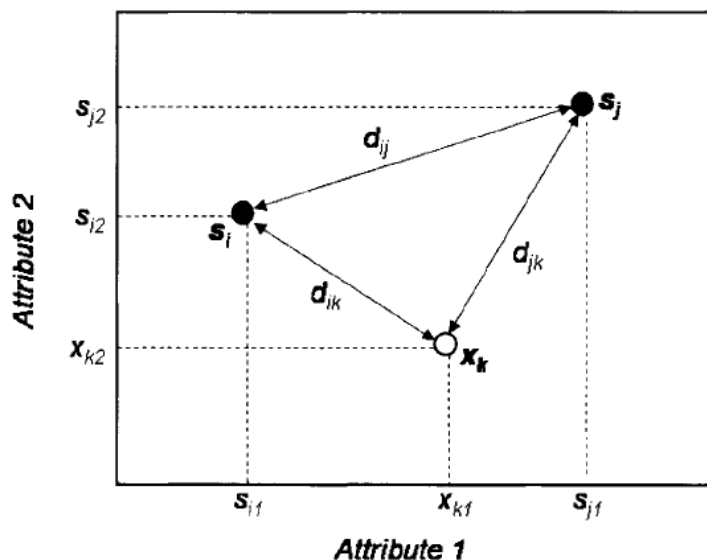
الگوریتم PNN بر پایه مفهوم فاصله در فضای نشانگرهاست که با توجه به ریاضیات حاکم بر آن نسبت به شبکه عصبی پیشخور چند لایه از دقت پیش‌بینی بالاتری برخوردار است (آمیت و بیسوال، ۲۰۱۱). برای فهمیدن این موضوع شکل (۲-۱۳) را در نظر بگیرید که بصورت گرافی سه بردار نشانگر لرزه‌ای دو بعدی را نشان می‌دهد. توجه داشته باشید که فاصله در روی این نمودار توسط اختلاف بین دامنه این نشانگرها به جای فاصله معمولی کارترین می‌باشد.

¹ - probabilistic neural network

² - Parzen Window



شکل (۲-۱۲). تفاوت بین بردارهای تحت آموزش s_j که خروجی حاصل از آن‌ها مقادیر شناخته شده t_j و بردار x_k که خروجی آن مشخص نیست (راسل، ۲۰۰۴).



شکل (۲-۱۳). طرحی از سه بردار نشان داده شده در شکل (۲-۱۲)، در فضای دو بعدی نشانگرها و مفهوم فاصله بین آنها (راسل، ۲۰۰۴).

سه فاصله ممکن بین این بردارها را به صورت معادله زیر تعریف می‌کنیم.

$$d_{ij} = |s_i - s_j| = \sqrt{(s_{i1} - s_{j1})^2 + (s_{i2} - s_{j2})^2}$$

$$d_{ik} = |s_i - x_k| = \sqrt{(s_{i1} - x_{k1})^2 + (s_{i2} - x_{k2})^2} \quad (۲-۳۲)$$

$$d_{ij} = |s_j - x_k| = \sqrt{(s_{j1} - x_{k1})^2 + (s_{j2} - x_{k2})^2}$$

در روابط بالا دو نوع فاصله بین نشانگرها وجود دارد. اول فاصله بین نشانگرهای تحت آموزش که به این فاصله، فاصله درون آموزش می‌گویند (d_{ik}) و دوم فاصله بین هر کدام از نشانگرهای تحت آموزش با نشانگر سومی که به این نوع فاصله، فاصله کاربردی می‌گویند (d_{jk}, d_{ij}). نکته مهم دیگر این است که خود این فاصله‌ها در کاربردهای شبکه عصبی استفاده نمی‌شوند، بلکه تابع بایاس این فاصله‌ها است که مورد

$$\phi(d) = \exp\left[-\frac{d^2}{\sigma^2}\right] \quad (۳۳-۲)$$

استفاده قرار می‌گیرد. تابع گوسی زیر به عنوان تابع بایاس استفاده خواهد شد.

σ پارامتر هموارکننده است. توجه داشته باشید که σ می‌تواند به عنوان واریانس توزیع d در تابع گوسی بالا نیز در نظر گرفته شود. در این معادله تفسیر فیزیکی فاصله بین مقادیر استفاده شده معادل فاصله بین پارامترهای مخزنی است. معادله (۳۳-۲) همان پنجره پارزن است که با استفاده از آن، شبکه‌های عصبی احتمالی و تابع پایه شعاعی^۱ را تعریف می‌کنیم.

حال PNN را برای هر یک از نقاط x_k بصورت زیر تعریف می‌کنیم (راسل، ۲۰۰۴).

$$p(x_k) = \sum_{j=1}^N \exp\left[-\frac{|x_k - s_j|^2}{\sigma^2}\right] = \sum_{j=1}^N \phi_{kj} \quad (۳۴-۲)$$

برای ساده‌سازی $\phi(d_{kj})$ بصورت ϕ_{kj} آورده شده است. اگر از تمام نقاط داده شده برای آموزش PNN استفاده شود یک مقدار عددی را به ما می‌دهد که یک تکنیک تمایز مفید نمی‌تواند باشد اما اگر داده‌های تحت آموزش به دسته‌هایی تقسیم شوند آنگاه PNN یک روش طبقه‌بندی عالی خواهد بود در

^۱ - Radial basis function neural network

حقیقت این همان بکارگیری تئوری بایاس می‌باشد. برای فهم بیشتر رابطه بالا و همچنین معرفی سودمندی این روش در طبقه بندی، ابتدا مورد ساده ای را بررسی می کنیم که دو تا دسته تشکیل شده است. اگر دسته C_1 با N_1 نقطه و دسته C_2 با N_2 نقطه مشخص باشند و $N_1 + N_2 = N$ باشد، اکنون می‌توانیم PNN را برای هر کدام از دسته‌ها به صورت زیر تعریف کنیم (راسل، ۲۰۰۴).

$$p_2(x_k) = \frac{\sum_{j \in N_2} \phi_{kj}}{p(x_k)} \quad p_1(x_k) = \frac{\sum_{j \in N_1} \phi_{kj}}{p(x_k)} \quad (۳۵-۲)$$

می‌باشد. مقادیر p_j به عنوان احتمال عضویت در یک گروه تعریف می‌شوند. حال اگر $p_1(x_k) > p_2(x_k)$ آنگاه x_k یک عضو از گروه C_1 و یا اگر $p_1(x_k) < p_2(x_k)$ آنگاه x_k یک عضو از گروه C_2 خواهد شد.

آنالیز PNN شامل چهار مرحله زیر می‌باشد:

الف) انجام رگرسیون قدم به قدم و اعتبارسنجی آن

ب) آموزش شبکه و بدست آوردن رابطه غیر خطی بین نشانگرهای لرزه‌ای و پارامترهای مخزنی در محل چاه‌ها

ج) بکار بردن شبکه آموزش داده شده در حجم داده لرزه‌ای سه بعدی

د) اعتبارسنجی روی چاه‌هایی که در مرحله آموزش وارد نشده‌اند (دومیترسکو^۱ و لاینز^۲، ۲۰۰۸).

۲-۹-۴ شبکه‌های عصبی بر پایه توابع شعاعی (RBFN)

این شبکه اساساً به عنوان یک روش برای درون‌یابی دقیق یک مجموعه از نقاط در فضای چند بعدی توسط پاول (۱۹۸۷) طراحی شد. با عنایت به شکل‌های (۲-۱۲) و (۲-۱۳) و نکاتی که قبلاً ذکر شد، علاقه‌مندیم تابعی مانند $y(x)$ را پیدا کنیم طوری که:

$$y(s_i) = t_i, i = 1, 2, \dots, N$$

^۱ - Dumitrescu

^۲ - Lines

(۳۶-۲)

t_i مقادیر پارامتر مورد نظر (هدف) یا بردار خروجی است که در آموزش شبکه از آن‌ها استفاده می‌شود

و S_i مقادیر بردار نشانگرها هستند. روش توابع پایه شعاعی شامل انتخاب یک تابع به فرم زیر می‌باشد

(راسل، ۲۰۰۴).

$$t(s_i) = \sum_{j=1}^N w_j \phi(|s_i - s_j|) = \sum_{j=1}^N w_j \phi_{ij}, i = 1, 2, \dots, N$$

(۳۷-۲)

که تابع $\phi(|s_i - s_j|)$ مجموعه‌ای از N تابع پایه شعاعی است که به فاصله نشانگرها بستگی دارد. این عبارت بطور مختصر ϕ_{ij} نوشته می‌شود. تابع پایه شعاعی، تابعی است که به طور یکنواخت با فاصله از نقطه مرکز کاهش یا افزایش یابد. تعدادی از توابع وجود دارند که این تعریف را شامل می‌شوند. از جمله می‌توان به تابع زیر اشاره نمود.

$$\phi(x) = x^2 \ln(x) \quad (۳۸-۲)$$

اما ما تابع گوسی که یک تابع پایه شعاعی موثر است را استفاده خواهیم کرد بنابراین رابطه (۳۶-۲) بصورت زیر باز نویسی می‌شود:

$$t(s_i) = \sum_{j=1}^N w_j \phi_{ij} = \sum_{j=1}^N w_j \exp \left[-\frac{|s_i - s_j|^2}{\sigma^2} \right] \quad (۳۹-۲)$$

که w_j ها وزن‌های مطلوب هستند.

برای بدست آوردن وزن‌ها معادله (۳۷-۲) را می‌توان بصورت زیر یعنی N معادله N مجهول نیز بیان کرد.

$$t_1 = w_1 \phi_{11} + w_2 \phi_{12} + \dots + w_N \phi_{1N}$$

$$t_2 = w_1 \phi_{21} + w_2 \phi_{22} + \dots + w_N \phi_{2N}$$

$$\vdots$$

۵۳

$$t_N = w_1 \phi_{N1} + w_2 \phi_{N2} + \dots + w_N \phi_{NN}$$

$$(۴۰-۲)$$

معادله بالا می‌تواند به صورت فشرده ماتریسی زیر نیز نوشته شود:

$$t = \phi w \quad (۴۱-۲)$$

حل معادله (۴۱-۲) به صورت زیر صورت می‌گیرد.

$$w = [\phi + \lambda I]^{-1} t \quad (۴۲-۲)$$

که λ فاکتور per-whitening است و I ماتریس همانی می‌باشد. زمانی که وزن‌ها محاسبه شوند، آنها در

رابطه (۳۹-۲) برای تخمین پارامتر مورد نظر مخزن استفاده می‌شوند (راسل، ۲۰۰۴).

فصل سوم

معرفی منطقه مورد مطالعه و داده‌های مورد استفاده

۳-۱ مقدمه

مطالعه حاضر بر روی میدان هیدروکربنی بلال در خلیج فارس انجام می‌شود. در این فصل به موقعیت جغرافیایی، شرح مطالعات انجام شده، شرح زمین‌شناسی منطقه و داده‌های مورد استفاده از این میدان می‌پردازیم. در ادامه توضیحات کاملی از این میدان آورده شده است. مخزن مورد مطالعه در این میدان لایه مخزنی میشریف (سروک) است که به طور تقریبی در عمق ۱۰۲۰ متر قرار گرفته و عمدتاً از آهک‌های کم‌عمق دریایی و آهک‌های دولومیتی تشکیل شده است. بازه مورد مطالعه از سرسازند میشریف (سروک) تا افق مدود تقریباً سنگ آهک تمیز تلقی شده و به میزان بسیار کمی در حدود ۴ درصد شیلی است.

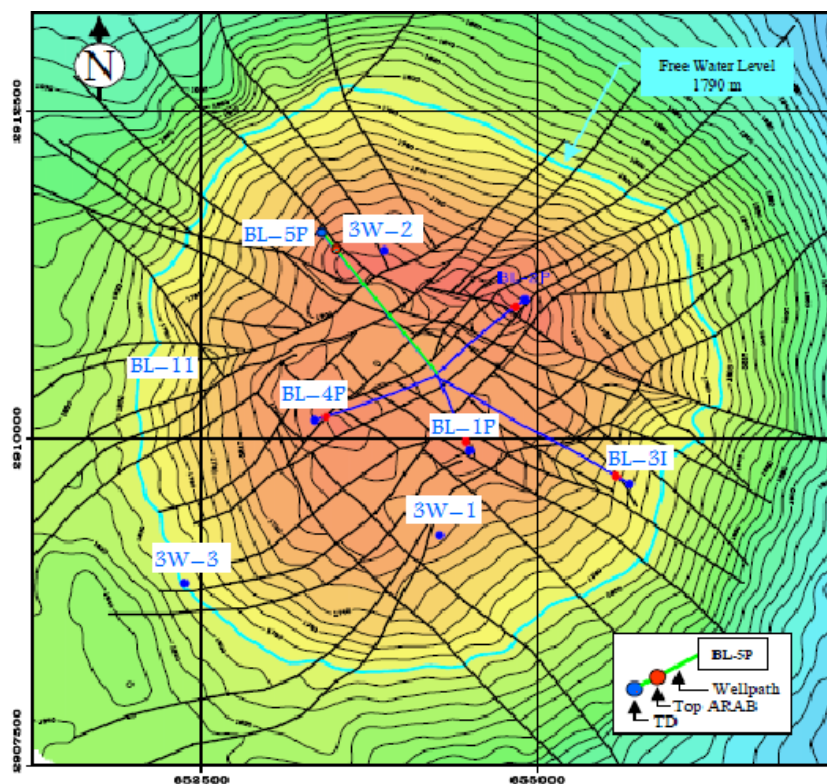
۳-۲ میدان بلال

ساختمان بلال مطابق شکل (۳-۱) در بخش مرکزی خلیج فارس و در حدود ۳۰ کیلومتری جنوب شرقی میدان پارس جنوبی قرار دارد. این ساختمان در نزدیکی مرز آبی با کشور قطر و به فاصله ۸۸ کیلومتری جنوب غربی جزیره لاوان و حدود ۷۰ کیلومتری غرب ساختمان رشادت واقع است که از نظر شکل گنبدی است (شکل ۳-۲) و تشکیل آن مربوط به تکنوتیک نمک هرمز می‌باشد. این ساختمان در سال ۱۹۶۴ شناسایی و در سال‌های ۱۹۷۲ و ۱۹۷۳ سه حلقه چاه بر روی آن حفاری شد که منجر به کشف نفت اقتصادی در قسمت بالایی سازند سورمه گردید. براساس نقشه خطوط هم‌تراز زیرزمینی افق کنگان این ساختمان بدون زین ساختمانی با افق کنگان میدان پارس جنوبی در غرب آن مرتبط است. مساحت این میدان در حدود ۶۰ کیلومتر مربع است. چند هدف مخزنی در این میدان وجود دارد که مهمترین آنها، لایه عرب در عمق زمانی ۹۵۰ تا ۱۲۵۰ میلی ثانیه (زمان رفت و برگشت) مقاطع لرزه‌ای می‌باشد و این مخزن مربوط به دوران ژوراسیک است. همچنین افق کنگان و دالان فوقانی و افق‌های کم اهمیت‌تر سروک و داریان نیز در مراحل بعد از نظر مخزنی دارای اهمیت می‌باشند. بر اساس بررسی اطلاعات

لرزه‌نگاری به نظر می‌رسد که شروع شکل‌گیری ساختمان از اواخر ژوراسیک شروع و تا ترشیری ادامه داشته است. اولین برداشت‌های لرزه‌نگاری در این بخش که منجر به شناسایی ساختمان بلال گردید مربوط به سال‌های ۱۹۶۴ و قبل از آن می‌گردد. شرکت نفت لاوان LAPCO نیز جهت ارزیابی بهتر در سال ۱۹۶۶ میلادی خطوط لرزه‌نگاری برای این ساختمان برداشت نموده که نتایج حاصل از تعبیر و تفسیر آن منجر به تهیه نقشه‌های عمقی از افق‌های هیث و سورمه شده است. در سال‌های اخیر برداشت‌های لرزه‌نگاری در مناطق مختلف خلیج فارس صورت گرفته که جدیدترین آن مربوط به پروژه PC-2000 می‌باشد. ابعاد خطوط برداشت 2×2 کیلومتر از کل خلیج فارس است. بر اساس این برداشت‌ها نقشه‌های عمقی افق‌های کنگان، سورمه و سروک تهیه شده است (شرکت ملی نفت ایران، ۱۳۸۲).



شکل (۳-۱). موقعیت جغرافیایی میدان بلال (ظهوریان، ۱۳۸۵)



شکل (۳-۲). نمایش محل چاه‌ها نسبت به راس افق مخزنی در میدان بلال (پژوهشکده صنعت نفت، ۲۰۰۹)

۳-۳ داده‌های مورد استفاده

داده‌های مورد استفاده در این مطالعه شامل ۷۰۱۳۹۸ ردلرزه در قالب ۶۶۶ خط گیرنده (inline: 2012-2678) و ۱۴۲۲ خط چشمه (cross line: 420-1841) لرزه‌ای سه بعدی بر انبارش شده و مهاجرت یافته از کل میدان و همچنین انواع نگارها که شامل نگار صوتی، چگالی، انواع مقاومت ویژه و گاما هشت چاه از میدان مربوطه است (البته نگار تخلخل چهار چاه در اختیار ما قرار گرفت) که به همراه اطلاعات حفاری و زمین‌شناسی مورد استفاده قرار می‌گیرد. توضیحات بیشتر در مورد استفاده از آن‌ها و نمایش محل آنها در میدان در فصل چهار گفته می‌شود.

۳-۴ ساختارهای زمین‌شناسی مناطق جنوب ایران

ساختارهای زمین‌شناسی جنوب ایران تحت تاثیر چین‌خوردگی زاگرس و در برخی نواحی متأثر از گنبد‌های نمکی هستند. شکل (۳-۳) سازندهای مختلف در منطقه زاگرس را با توجه به کشیدگی‌های

آن‌ها نشان می‌دهد. احتمالاً شکل‌گیری این ساختمان همانند دیگر ساختمان‌های گنبدی شکل ناحیه خلیج فارس، در ارتباط با تکتونیک نمک و بالآمدگی نمک سازند هرمز بطور محلی می‌باشد (آقانباتی، ۱۳۸۵).

همچنین براساس مطالعات لرزه‌ای صورت گرفته، چنین به نظر می‌رسد که زمان بالآمدگی نمک و در نتیجه شکل‌گیری ساختمان در اواخر ژوراسیک آغاز گردیده و این روند تا ترشیری ادامه داشته است. سنگ‌های ژوراسیک صفحه زاگرس در مقایسه با دیگر نواحی ایران در شرایط رسوبی کاملاً متفاوت از سایر نواحی ایران است. از آنجایی که این مطالعه، لایه مخزنی میشریف (سروک) را مورد ارزیابی قرار می‌دهد، از اینرو در ادامه به شرح سازندهای موجود در منطقه مطالعاتی از جدید به قدیم مطابق شکل (۳-۳) پرداخته می‌شود (شرکت ملی نفت ایران، ۱۳۸۳؛ آقانباتی، ۱۳۸۵).

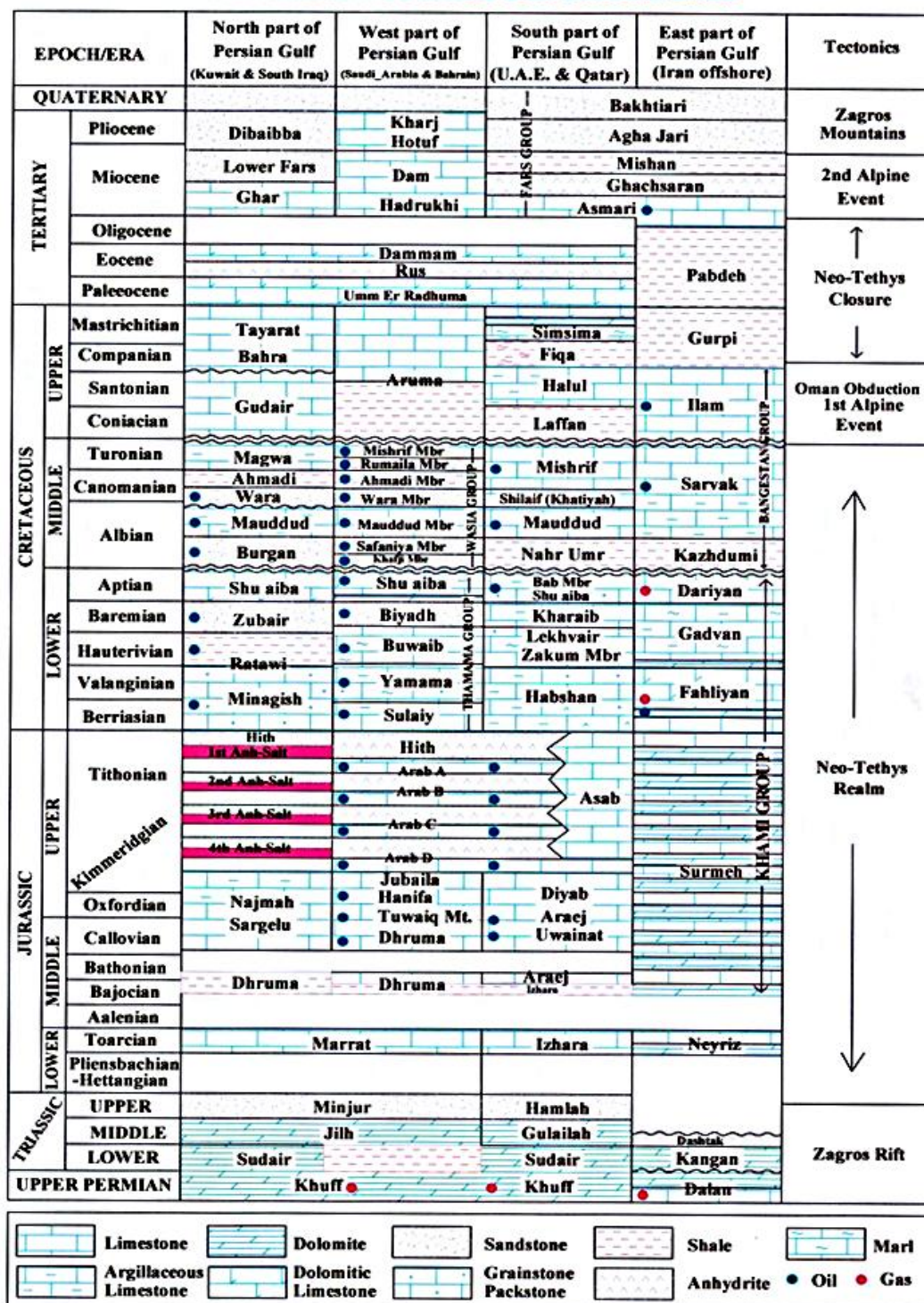
۳-۴-۱ سازند آسماری

نام این سازند از کوه آسماری در خوزستان گرفته شده است. این کوه، تاقدیس فشرده و فرسایش یافته‌ای تشکیل می‌دهد که در هسته آن سازند آسماری بیرون‌زدگی دارد. این سازند عمدتاً از آهک‌های سفید شیرین‌رنگ، خاکستری تا خاکستری روشن و سفید خاکستری و گلوکونیت به همراه میان لایه‌هایی از انیدریت و ژیپس که بعضاً به صورت بلور دیده می‌شود و لایه‌های نازک رسی نرم به رنگ خاکستری تا خاکستری تیره تشکیل یافته است.

۳-۴-۲ سازند جهرم

نام این سازند از کوه جهرم در ناحیه فارس انتخاب شده است. این سازند عمدتاً از دولومیت تشکیل یافته است. در ضمن مقادیر اندکی از انیدریت و ژیپس به رنگ سفید تا خاکستری سفید و متبلور بصورت میان لایه‌های نازک و چرت نیز از این سازند گزارش شده است.

Simplified Stratigraphy, Petroleum system and Tectonics of the Persian Gulf offshore-areas



شکل (۳-۳). ستون چینه‌شناسی سازندهای خلیج فارس در سواحل ایرانی و عربی (حسینی، ۱۳۹۰).

۲-۴-۳ سازند ایلام

سازند ایلام به دو رخساره عمیق و کم عمق دیده می‌شود. برش الگوی این سازند که نشانگر رخساره‌های عمیق است، در پایانه شمال‌شرقی کبیر کوه در ۱۲ کیلومتری شهرستان ایلام اندازه‌گیری شده است. رخساره‌های کم عمق سازند ایلام در نواحی فارس و خوزستان گسترش دارد. در این میدان، سازند ایلام با ظاهر شدن آهک‌های سفید رنگ نسبتاً نرم از نوع گچی و گلوکونیت‌دار آغاز می‌شود. این سازند عمدتاً از آهک و دولومیت تشکیل یافته است.

۳-۴-۴ سازند لافان

سنگ‌شناسی این سازند عمدتاً شامل مارن، رس‌سنگ، شیل و رس‌های آهکی می‌باشد که بعضاً با میان لایه‌های نازکی از سنگ آهک به رنگ سفید مات و خاکستری روشن همراه می‌باشد. ضخامت این سازند در چاه 3W-2 میدان بلال برابر ۲۰ متر می‌باشد.

۳-۴-۵ سازند سروک

سازند سروک دو رخساره متفاوت دارد. در محل برش الگو و فارس ساحلی، رخساره‌های کم‌عمق این سازند گسترش دارد در حالی که در ناحیه لرستان می‌توان رخساره‌های عمیق سازند سروک را دید. سنگ‌شناسی این سازند بطور کامل شامل آهک، رس‌های آهکی تا مارن، آهک‌های رسی و آهک‌های دولومیتی می‌باشد. متوسط تخلخل و اشباع آب در لایه نفتی به ترتیب حدود ۲۰ و ۴۵ درصد می‌باشد. معادل این سازند در ساختمان بلال خطایا، احمدی و مدود می‌باشد. ضخامت تقریبی این سازندها در چاه 3W-1 میدان مورد مطالعه به ترتیب برابر ۷۵، ۳۰ و ۵۰ متر می‌باشد.

۳-۴-۶ سازند کژدمی

نام سازند کژدمی از قلعه کژدمی در فروافتادگی دزفول (در تنگ گور گورا-شمال گچساران) گرفته شده است. این سازند سنگ منشأ بسیار مهمی در حوضه رسوبی زاگرس است. این سازند بطور کامل از شیل،

رس و میان لایه‌هایی از آهک تشکیل یافته است. نهر عمر با ضخامت تقریبی ۵۰ متر معادل این سازند در ساختمان بلال می‌باشد شکل (۳-۳).

۳-۴-۷ سازند داریان

این سازند عمدتاً از سنگ آهک و درصد ناچیزی آهک دولومیتی و کانی‌های رسی تشکیل شده است. سازند داریان، دارای تخلخل حدود ۱۵ تا ۲۰ و اشباع آب ۸۰ تا ۱۰۰ درصد بوده و آبخیز ارزیابی شده است. ضخامت تقریبی این سازند در چاه 3W-1 میدان برابر ۱۳۰ متر می‌باشد.

۳-۴-۸ سازند گدوان

این سازند یک واحد بارز شیلی در میان دو آهک فلهیان و داریان است. سنگ‌شناسی سازند عمدتاً شامل سنگ آهک و درصد ناچیزی آهک دولومیتی و کانی‌های رسی می‌باشد. این سازند دارای فواصلی است که حاوی هیدروکربن 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. ضخامت تقریبی این سازند در چاه 3W-1 برابر ۴۰ متر می‌باشد.

۳-۴-۹ سازند فلهیان

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 بوده و همچنین آبخیز می‌باشد. بر اساس گزارشات زمین‌شناسی شرکت فلات قاره معادل این سازند در شکل (۳-۳) در ساختمان بلال سازندهای بوویب^۱ با ضخامت تقریبی ۹۰ متر، یاماما^۲ با ضخامت تقریبی ۹۰ متر و سولای^۳ با ضخامت تقریبی ۱۳۰ متر می‌باشد.

^۱ - Buwaib

^۲ - Yamama

^۳ - Sulaiy

۳-۴-۱۰ سازند هیث

از فارس ساحلی به سوی خلیج فارس و عربستان، نهشته‌های انیدریتی بالای سازند سورمه به دلیل شباهت با نهشته‌های مشابه عربستان به نام سازند هیث (شکل ۳-۳) نامگذاری شده است. 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. ضخامت تقریبی این سازند در چاه 3W-1 برابر ۸۳ متر می‌باشد.

۳-۴-۱۱ سازند سورمه

سازند سورمه هم‌ارز سازند عرب در عربستان و دیگر کشورهای عربی است که مخازن بسیار عظیم نفت را در خود دارد. لیتولوژی این سازند بطور کلی شامل آهک، دولومیت، آهک‌های دولومیتی، دولومیت‌های انیدریتی، انیدریت، رس و شیل‌های نازک لایه می‌باشد. بر اساس گزارشات زمین‌شناسی شرکت فلات قاره معادل این سازند در ساختمان بلال سازندهای عرب بالایی^۱ با ضخامت تقریبی ۱۱۵ متر و عرب پایینی^۲ با ضخامت تقریبی ۶۴ سازند ۶۴ متر می‌باشد.

۳-۴-۱۲ سازند نیریز

سازند نیریز به عنوان یکی از سازندهای گروه کازرون معرف سنگ‌های آواری خشکی‌زاد و رسوب‌های مرز میان خشکی‌زا-دریایی زمان لیا در ناحیه فارس است. سنگ‌شناسی این سازند مجموعاً از رس‌های آهکی تا مارنی، دولومیت و میان لایه‌هایی از آهک‌های دولومیتی تشکیل یافته است.

^۱ - Upper Arab

^۲ - Lower Arab

۳-۴-۱۳ سازند دشتک

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

۳-۴-۱۴ سازند کنگان

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

۳-۴-۱۵ 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 سرتا سر سازند دیده می‌شوند.

فصل چهارم

انجام محاسبات هوشمند برای تخمین تخلخل میدان
بلال

۴-۱ مقدمه

با توجه به هزینه‌های سنگین حفاری و نیز نیاز روزافزون به منابع انرژی از جمله نفت و گاز، حفر چاه‌های جدید تنها به منظور انجام عملیات اکتشافی خیلی مقرون به صرفه به نظر نمی‌رسد. لذا در سال‌های اخیر سعی بر آن بوده که با استفاده از روش‌های غیر مستقیم بتوان به خصوصیات مخزنی در میداین نفتی پی‌برد، روش‌های متعددی برای این منظور به کار گرفته شده که مهمترین آنها روش‌های هوشمندی نظیر منطق فازی و شبکه‌های عصبی می‌باشند.

بین نشانگرهای لرزه‌ای (مخصوصاً مقاومت صوتی) و خواص مخزنی (به طور خاص تخلخل)، در محل چاه‌ها ارتباطی وجود دارد که با یافتن این ارتباط و تعمیم آن به کل میدان، می‌توان خواص مخزنی را در تمام محدوده مخزن با دقت بالایی پیش‌بینی کرد. تلفیق اطلاعات لرزه‌ای و نگارهای چاه روش بسیار مهمی است که پایه مدل‌سازی مخازن را تشکیل می‌دهد و انجام دقیق آن نقش عمده‌ای در ارزیابی صحیح مخازن دارد.

در فصل حاضر ابتدا به بررسی داده‌های چاه‌نگاری هشت چاه می‌پردازیم و تصحیحات احتمالی مورد لزوم را انجام می‌دهیم. در مرحله بعد، این داده‌ها در نرم‌افزار فراخوانی می‌شوند. از طرف دیگر اطلاعات لرزه‌نگاری سه بعدی نیز در نرم‌افزار فراخوانی می‌شوند. پس از آن داده‌های چاه‌نگاری (نگارهای صوتی، چگالی، تخلخل و...) به کمک داده‌های لرزه‌نگاری چاه (check shot) بمنظور هماهنگی با داده‌های لرزه‌ای، بصورت زمانی (به جای عمقی) تبدیل شده و به کمک آن، ردلرزه مصنوعی ساخته می‌شود. پس از آن باید داده‌های چاه با داده‌های لرزه‌ای کالیبره شوند (کالیبراسیون به معنی ایجاد انطباق بیشتر بین ردلرزه و ردلرزه مصنوعی حاصل از عملیات چاه‌نگاری می‌باشد). در مرحله بعد به کمک وارون‌سازی لرزه‌ای، مدل مقاومت صوتی تهیه می‌شود. این مدل تفکیک‌پذیری عمودی را بهبود می‌بخشد و لایه‌های مخزنی را نمایان می‌سازد. در قسمت بعد با توجه به این که نشانگر خارجی مقاومت صوتی و نشانگرهای داخلی دیگر

از قبیل فاز لحظه‌ای و فرکانس لحظه‌ای جهت تخمین تخلخل مورد استفاده قرار می‌گیرند، بهترین رابطه بین تخلخل و این نشانگرها بدست می‌آیند (منظور از نشانگر خارجی نشانگری است که مستقیماً در ارتباط با ردلرزه نباشد و برای بدست آوردن آنها باید از روابط ریاضی و مفاهیم ژئوفیزیکی و نرم‌افزار مربوط استفاده شود ولی نشانگرهای داخلی به نشانگرهایی اطلاق می‌گردد که الگوریتم استخراج آنها ساده بوده و در قسمت EMERGE نرم‌افزار HRS به‌طور پیش‌فرض وجود دارند). سپس رابطه بدست آمده را به کل مخزن تعمیم داده و نقشه‌های اولیه از توزیع تخلخل برای مخزن تهیه می‌شود. در مرحله بعد نشانگرهای بیشتری که مرتبط با تخلخل مخزن هستند، توسط نرم‌افزار پترل استخراج شده و با نشانگرهای قبلی برای تخمین تخلخل مورد استفاده قرار می‌گیرند تا مقدار آنها با دقت بالاتری بدست آید.

۴-۲ نرم‌افزارهای مورد استفاده

همانطور که قبلاً اشاره شد در مراحل مختلف این کار از نرم‌افزارهای متفاوتی استفاده شده است. در ادامه لیست این نرم‌افزارها با ذکر توضیح مختصری از کارهای انجام شده با آنان آورده شده است. اما جزئیات آنها در بخش‌های آتی ذکر گردیده است.

۱. نرم افزار همپسون-راسل (HRS)

نرم افزار HRS یک نرم‌افزار مفید در وارون‌سازی و کار بر روی نشانگرهای لرزه‌ای است. این نرم‌افزار بخش‌های مختلفی دارد که در این پایان‌نامه از بخش‌های EMERGE, eLog, Well Explorer و STRATA برای استخراج نشانگرهای لرزه‌ای، ترسیم افق لرزه‌ای، وارون‌سازی، تهیه مدل‌های تخلخل با استفاده از شبکه‌های عصبی استفاده شده است.

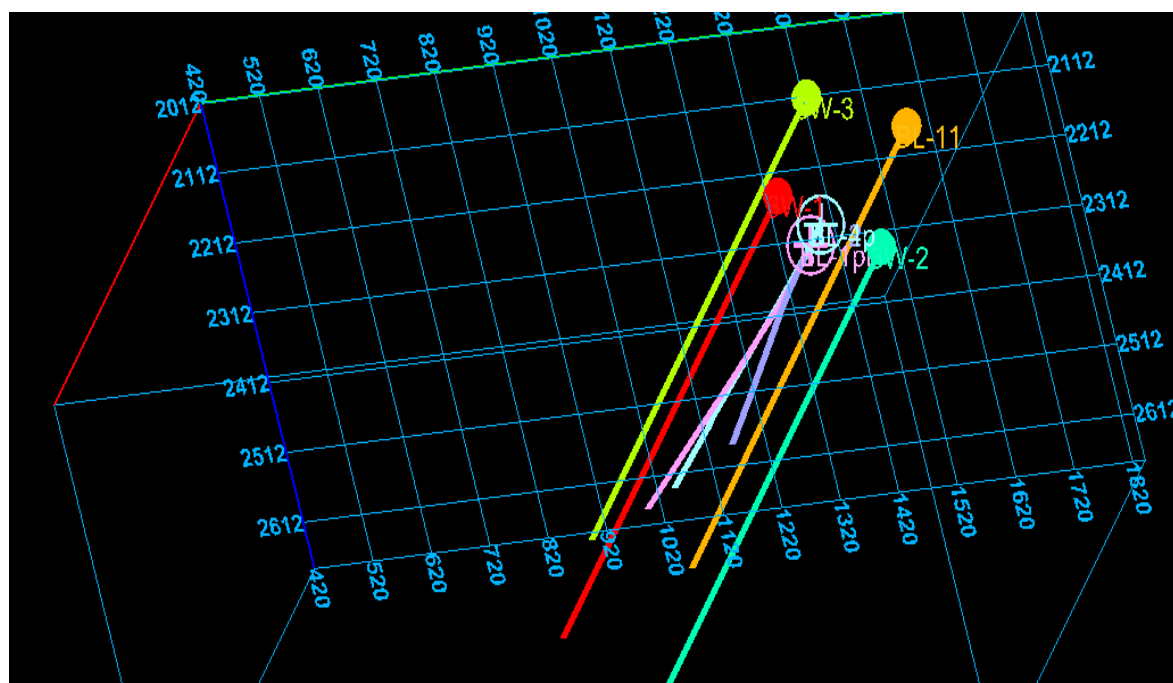
۲. نرم افزار پترل (PETREL)

این نرم‌افزار محصول شرکت شلومبرژه است و از آن در تفسیر افق‌های لرزه‌ای و استخراج نشانگرهای

جدید استفاده شده است.

۳-۴ فراخوانی داده‌های مربوط به چاه‌ها و اطلاعات لرزه‌ای در نرم‌افزار

برای انجام این مطالعه اطلاعات نگارهای صوتی، چگالی، انواع مقاومت ویژه و گاما، هشت چاه از میدان مربوطه در نرم افزار فراخوانی شد. چاه‌های 3w-1، 3w-2، 3w-3 و BL-11 عمودی بوده و در مکان‌های مناسبی از میدان قرار گرفته‌اند. این چاه‌ها دارای نگار تخلخل موثر هستند و از آن‌ها در مدل‌سازی تخلخل استفاده شده است که نمایش سه بعدی آنها در شکل (۱-۴) آمده است. این مرحله، یعنی فراخوانی صحیح این نگارها نیاز به دقت فراوانی دارد. برای انجام این مرحله باید UTM چاه‌ها، ارتفاع میز دوار، نوع چاه‌ها از این نظر که برای چه منظوری حفاری گردیده‌اند و اسم چاه‌ها فراخوانی شود.

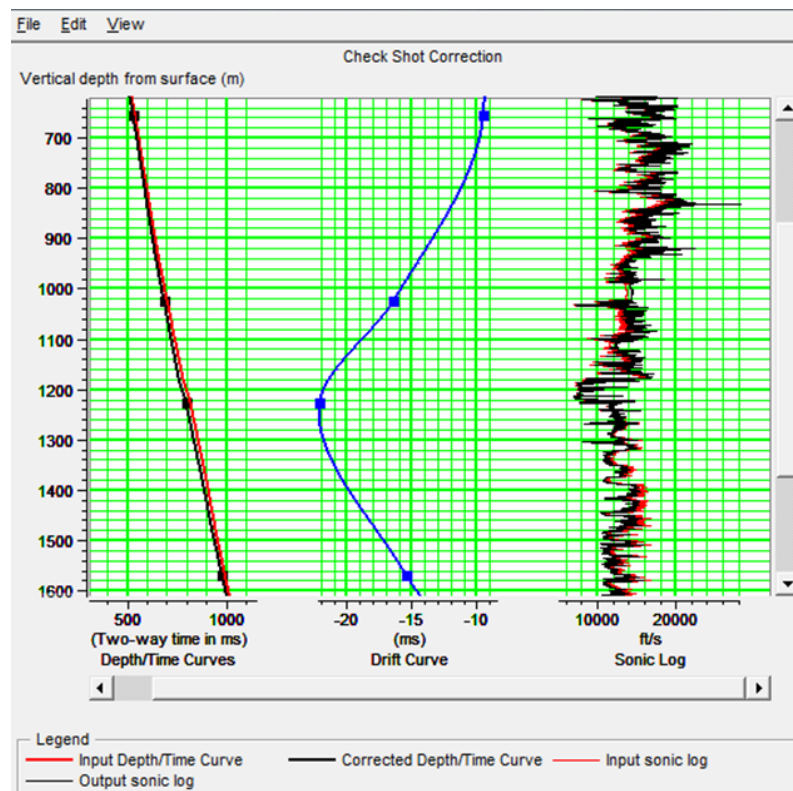


شکل (۱-۴). نمایش سه بعدی چاه‌های مورد استفاده در این مطالعه از میدان

در همین مرحله از کار اطلاعات مربوط به عمق سرسازندها^۱ در چاه‌های مختلف به نرم‌افزار داده شده است

^۱ - Tops

و در ادامه از آنجا که چاه‌های 3w-1 و 3w-3 این میدان حاوی اطلاعات چک‌شات^۱ نیز بوده‌اند این اطلاعات نیز به نرم‌افزار فراخوانی شد و سپس در این چاه‌ها تصحیحات چک‌شات برای تصحیح رابطه زمان-عمق انجام شد که در شکل (۲-۴) این فرآیند به نمایش درآمده است.



شکل (۲-۴). تصحیح چک‌شات بر روی چاه 3w-3.

در چاه‌هایی که فاقد اطلاعات چک‌شات هستند، در صورت وجود نگار صوتی، نرم‌افزار به صورت خودکار نگار رابطه زمان-عمق را به کمک نگار صوتی تهیه می‌کند. به این صورت که از روی نگار صوتی، در هر نقطه عمقی z ، سرعت $V(z)$ معلوم است و به کمک رابطه زیر می‌توان زمان مربوط به آن عمق را بدست آورد (راسل، ۲۰۰۴).

$$t(z) = \int_{z_0}^z \frac{dz}{v(z)} \quad (۱-۴)$$

^۱ - Check shot

زمان بدست آمده از رابطه (۴-۱) و تبدیل عمق به زمان از این رابطه به تنهایی برای تبدیلات زمان-عمقی مناسب نیستند. زیرا که داده‌های نگار صوتی، سرعت سنگ‌های اطراف چاه را نشان می‌دهد و همچنین امواج لرزه‌ای تحت تاثیر مواردی مثل جذب و پراکندگی قرار می‌گیرند. برای غلبه بر این مشکلات از داده‌های چکشات که تاثیر موارد ذکر شده را تا حد قابل قبولی حذف می‌کند، استفاده می‌شوند. اگر نگار صوتی و چکشات موجود باشند، ترجیح داده می‌شود که از چکشات استفاده شود.

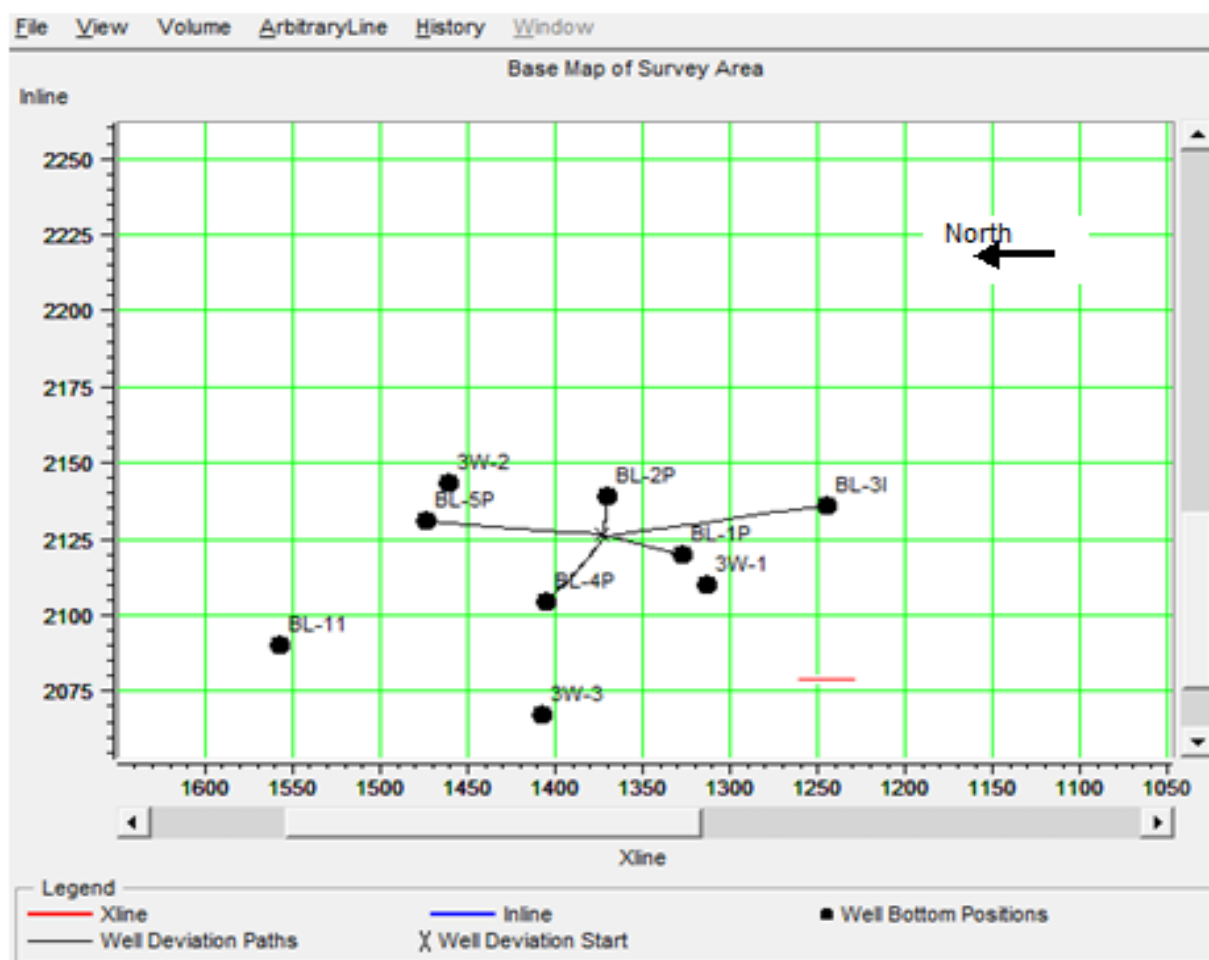
برای مطالعه این میدان علاوه بر چند عملیات لرزه‌ای دو بعدی، یک عملیات لرزه‌ای سه بعدی با تفکیک بالا انجام شده است. عملیات سه بعدی در محدوده‌ای به مساحت حدوداً ۹۷ کیلومتر مربع و با پوشش ۱۲۰ درماه‌های می تا ژانویه سال ۲۰۰۰ برداشت شده است. در این مطالعه از داده‌های سه بعدی استفاده شده است. در ابتدا باید داده‌های لرزه‌ای به درستی فراخوانی شوند.

فرمت اولیه داده‌های لرزه‌ای ممکن است با فرمت SEG-Y با دو ساختار IBM یا IEEE باشند، داده‌های لرزه‌ای که وارد نرم افزار HRS می‌شوند باید با فرمت SEG-Y با ساختار IBM باشند، در صورت مغایرت می‌توان داده‌ها را وارد یک نرم افزار دیگر مانند Petrel کرده و از داده‌های لرزه‌ای خروجی با فرمت SEG-Y با ساختار IBM گرفته شود (شیری، ۱۳۸۹). این مرحله مهمترین و وقت‌گیرترین قسمت کار بود و پس از تلاش بسیار انجام شد. ۷۰۱۳۹۸ ردلرزه در قالب ۶۶۶ خط گیرنده (inline: 2012-2678) و ۱۴۲۲ خط چشمه (crossline: 420-1841) فراخوانی شدند (شکل ۴-۳).

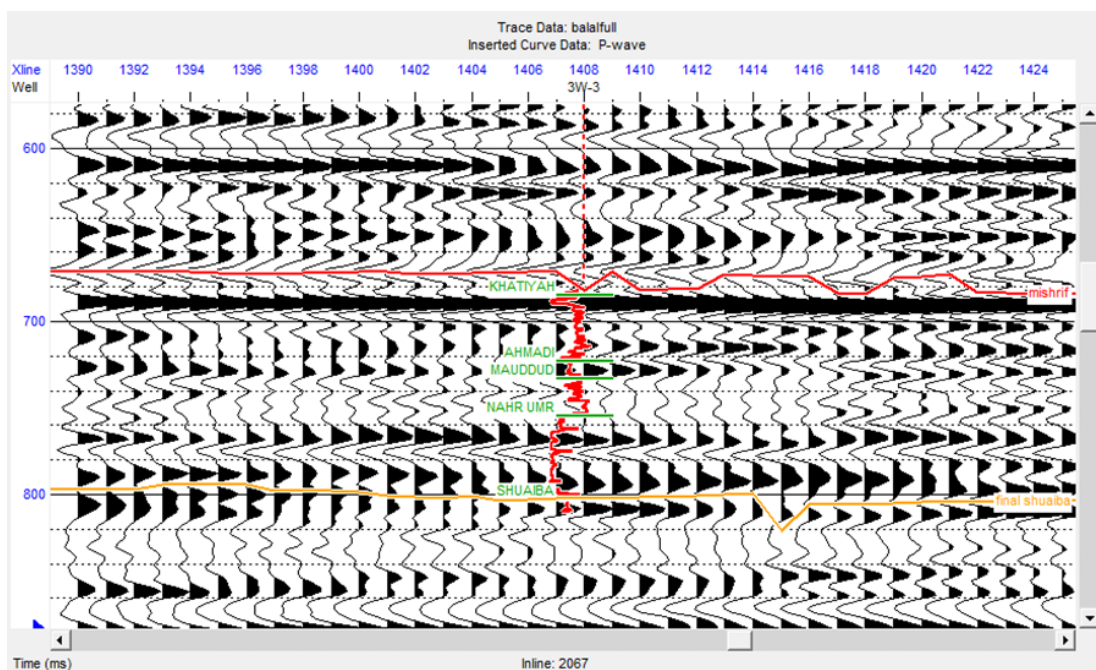
با اطلاعات سرسازندها در چاه‌های 3w-1 و 3w-3 که تصحیحات چکشات در این چاه‌ها صورت گرفته دو افق بالا و پایین محدوده مخزنی نشانه‌گذاری^۱ شدند. برای نشانه‌گذاری از نرم‌افزار پترل که انجام نشانه‌گذاری را به طور تخصصی‌تری نسبت به نرم‌افزار همپسون-راسل انجام می‌دهد، استفاده شد. سپس افق‌های نشانه‌گذاری شده از آن استخراج شده و در نرم افزار همپسون-راسل فراخوانی شد. افق‌های

^۱ - Picking

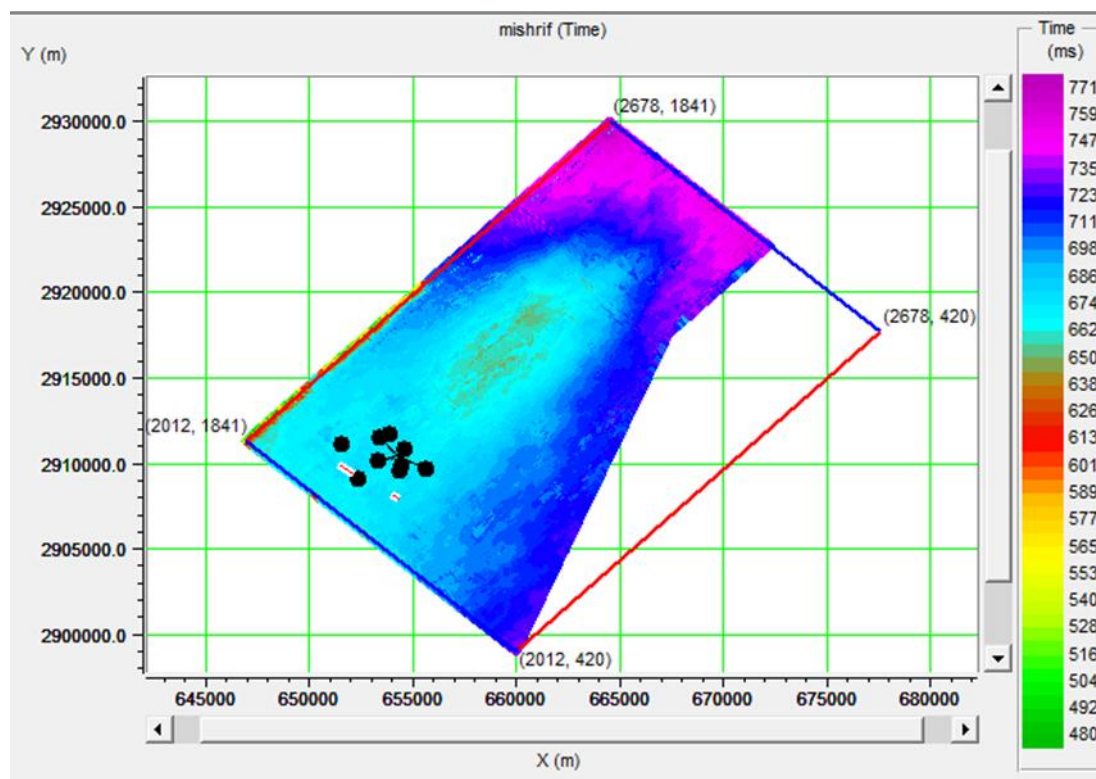
نشانه‌گذاری شده، افق‌های میشریف (سروک) و شعیبا (داریان) هستند که شکل‌های (۴-۴) و (۴-۵) این افق‌ها را نمایش می‌دهند. از آنجا که این افق‌ها قبلاً توسط شرکت نفت فلات قاره در داده‌های دو بعدی لرزه‌ای نشانه‌گذاری شده بودند و در دسترس بودند برای حصول اطمینان از صحت انجام نشانه‌گذاری، افق‌های نشانه‌گذاری شده با اطلاعات در دسترس مقایسه شده و نتیجه نشان داد که نشانه‌گذاری کاملاً صحیح بوده است (شرکت ملی نفت ایران، ۱۳۸۳).



شکل (۴-۳). نقشه خطوط لرزه‌ای ناحیه مورد مطالعه به همراه نمایش محل چاه‌ها در این ناحیه.



شکل (۴-۴). افق‌های نشانه‌گذاری شده میشریف و شعیبا و نمایش هماهنگی آن با سرسازندها در چاه 3W-3 برای خط لرزه‌ای ۲۰۶۷.



شکل (۴-۵). نقشه افق نشانه‌گذاری شده سرسازند میشریف.

۴-۴ وارون سازی

هدف از وارون سازی در مرحله اول، تخمین مقاومت صوتی جهت بررسی بهتر مخزن از نظر لیتولوژی، تخلخل و ماهیت سیال مخزنی و در مرحله دوم پیش بینی نقاط بهتر برای حفاری های بعدی است.

۴-۴-۱ محاسبه موجک و تهیه ردلرزه مصنوعی

برای محاسبه موجک و تهیه ردلرزه مصنوعی از داده های چاه های 3w-1 و 3w-3 استفاده شده است. این چاه ها به دلیل اینکه اطلاعات چکشات در آن ها موجود بوده و تصحیحات رابطه عمقی- زمانی در آن ها صورت گرفته است، انتخاب گردیده اند. در این مرحله، نگارهای صوتی تصحیح شده توسط چکشات در این دو چاه و همچنین نگار چگالی چاه های ذکر شده را انتخاب نموده و برای بالا بردن ضریب انطباق، نگارهای انتخاب شده را به افق مخزنی مورد مطالعه محدود می کنیم و با استفاده از فیلتر میان گذر فرکانسی، فرکانس های بالا و پایین را از نگارها حذف می نماییم. برای استخراج موجک مراحل زیر را انجام می دهیم.

الف) در مرحله اول، با موجک پیش فرض، ردلرزه مصنوعی را در محل چاه ها بدست آورده و انطباق ردلرزه مصنوعی با ردلرزه واقعی اطراف چاه را بررسی می کنیم. در این مرحله لازم است برای بالا بردن همبستگی بین ردلرزه مصنوعی و ردلرزه واقعی اطراف چاه، توسط نرم افزار پیک ها و تراف های دو ردلرزه را مقابل هم قرار داده و آنها را به صورت دستی بر هم منطبق کنیم. با انجام این مرحله همبستگی ای معادل ۵۰ درصد در این مرحله بدست آمد.

ب) در مرحله دوم به کمک روش آماری و صرفاً با استفاده از داده های لرزه ای، موجکی با استفاده از ردلرزه های اطراف این دو چاه استخراج شد. همبستگی ای که با این موجک بدست آمد. حدود ۶۰ درصد برای هر کدام از چاه ها بود.

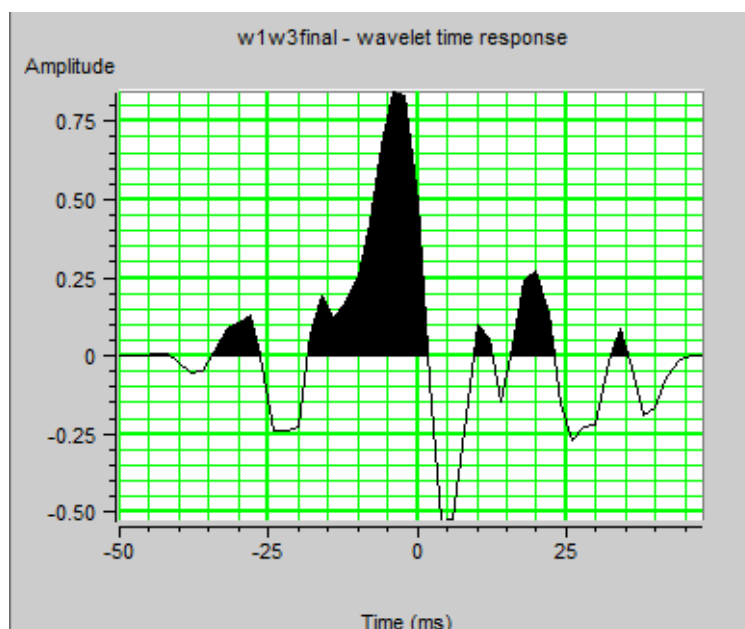
ج) در مرحله سوم به محاسبه موجک با کمک داده‌های لرزه‌ای و نگارهای چاه برای دو چاه که دارای اطلاعات چکش‌ها هستند پرداخته می‌شود. در این مرحله تطابق‌های بالای ۸۰ درصد برای هر کدام از چاه‌ها بدست آمد. اما پارامترهای موجک‌های بدست آمده برای هر کدام از چاه‌ها تفاوت زیادی با هم داشتند. بنابراین در مرحله نهایی با محاسبه موجک به کمک هر دو چاه، موجکی با همبستگی کلی ۷۰ درصد بدست آمد (شکل ۴-۶) و توسط این موجک ردلرزه مصنوعی ساخته شد. (شکل‌های ۴-۷ و ۴-۸).

مشخصات موجک بدست آمده در مرحله نهایی به صورت زیر است:

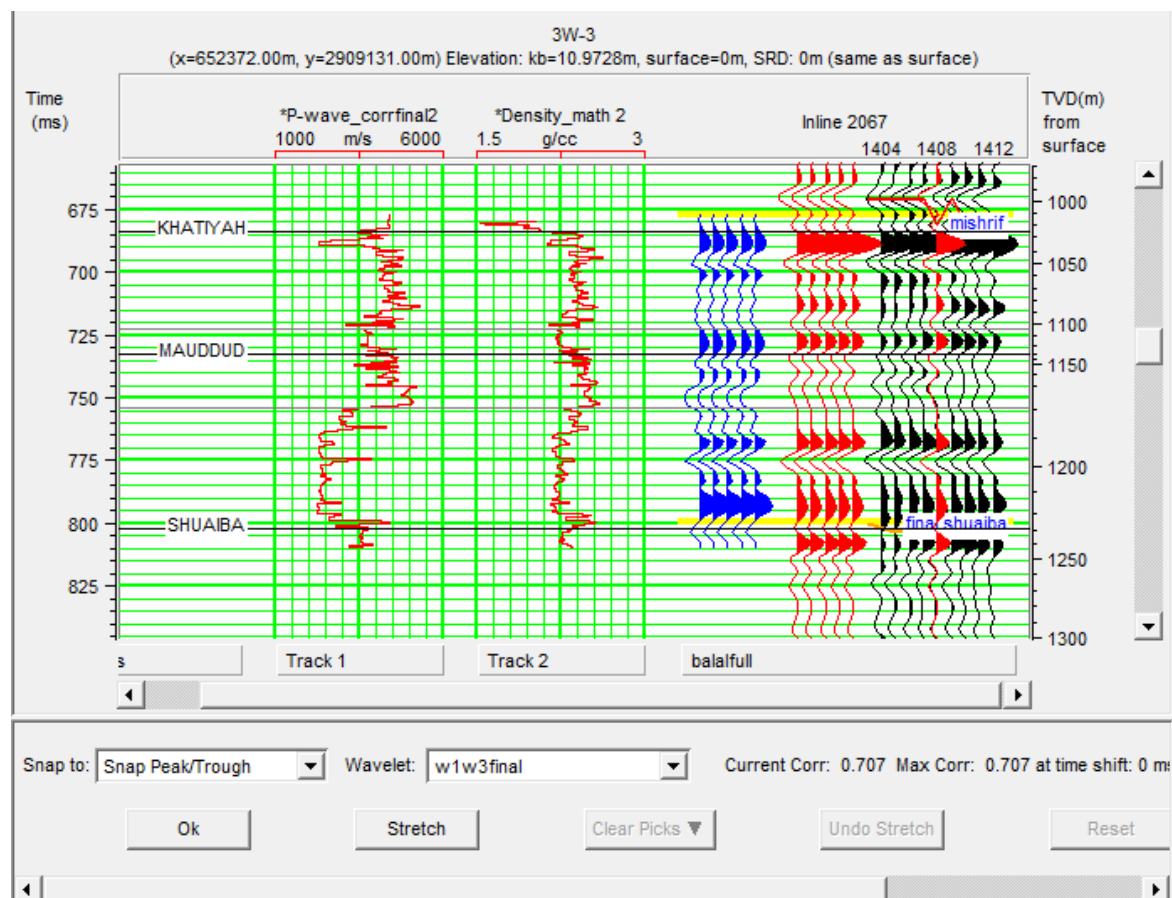
❖ طول زمانی: ۲۰ میلی ثانیه

❖ فاز میانگین: ۵۵ درجه

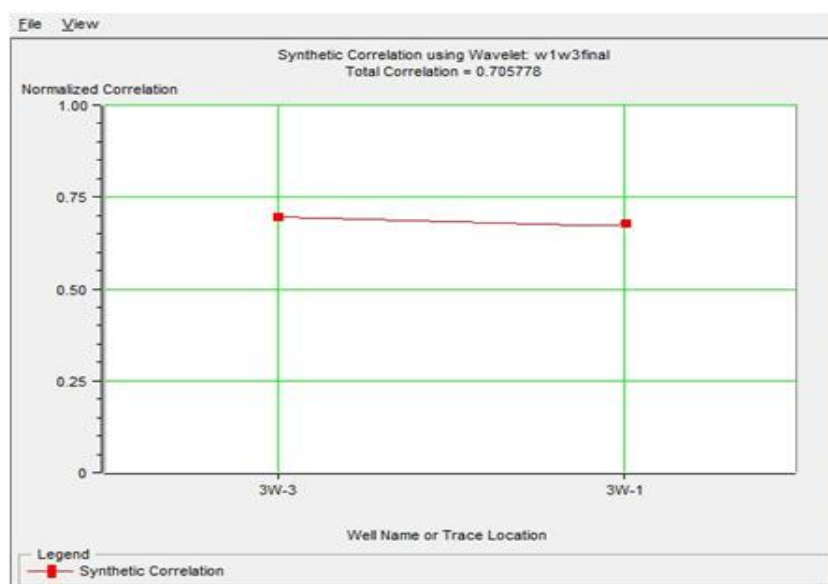
❖ فرکانس غالب: حدود ۳۰ هرتز



شکل (۴-۶). موجک منتخب حاصل از دو چاه 3W-1 و 3W-3 در حیطه زمان و داده لرزه‌ای اطراف آن.



شکل (۴-۷). نمایش تطابق، ردلرزه واقعی (مشکی)، ردلرزه مصنوعی (آبی) و میانگین ردلرزه واقعی (قرمز) در چاه 3W-3.



شکل (۴-۸). ضریب تطابق ردلرزه واقعی و ردلرزه مصنوعی در محل چاهها.

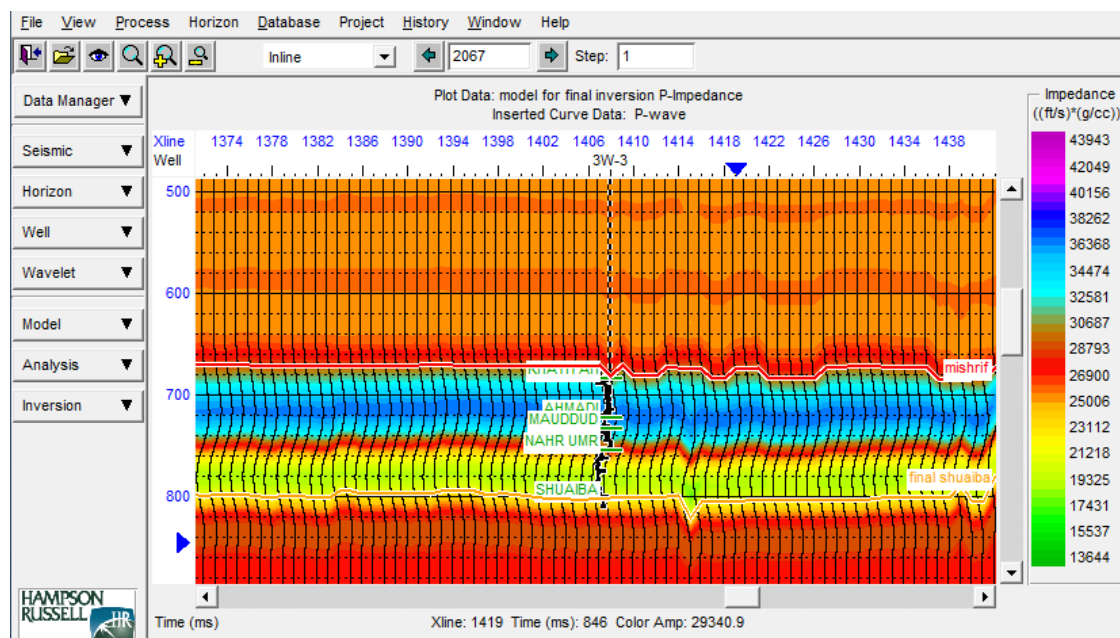
۴-۴-۲ مدل فرضی اولیه یا مدل زمین‌شناسی

پس از استخراج موجک نهایی و اطمینان از همبستگی خوب ردلرزه مصنوعی و ردلرزه واقعی در محل چاه‌ها، اکنون باید یک مدل فرضی اولیه از اطلاعات لرزه‌ای و نگارها بسازیم. این مدل اولیه عموماً یک مدل زمین‌شناسی است. کاربرد مدل زمین‌شناسی در وارون‌سازی این است که چون جواب‌های حاصل از وارون‌سازی یکی نیست، این مدل جواب‌ها را محدود می‌کند و همچنین اطلاعاتی را در محدوده فرکانس پایین به دست می‌دهد. به این دلیل که وارون‌سازی در محدوده فرکانس‌های پایین نتیجه مطلوبی نمی‌دهد، در نتیجه می‌توان با استفاده از مدل زمین‌شناسی این داده‌ها را جایگزین کرد (داده‌های ما دارای نویز می‌باشند به همین جهت فیلتر 10/20-50/60 را روی آنها اعمال می‌کنیم به همین جهت برای جبران این محدوده فرکانسی از مدل امیدانس اولیه استفاده می‌کنیم). برای محاسبه این مدل نرم‌افزار ابتدا در محل چاه‌ها حاصل‌ضرب نگار سرعت و چگالی را به عنوان مقاومت صوتی محاسبه می‌کند (مقاومت صوتی در محدوده مخزن بین ۳۵۰۰۰ تا ۲۵۰۰۰ می‌باشد). سپس توسط روش عکس فاصله یا کریجینگ معمولی یا روش مثلثی مقاومت صوتی را در میدان مورد مطالعه با استفاده از چاه‌ها درون‌یابی می‌کند و به مدل حاصل، مدل مقاومت صوتی اولیه گفته می‌شود (شکل ۴-۹).

۴-۴-۳ وارون‌سازی به روش بر مبنای مدل

این روش با الگوریتم وارون‌سازی خطی تعمیم‌یافته، انجام می‌شود که در آن مدل به اندازه‌ای تغییر داده می‌شود (در حقیقت مدل‌سازی تکرار می‌شود) تا ردلرزه‌های مصنوعی بدست آمده توسط آن (پاسخ مدل)، همخوانی خوبی با ردلرزه‌های اصلی (اندازه‌گیری شده) داشته باشند.

با فرض اینکه موجک مشخص است، یک ردلرزه مصنوعی با استفاده از این موجک و مدل اولیه ساخته می‌شود. سپس این مدل به تدریج تغییر داده می‌شود تا ردلرزه مصنوعی بدست آمده از این مدل به



شکل (۴-۹). مدل اولیه با اعمال فیلتر پایین گذر ۱۰ هرتز در راستای خط لرزه‌ای ۲۰۶۷.

همخوانی مناسبی با ردلرزه‌های اصلی برسند. از آنجا که وارون‌سازی همه حجم داده‌های لرزه‌ای فرآیندی است که نیاز به زمان نسبتاً زیاد و عملیات فراوان دارد. در ابتدا توسط بررسی‌های حجم کمی از داده‌های لرزه‌ای، بهترین پارامترها برای وارون‌سازی انتخاب می‌شوند سپس با پارامترهای بهینه بدست آمده وارون‌سازی نهایی انجام می‌شود. در این مطالعه پارامترهای بهینه بصورت زیر بدست آمده‌اند. با جاگذاری اعداد مختلف توسط روش سعی و خطا نرم‌افزار پارامترهای بهینه را پیدا می‌کند.

نوع قید: قید سخت با حد بالا و پایین ۸۰٪

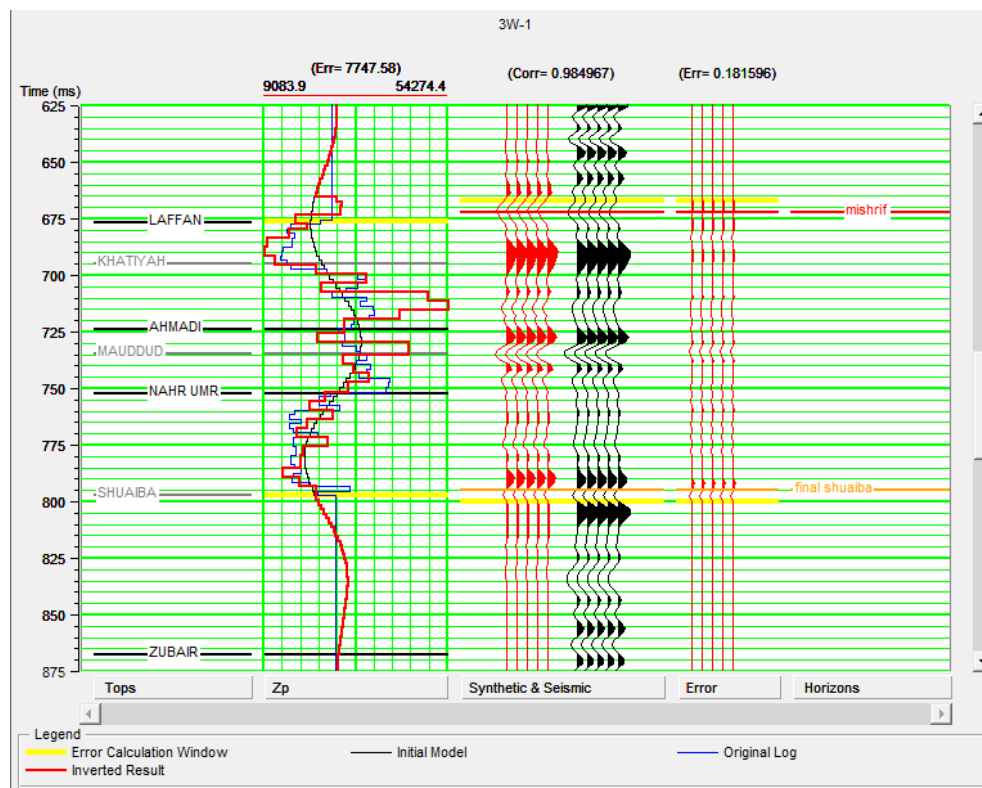
اندازه بلوک‌ها در جهت عمقی: ۴ میلی ثانیه

فاکتور Prewhitening : 1%

تعداد تکرار: ۱۰ بار

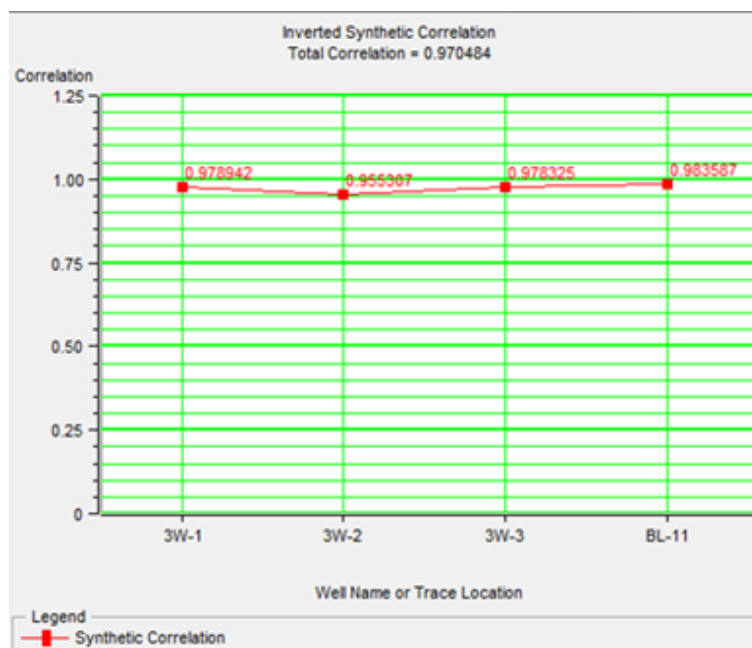
شکل‌های (۴-۱۰) و (۴-۱۱) نتایج بررسی با پارامترهای ذکر شده و ارزیابی همبستگی بین مدل مقاومت صوتی اولیه و مقاومت صوتی بدست آمده از وارون‌سازی در محل چاه‌ها را نشان می‌دهند. نتیجه بررسی‌ها،

همبستگی کلی ۹۷ درصدی را بین نتیجه وارون سازی و مقاومت صوتی واقعی در محل چاه ها را نشان می دهد.

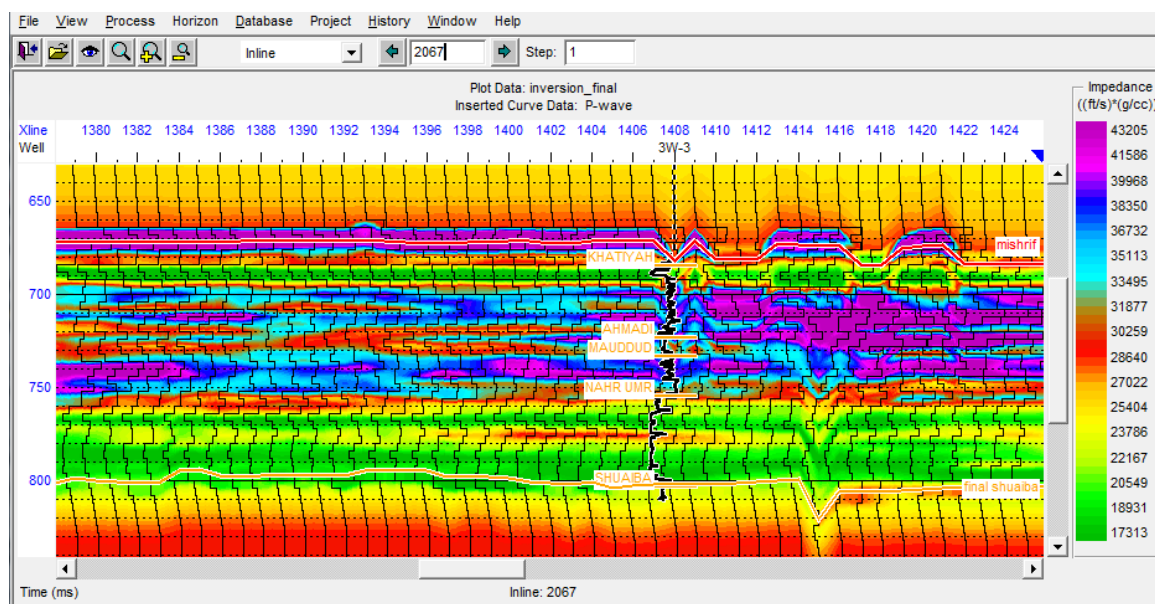


شکل (۴-۱۰). نمایش تطابق نمودار مقاومت صوتی بدست آمده از نتیجه وارون سازی (نمودار قرمز) ، نمودار مقاومت صوتی واقعی (نمودار آبی) و مدل اولیه (مشکی) در محل چاه 3W-1.

در شکل (۴-۱۲) نیز نتیجه نهایی وارون سازی به روش بر پایه مدل آورده شده است. در این شکل نتیجه نهایی وارون سازی با گراف رنگی مشخص شده است. از آنجا که مقاومت صوتی حاصل ضرب چگالی در سرعت می باشد با افزایش سرعت مقاومت صوتی افزایش و با کاهش آن کاهش می یابد. در روی شکل (۴-۱۲) نمودار سرعت چاه 3W-3 نشان داده شده است و مشخص است که افزایش سرعت منطبق با مقادیر بالای گراف رنگی یعنی مقاومت صوتی می باشد. این مطلب دلیلی بر دقت نتایج مدل سازی است.



شکل (۴-۱۱). نمایش همبستگی کلی بین نتیجه وارون سازی و نمودار مقاومت صوتی واقعی در محل چاه‌ها.

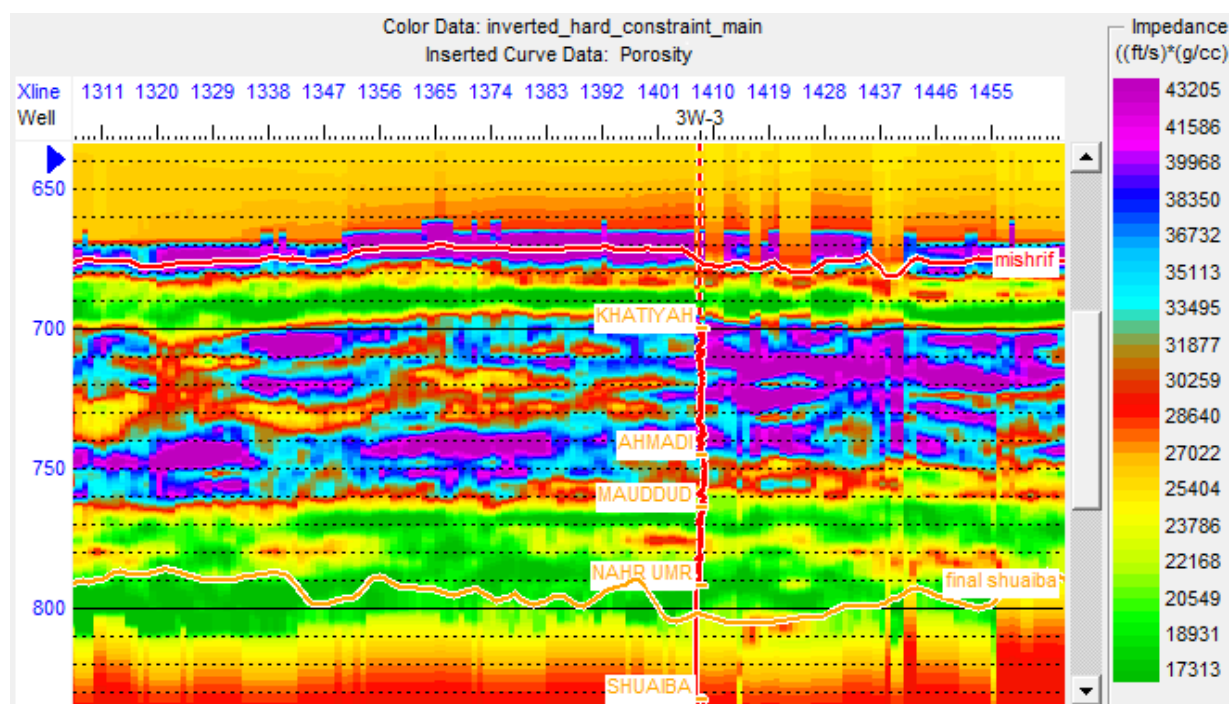


شکل (۴-۱۲). مدل نهایی مقاومت صوتی حاصل از وارون سازی داده‌های خط لرزه‌ای ۲۰۶۷.

۴-۵ تخمین تخلخل به کمک نشانگرهای لرزه‌ای

برای بررسی وضعیت مخزن از دید نشانگرهای لرزه‌ای می‌بایست نتیجه وارون سازی به عنوان یک نشانگر

منفرد در بخش EMERGE نرم‌افزار HRS مورد ارزیابی قرار گیرد. بدین منظور نتیجه وارون‌سازی بعنوان یک نشانگر خارجی^۱ در نرم‌افزار فراخوانی می‌گردد. داده‌های سه بعدی لرزه‌ای منطقه مورد مطالعه نیز به طور جداگانه همان‌طور که در شکل (۴-۱۳) نشان داده شده است، در نرم‌افزار فراخوانی می‌شوند تا نشانگرهایی که به صورت پیش‌فرض در این قسمت نرم‌افزار هستند از داده خام لرزه‌ای استخراج گردند. برای انجام تخمین توزیع تخلخل، نرم‌افزار همپسون-راسل به بررسی نشانگرهای لرزه‌ای استخراج شده از داده‌های لرزه‌ای وارد شده در نرم‌افزار می‌پردازد. سپس نشانگرهایی را که تطابق بهتری در محل چاه‌ها با پارامتر مورد نظر دارا می‌باشند را مشخص می‌کند که در مورد انتخاب نشانگرها و تعداد آنها در قسمت تئوری توضیح داده شده است. لیست نشانگرهای موجود در نرم‌افزار در جدول (۴-۱) آورده شده است.



شکل (۴-۱۳). نمایش همزمان داده‌های خط لرزه‌ای ۲۰۶۷ و نتایج وارون‌سازی بعنوان نشانگر منفرد خارجی.

^۱ - External Attribute

جدول (۴-۱). لیست نشانگرهای موجود در نرم افزار همپسون-راسل.

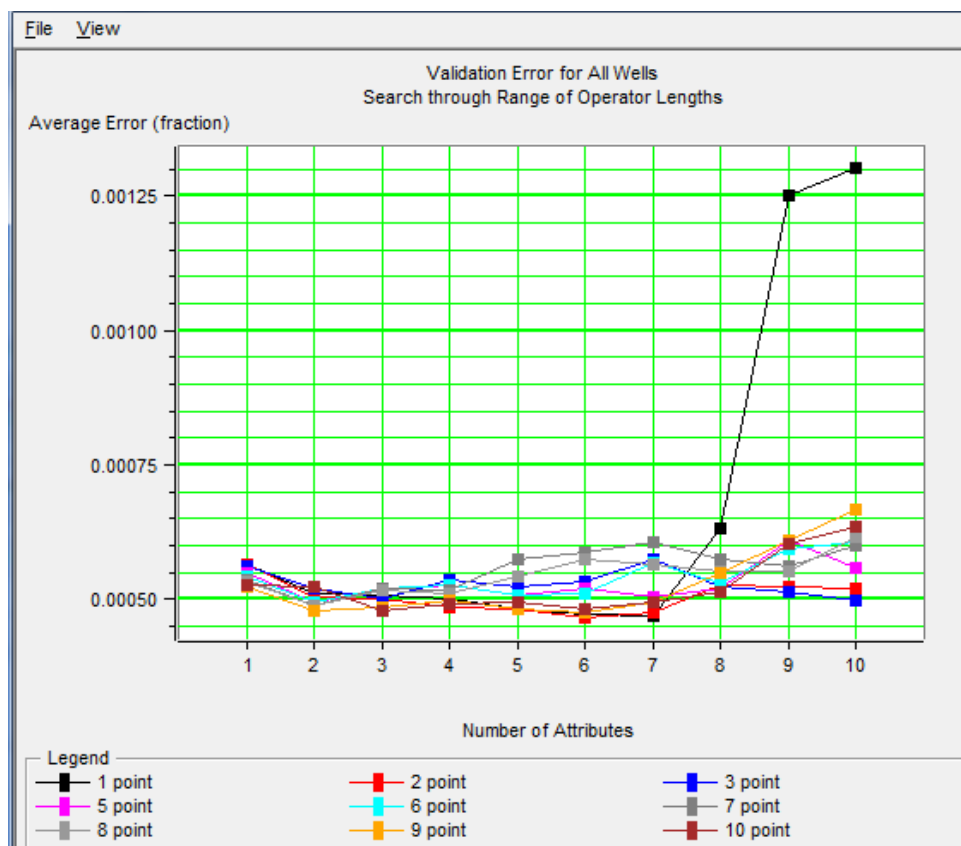
شماره	نام نشانگر	توضیح
۱	Amplitude Envelope	به وسیله رد لرزه و تبدیل هیلبرت تعریف می شود.
۲	Amplitude Weighted Cosine Phase	حاصل ضرب دو نشانگر ۱ و ۷ است.
۳	Amplitude Weighted Frequency	حاصل ضرب دو نشانگر ۱ و ۱۷ است.
۴	Amplitude Weighted Phase	حاصل ضرب دو نشانگر ۱ و ۱۸ است.
۵	Average Frequency	میانگین طیف دامنه در اطراف یک زمان مشخص است.
۶	Apparent Polarity	از تعیین قطبیت یک لرزه نگاشت در جاهایی که نشانگر ۱ بیشینه است حاصل می گردد.
۷	Cosine Instantaneous Phase	کسینوس نشانگر ۱۸ است.
۸	Derivative	از مشتق گیری نسبت به نمونه های اطراف بر روی یک رد لرزه ایجاد می شود.
۹	Derivative Instantaneous Amplitude	مشتق نشانگر ۱ است.
۱۰	Dominant Frequency	از مقدار بیشینه طیف دامنه در اطراف یک زمان مشخص حاصل می شود.
۱۱	Filter 10 - 20	فیلتر میان گذر.
۱۲	Filter 15/20 - 25/ 30	فیلتر میان گذر.
۱۳	Filter 30 - 40	فیلتر میان گذر.
۱۴	Filter 40 - 50	فیلتر میان گذر.
۱۵	Filter 50 - 60	فیلتر میان گذر.
۱۶	Filter 60 - 70	فیلتر میان گذر.
۱۷	Instantaneous Frequency	مشتق زمانی نشانگر ۱۸ است.
۱۸	Instantaneous Phase	فاز یک رد لرزه پیچیده است که با رد لرزه و تبدیل هیلبرت

		تعریف می شود.
۱۹	Integrate	از انتگرال رد لرزه ورودی حاصل می شود.
۲۰	Integrated Absolute Amplitude	از انتگرال نشانگر ۱ حاصل می شود.
۲۱	Quadrature Trace	از ۹۰ درجه برگردان منفی فاز حاصل می شود.
۲۲	Second Derivative	از مشتق دوم بر روی رد لرزه ها حاصل می شود.
۲۳	Second Derivative Instantaneous Amplitude	از مشتق دوم بر روی نشانگر ۱ حاصل می شود.
۲۴	Time	زمان هر یک از نمونه ها بر روی رد لرزه.
۲۵	X-Coordinate	طول جغرافیایی رد لرزه.
۲۶	Y-Coordinate	عرض جغرافیایی رد لرزه.

۴-۵-۱ تحلیل به کمک چند نشانگر (رگرسیون چند متغیره)

در تحلیل به کمک چند نشانگر به چند مساله باید توجه داشت. یکی طول عملگر است (طول عملگر بدین معنی است که چند نمونه در روی رد لرزه‌ای اطراف چاه را با یک نمونه در روی نمودار تخلخل همبسته کنیم. این به دلیل اختلاف فرکانس داده‌های لرزه‌ای با داده‌های چاه می‌باشد).

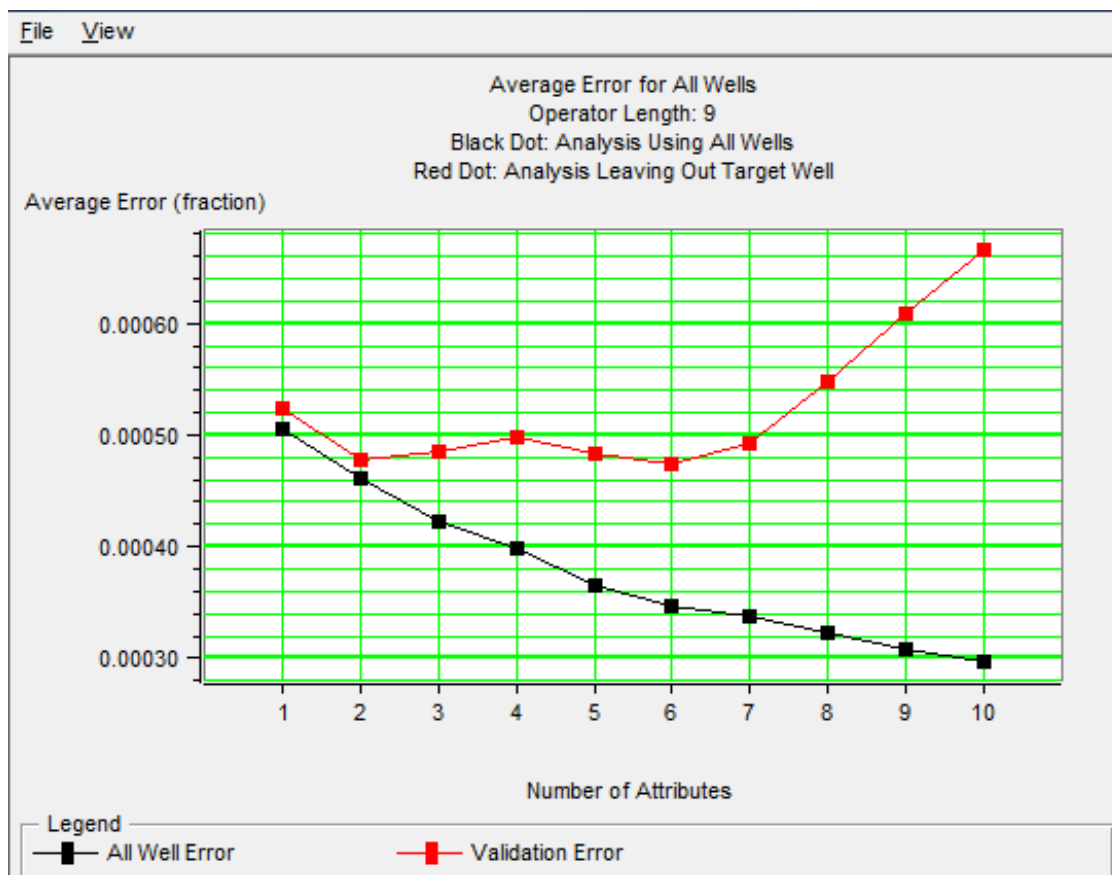
در شکل (۴-۱۴) نتایج استفاده از طول عملگرهای مختلف از ۱ تا ۱۰ نقطه نشان داده شده است (زیرا همبستگی بین نمودار هدف و نشانگرهای لرزه‌ای به صورت نمونه به نمونه ممکن است به خوبی انجام نشود) و نشان می‌دهد بهترین حالت، استفاده از طول عملگر ۹ نقطه با هر تعداد از نشانگرها می‌باشد. این طول عملگر با روش سعی و خطا برای کمینه کردن مقدار خطا از بین عملگرهای بین ۱ تا ۱۰ نقطه‌ای انتخاب شده است که نتایج آنالیز در شکل (۴-۱۴) آورده شده است.



شکل (۴-۱۴). بررسی و مقایسه اثر طول عملگر در مقدار خطای تخمین به کمک چند نشانگر.

نکته دیگر تعداد نشانگرهایی است که مورد استفاده قرار می‌گیرند. برای مشخص کردن تعداد مناسب نشانگر، نرم‌افزار همپسون-راسل از روش اعتبارسنجی متقابل استفاده می‌کند. برای بدست آوردن تعداد مناسبی از نشانگرها، تعداد دلخواهی از نشانگرها به نرم‌افزار داده می‌شود و برای بهینه کردن زمان محاسبات به نرم‌افزار اجازه داده می‌شود که روش اعتبارسنجی متقابل را برای حداکثر ده نشانگر انجام دهد. نتایج اعتبارسنجی متقابل در شکل (۴-۱۵) نشان داده شده است. همچنان که از شکل پیداست، ترکیب شش نشانگر بهترین تعداد نشانگرها برای ارزیابی تخلخل خواهد بود زیرا که میزان خطای مرحله اعتبارسنجی با این مقدار نشانگر کمینه است. این نشانگرهای مورد استفاده، شش نشانگر اول جدول (۴-۲) می‌باشند.

این نشانگرها به ترتیب نتیجه وارون سازی (مقاومت صوتی)، زمان، فیلتر 15/20-25/30، فرکانس میانه وزن دار، کسینوس فاز لحظه ای و مشتق دامنه لحظه ای می باشند (فیلتر 15/20-25/30 فیلتر میان گذر^۱ می باشد که فرکانس های بالا ۳۰ هرتز و پایین ۱۵ هرتز را حذف می کند). همان طور که از ستون آخر (Validation Error) جدول (۲-۴) مشخص است کمترین میزان خطا مرحله اعتبارسنجی در این جدول مربوط به زمانی است که نشانگر ششم انتخاب می گردد. یعنی اینکه تعداد نشانگرهای مناسب برای منظور فوق شش عدد می باشد.



شکل (۴-۱۵). نمودار مقدار خطای آموزش و اعتبارسنجی متقابل بر اساس تعداد نشانگرها به روش رگرسیون مرحله ای که نمودار قرمز خطای اعتبارسنجی و نمودار مشکی خطای آموزش می باشد.

¹ - Band Pass Filter

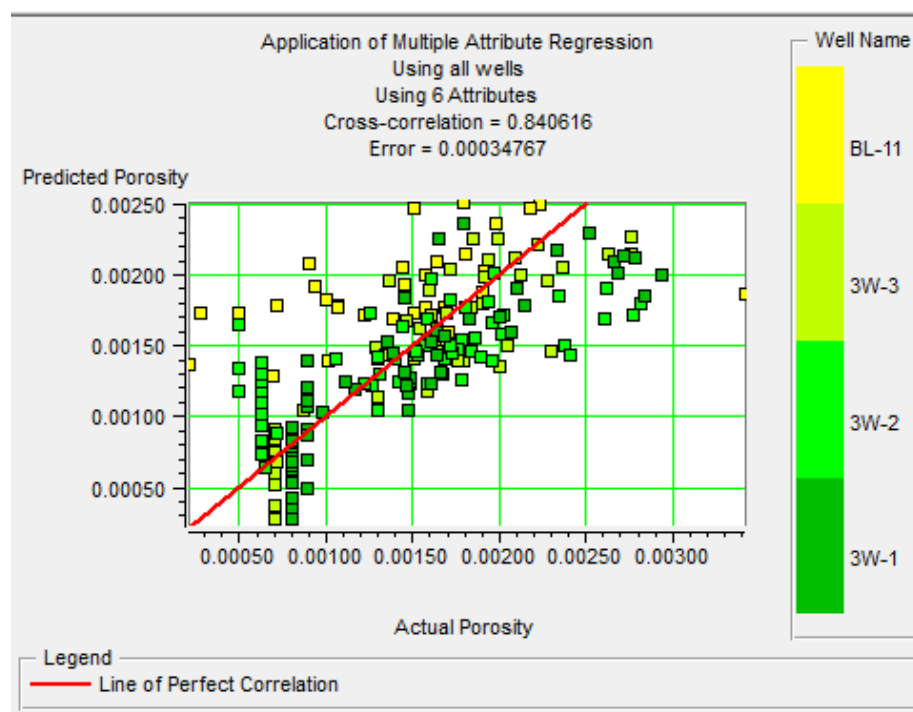
جدول (۴-۲). نتایج تحلیل به کمک چند نشانگر.

	Target	Final Attribute	Training Error	Validation Error
1	Porosity	Log(inversion result)	0.000505	0.000525
2	Porosity	Time	0.000461	0.000479
3	Porosity	Filter 15/20-25/30	0.000422	0.000486
4	Porosity	Amplitude Weighted Frequency	0.000398	0.000498
5	Porosity	Cosine Instantaneous Phase	0.000365	0.000482
6	Porosity	Derivative Instantaneous Amplitude	0.000348	0.000475
7	Porosity	Amplitude Weighted Phase	0.000337	0.000493
8	Porosity	Instantaneous Phase	0.000322	0.000547
9	Porosity	Apparent Polarity	0.000308	0.000608
10	Porosity	Instantaneous Frequency	0.000297	0.000666

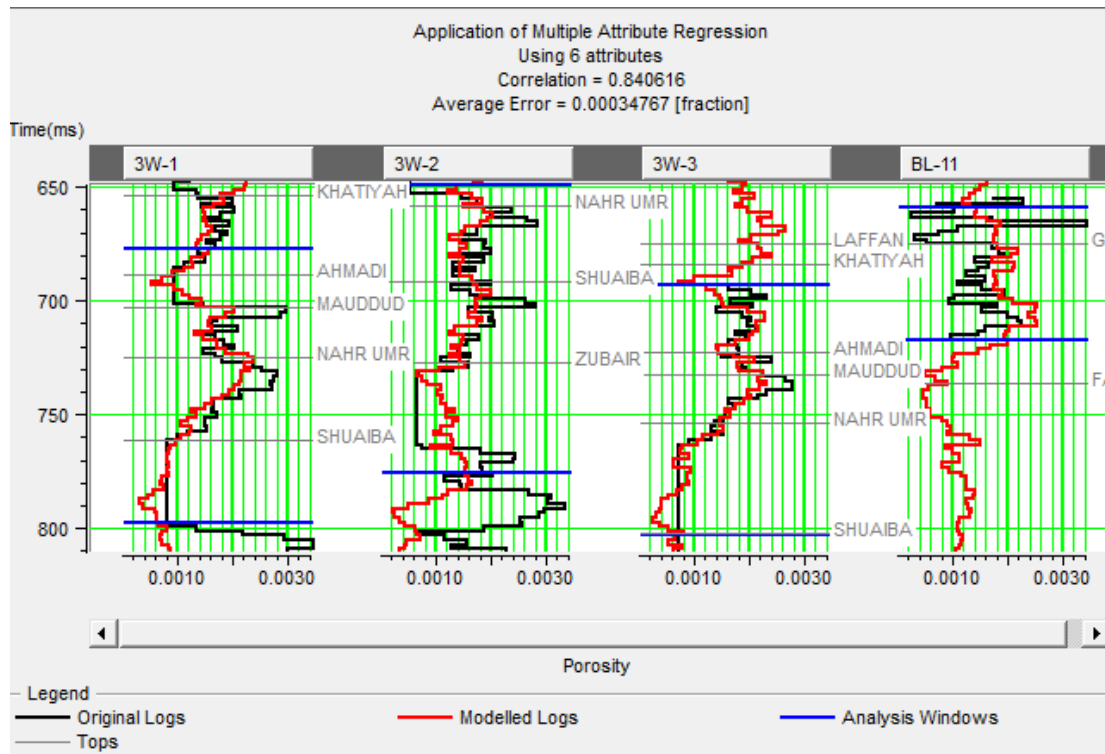
شکل‌های (۴-۱۶) و (۴-۱۷) نشان می‌دهند که مقدار تطابق بدست آمده به کمک این روش ۸۴٪ و خطای معادل ۳/۴۷٪ برای تخمین تخلخل دارد (نگارهای تخلخل به دو شکل کسری^۱ و درصدی در نرم-افزار قابل بارگذاری هستند. نگارهای تخلخل به صورت کسری بوده و به همین شکل بارگذاری شدند پس تخلخل تخمین زده شده هم به صورت کسری می‌باشد. بنابراین پس از به دست آوردن مقدار خطا باید آن را به درصد تبدیل کنیم). شکل (۴-۱۸) و (۴-۱۹) نتیجه نهایی بکارگیری این روش در حجم داده‌های لرزه‌ای برای تخمین توزیع تخلخل را نشان می‌دهد.

در شکل (۴-۱۷) تطابق بین نمودار تخلخل تخمین زده شده و نمودار تخلخل واقعی برای چاه‌های 3W-1 و 3W-3 بیشتر می‌باشد که دلیل آن وجود چکش‌شات در این دو چاه می‌باشد اما به دلیل عدم وجود داده چکش‌شات در دو چاه دیگر تطابق نمودار تخلخل تخمین زده شده و نمودار واقعی کمتر است.

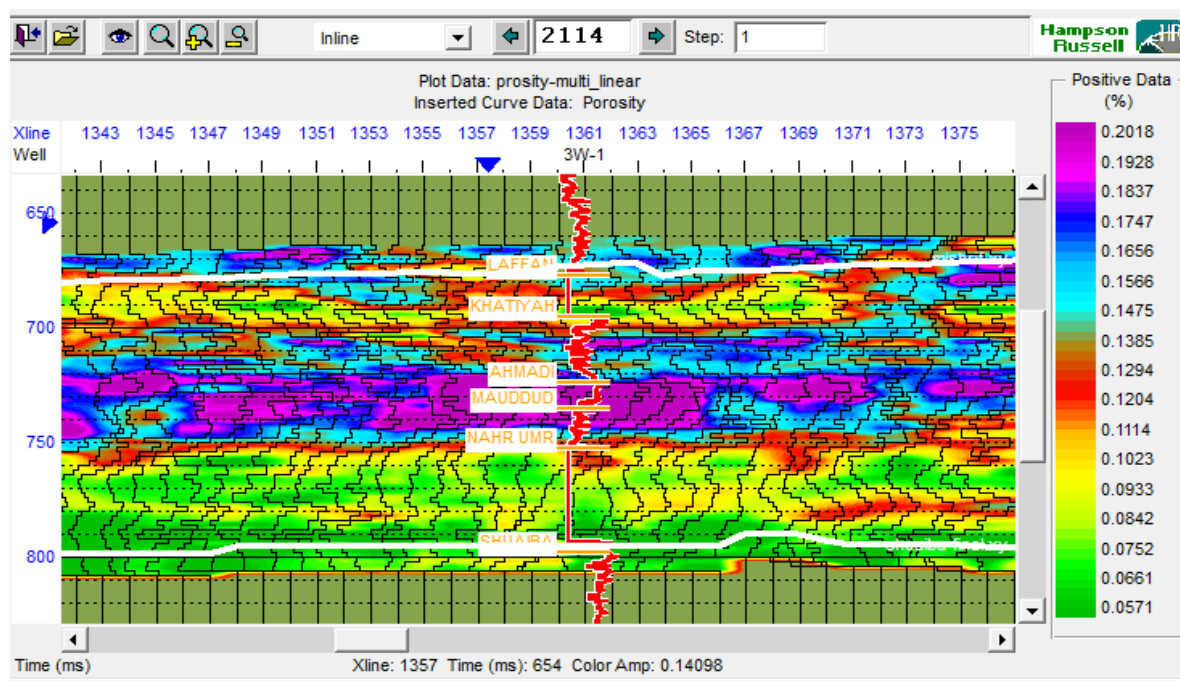
¹ - Fraction



شکل (۴-۱۶). نمودار مقایسه داده‌های تخلخل واقعی و تخلخل بدست آمده از روش تحلیل چند نشانگری در محل چاه‌ها.



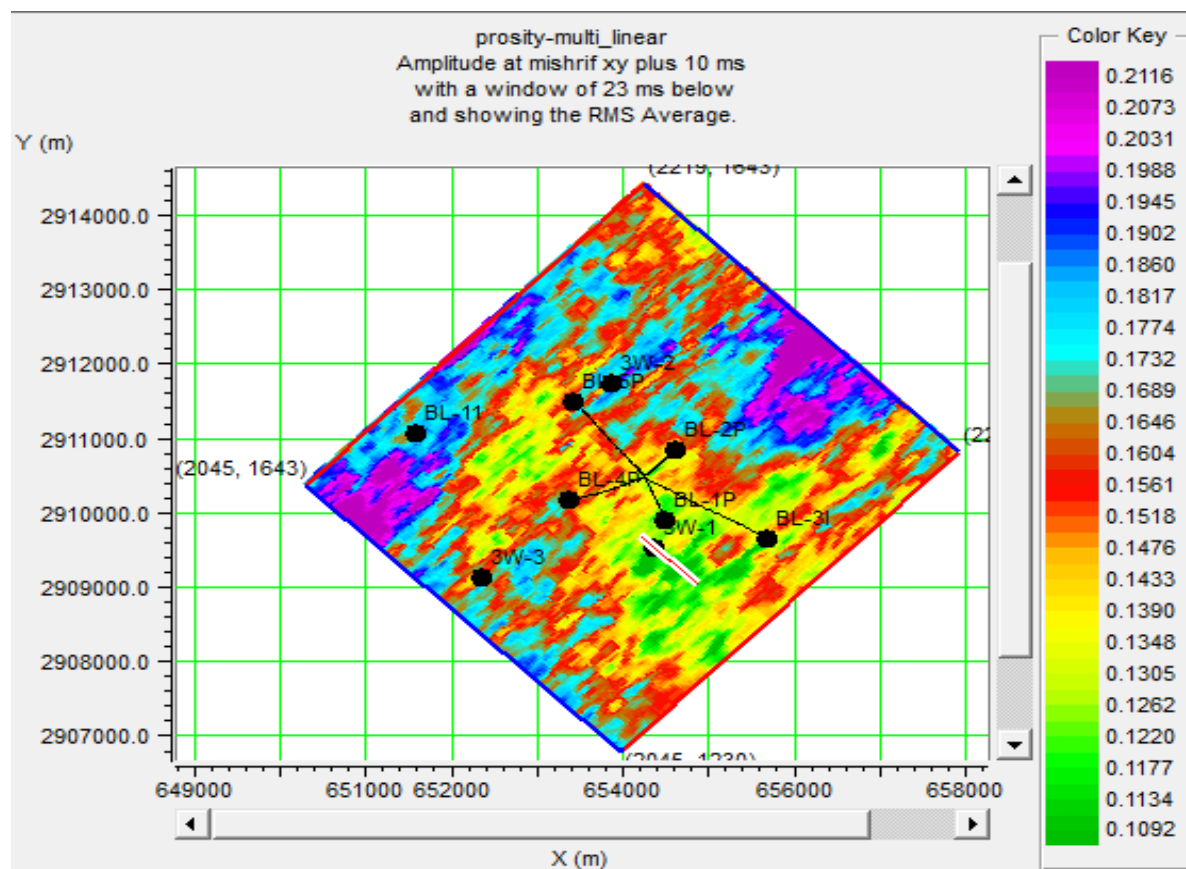
شکل (۴-۱۷). تطابق نگارهای تخلخل واقعی و مدل‌سازی شده توسط روش تحلیل چند نشانگری در چاه‌ها.



شکل (۴-۱۸). نتایج تخمین تخلخل در محدوده مخزنی مورد مطالعه با اعمال روش تحلیل به کمک چند نشانگر بر حجم

داده‌های لرزه‌ای مقطع ۲۱۱۴.

شکل (۴-۱۹) نقشه توزیع تخلخل لایه مخزنی مورد مطالعه را نشان می‌دهد که این لایه مخزنی در روی مقطع لرزه‌ای ۱۰ میلی ثانیه از افق میشریف پایین‌تر است و ضخامت آن روی مقطع لرزه‌ای، ۲۳ میلی ثانیه می‌باشد. این شکل و شکل‌های مشابه بعدی با متوسط‌گیری از ۲۳ میلی ثانیه از مقطع لرزه‌ای درست ۱۰ میلی‌ثانیه بعد از افق میشریف بدست آمده است یعنی اینکه تخلخل متوسط لایه مخزنی در شکل نشان داده شده است. متوسط تخلخل در چاه‌های منطقه ۱۵ درصد می‌باشد. گراف رنگی نشان-دهنده تخلخل در این شکل است.



شکل (۴-۱۹). نقشه توزیع تخلخل در لایه مخزنی با به کارگیری روش تحلیل چند نشانگری همراه با نمایش محل چاه‌ها در میدان.

۴-۵-۲ تحلیل به کمک شبکه‌های عصبی

شبکه عصبی یک الگوریتم ریاضی است که با وزن‌دهی به داده‌های ورودی، رابطه آن‌ها را با خروجی مشخص می‌کند. این رابطه می‌تواند غیرخطی باشد. استفاده از شبکه عصبی طی دو مرحله انجام می‌شود. در مرحله اول تعداد کمی از داده‌های ورودی و خروجی جهت یافتن و تشخیص رابطه بین این دو دسته داده، به عنوان نمونه‌های آموزشی به شبکه عصبی، معرفی می‌شود. پس از آموزش (تشخیص) رابطه فوق از سوی شبکه عصبی، این رابطه به تمام ورودی‌ها اعمال شده و از شبکه عصبی، خروجی گرفته می‌شود. همان‌طور که قبلاً در بخش تئوری توضیح داده شد، رگرسیون چند متغیره را به دو روش می‌توان مورد استفاده قرار داد. اول اینکه از این روش می‌توان مستقیماً برای پیش‌بینی پارامترهای مخزنی استفاده کرد

که در بخش قبلی به طور عملی استفاده شده است، یا اینکه می‌توان از این روش برای بدست آوردن بهترین نشانگرها که در روش شبکه عصبی مورد استفاده قرار می‌گیرند، استفاده کرد. بنابراین در تحلیل به کمک شبکه‌های عصبی از شش نشانگر مشخص شده توسط رگرسیون چند متغیره که با استفاده از اعتبارسنجی متقابل توسط نرم‌افزار انتخاب شده‌اند و اسامی آنها در جدول (۴-۲) آورده شده‌اند استفاده خواهیم نمود. این نشانگرها به ترتیب نتیجه وارون‌سازی (مقاومت صوتی)، زمان، فیلتر 15/20-25/30، فرکانس میانه وزن‌دار، کسینوس فاز لحظه‌ای و مشتق دامنه لحظه‌ای می‌باشند. در این قسمت تخلخل لایه مخزنی میدان توسط نشانگرهای انتخاب شده در قسمت رگرسیون چند متغیره، با استفاده از چند نوع شبکه عصبی که بر اساس توابع پایه شعاعی بودند، تخمین زده می‌شود. در این روش نرم‌افزار برای تخمین تخلخل نشانگرهای داخلی موجود در مقاطع لرزه‌ای و نشانگر خارجی مقاومت صوتی را بعنوان ورودی روش‌های مختلف استفاده می‌کند و نگار موجود در چاه‌های منطقه را به عنوان هدف در نظر می‌گیرد و سعی در پیدا کردن بهترین رابطه برای بازسازی نگار تخلخل موجود در این چاه‌ها را دارد. در ادامه نرم‌افزار با استفاده از بهترین نشانگرهای مرتبط با تخلخل که در قسمت رگرسیون چند متغیره استفاده شده‌اند و رابطه به دست آمده نگارهای تخلخل در چاه‌های مختلف را بازسازی خواهد کرد.

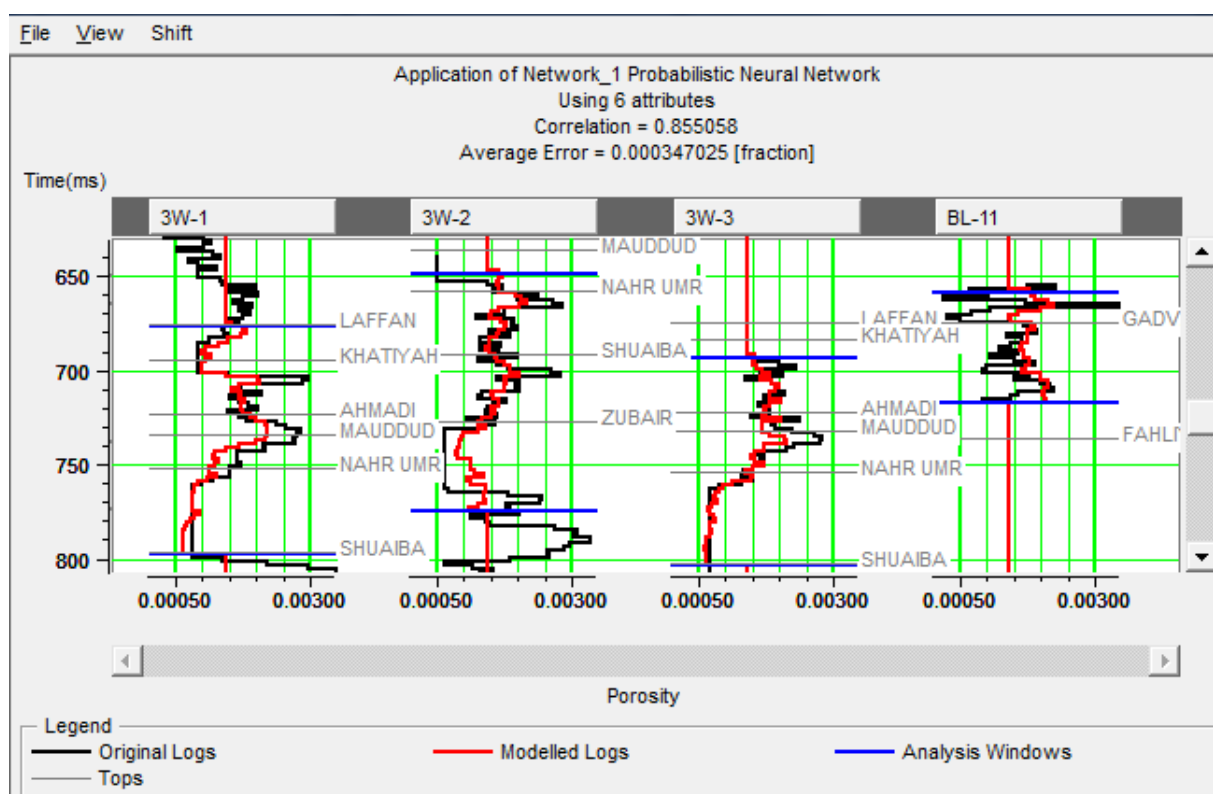
۴-۵-۲-۱ تخمین تخلخل با شبکه عصبی PNN

نتایج تحلیل و تخمین تخلخل با روش شبکه عصبی احتمالی (PNN) در نرم‌افزار همپسون-راسل به کمک نشانگرهای تعیین شده در رگرسیون چند متغیره در شکل‌های (۴-۲۰)، (۴-۲۱) و (۴-۲۲) نشان داده شده است. مقدار تطابق بدست آمده توسط این روش در مرحله آموزش ۸۵/۵٪ و متوسط خطای تخمین نیز در مرحله آموزش ۳/۴۷٪ در مرحله آموزش بدست آمد.

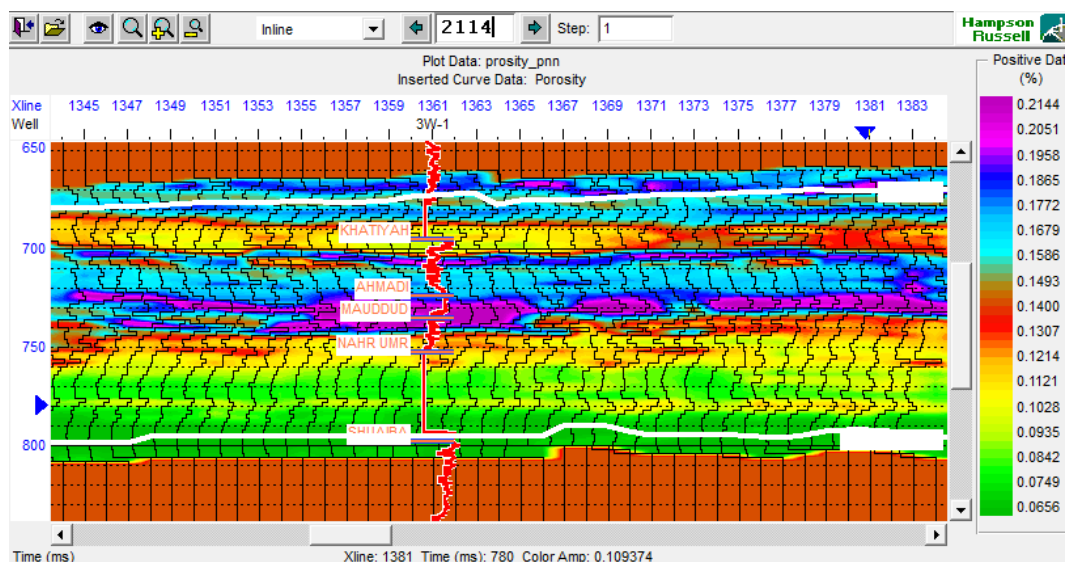
در این حالت می‌بینیم که میزان همبستگی متوسط میان نگارهای تخلخل واقعی چاه‌ها و نگار تخلخل

بدست آمده نسبت به حالت استفاده از رگرسیون چند متغیره به اندازه ۱/۵ درصد افزایش پیدا کرده است اما متوسط خطای تخمین این دو روش یکسان بدست آمده است.

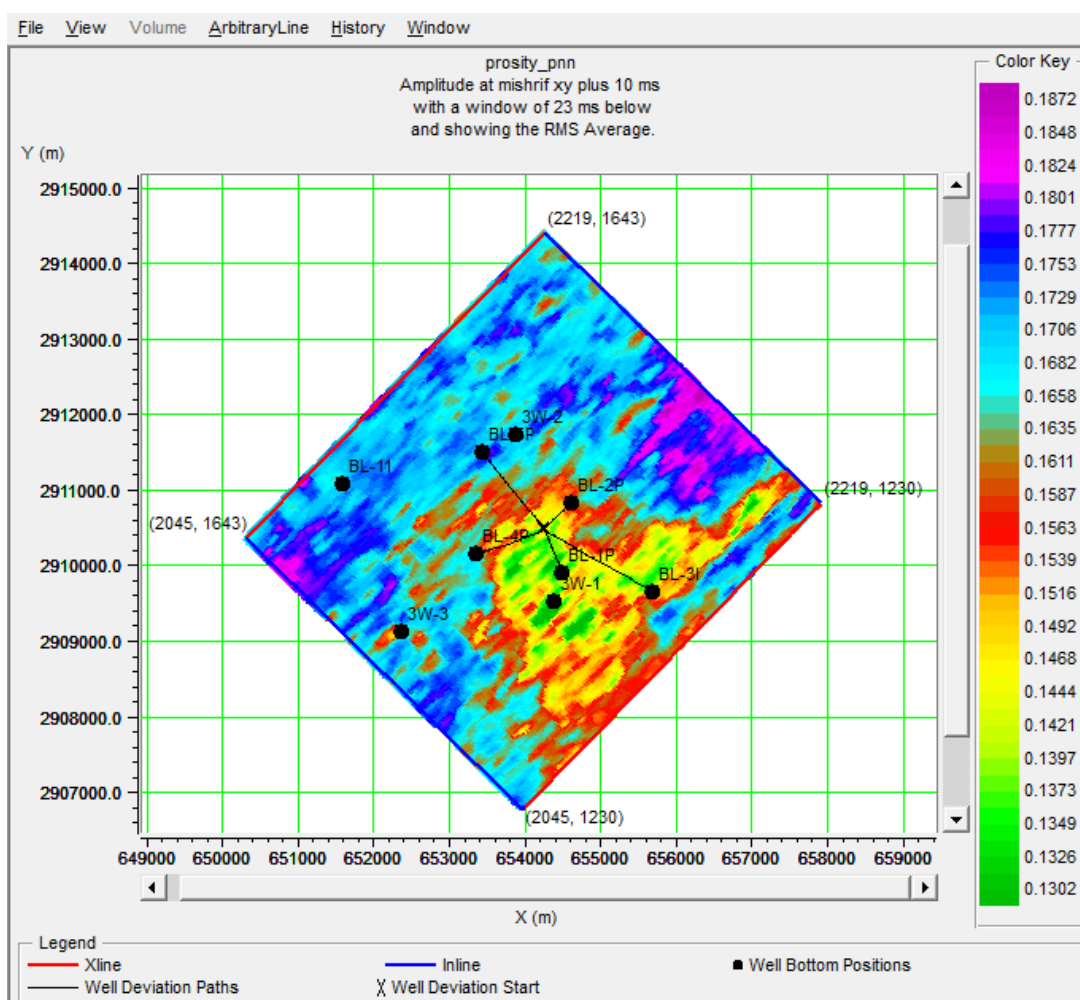
اگر نقشه توزیع تخلخل حاصل از استفاده شبکه عصبی PNN (شکل ۴-۲۲) را با نقشه توزیع تخلخل روش رگرسیون چند متغیره (شکل ۴-۱۹) مقایسه کنیم می‌بینیم که تخمین تخلخل در محدوده اطراف چاه‌ها بیشتر شده است. اما توزیع تخلخل به صورت عمقی بسیار به یکدیگر شبیه است.



شکل (۴-۲۰). نمایش تطابق نگار تخلخل واقعی و محاسبه شده توسط شبکه عصبی PNN در محل چاه‌ها به کمک شش نشانگر لرزه‌ای.



شکل (۴-۲۱). نتایج تخمین تخلخل در محدوده مخزنی مورد مطالعه با اعمال شبکه عصبی PNN بر حجم داده‌های لرزه‌ای مقطع ۲۱۱۴.

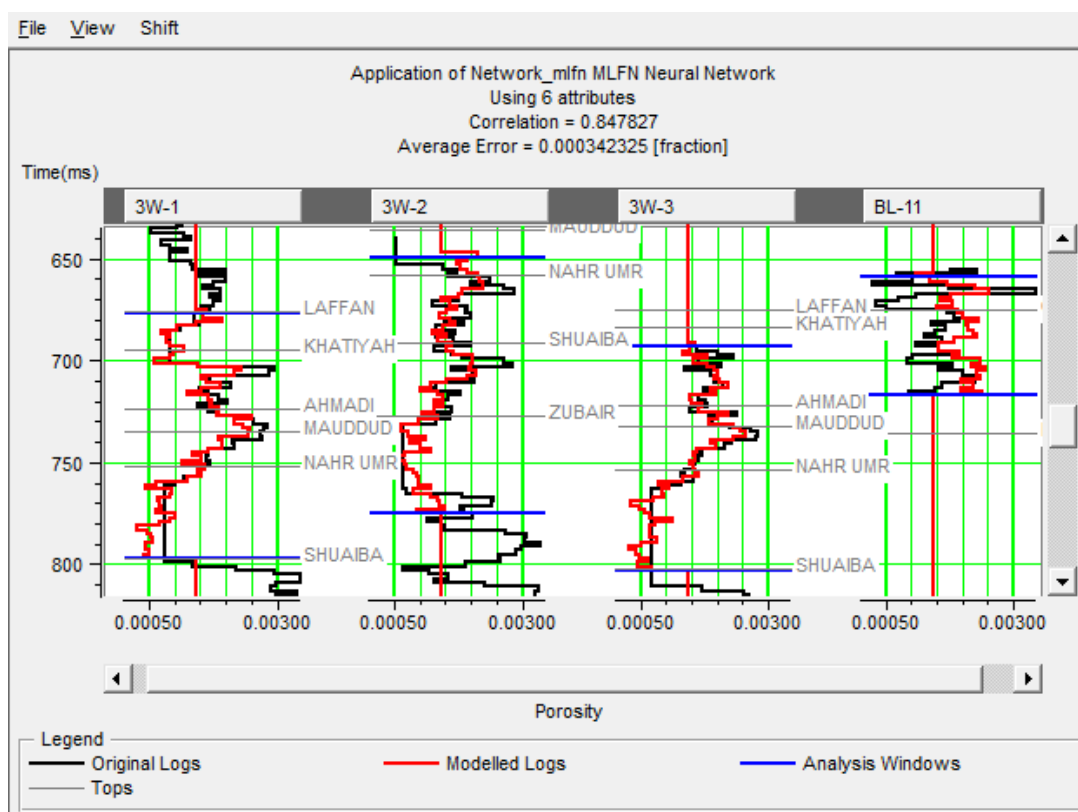


شکل (۴-۲۲). نقشه توزیع تخلخل در لایه مخزنی با بکارگیری شبکه عصبی احتمالی PNN همراه با موقعیت چاه‌ها.

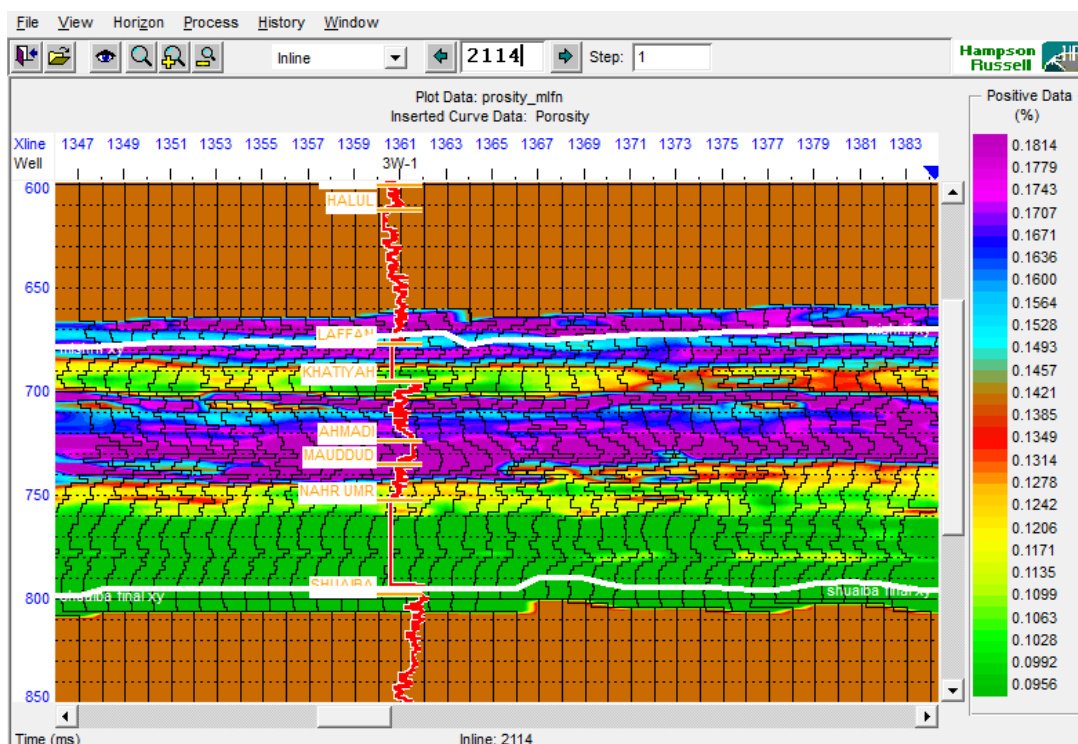
۲-۲-۵-۴ تخمین تخلخل با شبکه عصبی MLFN

نتایج تحلیل و تخمین تخلخل با روش شبکه عصبی MLFN که به کمک شش نشانگر مقاومت صوتی، زمان، فیلتر 15/20-25/30، فرکانس میانه وزن دار، کسینوس فاز لحظه‌ای و مشتق دامنه لحظه‌ای می‌باشند در شکل‌های (۲۳-۴)، (۲۴-۴) و (۲۵-۴) نشان داده شده است. مقدار تطابق بدست آمده توسط این روش در مرحله آموزش ۸۴٪ بوده و متوسط خطای تخمین ۳/۴۲٪ محاسبه شده است.

در این حالت متوسط خطای تخمین نسبت به دو حالت قبل به اندازه ۰/۰۷ درصد کمتر شده است و همچنین میزان همبستگی متوسط میان نگارهای تخلخل واقعی چاه‌ها و نگارهای تخلخل بدست آمده در مرحله آموزش نسبت به روش PNN به میزان ۰/۷۲ درصد و نسبت به رگرسیون چند متغره به میزان ۱/۷۸ درصد کاهش پیدا کرده است.



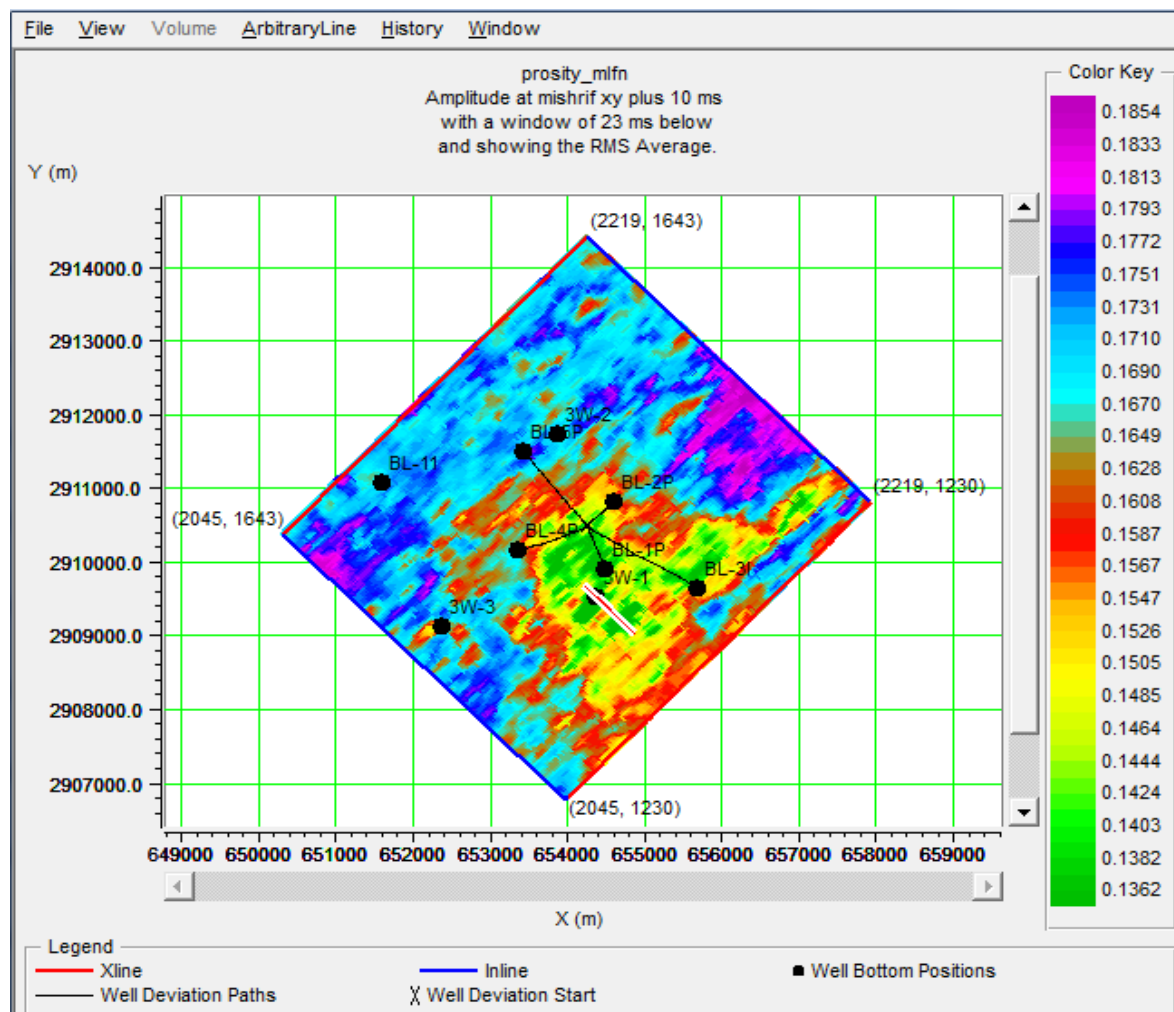
شکل (۲۳-۴). نمایش تطابق نگار تخلخل واقعی و محاسبه شده توسط شبکه عصبی MLFN در محل چاه‌ها به کمک شش اشاره شده در متن.



شکل (۴-۲۴). نتایج تخمین تخلخل در محدوده مخزنی مورد مطالعه با اعمال شبکه عصبی MLFN بر حجم داده‌های لرزه‌ای مقطع ۲۱۱۴.

همان‌طور که از شکل (۴-۲۴) مشخص است در محدوده مخزنی نگار تخلخل واقعی افزایش می‌یابد و با توجه به گراف رنگی میزان تخمین تخلخل نیز افزایش دارد. اما هنگامی که از محدوده مخزنی به سمت عمق‌های بیشتر می‌رویم نگار تخلخل واقعی کاهش یافته و همچنین با توجه به گراف رنگی مقدار تخلخل تخمین زده شده نیز کاهش می‌یابد.

همچنین با توجه به شکل (۴-۲۵) سه چاه 3W-2، 3W-3 و BL-11 در مکان‌هایی مناسب قرار دارند و میزان تخمین تخلخل در نزدیک آنها به نسبت بالاست. همچنین هر چه از چاه 3W-1 دور می‌شویم میزان تخمین تخلخل کاهش می‌یابد.

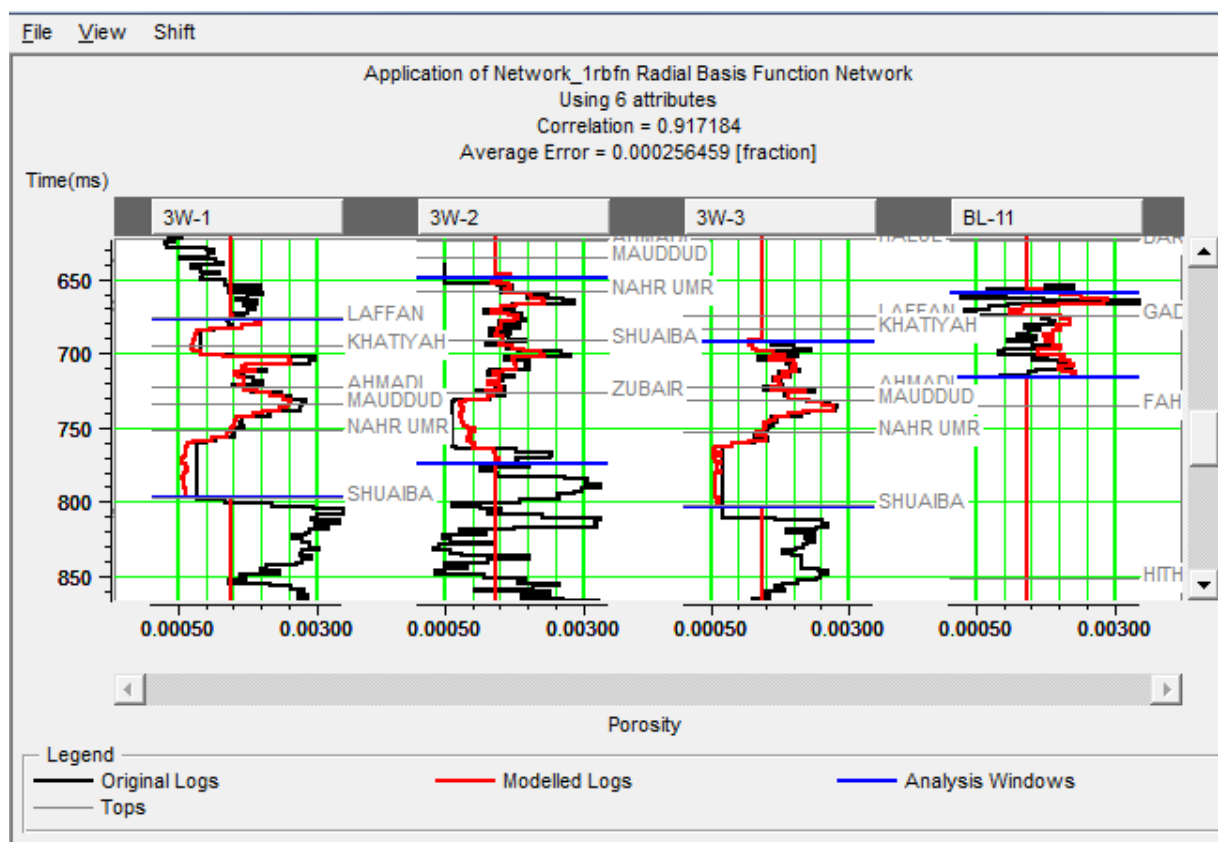


شکل (۴-۲۵). نقشه توزیع تخلخل در لایه مخزنی با بکارگیری شبکه عصبی MLFN همراه با موقعیت چاه‌ها.

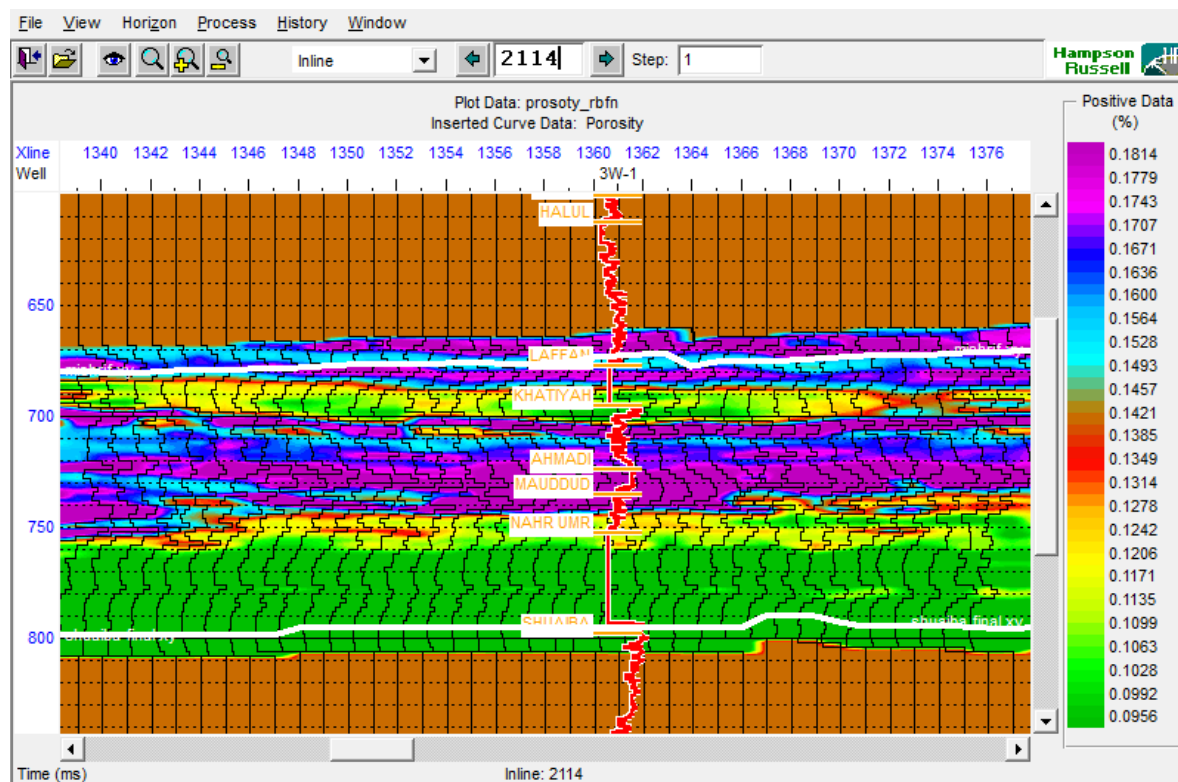
۳-۲-۵-۴ تخمین تخلخل با شبکه عصبی RBFN

نتایج تحلیل و تخمین تخلخل که با روش شبکه عصبی RBFN و به کمک شش نشانگر حاصل شده‌اند در شکل‌های (۴-۲۶)، (۴-۲۷) و (۴-۲۸) نشان داده شده است. مقدار تطابق بدست آمده تخلخل واقعی و محاسبه شده توسط این روش در مرحله آموزش ۹۱٪ بوده و متوسط خطای تخمین ۲/۵۶٪ محاسبه شده است.

این حالت کمترین متوسط خطای تخمین را نسبت به دو روش دیگر شبکه عصبی و رگرسیون چند متغیره دارا می‌باشد. همچنین میزان همبستگی متوسط میان نگارهای تخلخل واقعی چاه‌ها و نگار تخلخل‌های بدست آمده در مرحله آموزش نسبت به روش رگرسیون چند متغیره به میزان ۷/۷۱ درصد افزایش افزایش یافته است.



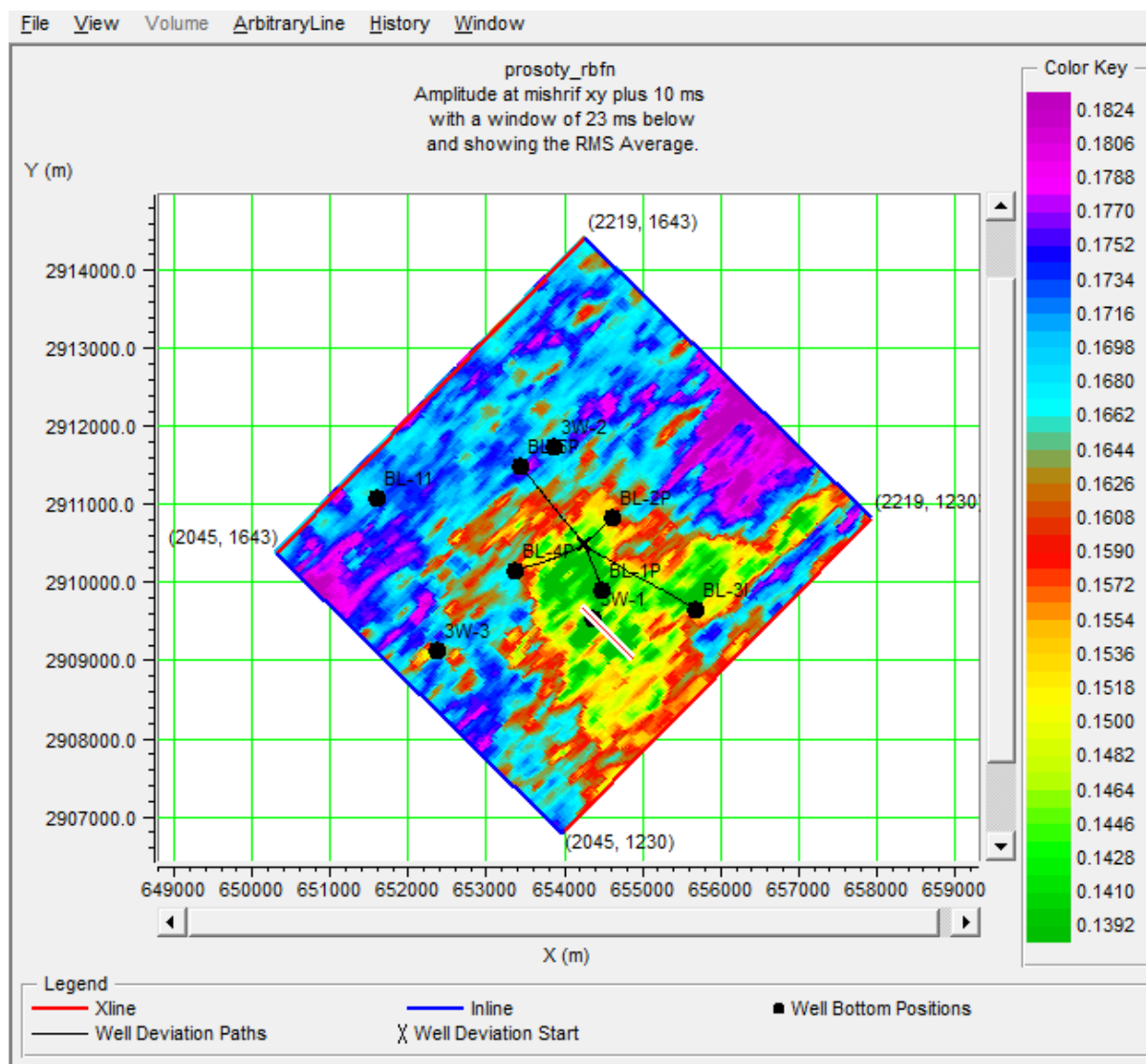
شکل (۴-۲۶). نمایش تطابق نگار تخلخل واقعی و محاسبه شده توسط شبکه عصبی RBFN در محل چاه‌ها به کمک شش نشانگر نامبرده شده.



شکل (۴-۲۷). نتایج تخمین تخلخل در محدوده مخزنی مورد مطالعه با اعمال شبکه عصبی RBFN بر

حجم داده‌های لرزه‌ای مقطع ۲۱۱۴.

همان‌طور که در شکل بالا می‌بینید تغییرات توزیع تخمین تخلخل در جهت عمقی زیاد نمی‌باشد. هر جا که مقدار این تخمین تخلخل بیشتر است نگار تخلخل افزایش یافته و جایی که تخمین تخلخل کم است نگار تخلخل نیز روند کاهشی خواهد داشت.



شکل (۴-۲۸). نقشه توزیع تخلخل در لایه مخزنی با بکارگیری شبکه عصبی RBFN همراه با موقعیت چاه‌ها.

نتایج تحلیل و تخمین تخلخل با روش‌های رگرسیون چند متغیره و شبکه‌های عصبی در جدول (۴-۳) آورده شده است. همچنان که از جدول پیداست شبکه عصبی PNN در رابطه با تخمین تخلخل بهتر از روش‌های دیگر عمل نموده است.

جدول (۳-۴). نتایج تحلیل و تخمین تخلخل به روش‌های مختلف با شش نشانگر لرزه‌ای.

<i>Method</i>	<i>Training Result</i>	<i>Training Error(RMS)</i>	<i>Validation result(R)</i>	<i>Validation Error(RMS)</i>
<i>Multi Attribute</i>	۸۴	۳/۴۷	۶۷	۴/۷۹
<i>PNN</i>	۸۵/۵	۳/۴۷	۶۸/۲۶	۴/۶۹
<i>MLFN</i>	۸۴/۷۸	۳/۴۲	۴۱	۷/۸۷
<i>RBFN</i>	۹۱/۷۱	۲/۵۶	۶۴/۶۹	۴/۹۹

جدول (۳-۴) در حقیقت دارای ۴ بخش می‌باشد. ستون اول میزان همبستگی متوسط میان نگارهای

تخلخل واقعی چاه‌ها و نگار تخلخل‌های بدست آمده از روش‌های مختلف را در مرحله آموزش نشان

می‌دهد. در ستون دوم مقدار درصد متوسط خطای RMS برای روش‌ها در مرحله آموزش آورده شده است.

در ستون سوم میزان همبستگی متوسط ارزیابی متقابل میان نگارهای تخلخل واقعی چاه‌ها و نگار

تخلخل‌های بدست آمده از روش‌های مختلف آورده شده است و در نهایت در ستون چهارم میزان خطای

متوسط RMS ارزیابی متقابل آورده شده است. ملاک تصمیم‌گیری برای بهتر بودن یک روش بخش سوم و

چهارم جدول می‌باشد. همچنان که در جدول (۳-۴) مشاهده می‌شود، روش شبکه عصبی PNN بیشترین

همبستگی ارزیابی متقابل به مقدار ۶۸/۲۶ درصد و کمترین خطای ارزیابی متقابل را در بازسازی نگارهای

تخلخل چاه‌ها به مقدار ۴/۶۹ درصد را دارد، بنابراین از رابطه بدست آمده از روش شبکه عصبی PNN

برای تخمین بهتر توزیع تخلخل در کل میدان می‌توانیم استفاده کنیم.

در قسمت بعد نشان خواهیم داد با به کارگیری نشانگرهای جدید استخراج شده از نرم‌افزار پترل می‌توان

به نتایج بهتری از تخمین تخلخل و نقشه‌های تخلخل دست یافت.

۴-۶ تخمین تخلخل به کمک نشانگرهای لرزه‌ای جدید

در این مرحله از کار به دنبال بهبود تخمین توزیع تخلخل هستیم. برای این منظور باید از نشانگرهای

جدیدی که در ارتباط با پارامترهای مخزن هستند و در لیست نشانگرهای نرم افزار همپسون-راسل وجود ندارند، استفاده کرده و آنها را به نرم افزار اضافه کنیم.

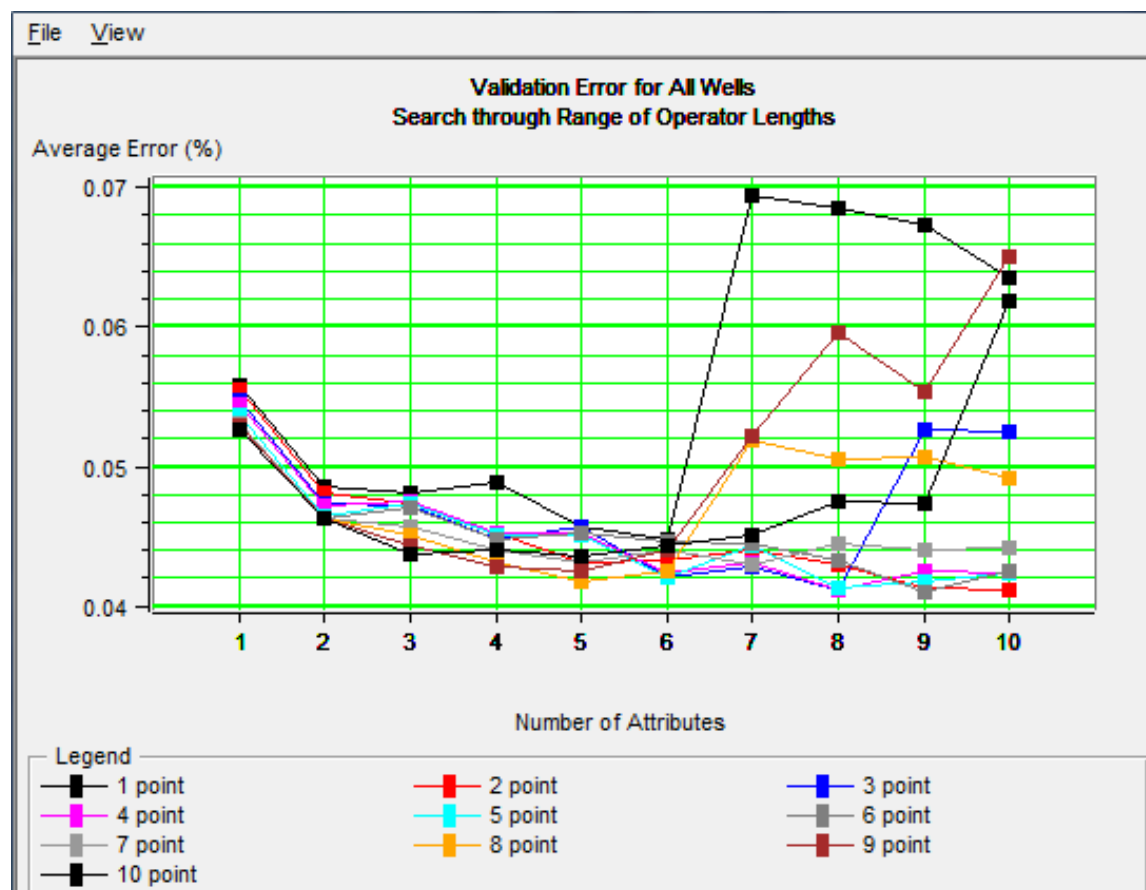
در این قسمت پنج نشانگر از نرم افزار پترل که در لیست نشانگرهای نرم افزار همپسون-راسل نبودند استخراج شده و به عنوان نشانگرهای جدید به قسمت EMERGE نرم افزار اضافه شدند (انتخاب نشانگرها با توجه به تجربه عملی مشاور پایان نامه انجام شده است). در ابتدا داده سه بعدی لرزه ای و چاه ها در نرم افزار پترل بارگذاری شدند، سپس با توجه به لیست نشانگرهای موجود در نرم افزار پترل پنج نشانگر که به نظر مرتبط با پارامتر پتروفیزیکی تخلخل هستند از داده لرزه ای گرفته شدند. این پنج نشانگر مولفه های تک فرکانس، پهنای باند لحظه ای، افزایش زمان، مکعب سرعت^۱ و کیفیت لحظه ای می باشند. این نشانگرها را به بخش EMERGE نرم افزار همپسون-راسل اضافه کرده و سپس به تخمین تخلخل با کمک روش رگرسیون چند متغیره و انواع شبکه عصبی اقدام شده است.

۴-۶-۱ تحلیل به کمک چند نشانگر (رگرسیون چند متغیره)

در شکل (۴-۲۹) نتایج استفاده از طول عملگرهای مختلف (از ۱ تا ۱۰ نقطه) نشان داده شده است و نشان می دهد بهترین حالت، استفاده از طول عملگر شش نقطه با هر تعداد از نشانگرها می باشد. نکته بعدی تعداد مناسب نشانگرهای مورد استفاده می باشد که مانند قسمت قبلی از روش اعتبارسنجی متقابل استفاده شد. برای بدست آوردن تعداد مناسبی از نشانگرها، تعداد دلخواهی از نشانگرها به نرم افزار HRS داده می شود و برای بهینه کردن زمان محاسبات به نرم افزار اجازه داده می شود روش اعتبارسنجی متقابل را برای حداکثر ده نشانگر انجام دهد. نتایج اعتبار سنجی متقابل در شکل (۴-۳۰) نشان داده شده است. همچنان که از شکل پیداست ترکیب نه نشانگر بهترین تعداد نشانگرها برای ارزیابی تخلخل خواهد بود. این نشانگرهای مورد استفاده نه نشانگر اول جدول (۴-۴) می باشند.

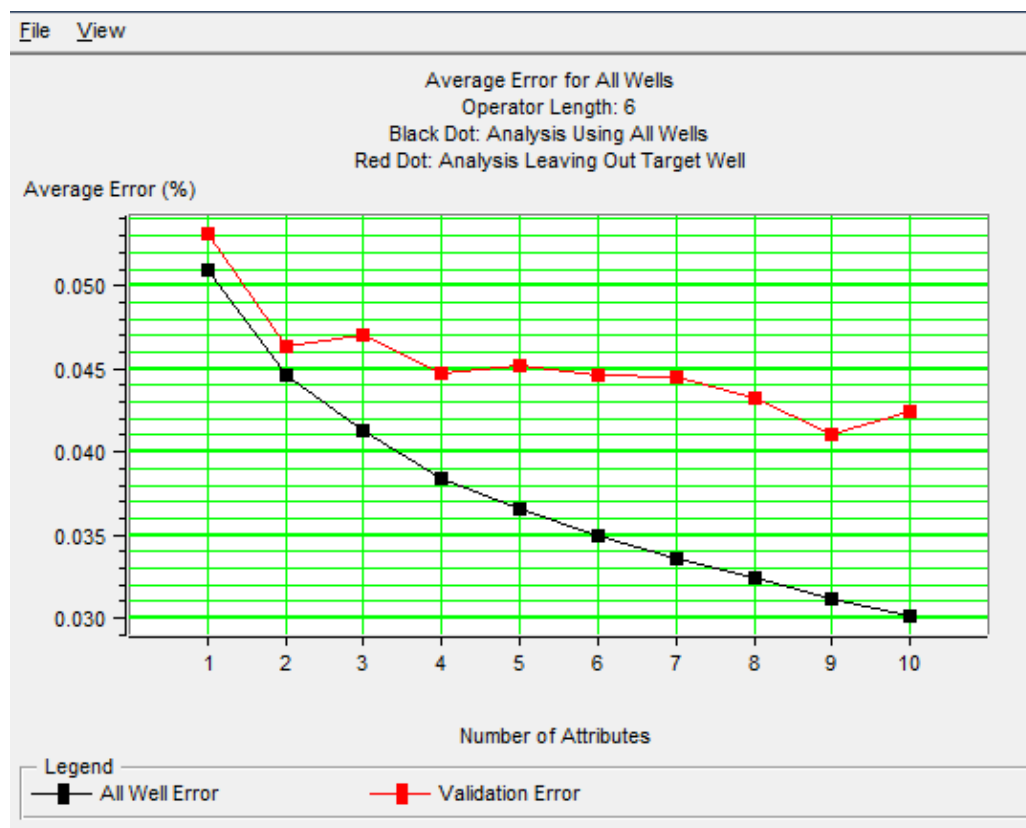
¹ - Velocity cube

همانطور که از شکل پیداست نشانگرهای جدید جزء نشانگرهای انتخابی در روش رگرسیون چند متغیره هستند. این نشانگرها نتیجه وارون سازی، پلاریته ظاهری^۱، مولفه های تک فرکانس، نمودار حقیقی مقاومت صوتی، کیفیت لحظه ای، پهنای باند لحظه ای، افزایش زمان و کسینوس فاز لحظه ای می باشند.



شکل (۴-۲۹). بررسی و مقایسه اثر طول عملگر در مقدار خطای تخمین به کمک چند نشانگر.

¹- Apparent Polarity

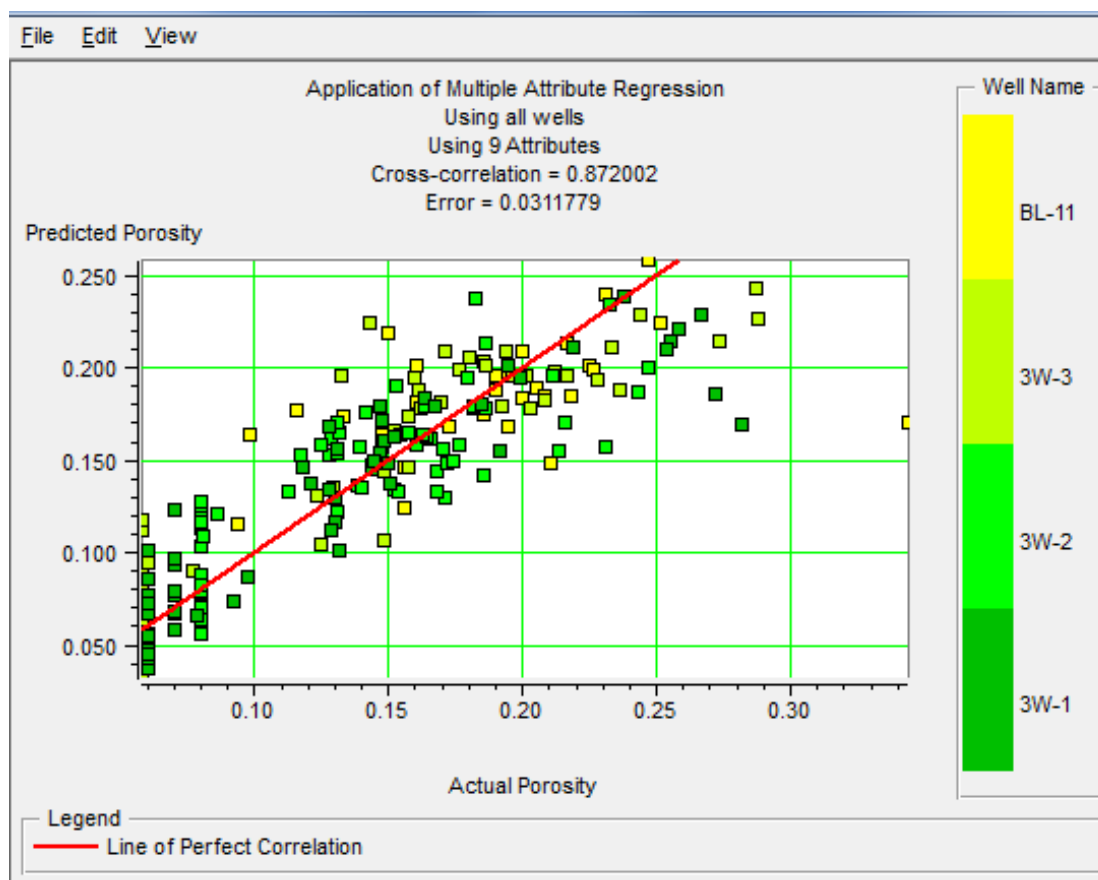


شکل (۴-۳). نمودار مقدار خطا آموزش (نمودار مشکی) و اعتبارسنجی متقابل (نمودار قرمز) بر اساس تعداد نشانگرها به روش رگرسیون چند متغیره بعد از اضافه کردن نشانگرهای جدید.

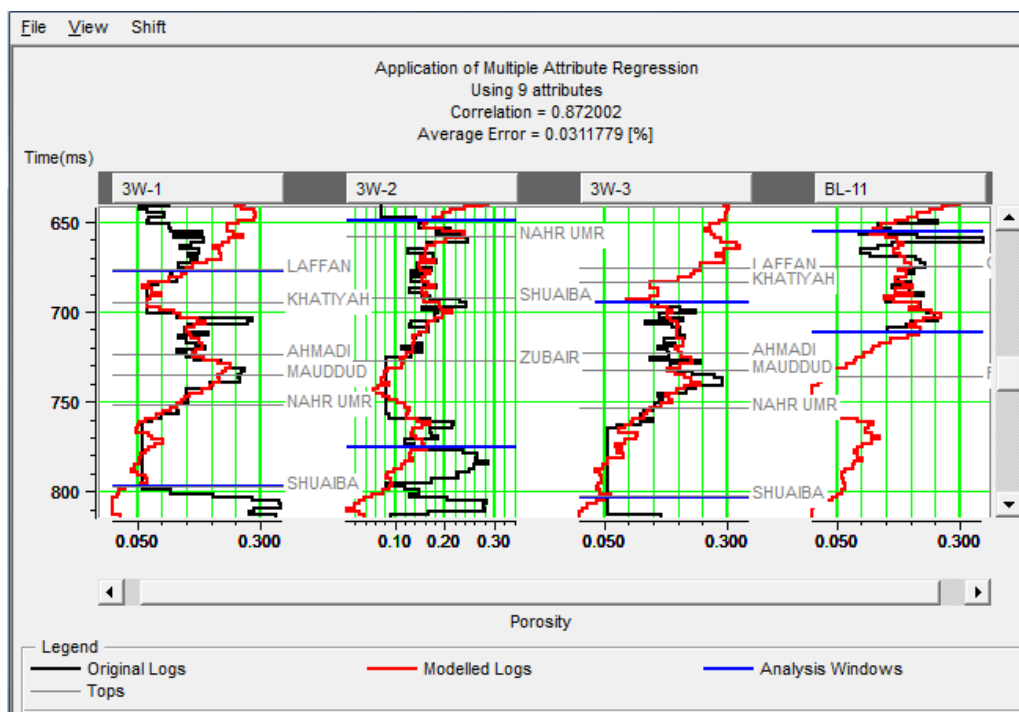
جدول (۴-۴). نتایج تحلیل به کمک چند نشانگر (نشانگرهای جدید با رنگ آبی مشخص شده‌اند).

Multi-Attribute List Multi Attribute List by petrel at _6pt				
	Target	Final Attribute	Training Error	Validation Error
1	Porosity	1 / (inversion result)	0.050917	0.053134
2	Porosity	Apparent Polarity	0.048129	0.061362
3	Porosity	(iso-frequency compon)**2	0.044757	0.054722
4	Porosity	Amplitude Envelope	0.043212	0.056909
5	Porosity	Log(rel acoustic ampedance)	0.041611	0.057129
6	Porosity	1 / (instantanous quality)	0.040799	0.058422
7	Porosity	Sqrt(instantanous bandwi)	0.039558	0.059181
8	Porosity	time gain	0.039158	0.051336
9	Porosity	Cosine Instantaneous Phase	0.038522	0.062836
10	Porosity	Raw Seismic	0.038297	0.063756

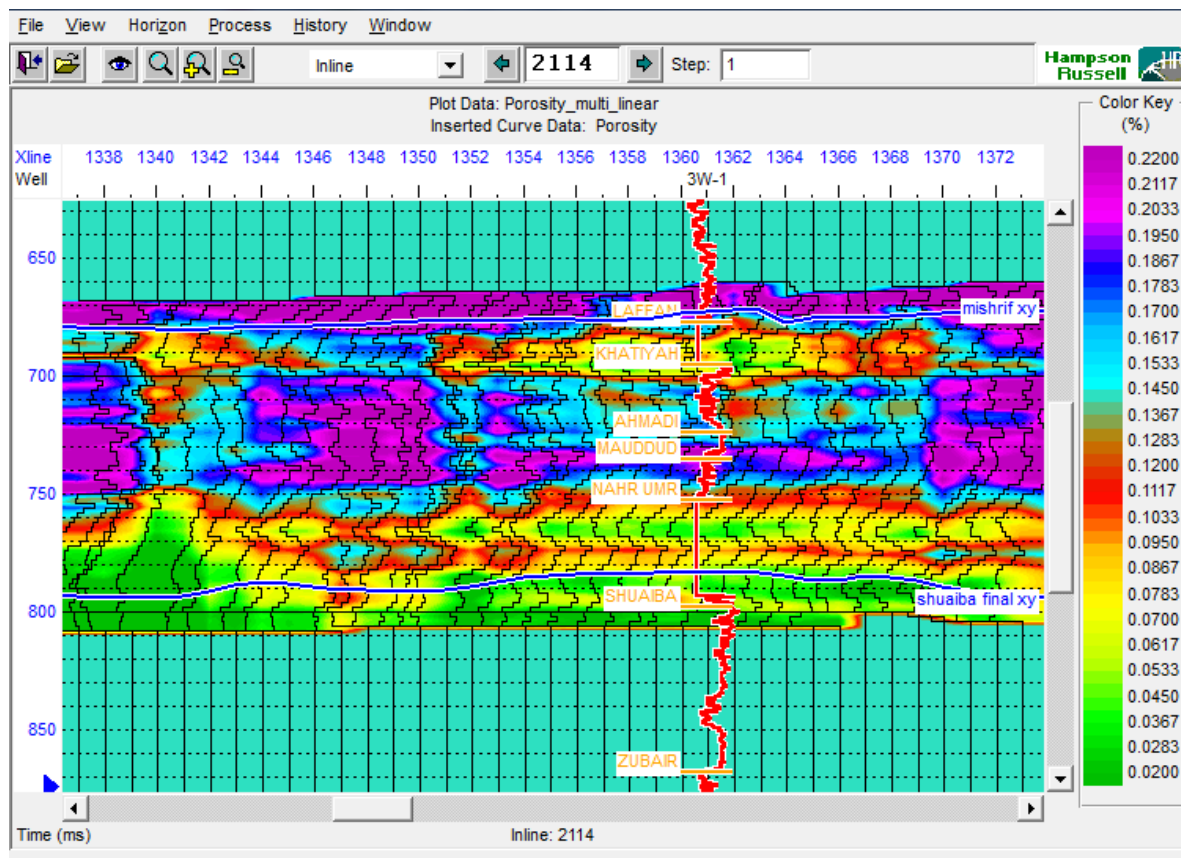
شکل‌های (۴-۳۱) و (۴-۳۲) نشان می‌دهند که مقدار تطابق بدست آمده به کمک این روش و با استفاده از نه نشانگر تعیین شده ۸۷٪ و خطای تخمین ۳/۱۱٪ است. شکل (۴-۳۳) و (۴-۳۴) نتیجه نهایی بکارگیری این روش در حجم داده‌های لرزه‌ای برای تخمین تخلخل را نشان می‌دهند.



شکل (۴-۳۱). نمودار مقایسه داده‌های تخلخل واقعی و تخلخل بدست آمده از روش تحلیل چند نشانگری در محل چاه‌ها.

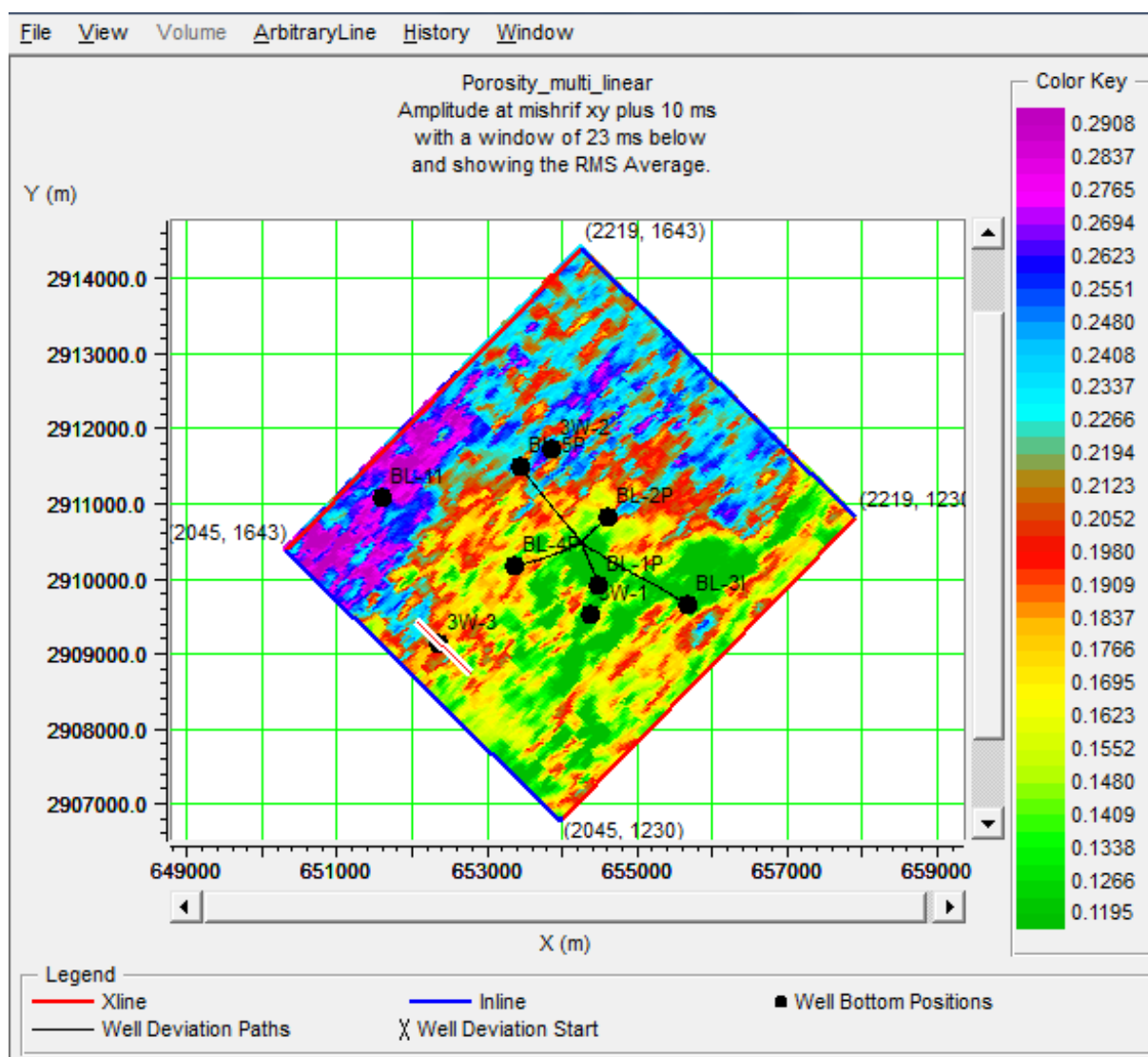


شکل (۳-۴). تطابق نگارهای تخلخل واقعی و مدل سازی شده با روش تحلیل چند نشانگری در چاهها به کمک نه نشانگر جدید.



شکل (۳-۴). نتایج تخمین تخلخل در محدوده مخزنی مورد مطالعه با روش تحلیل چند نشانگری بر حجم داده های لرزه ای مقطع ۲۱۱۴.

اگر شکل‌های این قسمت با شکل‌های مربوط به رگرسیون چند متغیره که از شش نشانگر استفاده کرده مقایسه شوند، افزایش میزان همبستگی میان نگارهای تخلخل واقعی چاه‌ها و نگار تخلخل تخمین‌زده شده به میزان $3/2$ درصد و کاهش متوسط خطای تخمین به مقدار $0/36$ درصد را مشاهده می‌کنیم. میزان تخمین تخلخل در بین و اطراف چاه‌ها افزایش یافته است.



شکل (۴-۳۴). نقشه توزیع تخلخل در لایه مخزنی با بکارگیری روش تحلیل چند نشانگری بعد از اضافه کردن نشانگر جدید همراه با نمایش محل چاه‌ها.

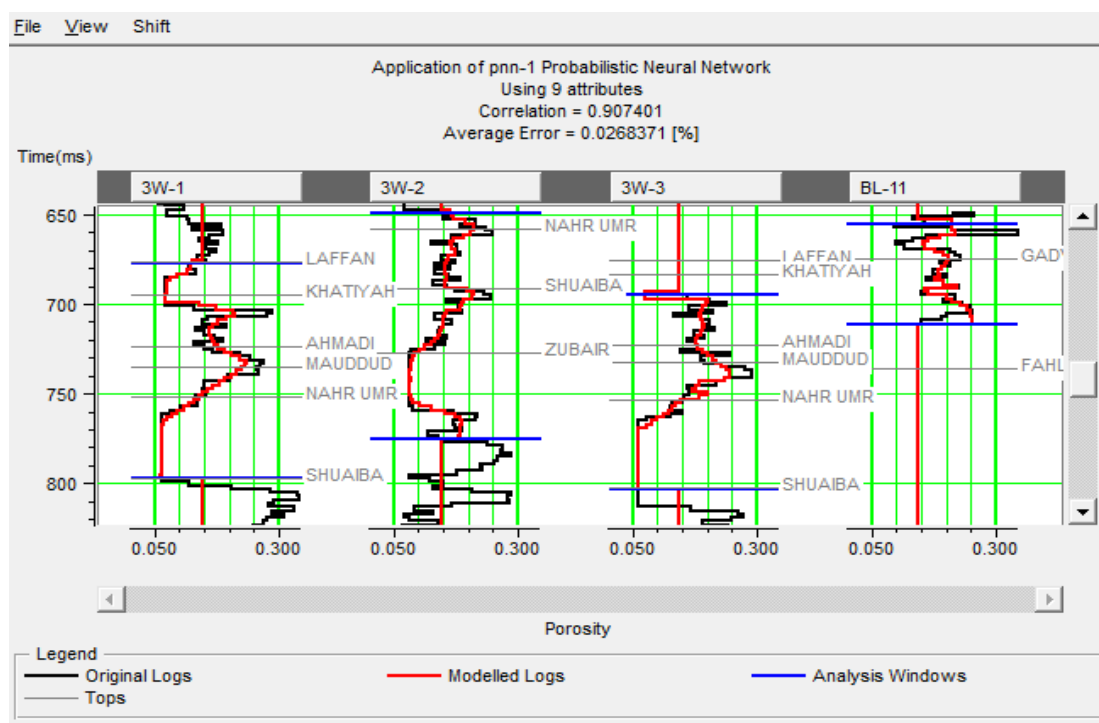
۴-۶-۲ تحلیل به کمک شبکه‌های عصبی با کمک نشانگرهای جدید

در این قسمت مانند بخش‌های قبلی به تخمین تخلخل با کمک شبکه‌های عصبی مختلف می‌پردازیم با این تفاوت که لیست نشانگرهای مورد استفاده در این قسمت دارای نشانگرهای استخراجی جدید می‌باشد.

۴-۶-۲-۱ تخمین تخلخل با شبکه عصبی احتمالی PNN

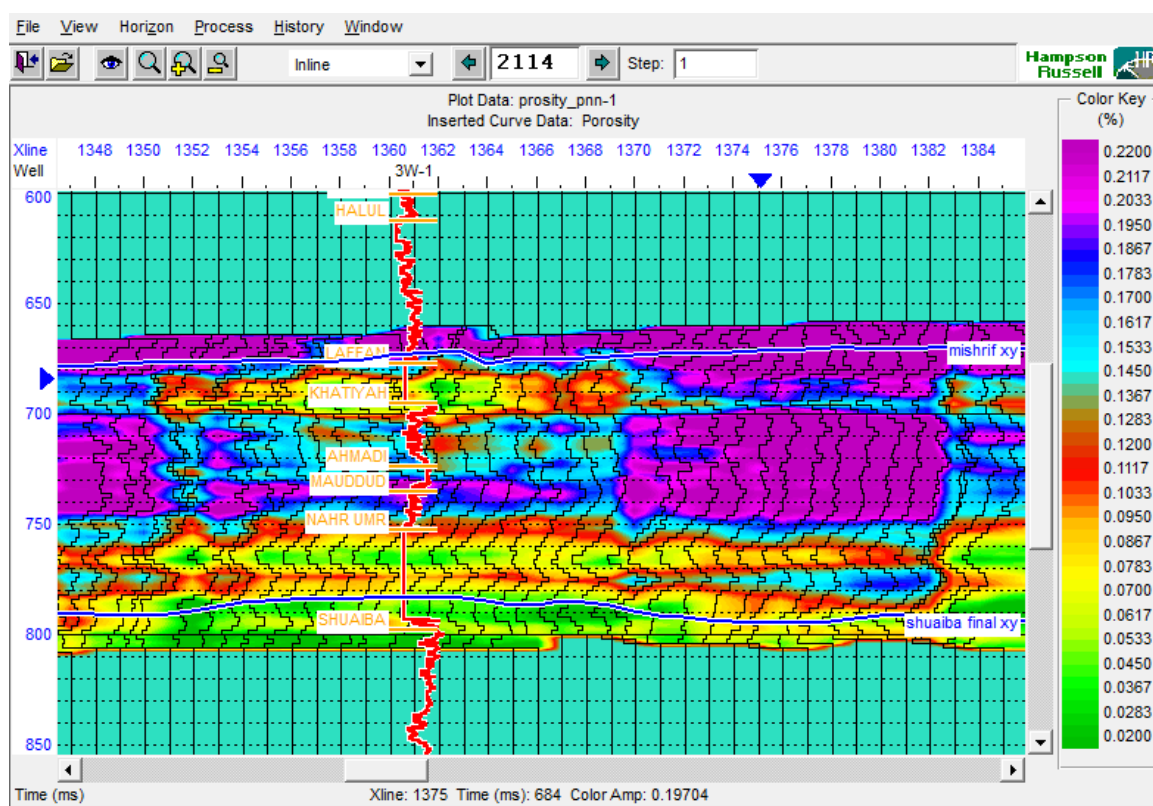
نتایج تحلیل و تخمین تخلخل با روش شبکه عصبی احتمالی (PNN) به کمک نه نشانگر تعیین شده در شکل‌های (۴-۳۵)، (۴-۳۶) و (۴-۳۷) نشان داده شده است. مقدار تطابق بدست آمده توسط این روش در مرحله آموزش ۹۰/۷۴٪ بوده و متوسط خطای تخمین ۲/۶۸٪ می‌باشد.

مقایسه نتایج این قسمت با نتایج مشابه استفاده از شبکه عصبی احتمالی با شش نشانگر نشان می‌دهد که مقدار متوسط خطای تخمین مقدار ۰/۷۹ درصد کاهش یافته و همچنین تطابق بدست آمده توسط این روش در مرحله آموزش نسبت به میزان ۵/۲۴ درصد افزایش یافته است.



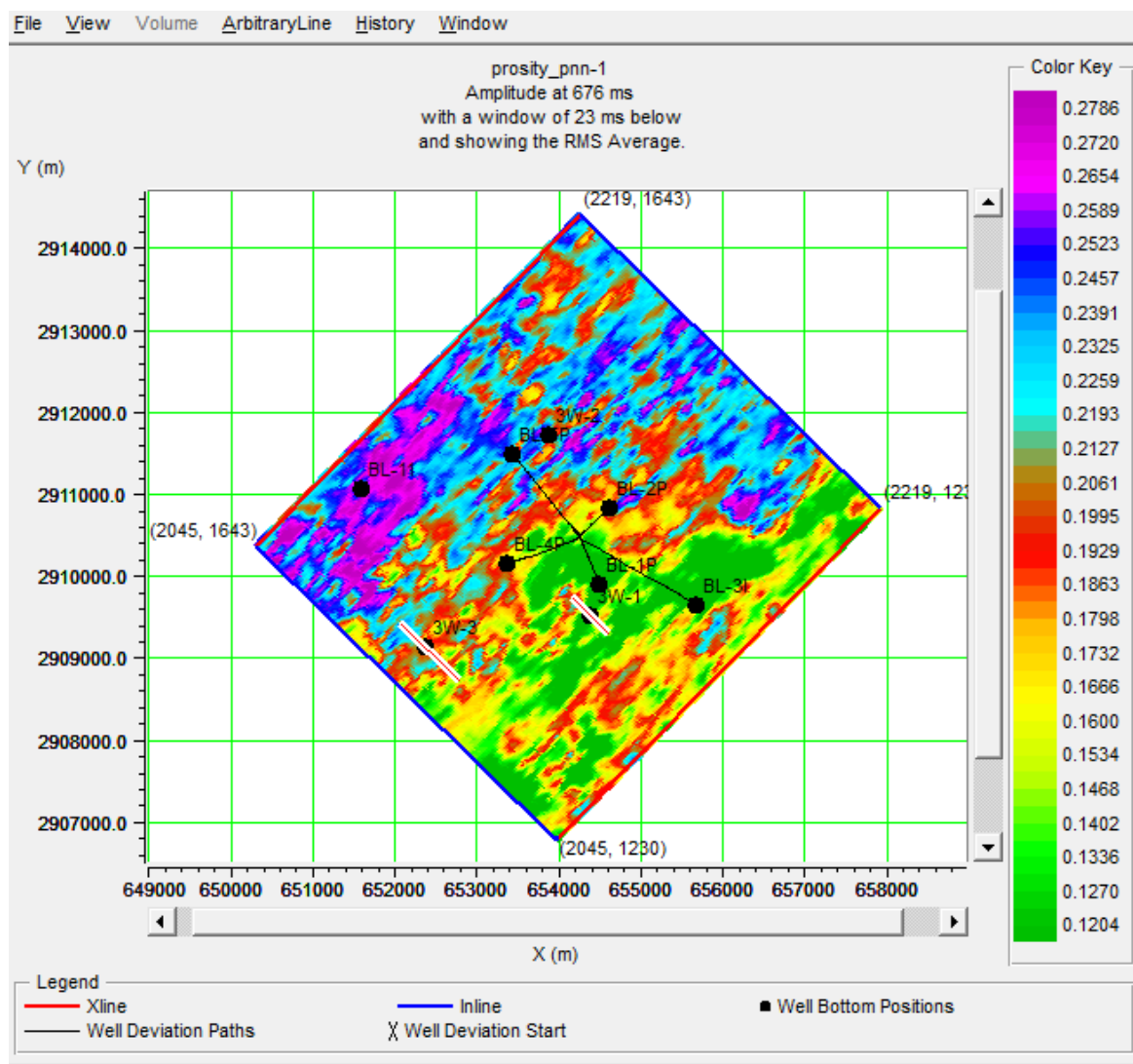
شکل (۴-۳۵). تطابق نگارهای تخلخل واقعی و مدل‌سازی شده با روش شبکه عصبی PNN در چاه‌ها به کمک نشانگرهای جدید.

همان طور که در شکل های (۴-۳۵) تا (۴-۳۷) ملاحظه می شود میزان انطباق نگار تخلخل واقعی و تخمین زده شده نسبت به حالتی که از شبکه عصبی احتمالی با شش نشانگر استفاده کردیم به مراتب بهتر شده است، همچنین توزیع تخلخل در بین و اطراف چاه ها بیشتر شده ولی هرچه از چاه ها دورتر می شویم توزیع تخمین تخلخل پراکنده تر می شود و همچنین در جهت عمقی تخمین تخلخل بهبود یافته است.



شکل (۴-۳۶). نتایج تخمین تخلخل در محدوده مخزنی مورد مطالعه با روش شبکه عصبی PNN بر حجم داده های لرزه ای

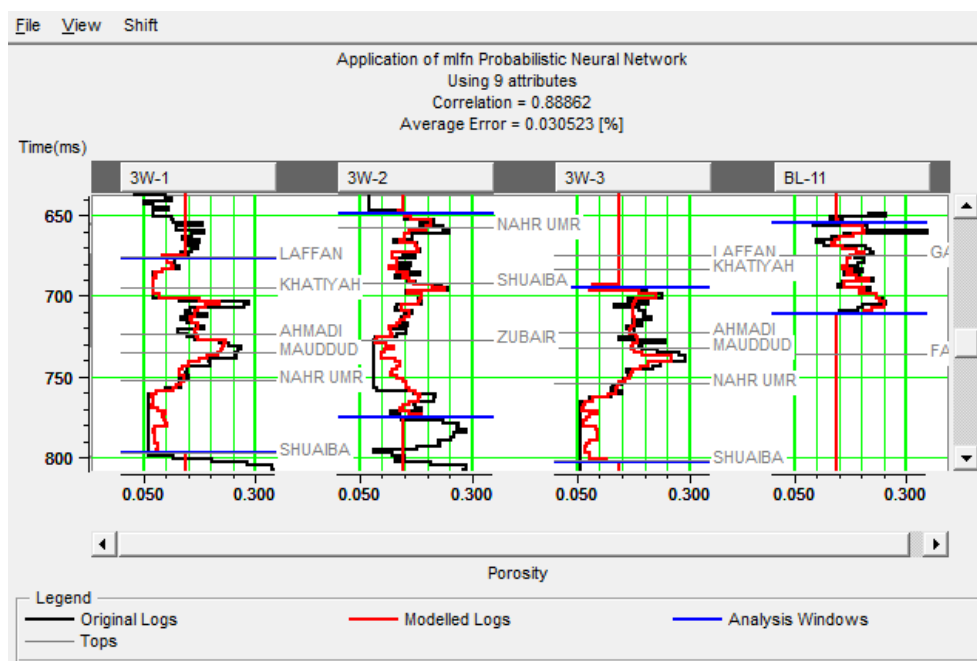
مقطع ۲۱۱۴.



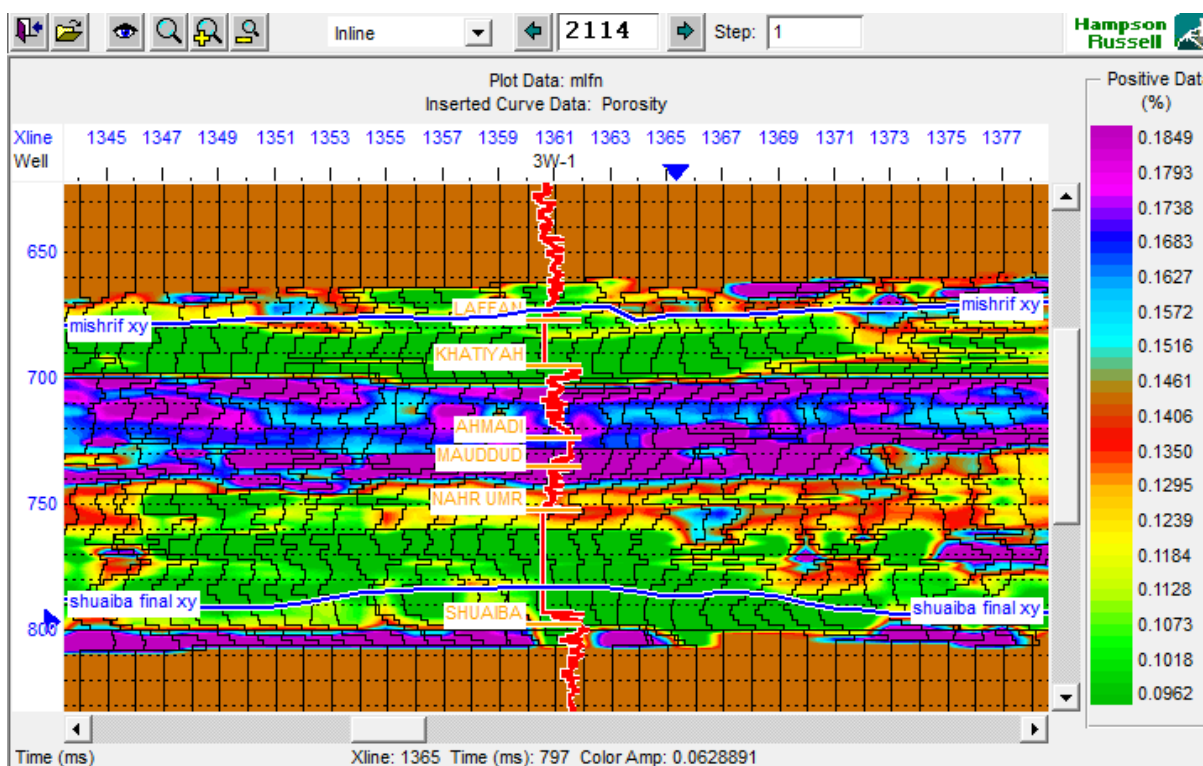
شکل (۴-۳۷). نقشه توزیع تخلخل در لایه مخزنی به کمک روش شبکه عصبی PNN در چاه‌ها بعد از اضافه کردن نشانگر جدید همراه با موقعیت چاه‌ها.

۴-۲-۶-۲ تخمین تخلخل با شبکه عصبی MLFN

نتایج تحلیل و تخمین تخلخل با روش شبکه عصبی MLFN و با استفاده از نه نشانگر تعیین شده در شکل‌های (۴-۳۸)، (۴-۳۹) و (۴-۴۰) نشان داده شده است. مقدار تطابق بدست آمده توسط این روش در مرحله آموزش ۸۸/۸۶٪ بوده و متوسط خطای تخمین ۳/۰۵٪ را نشان می‌دهد.

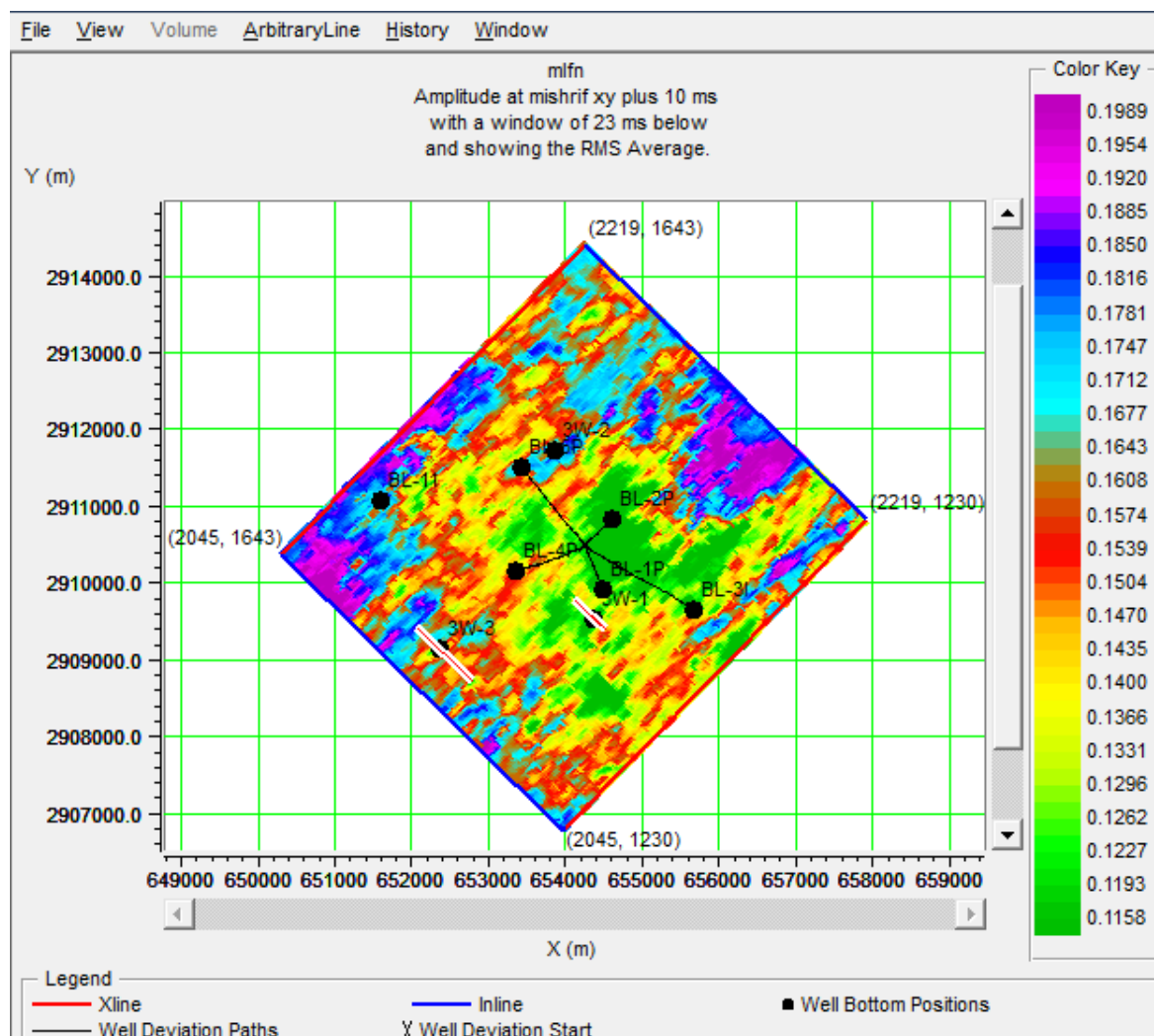


شکل (۴-۳۸). تطابق نگارهای تخلخل واقعی و مدل سازی شده با روش شبکه عصبی MLFN در چاهها به کمک نشانگرهای جدید.



شکل (۴-۳۹). نتایج تخمین تخلخل در محدوده مخزنی مورد مطالعه با روش شبکه عصبی MLFN بر حجم داده‌های لرزه‌ای مقطع ۲۱۱۴.

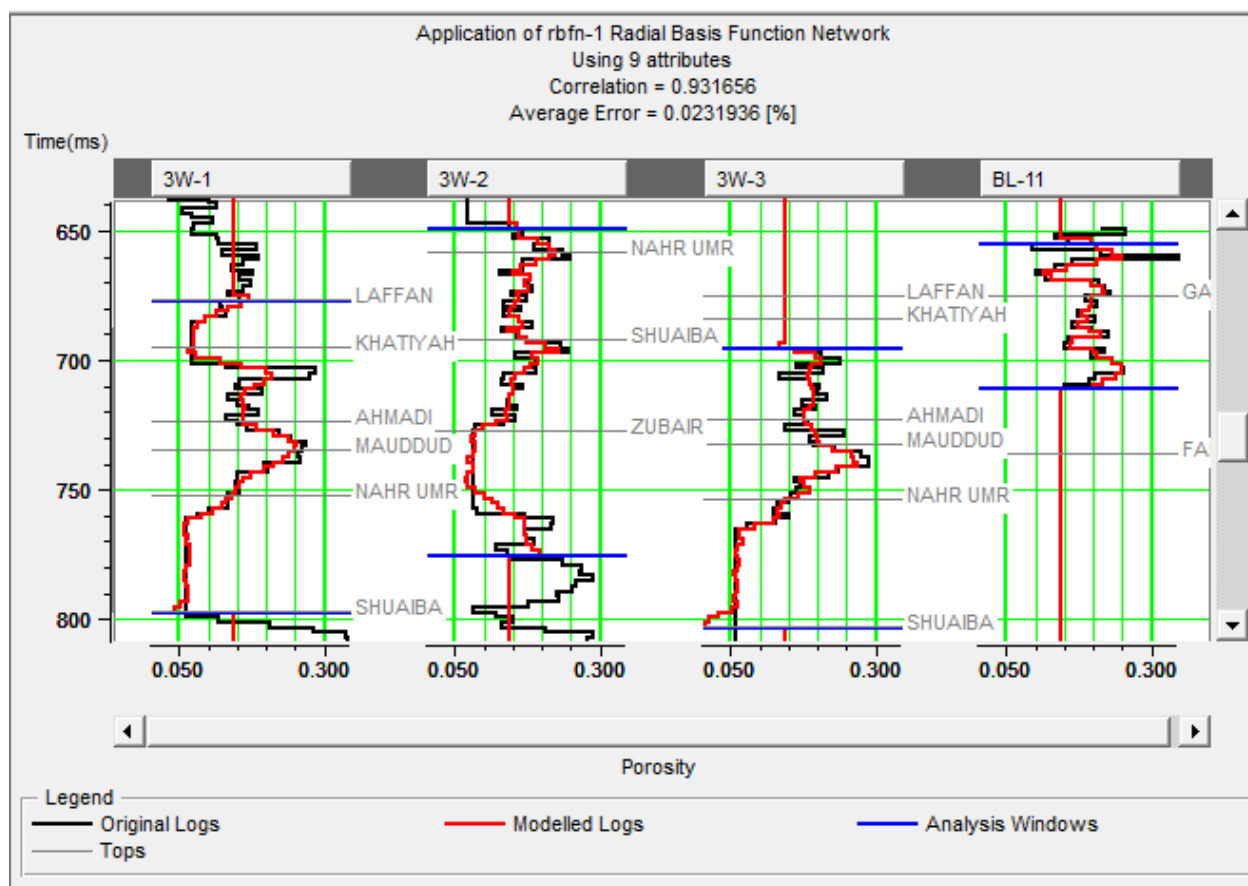
اگر شکل‌های این قسمت با شکل‌های مربوط به شبکه MLFN که از شش نشانگر استفاده کرده مقایسه شوند، افزایش میزان همبستگی میان نگارهای تخلخل واقعی چاه‌ها و نگار تخلخل تخمین‌زده شده به میزان ۴/۱ درصد و کاهش متوسط خطای تخمین به مقدار ۰/۳۷ درصد را مشاهده می‌کنیم.



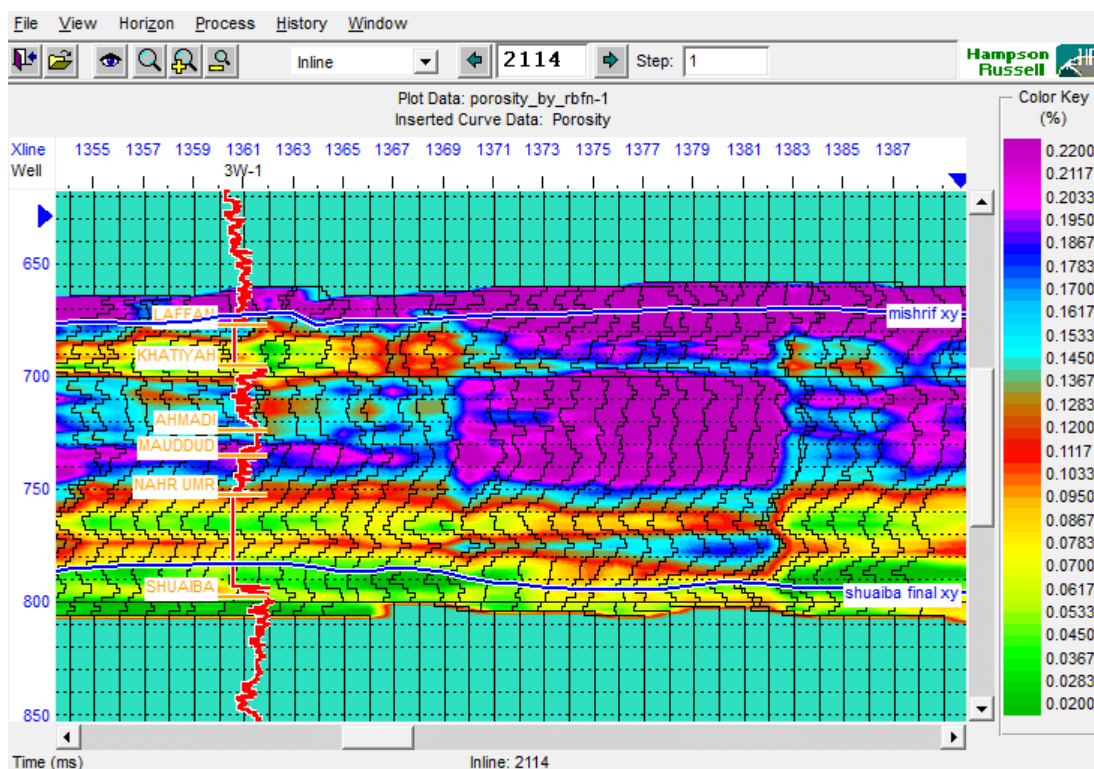
شکل (۴-۴۰). نقشه توزیع تخلخل در لایه مخزنی به کمک روش شبکه عصبی MLFN در چاه‌ها بعد از اضافه کردن نشانگر جدید همراه با موقعیت چاه‌ها.

۴-۶-۲-۳ تخمین تخلخل با شبکه عصبی RBFN

نتایج تحلیل و تخمین تخلخل با روش شبکه عصبی RBFN با استفاده از نه نشانگر لرزه‌ای تعیین شده در شکل‌های (۴-۴۱)، (۴-۴۲) و (۴-۴۳) نشان داده شده است. مقدار تطابق بدست آمده برای محاسبه تخلخل توسط این روش ۹۳/۱۶٪ بوده و خطای آن ۲/۳۱٪ در مرحله آموزش بوده است.

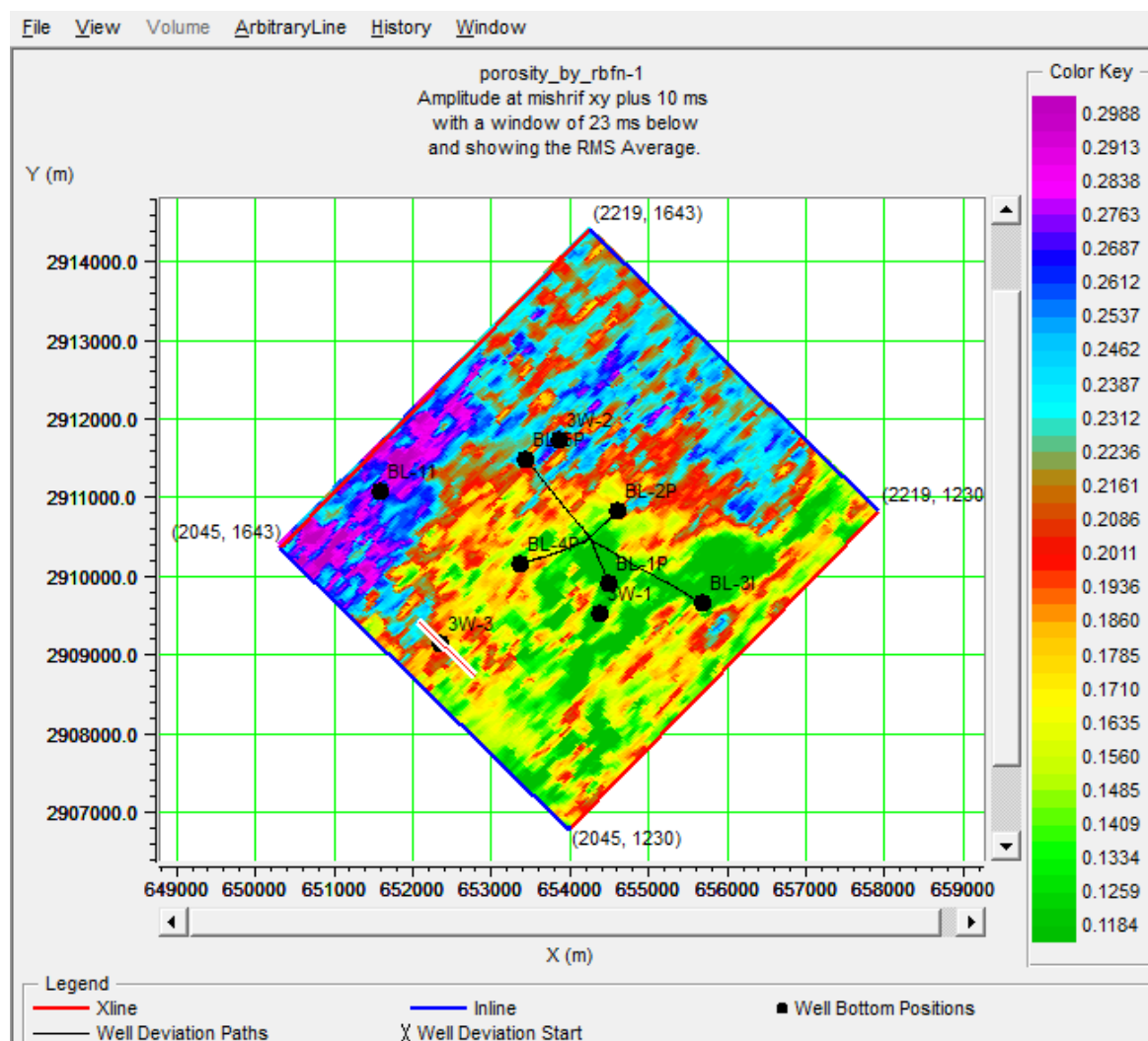


شکل (۴-۴۱). تطابق نگارهای تخلخل واقعی و مدل‌سازی شده با روش شبکه عصبی RBFN در چاه‌ها به کمک نشانگرهای جدید.



شکل (۴-۴۲). نتایج تخمین تخلخل در محدوده مخزنی مورد مطالعه با روش شبکه عصبی RBFN بر حجم داده‌های لرزه-ای مقطع ۲۱۱۴.

اگر شکل‌های این قسمت با شکل‌های مربوط به شبکه عصبی RBFN که از شش نشانگر استفاده کرده مقایسه شوند، افزایش میزان همبستگی میان نگارهای تخلخل واقعی چاه‌ها و نگار تخلخل تخمین‌زده شده به میزان ۱/۴۲ درصد و کاهش متوسط خطای تخمین به مقدار ۰/۲۵ درصد را مشاهده می‌کنیم. تطابق نگار تخلخل واقعی و تخمین‌زده شده در چاه BL-11 نسبت به استفاده از شبکه عصبی RBFN به کمک شش نشانگر بهبود یافته، تغییرات عمقی توزیع تخمین تخلخل در محدوده اطراف چاه 3w-1 (شکل ۴-۴۲) افزایش یافته و همچنین تغییرات جانبی توزیع تخمین تخلخل در اطراف چاه‌ها در شکل (۴-۴۳) افزایش یافته است.



شکل (۴-۴۳). نقشه توزیع تخلخل در لایه مخزنی به کمک روش شبکه عصبی RBFN در چاه‌ها بعد از اضافه کردن نشانگر جدید همراه با موقعیت چاه‌ها.

نتایج تحلیل و تخمین تخلخل با روش‌های رگرسیون چند متغیره و شبکه‌های عصبی بعد از بکارگیری نشانگرهای جدید در جدول (۴-۵) آورده شده است. همچنان که از جدول پیداست شبکه عصبی PNN در این حالت نیز در رابطه با تخمین تخلخل بهتر از روش‌های دیگر عمل نموده است. همچنین از جدول (۴-۵) مشخص است میزان همبستگی و کاهش خطای تخمین، نسبت به مرحله قبل (جدول ۴-۳) به مراتب بهتر شده است. در این حالت، روش شبکه عصبی PNN بیشترین همبستگی ارزیابی متقابل به مقدار ۷۹/۹۸ درصد و کمترین خطای ارزیابی متقابل را در بازسازی نگارهای تخلخل چاه‌ها به مقدار ۳/۸۵

درصد را دارد. بنابراین در این حالت نیز از رابطه بدست آمده از روش شبکه عصبی PNN برای تخمین توزیع تخلخل در کل میدان می‌توانیم استفاده کنیم.

جدول (۴-۵) نتایج تحلیل و تخمین تخلخل به روش‌های مختلف بعد از بکارگیری نشانگرهای جدید.

<i>Method</i>	<i>Training Result(R)</i>	<i>Training Error(RMS)</i>	<i>Validation result(R)</i>	<i>Validation Error(RMS)</i>
<i>Multi Attribute</i>	۸۷	۳/۱۱	۷۷	۴/۱۱
<i>PNN</i>	۹۰/۷	۲/۶۸	۷۹/۹۸	۳/۸۵
<i>MLFN</i>	۸۸	۳/۰۵	۵۷/۴۷	۵/۲۲
<i>RBFN</i>	۹۳/۱۶	۲/۳۱	۵۷/۴۷	۵/۲۲

با توجه به شکل‌ها و جدول‌های (۴-۳) و (۴-۵) بهترین نقشه توزیع تخلخل میدان با استفاده از شبکه عصبی احتمالی PNN و استفاده از نه نشانگر لرزه‌ای حاصل می‌شود. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که نقشه تخلخل نشان داده شده در شکل (۴-۳۷) بهترین تخمین توزیع تخلخل در لایه مخزنی میدان بلال می‌باشد.

فصل پنجم

نتیجه‌گیری و پیشنهادات

۵-۱ جمع بندی نتایج و بحث روی آن‌ها

معمولاً دو سری از اطلاعات برای مدل کردن ساختار زمین‌شناسی و ویژگی‌های مخزن موجود است. ۱- داده‌های حاصل از چاه‌نگاری که دارای دقت عمقی مناسب و توزیع مکانی کمی در محدوده میدان هستند و ۲- داده‌های لرزه‌ای که دارای توزیع مکانی مناسب و دقت عمقی کمی هستند. لذا استفاده همزمان از این دو سری داده برای توصیف پارامترهای مخزن می‌تواند نتایج بهتری نسبت به استفاده جداگانه از این اطلاعات تولید نماید. برای استفاده همزمان نیاز به همسان‌سازی آن‌ها می‌باشد که معمولاً کار مشکلی است.

در این پایان‌نامه توزیع تخلخل لایه مخزنی سروک در میدان بلال با تلفیق داده‌های لرزه‌نگاری و نگارهای تخلخل چاه، توسط روش‌های رگرسیون چند متغیره و انواع شبکه‌های عصبی بررسی شد و توصیفی کمی و کیفی از پارامتر پتروفیزیکی تخلخل در لایه مورد مطالعه بدست آمد. در مرحله اول تخمین توزیع تخلخل با استفاده از روش رگرسیون چند متغیره و انواع شبکه‌های عصبی به کمک شش نشانگر (مقاومت صوتی، زمان، فیلتر 15/20-25/30، فرکانس میانه وزن دار، کسینوس فاز لحظه‌ای و مشتق دامنه لحظه‌ای می‌باشند) موجود در نرم‌افزار همپسون-راسل محاسبه شد.

در مرحله دوم با استفاده از روش رگرسیون چند متغیره و انواع شبکه‌های عصبی و با بهره‌گیری از نه نشانگر لرزه‌ای تعیین شده توسط نرم‌افزارهای پترل و همپسون-راسل (عکس مقاومت صوتی، پلاریته ظاهری، مولفه‌های تک فرکانس، پوش دامنه، نمودار حقیقی مقاومت صوتی، کیفیت لحظه‌ای، پهنای باند لحظه‌ای، افزایش زمان، کسینوس فاز لحظه‌ای) تخمین تخلخل در اطراف چاه‌ها، امتداد مقاطع لرزه‌ای و نهایتاً لایه مخزنی میدان بلال صورت گرفت. اهم نتایج بدست آمده در هر یک از روش‌ها ذیل‌اً مورد بحث قرار می‌گیرند:

- اولین روش که برای پیش‌بینی تخلخل مخزنی مورد استفاده قرار گرفت، رگرسیون چند متغیره بود که نتیجه نشان داد که رگرسیون چند متغیره تمایل به داشتن بایاس بالایی دارد، بدین معنی که نتایج قابلیت تولید مجدد را دارند اما خطای بین تخلخل واقعی و تخمین زده شده تمایل به افزایش را نشان می‌دهد. دلیل این موضوع این است که مدل خطی برای پیش‌بینی ویژگی‌های مخزن مورد مطالعه مناسب نمی‌باشد. در حالت اول خطای اعتبارسنجی یا ارزیابی ۴/۷۹ درصد و میزان همبستگی ارزیابی متقابل ۶۷ درصد است اما حالت دوم خطای ارزیابی ۴/۱۱ درصد و میزان همبستگی ارزیابی متقابل ۷۷ درصد بدست آمد که نتایج بهتری را نسبت به حالت اول جهت تخمین تخلخل نشان می‌دهد.
- در رگرسیون چند متغیره می‌توان از توابع غیر خطی مانند لگاریتمی، جزر مربعات و غیره برای نشانگرها یا نگار هدف یا هردوی آنها قبل از آنکه وارد آنالیز شوند استفاده کرد. در این پایان‌نامه نیز در مراحل مختلف از توابع غیر خطی برای روش رگرسیون چند متغیره استفاده شد و نتایج بهتری در مقایسه با استفاده از توابع خطی بدست آمد.
- برای اندازه‌گیری اعتبار آماری روش رگرسیون چند متغیره و شبکه‌های عصبی مختلف از روش ارزیابی متقابل استفاده شده است. نتیجه نشان داده است که رگرسیون چند متغیره بایاس بالایی دارد چون مدل خطی برای پیش‌بینی ویژگی‌های مخزن مناسب نمی‌باشند. همچنین شبکه پرسپترون چند لایه الگوریتم خیلی پیچیده‌ای است و تمایل دارد که واریانس بالا داشته باشد. بنابراین سعی شده است مدلی که مزیت‌های دو روش را باهم ترکیب کند، استفاده شود. این مدل به وسیله استفاده از تابع بایاس گوسی فراهم شده است. نتایج تحلیل و تخمین تخلخل با روش‌های رگرسیون چند متغیره و شبکه‌های عصبی نشان می‌دهند که شبکه عصبی احتمالی (PNN) که از توابع گوسی استفاده می‌کند، بهترین الگوریتم از میان سه نوع شبکه عصبی

استفاده شده (MLFN، PNN و RBFN) برای بدست آوردن تخلخل از روی نشانگرهای لرزه‌ای می‌باشند.

- در حالت استفاده از شش نشانگر لرزه‌ای برای تخمین تخلخل، شبکه عصبی احتمالی کمترین خطای ارزیابی ($RMS=4.69\%$) و بالاترین درصد همبستگی ارزیابی متقابل ($R=68.28\%$) را از بین سه روش شبکه عصبی و رگرسیون چند متغیره حاصل نموده است. این در حالی است که در حالت دوم، یعنی تخمین تخلخل به کمک نه نشانگر لرزه‌ای تعیین شده، باز هم شبکه عصبی احتمالی کمترین خطا ($RMS=3.85\%$) و بیشترین همبستگی ارزیابی متقابل ($R=79.98\%$) را در مرحله اعتبارسنجی از میان روش‌های مورد استفاده نتیجه داده است.
- با توجه به نتایج بدست آمده از مطالعه حاضر می‌توان نتیجه گرفت که بهترین تخمین و توزیع تخلخل در اطراف چاه‌ها، در امتداد مقاطع لرزه‌ای و در داخل لایه مخزنی میدان بلال با بکارگیری شبکه عصبی احتمالی (PNN) و نه نشانگر لرزه‌ای تعیین شده صورت می‌گیرد.
- مقایسه نقشه‌های بدست آمده از تخمین تخلخل نشان می‌دهد که استفاده از نشانگرهای جدید در حالت دوم که در ارتباط بیشتری با ویژگی‌های پتروفیزیکی بویژه تخلخل هستند، باعث بهبود تخمین توزیع تخلخل و افزایش کیفیت این‌گونه نقشه‌ها می‌شود.

۵-۲ پیشنهادات

- در این مطالعه از سه شبکه عصبی برای تخمین تخلخل از روی نشانگرهای لرزه‌ای استفاده شد و مجال استفاده از روش‌های دیگر از جمله روش‌های فازی نبود. بکارگیری تمام این روش‌ها بر روی میادین مختلف و معرفی بهترین روش تخمین، از جمله کارهای تکمیلی در این زمینه می‌باشد.

- در این مطالعه، تداخل از روی نشانگرهای لرزه‌ای تخمین‌زده شد اما این تنها خصوصیتی نیست که قابل استخراج از نشانگرهای لرزه‌ای هست. برای توصیف بهتر مخزن بایستی پارامترهای پتروفیزیکی دیگری مانند نفوذپذیری و اشباع آب از روی نشانگرهای لرزه‌ای و بکارگیری روش‌های هوشمند تخمین زده شوند.
- روش زمین آماری (Geostatistics) از دیگر روش‌های تبدیل داده‌های لرزه‌ای است. در این روش عدم قطعیت موجود در داده‌ها را نیز می‌توان محاسبه نمود. از اینرو پیشنهاد می‌شود برای تخمین تداخل به کمک زمین آمار و نشانگرهای چند گانه با سوپر کامپیوترها کار کرد چرا که در این صورت می‌توان از توابع غیرخطی نیز برای تبدیل نشانگرهای چند گانه استفاده کرد. لازم به توضیح است در تخمین به این روش کامپیوترهای معمولی توانایی اعمال توابع غیرخطی در این مرحله را نداشته و نتایج را پردازش نمی‌کنند.

منابع

منابع و مآخذ:

آقاباتی، ع.، ۱۳۸۵، زمین‌شناسی ایران، سازمان زمین‌شناسی و اکتشافات معدنی کشور، چاپ دوم، ص ۵۸۶.

حسینی، ع.، ۱۳۹۰، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی شاهرود.

شرکت ملی نفت ایران، ۱۳۸۲، گزارش ارزیابی پتروفیزیکی میدان بلال، اداره کل زمین‌شناسی مدیریت اکتشاف.

شرکت ملی نفت ایران، ۱۳۸۳، گزارش ارزیابی پتروفیزیکی میدان بلال، اداره مهندسی پتروفیزیک.

شیری، ی.، ۱۳۸۹، تلفیق داده‌های لرزه‌ای و چاه‌نگاری برای مدل‌سازی پتروفیزیکی و ارزیابی گاز برجای یکی از میادین هیدروکربوری جنوب ایران، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی شاهرود.

ظهوریان، س.، ۱۳۸۵، کاربرد داده‌های پتروفیزیکی و پتروگرافی جهت مدل‌سازی سازند سورمه (عرب) در میدان بلال، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تهران.

عدالت، ع.، سیاه‌کوهی، ح.، توکلی مقدم، ر.، ۱۳۸۸، برآورد کردن تخلخل موثر مخزن با استفاده از تحلیل چند نشانگری، مجله ژئوفیزیک ایران، ۱، ص ۱-۱۸.

مهناج، م.، ۱۳۸۱، مبانی شبکه‌های عصبی (هوش محاسباتی)، انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ص ۷۱۸.

- Al Bulushi, N. I., King, P. R., Blunt, M. J., and Kraaijveld, M., 2010, Artificial neural networks workflow and its application in the petroleum industry: Neural Comput & Applic, DOI 10.1007/s00521-010-0501-6.
- Amit, K., and Biswal, S., 2011, Bulk Gas Volume Estimation Using Multi-Attribute Regression and Probabilistic Neural Network (PNN): A Case Study in a Gas Field from East Coast of India.,The 2nd south Asian Geoscience Conference.
- Balch R.S., Stubbs B.S., Weiss, W.W. and Wo S., 1999, Using artificial intelligence to correlate multiple seismic attributes to reservoir properties, paper SPE 56733, 1999 SPE Annual Technical Conference and Exhibition Proceedings, Oct. 3-6, Houston, Texas.
- Brown, A.R., 2001, Understanding seismic attribute, Geophysics, 66, No. 1, 47-48.
- CGGVeritas, 2007, User manual, Hampson-Russell Software(HRS), Global Provider of Geophysical Services and Equipment.
- Cornish, B. E., and King, G. A., 1988, Combined interactive analysis and stochastic inversion for high resolution reservoir modeling: Presented at the 50th Mtg., European Assn. Expl. Geophys.
- Dorrington, K. P., and Link, C. A., 2004, Genetic algorithm/neural-network approach to seismic attribute selection for well-log prediction:Geophysics, 69, 212-221.
- Draper, N.R., and Smit, H., 1981, Applied regression analysis: Wiley Publisher.pp.407.
- Dumitrescu, C. and Lines, L., 2008: Seismic Attributes used for Reservoir Simulation: Application to a Heavy Oil Reservoir in Canada., SEG Las Vegas 2008 Annual Meeting.,1471-1475.
- EMERGE module, Hampson-Russel, 2007, Theory and Guide.
- Emre, A.F, 2005, Reservoir characterization using intelligent seismic inversion, M.S thesis College of Engineering and Mineral Resources, West Virginia University.

- Finol, J., Guo, Y. K., Dong, and Jing. X., 2001, A rule-based fuzzy model for the prediction of petrophysical rock parameters: *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 29, 97–113.
- Fugro-Jason, 2010 , User Manual, Fugro-Jason software.
- Gadallah, M.R. and Fisher., 2005, 3-D seismic interpretation, PennWell Corporation., pp.473.
- Gadallah, M.R., 1994, Reservoir Seismology, Geophysics in Non-technical Language, PennWell Books, Tulsa, Oklahoma, pp. 384.
- Graebner, R., and Wason, H. M., 1981, Three dimensional methods in seismic exploration: *Science*, 211, 535–540.
- Hagan, M.T., Demuth, H.B., and Beale, M., 1996. *Neural Network Design*. Boston:pp.736.
- Hampson, D. and Russell, B., 1990, AVO inversion, Theory and practice, Annual Meeting Abstracts, Society of Exploration Geophysicists., 1456–1458.
- Hampson, D., Schuelke, J.S., and Quirein, J.A., 2001, Use of multi-attribute transforms to predict log properties from seismic data: *Geophysics*, 66, 220-231.
- Kadkhodaie-Ilkhchi, A., Rezaee, M.R., Rahimpour-Bonab, H., and Chehrazi, A., 2009, Petrophysical data prediction from seismic attributes using committee fuzzy Inference system., *Computers & Geosciences*, 35, 2314–2330.
- Kurt J, M., 2005, Seismic attributes — A historical perspective, *Geophysics*, 70, No. 5; 3So–28So, 32 Figs.
- Leite, E., and Vidal, A., 2011, 3D porosity prediction from seismic inversion and neural networks: Elsevier journal *Computers & Geosciences* 37, 1174-1180.
- Lindseth, R.O., 1979, Synthetic sonic logs, A process for stratigraphic interpretation, *Geophysics*. 44, 3–26.

- Liu, Z., and Liu, J., 1998, Seismic-controlled nonlinear extrapolation of well parameters using neural networks: *Geophysics*, 63, 2035–2041.
- Masters, T., 1995, *Advanced algorithms for neural networks*, John Wiley & Sons., Inc, pp.431.
- McCormack, M. D., 1991, Neural computing in geophysics: *The Leading Edge*, 10, 11-15.
- Misra, S. and Chopra, S., 2011, Neural network analysis and impedance inversion – Case study., *CSEG recorder*, 36, No. 4, 34-39.
- Nikraves, M. and Aminzadeh, F., 2001, Past, present and future intelligent reservoir characterization trends, *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 31, 67–79.
- Pramanik, A. G., Singh, V., Srivastava, A. K., and Katiyar, R., 2002, Stratigraphic Inversion for enhancing vertical resolution: *Geohorizons*, 7, 8-18.
- Research Institute of petroleum Industry, 2009, *Geological Report, BALAL Full Field Study*.
- Rezaei, M., Monjezi, M., Ghorbani, M. S., and Farzaneh. F., 2011, Burden Prediction in Blasting Operation Using Rock Geomechanical Properties: *Arabian Journal of Geosciences* 10.1007/s12517-010-0269-0.
- Russell, B. and Hampson, D., 2008, Combining Geostatistics and Multiattribute Transforms– A Channel Sand Case Study: 7th International Conference and Exposition on Petroleum Geophysics, 315-320.
- Russell, B.H., 2004, The application of multivariate statistics and neural networks to the prediction of reservoir parameters using seismic attributes: Ph.D. thesis, University of Calagary.
- Russell, B.H., Lines, L.R., and Hampson, D.P., 2003, Application of the radial basis.function neural network to the prediction of log properties from seismic data: *ExplorationGeophysics*, 34, 15-23.

Schlumberger, 2008, User manual, Petrel software.

Schultz, P. S., Ronen, S., Hattori, M., and Corbett, C., 1994, Seismic guided estimation of log properties, parts 1, 2, and 3: The Leading Edge, 13, 305-310, 674-678 and 770-776.

Soubotcheva, N., and Stewart, R. R., 2006, Estimating lithology and porosity from 3D seismic data and well logs: Pikes Peak heavy oilfield, Saskatchewan., CSEG Recorder 31.

Taner, M. T. ,2000, Attribute Revisited, Rock Solid Image., Houston , Texas.

Yu, Y., Zhang, J. and Jin, Z., 2011, An application of the BP neural network to carbonate karst reservoirs prediction: Fourth International Symposium on Computational Intelligence and Design, 133 – 136.

Abstract

This study aims to use new techniques to estimate reservoir parameters such as porosity using seismic attributes within an Iranian oil field. To estimate the porosity of the reservoir quantitatively, a combination of multivariable regression and various artificial neural networks are used to process seismic attributes. In addition to three dimensional (3D) seismic data, a set of resistivity, sonic, density and porosity well logs data are utilized. In order to correct sonic logs velocity data, information of well data (check shot), seismic horizon picking, the wavelet and synthetic seismic trace, correlation of well and seismic data and the results of seismic inversion are used.

To achieve the goal, the inversion was firstly carried out on seismic and well logs data and the required seismic attributes were then extracted from the seismic data using Hampson-Russell software. The technique of cross-validation was used to show which attributes are significant. Once the most appropriate seismic attributes have been found, the relationship between them and reservoir porosity in the well locations has then been determined to be used for porosity calculation by sets of appropriate seismic attributes throughout the reservoir volume. The results indicate six seismic attributes including acoustic impedance, filter15/20-25/30, time, amplitude weighted frequency, cosine instantaneous phase, and derivative instantaneous amplitude are the most relevant attributes in porosity estimation. The Hampson-Russell software was then used to estimate the reservoir porosity using multivariable regression analysis, and three different probabilistic, multi-layer feed-forward, and radial basis function neural networks (i.e. PNN, MLFN, and RBFN). The results of study show that the probabilistic neural network (PNN) with root mean squares error (RMS) 4.69% and correlation coefficient (R) 68.26%, is the best method for porosity estimation using the above six attributes.

At the next stage a few more relevant seismic attribute were extracted from 3D seismic data using Petrel software and transferred to be used within the Hampson-Russell software to enhance the quality of porosity estimation. The obtained results indicate that nine seismic attributes (instantaneous quality, apparent polarity, iso-frequency components, real acoustic impedance log, instantaneous bandwidth, time gain, cosine instantaneous phase, inversion results, and amplitude envelope) are the best for porosity estimation in this phase. The results also show the PNN is again the best approach among three artificial neural networks and regression analysis for estimation as its estimation error (RMS=3.85%) is the least and

its correlation coefficient ($R=79\%$) is the most among four estimation approaches during validation step.

Keywords: reservoir porosity, seismic attributes, acoustic impedance, well logs, seismic data, and artificial neural networks.



Faculty of Mining, Petroleum and Geophysics

**Estimation of porosity distribution using seismic attribute in one of the
Iranian south oil reservoir**

Fatemeh naeimi

Supervisors:

Dr.Ali Moradzadeh

Dr.Ali Nejatikalateh

Adviser:

Dr .Amin Roshandel kahoo

Eng. Jafar Naeimi

February,2012