



دانشگاه صنعتی شاهرود
دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک

رساله دکتری

ارائه روشی برای تخمین اشباع هیدروکربور مخازن کربناته به
کمک نشانگرهای لرزه‌ای و داده‌های چاه

اندیشه علی‌مرادی

استاد راهنما

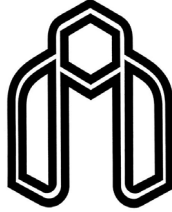
پروفسور علی مرادزاده

استاد مشاور

دکتر محمدرضا بختیاری

اسفند ۱۳۹۰





دانشگاه صنعتی شاهرود
دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک
گروه اکتشاف

ارائه روشی برای تخمین اشباع هیدروکربور مخازن کربناته به کمک نشانگرهای لرزه‌ای و داده‌های چاه

دانشجو: اندیشه علی‌مرادی

استاد راهنما

پروفسور علی مرادزاده

استاد مشاور

دکتر محمدرضا بختیاری

رساله دکتری جهت اخذ درجه دکتری

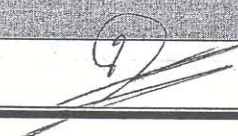

اسفند ۱۳۹۰


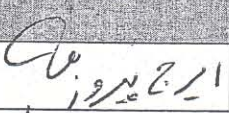



دانشگاه صنعتی شاهرود
دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک
گروه اکتشاف

رساله دکتری آقای اندیشه علی مرادی

تحت عنوان: ارائه روشی برای تخمین اشباع هیدروکربور مخازن کربناته به کمک نشانگرهای لوزه‌ای و داده‌های چاه

در تاریخ ۱۳۹۰/۱۲/۱۱ توسط کمیته تخصصی زیر جهت اخذ مدرک دکتری مورد ارزیابی و با درجه عالی مورد پذیرش قرار گرفت.

امضاء	اساتید مشاور	امضاء	اساتید راهنما
	محمد رضا بختیاری		علی مرادزاده

امضاء	نماینده تحصیلات تکمیلی	امضاء	اساتید داور
	رضا قوامی ربیعی		ایرج پیروز
			ابوالقاسم کامکار روحانی
			مجید نبی بیدهندی
			ایرج عبدالمهدی فرد



تقدیم به

پدر بزرگوار، مادر مهربان،

برادر دوست داشتنی و همسر عزیزم

که همیشه یاور و مشوق من بوده‌اند

تقدیر و تشکر

سپاس و ستایش خدای را که مرا مورد لطف و عنایتش قرار داد تا به کمک بزرگوارانی که به گونه‌های مختلف یاریم نمودند، این تحقیق را به انجام برسانم. از این رو ضمن تقدیر و تشکر از این عزیزان، توفیق روز افزون آنان را از ایزد یکتا خواستارم.

بدین وسیله از زحمات بی دریغ اساتید بزرگوار جناب آقای دکتر مرادزاده و جناب آقای دکتر بختیاری که با رهنمودهای ارزشمندشان مرا در انجام هر چه بهتر این رساله یاری فرمودند، صمیمانه تشکر و سپاسگزاری می‌نمایم.

همچنین از اساتید محترم جناب آقایان دکتر نبی بیدهدنی، دکتر عبدالهی فرد، دکتر پیروز و دکتر کامکار روحانی که زحمت داوری این پایان‌نامه را بر عهده داشتند کمال تشکر و قدردانی را دارم. از جناب آقایان دکتر دولتی و دکتر عطایی، رؤسای محترم پیشین و کنونی دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، و نیز جناب آقای دکتر عرب امیری مدیریت محترم گروه اکتشاف، به پاس راهنمایی‌های ارزشمندشان در طی دوران تحصیل صمیمانه سپاسگزارم.

در ضمن لازم می‌دانم که از راهنمایی‌های ارزنده جناب آقای دکتر سلیمانی منفرد، هیات علمی محترم دانشکده و همچنین کمک‌های بی دریغ آقایان مهندس محدث، مدیریت محترم اکتشاف شرکت ملی نفت ایران، مهندس خراسانی، رئیس محترم اداره ژئوفیزیک و مهندس ثابتی، رئیس محترم بخش پتروفیزیک این مدیریت در زمینه در اختیار قرار دادن داده‌ها و اطلاعات مورد نیاز، تقدیر و تشکر نمایم.

در پایان از کلیه دوستان و عزیزانی که مرا در انجام این پایان‌نامه یاری نموده‌اند، صمیمانه سپاسگزارم و برایشان آرزوی موفقیت دارم.

تعهد نامه

اینجانب اندیشه علی‌مرادی دانشجوی دوره دکتری رشته مهندسی اکتشاف معدن دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده رساله ارائه روشی برای تخمین اشباع هیدروکربور مخازن کربناته به کمک نشانگرهای لرزه‌ای و داده‌های چاه تحت راهنمایی دکتر مرادزاده متعهد می‌شوم

- تحقیقات در این رساله 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 رساله تاکنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ جا ارائه نشده است.
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه 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 رساله تأثیرگذار بوده‌اند در مقالات مستخرج از رساله رعایت می‌گردد.
- در کلیه مراحل انجام این رساله، در مواردی که از موجود زنده (یا بافتهای آنها) استفاده شده است ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است .
- در کلیه مراحل انجام این رساله، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری، ضوابط و اصول اخلاق انسانی رعایت شده است.

تاریخ ۱۳۹۰/۱۲/۱۱



مالکیت نتایج و حق نشر

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

چکیده

یکی از اهداف اصلی در توصیف مخازن نفت و گاز تعیین مقدار هیدروکربن موجود در سازند مخزن می‌باشد. پارامتری که می‌تواند مقدار این کمیت را مشخص کند، اشباع شدگی است. به منظور تعیین مقدار اشباع شدگی از هیدروکربن، روش‌های مختلفی شامل مطالعه مغزه‌ها و نگارهای چاه وجود دارند که همگی در عین دارا بودن دقت مناسب، بسیار پرهزینه و وقتگیر می‌باشند. به منظور رفع این مشکل، محققین به استفاده از داده‌های لرزه‌ای روی آورده‌اند. هدف از این رساله، بهبود روش‌های تخمین پارامتر اشباع شدگی از هیدروکربور در مخازن تیپ کربناته به کمک داده‌های لرزه‌نگاری سه بعدی می‌باشد. به این منظور از تئوری فیزیک سنگ گسمن استفاده شد و نتیجه گرفته شد که تئوری مذکور در سنگ‌های کربناته به علت در نظر نگرفتن تأثیر ابعاد حفرات (تأثیر کیفی حفرات) دارای دقت مناسبی نمی‌باشد. از این رو با استفاده از روش بهینه سازی الگوریتم ژنتیکی، معادله سرعت گسمن بهبود یافت.

سپس با استفاده از معادله بهبود یافته گسمن و انجام مدل‌سازی مستقیم با نرم افزار Seismic Unix، میدان انتخاب شده به صورت مصنوعی مورد مدل‌سازی قرار گرفته و با در نظر گرفتن مقادیر مختلف تخلخل و بعد حفرات ۸۱ مدل متفاوت ساخته شد. سپس با استفاده از یک الگوی برداشت لرزه-نگاری مشخص، خروجی لرزه‌ای هر مدل ایجاد گردید. داده‌های لرزه‌ای حاصل پس از انتقال به نرم افزار لرزه‌ای OpendTect مورد آنالیز نشانگرها قرار گرفتند و مشخص شد که از بین ۴۳ نشانگر آنالیز شده، دو

نشانگر فاز و فرکانس پوش وزنی دارای بیشترین ارتباط با تغییرات تخلخل و دو نشانگر دامنه لحظه‌ای و عدم تقارن دارای بیشترین ارتباط با تغییرات ابعاد حفرات می‌باشند.

در مرحله بعد، از نشانگرهای حاصل به منظور مدل‌سازی معکوس دو پارامتر تخلخل و ابعاد حفرات استفاده شد. به این منظور دو روش هوشمند شبکه‌های عصبی مصنوعی و ماشین برداری پشتیبان مورد آزمایش قرار گرفتند. نتایج بیانگر عملکرد خوب هر دو روش و در عین حال عملکرد بهتر ماشین برداری پشتیبان در تخمین دو پارامتر مذکور می‌باشند. همچنین کاربرد مدل‌های حاصل بر روی داده‌های واقعی میدان مورد مطالعه، نشان از عملکرد خوب روش ماشین برداری پشتیبان در تخمین مقادیر تخلخل و ابعاد حفرات دارد؛ به گونه‌ای که میزان جذر میانگین مربعات خطا برای داده‌های آزمون در تخمین تخلخل و بعد حفرات به ترتیب $0/04$ و $0/09$ حاصل گردید.

در نهایت از سه پارامتر تخلخل، بعد حفرات و سرعت موج به منظور پیش‌بینی مقادیر اشباع شدگی از آب سازند استفاده شد. کاربرد این مدل‌ها بر روی داده‌های واقعی میدان مورد مطالعه نیز بیانگر عملکرد مناسب هر دو مدل علی‌الخصوص مدل حاصل از روش ماشین برداری پشتیبان می‌باشد. این روش توانست با میزان همبستگی $0/8$ و خطای $0/06$ مقادیر پارامتر اشباع شدگی را برای داده‌های آزمون تخمین بزند.

لغات کلیدی: اشباع شدگی، تئوری فیزیک سنگ گسمن، الگوریتم ژنتیکی، نشانگر لرزه‌ای، شبکه عصبی

مصنوعی، ماشین برداری پشتیبان

لیست مقالات مستخرج از رساله

Alimoradi, A., Moradzadeh, A., Bakhtiari, M. R., (2011). Methods of Water Saturation Estimation – Historical Perspective, *Journal of Petroleum and Gas Engineering* (Academic Journals), 2 (3), 45-53.

Alimoradi, A., Moradzadeh, A., Bakhtiari, M. R., (2011). Modifying Gassmann Equation to Determine the Effect of Pores Sizes in Carbonate Reservoirs Characterization, *Petroleum Science* (Springer), Under Review.

Alimoradi, A., Moradzadeh, A., Bakhtiari, M. R., (2012). Reservoir Porosity Determination from 3D Seismic Data – Application of Two Machine Learning Techniques, *Journal of Seismic Exploration* (Geophysical Press), Submitted.

Alimoradi, A., Moradzadeh, A., Bakhtiari, M. R., (2012). The Use of Artificial Neural Networks and Support Vector Machines for Carbonate Pore Size Estimation from 3D Seismic Data, *Journal of Mining and Environment* (Shahrood University of Technology), Submitted.

Alimoradi, A., Moradzadeh, A., Bakhtiari, M. R., (2011). Optimizing Bulk Modulus as an Indicator for Pore Volumes - Case Study: An Iranian Carbonate Oil Field, *The First Iranian Virtual Conference on Underground Storage of Hydrocarbons*.

Alimoradi, A., Moradzadeh, A., Bakhtiari, M. R., (2011). Synthetic Forward Modeling of Carbonate Hydrocarbon Reservoirs Using Water Saturation Values – Case Study: One of the Iranian Carbonate Reservoirs, *The 3rd National Petroleum Engineering Congress*, Tehran, Iran, Submitted.

فهرست مطالب

<u>صفحه</u>	<u>عنوان</u>
الف.....	تقدیم
ب.....	تقدیر و تشکر
ج.....	اقرارنامه و واگذاری حقوق
د.....	چکیده
و.....	لیست مقالات مستخرج از رساله
ز.....	فهرست مطالب
ل.....	فهرست اشکال
ش.....	فهرست جداول
ذ.....	فهرست علائم و اختصارات
۱.....	فصل اول - مقدمه
۲.....	۱-۱- کلیات
۳.....	۲-۱- تاریخچه تعیین اشباع شدگی از آب سازند
۳.....	۱-۲-۱- رابطه آرچی
۴.....	۲-۲-۱- پلات هینگل
۴.....	۳-۲-۱- پلات پیکت
۶.....	۳-۱- سازندهای حاوی مقادیری شیل

۴-۱	کربنات‌ها و سنگ‌های غیر همگن.....	۶
۵-۱	مدل‌های بهبود یافته بر پایه فیزیک سنگ.....	۸
۱-۵-۱	مدل ۱.....	۸
۲-۵-۱	مدل ۲.....	۱۰
۶-۱	تعیین اشباع شدگی از آب سازند با کمک نشانگرهای لرزه‌ای.....	۱۱
۷-۱	ضرورت مطالعه.....	۲۱
۸-۱	سوالات اصلی تحقیق.....	۲۲
۹-۱	فرضیات تحقیق.....	۲۳
۱۰-۱	هدف مطالعه و روش تحقیق.....	۲۳
۱۱-۱	ساختار رساله.....	۲۴
فصل دوم - انتخاب میدان و بهینه سازی تئوری فیزیک سنگ گسمن.....		
۱-۲	مقدمه.....	۲۶
۲-۲	تئوری‌های فیزیک سنگ.....	۲۷
۱-۲-۲	تئوری بایوت.....	۲۸
۲-۲-۲	تئوری گسمن.....	۲۸
۱-۲-۲-۲	مدل سرعت برای معادله گسمن.....	۳۰
۲-۲-۲-۲	مدل سیال مؤثر.....	۳۲
۳-۲	انتخاب میدان و بررسی داده‌های موجود در آن.....	۳۳
۴-۲	کاربرد تئوری گسمن.....	۳۴

۴۱-۵-۲ استفاده از الگوریتم ژنتیکی به منظور تعیین ابعاد حفرات.....

۵۴ فصل سوم - مدلسازی مصنوعی.....

۵۵-۱-۳ مقدمه.....

۵۶-۲-۳ بررسی زمین‌شناسی مخزن مورد مطالعه.....

۵۹-۳-۳ ساختن مدل سرعت.....

۶۱-۱-۳-۳ مدلسازی سرعت برای زون مخزن با استفاده از معادله بهبود یافته گسمن.....

۶۵-۴-۳ مدلسازی مستقیم لرزه‌ای با استفاده از نرم افزار Seismic Unix.....

۷۳ فصل چهارم - استخراج نشانگرهای لرزه‌ای.....

۷۴-۱-۴ مقدمه.....

۷۵-۲-۴ تفکیک مدل‌های مصنوعی حاصل از مدلسازی مستقیم.....

۷۶-۳-۴ نرم افزار OpendTect.....

۷۷-۱-۳-۴ استخراج نشانگرها.....

فصل پنجم - مدل‌سازی معکوس پارامترهای پتروفیزیکی مخزن به کمک روش‌های

هوشمند.....

۸۹-۱-۵ مقدمه.....

۹۰-۲-۵ آنالیز حساسیت.....

۹۰-۱-۲-۵ آنالیز حساسیت برای مدل‌های تخلخل.....

۹۴-۲-۲-۵ آنالیز حساسیت برای مدل‌های ابعاد حفرات.....

- ۳-۵- مدل سازی معکوس تخلخل..... ۹۵
- ۴-۵- مدل سازی معکوس ابعاد حفرات..... ۱۰۱
- ۵-۵- کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی..... ۱۰۲
- ۱-۵-۵- جمع‌آوری و آماده سازی داده‌ها..... ۱۰۲
- ۲-۵-۵- تعیین نوع شبکه مورد استفاده و معماری آن..... ۱۰۴
- ۳-۵-۵- نحوه آموزش شبکه عصبی..... ۱۰۷
- ۴-۵-۵- روش ارزیابی شبکه عصبی..... ۱۰۸
- ۵-۵-۵- مدلسازی تخلخل با استفاده از شبکه BP..... ۱۰۸
- ۶-۵-۵- شبکه عصبی آموزش داده شده و نتایج آن..... ۱۱۱
- ۷-۵-۵- مدلسازی ابعاد حفرات با استفاده از شبکه BP..... ۱۱۴
- ۸-۵-۵- شبکه عصبی آموزش داده شده و نتایج آن..... ۱۱۷
- ۹-۵-۵- مدلسازی اشباع شدگی از آب مخزن با استفاده از شبکه BP..... ۱۲۰
- ۱۰-۵-۵- شبکه عصبی آموزش داده شده و نتایج آن..... ۱۲۲
- ۶-۵- ماشین‌های برداری پشتیبان..... ۱۲۵
- ۱-۶-۵- ماشین برداری پشتیبان برای رگرسیون خطی..... ۱۲۷
- ۱-۱-۶-۵- فرموله کردن SVR..... ۱۲۷
- ۲-۱-۶-۵- بهینه سازی کاربردی ماشین برداری رگرسیونگر (SVR)..... ۱۲۹
- ۲-۶-۵- سیستم‌های غیرخطی و ماشین برداری رگرسیونی..... ۱۲۹
- ۳-۶-۵- تخمین مقادیر تخلخل با کمک ماشین برداری رگرسیونی برای داده‌های مصنوعی..... ۱۳۱

مصنوعی.....	۱۳۶
داده‌های مصنوعی.....	۱۳۹
مدل‌سازی معکوس داده‌های چاه شماره ۲.....	۱۴۱
مدل‌سازی تخلخل در چاه شماره ۲.....	۱۴۶
مدل‌سازی ابعاد حفرات در چاه شماره ۲.....	۱۴۸
مدلسازی اشباع شدگی از آب سازند در چاه شماره ۲.....	۱۵۱
فصل ششم - نتیجه‌گیری و پیشنهادات.....	
جمع‌بندی و نتیجه‌گیری.....	۱۵۵
پیشنهادات.....	۱۶۰
پیوست‌ها.....	
پیوست الف - کدهای Seismic Unix.....	۱۶۳
پیوست ب - نشانگرهای لرزه‌ای.....	۱۷۷
پیوست ج - بخشی از داده‌های مصنوعی مربوط به مدل اشباع شدگی.....	۱۹۸
پیوست د - کلیاتی در مورد ماشین‌های برداری پشتیبان.....	۲۰۱
منابع.....	۲۱۹

فهرست اشکال

صفحه

عنوان

فصل اول

- شکل ۱-۱ پلات پیکت..... ۵
- شکل ۲-۱ زنجیر اکتشاف از اکتشاف مقدماتی (لرزه‌نگاری) تا تعیین خصوصیات مخزن (اشباع شدگی از آب سازند)..... ۱۱
- شکل ۳-۱ نقشه کانتوری میزان اشباع شدگی از نفت سازند..... ۱۳
- شکل ۴-۱ همبستگی بین مقادیر تخمین زده شده اشباع شدگی از آب با مقادیر واقعی حاصل از چاه‌ها در زون L..... ۱۴
- شکل ۵-۱ همبستگی بین مقادیر تخمین زده شده اشباع شدگی از آب با مقادیر واقعی حاصل از چاه‌ها در زون K..... ۱۵
- شکل ۶-۱ مدل فیزیکی ایجاد شده توسط مو و کائو..... ۱۶
- شکل ۷-۱ ارتباط بین دامنه موج P بازتاب شده از سطح بالایی لایه ماسه سنگی و میزان اشباع شدگی از سیالات مختلف..... ۱۶
- شکل ۸-۱ ارتباط بین ضریب جذب موج P در لایه ماسه سنگی و میزان اشباع شدگی از سیالات مختلف..... ۱۷
- شکل ۹-۱ پروفیل لرزه‌نگاری مخزن. زون h8 حاوی گاز می‌باشد..... ۱۸
- شکل ۱۰-۱ بخشی که مشخص شده است، حاوی نقاط تیره رنگ می‌باشد که بیانگر ضریب جذب بالا می‌باشند. با توجه به شکل ۸-۱ ضریب جذب بالا نشانگر حضور نفت و یا گاز است..... ۱۹

شکل ۱-۱۱ مقادیر سرعت موج P و S در نمونه‌های خشک، اشباع شده از آب و اشباع شده از گاز.....۱۹
شکل ۱-۱۲ همبستگی بین مقادیر چهار نشانگر زمان، فیلتر فرکانس، فرکانس متوسط و فرکانس غالب و مقادیر اشباع شدگی از آب.....۲۱

فصل دوم

شکل ۲-۱-۱ مقادیر تخلخل، دانسیته و اشباع شدگی از آب در طول ستون نفت در زون سروک و در چاه شماره ۲.....۳۵
شکل ۲-۲-۲ تغییرات سرعت در طول ستون نفت در زون سروک در چاه شماره ۲.....۳۶
شکل ۲-۳-۲ مدول حجمی نفت به عنوان تابعی از دما، فشار و ترکیب.....۳۸
شکل ۲-۴-۲ مدول حجمی آب شور به عنوان تابعی از دما، فشار و میزان شوری.....۳۸
شکل ۲-۵-۲ چرخه عملکرد الگوریتم ژنتیکی.....۴۴
شکل ۲-۶-۲ سیر تکاملی تابع برازندگی.....۴۵
شکل ۲-۷-۲ تغییرات تابع برازندگی برای هر توالی در فرایند بهینه سازی مقادیر K_{dry} و μ۴۷

فصل سوم

شکل ۳-۱-۱ مدل ساده زمین شناسی ساخته شده توسط نرم افزار Seismic Unix.....۶۶
شکل ۳-۲-۲ مدل زمین شناسی حاوی یک لایه نفوذی با سرعت بالا ساخته شده توسط نرم افزار Seismic Unix.....۶۶
شکل ۳-۳-۳ مدل زمین شناسی حاوی diffractor ساخته شده توسط نرم افزار Seismic Unix.....۶۷
شکل ۳-۴-۳ مدل زمین شناسی ۱۰۱ ساخته شده توسط نرم افزار Seismic Unix.....۶۸
شکل ۳-۵-۳ مقطع مدل سرعت قبل از پردازش.....۶۹

- شکل ۳-۶- دست چپین کردن سرعت‌ها در نقاط دارای بیشینه شباهت..... ۷۰
- شکل ۳-۷- نتیجه تصحیح برونراند نرمال برای CMP شماره ۱۰۲..... ۷۰
- شکل ۳-۸- مقطع بر انبارش شده مدل ۱۰۱..... ۷۱

فصل چهارم

- شکل ۴-۱- خروجی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱ در نرم افزار OpendTect..... ۷۷
- شکل ۴-۲- مقطع نشانگر دامنه لحظه‌ای مربوط به مقطع لرزه‌ای ۱۰۱..... ۷۸
- شکل ۴-۳- مقطع نشانگر فاز لحظه‌ای مربوط به مقطع لرزه‌ای ۱۰۱..... ۷۹
- شکل ۴-۴- مقطع نشانگر فرکانس لحظه‌ای مربوط به مقطع لرزه‌ای ۱۰۱..... ۸۰
- شکل ۴-۵- مقطع نشانگر Hilbert مربوط به مقطع لرزه‌ای ۱۰۱..... ۸۰
- شکل ۴-۶- مقطع نشانگر مشتق اول دامنه مربوط به مقطع لرزه‌ای ۱۰۱..... ۸۱
- شکل ۴-۷- مقطع نشانگر مشتق دوم دامنه مربوط به مقطع لرزه‌ای ۱۰۱..... ۸۲
- شکل ۴-۸- مقطع نشانگر کسینوس فاز مربوط به مقطع لرزه‌ای ۱۰۱..... ۸۳
- شکل ۴-۹- مقطع فاز پوش وزنی مربوط به مقطع لرزه‌ای ۱۰۱..... ۸۳
- شکل ۴-۱۰- مقطع فرکانس پوش وزنی مربوط به مقطع لرزه‌ای ۱۰۱..... ۸۴
- شکل ۴-۱۱- مقطع شتاب فاز مربوط به مقطع لرزه‌ای ۱۰۱..... ۸۵
- شکل ۴-۱۲- مقطع شاخص لایه نازک مربوط به مقطع لرزه‌ای ۱۰۱..... ۸۵
- شکل ۴-۱۳- مقطع پهنای باند مربوط به مقطع لرزه‌ای ۱۰۱..... ۸۶
- شکل ۴-۱۴- مقطع فاکتور Q مربوط به مقطع لرزه‌ای ۱۰۱..... ۸۶

فصل پنجم

- شکل ۵-۱- مقادیر تخمین زده شده تخلخل برای دسته دوم با استفاده از رابطه ۵-۱ و مقادیر واقعی آن.....۹۶
- شکل ۵-۲- همبستگی بین مقادیر تخمین زده شده تخلخل برای دسته دوم (به دست آمده توسط رابطه ۵-۱) و مقادیر واقعی آن.....۹۷
- شکل ۵-۳- مقادیر تخمین زده شده تخلخل برای دسته دوم با استفاده از رابطه ۵-۱۰ و مقادیر واقعی آن.....۹۸
- شکل ۵-۴- همبستگی بین مقادیر تخمین زده شده تخلخل برای دسته دوم (به دست آمده توسط رابطه ۵-۱۰) و مقادیر واقعی آن.....۹۹
- شکل ۵-۵- مقادیر تخمین زده شده تخلخل برای دسته پنجم با استفاده از رابطه ۵-۱۹ و مقادیر واقعی آن.....۱۰۰
- شکل ۵-۶- همبستگی بین مقادیر تخمین زده شده تخلخل برای دسته پنجم (به دست آمده توسط رابطه ۵-۱۹) و مقادیر واقعی آن.....۱۰۰
- شکل ۵-۷- مراحل کار با شبکه عصبی.....۱۰۳
- شکل ۵-۸- معماری شبکه عصبی مورد استفاده.....۱۰۳
- شکل ۵-۹- روند اجرای شبکه BP.....۱۰۵
- شکل ۵-۱۰- ضریب رگرسیون داده‌های آموزش مربوط به پارامتر تخلخل.....۱۱۲
- شکل ۵-۱۱- نتایج حاصل از آموزش شبکه برای پارامتر تخلخل.....۱۱۳
- شکل ۵-۱۲- ضریب رگرسیون داده‌های آزمون مربوط به پارامتر تخلخل.....۱۱۳
- شکل ۵-۱۳- نتایج حاصل از آزمون شبکه برای پارامتر تخلخل.....۱۱۴

- شکل ۵-۱۴- ضریب رگرسیون داده‌های آموزش مربوط به پارامتر بعد حفرات.....۱۱۸
- شکل ۵-۱۵- نتایج حاصل از آموزش شبکه برای پارامتر بعد حفرات.....۱۱۸
- شکل ۵-۱۶- ضریب رگرسیون داده‌های آزمون مربوط به پارامتر بعد حفرات.....۱۱۹
- شکل ۵-۱۷- نتایج حاصل از آزمون شبکه برای پارامتر بعد حفرات.....۱۲۰
- شکل ۵-۱۸- ضریب رگرسیون داده‌های آموزش مربوط به پارامتر اشباع شدگی.....۱۲۳
- شکل ۵-۱۹- ضریب رگرسیون داده‌های آزمون مربوط به پارامتر اشباع شدگی.....۱۲۳
- شکل ۵-۲۰- مثالی از مدل رگرسیون در حالتی که پیچیدگی مدل، کنترل نشده است (خط چین) و در حالتی که پیچیدگی مدل در نظر گرفته شده است (خط پر).....۱۲۶
- شکل ۵-۲۱- نظریه اصلی حساسیت به مقدار ε . نمونه‌های خارج از حاشیه $\pm \varepsilon$ متغیرهای خطای غیر صفر (ξ) هستند که جهت مدل‌سازی دقیق‌تر استفاده می‌شوند.....۱۲۸
- شکل ۵-۲۲- مقادیر بهینه σ حاصل از روش تعیین اعتبار به وسیله خروج یکی از داده‌ها به منظور تخمین تخلخل.....۱۳۳
- شکل ۵-۲۳- مقادیر بهینه ε حاصل از روش تعیین اعتبار به وسیله خروج یکی از داده‌ها به منظور تخمین تخلخل.....۱۳۳
- شکل ۵-۲۴- دیاگرام ماشین برداری رگرسیونی برای پیش‌بینی تخلخل.....۱۳۴
- شکل ۵-۲۵- ضریب همبستگی ماشین برداری رگرسیونی برای داده‌های آموزش.....۱۳۵
- شکل ۵-۲۶- نتایج حاصل از آموزش ماشین برداری رگرسیونی.....۱۳۵
- شکل ۵-۲۷- ضریب همبستگی ماشین برداری رگرسیونی برای داده‌های آزمون.....۱۳۶
- شکل ۵-۲۸- نتایج حاصل از به کار گیری ماشین برداری رگرسیونی برای داده‌های آزمون.....۱۳۶
- شکل ۵-۲۹- دیاگرام ماشین برداری رگرسیونی برای پیش‌بینی ابعاد حفرات.....۱۳۷

- شکل ۵-۳۰- ضریب همبستگی حاصل از روش SVR برای داده‌های آموزش.....۱۳۸
- شکل ۵-۳۱- نتایج حاصل از آموزش ماشین برداری رگرسیونی.....۱۳۸
- شکل ۵-۳۲- ضریب همبستگی SVR برای داده‌های آزمون ابعاد حفرات.....۱۳۹
- شکل ۵-۳۳- نتایج حاصل از به کار گیری ماشین برداری رگرسیونی برای داده‌های آزمون ابعاد حفرات.....۱۳۹
- شکل ۵-۳۴- ضریب همبستگی SVR برای داده‌های آموزش جهت تخمین Sw.....۱۴۰
- شکل ۵-۳۵- ضریب همبستگی SVR برای داده‌های آزمون جهت تخمین Sw.....۱۴۱
- شکل ۵-۳۶- مقطع لرزه‌ای عبور کرده از دو چاه شماره ۱ و ۲.....۱۴۳
- شکل ۵-۳۷- معادله درجه ۷ عبور کرده از نقاط جدول ۵-۲۴.....۱۴۴
- شکل ۵-۳۸- ضریب همبستگی داده‌های آموزش برای مقادیر واقعی تخلخل در چاه شماره ۲ به کمک SVR.....۱۴۷
- شکل ۵-۳۹- نتایج حاصل از آموزش ماشین برداری رگرسیونی برای داده‌های واقعی تخلخل در چاه شماره ۲.....۱۴۸
- شکل ۵-۴۰- نتایج حاصل از به کار گیری ماشین برداری رگرسیونگر برای داده‌های واقعی آزمون تخلخل در چاه شماره ۲.....۱۴۸
- شکل ۵-۴۱- ضریب همبستگی داده‌های آموزش برای مقادیر واقعی ابعاد حفرات در چاه شماره ۲ به کمک روش SVR.....۱۵۰
- شکل ۵-۴۲- نتایج حاصل از آموزش ماشین برداری رگرسیونی برای داده‌های واقعی ابعاد حفرات در چاه شماره ۲.....۱۵۰

- شکل ۵-۴۳- نتایج حاصل از به کار گیری ماشین برداری رگرسیونی برای داده‌های واقعی آزمون ابعاد
حفرات در چاه شماره ۲..... ۱۵۱
- شکل ۵-۴۴- ضریب همبستگی داده‌های آزمون روش SVR برای مقادیر واقعی اشباع شدگی در چاه
شماره ۲..... ۱۵۳
- شکل ۵-۴۵- مقایسه نتایج حاصل از آموزش ماشین برداری رگرسیونی با داده‌های واقعی اشباع شدگی در
چاه شماره ۲..... ۱۵۳

پیوست ب

- شکل ب-۱- مقطع نشانگر انرژی مربوط به مقطع لرزه‌ای ۱۰۱..... ۱۷۸
- شکل ب-۲- مقطع نشانگر جزر انرژی مربوط به مقطع لرزه‌ای ۱۰۱..... ۱۷۹
- شکل ب-۳- مقطع نشانگر لگاریتم انرژی مربوط به مقطع لرزه‌ای ۱۰۱..... ۱۷۹
- شکل ب-۴- مقطع فیلتر شده توسط فیلتر Lowpass برای مقطع لرزه‌ای ۱۰۱..... ۱۸۰
- شکل ب-۵- مقطع فیلتر شده توسط فیلتر لاپلاس برای مقطع لرزه‌ای ۱۰۱..... ۱۸۱
- شکل ب-۶- مقطع فیلتر شده توسط فیلتر Prewitt برای مقطع لرزه‌ای ۱۰۱..... ۱۸۱
- شکل ب-۷- مقطع فیلتر شده توسط فیلتر فرکانس LowPass برای مقطع لرزه‌ای ۱۰۱..... ۱۸۲
- شکل ب-۸- مقطع فیلتر شده توسط فیلتر فرکانس HighPass برای مقطع لرزه‌ای ۱۰۱..... ۱۸۳
- شکل ب-۹- مقطع فیلتر شده توسط فیلتر فرکانس BandPass برای مقطع لرزه‌ای ۱۰۱..... ۱۸۳
- شکل ب-۱۰- مقطع فیلتر شده توسط فیلتر Velocity Fan برای مقطع لرزه‌ای ۱۰۱..... ۱۸۴
- شکل ب-۱۱- مقطع نشانگر فرکانس غالب استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱..... ۱۸۵
- شکل ب-۱۲- مقطع نشانگر فرکانس متوسط استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱..... ۱۸۵

- شکل ب-۱۳- مقطع نشانگر فرکانس میانه استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱.....۱۸۶
- شکل ب-۱۴- مقطع نشانگر متوسط مربع فرکانس استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱.....۱۸۷
- شکل ب-۱۵- مقطع نشانگر بیشینه دامنه طیف استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱.....۱۸۸
- شکل ب-۱۶- مقطع نشانگر سطح طیف جلوی فرکانس غالب برای مقطع لرزه‌ای ۱۰۱.....۱۸۸
- شکل ب-۱۷- مقطع نشانگر افت شیب فرکانس استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱.....۱۸۹
- شکل ب-۱۸- مقطع نشانگر فاکتور کیفیت جذب استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱.....۱۹۰
- شکل ب-۱۹- مقطع نشانگر تجزیه طیف استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱.....۱۹۰
- شکل ب-۲۰- مقطع نشانگر پیک حادثه استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱.....۱۹۱
- شکل ب-۲۱- مقطع نشانگر تندی حادثه استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱.....۱۹۲
- شکل ب-۲۲- مقطع نشانگر عدم تقارن استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱.....۱۹۳
- شکل ب-۲۳- مقطع نشانگر آماری میانگین استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱.....۱۹۴
- شکل ب-۲۴- مقطع نشانگر آماری میانه استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱.....۱۹۴
- شکل ب-۲۵- مقطع نشانگر آماری واریانس استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱.....۱۹۵
- شکل ب-۲۶- مقطع نشانگر آماری کمینه استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱.....۱۹۵
- شکل ب-۲۷- مقطع نشانگر آماری بیشینه استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱.....۱۹۶
- شکل ب-۲۸- مقطع نشانگر آماری مجموع استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱.....۱۹۶
- شکل ب-۲۹- مقطع نشانگر آماری معدل واریانس استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱.....۱۹۷
- شکل ب-۳۰- مقطع نشانگر آماری جذر میانگین مربعات استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱.....۱۹۷

پیوست د

- شکل د-۱- صفحه جداساز بهینه با حداکثر مقدار حاشیه..... ۲۰۲
- شکل د-۲- صفحه جداساز و حاشیه‌ها..... ۲۰۴
- شکل د-۳- محاسبه فاصله حاشیه‌ها..... ۲۰۵
- شکل د-۴- صفحه جداساز بهینه..... ۲۰۷
- شکل د-۵- سیستم‌های خطی جداناپذیر با میزان خطای ξ_i ۲۰۸
- شکل د-۶- داده های ورودی ارجاع داده شده به فضای بالاتر..... ۲۱۱
- شکل د-۷- تغییرات مقدار σ در مقابل تغییرات RMS..... ۲۱۴
- شکل د-۸- مدل غیر خطی ساده یک بعدی..... ۲۱۶
- شکل د-۹- ابر صفحه جداساز بهینه برای جداسازی سیستم غیر خطی..... ۲۱۷

فهرست جداول

صفحه

عنوان

فصل اول

- جدول ۱-۱- مقادیر زمان گذر موج صوتی در ماتریکس سنگ و X معادل آن..... ۹
- جدول ۲-۱- مقادیر متوسط اشباع شدگی از نفت در سه چاه حفر شده..... ۱۲

فصل دوم

- جدول ۱-۲- مقادیر K_0 و μ برای سنگ‌های آهکی..... ۳۷
- جدول ۲-۲- شش توالی مختلف ستون نفت در چاه شماره ۲ و بر اساس داده‌های VSP..... ۳۹
- جدول ۳-۲- مقادیر K_{fl} برای هر توالی در چاه شماره ۲..... ۳۹
- جدول ۴-۲- مقادیر K_0 ، K_{dry} و μ برای هر توالی در چاه شماره ۲..... ۴۰
- جدول ۵-۲- مقادیر سرعت برای هر حالت و در هر توالی با استفاده از معادله گسمن (V_G) و مقایسه آنها با مقادیر سرعت VSP..... ۴۱
- جدول ۶-۲- بهترین مقادیر K_{dry} ، μ و تابع برازندگی برای ۶ توالی در چاه شماره ۲..... ۴۶
- جدول ۷-۲- مقادیر خطای تخمین برای هر توالی..... ۴۸
- جدول ۸-۲- نتایج طبقه‌بندی دانهام برای ۶ توالی موجود در ستون نفت در چاه شماره ۲..... ۵۰
- جدول ۹-۲- مقادیر K_{dry} حاصل از الگوریتم ژنتیکی و رابطه گیرتسما..... ۵۰
- جدول ۱۰-۲- چهار توالی مختلف در چاه شماره ۱..... ۵۲
- جدول ۱۱-۲- نتایج طبقه‌بندی دانهام برای ۴ توالی موجود در ستون نفت در چاه شماره ۱..... ۵۲

فصل سوم

- جدول ۳-۱- مقادیر سرعت VSP برای هر یک از سازندهای مخزن مورد مطالعه..... ۶۰
- جدول ۳-۲- مقادیر سرعت بر اساس مقادیر مختلف α و ρ ۶۲
- جدول ۳-۳- مدل آماده شده ۱۰۱ برای نرم افزار Seismic Unix..... ۶۴

فصل چهارم

- جدول ۴-۱- تقسیم بندی مدل‌ها به ۹ دسته بر اساس تغییرات تخلخل..... ۷۵
- جدول ۴-۲- تقسیم بندی مدل‌ها به ۹ دسته بر اساس تغییرات ابعاد حفرات..... ۷۶

فصل پنجم

- جدول ۵-۱- نشانگرهای استخراج شده برای مدل ۱۰۱..... ۹۱
- جدول ۵-۲- مقادیر همبستگی بین تخلخل و ۵ نشانگر مرتبط با آن برای مدل‌های ۱۰۱ الی ۹۰۱..... ۹۲
- جدول ۵-۳- مقادیر همبستگی بین تخلخل و ۳ نشانگر مرتبط با آن برای مدل‌های ۱۰۲ الی ۹۰۲..... ۹۲
- جدول ۵-۴- مقادیر همبستگی بین تخلخل و ۲ نشانگر فاز و فرکانس پوش وزنی برای مدل‌های ۱۰۴ الی ۹۰۴..... ۹۳
- جدول ۵-۵- مقادیر همبستگی بین تخلخل و ۲ نشانگر فاز و فرکانس پوش وزنی برای مدل‌های ۱۰۵ الی ۹۰۵..... ۹۳
- جدول ۵-۶- مقادیر همبستگی بین تخلخل و ۲ نشانگر فاز و فرکانس پوش وزنی برای مدل‌های ۱۰۶ الی ۹۰۶..... ۹۳
- جدول ۵-۷- مقادیر همبستگی بین تخلخل و ۲ نشانگر فاز و فرکانس پوش وزنی برای مدل‌های ۱۰۷ الی ۹۰۷..... ۹۳

جدول ۵-۸- مقادیر همبستگی بین تخلخل و ۲ نشانگر فاز و فرکانس پوش وزنی برای مدل‌های ۱۰۸ الی ۹۰۸.....	۹۳
جدول ۵-۹- مقادیر همبستگی بین تخلخل و ۲ نشانگر فاز و فرکانس پوش وزنی برای مدل‌های ۱۰۹ الی ۹۰۹.....	۹۳
جدول ۵-۱۰- مقادیر همبستگی بین ابعاد حفرات و ۱۰ نشانگر مرتبط با آن برای مدل‌های ۱۰۱ الی ۱۰۹.....	۹۴
جدول ۵-۱۱- مقادیر همبستگی بین ابعاد حفرات و ۳ نشانگر مرتبط با آن برای مدل‌های ۲۰۱ الی ۲۰۹.....	۹۵
جدول ۵-۱۲- روش‌های آموزش شبکه عصبی.....	۱۰۷
جدول ۵-۱۳- مقادیر ورودی‌ها و خروجی شبکه.....	۱۰۹
جدول ۵-۱۴- مقادیر کمینه و بیشینه خطا برای الگوریتم آموزش Trainlm.....	۱۱۰
جدول ۵-۱۵- مشخصات شبکه طراحی شده.....	۱۱۱
جدول ۵-۱۶- مقادیر ورودی‌ها و خروجی شبکه.....	۱۱۶
جدول ۵-۱۷- مقادیر کمینه و بیشینه خطا برای الگوریتم آموزش Trainscg.....	۱۱۷
جدول ۵-۱۸- مشخصات شبکه طراحی شده.....	۱۱۷
جدول ۵-۱۹- مینیمم و ماکزیمم مقادیر خطا برای الگوریتم آموزش Trainscg در ۱۵ بار آموزش شبکه.....	۱۲۱
جدول ۵-۲۰- مشخصات شبکه طراحی شده.....	۱۲۲
جدول ۵-۲۱- کمینه و بیشینه مقادیر ضریب همبستگی و جذر میانگین مربعات خطا برای ۴ دسته داده-های آموزش و آزمون برای تخمین تخلخل.....	۱۳۴

- جدول ۵-۲۲- کمینه و بیشینه مقادیر ضریب همبستگی و جذر میانگین مربعات خطا برای ۶ دسته داده آموزش و آزمون.....۱۳۷
- جدول ۵-۲۳- مقادیر ضریب همبستگی و جذر میانگین مربعات خطا در تخمین مقادیر اشباع شدگی با کمک روش SVR.....۱۴۰
- جدول ۵-۲۴- اطلاعات مربوط به عمق و زمان سیر موج به دست آمده از برداشت‌های VSP در چاه شماره ۲.....۱۴۳
- جدول ۵-۲۵- داده‌های زمان - عمق حاصل از معادله شکل ۵-۳۷ برای چاه شماره ۲.....۱۴۴
- جدول ۵-۲۶- توالی‌های زمانی موجود در چاه شماره ۲ به همراه مقادیر پارامترهای مورد نیاز برای مدل-سازی هر توالی.....۱۴۵
- جدول ۵-۲۷- مقادیر α متناظر برای هر کلاس طبقه بندی دانه‌ها.....۱۴۶
- جدول ۵-۲۸- کمینه و بیشینه مقادیر ضریب همبستگی و جذر میانگین مربعات خطا برای ۳ دسته داده آموزش و آزمون جهت تخمین تخلخل.....۱۴۷
- جدول ۵-۲۹- کمینه و بیشینه مقادیر ضریب همبستگی و جذر میانگین مربعات خطا برای ۳ دسته داده آموزش و آزمون.....۱۴۹
- جدول ۵-۳۰- مقادیر ضریب همبستگی و جذر میانگین مربعات خطای روش SVR برای آزمون داده‌های واقعی به منظور تعیین مقادیر اشباع شدگی.....۱۵۱

پیوست د

- جدول د-۱- سه نوع از پر کاربرد ترین کرنل‌ها.....۲۱۳

فهرست علائم و اختصارات

S_h	اشباع شدگی از هیدروکربن
V_h	حجم هیدروکربن
V_v	حجم فضای خالی
S_w	اشباع شدگی از آب
R_w	مقاومت ویژه آب سازند
φ	تخلخل
R_t	مقاومت ویژه کل سازند
α	ضریب ثابت تابعی از جنس سنگ و پیچاپیچی مسیر حرکت سیال
m	ضریب سیمان شدگی سازند
n	توان اشباعی سازند
C_p	فشار موئینگی
H	ارتفاع مخزن
Δt_{ma}	زمان گذر موج صوتی در ماتریکس سنگ
K_{fr}	مدول حجمی پیکره سنگ
μ_{fr}	مدول برشی پیکره سنگ
K_0	مدول حجمی مواد تشکیل دهنده سنگ
K_{fl}	مدول حجمی سیال
ρ_0	دانسیته مواد تشکیل دهنده سنگ

ρ_{fl}	دانسیتة سیال
K_{dry}	مدول حجمی برای سنگ خشک
K_{sat}	مدول حجمی برای سنگ حاوی سیال حفره‌ای
K_0	مدول حجمی مواد تشکیل دهنده سنگ
K_{fl}	مدول حجمی سیال حفره‌ای
μ_{dry}	مدول برشی برای سنگ خشک
μ_{sat}	مدول برشی برای سنگ حاوی سیال حفره‌ای
ρ_{sat}	دانسیتة سنگ اشباع
V_{psat}	سرعت موج P در سنگ اشباع
V_{ssat}	سرعت موج S در سنگ اشباع
VSP	پروفیل لرزه‌نگاری قائم
BFFV	بهترین مقدار تابع برازندگی
T	پریود برداشت لرزه‌ای بر حسب ثانیه
f	فرکانس برداشت لرزه‌ای بر حسب هرتز
λ	طول موج بر حسب متر
VR	قابلیت تفکیک قائم
ANN	شبکه عصبی مصنوعی
SVM	ماشین برداری پشتیبان
SVR	ماشین برداری رگرسیونگر

فصل اول

مقدمه

۱-۱- کلیات

یکی از پارامترهای بسیار مهم و کاربردی در مخازن هیدروکربنی، پارامتر اشباع شدگی می-باشد. به طور کلی فرض بر این است که یک سنگ مخزن هیدروکربنی شامل دو بخش آب شور و هیدروکربن می‌باشد که بخش هیدروکربنی نیز خود می‌تواند شامل دو بخش حاوی نفت و گاز باشد. معمولاً فرض بر این است که تمامی حجم فضاهای خالی توسط آب و هیدروکربن پر شده است (Kamel & Mabrouk, 2002). از آنجایی که یکی از اهداف اصلی در توصیف مخازن نفت و گاز تعیین مقدار هیدروکربن موجود در مخزن می‌باشد، لذا پس از تعیین تخلخل سازند حاوی هیدروکربن و مشخص شدن میزان فضای خالی موجود در آن، علی‌الخصوص تخلخل مفید آن، مرحله بعدی تعیین میزان هیدروکربن موجود در این فضاهای خالی می‌باشد. پارامتری که می‌تواند مقدار این کمیت را مشخص کند، اشباع شدگی می‌باشد. اشباع شدگی از هیدروکربن عبارت است از نسبت حجمی فضاهای خالی که توسط هیدروکربن پر شده است و آنرا به صورت زیر بر حسب درصد نشان می‌دهند:

$$S_h = \frac{V_h}{V_v} \times 100 \quad (1-1)$$

که در این رابطه، V_h حجم هیدروکربن، V_v حجم فضای خالی و S_h نیز اشباع شدگی از هیدروکربن می‌باشد. از آنجایی که فضای خالی شامل آب و هیدروکربن می‌باشد، بنابراین می‌توان ابتدا مقدار

اشباع شدگی از آب (S_w) سازند را تعیین کرد، سپس با استفاده از رابطه زیر میزان اشباع شدگی از هیدروکربن را مشخص نمود.

$$S_h = 1 - S_w \quad (2-1)$$

۲-۱- تاریخچه تعیین اشباع شدگی از آب سازند

۱-۲-۱- رابطه آرچی

اولین بار آرچی در سال ۱۹۴۲ متوجه شد که با در دست داشتن مقادیر تخلخل و مقاومت ویژه الکتریکی واقعی سازند می توان مقدار اشباع شدگی از آب را برای یک سازند تمیز با استفاده از رابطه زیر به دست آورد (Lucia, 2007).

$$S_w = \left(\frac{\alpha \cdot R_w}{\phi^m \cdot R_t} \right)^{\frac{1}{n}} \quad (3-1)$$

که در آن S_w اشباع شدگی از آب سازند، R_w مقاومت ویژه آب سازند، ϕ تخلخل، R_t مقاومت ویژه کل سازند (تصحیح شده)، α ضریب ثابتی که تابعی از جنس سنگ و پیچاپیچی^۱ مسیر حرکت سیال است، m ضریب سیمان شدگی و n توان اشباعی سازند می باشند.

مشکل اصلی در کاربرد رابطه آرچی، تعیین مقدار R_w در شرایطی است که آزمایش تولید و نگار SP موجود نمی باشد که معمولاً نیز در میدان نفتی با این مسأله مواجه می باشیم. از طرفی اگر جنس خمیره سازند مشخص نباشد، مقدار تخلخلی که برای آن محاسبه می گردد، نیز چندان دقیق نخواهد بود. در نهایت عدم اطمینانی نیز می تواند در مورد توان های سیمان شدگی و اشباعی وجود داشته باشد.

برای رفع مشکلات ذکر شده در روش آرچی دو روش گرافیکی برای تعیین اشباع شدگی از آب سازند در شرایطی که R_w ثابت اما مشخص نمی‌باشد، توسعه یافته است.

۱-۲-۲- پلات هینگل^۲

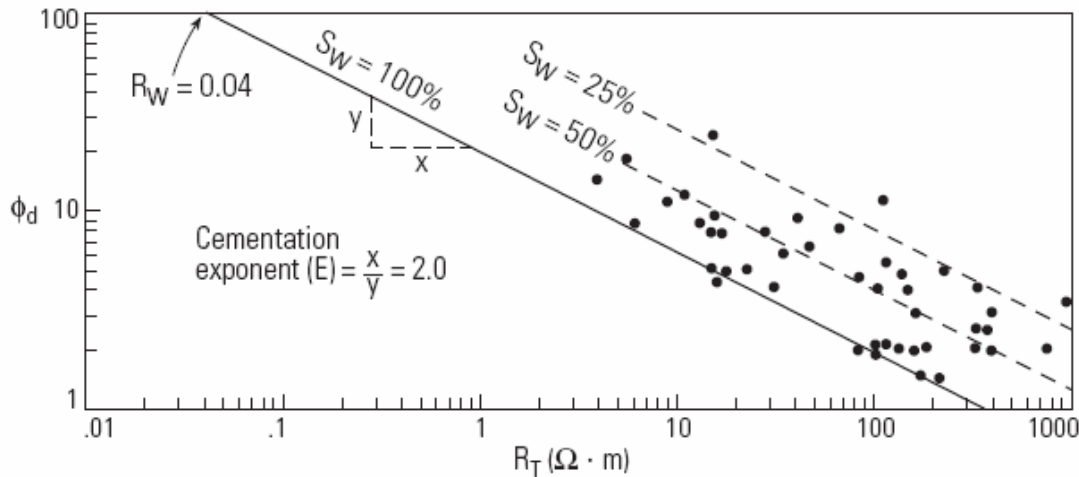
اولین روش گرافیکی برای بهبود رابطه آرچی در سال ۱۹۵۹ توسط هینگل بیان شد که تحت عنوان پلات هینگل نیز شناخته می‌شود. در این روش با فرض اینکه اندازه‌گیری تخلخل (زمان گذر موج در اندازه‌گیری‌های صوتی) وجود دارد، حتی اگر مقادیر ماتریکس سنگ نامعلوم باشد، می‌توان یک نمودار ایجاد نمود که تخلخل و اشباع شدگی از آب سازند را مستقیماً تعیین می‌کند (Ellis & Singer, 2007-2).

۱-۲-۳- پلات پیکت^۳

دومین روش گرافیکی مفید، در سال ۱۹۶۳ توسط پیکت ارائه شد (Ellis & Singer, 2007-2). در این روش نیز اطلاع داشتن از تخلخل ضروری می‌باشد. در این روش مقدار m می‌تواند مستقیماً در رسم پلات مربوط به آن درگیر باشد؛ به این صورت که پیکت با گرفتن لگاریتم از دو طرف رابطه ۱-۳ و انجام کمی تغییرات ریاضی به رابطه زیر رسید:

$$\log(\varphi) = -\frac{1}{m} \log(R_t) + \frac{1}{m} (\log(\alpha) + \log(R_w) - n \log(S_w)) \quad (4-1)$$

بنابراین با فرض اشباع شدگی ثابت آب، نمودار لگاریتمی تخلخل در مقابل R_t به صورت یک خط راست با شیب منفی در می‌آید که عکس منفی شیب آن برابر مقدار m (ثابت سیمان شدگی) می‌باشد (شکل ۱-۱).



شکل ۱-۱ پلات پیکت (Ellis & Singer, 2007-2)

اگرچه دو پلات هینگل و پیکت قادر به تخمین بهتر مقادیر اشباع شدگی از آب سازند نسبت به روش آرچی می‌باشند، ولیکن کاربرد آنها محدود به سازندهای تمیز می‌باشد؛ که دلیل آن یکسری فرضیاتی است که در رابطه آرچی و به تبع آن در معادلات مربوط به دو پلات هینگل و پیکت در نظر گرفته می‌شوند. لذا نمی‌توان از روش‌های مذکور مستقیماً در سازندهای همراه با ناخالصی‌های شیلی و یا غیر همگن استفاده نمود (Alimoradi et al., 2011). در سازندهای حاوی شیل، وجود شیل باعث ایجاد هدایت الکتریکی اضافی و در نتیجه ایجاد خطا در تعیین میزان اشباع شدگی از آب سازند می‌گردد (Dandekar, 2006). در سازندهای کربناته نیز وجود سیستم درز و ترک‌ها و حفرات باعث تغییر در هدایت الکتریکی سنگ‌ها و کاهش دقت روش آرچی می‌شود (Van Golf-Racht, 1982). دسته دیگری از سازندها که رابطه آرچی برای آنها صادق نیست، کربنات‌ها به صورت خاص و سنگ‌های حاوی حفرات غیر همگن به صورت عام می‌باشند که چالش متفاوتی را ایجاد می‌کنند. روش‌های مشخص و معتبری برای محاسبه اشباع شدگی از آب سازند در این دسته از سنگها معرفی نشده‌اند (Van Golf-Racht, 1982). حتی اگر روش درستی نیز ارائه شود، تعیین نسبت انواع حفرات (دسته بندی حفرات) برای این سنگ‌ها در مقابل تعیین حجم شیل برای ماسه سنگ‌های حاوی شیل بسیار دشوارتر می‌باشد. با توجه به مطالب گفته شده، ابتدا به بحث در مورد معادلات توسعه یافته برای ماسه سنگ‌های حاوی شیل و سپس کربنات‌ها پرداخته می‌شود.

۱-۳- سازندهای حاوی مقادیری شیل

تاکنون هیچ اتفاق نظری برای تعیین اشباع شدگی از آب سازند در سازندهای حاوی شیل وجود ندارد. چندین روش مختلف ارائه شده است که برخی از آنها بر پایه مشاهدات تجربی محلی بوده و اعتبار چندانی ندارند (Dandekar, 2006). بخش عمده مدل‌های رس پراکنده که دارای پایه علمی می‌باشند، بر اساس مفهوم ظرفیت تبادل کاتیونی^۴ در سطح کانی‌های رسی و بر پایه تعیین هدایت الکتریکی اضافی ناشی از شیل و حذف اثر شیل بنا شده‌اند (Patnode & Wyllie, 1950; Winsauer & McCardell, 1953; Wyllie & Southwick, 1954; Waxman & Smith, 1968; Poupon & Leveaux, 1971; Waxman & Thomas, 1972; Clavier et al, 1984; Worthington, 1985). اگرچه تمامی این مدل‌ها قادر به تشخیص تأثیر شیل و در نتیجه تخمین واقعی تری از مقادیر هدایت الکتریکی و اشباع شدگی از آب سازند می‌باشند ولیکن همگی آن‌ها حاوی پارامترهایی هستند که تعیین مقدار آنها نیاز به محاسبات بر روی داده‌های نگارها و مغزه‌ها دارد که فرایندی پرهزینه و وقتگیر می‌باشد.

۱-۴- کربنات‌ها و سنگ‌های غیر همگن

تعیین اشباع شدگی در کربنات‌ها اگر مشکل‌تر از سازندهای شیل‌دار نباشد، در همان حد است. دلیل آن هم دامنه وسیع توزیع نامنظم اندازه حفرات در این سنگ‌ها از ابعاد میکروسکوپی کوچکتر از ۱ میکرومتر تا حفرات با بعد ۱ سانتیمتر و از حفرات کروی شکل تا ترک‌ها می‌باشد (Ellis & Singer, 2007-1). کربنات‌ها همچنین ممکن است حاوی رس نیز باشند که در این صورت رفتار آنها می‌تواند از یکی از معادلات ماسه‌های حاوی شیل تبعیت کند.

از دیگر مشکلات موجود در کربنات‌ها این است که، بر خلاف شیل‌ها که برای محاسبه حجم آنها روش‌های مختلفی وجود دارد، در کربنات‌ها دسته‌بندی حفرات به راحتی صورت نمی‌گیرد. تنها

نگار تشدید مغناطیس هسته‌ای^۵ (NMR) می‌تواند تا حدی به تعیین اندازه حفرات بپردازد. حتی اگر حفرات به راحتی دسته بندی شوند، مشکل بعدی این است که هر دسته از حفرات، ضریب سیمان شدگی و توان اشباعی خاص خود را دارند که تعیین آنها نیز به راحتی صورت نمی‌گیرد. در ضمن در صورت مشخص بودن ضریب سیمان شدگی و توان اشباعی نیز باز مشخص کردن تأثیر آنها در هدایت الکتریکی کلی و اینکه به چه صورت باید آنها را با هم ترکیب نمود، امری مشکل می‌باشد. همگی این عوامل دست به دست هم می‌دهند تا تعیین اشباع شدگی از آب در سازندهای کربناته و غیر همگن به راحتی صورت نگیرد (Van Golf-Racht, 1982).

افراد کمی بر روی تأثیر ابعاد حفرات و توزیع آنها در ارزیابی اشباع شدگی از آب سازند در سازندهای کربناته کار کرده‌اند. یکی از مهمترین کارهای انجام شده، معادله ارائه شده توسط لوسیا می‌باشد (Lucia, 2007). او بر این اعتقاد است که اشباع شدگی از سیالات در مخازن کربناته وابسته به ابعاد حفرات و فشار موئینگی (به عنوان تابعی از ارتفاع مخزن^۶) می‌باشد:

$$C_p = H / 0.7888 \quad (5-1)$$

که در آن C_p فشار موئینگی و H ارتفاع مخزن می‌باشند.

برخی مدل‌ها برای مطالعه ارتباط بین ابعاد حفرات، اشباع شدگی از آب، فشار موئینگی، نفوذپذیری و تخلخل در این سازندها ارائه شده‌اند (Obeida et al, 2005; Alger et al, 1989). لوسیا نیز با توسعه یک مدل رگرسیون خطی چند متغیره، ارتباطی بین اشباع شدگی از آب به عنوان متغیر وابسته و فشار موئینگی و تخلخل به عنوان متغیرهای مستقل به صورت زیر به دست آورد (Lucia, 2007):

$$S_w = a \times H^b \times \varphi^c \quad (6-1)$$

که در آن S_w اشباع شدگی از آب سازند، H ارتفاع مخزن، ϕ تخلخل و a ، b و c ضرایب ثابتی هستند که تابعی از جنس سنگ و ابعاد دانه‌های تشکیل دهنده سنگ می‌باشند. مشکل مدل‌های مذکور نیز همانند مدل‌های مربوط به ماسه سنگ‌ها، نیاز آن‌ها به پارامترهایی همچون فشار موئینگی و پارامترهای مربوط به جنس سنگ است که تعیین آنها نیازمند محاسبات روی داده‌های نگارها و مغزه‌ها می‌باشد.

برای رفع مشکل وابستگی مدل‌های تعیین اشباع شدگی از آب سازند به محاسبات بر روی نگارها و مغزه‌ها، در سالیان اخیر تمرکز اکثر محققین بر روی ایجاد مدل‌های ساده‌تر فیزیکی سنگ و یا استفاده از داده‌های لرزه‌نگاری در تخمین اشباع شدگی از آب سازند بوده است.

۱-۵- مدلهای بهبود یافته بر پایه فیزیک سنگ^۷

۱-۵-۱- مدل ۱

در سال ۲۰۰۲ کامل و مبروک، برای تخمین اشباع شدگی از آب سازند با کمک نگارهای مقاومت ویژه و صوتی که در اغلب چاه‌های نفت و گاز وجود دارند، معادله‌ای را به دست آوردند (Kamel & Mabrouk, 2002). این معادله در اصل بر پایه تلفیق دو رابطه آرچی و ریگا^۸ می‌باشد. از آنجایی که تمامی روش‌ها به دنبال ارتباط بین اشباع شدگی از آب سازند و مقاومت ویژه الکتریکی، تخلخل و یا فاکتور سازند و حجم شیل می‌گردند، لذا آنها سعی به یافتن روشی کردند که در آن سرعت موج نیز دخیل شده باشد و در نهایت توانستند روشی برای تخمین اشباع شدگی از آب سازند از روی نگارهای ژئوفیزیکی علی‌الخصوص نگارهای مقاومت ویژه و سرعت در مخازن تمیز با ماتریکس مشخص ارائه دهند. معادله آنها به صورت زیر می‌باشد:

$$S_w = \frac{\alpha R_w}{\sqrt{\left[1 - \left(\frac{V_p \Delta t_{ma}}{10^6}\right)^{\frac{1}{X}}\right]^m} R_t} \quad (7-1)$$

چهار پارامتر α ، R_w ، m و R_t قبلاً معرفی شدند و در مورد به دست آوردن آنها توضیح داده شده است. در صورت مشخص بودن زمان گذر موج صوتی در ماتریکس سنگ (Δt_{ma}) ، X نیز با توجه به جدول زیر به دست می‌آید:

جدول ۱-۱ مقادیر زمان گذر موج صوتی در ماتریکس سنگ و X معادل آن (Raiga et al., 1988).

X	$\Delta t_{ma} (\mu s / ft)$	ماتریکس
۱/۶۰	۵۵/۵	سیلیس
۱/۷۶	۴۷/۶	کلسیت
۲/۰۰	۴۳/۵	دولومیت

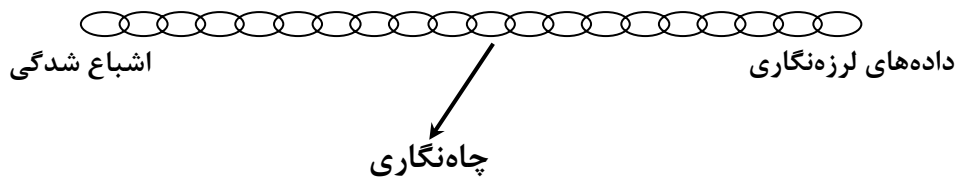
کاربرد معادله مذکور برای دو میدان ماسه سنگی تمیز و یک میدان ماسه سنگی حاوی شیل، نشان داد که اگرچه مزیت این روش عدم نیاز آن به تعیین تخلخل می‌باشد، ولیکن از طرفی جواب‌های معادله وقتی قابل قبول و قابل اعتماد می‌باشند که زمان گذر موج در سنگ بین ۴۰ و ۱۵۰ میکرو ثانیه بر فوت باشد. در زمان گذرهای بالاتر از ۱۵۰ میکرو ثانیه بر فوت، کاربرد این معادله شک برانگیز می‌گردد. از طرفی این روش در ماسه سنگ‌های حاوی شیل به خوبی جواب نمی‌دهد. در ضمن به دلیل اینکه در مدل ایجاد شده، هیچ یک از پارامترهای مؤثر در اشباع شدگی از آب در سازندهای کربناته (همچون اندازه حفرات)، دخالت داده نشده‌اند، لذا نمی‌توان از این مدل با دقت قابل قبولی در کربنات‌ها استفاده نمود.

۱-۵-۲- مدل ۲

حضور شیل در یک سازند متخلخل تراوا اگر به درستی در نظر گرفته نشود، باعث تخمین نادرست تخلخل حاصل از نگارهای نوترون، دانسیته و یا صوتی می‌گردد؛ در نتیجه میزان اشباع شدگی از آب سازند نیز تحت تأثیر قرار می‌گیرد. کامل و مبروک در سال ۲۰۰۳ معادله‌ای برای ارزیابی حجم شیل در توالی‌های رسوبی ماسه شیلی با استفاده از سه نگار استاندارد تخلخل (نوترون، دانسیته و صوتی) ارائه کردند (Kamel & Mabrouk, 2003).

مشکل معادله معرفی شده توسط کامل و مبروک این است که نگارهای دانسیته و نوترون، معمولاً توسط فاکتورهای مختلفی همچون اثرات چاه، ماتریکس، درجه حرارت و فشار، ضخامت کیک گل، میزان شوری سیال (گل حفاری) و وزن گل، تحت تأثیر قرار می‌گیرند. بنابراین تصحیحات مربوط به این فاکتورها، قبل از اندازه‌گیری حجم شیل بسیار ضروری می‌باشند.

اگر فرایند اکتشاف ذخایر نفت و گاز را از عملیات اکتشاف مقدماتی تا تعیین خصوصیات مخزن به صورت یک زنجیر همانند شکل ۱-۲ در نظر بگیریم، ابتدای این زنجیر داده‌های فاز مقدماتی اکتشاف به صورت عام و داده‌های لرزه‌نگاری به صورت خاص می‌باشد. انتهای زنجیر اکتشافی نیز که همان فاز تکمیلی اکتشاف است، توصیف مخزن به صورت عام و تعیین اشباع شدگی از آب مخزن به صورت خاص می‌باشد. اگر در وسط این زنجیر داده‌های فاز اکتشافی دیگر تحت عنوان داده‌های چاه-نگاری را اضافه کنیم، از آنچه تاکنون گفته شد، چنین می‌توان برداشت نمود که در فرایند تعیین اشباع شدگی از آب مخزن، در نیمه دوم این زنجیر یعنی از چاه‌نگاری تا تعیین اشباع شدگی، محققان تلاش‌های به سزایی انجام داده‌اند و به نتایج نسبتاً مطلوبی نیز رسیده‌اند که هر کدام دارای نقاط قوت و ضعف خودشان می‌باشند که شرح داده شد.



شکل ۱-۲ زنجیر اکتشاف از اکتشاف مقدماتی (لرزه‌نگاری) تا تعیین خصوصیات مخزن (اشباع شدگی از آب سازند)

همانگونه که می‌دانیم داده‌های چاه‌نگاری، داده‌های همیشه در دسترسی نمی‌باشند و برداشت آنها نیز پر هزینه است؛ به علاوه مقادیر اشباع شدگی از آب تعیین شده توسط داده‌های چاه‌نگاری حتی در صورت داشتن دقت خوب، به دلیل محدود بودن چاه‌ها متعلق به یک چاه بوده (یک بعدی و قائم) و به راحتی قابل تعمیم به کل منطقه نمی‌باشند. از طرفی داده‌های لرزه‌نگاری داده‌هایی در حجم زیاد می‌باشند که در اغلب میادین نفتی مهم نیز به صورت گسترده و سه بعدی در تمام میدان موجود هستند. در ضمن داده‌های لرزه‌نگاری در اوایل عملیات اکتشافی برداشت می‌گردند، لذا از ابتدای فرایند ارزیابی خصوصیات مخزن این داده‌ها در دسترس می‌باشند. بنابراین این سوال مطرح می‌شود که آیا می‌توان از داده‌ها و نشانگرهای لرزه‌ای^۹ استفاده نمود و به تعیین اشباع شدگی از آب سازند پرداخت؟ و اینکه کدام نشانگرهای لرزه‌ای می‌توانند ارتباط مستقیمی با اشباع شدگی از آب سازند داشته باشند؟ اگر بتوان چنین کاری انجام داد و به طور مستقیم و با دقت قابل قبول از داده‌های لرزه‌نگاری به اشباع شدگی از آب سازند رسید، قطعاً صرفه‌جویی بزرگی در وقت و هزینه عملیات اکتشافی صورت خواهد گرفت.

۱-۶- تعیین اشباع شدگی از آب سازند با کمک نشانگرهای لرزه‌ای

ابتدا باید دید چه نشانگرهایی بیشترین تأثیر را در تخمین اشباع شدگی از آب سازند دارند. احتمالاً نشانگرهای دامنه^{۱۰}، پوش لحظه‌ای^{۱۱} و امپدانس^{۱۲} که جزء نشانگرهای کمی هستند و قادر به

9- Seismic Attributes

10- Amplitude

11- Instantaneous Amplitude

12- Impedance

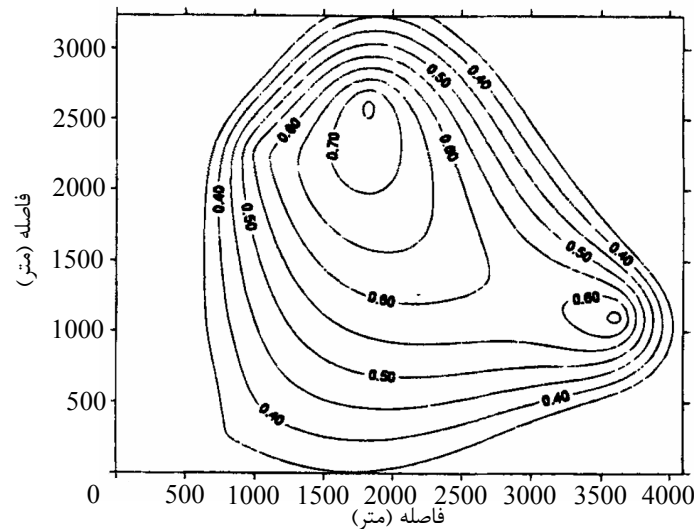
توصیف کمی مخزن می‌باشند، بتوانند در تخمین اشباع شدگی نیز مؤثر باشند (Van Riel, 2000; Varela, 2003; Li, et al, 2007; Zhou, et al, 2009). البته باید برای انجام تحقیق تمامی نشانگرهای ذکر شده به خوبی مورد بررسی قرار گرفته و مؤثرترین آنها انتخاب شوند.

پن و ما در سال ۱۹۹۷ تخمینی از اشباع شدگی از نفت در یک حوزه ماسه سنگی در کشور چین با کمک برداشت‌های لرزه‌نگاری انجام دادند (Pan & Ma, 1997). آنها اشاره‌ای به نشانگرهای لرزه‌ای مورد استفاده نکرده‌اند و از آنجایی که برداشت‌های لرزه‌نگاری سه بعدی دارای گسترش و پوشش وسیعی می‌باشند (بر عکس داده‌های چاه که صرفاً به صورت تک بعدی گسترش دارند)، لذا از داده‌های لرزه‌نگاری برای درون‌یابی مقادیر حاصل از آنالیز مغزه‌ها استفاده کرده‌اند. در حوزه مورد نظر در محل سه چاه حفر شده، مقادیر متوسط اشباع شدگی از نفت از روی مغزه‌های به دست آمده، تعیین شده‌اند. (مطابق جدول ۱-۲).

جدول ۱-۲ مقادیر متوسط اشباع شدگی از نفت در سه چاه حفر شده (Pan & Ma, 1997).

چاه	اشباع شدگی متوسط نفت
QW-1	0.33
QW-2	0.50
QW-3	0.65

پن و ما با استفاده از برداشت‌های لرزه‌نگاری سه بعدی صورت گرفته، به درون‌یابی مقادیر اشباع شدگی از نفت در بین چاه‌های مذکور پرداختند و نقشه کانتوری اشباع از نفت سازند را به صورت شکل ۱-۳ ارائه کردند.



شکل ۱-۳ نقشه کانتوری میزان اشباع شدگی از نفت سازند (Pan & Ma, 1997).

قطعاً بر این روش ایرادات فراوانی وارد می‌باشد؛ از جمله اینکه مقادیر اشباع شدگی در هر چاه به صورت میانگین در نظر گرفته شده؛ یعنی در محل هر چاه از مقادیر اشباع شدگی به دست آمده از روی مغزه‌های آن چاه میانگین گرفته شده و آن مقدار به عنوان اشباع شدگی برای چاه مورد نظر محسوب شده است. این امر خطای بالایی در تخمین مقدار واقعی اشباع شدگی ایجاد می‌کند. در ضمن به دلیل اینکه از درون‌یابی استفاده شده است و با توجه به کم بودن تعداد چاه‌ها، نمی‌توان تمامی تغییرات موجود در میزان اشباع شدگی را به خوبی تعیین کرد. ولی از آنجایی که احتمالاً این مطالعه جزء اولین تحقیقات در این زمینه است، لذا می‌تواند شروع خوبی برای بحث ارزیابی اشباع شدگی در سازند با کمک نشانگرهای لرزه‌ای باشد.

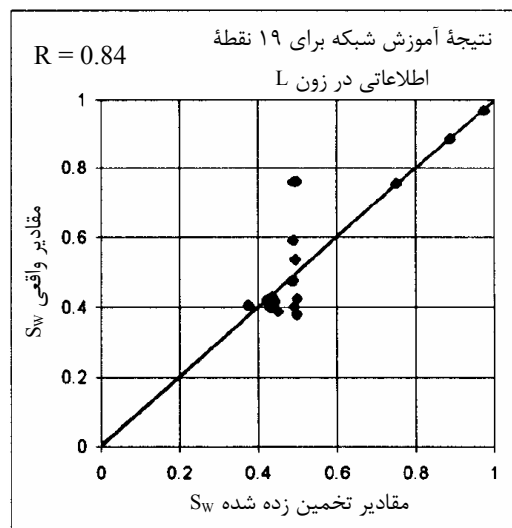
بالچ و همکاران در سال ۱۹۹۹ در یک مخزن ماسه سنگی در کشور مکزیک به تعیین اشباع شدگی از آب با استفاده از نشانگرهای لرزه‌ای و روش‌های هوشمند پرداختند (Balch et al, 1999). در مخزن مورد نظر دو زون مختلف حاوی هیدروکربن وجود دارد که تحت عنوان زون K و زون L می‌باشند. مقادیر اشباع شدگی از آب نیز در ۱۹ چاه حفر شده موجود هستند. لرزه‌نگاری سه بعدی در منطقه انجام شده و حدود ۸۰ نشانگر لرزه‌ای تعیین شده‌اند. با استفاده از روش طبقه‌بندی فازی، از

بین این نشانگرها، برای هر دو زون نشانگرهایی تعیین شدند که بیشترین ارتباط را با اشباع شدگی از آب داشتند. این نشانگرها عبارتند از:

برای زون K: ضریب بازتاب و فرکانس

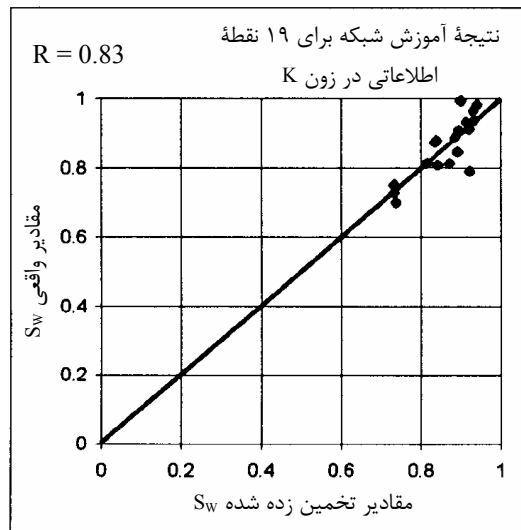
برای زون L: فاز لحظه‌ای^{۱۳}، دامنه و انرژی

با کمک شبکه عصبی مصنوعی از نوع پس انتشار خطا، داده‌های هر ۱۹ چاه آموزش یافته و همبستگی بالایی را بین مقادیر واقعی و تخمینی نشان داد (اشکال ۴-۱ و ۵-۱).



شکل ۴-۱ همبستگی بین مقادیر تخمین زده شده اشباع شدگی از آب با مقادیر واقعی حاصل از چاه‌ها در زون L (Balch et al, 1999)

هرچند مزیت این روش استفاده از نشانگرهای لرزه‌ای در تخمین اشباع شدگی از آب سازند می‌باشد، ولی از آنجایی که صرفاً نتایج مربوط به آموزش شبکه ارائه شده است و خروجی در مورد تست کردن شبکه برای داده‌هایی که در آموزش آن دخالت نداشته‌اند، در این مقاله ارائه نشده است، لذا نمی‌توان به صحت شبکه اعتماد کرد. از طرفی تعداد کم داده‌های آموزش (۱۹ داده) نیز اعتماد به شبکه را به شدت کاهش می‌دهد.

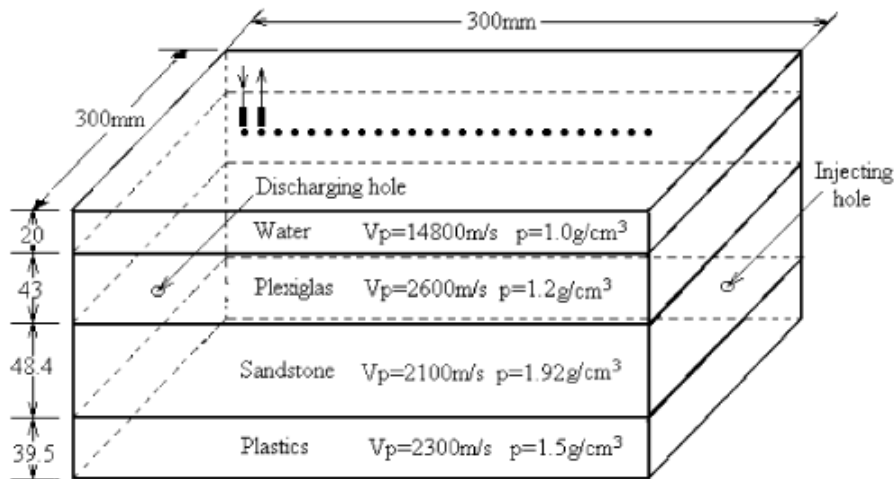


شکل ۱-۵ همبستگی بین مقادیر تخمین زده شده اشباع شدگی از آب با مقادیر واقعی حاصل از چاه‌ها در زون K (Balch et al, 1999)

بوادو (Boadu, 2001) به تعیین میزان اشباع شدگی از نفت در رسوبات ماسه‌ای غیر متراکم در مخزنی در ایالات متحده آمریکا با استفاده از سرعت موج لرزه‌ای و با کمک گرفتن از شبکه‌های عصبی مصنوعی در شرایط آزمایشگاهی پرداخت. او با آزمایش بر روی مغزه‌های حفاری به بررسی تغییرات سرعت موج P، سرعت موج S، و نسبت آنها با توجه به تغییرات دما و درجه اشباع شدگی پرداخت. نتایج نشان می‌دهد که نسبت V_p/V_s با افزایش دما برای تمام سطوح اشباع شدگی، افزایش می‌یابد. در مقادیر اشباع شدگی بیشتر از حالت بحرانی ($S_{oil} = 40\%$)، V_p با افزایش دما افزایش می‌یابد؛ در صورتیکه نسبت V_p/V_s کاهش می‌یابد. آموزش شبکه عصبی مصنوعی طراحی شده بیانگر این است که در صورتیکه از پارامترهای V_p ، V_s و V_p/V_s به طور همزمان به عنوان ورودی شبکه استفاده شود، جواب‌ها نسبت به حالتی که فقط V_p یا V_s استفاده شوند، بسیار بهتر خواهند بود. هرچند در این روش جواب‌ها در حالتی که شبکه سرعت موج فشاری، برشی و نسبت آنها را در نظر می‌گیرد، به واقعیت نزدیک هستند، اما عیب این روش این است که صرفاً به بررسی سه نشانگر سرعت و نسبت‌های آنها پرداخته و نشانگرهای دیگری را در نظر نمی‌گیرد. ضمناً این مدل برای ماسه سنگ‌ها و در شرایط کنترل شده حرارتی معتبر می‌باشد.

مو و کائو در سال ۲۰۰۴ یک مدل فیزیکی در مقیاس آزمایشگاهی برای یک سازند ماسه

سنگی همانند شکل ۶-۱ ایجاد کردند (Mu & Cao, 2004).



شکل ۶-۱ مدل فیزیکی ایجاد شده توسط مو و کائو (Mu & Cao, 2004).

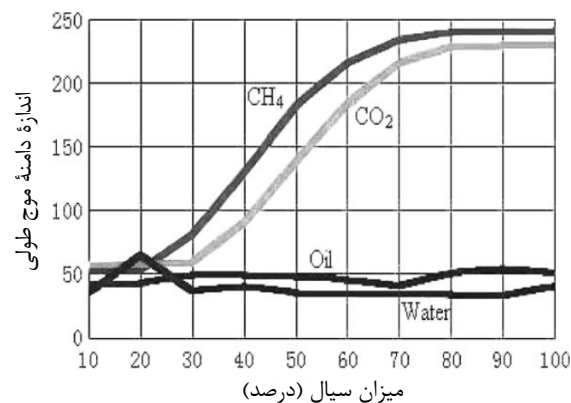
آنها با در نظر گرفتن دو چاه تزریق و تخلیه و ایزوله کردن مدل، لایه ماسه سنگی را به

ترتیب با آب، نفت، CO₂ و CH₄ از ۱۰ تا ۱۰۰ درصد اشباع کردند. در هر مرحله با ایجاد امواج اولترا

سونیک به شبیه‌سازی برداشت‌های لرزه‌ای پرداختند و توانستند تأثیر سیالات مورد نظر را مطالعه

کنند. شکل ۷-۱ بیانگر ارتباط بین دامنه موج P (موج طولی) برداشت شده از سطح بالایی لایه ماسه

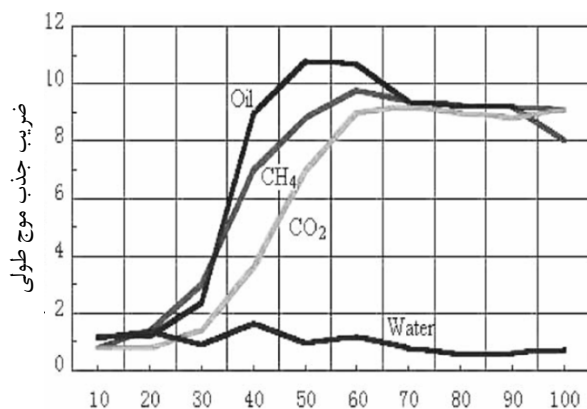
سنگی و میزان اشباع شدگی از سیالات مذکور می‌باشد.



شکل ۷-۱ ارتباط بین دامنه موج P بازتاب شده از سطح بالایی لایه ماسه سنگی و میزان اشباع شدگی از سیالات

مختلف (Mu & Cao, 2004).

همچنین ارتباط بین ضریب جذب موج P در لایه ماسه سنگی و میزان اشباع شدگی از سیالات مذکور نیز به صورت شکل ۸-۱ می‌باشد.

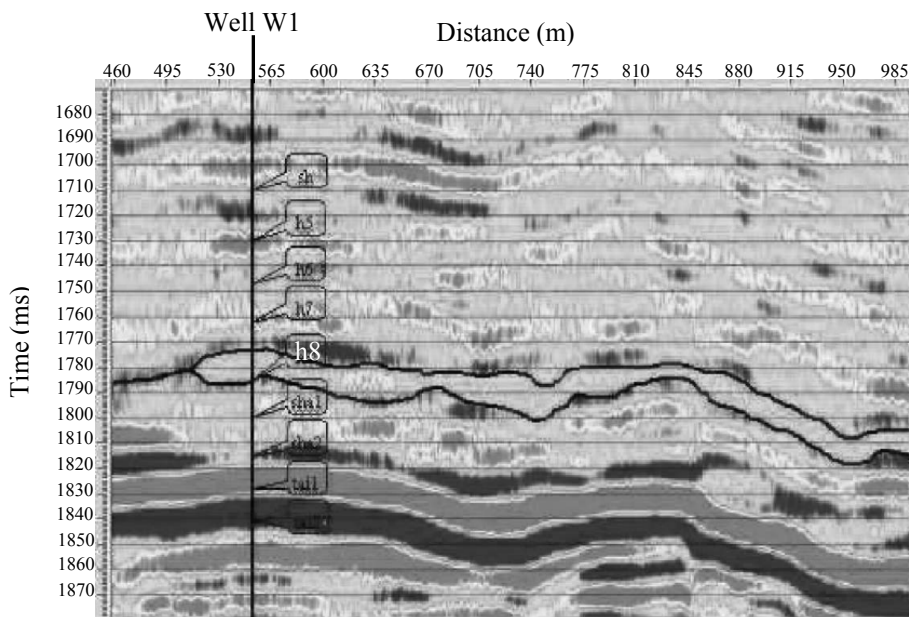


شکل ۸-۱ ارتباط بین ضریب جذب موج P در لایه ماسه سنگی و میزان اشباع شدگی از سیالات مختلف (Mu & Cao, 2004)

دو شکل ۸-۱ و ۷-۱ نشان می‌دهند که نوع سیالات و میزان اشباع شدگی سازند از آنها تأثیرات متفاوتی بر روی دو نشانگر دامنه موج و ضریب جذب موج می‌گذارند و می‌توان از همین تفاوت‌ها جهت تعیین نوع سیال و درجه اشباع شدگی از آن استفاده نمود. از همین رو مو و کائو با استفاده از روابط پتروفیزیک (تئوری بایوت^{۱۴} - که تعیین کننده مقادیر سرعت‌های موج طولی و عرضی در سنگ‌های اشباع بر اساس پارامترهای سنگ و سیال می‌باشد (Mavko et al, 1998)) و با کمک گرفتن از طیف دامنه بازتابی به ایجاد رابطه‌ای برای تعیین پروفیل ضریب جذب پرداختند. آنها برای بررسی قابلیت رابطه ایجاد شده، آنرا در یک میدان نفتی در کشور چین مورد استفاده قرار دادند و با دقت خوبی توانستند زون حاوی گاز را مطابق اشکال ۹-۱ و ۱۰-۱ تعیین کنند.

شکل ۹-۱ مقطع لرزه‌نگاری مخزن مورد نظر را برای یک پروفیل نشان می‌دهد. در این شکل منحنی مشکی رنگ (زون h8) زون مورد اکتشاف (زون حاوی گاز) می‌باشد.

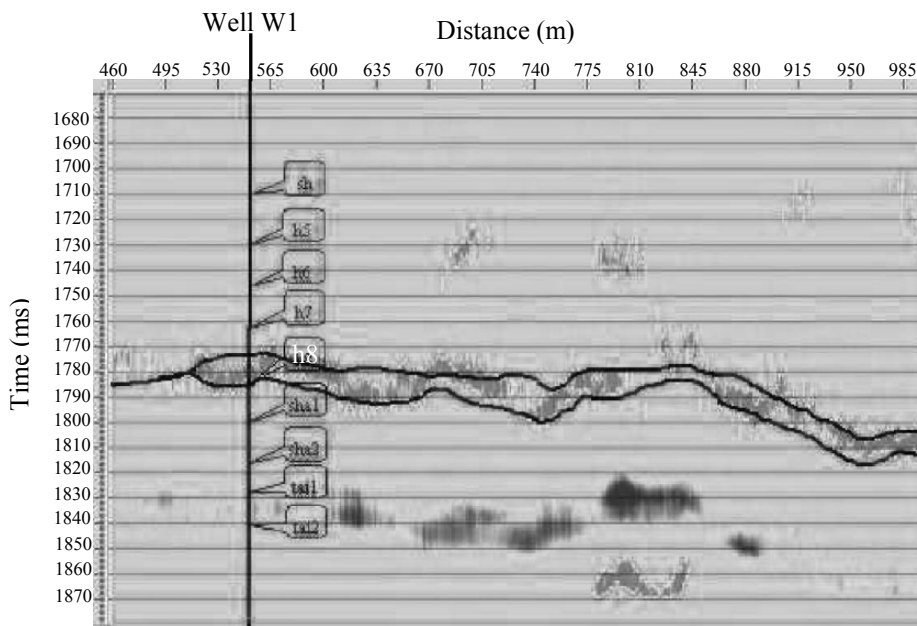
¹⁴- Biot Theory



شکل ۹-۱ پروفیل لرزه‌نگاری مخزن. زون h8 حاوی گاز می‌باشد (Mu & Cao, 2004).

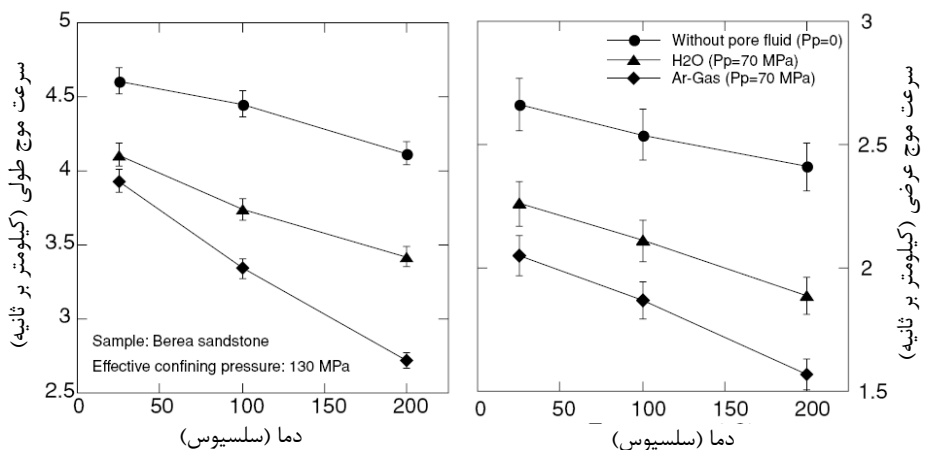
با به دست آوردن ضریب جذب موج طولی برای پروفیل مورد نظر، شکل ۱-۱۰ حاصل می‌شود. در این شکل که تحت عنوان مقطع ضریب جذب موج طولی می‌باشد، مناطق مشکی رنگ بیانگر زون‌های با ضریب جذب بالای موج طولی هستند. همانطور که در شکل مورد نظر نیز دیده می‌شود، روش مو و کائو به خوبی قادر به تعیین زون حاوی گاز می‌باشد. البته بخش‌هایی نیز در پائین شکل ۱-۱۰ (در زیر زون حاوی گاز) دیده می‌شوند که به رنگ تیره می‌باشند. حفاری‌های بعدی نشان دادند که این بخش‌ها مربوط به زون‌های حاوی ذغال هستند که به علت یکسان بودن خصوصیات جذب انرژی لرزه-ای در آنها با زون حاوی گاز، هر دو زون به یک رنگ دیده می‌شوند.

عیب مدل مو و کائو این است که تنها برای ماسه سنگ‌ها کاربرد دارد، از طرفی در رابطه ایجاد شده فقط از یک نشانگر لرزه‌ای (طیف دامنه بازتابی) استفاده شده است. در ضمن همانطور که در شکل ۱-۱۰ نیز دیده شد، روش مو و کائو قادر به تفکیک زون حاوی گاز از زون حاوی ذغال نمی‌باشد.



شکل ۱۰-۱ بخشی که مشخص شده است، حاوی نقاط تیره رنگ می‌باشد که بیانگر ضریب جذب بالا می‌باشند. با توجه به شکل ۸-۱ ضریب جذب بالا نشانگر حضور نفت و یا گاز است (Mu & Cao, 2004).

کیتامورا و همکاران در سال ۲۰۰۶ به بررسی تأثیر اشباع شدگی از آب و گاز بر روی سرعت موج فشاری و برشی در نمونه‌های ماسه سنگی و در شرایط آزمایشگاهی پرداختند (Kitamura et al, 2006). شرایط مرزی که آنها برای انجام آزمایش در نظر گرفتند، فشار و دما می‌باشد. در فشار محصور کننده ۱۳۰ مگا پاسکال، با تغییر درجه حرارت به بررسی تغییرات سرعت موج در نمونه‌ها پرداخته شد. نتایج به صورت شکل ۱۱-۱ می‌باشند.



شکل ۱۱-۱ مقادیر سرعت موج P و S در نمونه‌های خشک، اشباع شده از آب و اشباع شده از گاز (Kitamura et al, 2006).

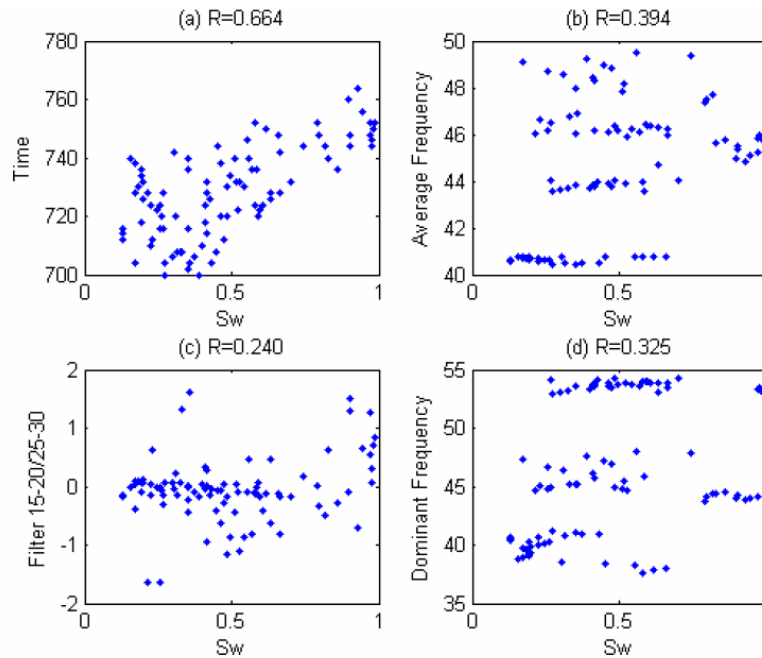
همانطور که از شکل مشخص است در یک دمای ثابت، نمونه خشک دارای بیشترین سرعت موج و نمونه اشباع از گاز دارای کمترین مقدار سرعت موج می‌باشد. نمونه اشباع از آب وضعیتی بین دو حالت دیگر را دارا است. در ضمن برای هر حالت اشباع شدگی، با افزایش دما، سرعت موج (چه فشاری و چه برشی) کاهش می‌یابد.

مزیت اصلی این بررسی مستقیم بودن آن می‌باشد. به این صورت که تمام نمونه‌ها به صورت مستقیم و تحت شرایط آزمایشگاهی مورد بررسی قرار گرفته‌اند و تأثیر اشباع شدگی بر روی سرعت موج به عنوان یک نشانگر لرزه‌ای مشخص شده است. ولیکن عیب این کار تحقیقاتی نیز این است که نیاز به در دست داشتن مغزه‌های حفاری و انجام آزمایش بر روی آنها می‌باشد که فرایندی وقتگیر و هزینه‌بر می‌باشد. در ضمن این روش تنها دو نشانگر سرعت را مورد بررسی قرار داده است و نشانگرهای لرزه‌ای دیگر در نظر گرفته نشده‌اند.

کدخدائی و همکاران در سال ۲۰۰۹ با مطالعه یکی از میادین نفتی ماسه سنگی در ایران، به کاربرد سیستم فازی کمیته‌ای جهت پیش‌بینی مقادیر اشباع شدگی از آب سازند پرداختند (Kadkhodaie-Ilkhchi et al, 2009). آنها چهار نشانگر زمان، فیلتر فرکانس، فرکانس متوسط و فرکانس غالب را مرتبط با مقادیر اشباع شدگی از آب در میدان مذکور تشخیص دادند. شکل ۱-۱۲ مقادیر ضرایب همبستگی این نشانگرها را با اشباع شدگی از آب نشان می‌دهد. همانطور که در این شکل دیده می‌شود، همبستگی چهار نشانگر مذکور و مقادیر اشباع شدگی پائین می‌باشد؛ بنابراین کدخدائی و همکاران با طراحی یک سیستم فازی کمیته‌ای و با ترکیب چهار نشانگر مذکور قابلیت تخمین اشباع شدگی را بهبود بخشیدند.

با توجه به پائین بودن مقادیر همبستگی چهار نشانگر انتخاب شده با پارامتر اشباع شدگی از آب سازند، به نظر نمی‌توان به نتایج چندان اعتماد کرد. همچنین به نظر می‌رسد که بررسی جامعی بر روی نشانگرها که منجر به انتخاب بهترین آنها شود، صورت نگرفته است. ضمناً این مطالعه بر روی

مخزن ماسه سنگی صورت گرفته که توزیع حفرات در این تیپ مخازن نسبت به مخازن کربناته بسیار همگن تر می باشد.



شکل ۱-۱۲ همبستگی بین مقادیر چهار نشانگر زمان، فیلتر فرکانس، فرکانس متوسط و فرکانس غالب و مقادیر اشباع شدگی از آب (Kadkhodaie-Ilkhchi et al, 2009)

۷-۱- ضرورت مطالعه

بررسی کارهای صورت گرفته نشان می دهد که همگی آنها دارای دو مشکل مشترک می باشند که عبارتند از:

۱- در تمامی مدل های ارائه شده صرفاً از چند نشانگر محدود استفاده شده است. از آنجایی که نشانگرهای متعددی می توانند در ارتباط با اشباع شدگی باشند، لذا باید تمامی آنها بررسی گردند.

۲- تمامی روش های ارائه شده صرفاً برای سازندهای ماسه سنگی بوده و ظاهراً تاکنون رابطه ای برای تعیین اشباع شدگی با کمک نشانگرهای لرزه ای در سازندهای کربناته پیشنهاد نشده

است. مدل‌های ارائه شده برای ماسه سنگ‌ها نیز ظاهراً در مورد ماسه سنگ‌های حاوی شیل به خوبی جوابگو نیستند.

با توجه به مطالب ذکر شده و از آنجایی که غالب مخازن موجود در ایران از نوع کربناته می‌باشند، چنین به نظر می‌رسد که لازم است مطالعه‌ای جامع بر اساس تمامی نشانگرهایی که احتمالاً می‌توانند با اشباع شدگی در ارتباط باشند صورت گیرد. بر این اساس می‌توان نشانگرهایی را که بیشترین تأثیر در تخمین مقادیر اشباع شدگی در این تیپ از مخازن دارا هستند، مورد ارزیابی قرار داده و مدلی که جامع‌تر از مدل‌های قبلی باشد، ایجاد کرد. بر همین اساس سوالات اصلی، فرضیات، هدف و ساختار تحقیق پیش رو به صورت زیر ارائه می‌گردند.

۸-۱- سوالات اصلی تحقیق

- ۱- از آنجایی که داده‌های لرزه‌نگاری، داده‌هایی در دسترس می‌باشند، آیا می‌توان از آنها برای پیش‌بینی طبیعت سیال و درجه اشباع شدگی از آن در سنگ مخزن استفاده نمود؟
- ۲- در صورت وجود اطلاعات لرزه‌نگاری سه بعدی، چه نشانگرهای لرزه‌ای وجود دارند که در ارتباط مؤثری با اشباع شدگی از آب سازند می‌باشند؟
- ۳- نشانگرهای مورد نظر را به چه صورت می‌توان از داده‌های لرزه‌ای استخراج نمود؟
- ۴- چه روش‌هایی قادر به ایجاد ارتباط بین نشانگرهای لرزه‌ای و میزان اشباع شدگی از آب سازند می‌باشند؟
- ۵- در صورت ایجاد ارتباط منطقی بین نشانگرهای لرزه‌ای و میزان اشباع شدگی از آب سازند، مدل مورد نظر تا چه حد قابل قبول و تعمیم است؟
- ۶- اعتبار مدل ایجاد شده را به چه صورت می‌توان کنترل نمود؟

۷- از آنجایی که توزیع سیال در داخل کربناتها بسیار پیچیده‌تر از ماسه‌سنگ‌ها می‌باشد و اغلب مخازن نفتی ایران نیز از نوع کربناته هستند، آیا می‌توان ارتباطی بین نشانگرهای لرزه‌ای و میزان اشباع شدگی در کربناتها ایجاد نمود؟

۱-۹- فرضیات تحقیق

اصلی‌ترین فرضیه‌ای که برای این تحقیق وجود دارد این است که برخی از نشانگرهای لرزه‌ای (همچون دامنه، پوش لحظه‌ای، امپدانس، همدوسی^{۱۵} و فرکانس لحظه‌ای^{۱۶}) وجود دارند که احتمالاً بتوانند ارتباطی با اشباع شدگی از آب سازند داشته باشند.

همچنین فرض می‌شود که تأثیر هر یک از این نشانگرها در تخمین اشباع شدگی از آب سازند متفاوت بوده و هر کدام وزن خاص خود را دارا هستند؛ احتمالاً روش‌های هوش مصنوعی قادر به تعیین دقیق نقش هر یک از این نشانگرها می‌باشند.

۱-۱۰- هدف مطالعه و روش تحقیق

با توجه به مطالب اشاره شده، سوالات مطرح شده و فرضیات، هدف اصلی در این مطالعه تعیین اشباع شدگی هیدروکربور مخازن کربناته به کمک نشانگرهای لرزه‌ای می‌باشد.

برای نیل به این هدف، ابتدا معادله سرعت گسمن به منظور تعیین ابعاد حفرات مورد بازبینی قرار گرفته و به کمک روش بهینه سازی الگوریتم ژنتیکی بهبود می‌یابد. سپس با انجام مدل‌سازی‌های پیشرو و تولید داده‌های لرزه‌نگاری مصنوعی، یکسری نشانگر لرزه‌ای با استفاده از نرم افزار OpendTect (dGB Earth Sciences, 2008) استخراج شده و ارتباط آنها با پارامترهای پتروفیزیکی تخلخل و ابعاد حفرات مورد بررسی قرار خواهد گرفت. در نهایت با بهره گیری از محاسبات هوشمند شبکه‌های عصبی مصنوعی و ماشین برداری پشتیبان، رابطه بین نشانگرهای لرزه‌ای مناسب و

15- Coherency

16- Instantaneous Frequency

پارامترهای پتروفیزیکی مذکور تعیین شده و با استفاده از داده‌های لرزه‌ای سه بعدی و اطلاعات چاه-های میدان مربوطه، مقادیر اشباع شدگی هیدروکربور مخزن نیز تخمین زده خواهند شد. در آخر نیز نتایج با داده‌های چاه‌های موجود در میدان، اعتبار سنجی می‌شوند.

۱-۱۱- ساختار رساله

به منظور انجام این مطالعه، در فصل دوم این پایان نامه با انتخاب یک میدان نفتی که در آن داده‌های لرزه‌نگاری سه بعدی و داده‌های چاه (اعم از نگارهای چاه و آنالیز مغزه‌ها) با کیفیت مناسب موجود باشند (بر اساس صلاحدید مدیریت اکتشاف شرکت ملی نفت ایران)، تئوری‌های فیزیک سنگ بایوت و گسمن که قادر به تعیین مقادیر سرعت امواج تراکمی و برشی در سنگ‌های اشباع بر اساس پارامترهای سیال و سنگ می‌باشند، مورد مطالعه و بر اساس اطلاعات مخزن انتخاب شده مورد بازبینی قرار خواهند گرفت.

در فصل سوم با استفاده از نتایج حاصل از فصل ۲، ابتدا با تعریف یک مدل مصنوعی (با در دست داشتن پارامترهای سنگ، سیال و میزان اشباع شدگی از آب) به تعیین بلوک سرعت پرداخته و سپس با استفاده از مدل‌سازی مستقیم^{۱۷} پاسخ لرزه‌ای مدل مورد نظر تعیین می‌شود. برای انجام مدل‌سازی مستقیم از نرم‌افزار Seismic Unix (Center for Wave Phenomena, 2008) استفاده خواهد شد.

پس از آن باید به مطالعه جامع‌تر نشانگرهای لرزه‌ای و تعیین آن دسته از نشانگرها پرداخت که ارتباط مؤثری با اشباع شدگی از آب سازند دارند. لذا در فصل چهارم با استفاده از نرم افزار OpendTect به استخراج ۴۳ نشانگر مختلف برای هر مدل مصنوعی و ارزیابی آنها به منظور تعیین مؤثرترین نشانگرها پرداخته می‌شود.

فصل پنجم مربوط به مدل‌سازی معکوس نشانگرهای لرزه‌ای حاصل از مرحله قبل می‌باشد. در این فصل، ابتدا بهترین روش مدل‌سازی معکوس که قادر به ایجاد ارتباطی منطقی بین نشانگرهای مذکور و مقادیر اشباع شدگی از آب سازند برای مدل‌های مصنوعی می‌باشد، تعیین شده و سپس با استفاده از داده‌های واقعی در مخزن مورد مطالعه، اصلاح و اعتبار سنجی می‌گردد.

در نهایت، در فصل ششم مطالب جمع‌بندی شده و ضمن نتیجه‌گیری‌های لازم، پیشنهادات نیز ارائه خواهند شد.

انتخاب میدان و بهینه سازی تئوری
فیزیک سنگ گسمن

۲-۱- مقدمه

همانطور که در فصل گذشته اشاره شد، یکی از مشکلات اصلی در فرایند مدل‌سازی کمی مخازن، توصیف مخازن کربناته می‌باشد. این نوع مخازن که به عنوان یکی از اصلی‌ترین مخازن نفت و گاز علی‌الخصوص در ایران محسوب می‌شوند، حاوی حفرات ناهمگن با توزیع نامشخص می‌باشند؛ که این امر همیشه چالشی در فرایند توصیف این قبیل مخازن ایجاد کرده است.

در این فصل ابتدا تئوریهای فیزیک سنگ بایوت و گسمن که قادر به ایجاد ارتباط بین مقادیر سرعت و پارامتر اشباع شدگی از آب در داخل سازند می‌باشند، مورد بررسی قرار می‌گیرند. سپس یکی از مخازن کربناته در جنوب ایران که حاوی کلیه اطلاعات مورد نظر جهت انجام این رساله می‌باشد، انتخاب می‌شود. بررسی مقادیر سرعت حاصل از نگارهای صوتی در مخزن مورد نظر بیانگر معکوس بودن تغییرات سرعت (کاهش آن با توجه به افزایش عمق) در این مخزن می‌باشد. در ادامه خواهیم دید که این معکوس بودن به تغییرات ابعاد حفرات نسبت داده خواهد شد. به منظور تعیین مقادیر دقیق مدول حجمی خشک سنگ به عنوان نشانگری از ابعاد حفرات، از الگوریتم ژنتیکی برای بهینه‌سازی تئوری گسمن استفاده می‌شود.

در ادامه به تفصیل به بررسی چگونگی این بهینه‌سازی و معرفی ضریبی برای دخالت دادن

تأثیر ابعاد حفرات در معادله گسمن پرداخته خواهد شد.

۲-۲- تئوری‌های فیزیک سنگ

۱-۲-۲- تئوری بایوت

بایوت در سال ۱۹۵۶ یکسری فرمول‌های تئوری برای پیش‌بینی سرعت‌های وابسته به فرکانس در سنگ‌های اشباع و بر اساس پارامترهای سنگ خشک به دست آورد (Biot, 1956). فرمول او برخی (ولی نه تمام) مکانیزم‌های موجود بین سیال و ماتریکس سنگ را شامل می‌شود. سرعت‌های مربوط به فرکانس بالا که با $V_{P\infty}$ و $V_{S\infty}$ نشان داده می‌شوند، طبق روابط بایوت به صورت زیر به دست می‌آیند:

$$V_{P\infty} = \left\{ \frac{\Delta \pm \left[\Delta^2 - 4(\rho_{11}\rho_{22} - \rho_{12}^2)(PR - Q^2) \right]^{1/2}}{2(\rho_{11}\rho_{22} - \rho_{12}^2)} \right\}^{1/2} \quad (1-2)$$

$$V_{S\infty} = \left(\frac{\mu_{fr}}{\rho - \phi\rho_{fl}a^{-1}} \right)^{1/2} \quad (2-2)$$

$$\Delta = P\rho_{22} + R\rho_{11} - 2Q\rho_{12} \quad (3-2)$$

$$P = \frac{(1-\phi)\left(1-\phi-\frac{K_{fr}}{K_0}\right)K_0 + \phi K_0 \frac{K_{fr}}{K_{fl}}}{1-\phi-\frac{K_{fr}}{K_0} + \phi \frac{K_0}{K_{fl}}} + \frac{4}{3}\mu_{fr} \quad (4-2)$$

$$Q = \frac{\left(1-\phi-\frac{K_{fr}}{K_0}\right)\phi K_0}{1-\phi-\frac{K_{fr}}{K_0} + \phi \frac{K_0}{K_{fl}}} \quad (5-2)$$

$$R = \frac{\phi^2 K_0}{1-\phi-\frac{K_{fr}}{K_0} + \phi \frac{K_0}{K_{fl}}} \quad (6-2)$$

$$\rho_{11} = (1-\phi)\rho_0 - (1-a)\phi\rho_{fl} \quad (7-2)$$

$$\rho_{22} = a\phi\rho_{fl} \quad (8-2)$$

$$\rho_{12} = (1 - a)\varphi\rho_{fl} \quad (9-2)$$

$$\rho = \rho_0(1 - \varphi) + \varphi\rho_{fl} \quad (10-2)$$

که در روابط ذکر شده

K_{fr} و μ_{fr} به ترتیب مدول‌های حجمی و برشی برای پیکره سنگ

K_0 مدول حجمی مواد تشکیل دهنده سنگ

K_{fl} مدول حجمی برای سیال

φ تخلخل

ρ_0 دانسیته مواد تشکیل دهنده

ρ_{fl} دانسیته سیال

و a پارامتر مربوط به پیچیدگی مسیر

می‌باشند.

ρ_{12} بیانگر جرم القاء شده توسط اینرسی ایجاد شده در اثر شتاب نسبی بین فاز جامد و سیال موجود

در حفرات می‌باشد. a که به نام فاکتور سازند نیز شناخته می‌شود، یک فاکتور هندسی کاملاً مستقل

از دانسیته جامد و سیال بوده و بریمن در سال ۱۹۸۱ رابطه‌ای برای به دست آوردن آن به صورت زیر

بیان نمود (Berryman, 1981).

$$a = 1 - r \left(1 - \frac{1}{\varphi} \right) \quad (11-2)$$

در رابطه مذکور r برای کره برابر $\frac{1}{2}$ بوده و برای مابقی اشکال بیضی‌گون بین ۰ و ۱ تغییر می‌کند.

بریمن همچنین اشاره کرده است که برای حفرات استوانه‌ای که محورشان موازی با گرادیان فشار

حفره‌ای باشد، a برابر با ۱ خواهد بود. استول بر این عقیده است که برای یک سیستم تصادفی از

حفرات با تمامی جهت گیری‌های ممکن برای حفرات، a برابر با ۳ در نظر گرفته می‌شود (Stoll, 1977)

سرعت‌های مربوط به فرکانس بالا به شدت وابسته به a می‌باشند. به طوریکه سرعت‌های موج P بالاتر مربوط به مقادیر پائین a هستند. در رابطه‌ی مربوط به سرعت موج P با توجه به وجود \pm دو مقدار برای این سرعت قابل محاسبه است. این دو مقدار متعلق به امواج "سریع" و "کند" می‌باشند. موج سریع همان موج حجمی فشاری می‌باشد و مربوط به زمانی است که حرکات سیال و جامد همفاز هستند. موج کند نیز در ارتباط با حرکات خارج از فاز سیال و جامد می‌باشد. بنابراین تئوری بایوت علاوه بر امواج P سریع و S، موج P کند و بسیار میرا شونده را نیز تعیین می‌نماید. موج P کند در تست‌های آزمایشگاهی قابل مشاهده می‌باشد.

فرضیات و محدودیت‌های تئوری بایوت

- سنگ باید ایزوتروپ باشد.
 - تمامی کانی‌های تشکیل دهنده سنگ باید مدول‌های حجمی و برشی یکسانی داشته باشند.
 - سنگ باید کاملاً اشباع باشد.
- از آنجایی که تئوری فیزیک سنگ بایوت به تعیین سرعت‌های وابسته به فرکانس بالا در سنگ‌های اشباع می‌پردازد و امواج با فرکانس بالا مختص آزمایشات اولتراسونیک هستند و در برداشت‌های لرزه-نگاری برجا، فرکانس امواج باید پائین باشند (به علت عمق نفوذ زیادی که مورد نظر می‌باشد) لذا تئوری بایوت در این نوع برداشت‌ها قابل استفاده نمی‌باشد. از این رو باید از تئوری دیگری بهره جست که قادر به تعیین سرعت امواج در محیط‌های اشباع در برداشت‌های لرزه‌نگاری برجا باشد.

۲-۲-۲- تئوری گسمن

یکی از معایب اصلی تئوری بایوت فرض صد در صد اشباع بودن سنگ توسط سیال موجود در آن می‌باشد. از آنجایی که هدف ما در این پایان نامه بررسی تأثیر تغییرات اشباع شدگی بر روی

نشانه‌های لرزه‌ای می‌باشد، لذا تئوری بایوت برای این منظور مناسب نیست. همچنین همانطور که در بخش قبل نیز گفته شد، از آنجایی که در بحث اکتشاف و توصیف مخازن هیدروکربوری هدف اکتشاف این مخازن در اعماق زیاد می‌باشد، لذا حیطة عمل داده‌های لرزه‌ای در این مورد مربوط به برداشت‌های با فرکانس پائین و در نتیجه عمق نفوذ بالا بوده و تئوری فیزیک سنگ گسمن در این زمینه بهتر عمل می‌کند.

معمولاً وقتی که سنگی تحت افزایش فشار قرار می‌گیرد (همانند هنگامی که موج لرزه‌ای از داخل آن عبور می‌کند)، افزایشی نیز در فشار حفره‌ای در سنگ مذکور ایجاد خواهد شد. این افزایش در فشار حفره‌ای باعث ایجاد مقاومت در مقابل فشردگی و بنابراین سخت شدن سنگ می‌شود. تئوری فرکانس پائین گسمن (Gassmann, 1951)، به تعیین افزایش ایجاد شده در مدول حجمی برای سنگ اشباع شده (K_{sat}) به صورت زیر می‌پردازد.

$$\frac{K_{sat}}{K_0 - K_{sat}} = \frac{K_{dry}}{K_0 - K_{dry}} + \frac{K_{fl}}{\varphi(K_0 - K_{fl})} \quad \text{و} \quad \mu_{sat} = \mu_{dry} \quad (۱۲-۲)$$

در این معادله

K_{dry} مدول حجمی برای سنگ خشک

K_{sat} مدول حجمی برای سنگ حاوی سیال حفره‌ای

K_0 مدول حجمی مواد تشکیل دهنده سنگ

K_{fl} مدول حجمی سیال حفره‌ای

φ تخلخل

μ_{dry} مدول برشی برای سنگ خشک

و μ_{sat} مدول برشی برای سنگ حاوی سیال حفره‌ای

می‌باشد.

معادله گسمن بر دو فرض همگن بودن مدول حجمی مواد تشکیل دهنده سنگ و ایزوتروپ بودن فضاهای خالی استوار می‌باشد، ولی از فرضیات هندسه حفرات آزاد می‌باشد (Mavko et al, 2009). مهمترین مورد درباره معادله گسمن این است که این معادله فقط برای برداشت‌های با فرکانس پائین معتبر است؛ که در این برداشت‌ها فشارهای حفره‌ای القاء شده در تمام فضاهای خالی متعادل می‌گردند (به این معنا که زمان کافی برای سیال موجود در حفرات به منظور جریان یافتن و حذف گرادیان‌های فشار حفره‌ای القاء شده وجود دارد). لذا بهترین شرایط برای اعمال معادله گسمن در برداشت‌های لرزه‌ای با فرکانس بسیار پائین ($< 70 \text{ Hz}$) بوده و با افزایش فرکانس برداشت، همانند داده‌های صوتی ($\approx 10^4 \text{ Hz}$) و برداشت‌های آزمایشگاهی اولتراسونیک ($\approx 10^6 \text{ Hz}$) عملکرد این معادله کاهش می‌یابد.

۲-۲-۱-۲ مدل سرعت برای معادله گسمن

در سال ۱۹۹۱ مدل سرعتی بر مبنای معادله گسمن به صورت زیر ارائه شد (Murphy et al, 1991):

$$\rho_{sat} V_{psat}^2 = K_p + K_{dry} + \frac{4}{3} \mu \quad (۱۳-۲)$$

$$\rho_{sat} V_{ssat}^2 = \mu \quad (۱۴-۲)$$

$$K_p = \frac{\left(1 - \frac{K_{dry}}{K_0}\right)^2}{\frac{\varphi}{K_f} + \frac{1-\varphi}{K_0} - \frac{K_{dry}}{K_0^2}} \quad (۱۵-۲)$$

که در آن

ρ_{sat} دانسیته سنگ اشباع

V_{psat} سرعت موج P در سنگ اشباع

V_{ssat} سرعت موج S در سنگ اشباع

K_{dry} مدول حجمی سنگ خشک

و $\mu = \mu_{dry} = \mu_{sat}$ مدول برشی سنگ می‌باشد.

بنابراین با استفاده از معادله ارائه شده توسط مورفی و همکاران به راحتی می‌توان مقادیر اشباع شدگی را به سرعت امواج P و S معادل آنها تبدیل نمود. تنها مشکل معادله مذکور این است که همانند تئوری بایوت در آن فرض می‌شود سنگ مورد نظر کاملاً اشباع توسط یک سیال مشخص می‌باشد. لذا اگر سنگ مورد نظر توسط چند سیال با درجات اشباع شدگی متفاوت اشباع شده باشد (همانند آنچه در مخازن هیدروکربوری وجود دارد)، معادله مذکور قابل کاربرد نمی‌باشد. برای حل این مشکل باید از مدل سیال مؤثر^۱ بهره جست.

۲-۲-۲-۲-۲ مدل سیال مؤثر

بهترین روش برای مدل‌سازی اشباع چند سیاله (گاز/ آب/ نفت)، تبدیل مجموع فازها به یک فاز سیال مؤثر در معادله می‌باشد. وقتی که سنگی تحت تنش حاصل از یک موج عبوری قرار می‌گیرد، معمولاً حفرات از نظر الاستیک بیش از دانه‌های جامد تحت فشار قرار می‌گیرند. این فشار در حفرات باعث القاء فشار بر سیال موجود در آنها می‌گردد و سیال در مقابل فشار اعمال شده از خود مقاومت نشان می‌دهد. بنابراین سیالات با مدول حجمی بزرگتر موجب ایجاد سختی بیشتر در سنگ می‌گردند. برای فاز تک سیاله این تأثیر به خوبی قابل بیان توسط معادله گسمن می‌باشد.

اگر سنگ حاوی چندین فاز مختلف سیال با مدول‌های حجمی متفاوت برای سیالات مورد نظر باشد، بنابراین بر هر کدام از این سیالات یک فشار حفره‌ای متفاوت القاء خواهد شد. فشارهای حفره‌ای القاء شده می‌توانند با یکدیگر ترکیب شده و یک مقدار میانگین ایجاد نمایند. به این وضعیت

ایزو استرس^۲ گفته می‌شود و برای این وضعیت مدول حجمی مؤثر مخلوط سیالات به کمک روش متوسط گیری رئوس^۳ به خوبی بیان می‌گردد (علی‌مرادی و همکاران، ۱۳۹۰).

$$\frac{1}{K_{fl}} = \sum \frac{S_i}{K_i} \quad (۱۶-۲)$$

که در آن K_{fl} مدول حجمی مؤثر مخلوط سیالات، K_i مدول حجمی هر فاز سیال به صورت جداگانه و S_i بیانگر مقادیر اشباع شدگی هر فاز سیال می‌باشد.

از بررسی مطالب تا اینجا، چنین بر می‌آید که تئوری فیزیک سنگ گسمن می‌تواند به عنوان پلی ارتباطی بین مقادیر مختلف اشباع شدگی و سرعت‌های متناظر با آنها در برداشت‌های لرزه‌ای با فرکانس پائین و با حضور چند فاز مختلف از سیالات درون حفره‌ای مورد استفاده قرار گیرد. ولیکن قبل از وارد شدن به بحث چگونگی استفاده از معادله گسمن، ابتدا باید یک میدان نفتی مشخص انتخاب شود تا بررسی‌ها و مدل‌سازی‌های بر پایه تئوری گسمن بر اساس میدان مورد نظر انجام گیرند.

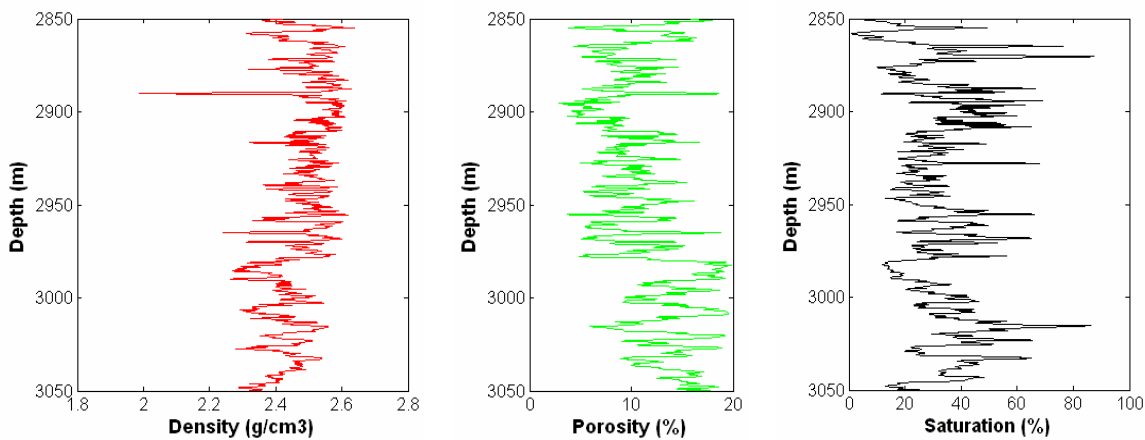
۲-۳- انتخاب میدان و بررسی داده‌های موجود در آن

انتخاب میدان بر اساس صلاحدید مدیریت اکتشاف شرکت ملی نفت ایران صورت گرفت. بر این اساس میدانی انتخاب شد که حاوی تمامی اطلاعات مورد نیاز جهت انجام این پایان نامه اعم از داده‌های لرزه‌نگاری سه بعدی و داده‌های چاه شامل نگارها و اطلاعات مغزه‌ها باشد. میدان انتخاب شده یکی از میادین کربناته در جنوب غرب ایران است. این میدان به صورت یک تاقدیس در امتداد شمال غرب - جنوب شرق می‌باشد. دو چاه در این میدان حفاری شده است. طبق اطلاعات به دست آمده از حفر چاه‌ها و آزمایشات به عمل آمده، در هر دو چاه در دو افق سروک (حدوداً ۲۸۰۰ متری) و فهلیان (حدوداً ۴۰۰۰ متری) زون حاوی هیدروکربور وجود دارد. از آنجایی که اطلاعات موجود در زون فهلیان نسبتاً ناقص می‌باشند، لذا صرفاً به بررسی زون سروک پرداخته خواهد شد.

2- Isostress

3- Reuss Average

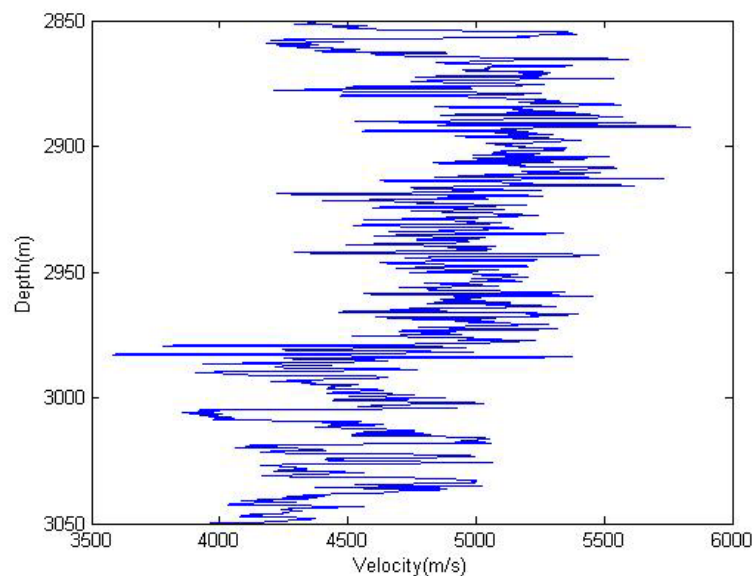
در چاه شماره ۱، زون سروک از عمق ۲۷۳۰ تا ۳۰۰۴ متری (۲۷۴ متر) حاوی هیدروکربور می‌باشد. طول این ستون نفت در چاه شماره ۲، ۲۰۲ متر بوده که از عمق ۲۸۴۸ تا ۳۰۵۰ متری گسترش دارد. بررسی‌های زمین شناسی نشان می‌دهند که ستون نفت در هر دو چاه از سنگ آهک خالص بدون شکستگی تشکیل شده است. در طول ستون نفت در هر دو چاه، مقادیر سرعت موج، تخلخل، دانسیته و اشباع شدگی از آب از روی نگارهای برداشت شده محاسبه شده‌اند. این مقادیر برای چاه شماره ۲ در اشکال ۱-۲ و ۲-۲ دیده می‌شوند.



شکل ۱-۲- مقادیر تخلخل، دانسیته و اشباع شدگی از آب در طول ستون نفت در زون سروک در چاه شماره ۲ (مدیریت اکتشاف شرکت ملی نفت ایران-۱، ۱۳۸۲)

معمولاً انتظار می‌رود که با افزایش عمق در یک مخزن به علت افزایش فشار لایه‌های بالاتر و در نتیجه کاهش تخلخل، مقدار سرعت نیز افزایش یابد. بررسی وضعیت تغییرات سرعت در چاه شماره ۲، بیانگر این موضوع می‌باشد که روند تغییرات سرعت یک روند معکوس بوده و با افزایش عمق مقادیر سرعت کاهش می‌یابند؛ به طوریکه سرعت ۵۰۰۰ متر بر ثانیه در بالای مخزن به حدود ۴۰۰۰ متر بر ثانیه در کف مخزن کاهش یافته است (شکل ۲-۲). از آنجایی که گزارشات زمین شناسی مربوط به چاه شماره ۲ بیانگر این موضوع هستند که تغییرات جنس سنگ‌ها در طول ستون نفت کاملاً ناچیز بوده و کل ستون نفت حاوی سنگ آهک خالص بدون وجود شکستگی می‌باشد (مدیریت اکتشاف شرکت ملی نفت ایران-۲، ۱۳۸۸)، بنابراین تنها عاملی که می‌تواند توجیه کننده این وارونگی سرعت

باشد، وجود حفرات و ابعاد متفاوت آنها در زون مخزن می‌باشد. پارامتری که می‌تواند بیانگر خصوصیات ابعاد حفرات باشد، مدول حجمی سنگ است. طبق تعریف مدول حجمی عبارت از نسبت فشار هیدرواستاتیک به کرنش حجمی ایجاد شده در اثر آن فشار می‌باشد (Mavko et al, 1998). بنابراین حفرات بزرگتر دارای مقادیر کوچکتری از مدول حجمی خواهند بود. از آنجایی که تئوری گسمن قادر به برقراری ارتباط بین ابعاد حفرات، سرعت و اشباع شدگی می‌باشد، لذا از این تئوری جهت بررسی بیشتر ستون نفت در مخزن مورد نظر استفاده می‌شود.



شکل ۲-۲- تغییرات سرعت در طول ستون نفت در زون سروک در چاه شماره ۲

۲-۴- کاربرد تئوری گسمن

با مراجعه به مدل سرعت معادله گسمن (روابط ۲-۱۳ و ۲-۱۵) مشخص است که برای تعیین مقادیر سرعت با کمک این رابطه، پارامترهای متعددی مورد نیاز می‌باشند. ρ و ϕ معمولاً با استفاده از برداشت‌های نگارهای چاه تعیین می‌گردند (شکل ۲-۱). از آنجایی که ستون نفت در مخزن مورد نظر شامل سنگ آهک خالص می‌باشد، مقادیر K_0 و μ می‌توانند با استفاده از ۵ کلاس تعریف شده توسط کاستاگنا برای سنگ‌های آهکی بر اساس جدول ۲-۱ تعیین گردند.

جدول ۱-۲- مقادیر K_0 و μ برای سنگ‌های آهکی (Castagna et al, 1993)

K_0 (GPa)	μ (GPa)
63.7	31.7
68.3	28.4
70.2	29
74.8	30.6
76.8	32

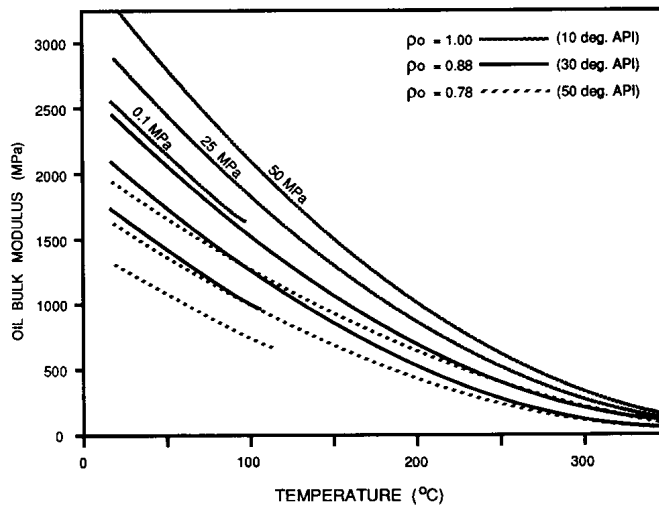
گیرتسما یک معادله تجربی برای تخمین مدول حجمی خشک سنگ به صورت زیر ارائه کرده است (Geertsma, 1961).

$$\frac{1}{k_{dry}} = \frac{1}{K_0}(1 + 50\phi) \quad (17-2)$$

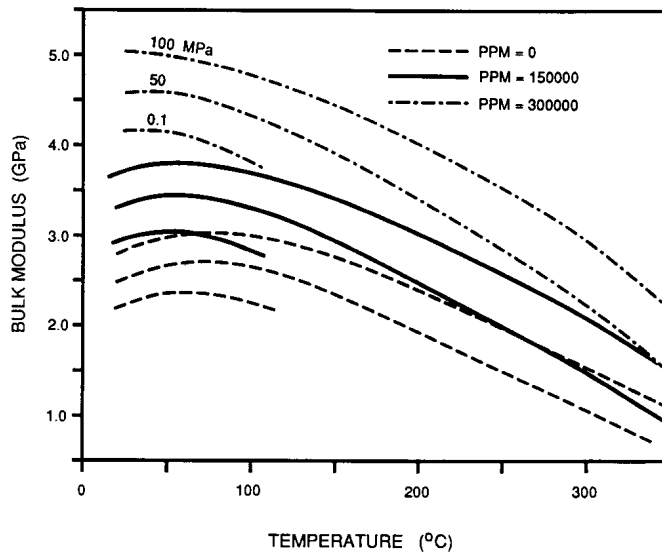
از این معادله برای ایجاد ارتباط بین مدول حجمی خشک سنگ و دو پارامتر تخلخل و مدول حجمی مواد تشکیل دهنده سنگ استفاده می‌شود. آخرین پارامتری که در معادله گسمن باید تعیین گردد، مدول حجمی سیال حفره‌ای (K_{fl}) می‌باشد. همانطور که قبلاً نیز اشاره شد، با استفاده از روش متوسط گیری رئوس (رابطه ۱۶-۲) امکان محاسبه مدول حجمی معادل برای فازهای متفاوت از سیال وجود دارد. گزارشات مخزن بیانگر این هستند که ستون نفت در زون سروک شامل دو فاز نفت و آب شور می‌باشد (مدیریت اکتشاف شرکت ملی نفت ایران-۳، ۱۳۸۲). از آنجایی که مقادیر اشباع از آب در چاه شماره ۲ موجود می‌باشند (شکل ۱-۲)، در نتیجه مقادیر اشباع از نفت نیز به راحتی قابل محاسبه از طریق رابطه زیر می‌باشند.

$$S_{oil} = 100 - S_{water} \quad (18-2)$$

در نهایت با استفاده از گراف‌های ارائه شده توسط بتزل و ونگ (اشکال ۳-۲ و ۴-۲) می‌توان مقادیر K_i در رابطه ۱۶-۲ را به دست آورد.



شکل ۲-۳- مدول حجمی نفت به عنوان تابعی از دما، فشار و ترکیب (Batzle & Wang, 1992)



شکل ۲-۴- مدول حجمی آب شور به عنوان تابعی از دما، فشار و میزان شوری (Batzle & Wang, 1992)

مقادیر دما، فشار، ترکیب نفت و میزان شوری آب بر اساس گزارشات مخزن در داخل چاه شماره ۲ و در طول ستون نفت به ترتیب عبارت از $80\text{ }^{\circ}\text{C}$ ، 35 Mpa، 18.8 API و 250000 PPM می‌باشند (مدیریت اکتشاف شرکت ملی نفت ایران-۳، ۱۳۸۲). بنابراین با استفاده از گراف‌های ۲-۳ و ۲-۴ مقادیر K_{oil} و K_{water} به ترتیب 3.8 Gpa و 1.8 Gpa به دست خواهند آمد.

نکته مهمی که باید به آن توجه شود مقادیر سرعت در شکل ۲-۲ می‌باشند که بر اساس

نگارهای صوتی به دست آمده‌اند که برداشت‌هایی با فرکانس بالا می‌باشند. در حالی که تئوری گسمن

همانطور که قبلاً نیز اشاره شد، بر پایه داده‌های با فرکانس پائین استوار است. خوشبختانه برداشت‌های پروفیل لرزه‌نگاری قائم^۴ (VSP) در داخل چاه شماره ۲ و در طول ستون نفت موجود می‌باشند. بر اساس اطلاعات حاصل از برداشت‌های VSP، ستون نفت به ۶ بازه عمقی مختلف به صورت جدول ۲-۲ در آمد.

جدول ۲-۲- شش بازه عمقی مختلف ستون نفت در چاه شماره ۲ و بر اساس داده‌های VSP

Level	Interval (m)	V_{VSP} (m/s)	ρ (g/cm ³)	ϕ (%)	S_w (%)
1	2849 – 2882	4648	2.489	10.59	24.31
2	2882 – 2914	4638	2.532	8.17	37.81
3	2914 – 2947	5077	2.502	9.84	27.09
4	2947 – 2979	4706	2.497	9.95	34.09
5	2979 – 3015	4615	2.402	15.01	28.86
6	3015 – 3050	4321	2.432	13.77	38.65

در این جدول، مقادیر هر کدام از سلول‌ها در ستون‌های دانسیته، تخلخل و اشباع شدگی از آب عبارت از مقدار میانگین آن پارامتر در توالی مورد نظر می‌باشد؛ که از روی داده‌های شکل ۱-۲ محاسبه شده‌است. با در نظر داشتن مقادیر اشباع شدگی از آب برای هر توالی بر اساس داده‌های شکل ۱-۲، مقادیر K_{fl} با استفاده از گراف‌های ۳-۲ و ۴-۲ و رابطه ۱۶-۲ به صورت جدول ۳-۲ محاسبه شدند.

جدول ۳-۲- مقادیر K_{fl} برای هر توالی در چاه شماره ۲

Level	Interval (m)	K_{fl} (GPa)
1	2849 – 2882	2.0641
2	2882 – 2914	2.2472
3	2914 – 2947	2.0993
4	2947 – 2979	2.1936
5	2979 – 3015	2.1224
6	3015 – 3050	2.2597

تا این مرحله، تمام متغیرهای رابطه گسمن به غیر از K_0 ، μ و K_{dry} محاسبه شدند. از آنجایی که جنس سازند در تمامی طول ستون نفت یکسان می‌باشد، مقادیر K_0 و μ باید برای هر ۶ توالی

مورد نظر یکسان در نظر گرفته شوند. بر اساس جدول ۲-۱، K_0 و μ می‌توانند پنج مقدار مختلف دارا باشند. ولیکن مقدار K_{dry} برای توالی‌های مختلف به علت متفاوت بودن مقادیر تخلخل در هر توالی، متفاوت خواهد بود (بر اساس رابطه ۲-۱۷). این مقادیر پس از محاسبه در جدول ۲-۴ آورده شده‌اند.

جدول ۲-۴- مقادیر K_0 ، K_{dry} و μ برای هر توالی در چاه شماره ۲

Level 1			Level 2			Level 3			Level 4			Level 5			Level 6		
K_0	μ	k_{dry}	K_0	μ	k_{dry}	K_0	μ	k_{dry}	K_0	μ	k_{dry}	K_0	μ	k_{dry}	K_0	μ	k_{dry}
63.7	31.7	10.1	63.7	31.7	12.5	63.7	31.7	10.8	63.7	31.7	10.6	63.7	31.7	7.5	63.7	31.7	8.1
68.3	28.4	10.8	68.3	28.4	13.4	68.3	28.4	11.5	68.3	28.4	11.4	68.3	28.4	8	68.3	28.4	8.7
70.2	29	11.1	70.2	29	13.8	70.2	29	11.8	70.2	29	11.7	70.2	29	8.2	70.2	29	8.9
74.8	30.6	11.8	74.8	30.6	14.7	74.8	30.6	12.6	74.8	30.6	12.5	74.8	30.6	8.8	74.8	30.6	9.5
76.8	32	12.2	76.8	32	15	76.8	32	13	76.8	32	12.8	76.8	32	9	76.8	32	9.7

حال باید برای هر توالی با توجه به پنج مقدار متفاوت K_{dry} ، پنج مقدار متفاوت سرعت بر اساس معادله گسمن به دست آورد. مقایسه مقادیر سرعت حاصل با مقادیر سرعت VSP در هر توالی با توجه به جدول ۲-۵ بیانگر این موضوع است که نتایج معادله گسمن قابل بهبود می‌باشند. در جدول ۲-۵ ستون سمت چپ بیانگر هر کدام از ۵ حالت مختلف K_0 و μ می‌باشد. این جدول نشان می‌دهد که در هیچ یک از حالات K_0 و μ رابطه گسمن قادر به تخمین درستی از پارامتر سرعت نمی‌باشد. علت آن می‌تواند تخصیص مقادیر نادرست به پارامتر K_{dry} به عنوان نشانگری از فضاهای خالی باشد. K_{dry} باید بیانگر اندازه و توزیع حفرات در داخل یک محیط باشد. معادله ۲-۱۷ تنها تأثیر تخلخل را در محاسبه K_{dry} در نظر می‌گیرد و این یعنی اینکه تنها مجموع فضاهای خالی موجود در سنگ در نظر گرفته شود و به کیفیت فضاهای خالی توجهی نشود. این مطلب با مثال زیر بیشتر قابل درک می‌گردد. دو نمونه سنگ در نظر گرفته شود که هر دو از یک نقطه برداشت شده‌اند و دارای جنس کاملاً یکسانی می‌باشند. نمونه اول حاوی یک حفره است که ۲۰٪ حجم سنگ را اشغال کرده است و نمونه دوم حاوی ۱۰ حفره می‌باشد که هر کدام ۲٪ حجم سنگ و مجموعاً ۲۰٪ حجم سنگ را در بر گرفته-

اند. بر اساس رابطه ۲-۱۷ باید مقادیر K_{dry} برای هر دو نمونه یکسان در نظر گرفته شوند. این مثال عیناً مشابه توالی‌های ۳ و ۴ در جدول ۲-۲ می‌باشد. هر دوی این توالی‌ها دارای مقادیر یکسانی از تخلخل و در نتیجه مقادیر یکسانی از K_{dry} هستند. تنها پارامتر متفاوت در این دو توالی مقدار اشباع شدگی از آب در آنها می‌باشد که مقدار آن در توالی چهارم بیش از توالی سوم می‌باشد؛ بنابراین مقدار سرعت نیز باید در توالی چهارم بیش از توالی سوم باشد؛ ولیکن اینچنین نیست. تنها عاملی که می‌تواند بیانگر این وارونگی سرعت باشد، ریزتر بودن ابعاد حفرات در توالی سوم و در نتیجه افزایش مقدار سرعت در آن نسبت به توالی چهارم با ابعاد حفرات درشتتر می‌باشد.

جدول ۲-۵- مقادیر سرعت برای هر حالت و در هر توالی با استفاده از معادله گسمن (V_G)

و مقایسه آنها با مقادیر سرعت V_{VSP}

State	Level 1		Level 2		Level 3		Level 4		Level 5		Level 6	
	V_G	V_{VSP}	V_G	V_{VSP}	V_G	V_{VSP}	V_G	V_{VSP}	V_G	V_{VSP}	V_G	V_{VSP}
1	5057	4648	5195	4638	5091	5077	5107	4706	4966	4615	5003	4321
2	4914		5069		4954		4969		4805		4848	
3	4961		5117		5001		5017		4851		4894	
4	5081		5241		5121		5139		4967		5011	
5	5168		5328		5209		5224		5056		5098	

برای تخمین ابعاد حفرات در هر توالی، در یک مسأله بهینه سازی از الگوریتم ژنتیکی به منظور بیشینه کردن مقدار معادله گسمن (به عنوان تابع برازندگی) استفاده شد. در بخش بعد جزئیات استفاده از الگوریتم ژنتیکی و نتایج آن مورد بررسی قرار خواهد گرفت.

۲-۵- استفاده از الگوریتم ژنتیکی به منظور تعیین ابعاد حفرات

الگوریتم‌های ژنتیکی روش‌های بهینه سازی هستند که به تقلید از فرایندهای گونه‌زایی طبیعی می‌پردازند. از نظر ساختاری، الگوریتم‌های ژنتیکی به جستجوی اتفافی بر پایه مکانیزم‌های

انتخاب و وراثت طبیعی^۵ می‌پردازند (Holland, 1975). از این الگوریتم‌ها می‌توان برای حل گروه گسترده‌ای از مسائل بهینه‌سازی که به راحتی قابل انجام توسط الگوریتم‌های استاندارد بهینه‌سازی نمی‌باشند، همانند مسائلی که در آنها تابع هدف به صورت ناپیوسته، مشتق ناپذیر، تصادفی و به شدت غیر خطی می‌باشد، بهره جست (Goldberg, 1989; De Jong, 1992; Michalewicz, 1992; Oh et al, 2003).

الگوریتم ژنتیکی مکرراً به تعدیل جامعهٔ افراد^۶ می‌پردازد. در هر مرحله، الگوریتم یکسری افراد را به صورت تصادفی از جامعهٔ موجود به عنوان والدین^۷ انتخاب کرده و از آنها برای تولید فرزندان^۸ برای نسل بعدی استفاده می‌کند. در طی نسل‌سازی‌های پی در پی، جامعه به سمت راه حل بهینه نمو می‌کند.

الگوریتم‌های ژنتیکی در هر مرحله از تولید نسل از نسل قبلی، از سه عملگر مختلف استفاده می‌کنند که عبارتند از:

- عملگر گزینش^۹ که به انتخاب افراد به عنوان والدین جهت تولید نسل بعد می‌پردازد.
- عملگر تقاطع^{۱۰} که به ترکیب والدین به منظور ایجاد نسل بعدی فرزندان می‌پردازد.
- عملگر جهش^{۱۱} که به ایجاد تغییرات تصادفی در والدین به منظور تولید نسل بعد می‌پردازد.

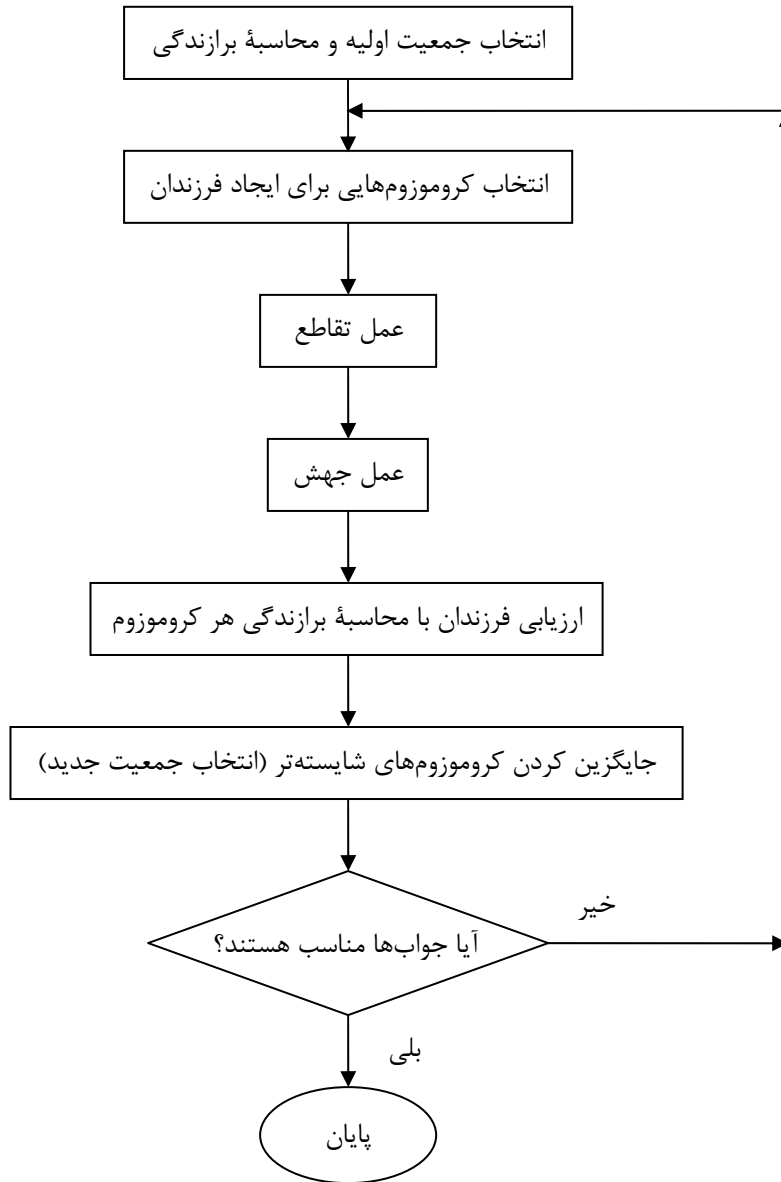
شکل ۲-۵ چرخهٔ عملکرد الگوریتم ژنتیکی را نشان می‌دهد. کروموزوم‌ها در جامعه به صورت جفت‌های والد انتخاب می‌شوند. با استفاده از تابع هدف، مقادیر برازندگی^{۱۲} تمامی کروموزوم‌ها محاسبه شده و گروهی از والدین بر اساس مقادیر برازندگی و بر پایهٔ بقاء نسل به منظور تولید نسل

بعدی از فرزندان انتخاب می‌گردند. با محاسبه مقادیر برازندگی در فرزندان، کروموزوم‌های کنونی جامعه توسط فرزندان جایگزین می‌گردند. چرخه الگوریتم ژنتیکی تا آنجا ادامه می‌یابد که شرط خاتمه چرخه (همانند میزان بهبود جواب) ارضاء گردد. برخی محققین بر این اعتقاد هستند که بهترین کروموزوم در جامعه آخر می‌تواند به شدت نمو پیدا کند و به عنوان راه حل عالی مسأله قلمداد شود (Saxena and Saad, 2006).

از آنجایی که جنس سازند در کل ستون نفت سنگ آهک خالص می‌باشد، بنابراین می‌توان مقدار K_0 را در کل ستون نفت یکسان در نظر گرفت. برای محاسبه مقدار K_0 ، اولین الگوریتم ژنتیکی به منظور بهینه کردن مقدار معادله گسمن در کل ۲۰۲ متر ستون نفت به کار گرفته شد. برای معرفی تابع برازندگی، معادله گسمن به صورت زیر باز نویسی شد:

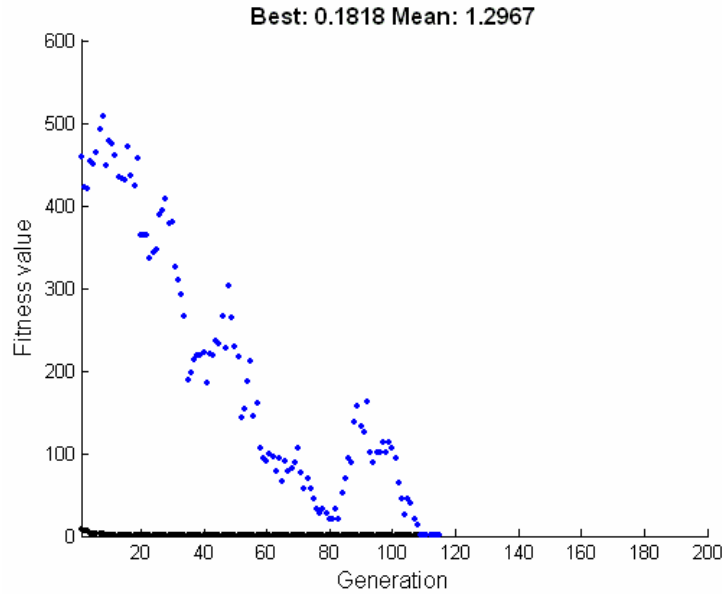
$$\left[\frac{\left(1 - \frac{K_{dry}}{K_0}\right)^2}{\frac{\varphi}{K_{fl}} + \frac{1-\varphi}{K_0} - \frac{K_{dry}}{K_0^2}} + K_{dry} + \frac{4}{3}\mu \right] - \rho_{sat} V_{psat}^2 = 0 \quad (19-2)$$

این معادله با حد برازندگی صفر به عنوان تابع برازندگی در الگوریتم ژنتیکی مورد استفاده قرار گرفت. از تابع جهش گوسی با محدودیت تولید ۲۰۰ نسل استفاده شد (تابع گوسی یک مقدار تصادفی به عنوان جهش از روی توزیع گوسین انتخاب کرده و به هر بردار ورودی والدین اضافه می‌کند (MATLAB, 2010)). با مشخص کردن مقادیر φ ، K_{fl} ، ρ_{sat} و V_{VSP} الگوریتم ژنتیکی مقدار K_0 را 63 GPa و مقدار μ را نیز 26 GPa تخمین زد.



شکل ۲-۵- چرخه عملکرد الگوریتم ژنتیکی

بهترین مقدار تابع برازندگی^{۱۳} (BFFV) بعد از ۱۱۶ تولید نسل برابر با ۰/۱۸ به دست آمد. شکل ۲-۶ سیر تکاملی تابع برازندگی را در فرایند تولید ۱۱۶ نسل ذکر شده نشان می‌دهد.



شکل ۲-۶- سیر تکاملی تابع برازندگی

با محاسبه مقدار K_0 ، معادله ۲-۱۹ را می‌توان برای ۶ توالی معرفی شده در جدول ۲-۲ به

صورت زیر نوشت:

$$\text{Level 1: } \left[\frac{\left(1 - \frac{K_{dry}}{63}\right)^2}{\frac{0.1059}{2.0641} + \frac{0.8941}{63} - \frac{K_{dry}}{63^2}} + K_{dry} + \frac{4}{3}\mu - 2489 * 4648^2 = 0 \right] \quad (20-2)$$

$$\text{Level 2: } \left[\frac{\left(1 - \frac{K_{dry}}{63}\right)^2}{\frac{0.0817}{2.2472} + \frac{0.9183}{63} - \frac{K_{dry}}{63^2}} + K_{dry} + \frac{4}{3}\mu - 2532 * 4638^2 = 0 \right] \quad (21-2)$$

$$\text{Level 3: } \left[\frac{\left(1 - \frac{K_{dry}}{63}\right)^2}{\frac{0.0984}{2.0993} + \frac{0.9016}{63} - \frac{K_{dry}}{63^2}} + K_{dry} + \frac{4}{3}\mu - 2502 * 5077^2 = 0 \right] \quad (22-2)$$

$$\text{Level 4: } \left[\frac{\left(1 - \frac{K_{dry}}{63}\right)^2}{\frac{0.0995}{2.1936} + \frac{0.9005}{63} - \frac{K_{dry}}{63^2}} + K_{dry} + \frac{4}{3}\mu - 2497 * 4706^2 = 0 \right] \quad (23-2)$$

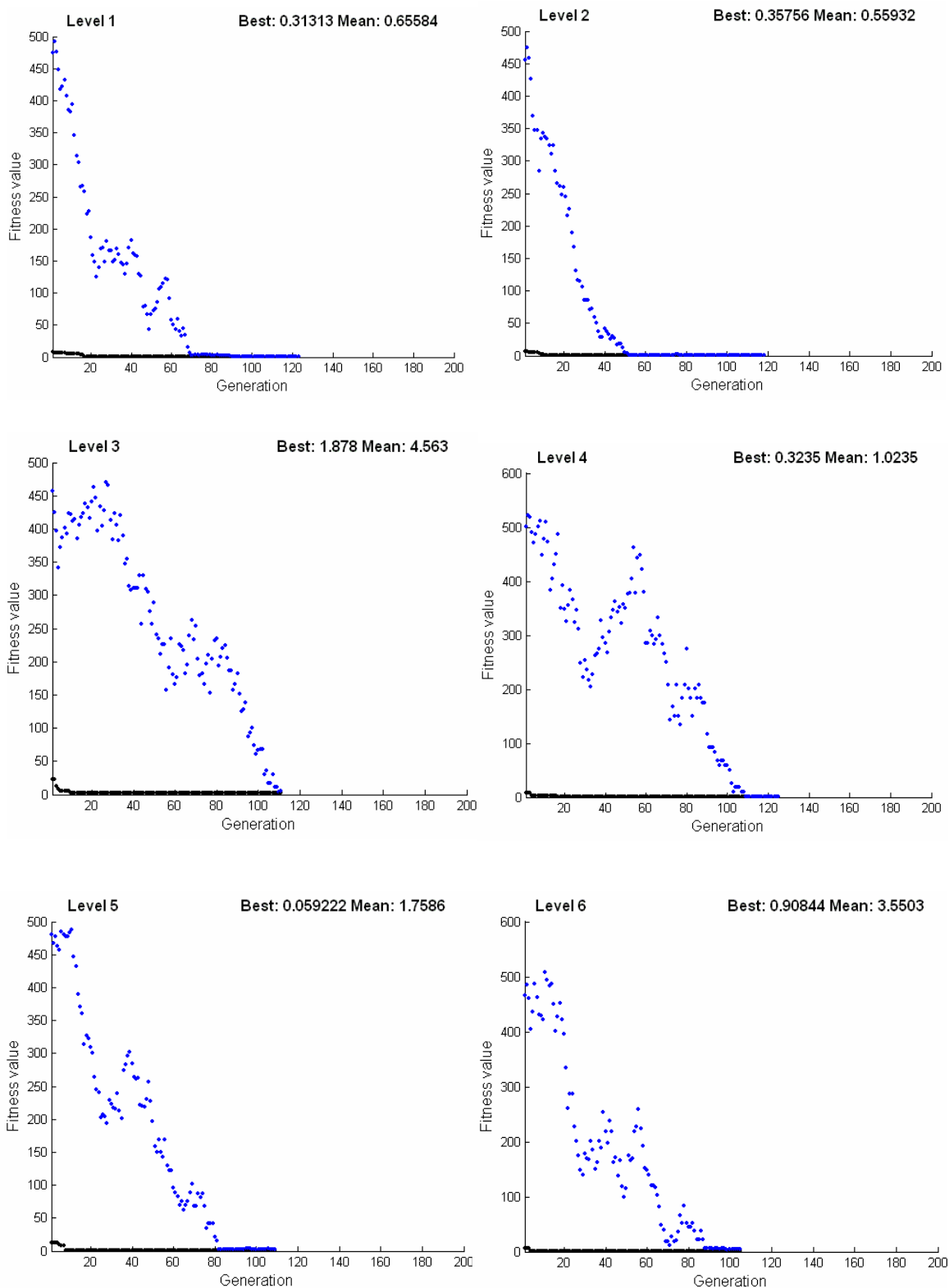
$$\text{Level 5: } \left[\frac{\left(1 - \frac{K_{dry}}{63}\right)^2}{\frac{0.1501}{2.1224} + \frac{0.8499}{63} - \frac{K_{dry}}{63^2}} + K_{dry} + \frac{4}{3}\mu \right] - 2402 * 4615^2 = 0 \quad (24-2)$$

$$\text{Level 6: } \left[\frac{\left(1 - \frac{K_{dry}}{63}\right)^2}{\frac{0.1377}{2.2597} + \frac{0.8623}{63} - \frac{K_{dry}}{63^2}} + K_{dry} + \frac{4}{3}\mu \right] - 2432 * 4321^2 = 0 \quad (25-2)$$

در این معادلات دو پارامتر مجهول K_{dry} و μ وجود دارند که باید محاسبه شوند. برای محاسبه مقادیر آنها برای بار دوم از الگوریتم ژنتیکی کمک گرفته شد. ساختار این الگوریتم ژنتیکی نیز همانند الگوریتم بکار گرفته شده در مرحله قبل می‌باشد. مقادیر بهینه K_{dry} و μ و بهترین مقدار تابع برازندگی برای هر توالی به دست آمدند که نتایج آن در جدول ۶-۲ آورده شده است. شکل ۲-۷ نیز نشان دهنده تغییرات تابع برازندگی برای هر توالی در فرایند بهینه‌سازی مقادیر K_{dry} و μ می‌باشد.

جدول ۶-۲- بهترین مقادیر K_{dry} ، μ و تابع برازندگی برای ۶ توالی در چاه شماره ۲

Level	K_0 (GPa)	K_{dry} (GPa)	μ (GPa)	Best Fitness Function Value
1	63	7.0	26.0	0.3
2	63	6.1	25.9	0.3
3	63	10.5	29.1	1.9
4	63	5.8	26.2	0.3
5	63	7.4	25.7	0.05
6	63	3.7	23.0	0.9



شکل ۲-۷- تغییرات تابع برازندگی برای هر توالی در فرایند بهینه سازی مقادیر K_{dry} و μ

خطای تخمین نیز برای هر توالی به صورت زیر محاسبه شده است.

$$E = \frac{BFFV}{\rho_{sat} V_{Psat}^2} \quad (26-2)$$

جدول ۷-۲ مقادیر خطای تخمین را برای هر توالی نشان می‌دهد.

جدول ۷-۲- مقادیر خطای تخمین برای هر توالی

Level	Estimation Error
1	5.5 E -10
2	5.5 E -10
3	2.9 E -11
4	5.4 E -10
5	9.8 E -11
6	2.0 E -9

با در دست داشتن مقادیر بهینه شده K_0 ، K_{dry} و μ دلیل کاهش سرعت در توالی چهارم نسبت به توالی سوم به خوبی مشخص می‌گردد (یادآوری می‌شود که هر دو توالی دارای تخلخل یکسان بوده و مقدار اشباع شدگی از آب نیز در توالی چهارم بالاتر است). دلیل آن، همانطور که قبلاً نیز پیش‌بینی شده بود، کاهش K_{dry} به علت افزایش احتمالی ابعاد حفرات در توالی چهارم می‌باشد. برای توالی‌های دیگر نیز جدول ۶-۲ بیانگر این است که:

- توالی ۱ و ۲: کاهش در مقدار K_{dry} بیانگر این است که ابعاد حفرات در توالی دوم بیش از توالی اول می‌باشد. این موضوع به خوبی می‌تواند ثابت بودن مقدار سرعت بین دو توالی را با وجود کاهش تخلخل و افزایش اشباع از آب در توالی دوم توجیه کند.
- توالی ۲ و ۳: افزایش شدید K_{dry} نشان دهنده کاهش شدید ابعاد حفرات در توالی سوم نسبت به توالی دوم می‌باشد. این تغییر نشان می‌دهد که چرا سرعت بین دو توالی افزایش پیدا کرده است اگر چه که در توالی ۳ تخلخل نسبت به توالی ۲ افزایش و اشباع از آب کاهش پیدا کرده است.

- توالی ۴ و ۵: افزایش K_{dry} بیانگر کاهش ابعاد حفرات در توالی پنجم نسبت به توالی چهارم می‌باشد. این تغییر به خوبی توجیه کننده کاهش اندک سرعت بین این دو توالی در مقایسه با وجود افزایش ۵ درصدی تخلخل و کاهش شدید اشباع از آب در توالی پنجم می‌باشد.
- توالی ۵ و ۶: کاهش شدید K_{dry} نشان می‌دهد که ابعاد حفرات در توالی ششم بسیار بزرگتر از ابعاد حفرات در توالی پنجم می‌باشند؛ که همین عامل باعث کاهش مقادیر سرعت بین این دو توالی با وجود کاهش تخلخل و افزایش ۱۰ درصدی اشباع از آب در توالی ششم، می‌باشد.

برای اعتبار سنجی بیشتر نتایج الگوریتم ژنتیکی، از طبقه‌بندی دانهام برای سنگ‌های کربناته استفاده شد. طبقه‌بندی دانهام سنگ‌ها را به شش کلاس مختلف بر اساس جور شدگی و تبلورشان تقسیم می‌کند (Dunham, 1962). این شش کلاس شامل *Packstone*, *Wackestone*, *Mudstone*, *Crystalline* و *Boundstone* می‌باشند. *Mudstone* در بالای این لیست به نوعی از سنگ اطلاق می‌شود که دارای کوچکترین ابعاد حفرات یا به عبارتی حفرات با مقیاس میکروسکوپی می‌باشد. *Crystalline* نیز در پائین این لیست به نوعی از سنگ گفته می‌شود که دارای بزرگترین ابعاد حفرات یا به عبارتی حفرات با مقیاس ماکروسکوپی می‌باشد (Tucker, 2003; Nichols et al, 2007). جدول ۲-۸ نتایج طبقه‌بندی دانهام را برای ۶ توالی مختلف ستون نفت در چاه شماره ۲ نشان می‌دهند. این جدول مهر تائیدی بر نتایج بهینه‌سازی حاصل از الگوریتم ژنتیکی می‌باشد.

مقدار K_{dry} موجود در معادله گسمن حاصل از رابطه گیرتسما (رابطه ۲-۱۷)، که بازتاب کننده تأثیر تخلخل می‌باشد، می‌تواند توسط مقدار جدید K_{dry} که از روش بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیکی حاصل شده است، جایگزین گردد. این مقدار جدید هم بیانگر تأثیر تخلخل و هم نشان دهنده تأثیر ابعاد حفرات می‌باشد. مقایسه این دو مقدار K_{dry} در ۶ توالی چاه شماره ۲، به طور جالبی بیانگر این موضوع است که K_{dry} های حاصل از الگوریتم ژنتیکی در تمام توالی‌ها دارای مقادیری کمتر از

K_{dry} های حاصل از رابطه گیرتسما می‌باشند (جدول ۲-۹). دلیل این موضوع می‌تواند تأثیر توزیع و ابعاد حفرات باشد.

جدول ۲-۸- نتایج طبقه‌بندی دانه‌ها برای ۶ توالی موجود در ستون نفت در چاه شماره ۲ (مدیریت اکتشاف شرکت ملی نفت ایران-۲، ۱۳۸۲)

توالی	طبقه‌بندی دانه‌ها
۱	غالباً Mudstone با مقادیر جزئی Wackestone
۲	Wackestone با قسمتهایی از Mudstone
۳	کاملاً Mudstone
۴	غالباً Wackestone با مقادیر جزئی Mudstone
۵	تقریباً کاملاً Mudstone
۶	Wackestone با قسمتهایی از Mudstone

جدول ۲-۹- مقادیر K_{dry} حاصل از الگوریتم ژنتیکی و رابطه گیرتسما

Level	1	2	3	4	5	6
$K_{dry} (GA)$	7	6.1	10.5	5.8	7.4	3.7
$K_{dry} (Geertsma)$	10	12.4	10.6	10.5	7.5	7.9

بر این اساس، معادله بهبود یافته گسمن که بتواند تأثیرات ابعاد حفرات را نیز در بر بگیرد، به صورت

زیر ارائه شد:

$$\rho_{sat} V_{Psat}^2 = \left[\frac{\left(1 - \frac{\alpha K_{Gdry}}{K_0}\right)^2}{\frac{\phi}{K_{fl}} + \frac{1-\phi}{K_0} - \frac{\alpha K_{Gdry}}{K_0^2}} + \alpha K_{Gdry} + \frac{4}{3} \mu \right] \quad (27-2)$$

در معادله ۲-۲۷، K_{Gdry} همان K_{dry} حاصل از رابطه گیرتسما می‌باشد که در یک ضریب α ضرب شده است. α ضریبی است که مربوط به ابعاد حفرات می‌باشد. مقدار آن نیز بین ۰ و ۱ تغییر می‌کند ($0 < \alpha < 1$). مقادیر نزدیک به صفر بیانگر این موضوع هستند که تخلخل سنگ به تخلخل ماکروسکوپی نزدیک است؛ بالعکس، مقادیر نزدیک به ۱ برای α نشان دهنده میکروسکوپی بودن تخلخل در سنگ می‌باشند.

نتیجه بسیار جالب دیگری که از این بررسی به دست آمد، در مورد مقادیر اشباع شدگی از آب در توالی‌های با مقادیر کوچک α (توالی‌های دارای ابعاد حفرات بزرگ) می‌باشد. در چاه شماره ۲، توالی‌های ۲، ۴ و ۶ دارای مقادیر اشباع شدگی از آب بالاتری نسبت به ۳ توالی دیگر می‌باشند (همانطور که در جدول ۲-۲ ملاحظه می‌شود). فرضیه‌ای که در اینجا مطرح می‌شود، قابلیت آب شور در انحلال سنگ کربناته می‌باشد. از آنجایی که مخازن هیدروکربوری طی یک فرایند بسیار طولانی شکل می‌گیرند، آب می‌تواند به عنوان یک حلال در طول این فرایند عمل کند. بنابراین هر جا که اشباع از آب شور بالاتر می‌باشد، انتظار می‌رود که ابعاد حفرات نیز در آن منطقه بزرگتر باشند. این فرضیه افق جدیدی در پیش‌بینی بهتر خصوصیات مخازن علی‌الخصوص هنگامی که بحث اشباع از هیدروکربور مطرح باشد، ایجاد می‌کند.

برای بررسی بیشتر نتایج حاصل از الگوریتم ژنتیکی، اطلاعات چاه‌نگاری لازم در چاه شماره ۱ جمع‌آوری شدند. گزارشات زمین‌شناسی مخزن بیانگر این هستند که زون حاوی هیدروکربور در این چاه نیز همانند چاه شماره ۲ از سنگ آهک تشکیل شده است (مدیریت اکتشاف شرکت ملی نفت ایران-۲، ۱۳۸۲). در چهار توالی از ستون نفت، تغییرات تخلخل و اشباع از آب رابطه درستی با تغییرات سرعت نشان نمی‌دهند (جدول ۲-۱۰).

جدول ۲-۱۰- چهار توالی مختلف در چاه شماره ۱ (مدیریت اکتشاف شرکت ملی نفت ایران-۱، ۱۳۸۲)

Level	Interval (m)	V_{VSP} (m/s)	ρ (g/cm ³)	φ (%)	S_H (%)
1	2810 – 2817	5040	2.59	12.04	17.20
2	2817 – 2835	4889	2.59	11.97	17.86
3	2843 – 2865	5096	2.59	10.97	29.26
4	2865 – 2877	5184	2.52	8.60	38.49

در جدول ۲-۱۰، بین دو توالی ۱ و ۲، تغییرات به خصوصی در مقادیر تخلخل دیده نمی‌شود؛ اما مقدار اشباع شدگی اندکی در توالی ۲ بیشتر از توالی ۱ است. بنابراین انتظار می‌رود که مقدار سرعت نیز در توالی دوم بیشتر از مقدار آن در توالی اول باشد. حال آنکه مقدار سرعت بین این دو توالی کاهش یافته است. مجدداً می‌توان گفت که ابعاد بزرگتر حفرات در توالی دوم باعث این تغییر در سرعت شده‌اند. بین دو توالی ۳ و ۴، یک کاهش نسبی در تخلخل و یک افزایش شدید در اشباع شدگی از آب دیده می‌شود. مجموع این تغییرات باید باعث افزایش قابل ملاحظه‌ای در مقدار سرعت در توالی ۴ گردند. ولی مقدار سرعت در توالی ۴، تنها اندکی نسبت به توالی ۳ بالاتر رفته است. حفرات با ابعاد بزرگ در توالی ۴ می‌توانند عامل این ناهمخوانی باشند. طبقه‌بندی دانه‌ها در چاه شماره ۱، مجدداً پیش‌بینی‌های انجام شده را تأیید کرد. جدول ۲-۱۱ نتایج طبقه‌بندی دانه‌ها را نشان می‌دهد.

جدول ۲-۱۱- نتایج طبقه‌بندی دانه‌ها برای ۴ توالی موجود در ستون نفت در چاه شماره ۱ (مدیریت اکتشاف شرکت ملی نفت ایران-۲، ۱۳۸۲)

توالی	طبقه‌بندی دانه‌ها
۱	Wackestone غالباً
۲	Wackestone غالباً با مقادیر جزئی Packstone
۳	Wackestone غالباً
۴	Packstone غالباً

از آنچه تا به اینجا گفته شد، چنین بر می‌آید که چهار پارامتر سرعت، تخلخل، ابعاد حفرات و اشباع شدگی دارای اندرکنش شدیدی با یکدیگر در مخازن کربناته می‌باشند. لذا در تعیین مقدار هر کدام از این چهار پارامتر، دانستن مقادیر دیگر پارامترها کمک شایانی می‌کند. بر این اساس و از آنجایی که هدف این پایان‌نامه تعیین اشباع شدگی می‌باشد، بنابراین می‌توان گفت که احتمالاً رابطه‌ای بین سه پارامتر سرعت، تخلخل و ابعاد حفرات موجود می‌باشد که قادر است مقادیر اشباع شدگی از آب یا هیدروکربور را تخمین بزند. بولوچ بر این عقیده است که آب و آب شور در میان سیالات دیگر دارای رفتار غیر معمولی در سرعت می‌باشد، زیرا سرعت آنها در فشارهای بالا شروع به کاهش می‌کند (Bulloch, 1999). از همین موضوع می‌توان چنین نتیجه‌گیری کرد که قطعاً رابطه مذکور، رابطه‌ای غیر خطی و پیچیده می‌باشد که تعیین آن نیازمند بکارگیری روش‌های قدرتمند در مدل‌سازی، همچون هوش مصنوعی، می‌باشد.

برای تعیین مدلی که بتواند رابطه بین پارامترهای ذکر شده و مقادیر اشباع شدگی را تعیین کند، ابتدا باید مدل‌سازی را از داده‌های مصنوعی شروع کرد. دلیل آن این است که داده‌های مصنوعی به هر تعداد قابل تولید می‌باشند و فارغ از محدودیت‌های موجود در داده‌های واقعی هستند. لذا در فصل بعد به ساخت مدل مصنوعی مخزن مورد مطالعه در این پایان‌نامه با استفاده از معادله بهبود یافته گسمن و کد نویسی در نرم‌افزار Seismic Unix پرداخته شده و سپس بر روی مدل‌ها برداشت لرزه‌ای صورت گرفته و مدل‌های لرزه‌ای برانبارش شده استخراج می‌گردند. خواهیم دید که از این مدل‌ها در فصل‌های بعد جهت تعیین نشانگرهای مؤثر در تعیین اشباع شدگی و ایجاد مدل‌های مناسب استفاده خواهد شد.

مدل سازی مصنوعی

۳-۱- مقدمه

مطالعات در فصل گذشته نشان دادند که تئوری فیزیک سنگ گسمن در سنگ‌های کربناته دارای دقت مناسبی نمی‌باشد. علت آن در نظر نگرفتن تأثیر ابعاد حفرات (تأثیر کیفی حفرات) در این تئوری می‌باشد. با استفاده از روش بهینه سازی الگوریتم ژنتیکی در مخزن مورد مطالعه، نتایج تخمین مدول حجمی مواد تشکیل دهنده مخزن و مدول حجمی خشک سنگ‌های مخزن بهبود یافتند. بر اساس مقادیر به دست آمده برای مدول حجمی، معادله گسمن مورد بازبینی قرار گرفت و با اضافه شدن ضریبی به عنوان نماینده ابعاد حفرات، این معادله بهبود یافت.

مطالعات همچنین نشان دادند که چهار پارامتر سرعت، تخلخل، ابعاد حفرات و اشباع شدگی دارای اندرکنش تنگاتنگی با یکدیگر هستند. از آنجایی که هدف در این پایان‌نامه، ارائه روشی برای تخمین بهتر مقادیر اشباع شدگی از هیدروکربور به کمک نشانگرهای لرزه‌ای می‌باشد، لذا به نظر می‌رسد که بتوان با به دست آوردن رابطه‌ای بین سه پارامتر سرعت، تخلخل و ابعاد حفرات، مقادیر اشباع شدگی را تخمین زد. دو پارامتر تخلخل و ابعاد حفرات، غیر لرزه‌ای هستند. بنابراین ابتدا باید نشانگرهای لرزه‌ای مناسبی را پیدا کرد که قادر به تخمین مقادیر تخلخل و ابعاد حفرات با دقت مناسبی باشند، سپس به معرفی مدل تعیین اشباع شدگی پرداخت.

از این رو در این فصل ابتدا به تکمیل اطلاعات زمین‌شناسی مخزن مورد مطالعه پرداخته می‌شود و سپس با بکارگیری مدل بهبود یافته گسمن و کد نویسی در محیط نرم افزار Seismic Unix، مدلی مشابه شرایط واقعی مخزن مورد مطالعه ایجاد خواهد شد. با تعریف یک الگوی لرزه‌نگاری مشخص، برداشت لرزه‌نگاری در مدل ایجاد شده صورت گرفته و مدل برانبارش شده نهایی استخراج

می‌گردد. در نهایت با تغییر در مقادیر تخلخل و ابعاد حفرات، مدل‌های متعددی ایجاد خواهند شد که هر کدام نماینده شرایط خاصی می‌باشند. از این مدل‌ها می‌توان جهت استخراج نشانگرها و تعیین مناسب‌ترین آنها بهره برد.

۳-۲- بررسی زمین‌شناسی مخزن مورد مطالعه

یکی از ابزارهای بسیار کارآمد برای بررسی زمین‌شناسی یک مخزن، استفاده از ستون چینه‌شناسی در چاه‌های موجود در آن مخزن می‌باشد. خوشبختانه ستون چینه‌شناسی در مخزن مورد مطالعه در این پایان‌نامه در هر دو چاه شماره ۱ و ۲ در دسترس می‌باشد (مدیریت اکتشاف شرکت ملی نفت ایران-۲، ۱۳۸۲). ستون چینه‌شناسی در این دو چاه از بالا به پائین به ترتیب شامل سازندهای آغاچاری با ضخامت ۱۱۵۸ متر، گچساران با ضخامت ۴۱۲ متر، آسماری با ضخامت ۲۹۵ متر، پابده با ضخامت ۴۷۰ متر، گورپی با ضخامت ۳۴۰ متر، ایلام با ضخامت ۱۱۸ متر، لافان با ضخامت ۱۲ متر و سروک با ضخامت ۶۸۰ متر می‌باشد. البته سازندهای دیگری از قبیل کژدمی، بورگان، داریان، گدوان، فهلیان و گرو نیز در زیر زون سروک واقع شده‌اند؛ ولی از آنجایی که سازند مورد مطالعه در این تحقیق سازند سروک می‌باشد، لذا اطلاعات استخراج شده در این بخش نیز صرفاً تا انتهای سازند سروک در نظر گرفته می‌شوند.

مغزه‌گیری از داخل چاه‌ها و آنالیز مغزه‌ها، سنگ‌شناسی هرکدام از سازندهای مورد مطالعه را به صورت زیر بیان می‌کند (مدیریت اکتشاف شرکت ملی نفت ایران-۲، ۱۳۸۲)

۱- سازند آغاچاری: این سازند به صورت تناوبی از ماسه سنگ، رس سنگ و مارن می‌باشد. ماسه سنگ‌ها به رنگ‌های خاکستری روشن، نخودی متمایل به خاکستری، و گاهی کرم روشن می‌باشند که دارای دانه‌بندی متوسط تا درشت دانه هستند و بیشتر مواقع با سیمان سست

(سیمان کلسیتی گاهی سیمان لیمونیتی) به هم متصل شده‌اند. رس سنگ‌ها و مارن‌ها به رنگ‌های قهوه‌ای، قهوه‌ای متمایل به قرمز، خاکستری روشن و قهوه‌ای متمایل به نخودی دیده می‌شوند. همچنین این سازند حاوی لایه‌های نازک آهک به رنگ‌های کرم و کرم روشن و لایه‌های نازکی از ژئوپس و انیدریت به رنگ سفید و شیری می‌باشد.

۲- سازند گچساران: این سازند به صورت تناوبی از لایه‌های انیدریت، رس سنگ و مارن می‌باشد که در آن لایه‌های آهک و شیل نیز وجود دارند. لایه‌های انیدریت به رنگ سفید و شیری بوده و رس سنگ‌ها و مارل‌ها نیز قهوه‌ای تا قهوه‌ای متمایل به قرمز، قهوه‌ای نخودی، خاکستری روشن و خاکستری متمایل به سبز می‌باشند.

۳- سازند آسماری: این سازند عمدتاً از ماسه سنگ و رس سنگ تشکیل شده است که در آن لایه‌هایی از سنگ آهک و شیل نیز وجود دارد. این سازند در قسمت‌های انتهایی تبدیل به سنگ آهک می‌گردد. شروع این سازند از لایه‌های رس سنگ ماسه‌دار به رنگ خاکستری و سپس ماسه سنگ، انیدریت و سپس سنگ آهک کرم تا نخودی رس دار تشکیل شده است که متعاقب آن لایه‌های ضخیم ماسه‌سنگ به صورت قهوه‌ای و یا شفاف دارای دانه‌بندی متوسط تا درشت‌دانه دیده می‌شوند. همچنین لایه‌های نازکی از آهک کرم رنگ نیز دیده می‌شود.

۴- سازند پابده: این سازند بیشتر از لایه‌های آهکی خاکستری رس دار و لایه‌هایی از آهک قهوه‌ای، قهوه‌ای تیره، کرم و نخودی تشکیل شده است. در قسمت‌های نزدیک به بالای سازند، مارن‌های خاکستری به صورت متناوب همراه با لایه‌های آهکی وجود دارند. در قسمت‌های تحتانی این سازند نیز، آهک‌ها حاوی مقادیری چرت می‌باشند.

- ۵- سازند گورپی: این سازند با آهک‌های به شدت رس دار شروع شده و به طور کلی شامل آهک-های رسی، شدیداً رسی و مارنی به رنگ خاکستری تا خاکستری تیره می‌باشد.
- ۶- سازند ایلام: این سازند با آهک‌های نخودی، کرم و قهوه‌ای متمایل به خاکستری که شامل آثار کمی از مواد هیدروکربوری می‌باشند، شروع می‌شود. سپس در همان قسمت‌های بالایی سازند، تناوبی از شیل و رس سنگ با سنگ‌های آهکی دیده می‌شود که حاوی مواد هیدروکربوری می‌باشند. این تناوب که درصد بیشتر آن رس سنگ و شیل می‌باشد، ضخامتی حدود ۴۵ متر دارد. سپس سازند ایلام تا قاعده شامل سنگ‌های آهکی به رنگ سفید و کرم بوده که مقدار بسیار کمی رس و نیز آثار کمی از مواد هیدروکربوری را دارا می‌باشند.
- ۷- سازند لافان: این سازند شامل رس سنگ و شیل خاکستری و خاکستری متمایل به سبز می‌باشد که در میان آن لایه‌هایی از سنگ آهک نازک به رنگ سفید و کرم دیده می‌شوند.
- ۸- سازند سروک: شروع این سازند با آهک‌های گچی به رنگ خاکستری، خاکستری روشن، کمی رس دار و حاوی کمی از آثار هیدروکربوری می‌باشد. این سازند عمدتاً از سنگ آهک گچی به رنگ‌های خاکستری، خاکستری روشن، خاکستری متمایل به سفید، کرم، کرم روشن و همچنین سنگ‌های آهکی به رنگ‌های قهوه‌ای، قهوه‌ای روشن و نخودی که گاهی رس دار و حاوی چرت می‌باشند، تشکیل شده است.
- در قسمت بالایی این سازند یک لایه شیل در میان سنگ‌های آهکی غالب موجود در سازند وجود دارد (در فاصله عمقی ۲۸۲۵/۵ تا ۲۸۲۹/۵ متری). در قسمت‌های پائینی نیز لایه‌های رس سنگ در سازند مشاهده می‌گردند (در فاصله عمقی ۳۲۶۲ تا ۳۲۸۳ متری).
- از آنجایی که زون حاوی هیدروکربور (ستون نفت) در سازند سروک در فاصله عمقی ۲۸۴۸ تا ۳۰۵۰ متری واقع می‌باشد، لذا تمامی مخزن را می‌توان از نوع آهکی دانست.

۳-۳- ساختن مدل سرعت

پس از مشخص شدن ضخامت و جنس هر زون، نوبت به مدل‌سازی مخزن مورد نظر می‌گردد. برای مدل‌سازی مخزن به صورت مصنوعی، از نرم‌افزار Seismic Unix استفاده خواهد شد. در ادامه، بیشتر در مورد این نرم‌افزار و کد نویسی در محیط آن بحث خواهد شد. نکته مهمی که در اینجا لازم به ذکر است، این است که برای مدل‌سازی مقطع زمین‌شناسی در Seismic Unix نیاز به ضخامت و سرعت هر لایه می‌باشد. اگر هر یک از زون‌ها را بر اساس سنگ شناسی آنها به لایه‌های متعددی تقسیم کنیم، مدل ایجاد شده بسیار پیچیده می‌شود و احتمال اینکه مدل معکوس نهایی مدلی با واریانس بالا باشد، بسیار زیاد خواهد بود. از طرفی مقادیر سرعت در تک تک ریز لایه‌ها در هر زون نیز مشخص نمی‌باشد. البته مقادیر نگارهای صوتی در چاه‌های ۱ و ۲ در تمامی سازندهای مذکور موجود است؛ ولی از آنجایی که برداشتهای صوتی، برداشتهایی با فرکانس بالا می‌باشند، لذا نمی‌توان از آنها به عنوان نماینده سرعت هر لایه برای مدل‌سازی معکوس لرزه‌ای استفاده نمود. برای رفع این مشکل از داده‌های برداشت شده VSP در چاه شماره ۲ استفاده شد. داده‌های VSP دارای دو خصوصیت عمده هستند.

۱- داده‌هایی از جنس لرزه‌ای با فرکانس پائین هستند؛ بنابراین مقادیر سرعت حاصل از آنها به مقادیر سرعت‌های حاصل از لرزه‌نگاری سطحی نزدیک می‌باشد.

۲- در صورت استفاده از سرعت‌های بین لایه‌ای^۱ برای هر زون، می‌توان تأثیر تک تک ریز لایه‌های موجود در آن زون را نیز در نظر گرفت. لذا سرعت حاصل بسیار نزدیک به زمانی است که یک میانگین‌گیری وزنی از سرعت برای تمام ریز لایه‌ها صورت گیرد.

به همین منظور از نتایج برداشتهای VSP در چاه شماره ۲، که بخشی از آن در جدول ۳-۱ آورده شده است، استفاده گردید و برای هر سازند یک مقدار سرعت بین لایه‌ای به عنوان سرعت آن زون به

1- Interval Velocity

دست آمد. یادآوری این نکته نیز ضروری است که مدل سازی بر اساس داده های چاه شماره ۲ انجام می پذیرد؛ زیرا کامل ترین چاه از نظر اطلاعات مورد نیاز می باشد.

جدول ۳-۱- مقادیر سرعت VSP برای هر یک از سازندهای مخزن مورد مطالعه
(مدیریت اکتشاف شرکت ملی نفت ایران-۱، ۱۳۸۲)

سازند	سرعت VSP (m/s)
آغاچاری	2491
گچساران	3472
آسماری	3127
پابده	3820
گورپی	4870
ایلام	4250
لافان	3333

- پس از این مرحله، نوبت به مدل سازی سرعت در سازند سروک می رسد. از آنجایی که هدف مدل سازی اشباع شدگی در زون مخزن می باشد و زون مخزن نیز بخش میانی سروک از عمق ۲۸۴۸ تا ۳۰۵۰ متری می باشد، لذا سازند سروک به سه بخش مختلف به صورت زیر تقسیم شد:
- بخش بالایی که حاوی رس سنگ آرژیلیتی و شیل به ضخامت ۴۵ متر بوده و از ابتدای سازند سروک شروع شده و تا ابتدای ستون نفت ادامه می یابد.
 - بخش میانی که زون حاوی هیدروکربور (زون مخزن) بوده و دارای ضخامتی حدود ۲۰۰ متر می باشد.
 - بخش تحتانی که از انتهای ستون نفت شروع شده و تا انتهای سازند سروک ادامه می یابد. این بخش نیز دارای ضخامت حدود ۴۰۰ متر می باشد.

برای تعیین سرعت در بخش بالایی و پائینی سازند سروک، مجدداً از برداشت‌های VSP استفاده می‌شود؛ بنابراین مقادیر سرعت برای سروک بالایی و پائینی به ترتیب ۵۰۰۰ و ۴۷۱۷ متر بر ثانیه خواهد بود. در نتیجه مدل مصنوعی که قرار است توسط نرم افزار Seismic Unix ایجاد شود، شامل ۱۱ لایه می‌باشد. لایه یازدهم قسمتی از سازند کژدمی در انتهای سازند سروک است. سرعت آن لایه نیز بر اساس برداشت‌های VSP برابر با ۴۷۸۰ متر بر ثانیه می‌باشد.

تنها لایه‌ای که سرعت آن تعیین نشد، سروک میانی یا همان بخش مخزن است. از آنجایی که قرار است مدل‌های مصنوعی مختلفی ساخته شوند که هر کدام بیانگر شرایط خاصی از تخلخل و ابعاد حفرات باشند، لذا باید در زون مخزن برای هر حالت تخلخل و ابعاد حفرات یک مدل جداگانه ساخت. در ضمن به علت اینکه تنها ورودی‌های نرم افزار Seismic Unix ضخامت و سرعت لایه‌ها می‌باشد، بنابراین تنها پارامتر قابل تغییر در زون مخزن مقدار سرعت است. از معادله بهبود یافته گسمن می‌توان جهت تعیین سرعت در زون مخزن برای هر یک از شرایط تخلخل و ابعاد حفرات کمک گرفت که در بخش بعد به این مورد پرداخته می‌شود.

۳-۳-۱- مدل سازی سرعت برای زون مخزن با استفاده از معادله بهبود یافته گسمن

همانطور که در فصل قبل توضیح داده شد، برای تعیین سرعت با استفاده از تئوری گسمن پارامترهای K_0 ، K_{dry} ، μ ، φ ، α ، ρ_{sat} و K_{fl} مورد نیاز می‌باشند. با استناد به نتایج بهینه سازی الگوریتم ژنتیکی در فصل گذشته، مقدار K_0 برابر با ۶۳ و مقدار μ نیز ۲۶ گیگا پاسکال در نظر گرفته می‌شود. مقدار ρ_{sat} و S_w با توجه به نتایج برداشت نگار دانسیته و اشباع شدگی در زون مخزن (ستون نفت) به صورت میانگین به ترتیب برابر با 2479 Kg/m^3 و 32.79% در نظر گرفته شد. با در نظر گرفتن $K_{water} = 3.8 \text{ GPa}$ و $K_{oil} = 1.8 \text{ GPa}$ و بکار گیری رابطه ۲-۱۶، مقدار K_{fl} نیز برابر با 2.1754 گیگا پاسکال به دست خواهد آمد.

در انتهای فصل قبل نتیجه گیری شد که سه پارامتر سرعت، تخلخل و ابعاد حفرات با مقادیر اشباع شدگی از آب سازند در ارتباط هستند. نکته مهم این است که تخلخل و بعد حفرات پارامترهای غیر لرزه ای هستند و بنابراین باید ابتدا این دو پارامتر را به صورت لرزه ای در آورد؛ برای این منظور در رابطه بهبود یافته گسمن (رابطه ۲-۲۷) برای مقادیر مختلفی از φ و α ، مقدار سرعت حساب شد و به صورت جدول ۲-۳ در آمد.

جدول ۲-۳- مقادیر سرعت بر اساس مقادیر مختلف α و φ

φ	K_{Gdry}	α	K_{dryNew}	V_P	sloth	Model	φ	K_{Gdry}	α	K_{dryNew}	V_P	sloth	Model
0.1	10.5	0.1	1.05	4573	0.0478	101	0.6	2.03	0.1	0.203	3935	0.0646	601
		0.2	2.1	4598	0.0473	102			0.2	0.406	3945	0.0643	602
		0.3	3.15	4624	0.0468	103			0.3	0.609	3954	0.0640	603
		0.4	4.2	4649	0.0463	104			0.4	0.812	3963	0.0637	604
		0.5	5.25	4675	0.0457	105			0.5	1.015	3972	0.0634	605
		0.6	6.3	4700	0.0452	106			0.6	1.218	3981	0.0631	606
		0.7	7.35	4726	0.0448	107			0.7	1.421	3991	0.0628	607
		0.8	8.4	4752	0.0443	108			0.8	1.624	4000	0.0625	608
		0.9	9.45	4778	0.0438	109			0.9	1.827	4009	0.0622	609
0.2	5.73	0.1	0.573	4243	0.0555	201	0.7	1.75	0.1	0.175	3909	0.0654	701
		0.2	1.146	4263	0.0550	202			0.2	0.350	3918	0.0651	702
		0.3	1.719	4283	0.0545	203			0.3	0.525	3926	0.0649	703
		0.4	2.292	4302	0.0540	204			0.4	0.700	3934	0.0646	704
		0.5	2.865	4322	0.0535	205			0.5	0.875	3942	0.0643	705
		0.6	3.438	4341	0.0531	206			0.6	1.050	3950	0.0641	706
		0.7	4.011	4361	0.0526	207			0.7	1.225	3958	0.0638	707
		0.8	4.584	4380	0.0521	208			0.8	1.400	3966	0.0636	708
		0.9	5.157	4399	0.0517	209			0.9	1.575	3974	0.0633	709
0.3	3.94	0.1	0.394	4101	0.0595	301	0.8	1.54	0.1	0.154	3890	0.0661	801
		0.2	0.788	4116	0.0590	302			0.2	0.308	3897	0.0658	802
		0.3	1.182	4132	0.0586	303			0.3	0.462	3904	0.0656	803
		0.4	1.576	4147	0.0581	304			0.4	0.616	3911	0.0654	804
		0.5	1.970	4163	0.0577	305			0.5	0.770	3919	0.0651	805
		0.6	2.364	4178	0.0573	306			0.6	0.924	3926	0.0649	806
		0.7	2.758	4193	0.0569	307			0.7	1.078	3933	0.0646	807
		0.8	3.152	4208	0.0565	308			0.8	1.232	3940	0.0644	808
		0.9	3.546	4224	0.0560	309			0.9	1.386	3948	0.0642	809
0.4	3	0.1	0.3	4021	0.0618	401	0.9	1.37	0.1	0.137	3874	0.0666	901
		0.2	0.6	4034	0.0614	402			0.2	0.274	3880	0.0664	902
		0.3	0.9	4047	0.0611	403			0.3	0.411	3887	0.0662	903
		0.4	1.2	4059	0.0607	404			0.4	0.548	3894	0.0660	904
		0.5	1.5	4072	0.0603	405			0.5	0.685	3900	0.0657	905
		0.6	1.8	4084	0.0599	406			0.6	0.822	3907	0.0655	906
		0.7	2.1	4097	0.0596	407			0.7	0.959	3913	0.0653	907
		0.8	2.4	4109	0.0592	408			0.8	1.096	3920	0.0651	908
		0.9	2.7	4122	0.0588	409			0.9	1.233	3926	0.0649	909
0.5	2.42	0.1	0.242	3971	0.0634	501							
		0.2	0.484	3981	0.0631	502							
		0.3	0.726	3992	0.0627	503							
		0.4	0.968	4003	0.0624	504							
		0.5	1.210	4013	0.0621	505							
		0.6	1.452	4024	0.0618	506							
		0.7	1.694	4034	0.0614	507							
		0.8	1.936	4045	0.0611	508							
		0.9	2.178	4056	0.0608	509							

در جدول ۲-۳، ستون دوم از سمت چپ (K_{Gdry})، مدول حجمی خشک سنگ بر اساس رابطه گیرتسما (رابطه ۲-۱۷) می باشد که با ضرب آن در مقدار α ، مدول حجمی خشک سنگ بهبود یافته (K_{dryNew}) به دست می آید. ستون ششم (Sloth) نیز تبدیل یافته سرعت به صورت زیر می باشد:

$$Sloth = \left(\frac{V_P}{1000} \right)^{-2} \quad (1-3)$$

بعدها خواهیم دید که سرعت به عنوان یکی از ورودی های نرم افزار Seismic Unix مستقیماً در نرم افزار وارد نمی شود و باید آنرا به صورت Sloth به نرم افزار شناساند. ستون آخر جدول ۲-۳ نیز نام مدل ساخته شده، جهت پیگیری های بعدی می باشد. رقم اول نام مدل، بیانگر میزان تخلخل و رقم سوم نشان دهنده مقدار α می باشد. به عنوان مثال مدل ۲۰۷ یعنی مدلی که در آن میزان تخلخل ۲۰٪ (۰/۲) و مقدار α نیز ۰/۷ است. علت اینکه نرخ تغییرات φ و α ، ۰/۱ در نظر گرفته شده است، این است که در صورت کوچکتر در نظر گرفته شدن نرخ تغییرات، مقادیر سرعت حاصل و در نتیجه مقادیر Sloth حاصل از آنها به قدری به هم نزدیک می شوند که مدل های مصنوعی ساخته شده از آنها در Seismic Unix عملاً تفاوتی با هم نخواهند داشت و بنابراین نشانگرهایی نیز که بعداً از این مدل ها استخراج می گردند، عیناً شبیه هم می باشند.

در نهایت مدل آماده شده برای فرستاده شدن در نرم افزار Seismic Unix (به عنوان مثال:

مدل ۱۰۱)، به صورت جدول ۳-۳ خواهد بود.

جدول ۳-۳- مدل آماده شده ۱۰۱ برای نرم افزار Seismic Unix

لایه	ضخامت (m)	Sloth (s^2/m^2)
۱ (آغاچاری)	۱۱۰۰	۰/۱۶۱
۲ (گچساران)	۴۰۰	۰/۰۸۲۹
۳ (آسماری)	۳۰۰	۰/۱۰۲۲
۴ (پابده)	۴۵۰	۰/۰۶۸۵
۵ (گورپی)	۳۵۰	۰/۰۴۲۱
۶ (ایلام)	۱۲۰	۰/۰۵۵۳
۷ (لافان)	۱۲	۰/۰۹
۸ (سروک بالایی)	۵۰	۰/۰۴
۹ (زون مخزن)	۲۰۰	۰/۰۴۷۸
۱۰ (سروک پائینی)	۴۰۰	۰/۰۴۵۰
۱۱ (کژدمی)	۱۱۸	۰/۰۴۳۸

جدول ۳-۳ برای ۸۰ مدل دیگر (مدل های ۱۰۲ الی ۹۰۹) نیز عیناً به همین صورت می باشد و تنها پارامتری که در هر مدل متفاوت است، مقدار Sloth مربوط به زون مخزن (لایه ۹) می باشد که در مدل ۱۰۱ مقدار آن برابر با ۰/۰۴۷۸ می باشد و در جدول ۳-۳ به صورت پر رنگ نشان داده شده است. ضخامت هر لایه تقریباً بر اساس ضخامت های واقعی هر سازند در چاه شماره ۲ در نظر گرفته شده است و ضخامت کل مدل برابر با ۳۵۰۰ متر می باشد. زون مخزن نیز در فاصله عمقی ۲۷۸۲ الی ۲۹۸۲ متری قرار دارد.

حال باید هر یک از این ۸۱ مدل به داخل نرم افزار Seismic Unix فرستاده شوند و پس از ساخته شدن مدل زمین شناسی مربوط به هر کدام، برداشت لرزه نگاری بر روی آنها صورت گرفته تا بازتاب لرزه ای هر مدل مشخص شود. در ادامه ابتدا در مورد نرم افزار Seismic Unix و چگونگی مدل سازی با استفاده از آن صحبت خواهد شد و سپس نتایج حاصل از مدل سازی های صورت گرفته ارائه خواهند شد.

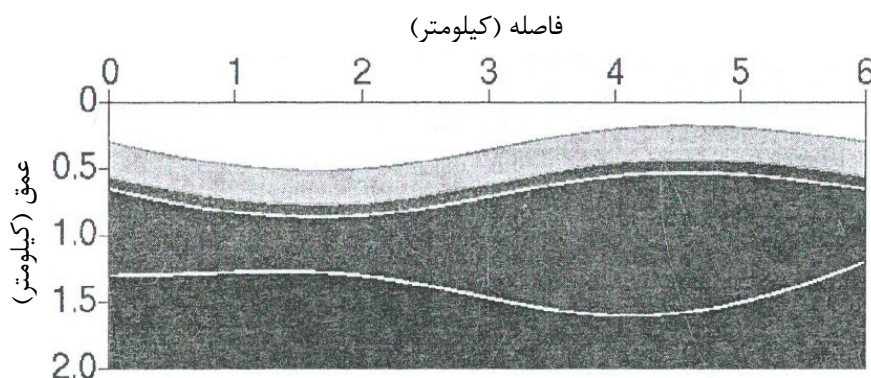
۳-۴- مدل سازی مستقیم لرزه‌ای با استفاده از نرم افزار Seismic Unix

Seismic Unix یک بسته نرم افزاری برای پردازش داده‌های لرزه‌ای می‌باشد. از ویژگی‌های مهم این نرم افزار متن باز^۲ بودن آن است؛ در نتیجه کدهای متن^۳ در آن قابل دسترسی می‌باشند و کاربر می‌تواند این کدها را بر اساس نوع نیاز خود تغییر دهد (Cohen and Stockwell, 2002). در این نرم افزار کاربر قادر است یک مدل زمین شناسی دو بعدی تعریف و سپس بر روی آن بر اساس یک الگوی از پیش تعریف شده، برداشت لرزه نگاری انجام دهد. در نهایت نیز می‌توان خروجی لرزه‌ای حاصل را پردازش کرده و به یک مدل بر انبارش شده با خروجی SEG-Y که قابل خوانده شدن توسط هر محیط تفسیر داده‌های لرزه‌ای می‌باشد، دست یافت. به این منظور، ابتدا انواع مدل‌های زمین شناسی در نرم افزار Seismic Unix بررسی می‌شوند و سپس مدل زمین شناسی مورد نیاز ایجاد خواهد شد.

به طور کلی سه دسته مدل زمین شناسی در نرم افزار Seismic Unix قابل تولید می‌باشند:

۱- مدل ساده زمین شناسی

در این مدل باید تمامی لایه‌ها همگن و ایزوتروپ در نظر گرفته شوند. محورهای X و Z بر روی مدل بیانگر طول و عمق مدل می‌باشند و معمولاً بر حسب کیلومتر در نظر گرفته می‌شوند. شکل ۳-۱ نمونه‌ای از مدل زمین شناسی ساده را نشان می‌دهد. در این مدل لایه‌ها می‌توانند کاملاً مسطح و یا به صورت انحناء دار تعریف شوند.

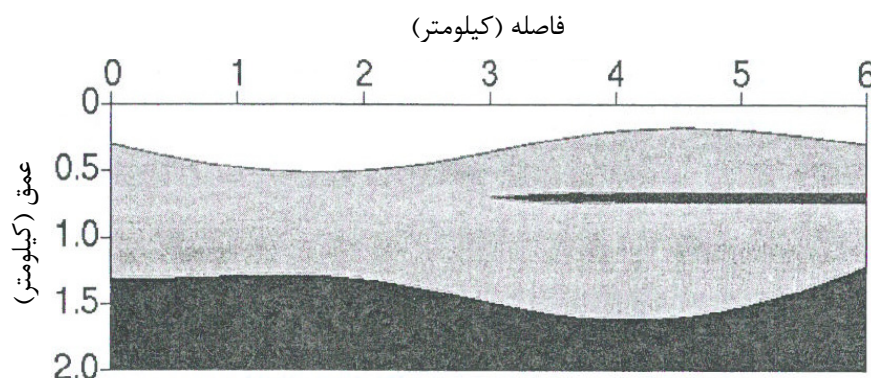


شکل ۳-۱- مدل ساده زمین شناسی ساخته شده توسط نرم افزار Seismic Unix (Forel et al, 2005).

۲- مدل زمین شناسی حاوی یک لایه نفوذی با سرعت بالا

این مدل نیز مشابه مدل قبل است با این تفاوت که یک لایه با سرعت بالا در آن نفوذ کرده است

(شکل ۳-۲). تمامی پارامترهای این مدل مشابه مدل قبل است.

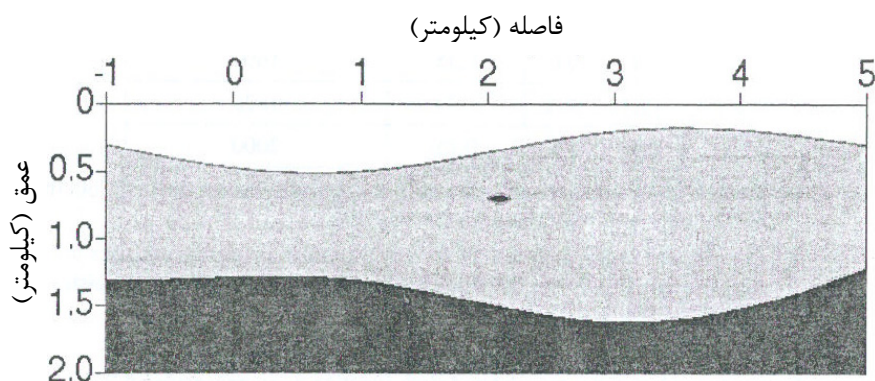


شکل ۳-۲- مدل زمین شناسی حاوی یک لایه نفوذی با سرعت بالا ساخته شده توسط نرم افزار Seismic Unix (Forel et al, 2005).

۳- مدل زمین شناسی حاوی پراشنده^۴

این مدل نیز همانند مدل اول است با این تفاوت که یک پراشنده با سرعت بالا در آن وجود دارد

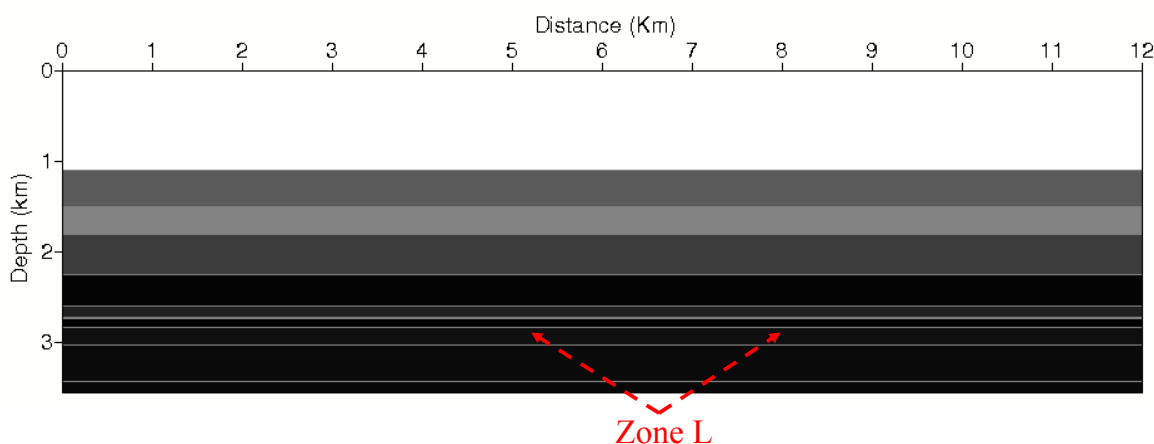
(شکل ۳-۳).



شکل ۳-۳- مدل زمین شناسی حاوی پراشده، ساخته شده توسط نرم افزار Seismic Unix (Forel et al, 2005)

پس از مدل سازی زمین شناسی، می توان بر روی مدل مورد نظر با استفاده از تکنیک دنباله کردن پرتو^۵ و بر اساس یک الگوی مشخص لرزه نگاری، برداشت لرزه نگاری انجام داده و خروجی لرزه-ای مدل مورد نظر را استخراج نمود.

مخزن انتخاب شده در مطالعه حاضر به صورت تاقدیسی با گسترش طولی بسیار زیاد می-باشد؛ لذا فصل مشترک لایه ها (سازندها) در اطراف هر کدام از چاهها را می توان با دقت بسیار بالایی به صورت مسطح در نظر گرفت (مدل ۱، مدل ساده زمین شناسی). بنابراین هر کدام از ۸۱ مدل مورد نیاز در این مطالعه به صورت ۱۱ لایه با فصل مشترک های افقی در نظر گرفته شدند. شکل ۳-۴ مدل زمین شناسی ۱۰۱ ساخته شده توسط نرم افزار Seismic Unix را بر اساس اطلاعات جدول ۳-۳ نشان می دهد. در اینجا طول مدل برابر ۱۲ کیلومتر در نظر گرفته شده است. عمق آن هم همانطور که قبلاً نیز اشاره شد ۳/۵ کیلومتر می باشد. در این مدل، تمامی ۱۱ لایه به خوبی نشان داده شده اند. تغییرات رنگ از سفید به سیاه بیانگر تغییرات سرعت از ۲۵۰۰ متر بر ثانیه (سفید) تا ۵۰۰۰ متر بر ثانیه (سیاه) می باشند. زون L نیز زون مخزن می باشد. ما بقی ۸۰ مدل نیز مشابه مدل ۱۰۱ هستند با این تفاوت که سرعت زون مخزن در هر مدل متفاوت خواهد بود.

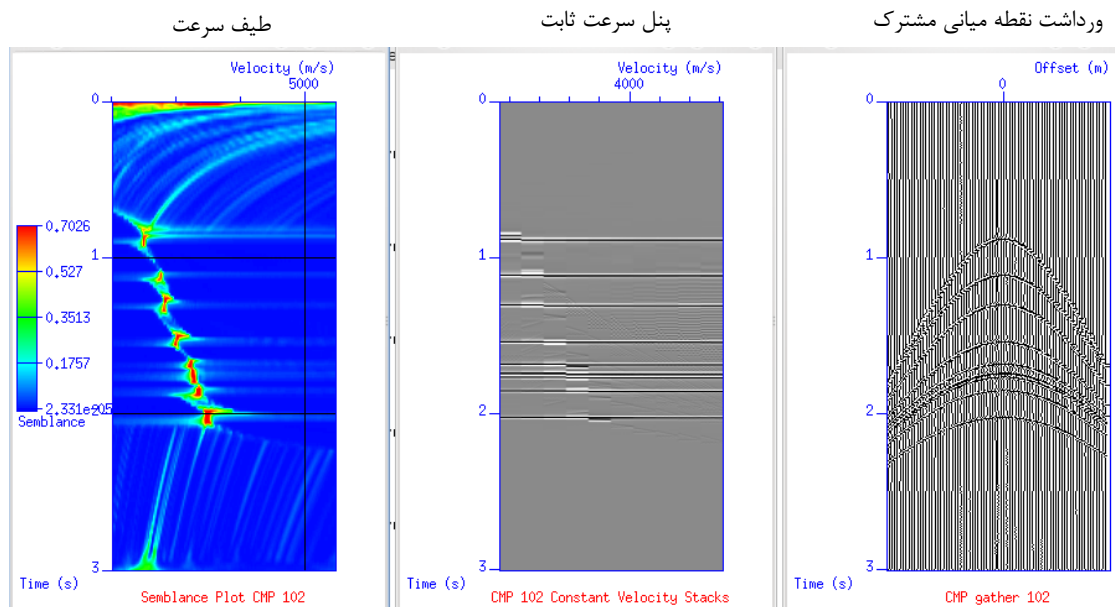


شکل ۳-۴- مدل زمین شناسی ۱۰۱ ساخته شده توسط نرم افزار Seismic Unix

کدهای مربوط به ساخت مدل ۱۰۱، نوشته شده در محیط Seismic Unix در پیوست الف آورده شده‌اند.

پس از ساختن مدل زمین شناسی، باید الگوی مشخصی جهت انجام برداشت لرزه نگاری در مدل مورد نظر تعریف گردد. برای آنکه برداشت لرزه نگاری تمامی مدل را تحت پوشش قرار دهد، الگوی آن به این صورت تعریف شد که اولین منبع موج در فاصله ۳۹۷۵ متری از صفر مدل قرار گیرد. تعداد ژئوفون‌ها ۱۶۰ عدد با فاصله ژئوفونی ۵۰ متر در نظر گرفته شد که در هر طرف منبع ۸۰ عدد قرار می‌گیرد. پس از هر برداشت، کل خط لرزه نگاری به اندازه ۵۰ متر به سمت انتهای مدل جابجا می‌شوند. آخرین منبع در فاصله ۸۰۲۵ متری از صفر مدل خواهد بود. بنابراین تعداد ۸۲ منبع تولید موج در طول مدل، به ترتیب به تولید موج لرزه‌ای خواهند پرداخت. با استفاده از این الگوی برداشت لرزه‌ای، برداشت لرزه نگاری بر روی مدل ۱۰۱ صورت گرفت و با استفاده از مدل سازی مستقیم به کمک تکنیک دنبال کردن پرتو، خروجی لرزه‌ای این مدل به دست آمد. کدهای نوشته شده در محیط seismic Unix جهت تعریف الگوی برداشت و انجام برداشت لرزه نگاری در پیوست الف آورده شده‌اند. خروجی حاصل باید مورد پردازش قرار گیرد تا مدل بر انبارش شده نهایی جهت مطالعه نشانگرهای

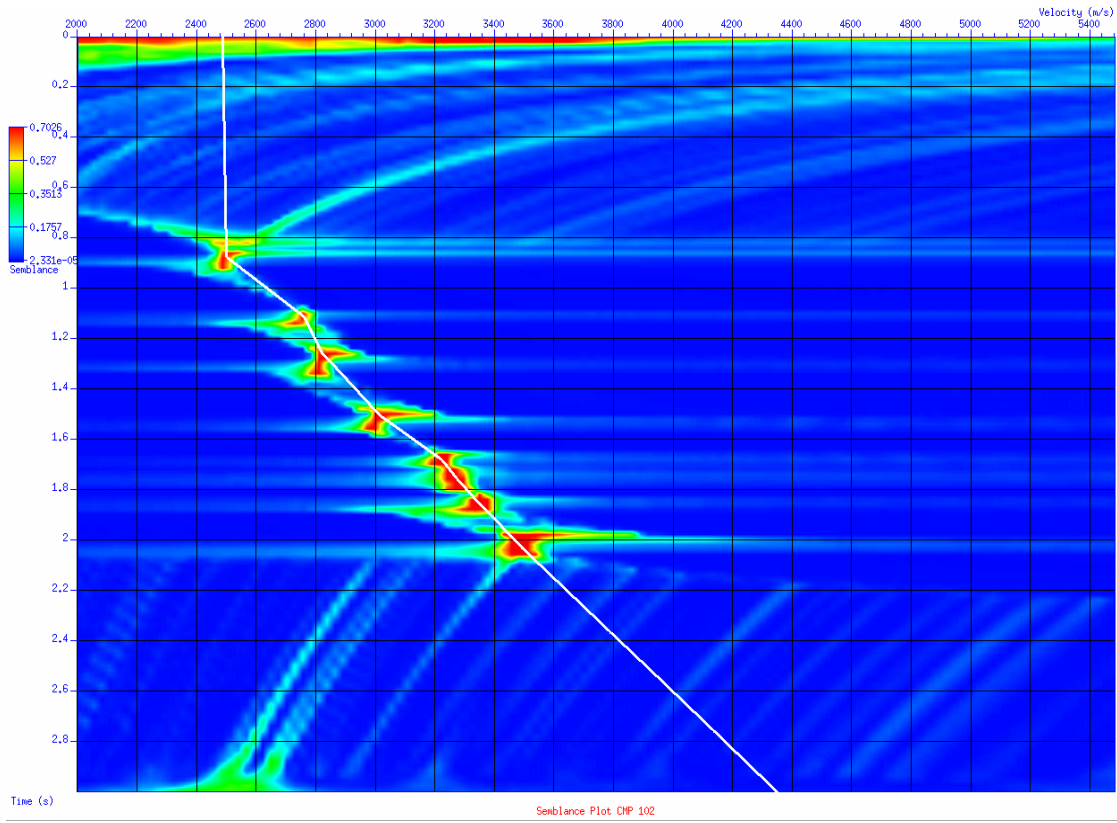
لرزه‌ای ایجاد گردد. شکل ۳-۵ مقطع مدل سرعت قبل از پردازش را برای CMP^۶ شماره ۱۰۲ نشان می‌دهد.



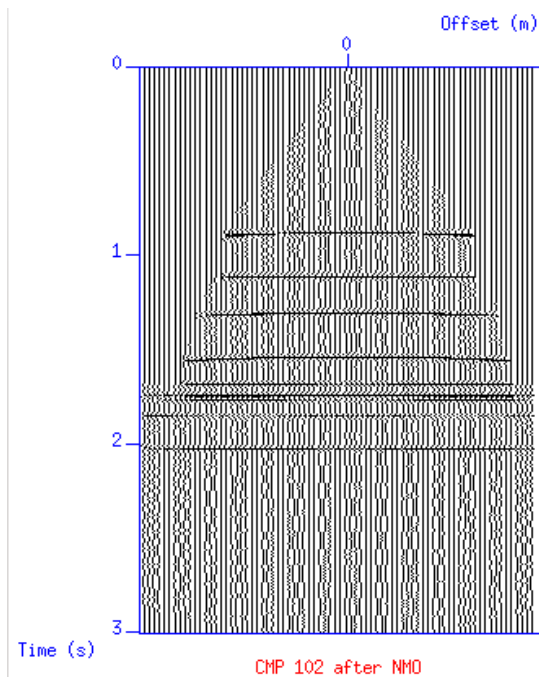
شکل ۳-۵- مقطع مدل سرعت قبل از پردازش

مدل سرعت باید با استفاده از دست‌چین کردن سرعت^۷ها در نقاط دارای بیشینه شباهت^۸ برای هر CMP تهیه گردد. شکل ۳-۶ مقطع شکل ۳-۵ را که در آن سرعت‌ها در نقاط دارای بیشینه شباهت، دست‌چین شده‌اند نشان می‌دهد. با کنار هم قرار دادن CMP ها با فاصله ۲۵ CMP، مدل سرعت برونراند نرمال^۹ به دست می‌آید. سپس به کمک مدل‌های سرعت یک بعدی برای هر CMP، آنالیز برونراند نرمال بر روی کل داده‌ها انجام می‌شود. نتیجه تصحیح برونراند نرمال برای یک CMP، به صورت شکل ۳-۷ نشان داده شده است. کدهای نوشته شده در محیط seismic Unix جهت انجام کلیه مراحل پردازش در پیوست الف آورده شده‌اند.

-
- 6- Common Mid-Point
 - 7- Velocity Picking
 - 8- Semblance
 - 9- Normal Move Out

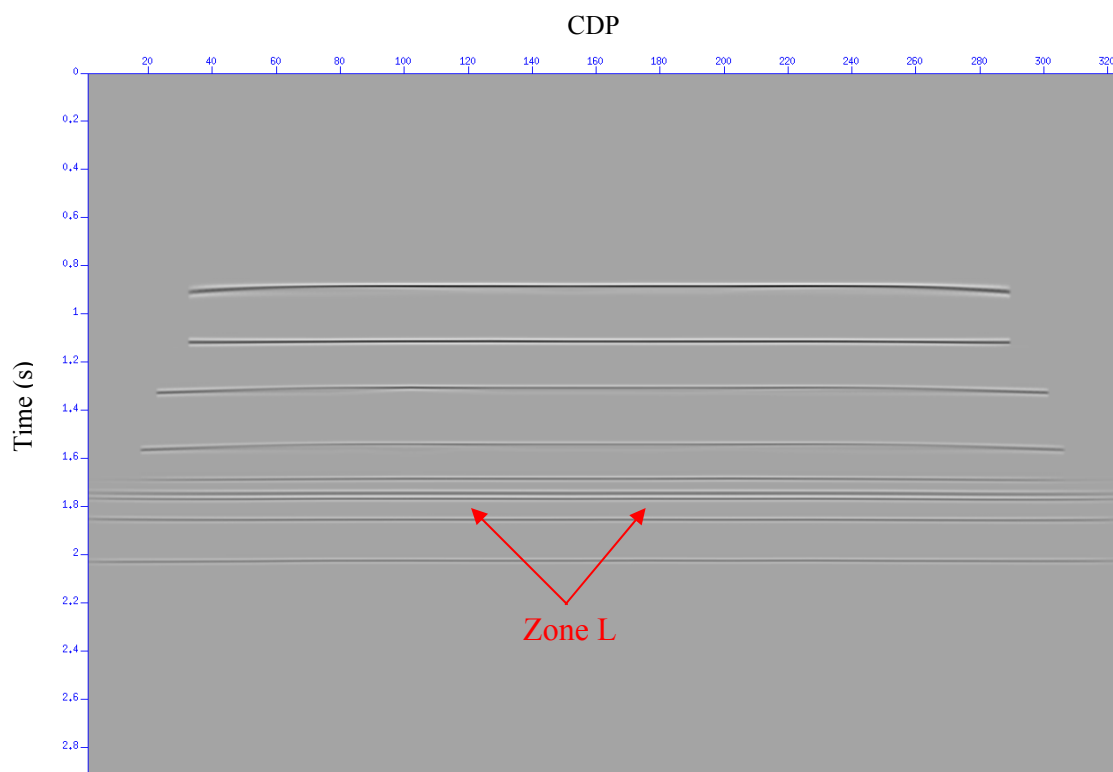


شکل ۳-۶- دست چین کردن سرعتها در نقاط دارای بیشینه شباهت



شکل ۳-۷- نتیجه تصحیح برونراند نرمال برای CMP شماره ۱۰۲

در نهایت مقطع لرزه‌ای بر انبارش شده مربوط به مدل ۱۰۱ به صورت شکل ۳-۸ در خواهد آمد. این مدل با پسوند SEG-Y قابل خواندن توسط هر نرم افزار تفسیر لرزه‌ای می‌باشد.



شکل ۳-۸- مقطع لرزه‌ای بر انبارش شده مدل ۱۰۱

همانطور که در شکل ۳-۸ دیده می‌شود، مدل برانبارش شده ۱۰۱ دارای ۱۰ لایه می‌باشد، در صورتی که مدل تعریف شده اولیه ۱۱ لایه بوده است. دلیل آن مربوط به قابلیت تفکیک قائم^{۱۰} در برداشت لرزه‌نگاری صورت گرفته می‌باشد. وقتی که ضخامت لایه‌ای در برداشت‌های ژئوفیزیکی کمتر از قدرت تفکیک قائم برداشت صورت گرفته باشد، نمی‌توان در مدل نهایی آن لایه را مشاهده کرد. معمولاً قابلیت تفکیک قائم برابر با یک چهارم طول موج لرزه‌ای در نظر گرفته می‌شود (Badley, 1985). به این منظور باید فرکانس برداشت را بر اساس حداقل ضخامت لایه‌ها تعیین نمود. فرکانس برداشت در نرم افزار Seismic Unix برابر با ۵۰ هرتز در نظر گرفته شده است. در نتیجه:

$$T = \frac{1}{f} \rightarrow T = \frac{1}{50} = 0.02s$$

$$\lambda = V.T \rightarrow \lambda = 3333 * 0.02 = 66.66m$$

$$VR = \frac{\lambda}{4} = 16.66m$$

که در آن

T پریود برداشت بر حسب ثانیه

f فرکانس برداشت بر حسب هرتز

λ طول موج بر حسب متر

V سرعت موج بر حسب متر بر ثانیه در هر لایه

و VR قابلیت تفکیک قائم

می باشد.

مقدار سرعت ۳۳۳۳ متر بر ثانیه مربوط به سازند لافان است که در مدل برانبارش شده دیده نمی شود. دلیل دیده نشدن آن سازند این است که قابلیت تفکیک قائم برداشت لرزه نگاری صورت گرفته برابر با ۱۶/۶۶ متر می باشد. به علت اینکه ضخامت سازند لافان ۱۲ متر بوده است (کمتر از قابلیت تفکیک قائم)، لذا این سازند در مدل نهایی قابل رویت نمی باشد. برای اینکه بتوان این لایه را مشاهده نمود، باید فرکانس برداشت را حداقل برابر با ۷۰ هرتز در نظر گرفت که این فرکانس تقریباً خارج از محدوده فرکانسی برداشت های لرزه نگاری برجا می باشد.

با انجام کلیه مراحل قبل برای هر یک از ۸۱ مدل تعریف شده (مدل های ۱۰۱ الی ۹۰۹)، ۸۱ مقطع بر انبارش شده که هر کدام بیانگر شرایط خاصی از تخلخل و ابعاد حفرات در سازند سروک در مخزن مورد مطالعه هستند، ایجاد شد. در مرحله بعد باید این مدل ها مورد بررسی های بیشتر جهت تعیین نشانگرهای مهم مرتبط با هدف نهایی این پایان نامه که تعیین اشباع شدگی از آب سازند می باشد، قرار گیرند.

استخراج نشانگرهای لرزه‌ای

۴-۱- مقدمه

در فصل گذشته با بکارگیری مدل بهبود یافته گسمن و کد نویسی در محیط نرم افزار Seismic Unix، مدلی مصنوعی مشابه شرایط واقعی مخزن مورد مطالعه ایجاد شد. مدل ایجاد شده مربوط به شرایط تخلخل ۱۰٪ و بعد حفرات ۰/۱ می‌باشد. با تعریف یک الگوی لرزه‌نگاری مشخص، برداشت لرزه‌نگاری در مدل ایجاد شده به کمک تکنیک دنبال کردن پرتو صورت گرفت و خروجی لرزه‌نگاری به دست آمد. در پردازش ابتدایی، مدل اولیه سرعت ایجاد شد و سپس با استفاده از تکنیک دست‌چین کردن سرعت‌ها در نقاط دارای بیشینه شباهت، مدل نهایی سرعت استخراج گردید. با ایجاد مدل سرعت برونراند نرمال، مقطع برانبارش شده نهایی به دست آمد. با تغییر در مقادیر تخلخل و ابعاد حفرات، مدل‌های متعددی ایجاد شدند که هر کدام نماینده شرایط خاصی از مخزن می‌باشند.

در این فصل ابتدا به دسته‌بندی مدل‌های ایجاد شده بر اساس تغییرات تخلخل و ابعاد حفرات پرداخته می‌شود. سپس با معرفی نرم افزار تفسیر لرزه‌ای OpendTect به عنوان یکی از قدرتمندترین نرم افزارهای موجود در زمینه استخراج نشانگرهای لرزه‌ای، هر کدام از مدل‌های لرزه‌ای توسط این نرم افزار مورد شناسایی قرار می‌گیرند. در مرحله بعد نشانگرهای مورد نیاز معرفی و برای هر مدل استخراج خواهند شد. این نشانگرها را در فصول بعد می‌توان مورد آنالیز قرار داده و مناسبترین آنها را جهت مدل‌سازی معکوس مورد نظر در این پایان نامه مشخص کرده و مورد استفاده قرار داد.

۲-۴- تفکیک مدل‌های مصنوعی حاصل از مدل‌سازی مستقیم

خروجی مدل‌سازی مستقیم همانطور که در شکل ۳-۸ نیز نشان داده شد، یک مقطع لرزه‌ای برانبارش شده خواهد بود که این مقطع حاوی اطلاعات مفیدی در مورد نشانگرهای مرتبط با شرایط خود، یعنی تخلخل ۱۰٪ و ابعاد حفرات ۰/۱ می‌باشد. بر اساس مقادیر تخلخل و بعد حفرات، این مقطع به عنوان مقطع ۱۰۱ نامگذاری شده است. این فرایند برای مابقی مدل‌های تعریف شده در جدول ۳-۲ (مدل‌های ۱۰۲ الی ۹۰۹) نیز تکرار شد. در نهایت ۸۱ مدل برانبارش شده لرزه‌ای که هر کدام نماینده شرایط خاصی از تخلخل و ابعاد حفرات هستند، ایجاد شدند. اگر بتوان نشانگری را پیدا کرد که نسبت به تغییرات این مدل‌ها حساس باشد، احتمالاً بتوان آن نشانگر را به عنوان نشانگر مرتبط با مدل‌سازی معکوس نهایی در این مطالعه در نظر گرفت.

از آنجایی که هر یک از مدل‌ها بر اساس تغییرات دو پارامتر تخلخل و ابعاد حفرات ساخته شده‌اند و هدف در اینجا تعیین نشانگرهای حساس به تغییرات هر یک از این دو پارامتر می‌باشد، در نتیجه باید ابتدا این مدل‌ها را دسته بندی نمود به صورتیکه هر دسته صرفاً نشان دهنده تغییرات یکی از دو پارامتر مذکور باشد. بر این اساس مدل‌ها به صورت جداول ۴-۱ و ۴-۲ تقسیم‌بندی شدند.

جدول ۴-۱- تقسیم بندی مدل‌ها به ۹ دسته بر اساس تغییرات تخلخل

مدل‌های تخلخل								
$\alpha = 0.1$	$\alpha = 0.2$	$\alpha = 0.3$	$\alpha = 0.4$	$\alpha = 0.5$	$\alpha = 0.6$	$\alpha = 0.7$	$\alpha = 0.8$	$\alpha = 0.9$
101	102	103	104	105	106	107	108	109
201	202	203	204	205	206	207	208	209
301	302	303	304	305	306	307	308	309
401	402	403	404	405	406	407	408	409
501	502	503	504	505	506	507	508	509
601	602	603	604	605	606	607	608	609
701	702	703	704	705	706	707	708	709
801	802	803	804	805	806	807	808	809
901	902	903	904	905	906	907	908	909

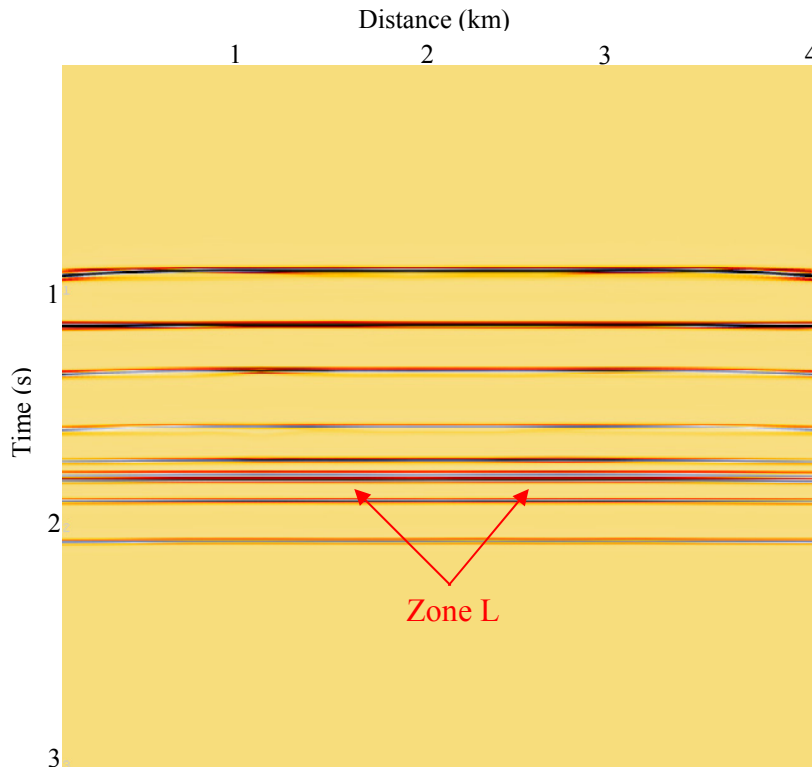
جدول ۴-۲- تقسیم بندی مدل‌ها به ۹ دسته بر اساس تغییرات ابعاد حفرات

مدل‌های ابعاد حفرات								
$\varphi = 0.1$	$\varphi = 0.2$	$\varphi = 0.3$	$\varphi = 0.4$	$\varphi = 0.5$	$\varphi = 0.6$	$\varphi = 0.7$	$\varphi = 0.8$	$\varphi = 0.9$
101	201	301	401	501	601	701	801	901
102	202	302	402	502	602	702	802	902
103	203	303	403	503	603	703	803	903
104	204	304	404	504	604	704	804	904
105	205	305	405	505	605	705	805	905
106	206	306	406	506	606	706	806	906
107	207	307	407	507	607	707	807	907
108	208	308	408	508	608	708	808	908
109	209	309	409	509	609	709	809	909

به عنوان مثال، ستون اول در جدول ۴-۱ نشان دهنده مدل‌هایی است که در همگی آنها بعد حفرات (α) برابر با ۰/۱ می‌باشد و تنها پارامتر متغیر در آنها مقدار تخلخل است. در نتیجه اگر نشانگرهای مختلف برای این ۹ مدل به دست بیایند، و نشانگری دارای روند مشخصی از تغییرات در این مدل‌ها باشد، احتمالاً بتوان آنرا به عنوان نشانگر مرتبط با تخلخل در نظر گرفت و از آن در مدل نهایی تخلخل استفاده کرد. به این منظور در بخش بعد به معرفی نرم افزار OpendTect به عنوان یکی از قدرتمندترین نرم افزارهای تفسیر داده‌های لرزه‌ای پرداخته خواهد شد و سپس هر یک از ۸۱ مدل مذکور به داخل نرم افزار فرستاده شده و ۴۳ نشانگر مختلف برای هر مدل استخراج می‌شوند.

۴-۳- نرم افزار OpendTect

OpendTect، یک سیستم کامل متن باز برای تفسیر داده‌های لرزه‌ای است که دارای قابلیت تجسم و تفسیر داده‌های حجیم لرزه‌ای با کمک نشانگرها و تکنیک‌های جدید تصویر سازی می‌باشد. در این محیط، کاربر قادر است کلیه اطلاعات لرزه‌ای اعم از داده‌های پیش از بر انبارش و یا بر انبارش شده را به صورت یک بعدی (چاه)، دو بعدی (مقطع) و یا سه بعدی (بلوک) مشاهده کند. به عنوان مثال می‌توان به مدل ۱۰۱ ساخته شده در نرم افزار Seismic Unix اشاره کرد که مقطع خروجی آن در نرم افزار OpendTect به صورت شکل ۴-۱ می‌باشد.



شکل ۴-۱- خروجی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱ در نرم افزار OpendTect

۴-۳-۱- استخراج نشانگرها

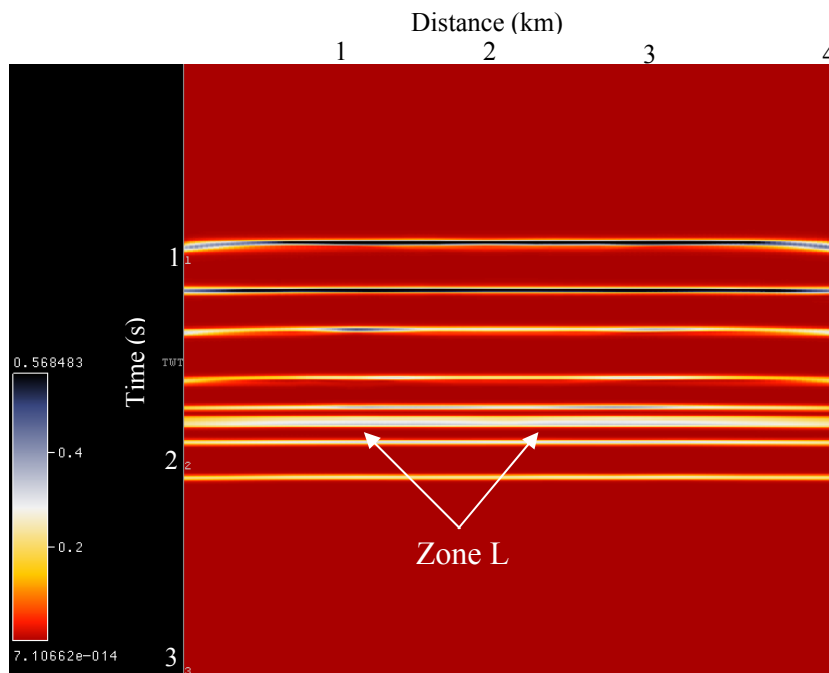
به طور کلی دو دسته نشانگر در نرم افزار OpendTect قابل محاسبه می‌باشند. دسته اول نشانگرهایی هستند که مستقیماً از مقطع لرزه‌ای موجود استخراج می‌شوند و دسته دوم نشانگرهایی می‌باشند که از خروجی دسته اول به دست می‌آیند. یعنی از مقطع نشانگر حاصل از مقطع لرزه‌ای، مجدداً یک نشانگر دیگر استخراج می‌گردد. بنابراین بینهایت نشانگر لرزه‌ای می‌توان از یک مقطع به دست آورد. از آنجایی که استخراج و آنالیز تعداد نامشخصی از نشانگرها خارج از حوصله این پایان‌نامه می‌باشد، لذا صرفاً به بررسی نشانگرهایی پرداخته خواهد شد که به طور مستقیم از مقاطع لرزه‌ای حاصل می‌شوند. بر این اساس ۴۳ نشانگر در ۹ خانواده انرژی^۱، لحظه‌ای^۲، Convolve، فیلتر فرکانس^۳، Velocity Fan Filter، فرکانس^۴، تجزیه طیف^۵، حادثه لرزه‌ای^۶ و آماری^۷ در نرم افزار مذکور قابل

-
- 1- Energy Attributes
 - 2- Instantaneous Attributes
 - 3- Frequency Filter Attributes
 - 4- Frequency Attributes
 - 5- Spectral Decomposition
 - 6- Event Attributes

تخمین هستند. در این بخش، تنها به معرفی خانواده نشانگرهای لحظه‌ای پرداخته می‌شود و مابقی نشانگرها به صورت کامل در پیوست ب آورده خواهند شد.

۱- نشانگرهای لحظه‌ای^۸: این نشانگرها بیانگر تغییرات لحظه‌ای پارامترهای مختلفی بوده و شامل نشانگرهای زیر می‌باشند:

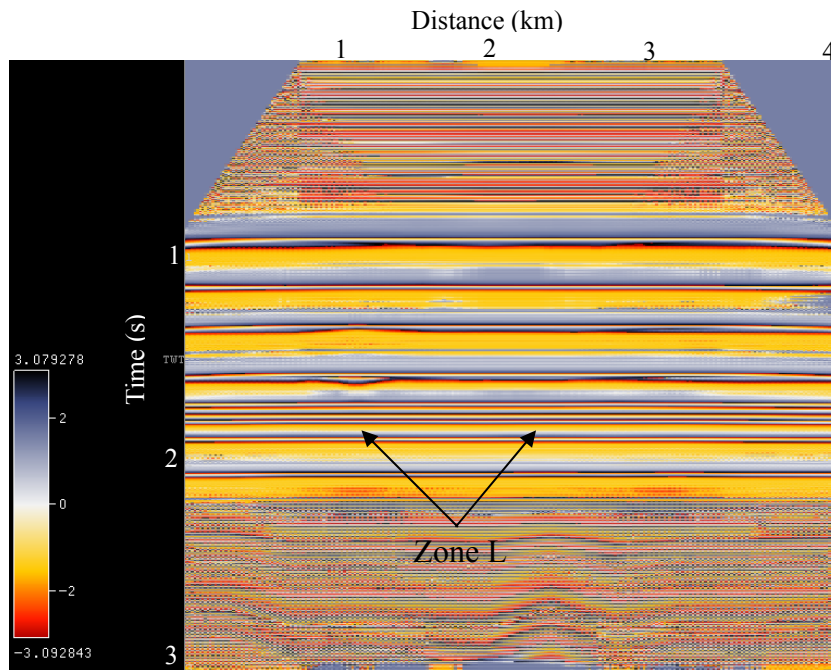
- دامنه لحظه‌ای^۹ (پوش اثر لرزه‌ای^{۱۰}): این نشانگر می‌تواند نشان دهنده اختلاف امپدانس صوتی و در نتیجه میزان بازتاب باشد. همچنین می‌توان از آن برای تعیین نقاط روشن^{۱۱} و به تبع آن تشخیص تجمعات احتمالی گازی استفاده نمود. ضمناً می‌تواند به عنوان یک تشخیص دهنده مؤثر فصل مشترک توالی‌های زمین شناسی مورد استفاده قرار گیرد. شکل ۲-۴ نشان دهنده مقطع دامنه لحظه‌ای استخراج شده از مقطع لرزه‌ای ۱۰۱ می‌باشد.



شکل ۲-۴- مقطع نشانگر دامنه لحظه‌ای مربوط به مقطع لرزه‌ای ۱۰۱

- 7- Statistics
- 8- Instantaneous Attributes
- 9- Instantaneous Amplitude
- 10- Trace Envelope
- 11- Bright Spots

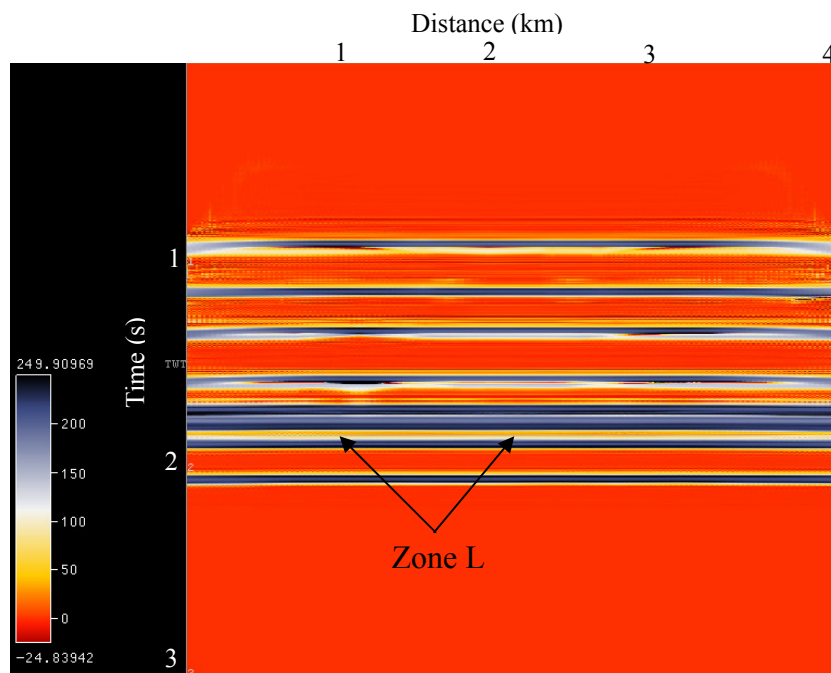
- فاز لحظه‌ای^{۱۲}: این نشانگر بر روی پیوستگی یا عدم پیوستگی فضایی بازتاب‌ها تمرکز دارد. از آنجایی که این نشانگر توصیف کننده موقعیت حوادث بر روی اثر لرزه‌ای بوده و منجر به محاسبه مقادیر نشانگرهای لحظه‌ای دیگر می‌شود، لذا دارای اهمیت ویژه‌ای می‌باشد. نشانگر فاز لحظه‌ای، باعث تقویت و مشخص‌تر شدن حوادث قویتر شده و در نشان دادن ناپیوستگی بازتاب کننده‌ها، گسل‌ها، لبه‌های تیز و ریز لایه‌ها بسیار کارآمد است. فصل مشترک توالی‌های لرزه‌ای و الگوهای لایه‌بندی رسوبی نیز معمولاً با کمک این نشانگر وضوح بیشتری پیدا می‌کنند. شکل ۳-۴ مقطع فاز لحظه‌ای استخراج شده از مقطع لرزه‌ای ۱۰۱ را نشان می‌دهد.
- فرکانس لحظه‌ای^{۱۳}: این نشانگر یک نشانگر فیزیکی است که می‌توان از آن به عنوان یک تفکیک کننده مناسب که قادر به تشخیص هیدروکربور (به علت آنومالی فرکانسی پائین)، زون‌های خرد شده و ضخامت لایه بندی‌ها می‌باشد، استفاده نمود. شکل ۴-۴ نشان دهنده مقطع فرکانس لحظه‌ای استخراج شده از مقطع لرزه‌ای ۱۰۱ می‌باشد.



شکل ۳-۴- مقطع نشانگر فاز لحظه‌ای مربوط به مقطع لرزه‌ای ۱۰۱

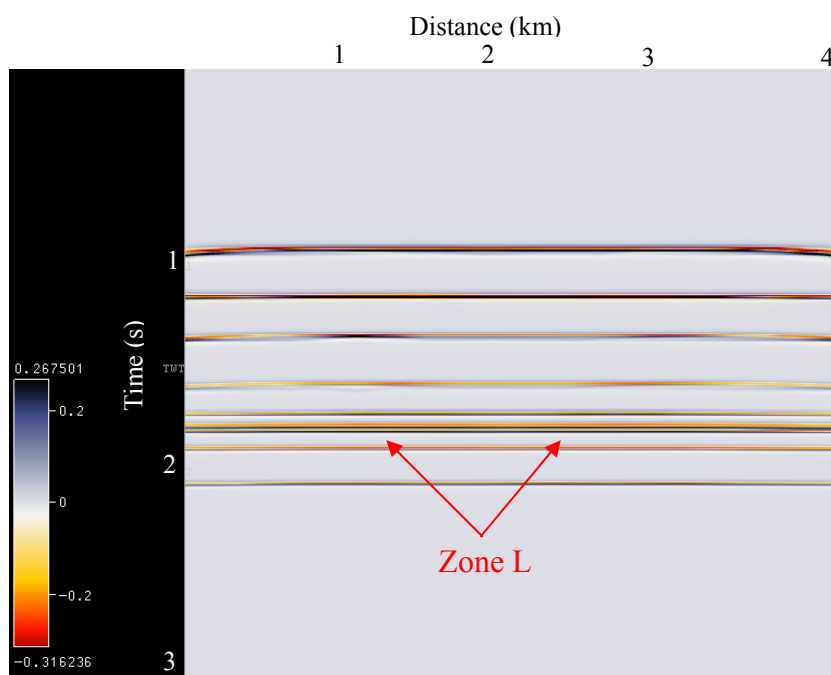
12- Instantaneous Phase

13- Instantaneous Frequency



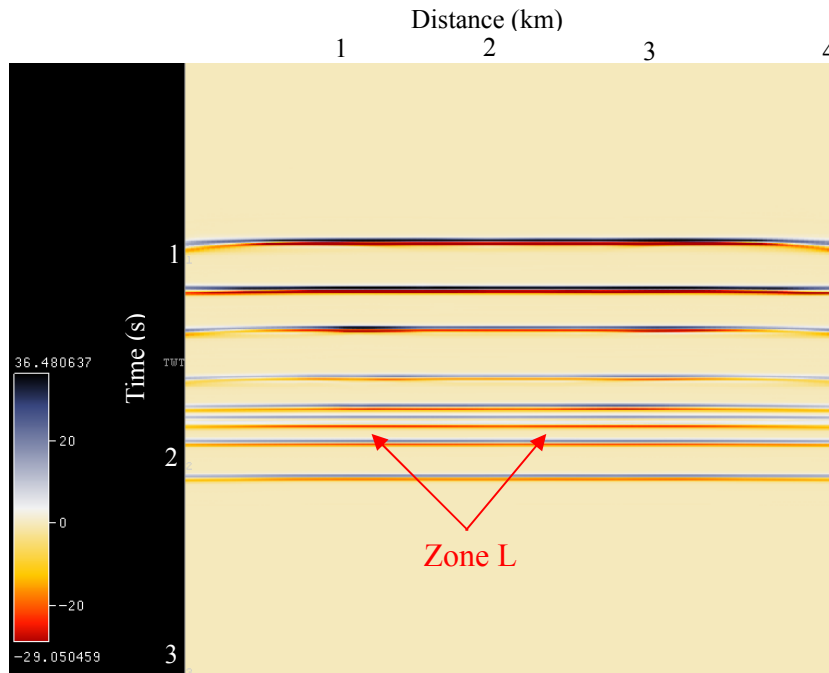
شکل ۴-۴- مقطع نشانگر فرکانس لحظه‌ای مربوط به مقطع لرزه‌ای ۱۰۱

- *Hilbert* این نشانگر قابل محاسبه از روی اثر لرزه‌ای با استفاده از تبدیل هیلبرت می‌باشد و نسبت به انرژی، فرکانس و فاز حساس است. شکل ۴-۵ مقطع هیلبرت استخراج شده از مقطع لرزه‌ای ۱۰۱ را نشان می‌دهد.



شکل ۴-۵- مقطع نشانگر Hilbert مربوط به مقطع لرزه‌ای ۱۰۱

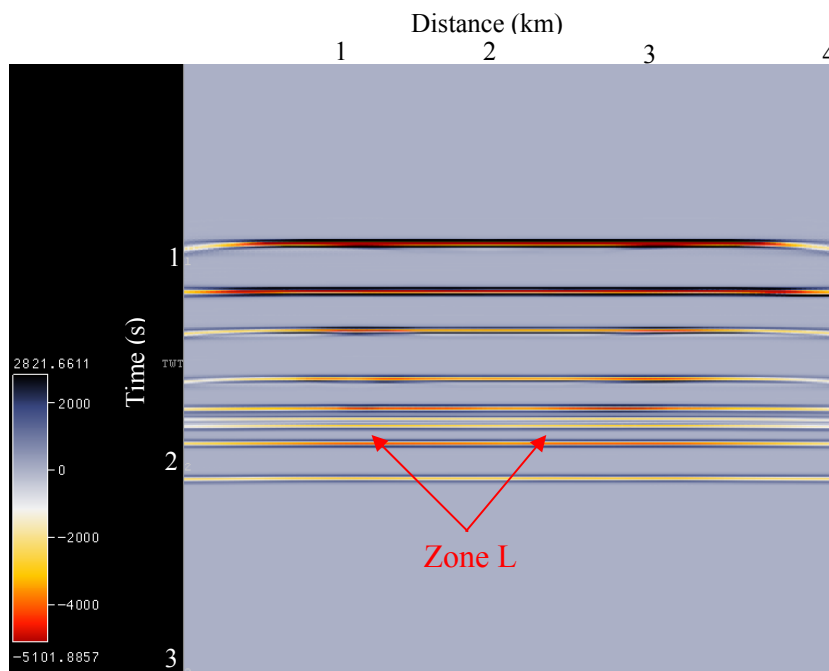
- مشتق اول دامنه^{۱۴}: این نشانگر مشتق زمانی دامنه لحظه‌ای بوده و بیانگر تغییرات انرژی حوادث بازتابی می‌باشد. از آن می‌توان برای تشخیص فصل مشترک‌ها و ناپیوستگی‌ها استفاده کرد. شکل ۴-۶ نشان دهنده مقطع مشتق اول دامنه استخراج شده از مقطع لرزه‌ای ۱۰۱ می‌باشد.



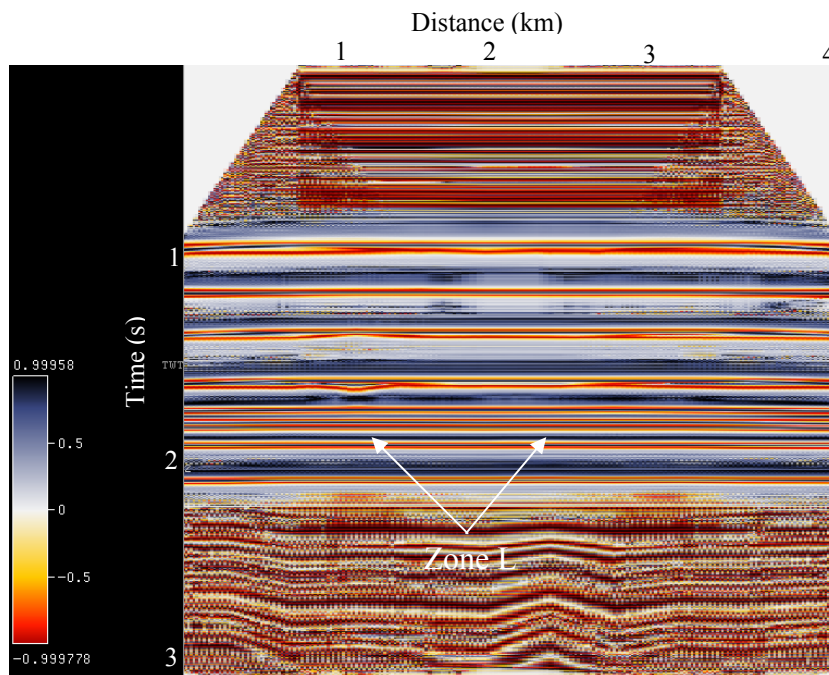
شکل ۴-۶- مقطع نشانگر مشتق اول دامنه مربوط به مقطع لرزه‌ای ۱۰۱

- مشتق دوم دامنه^{۱۵}: این نشانگر مشتق دوم دامنه لحظه‌ای بوده و مقیاسی برای اندازه‌گیری تیزی نقاط پیک^{۱۶} دامنه می‌باشد. از آن می‌توان برای تشخیص تمامی فصل مشترک‌های بازتاب کننده استفاده کرد. شکل ۴-۷ نشان دهنده مقطع مشتق دوم دامنه استخراج شده از مقطع لرزه‌ای ۱۰۱ می‌باشد.

- کسینوس فاز^{۱۷}: این نشانگر کسینوس فاز لحظه‌ای است که به نام دامنهٔ نرمال شده نیز خوانده می‌شود. کسینوس فاز دارای کاربردهای مشترک با فاز لحظه‌ای است؛ با این تفاوت که نسبت به فاز لحظه‌ای دارای یک مزیت است و آن قابلیت پردازش‌های بعدی این نشانگر (همچون اعمال فیلتر و بر انبارش) می‌باشد. شکل ۸-۴ مقطع کسینوس فاز استخراج شده از مقطع لرزه‌ای ۱۰۱ را نشان می‌دهد.

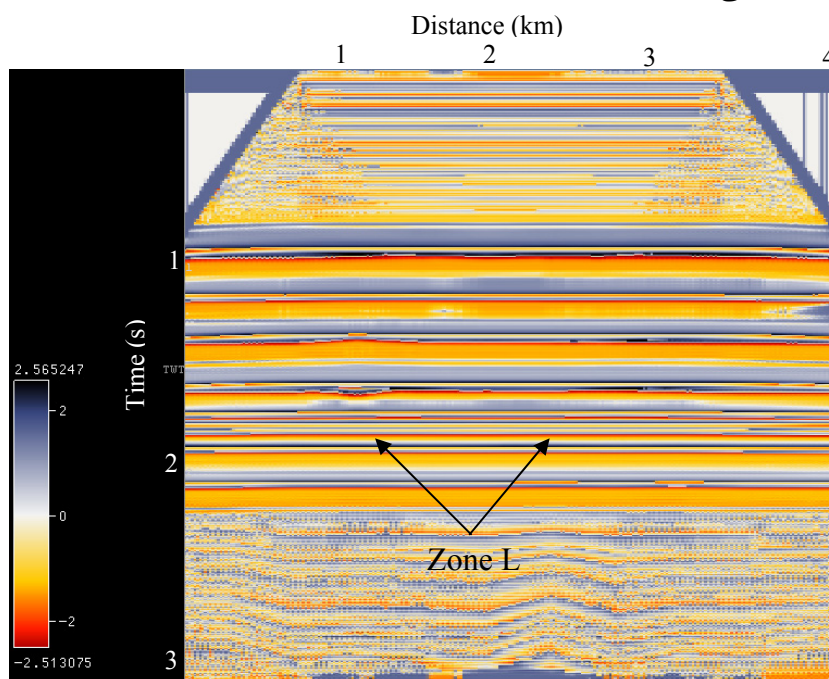


شکل ۸-۴-۷- مقطع نشانگر مشتق دوم دامنه مربوط به مقطع لرزه‌ای ۱۰۱



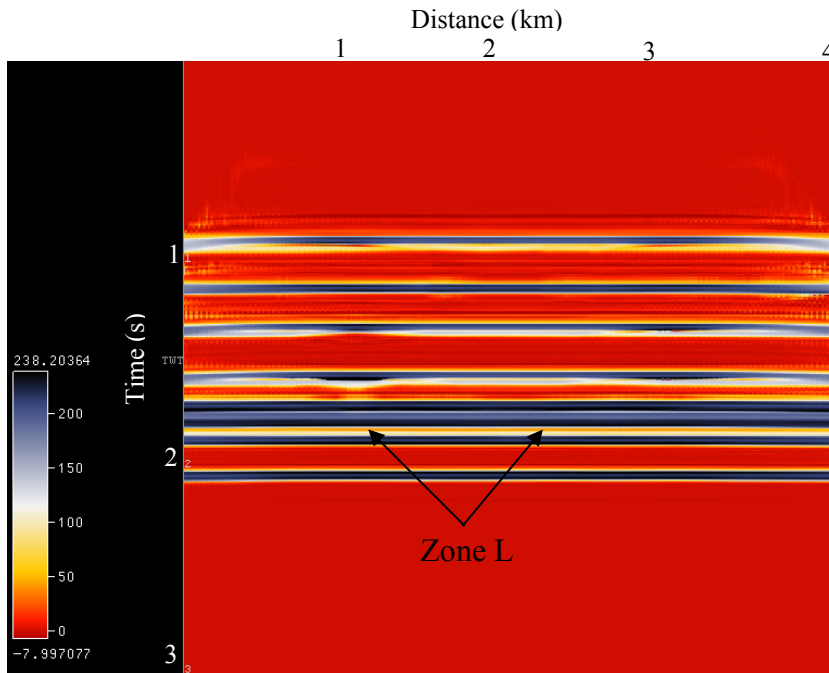
شکل ۴-۸- مقطع نشانگر کسینوس فاز مربوط به مقطع لرزه‌ای ۱۰۱

- فاز پوشش وزنی^{۱۸}: این نشانگر فاز لحظه‌ای می‌باشد که توسط پوشش در بازه زمانی مورد نظر، وزن دار شده است. شکل ۴-۹ نشان دهنده مقطع فاز پوشش وزنی استخراج شده از مقطع لرزه‌ای ۱۰۱ می‌باشد.



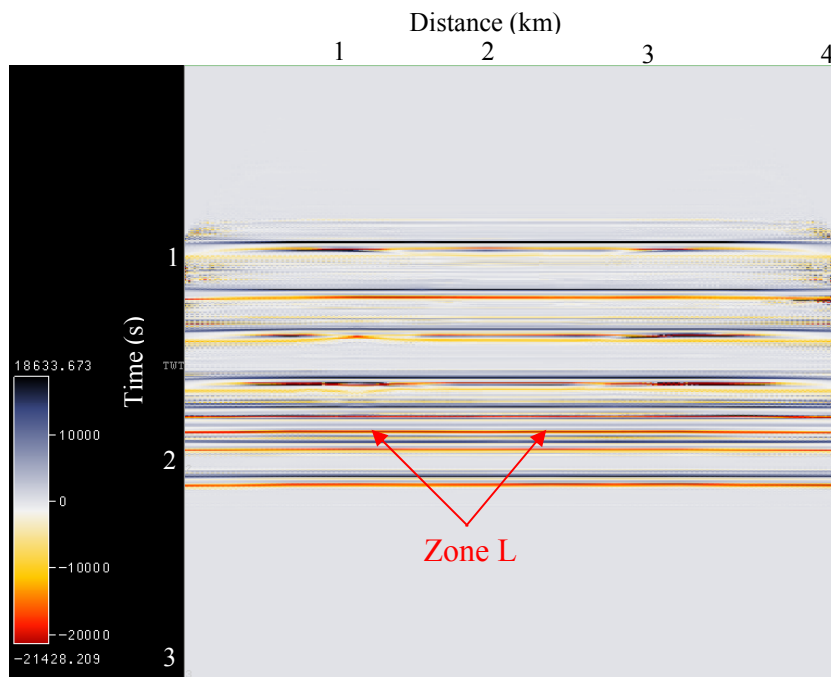
شکل ۴-۹- مقطع فاز پوشش وزنی مربوط به مقطع لرزه‌ای ۱۰۱

- فرکانس پوش وزنی^{۱۹}: این نشانگر فرکانس لحظه‌ای می‌باشد که توسط پوش در بازه زمانی مورد نظر، وزن دار شده است. شکل ۴-۱۰ نشان دهنده مقطع فرکانس پوش وزنی استخراج شده از مقطع لرزه‌ای ۱۰۱ می‌باشد.

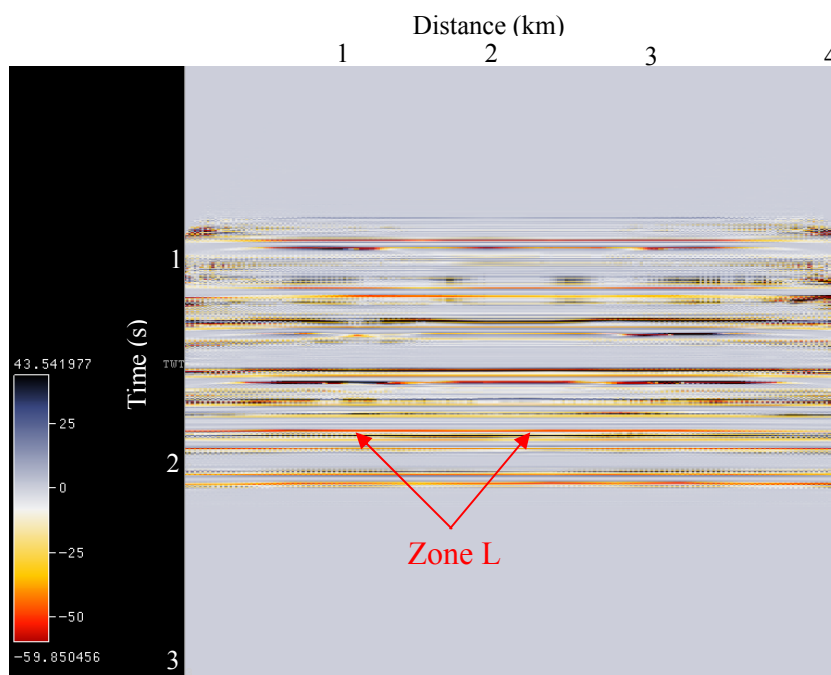


شکل ۴-۱۰- مقطع فرکانس پوش وزنی مربوط به مقطع لرزه‌ای ۱۰۱

- شتاب فاز^{۲۰}: این نشانگر مشتق زمانی فرکانس لحظه‌ای می‌باشد. شکل ۴-۱۱ مقطع شتاب فاز استخراج شده از مقطع لرزه‌ای ۱۰۱ را نشان می‌دهد.
- شاخص لایه نازک^{۲۱}: این نشانگر از اختلاف بین فرکانس لحظه‌ای و فرکانس پوش وزنی به دست می‌آید. شکل ۴-۱۲ نشان دهنده مقطع شاخص لایه نازک استخراج شده از مقطع لرزه‌ای ۱۰۱ می‌باشد.



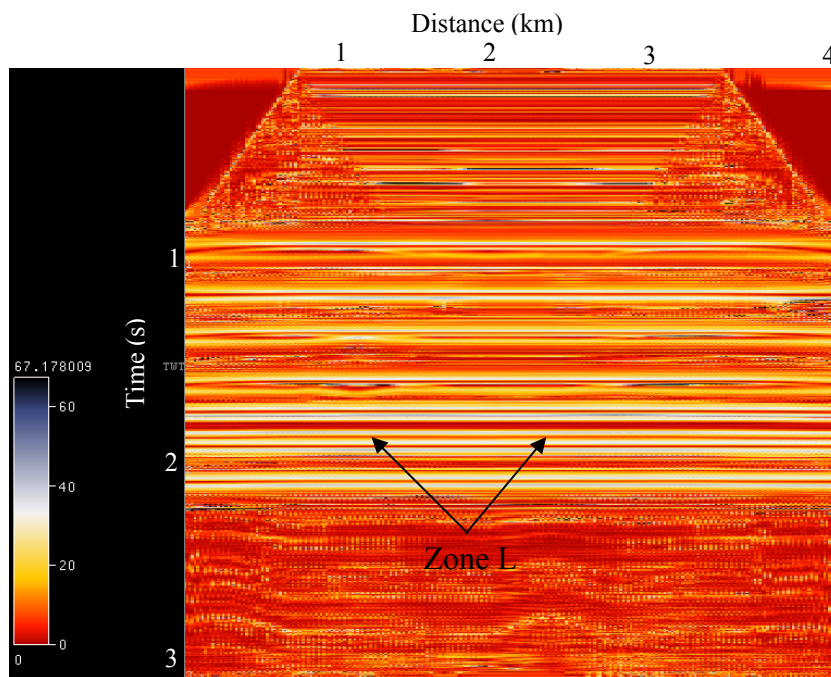
شکل ۴-۱۱- مقطع شتاب فاز مربوط به مقطع لرزه‌ای ۱۰۱



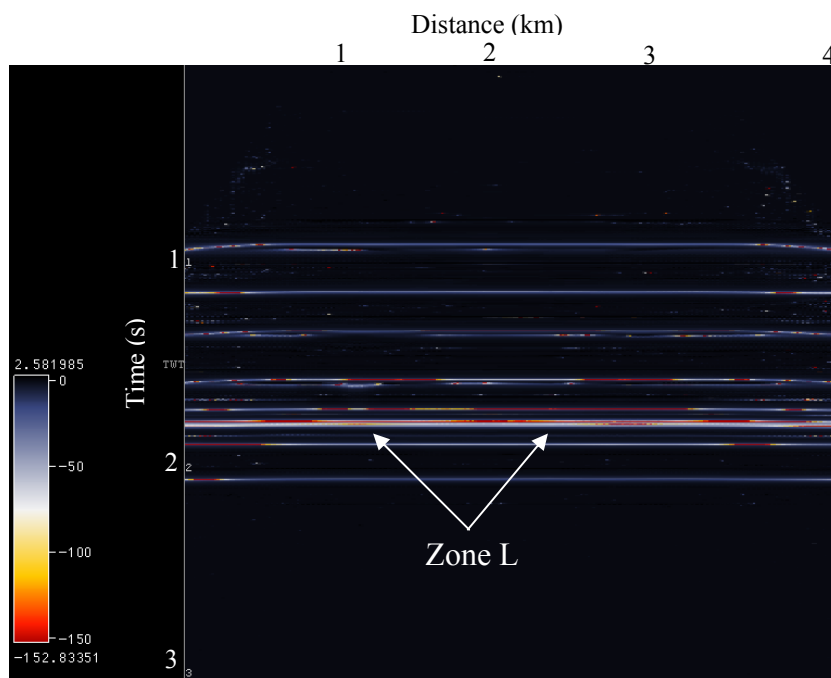
شکل ۴-۱۲- مقطع شاخص لایه نازک مربوط به مقطع لرزه‌ای ۱۰۱

- پهنای باند^{۲۲}: این نشانگر قدر مطلق مقدار مشتق زمانی پوش می‌باشد. شکل ۴-۱۳ مقطع پهنای باند استخراج شده از مقطع لرزه‌ای ۱۰۱ را نشان می‌دهد.

- فاکتور Q : این نشانگر از تقسیم فرکانس لحظه‌ای بر پهنای باند به دست می‌آید. شکل ۴-۱۴ مقطع فاکتور Q استخراج شده از مقطع لرزه‌ای ۱۰۱ را نشان می‌دهد.



شکل ۴-۱۳- مقطع پهنای باند مربوط به مقطع لرزه‌ای ۱۰۱



شکل ۴-۱۴- مقطع فاکتور Q مربوط به مقطع لرزه‌ای ۱۰۱

به این ترتیب ۹ خانواده از نشانگرها که شامل ۴۳ نشانگر می‌شوند، برای مدل ۱۰۱ به دست آمدند. این فرایند برای تمامی ۸۱ مدل ۱۰۱ الی ۹۰۹ تکرار شد و برای تمامی مدل‌ها این ۴۳ نشانگر استخراج شدند. به علت تعدد و یکسان بودن اشکال مربوط به نشانگرها، از آوردن تمامی آنها در اینجا خودداری شده است و صرفاً به استفاده از مقادیر استخراج شده از این خروجی‌ها پرداخته خواهد شد. در فصل بعد به بررسی ارتباط این نشانگرها با پارامترهای تخلخل، ابعاد حفرات و اشباع شدگی از آب سازند پرداخته خواهد شد.

مدل سازی معکوس پارامترهای
پتروفیزیکی مخزن به کمک
روش های هوشمند

۵-۱- مقدمه

در این فصل ابتدا با استفاده از جدول ۴-۱، برای هر ستون این جدول نشانگرهای استخراج شده در فصل قبل مورد آنالیز حساسیت قرار خواهند گرفت. این کار با به دست آوردن ماتریس همبستگی در نرم افزار آماری SPSS صورت می‌گیرد. در نهایت با انجام این کار برای هر ۹ ستون جدول ۴-۱، نشانگرهایی که در هر ۹ ستون دارای ارتباط مشخصی با تغییرات تخلخل می‌باشند، تعیین می‌گردند. این فرایند برای مدل‌های ابعاد حفرات (جدول ۴-۲) نیز انجام خواهد شد.

با تعیین نشانگرهای لرزه‌ای مرتبط با تخلخل و ابعاد حفرات، در مرحله بعد با مدل‌سازی معکوس به کمک روش‌های هوشمند، دو مدل مجزا یکی برای تعیین مقادیر تخلخل و دیگری برای تعیین ابعاد حفرات ایجاد می‌شوند. این دو مدل به کمک داده‌های مصنوعی (حاصل از مدل‌های ۱۰۱ الی ۹۰۹) آموزش دیده و سپس عملکرد آنها ارزیابی و اعتبار سنجی می‌گردد. با اعمال تصحیحات لازم و مقایسه روش‌های مختلف مدل‌سازی، بهترین مدل معکوس برای هر حالت به دست خواهد آمد. در مرحله بعد، از خروجی‌های این دو مدل و مقادیر سرعت به عنوان سومین پارامتر مؤثر در ارزیابی اشباع شدگی برای ساختن مدل نهایی تعیین اشباع شدگی از آب سازند استفاده خواهند شد. این مدل نیز پس از اعتبار سنجی و انجام تصحیحات لازم، نهایی می‌گردد.

از آنجایی که مدل‌های حاصل با استفاده از داده‌های مصنوعی به دست آمده‌اند، در نهایت هر سه مدل باید به منظور تعیین قابلیت تعمیم پذیری، بر روی داده‌های واقعی اعمال گردند. با اعمال مدل‌ها بر روی داده‌های لرزه‌ای موجود در میدان مورد مطالعه در این تحقیق و انجام تصحیحات مورد نیاز، مدل‌های نهایی به دست خواهند آمد.

۵-۲- آنالیز حساسیت

به منظور تعیین نشانگرهای مرتبط با مقادیر تخلخل و ابعاد حفرات، از نرم افزار آماری SPSS استفاده می گردد. این نرم افزار با تشکیل ماتریس همبستگی برای نشانگرهای مختلف و پارامتر هدف، به تعیین بهترین نشانگر می پردازد. فرایند تعیین مناسبترین نشانگر بر اساس جداول ۴-۱ و ۴-۲ برای هر دسته از مدل ها به تفکیک صورت می گیرد. در نهایت، نشانگرهایی که برای تمامی دسته ها همبستگی بالایی را نشان داده اند، انتخاب می شوند.

۵-۲-۱- آنالیز حساسیت برای مدل های تخلخل

به منظور انجام آنالیز حساسیت، ابتدا مقادیر عددی ۴۳ نشانگر برای هر یک از ۸۱ مدل تعیین گردیدند. از آنجایی که مدل های مصنوعی ساخته شده در محیط Seismic Unix به صورت همگن در نظر گرفته شده اند، لذا مقادیر نشانگرها باید در تمامی نقاط مدل یکسان باشند؛ ولیکن به دلیل اینکه تمامی پردازش ها در این مدل ها به صورت دستی صورت گرفته اند، لذا به منظور جلوگیری از ایجاد خطا در تعیین نشانگرها، نقطه ای با مختصات مشخص تعیین شد و تمامی نشانگرها برای تمامی مدل ها در آن نقطه استخراج شدند. این مقادیر برای مدل ۱۰۱ در جدول ۵-۱ دیده می شوند. با تعیین مقادیر عددی نشانگرها برای هر ۹ دسته تخلخل و ابعاد حفرات در جداول ۴-۱ و ۴-۲ و بر اساس داده های به دست آمده می توان هر دسته تخلخل و ابعاد حفرات را جداگانه مورد آنالیز حساسیت قرار داد.

جدول ۵-۱- نشانگرهای استخراج شده برای مدل ۱۰۱

مقادیر عددی نشانگرها برای مدل ۱۰۱			
Energy/Energy	0.001516	Velocity Fan Filter	0.000213274
Energy/Sqrt	0.038938	Frequency/Dominant Frequency	13.989712
Energy/Ln	-6.491552	Frequency/Average Frequency	45.645275
Instantaneous/Amplitude	0.001748	Frequency/Median Frequency	38.888885
Instantaneous/Phase	0.250555	Frequency/Average Frequency Squared	3006.6557
Instantaneous/Frequency	101.56539	Frequency/Maximum Spectral Amplitude	0.03902
Instantaneous/Hilbert	0.000433462	Frequency/Spectral Area Beyond Dominant Frequency	0.258528
Instantaneous/Amplitude/1st Derivative	0.205685	Frequency/Frequency Slope Fall	0.202982
Instantaneous/Amplitude/2nd Derivative	59.849281	Frequency/Absorption Quality Factor	14.671811
Instantaneous/Cosine Phase	0.968775	Spectral Decomp	3.73E-09
Instantaneous/Envelope Weighted Phase	0.224808	Event/Peakedness	0.000132157
Instantaneous/Envelope Weighted Frequency	109.31568	Event/Steepness	0.004993
Instantaneous/Phase acceleration	-3067.375	Event/Assymetry	0.597961
Instantaneous/Thin bed indicator	-7.75029	Volume Statistics/Average	-0.013966
Instantaneous/Bandwidth	18.724953	Volume Statistics/Median	0.001047
Instantaneous/Q factor	-2.712033	Volume Statistics/Variance	0.001308
Convolve/Lowpass	0.001834	Volume Statistics/Min	-0.119581
Convolve/Laplacian	-0.000703483	Volume Statistics/Max	0.004804
Convolve/Prewitt	0.002109	Volume Statistics/Sum	-0.628459
Frequency Filter/ LowPass	0.003497	Volume Statistics/Norm Variance	4.014766
Frequency Filter/HighPass	-0.009834	Volume Statistics/RMS	0.038396
Frequency Filter/BandPass	-0.007492		

برای مدل های تخلخل، ابتدا از دسته ۱۰۱ الی ۹۰۱ استفاده می گردد. با تشکیل ماتریس

همبستگی، ۳ نشانگر فرکانس، فاز پوش وزنی و فرکانس پوش وزنی از خانواده نشانگرهای لحظه ای و

۲ نشانگر متوسط مربع فرکانس و تجزیه طیف بالاترین مقادیر ضرایب همبستگی را با مقادیر تخلخل

نشان دادند. جدول ۵-۲ مقادیر همبستگی این نشانگرها را با تخلخل نشان می دهد.

جدول ۵-۲- مقادیر همبستگی بین تخلخل و ۵ نشانگر مرتبط با آن برای مدل های ۱۰۱ الی ۹۰۱

نشانگر	مقدار همبستگی (R)
Instantaneous Frequency	-0.877
Envelope Weighted Phase	-0.849
Envelope Weighted Frequency	-0.859
Average Frequency Squared	0.817
Spectral Decomposition	-0.801

این ۵ نشانگر این بار برای مدل های ۱۰۲ الی ۹۰۲ (دسته دوم مدل های تخلخل در جدول ۴-۱) استخراج شدند. بررسی آنها نشان داد که دو نشانگر فرکانس لحظه ای و تجزیه طیف که در مرحله قبل مقادیر همبستگی بالایی را نشان داده بودند، در این جا دارای همبستگی پائینی با مقادیر تخلخل می باشند. مقادیر همبستگی سه نشانگر دیگر در جدول ۵-۳ دیده می شوند.

جدول ۵-۳- مقادیر همبستگی بین تخلخل و ۳ نشانگر مرتبط با آن برای مدل های ۱۰۲ الی ۹۰۲

نشانگر	مقدار همبستگی (R)
Envelope Weighted Phase	-0.804
Envelope Weighted Frequency	-0.899
Average Frequency Squared	0.914

با استخراج این سه نشانگر برای مدل های ۱۰۳ الی ۹۰۳ نیز، نشانگر متوسط مربع فرکانس به علت دارا بودن همبستگی پائین با تخلخل حذف شد. اما دو نشانگر فاز پوش وزنی و فرکانس پوش وزنی کماکان به ترتیب دارای همبستگی های ۰.۸۵۲- و ۰.۹۳۶- با تخلخل بودند. آنالیز این دو نشانگر برای مابقی مدل ها (۱۰۴ الی ۹۰۴، ۱۰۵ الی ۹۰۵ ... ۱۰۹ الی ۹۰۹) نیز بیانگر همبستگی بالای آنها با تخلخل در تمامی مدل های مذکور می باشد. جداول ۵-۴ الی ۹-۵ مقادیر این همبستگی ها را نشان می دهند.

جدول ۴-۵- مقادیر همبستگی بین تخلخل و ۲ نشانگر فاز و فرکانس پوش وزنی برای مدل‌های ۱۰۴ الی ۹۰۴

نشانگر	مقدار همبستگی (R)
Envelope Weighted Phase	-0.874
Envelope Weighted Frequency	-0.959

جدول ۵-۵- مقادیر همبستگی بین تخلخل و ۲ نشانگر فاز و فرکانس پوش وزنی برای مدل‌های ۱۰۵ الی ۹۰۵

نشانگر	مقدار همبستگی (R)
Envelope Weighted Phase	-0.866
Envelope Weighted Frequency	-0.949

جدول ۶-۵- مقادیر همبستگی بین تخلخل و ۲ نشانگر فاز و فرکانس پوش وزنی برای مدل‌های ۱۰۶ الی ۹۰۶

نشانگر	مقدار همبستگی (R)
Envelope Weighted Phase	-0.864
Envelope Weighted Frequency	-0.937

جدول ۷-۵- مقادیر همبستگی بین تخلخل و ۲ نشانگر فاز و فرکانس پوش وزنی برای مدل‌های ۱۰۷ الی ۹۰۷

نشانگر	مقدار همبستگی (R)
Envelope Weighted Phase	-0.862
Envelope Weighted Frequency	-0.924

جدول ۸-۵- مقادیر همبستگی بین تخلخل و ۲ نشانگر فاز و فرکانس پوش وزنی برای مدل‌های ۱۰۸ الی ۹۰۸

نشانگر	مقدار همبستگی (R)
Envelope Weighted Phase	-0.812
Envelope Weighted Frequency	-0.928

جدول ۹-۵- مقادیر همبستگی بین تخلخل و ۲ نشانگر فاز و فرکانس پوش وزنی برای مدل‌های ۱۰۹ الی ۹۰۹

نشانگر	مقدار همبستگی (R)
Envelope Weighted Phase	-0.800
Envelope Weighted Frequency	-0.925

۵-۲-۲- آنالیز حساسیت برای مدل‌های ابعاد حفرات

برای مدل‌های ابعاد حفرات، ابتدا از دسته ۱۰۱ الی ۱۰۹ استفاده شد. با تشکیل ماتریس همبستگی، ۳ نشانگر دامنه لحظه‌ای، مشتق اول دامنه لحظه‌ای و فاز پوش وزنی از خانواده نشانگرهای لحظه‌ای، نشانگر Lowpass از خانواده نشانگرهای Convolve، نشانگر Velocity Fan Filter، ۳ نشانگر بیشینه دامنه طیف، سطح طیف جلوی فرکانس غالب و فاکتور کیفیت جذب از خانواده نشانگرهای فرکانس و ۲ نشانگر پیک حادثه و عدم تقارن از خانواده نشانگرهای مربوط به حادثه لرزه-ای بالاترین مقادیر ضرایب همبستگی را با مقادیر α به عنوان نماینده ابعاد حفرات نشان دادند. جدول ۵-۱۰ نشان دهنده مقادیر همبستگی این نشانگرها با α است. از این پس هر جا سخن از ابعاد حفرات به میان می‌آید، منظور پارامتر α به عنوان نماینده بعد حفرات می‌باشد.

جدول ۵-۱۰- مقادیر همبستگی بین ابعاد حفرات و ۱۰ نشانگر مرتبط با آن برای مدل‌های ۱۰۱ الی ۱۰۹

نشانگر	مقدار همبستگی (R)
Instantaneous Amplitude	0.925
Instantaneous Amplitude 1 st Derivative	0.915
Envelope Weighted Phase	0.84
Lowpass	0.893
Velocity Fan Filter	0.881
Maximum Spectral Amplitude	0.897
Spectral Area Beyond Dominant Frequency	0.909
Absorption Quality Factor	0.904
Peakedness	0.901
Asymmetry	-0.956

این ۱۰ نشانگر این بار برای مدل‌های ۲۰۱ الی ۲۰۹ (دسته دوم مدل‌های ابعاد حفرات در جدول ۴-۲) استخراج شدند. بررسی آنها نشان داد که ۳ نشانگر دامنه لحظه‌ای، Velocity Fan Filter و عدم تقارن که در مرحله قبل مقادیر همبستگی بالایی را نشان داده بودند، در این جا نیز دارای همبستگی

بالایی با مقادیر ابعاد حفرات می باشند. مقادیر همبستگی این سه نشانگر در جدول ۵-۱۱ دیده می-شوند.

جدول ۵-۱۱- مقادیر همبستگی بین ابعاد حفرات و ۳ نشانگر مرتبط با آن برای مدل های ۲۰۱ الی ۲۰۹

نشانگر	مقدار همبستگی (R)
Instantaneous Amplitude	0.884
Velocity Fan Filter	0.807
Asymmetry	-0.911

با استخراج این سه نشانگر برای مدل های ۲۰۱ الی ۳۰۹ نیز، نشانگر Velocity Fan Filter به علت دارا بودن همبستگی پائین با ابعاد حفرات حذف شد. اما دو نشانگر دامنه لحظه ای و عدم تقارن کماکان به ترتیب دارای همبستگی های 0.875 و -0.882 با ابعاد حفرات بودند. آنالیز این دو نشانگر برای مابقی مدل ها (۲۰۱ الی ۴۰۹، ۵۰۱ الی ۵۰۹ ... ۹۰۱ الی ۹۰۹) نیز بیانگر همبستگی بالای آنها با ابعاد حفرات در تمامی مدل های مذکور می باشد.

۵-۳- مدل سازی معکوس تخلخل

با توجه به اینکه نتایج جداول ۵-۲ الی ۵-۹ بیانگر این هستند که تغییرات دو نشانگر فاز پوش وزنی و فرکانس پوش وزنی دارای همبستگی بالایی با تغییرات مقادیر تخلخل می باشند، لذا ابتدا باید دید آیا می توان مدلی خطی بر اساس این دو نشانگر به دست آورد که قادر به تعیین مقادیر تخلخل باشد. بر این اساس برای هر دسته از مدل های تخلخل، رابطه ای خطی به دست می آید (روابط ۵-۱ الی ۵-۹). در روابط مذکور EWP و EFW به ترتیب فاز پوش وزنی و فرکانس پوش وزنی می-باشند.

$$101 - 901: \quad \varphi = 0.842 - 0.160EWP - 7.30e - 3EFW \quad R = 0.860 \quad (5-1)$$

$$102 - 902: \quad \varphi = 1.486 + 0.284EWP - 1.43e - 2EWF \quad R = 0.909 \quad (۲-۵)$$

$$103 - 903: \quad \varphi = 1.031 - 9.83e - 2EWP - 1.02e - 2EWF \quad R = 0.940 \quad (۳-۵)$$

$$104 - 904: \quad \varphi = 1.125 - 4.07e - 2EWP - 1.05e - 2EWF \quad R = 0.960 \quad (۴-۵)$$

$$105 - 905: \quad \varphi = 1.142 - 3.14e - 2EWP - 1.06e - 2EWF \quad R = 0.950 \quad (۵-۵)$$

$$106 - 906: \quad \varphi = 0.995 - 8.03e - 2EWP - 8.51e - 3EWF \quad R = 0.939 \quad (۶-۵)$$

$$107 - 907: \quad \varphi = 0.853 - 0.187EWP - 7.14e - 3EWF \quad R = 0.953 \quad (۷-۵)$$

$$108 - 908: \quad \varphi = 1.187 + 1.446e - 2EWP - 1.08e - 2EWF \quad R = 0.928 \quad (۸-۵)$$

$$109 - 909: \quad \varphi = 1.340 + 2.652e - 2EWP - 1.19e - 2EWF \quad R = 0.925 \quad (۹-۵)$$

بررسی روابط به دست آمده نشان می دهد که رابطه خطی مربوط به هیچیک از دسته ها قابل

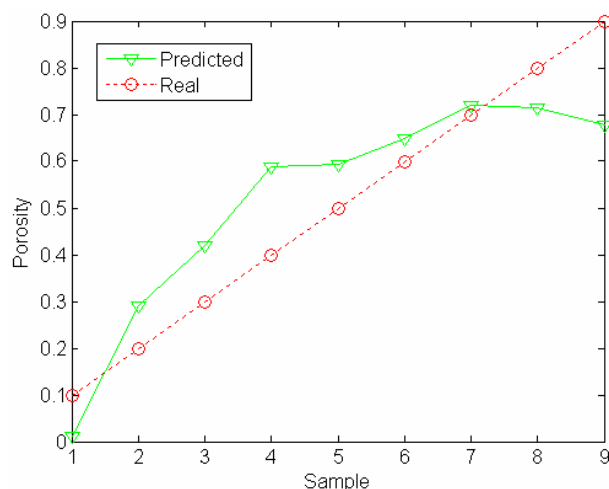
به کار گیری برای دیگر دسته ها نمی باشد. به عبارت دیگر معادله خطی که بر اساس آن بتوان با

استفاده از دو نشانگر فاز و فرکانس پوش وزنی مقادیر تخلخل را برای همه دسته ها به دست آورد،

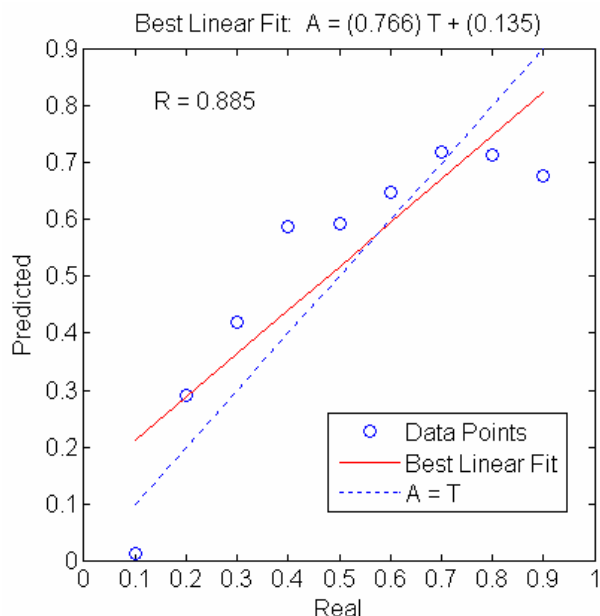
وجود ندارد. برای اثبات این موضوع می توان رابطه ۱-۵ را برای دسته دوم (مدل های ۱۰۲ الی ۹۰۲)

به کار برد. شکل ۱-۵ مقادیر واقعی تخلخل را در مقابل مقادیر تخمین زده شده توسط رابطه ۱-۵ و

شکل ۲-۵ مقدار همبستگی آنها را نشان می دهند.



شکل ۱-۵- مقادیر تخمین زده شده تخلخل برای دسته دوم با استفاده از رابطه ۱-۵ و مقادیر واقعی آن



شکل ۵-۲- همبستگی بین مقادیر تخمین زده شده تخریل برای دسته دوم (به دست آمده توسط رابطه ۵-۱) و مقادیر واقعی آن

اگرچه اشکال ۵-۱ و ۵-۲ تخمین نسبتاً قابل قبولی را نشان می دهند ولیکن نمی توان تنها به این اشکال اکتفا کرد و باید مقدار خطای تخمین را نیز به دست آورد. کمترین مقدار جذر میانگین مربعات خطا در این نوع تخمین برابر ۰/۱۲۱۹ می باشد که از آنجایی که مقادیر واقعی پارامترها دارای دامنه تغییرات ۰/۱ هستند، این مقدار نشانگر عدم مقبولیت تخمین انجام شده می باشد. از آنجایی که ضرایب ثابت و ضرایب EWF در تمام معادلات به یکدیگر نزدیک می باشند، به نظر می رسد که بتوان یک معادله خطی تک متغیره بر اساس EWF به دست آورد که قابل تعمیم برای حالات دیگر باشد. بر این اساس ۹ معادله برای ۹ دسته مورد نظر به صورت زیر به دست آمد.

$$101 - 901: \quad \varphi = 1.047 - 9.60e - 3 EWF \quad R = 0.859 \quad (10-5)$$

$$102 - 902: \quad \varphi = 1.087 - 1.01e - 2 EWF \quad R = 0.899 \quad (11-5)$$

$$103 - 903: \quad \varphi = 1.188 - 1.19e - 2 EWF \quad R = 0.936 \quad (12-5)$$

$$104 - 904: \quad \varphi = 1.192 - 1.13e - 2 EWF \quad R = 0.959 \quad (13-5)$$

$$105 - 905: \quad \varphi = 1.196 - 1.12e - 2EWF \quad R = 0.949 \quad (14-5)$$

$$106 - 906: \quad \varphi = 1.129 - 9.92e - 3EWF \quad R = 0.937 \quad (15-5)$$

$$107 - 907: \quad \varphi = 1.147 - 1.03e - 2EWF \quad R = 0.924 \quad (16-5)$$

$$108 - 908: \quad \varphi = 1.162 - 1.06e - 2EWF \quad R = 0.928 \quad (17-5)$$

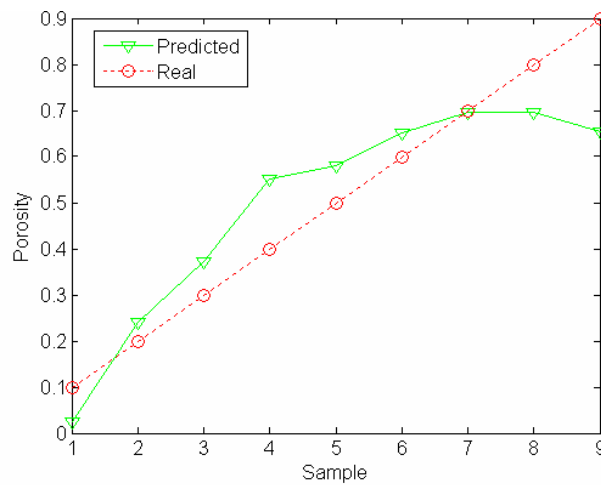
$$109 - 909: \quad \varphi = 1.295 - 1.14e - 2EWF \quad R = 0.925 \quad (18-5)$$

در این حالت نیز هیچیک از روابط قابل به کار گیری در حالات دیگر نمی باشند. اگر رابطه ۵-

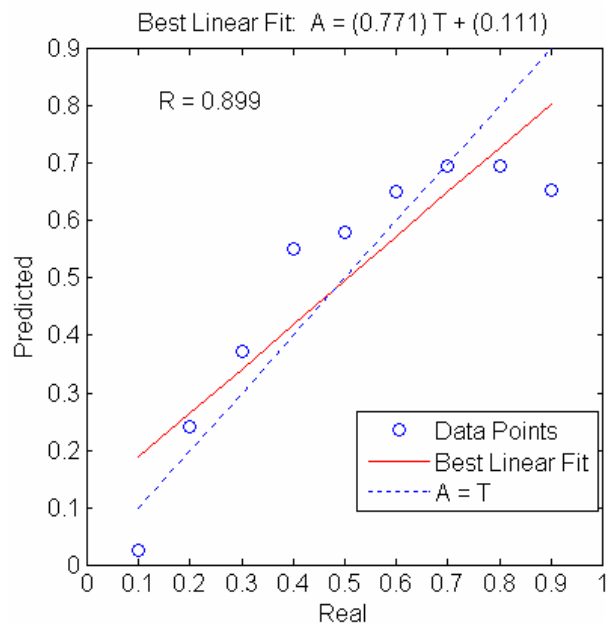
۱۰ که مربوط به دسته ۱ (مدل های ۱۰۱ الی ۹۰۱) می باشد، برای دسته ۲ (مدل های ۱۰۲ الی ۹۰۲)

به کار گرفته شود، مقادیر تخمین زده شده تخلخل و همبستگی بین آنها و مقادیر واقعی به صورت

اشکال زیر خواهند بود. در اینجا نیز کمترین مقدار جذر میانگین مربعات خطا برابر ۰/۱۱۳۶ می باشد.



شکل ۵-۳- مقادیر تخمین زده شده تخلخل برای دسته دوم با استفاده از رابطه ۵-۱۰ و مقادیر واقعی آن

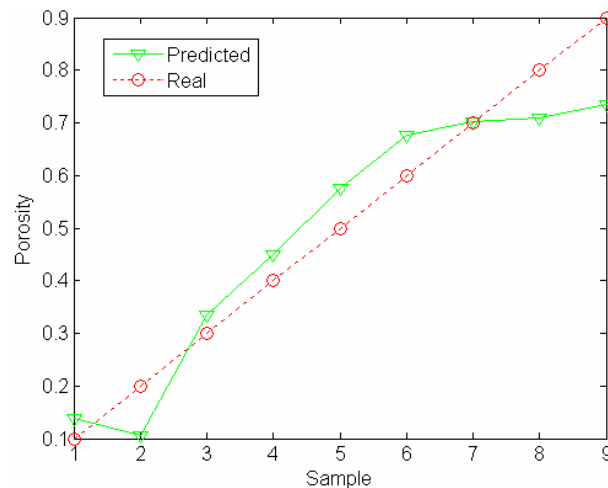


شکل ۵-۴- همبستگی بین مقادیر تخمین زده شده تخریل برای دسته دوم (به دست آمده توسط رابطه ۵-۱۰) و مقادیر واقعی آن

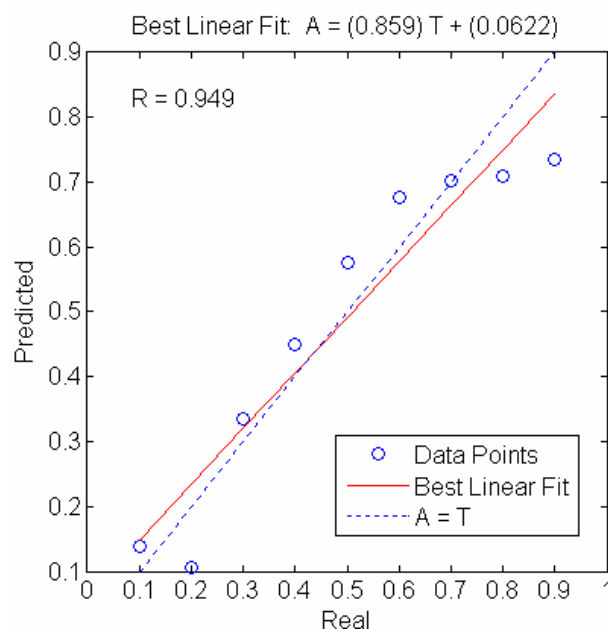
با توجه به نزدیک بودن ضرایب ثابت و ضرایب EWf ، احتمالاً بتوان با میانگین گیری از این ضرایب به یک مدل کلی رسید که با دقت قابل قبولی بتواند مقادیر تخریل را تخمین بزند. بنابراین با میانگین گیری برای تمام دسته‌ها به استثنای دسته پنجم (مدل‌های ۱۰۵ الی ۹۰۵) به رابطه ۵-۱۹ خواهیم رسید. اشکال ۵-۵ و ۶-۵ نتایج این تخمین را نشان می‌دهند. مقدار جذر میانگین مربعات خطاها به 0.0823 کاهش پیدا کرده است که نشان می‌دهد احتمالاً رابطه خطی تک متغیره بر اساس نشانگر فرکانس پوش وزنی بتواند به عنوان رابطه مناسب برای تخمین تخریل به کار رود.

$$\varphi = 1.156 - 0.01064EWf$$

(۵-۱۹)



شکل ۵-۵- مقادیر تخمین زده شده تخلخل برای دسته پنجم با استفاده از رابطه ۵-۱۹ و مقادیر واقعی آن



شکل ۵-۶- همبستگی بین مقادیر تخمین زده شده تخلخل برای دسته پنجم (به دست آمده توسط رابطه ۵-۱۹) و مقادیر واقعی آن

برای اطمینان از عملکرد درست رابطه تک متغیره خطی به دست آمده، در دفعات متعدد هر بار با حذف یک دسته و میانگین گیری برای ۸ دسته دیگر، یک رابطه خطی به دست آمد که نتیجه اعمال آن بر روی دسته نهم نشان داد که این روش می‌تواند روش نسبتاً مؤثری در تخمین مقادیر تخلخل با استفاده از نشانگر فرکانس پوش وزنی باشد. در تمامی حالات، مقادیر ضریب همبستگی بالای ۰/۸۵ می‌باشد و مقادیر جذر میانگین مربعات خطا نیز بین ۰/۰۷ و ۰/۱۳ تغییر می‌کنند. اگر

بتوان روشی پیدا که در آن معادلات حاصل این دامنه تغییرات خطا را کاهش دهند، می توان گفت که احتمالاً روش مذکور بهترین روش در تخمین مقدار تخلخل به کمک نشانگرهای لرزه ای می باشد. از آنجایی که روابط به دست آمده دارای یک محدودیت اصلی می باشند که همان خطی بودن آنها است، بنابراین در صورت به دست آوردن روابط غیر خطی مناسب بین نشانگرهای مرتبط با تخلخل و مقادیر واقعی تخلخل به احتمال زیاد می توان مقدار خطای تخمین را کاهش داد. با توجه به اینکه شبکه های عصبی مصنوعی در زمینه به دست آوردن روابط غیر خطی و پیچیده موجود بین یکسری اطلاعات ورودی و پارامترهای خروجی مرتبط با آن اطلاعات بسیار قدرتمند عمل می کنند، از این روی از این شبکه ها به منظور بهبود نتایج به دست آمده استفاده می شود.

۵-۴- مدل سازی معکوس ابعاد حفرات

با توجه به اینکه نتایج بخش ۵-۲-۲ بیانگر همبستگی بالای دو نشانگر دامنه لحظه ای و عدم تقارن با مقادیر ابعاد حفرات می باشند، لذا ابتدا باید دید آیا می توان مدلی خطی بر اساس این دو نشانگر به دست آورد که قادر به تعیین مقادیر ابعاد حفرات باشد. بر این اساس برای هر دسته از مدل های ابعاد حفرات، رابطه ای خطی به دست آمد. بررسی روابط به دست آمده نشان می دهد که بر خلاف پارامتر تخلخل، در مورد ابعاد حفرات نمی توان به یک مدل خطی (دو متغیره و یا تک متغیره) مشخص دست یافت که با استفاده از آن به کمک نشانگرهای دامنه لحظه ای و عدم تقارن بتوان به تعیین مقادیر ابعاد حفرات پرداخت. بنابراین احتمال می رود که رابطه بین دو نشانگر مورد نظر و مقادیر ابعاد حفرات از نوع غیر خطی باشد؛ لذا برای تعیین این رابطه و پیش بینی ابعاد حفرات، از شبکه های عصبی مصنوعی که دارای قابلیت بالایی در این زمینه هستند، بهره گرفته می شود.

در بخش بعد ابتدا به معرفی شبکه های عصبی مصنوعی پرداخته شده و سپس نتایج کاربرد آنها بر روی داده های موجود جهت بهبود مدل های خطی تخلخل و تعیین مدل های ابعاد حفرات ارائه می گردند.

۵-۵- کاربرد شبکه های عصبی مصنوعی

هدف اصلی از به کارگیری شبکه عصبی، ارائه الگو برای داده هایی است که نمی توان برای آنها تابع مشخصی را تعریف نمود (Duda et al, 2002; Theodoridis and Kourtombas, 2010; Alimoradi et al, 2011). کار با این شبکه ها شامل مراحل زیر است:

۱- جمع آوری و آماده سازی داده ها

۲- تعیین نوع شبکه مورد استفاده و معماری آن

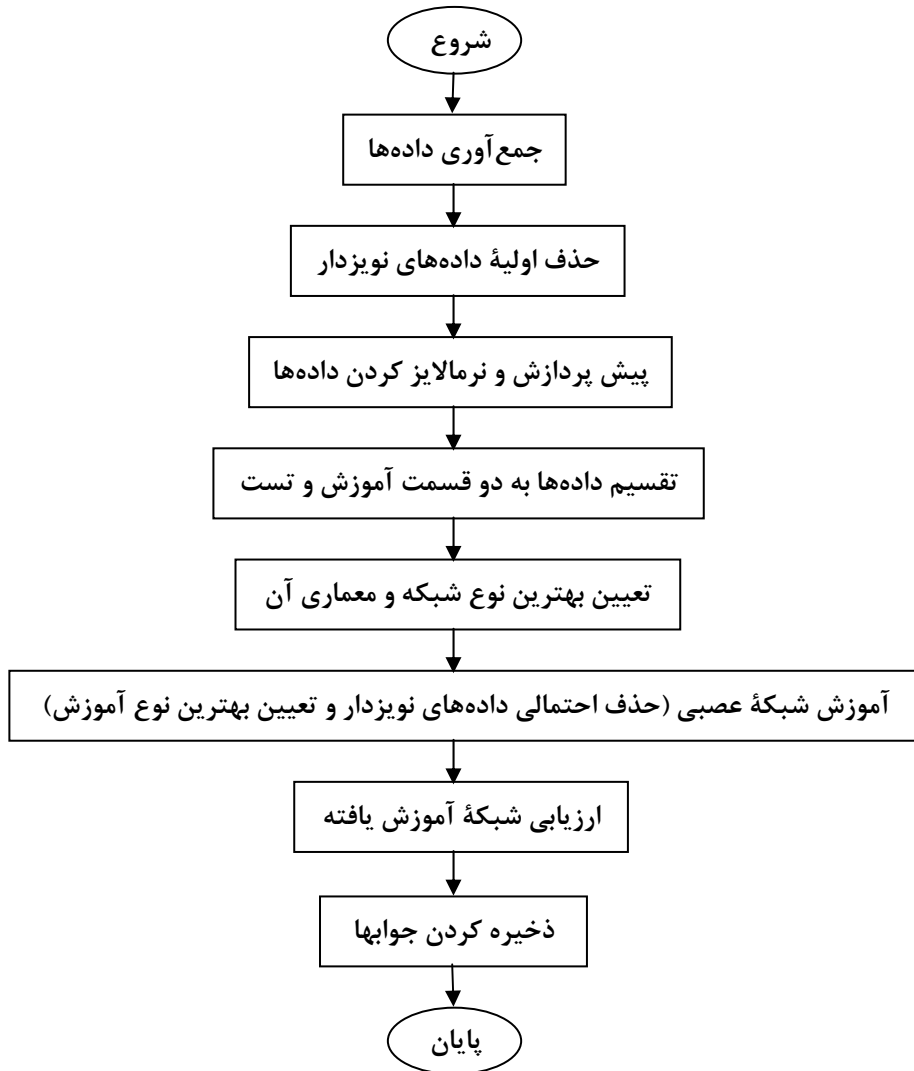
۳- نحوه آموزش شبکه عصبی

۴- روش ارزیابی شبکه عصبی

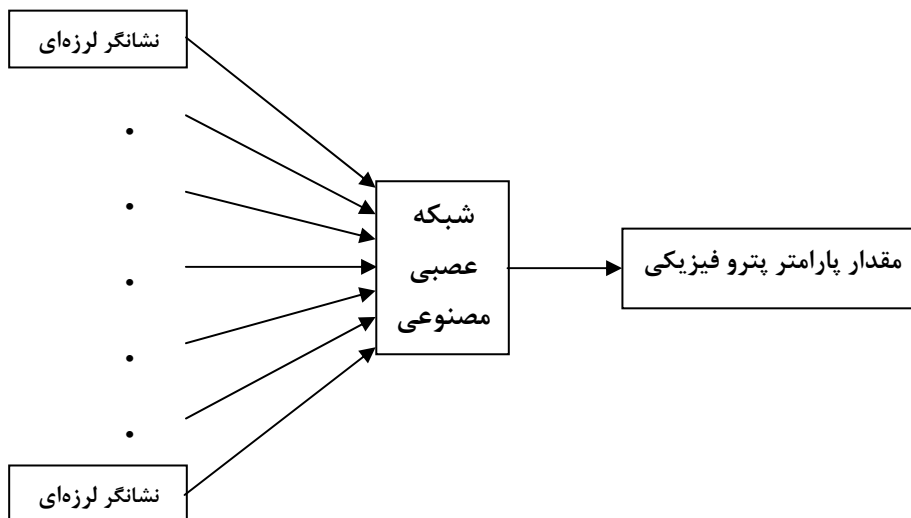
فلوچارتی از مراحل کار در شکل (۵-۷) دیده می شود.

۵-۵-۱- جمع آوری و آماده سازی داده ها

برای آموزش شبکه، نیاز به دو دسته داده می باشد: داده های ورودی شبکه و داده های خروجی شبکه. داده های خروجی، مقادیر پارامترهای مورد نظر از قبیل تخلخل، ابعاد حفرات و یا اشباع شدگی از آب می باشند. داده های ورودی نیز در اصل نشانگرهای لرزه ای هستند که برای مدل تخلخل، فاز و فرکانس پوش وزنی و برای مدل ابعاد حفرات نیز دامنه لحظه ای و عدم تقارن می باشند. در مدل نهایی (مدل اشباع شدگی) نیز داده های ورودی سه پارامتر تخلخل، ابعاد حفرات و سرعت خواهند بود که دو پارامتر اول از مدل سازی های مرحله قبل به دست می آیند. پس از مطالعه و بررسی، از شبکه ای با معماری آورده شده در شکل ۵-۸ استفاده خواهد شد.



شکل ۵-۷- مراحل کار با شبکه عصبی (علی مرادی، ۱۳۸۶)



شکل ۵-۸- معماری شبکه عصبی مورد استفاده

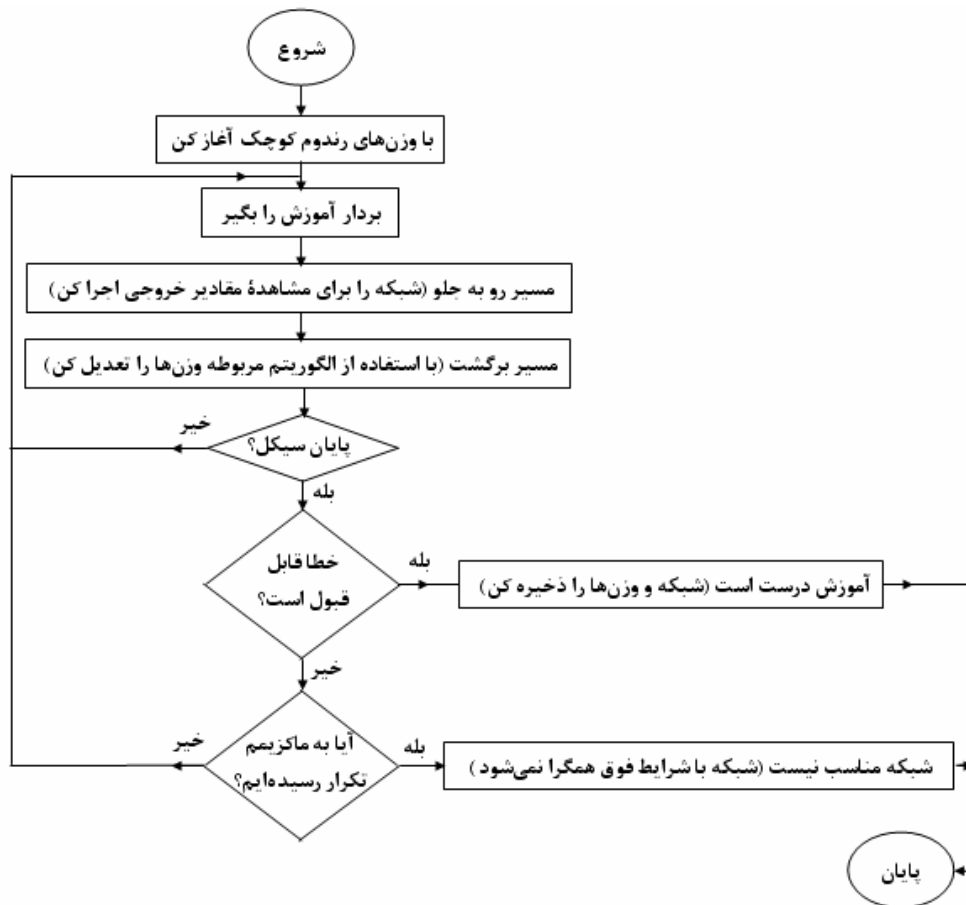
۵-۵-۲- تعیین نوع شبکه مورد استفاده و معماری آن

پس از مرحله جمع‌آوری داده‌ها و آماده‌سازی آنها، باید نوع شبکه عصبی مورد استفاده را تعیین کرد. در مرحله تعیین نوع شبکه عصبی، شبکه‌های عصبی مختلفی وجود دارند که باید با بررسی آنها، بهترین شبکه را انتخاب نمود. چند نوع از شبکه‌های عصبی معمول عبارتند از: شبکه پس انتشار خطا یا BP^۱، شبکه کوهنن^۲، شبکه آدلاین ADALINE^۳، شبکه LVQ، شبکه هاپفیلد^۴، شبکه هامینگ و شبکه با تابع شعاعی (RBF)^۵ (غضنفری و ارکات، ۱۳۸۳؛ منهاج، ۱۳۸۱؛ البرزی، ۱۳۸۰). در این پایان‌نامه به منظور پیش‌بینی مقادیر پارامترهای پتروفیزیکی، شبکه عصبی از نوع پرسپترون چند لایه با الگوریتم پس انتشار خطا (BP) بهترین گزینه به نظر می‌رسد. شبکه‌های BP از نوع با ناظر می‌باشند که برای تخمین بسیار مناسب هستند.

دلایل استفاده از شبکه BP بدین شرح می‌باشد (Alimoradi et al, 2011):

- ۱- هدف کار در مطالعه حاضر پیش‌بینی می‌باشد و شبکه BP در این زمینه قوی عمل می‌کند.
 - ۲- یادگیری این شبکه با ناظر است و با توجه به داده‌های این مطالعه که شامل ورودی و خروجی می‌باشند، این شبکه مناسب است.
- در شکل ۵-۹ روند اجرای شبکه BP به صورت فلوجارت نشان داده شده است. لازم به ذکر است که برای آموزش شبکه عصبی از کد نویسی در محیط نرم افزار Matlab استفاده شده است.
- پس از انتخاب شبکه، مرحله بعد تعیین معماری شبکه و طراحی پارامترهای موثر بر آن می‌باشد. این پارامترها شامل تعداد نرون‌ها در لایه‌های ورودی و خروجی، تعداد لایه‌های پنهان، تعداد نرون‌ها در لایه‌های پنهان، انتخاب خطای مناسب برای داده‌ها، انتخاب روش نرمالایز کردن، تقسیم بندی درست داده‌ها به سری‌های آموزش^۶ و آزمون^۷ و نوع روش آموزش و یادگیری می‌باشد.

1- Back Propagation
 2- Kohonen
 3- Adaptive Linear Element
 4- John Hopfield
 5- Radial bias function
 6- Train Set



شکل ۵-۹- روند اجرای شبکه BP (Pandya & Macy, 1996)

در کار با شبکه عصبی عموماً داده‌ها به دو قسمت آموزش و آزمون تقسیم بندی می‌شوند. داده‌های آموزش داده‌هایی هستند که در فرآیند آموزش شبکه مورد استفاده قرار می‌گیرند. داده‌های آزمون نیز برای کنترل کردن درستی شبکه مورد استفاده قرار می‌گیرند. این داده‌ها در طی آموزش شبکه استفاده نمی‌شوند، اما برای مقایسه میزان خطا استفاده می‌شوند.

در این پایان‌نامه حدود ۷۰٪ داده‌ها به عنوان داده‌های آموزش و حدود ۳۰٪ داده‌ها به عنوان داده‌های آزمون در نظر گرفته شدند. برای این کار در نوشتن برنامه برای الگوریتم شبکه دو راه وجود داشت. راه اول آن است که به دلخواه قسمتی از داده‌ها به عنوان داده آموزش و بقیه به عنوان داده‌های آزمون انتخاب شوند. در ابتدا این کار صورت گرفت، ولی مشاهده شد که خطای داده‌های آزمون به شدت بالا رفت یا به عبارتی قدرت تعمیم شبکه پائین آمد. راه دیگر، انتخاب داده‌ها به صورت تصادفی

می باشد، یعنی با اجرای برنامه به صورت تصادفی حدود ۷۰٪ داده ها به داده های آموزش و حدود ۳۰٪ آنها به داده های آزمون تقسیم شوند. در این حالت چون داده ها از قسمتهای مختلف مجموعه داده ها انتخاب می شوند، تمام خصوصیات را در بر می گیرند و خصوصیات داده ها به سمت مجموعه خاصی از داده ها میل پیدا نمی کند. نتایج این روش دسته بندی داده ها بسیار قابل قبول بود، لذا این روش انتخاب شد.

به طور کلی برای ارزیابی شبکه های عصبی معیارهایی مثل مقدار جذر میانگین مربعات خطا^۸ (RMS)، ضریب رگرسیون (R) بین خروجی های مطلوب و خروجی های پیش بینی شده توسط شبکه، مقدار میانگین مربعات خطا (MSE)^۹ و همچنین میزان خطا (اختلاف) بین مقادیر مطلوب و مقادیر پیش بینی شده توسط شبکه و غیره وجود دارد. در هر بار اجرای شبکه، شبکه مقداری را به عنوان خروجی می دهد و یک مقداری هم به عنوان خروجی واقعی وجود دارد که همان مقادیر داده های واقعی می باشند. میزان اختلاف بین مقادیر واقعی و مقادیر پیش بینی شده توسط شبکه، به عنوان خطای مطلق شبکه نامیده می شود.

RMS به صورت زیر محاسبه می شود:

$$E_1 = |r_1 - p_1|, E_2 = |r_2 - p_2|, \dots, E_n = |r_n - p_n| \quad (20-5)$$

$$RMS = \sqrt{\frac{E_1^2 + E_2^2 + \dots + E_n^2}{n}} \quad (21-5)$$

که در آن r مقادیر واقعی، p مقادیر پیش بینی شده توسط شبکه و n تعداد داده های موجود می باشد.

۵-۳- نحوه آموزش شبکه عصبی

برای آموزش شبکه عصبی ۱۱ روش کلی آموزش وجود دارد که در جدول (۵-۱۲) آورده شده است. در این مطالعه، ۱۱ روش فوق برای آموزش هر سه شبکه عصبی که جلوتر خواهیم دید، مورد استفاده قرار گرفت. در نهایت نیز برای هر کدام از مدل‌سازی‌ها، بهترین الگوریتم مشخص شد.

جدول ۵-۱۲- روش‌های آموزش شبکه عصبی (Demuth and Beale, 2002)

روش	دستور در نرم افزار Matlab	توضیحات
Levenberg-Marquardt	Trainlm	سریعترین الگوریتم آموزشی برای شبکه‌های معمولی است. در اجرای این روش، وقتی که شبکه آموزشی بزرگ باشد، در حین انجام آموزش حافظه مورد استفاده به تدریج کاهش می‌یابد.
Basic gradient descent	Traingd	این شبکه از لحاظ زمانی دیرتر به جواب می‌رسد و می‌تواند در روشهای نموی ^{۱۰} آموزش استفاده شود.
Gradient descent with momentum	Traingdm	معمولاً از روش traingd سریعتر است و می‌توان از آن در روش‌های نموی آموزش استفاده کرد.
Adaptive learning rate	Traingdx	از روش traingd سریعتر است، اما فقط در آموزش دسته‌ای ^{۱۱} می‌توان از آن استفاده کرد.
Resilient back propagation	Trainrp	دارای الگوریتم آموزش دسته‌ای ساده با همگرایی سریع است و کمترین حافظه را نیاز دارد.
Fletcher-Reeves conjugate gradient	Traincgf	کمترین حافظه را در بین الگوریتمهای گرادیان توأم نیاز دارد.
Polak-Ribiere conjugate gradient	Traincgp	حافظه بیشتری نسبت به روش traingcf نیاز دارد و عموماً سریعاً همگرا می‌شود.
Powell-Beale conjugate gradient	Traincgb	اندکی حافظه بیشتر از روش traingcgp نیاز دارد و عموماً سریعاً همگرا می‌شود.
Scaled conjugate gradient	Trainscg	تنها الگوریتم توأمی می‌باشد که احتیاج به جستجوی خطی ندارد.
BFGS Quasi-Newton	trainbfg	احتیاج به حافظه برای تخمین ماتریس هسیان ^{۱۲} دارد و در هر تکرار محاسبات بیشتری نسبت به روش گرادیان توأم دارد، اما با تعداد تکرار کمتری همگرا می‌شود.
One step secant	Trainoss	حد واسطی بین دو روش گرادیان توأم و روش trainbfg می‌باشد.

10- Incremental

11- Batch mod training

12- Hessian Matrix

۵-۴-۵- روش ارزیابی شبکه عصبی

برای ارزیابی نتایج حاصل از شبکه عصبی، از ۳۰٪ داده‌های باقیمانده استفاده می‌شود. به این صورت که شبکه انتخاب شده بر روی این دسته از داده‌ها که به عنوان داده‌های آزمون در ابتدای مدل‌سازی به صورت تصادفی کنار گذاشته شده‌اند، اعمال می‌گردد. در صورتی که خطای تخمین در داده‌های آزمون در بازه مورد قبول قرار بگیرد، در این صورت می‌توان به مدل به دست آمده اعتماد کرد و نتایج آنرا مورد قبول دانست. در غیر اینصورت (بالا بودن خطای تخمین) باید شبکه آموزش دیده را مورد بازبینی قرار داد و تصحیحاتی را بر روی آن اعمال نمود تا پس از کنترل آن توسط داده‌های آزمون خطای پائین مورد قبولی حاصل گردد.

۵-۵-۵- مدل‌سازی تخلخل با استفاده از شبکه BP

ورودی‌های این شبکه دو نشانگر فاز پوش وزنی و فرکانس پوش وزنی و خروجی آن مقادیر تخلخل می‌باشند. جدول ۵-۱۳ مقادیر ورودی‌ها و خروجی شبکه را نشان می‌دهد. از آنجایی که تعداد داده‌ها زیاد نمی‌باشند، با توجه به بررسی‌های انجام شده و نوع الگوریتم آموزش انتخاب شده که توضیح داده خواهد شد، شبکه با یک لایه پنهان، بهترین حالت در نظر گرفته شد. لازم به ذکر است که انتخاب تمامی پارامترهای موثر بر شبکه بر اساس ضرایب رگرسیون، خطای مطلق آموزش، خطای مطلق آزمون، RMS آموزش و RMS آزمون می‌باشد.

پس از تعیین تعداد لایه‌های پنهان، نوبت به تعیین تعداد نرون‌ها می‌رسد. تعداد گره‌ها (نرون‌ها) در لایه ورودی برابر با بعد (تعداد پارامترهای) ورودی یعنی ۲ عدد می‌باشد. تعداد گره‌ها در لایه خروجی نیز برابر با بعد خروجی یعنی ۱ می‌باشد. در مورد لایه پنهان، تعداد نرون‌های مختلف برای آن آزمایش شد و در نهایت با توجه به الگوریتم آموزش انتخاب شده، تعداد ۶ نرون برای لایه پنهان به عنوان بهترین حالت به دست آمد.

جدول ۵-۱۳ مقادیر ورودی‌ها و خروجی شبکه

Input Data		Output Data
Envelope Weighted Phase	Envelope Weighted Frequency	φ
0.224808	109.31568	0.1
-0.263106	91.767853	0.2
-0.565528	61.171856	0.3
-0.670387	57.455173	0.4
-0.675632	46.121319	0.5
-0.861321	42.30014	0.6
-0.795141	44.66589	0.7
-0.87079	40.757885	0.8
-0.833052	44.352203	0.9
0.323562	106.51822	0.1
-0.378417	83.861969	0.2
-0.56287	70.289696	0.3
-0.764093	51.647064	0.4
-0.663668	48.549095	0.5
-0.677546	41.259785	0.6
-0.914264	36.662724	0.7
-0.874184	36.600929	0.8
-0.835064	40.949024	0.9
0.409582	86.909805	0.1
-0.2364	91.413269	0.2
-0.496838	72.640099	0.3
-0.544338	64.44709	0.4
-0.785239	46.746338	0.5
-0.848127	42.107552	0.6
-0.968042	38.567677	0.7
-0.692784	38.995403	0.8
-0.990864	38.418293	0.9
0.488443	94.89753	0.1
-0.231116	93.847649	0.2
-0.437881	79.880699	0.3
-0.523854	67.820267	0.4
-0.74592	50.648357	0.5
-0.775502	47.880138	0.6
-0.964386	38.63047	0.7
-0.859198	42.831978	0.8
-0.904857	36.260952	0.9
0.574587	95.668144	0.1
-0.113229	98.605026	0.2
-0.456916	77.254433	0.3
-0.583435	66.380112	0.4
-0.715913	54.499546	0.5
-0.892519	45.018593	0.6
-0.862571	42.712803	0.7
-0.88002	41.997982	0.8
-0.909251	39.576267	0.9
0.61986	101.12841	0.1
-0.224508	96.966225	0.2
-0.365678	87.807404	0.3
-0.615403	68.697044	0.4
-0.675401	52.050041	0.5
-0.944535	39.275452	0.6
-0.915379	46.542133	0.7
-0.893525	36.927467	0.8
-0.939101	41.400005	0.9
0.727223	85.135704	0.1
-0.134636	100.91143	0.2
-0.346196	90.047951	0.3
-0.54664	71.183044	0.4
-0.658258	55.900169	0.5
-0.916049	41.928867	0.6
-0.88505	42.355194	0.7
-0.925881	39.041565	0.8
-0.861666	38.522415	0.9
0.732299	99.965302	0.1
-0.218339	96.199692	0.2
-0.33886	82.284752	0.3
-0.561999	63.738857	0.4
-0.816332	46.726818	0.5
-0.895323	44.828979	0.6
-0.666181	46.060387	0.7
-0.785309	46.177708	0.8
-0.902245	38.045853	0.9
0.6757	107.10917	0.1
-0.496571	84.066315	0.3
-0.38343	77.968796	0.4
-0.622469	59.316097	0.5
-0.634014	53.24379	0.6
-0.626521	50.253418	0.7
-0.701865	43.710892	0.8
-0.740352	53.885738	0.9

به منظور تعیین بهترین الگوریتم آموزش، برای هر الگوریتمی حالت‌های مختلف از نظر تعداد لایه میانی و تعداد نرون‌های هر لایه امتحان شدند و بر این اساس بهترین حالت آموزش برای هر الگوریتم به دست آمد. با توجه به مقادیر جذر میانگین مربعات خطاها می‌توان گفت که الگوریتم Trainbfg دارای نامناسب‌ترین عملکرد بوده و با اینکه دارای کمترین مقدار RMS_{train} می‌باشد، ولی RMS_{test} آن بالا می‌باشد. این موضوع بیانگر این است که در حالت مذکور آموزش مبالغه‌ای اتفاق افتاده است. ما بقی الگوریتم‌ها تقریباً وضعیت مشابهی دارند. به همین دلیل ممکن است در ابتدای امر این شبهه بوجود آید که می‌توان هر کدام از الگوریتم‌ها را انتخاب کرد. ولی در اینجا این سوال پیش می‌آید که میزان انحراف استاندارد نتایج حاصل چه مقدار است؟

۲۰ بار تکرار آموزش شبکه برای هر یک از حالات نشان داد که به غیر از الگوریتم آموزش Trainlm، در بقیه حالت‌ها میزان انحراف استاندارد RMS_{test} زیاد می‌باشد. به عنوان مثال در الگوریتم آموزش Traincgb کمترین مقدار RMS_{test} ، $0/07$ و بیشترین مقدار آن هم $0/23$ می‌باشد. این مقدار تغییرات زیاد ($0/16$) قابلیت اعتماد شبکه را پائین می‌آورد. در الگوریتم آموزش Trainlm در تمامی ۲۰ بار تکرار آموزش، مقدار ضریب همبستگی بیش از $0/9$ برای داده‌های آموزش و آزمون به دست آمد. در ضمن مقدار انحراف استاندارد برای مقادیر RMS_{test} حدود $0/03$ می‌باشد (جدول ۵-۱۴). بنابراین الگوریتم آموزش لونبرگ مارکوارت (Trainlm) دارای کمترین مقدار انحراف استاندارد در مقادیر خطا بوده، لذا قابلیت اعتماد شبکه نیز در این حالت بالاتر از الگوریتم‌های دیگر است.

جدول ۵-۱۴- مقادیر کمینه و بیشینه خطا برای الگوریتم آموزش Trainlm

RMS_{train}	RMS_{test}
0.03	0.03
0.05	0.06

۵-۵-۶- شبکه عصبی آموزش داده شده و نتایج آن

با توجه به مطالب ذکر شده، می‌توان مشخصات شبکه عصبی طراحی شده را به صورت جدول

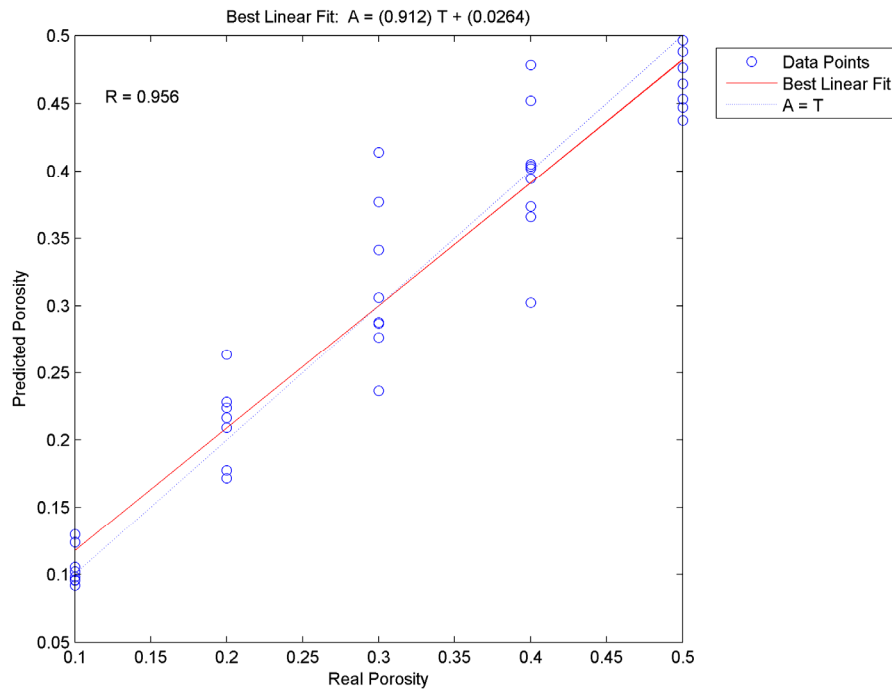
۵-۱۵ نشان داد.

جدول ۵-۱۵- مشخصات شبکه طراحی شده

مقدار	پارامتر
BP	شبکه
Trainlm	الگوریتم آموزش
1	تعداد لایه‌های پنهان
2	تعداد نرون‌های لایه ورودی
1	تعداد نرون‌های لایه خروجی
6	تعداد نرون‌های لایه پنهان
0.00001	Trainparam.Goal
450	Trainparam.Epochs
10	Trainparam.Show
0.9	Learning Rate

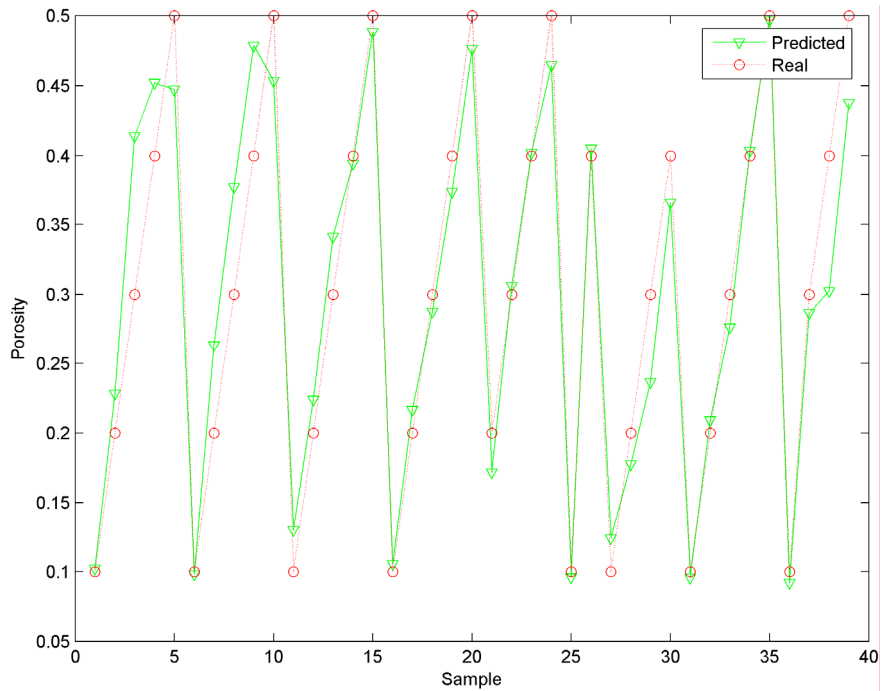
پس از آموزش شبکه با داده‌های آموزش (۸۰ درصد داده‌ها)، نتیجه به صورت شکل ۵-۱۰ می‌باشد. در این شکل، R ضریب همبستگی بین نتایج واقعی تخلخل و مقادیر پیش‌بینی شده آن توسط شبکه می‌باشد. A ، مقدار پیش‌بینی شده توسط شبکه و T مقدار واقعی می‌باشد. ضریب همبستگی نزدیک به ۱ می‌باشد که بیانگر عملکرد خوب شبکه است. فاصله بین مقادیر تخلخل که داده‌ای در آن بازه‌ها وجود ندارد، به علت طبیعت مصنوعی بودن داده‌ها می‌باشد. شکل ۵-۱۱ نیز نتایج حاصل از آموزش شبکه را نشان می‌دهد. مقدار جذر میانگین مربعات خطا برابر با ۰/۰۴۲ به

دست آمده است که با توجه به دامنه تغییرات ۰/۱ برای مقادیر تخلخل، این میزان خطا نیز عملکرد مناسب شبکه را تأیید می نماید.

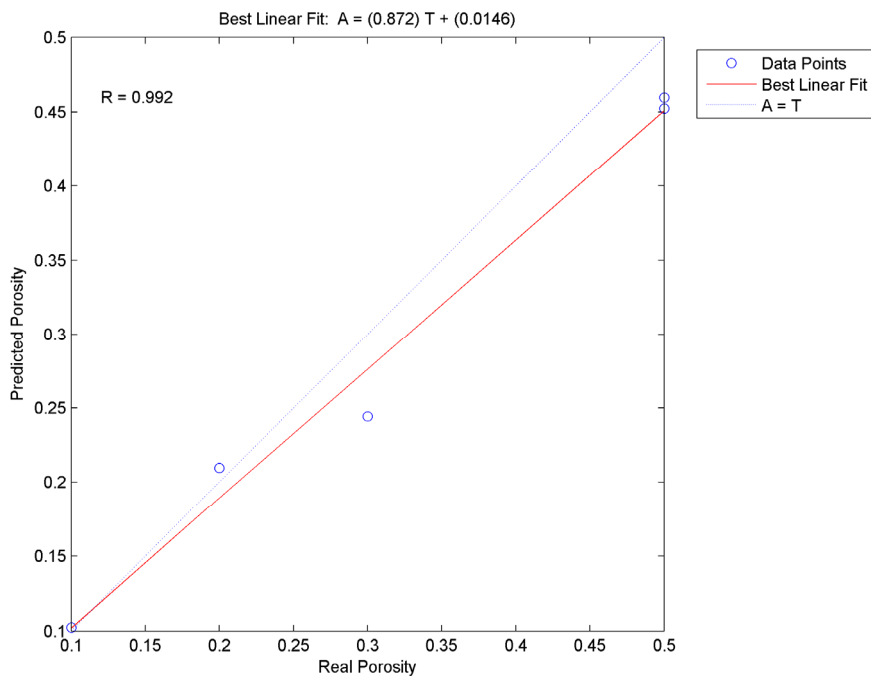


شکل ۵-۱۰- ضریب رگرسیون داده های آموزش مربوط به پارامتر تخلخل

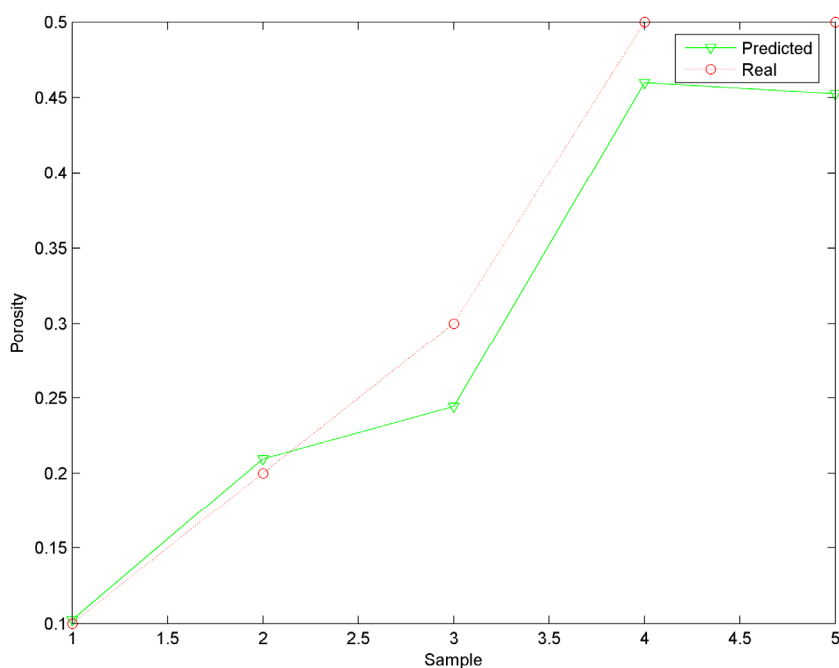
شبکه آموزش داده شده مذکور برای پیش بینی داده های آزمون (۲۰ درصد داده ها) بکار گرفته شد. نتیجه در شکل ۵-۱۲ نشان داده شده است. همانطور که ملاحظه می شود، ضریب رگرسیون بالای ۰/۹ به دست آمده است؛ که بیانگر این است که مقادیر تخلخل واقعی در داده های آزمون همبستگی بسیار خوبی با مقادیر پیش بینی شده توسط شبکه دارند. شکل ۵-۱۳ نیز که بیانگر عملکرد مناسب شبکه آموزش داده شده می باشد، نتایج پیش بینی مقادیر تخلخل را برای داده های آزمون نشان می دهد. در این تخمین مقدار خطا ۰/۴۷ می باشد. این میزان خطا در مقایسه با میزان تغییرات تخلخل (۰/۱) نشان دهنده انتخاب درست پارامترهای شبکه است.



شکل ۵-۱۱- نتایج حاصل از آموزش شبکه برای پارامتر تخلخل



شکل ۵-۱۲- ضریب رگرسیون داده های آزمون مربوط به پارامتر تخلخل



شکل ۵-۱۳- نتایج حاصل از آزمون شبکه برای پارامتر تخلخل

۵-۵-۷- مدل‌سازی ابعاد حفرات با استفاده از شبکه BP

ورودی‌های این شبکه دو نشانگر دامنه لحظه‌ای و عدم تقارن و خروجی آن مقادیر α به عنوان نشانگری از ابعاد حفرات می‌باشند. همانطور که در بخش ۵-۴ نیز اشاره شد، امکان تعیین مدلی خطی که بیانگر ارتباطی منطقی بین دو نشانگر مذکور و ابعاد حفرات باشد، وجود ندارد. این مسأله در استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز دیده شد؛ به این صورت که این شبکه‌ها نیز قادر به تعیین رابطه مورد نظر نمی‌باشند. بررسی‌ها نشان دادند که مشکل احتمالاً در تعریف پارامترهای ورودی شبکه می‌باشد. با مطالعه بیشتر داده‌های ورودی مشخص شد که باید پارامتر تخلخل را نیز به عنوان ورودی این مدل‌سازی در نظر گرفت. از آنجایی که حفرات از جنس تخلخل هستند، اگر مقادیر تخلخل در مدل‌سازی در نظر گرفته نشوند، مدل قادر به تفکیک حالاتی که در آنها تخلخل متفاوت و ابعاد حفرات ثابت هستند، نمی‌باشد. جدول ۵-۱۶ مقادیر ورودی‌ها و خروجی شبکه را نشان می‌دهد. از آنجایی که تعداد داده‌ها زیاد نمی‌باشند، با توجه به بررسی‌های انجام شده و نوع الگوریتم آموزش انتخاب شده که توضیح داده خواهد شد، شبکه با یک لایه پنهان، بهترین حالت در نظر گرفته شد. در

اینجا نیز انتخاب تمامی پارامترهای موثر بر شبکه بر اساس ضرایب رگرسیون، خطای مطلق آموزش، خطای مطلق تست، RMS آموزش و RMS تست می‌باشد.

پس از تعیین تعداد لایه‌های پنهان، نوبت به تعیین تعداد نرون‌ها می‌رسد. تعداد گره‌ها (نرون‌ها) در لایه ورودی برابر با بعد (تعداد پارامترهای) ورودی یعنی ۳ عدد می‌باشد. تعداد گره‌ها در لایه خروجی نیز برابر با بعد خروجی یعنی ۱ می‌باشد. در مورد لایه پنهان، تعداد نرون‌های مختلف برای آن آزمایش شد و در نهایت با توجه به الگوریتم آموزش انتخاب شده، تعداد ۲۱ نرون برای لایه پنهان به عنوان بهترین حالت به دست آمد.

به منظور تعیین بهترین الگوریتم آموزش، برای هر الگوریتمی حالت‌های مختلف از نظر تعداد لایه میانی و تعداد نرون‌های هر لایه امتحان شدند. با توجه به مقادیر جذر میانگین مربعات خطاها و ۲۰ بار تکرار آموزش شبکه برای هر یک از حالات این نتیجه به دست آمد که به غیر از الگوریتم آموزش Trainscg، در بقیه حالت‌ها میزان RMS_{test} بسیار بالا می‌باشد. البته در مورد الگوریتم آموزش Trainscg نیز مقدار انحراف استاندارد برای مقادیر RMS_{test} حدود ۰/۱۷ می‌باشد (جدول ۵-۱۷) که این مسأله باعث پائین آمدن قابلیت اعتماد شبکه می‌شود؛ ولیکن به علت اینکه الگوریتم آموزش Trainscg دارای کمترین مقدار انحراف استاندارد در مقادیر خطا نسبت به دیگر الگوریتم‌های آموزش می‌باشد، لذا قابلیت اعتماد شبکه نیز در این حالت بالاتر از الگوریتم‌های دیگر است و به همین جهت این الگوریتم برای مدل‌سازی انتخاب شد. در ادامه راهکاری برای بهبود نتایج این مدل‌سازی ارائه خواهد شد؛ ولیکن فعلاً به بررسی نتایج مدل‌سازی با استفاده از الگوریتم ذکر شده پرداخته می‌شود.

جدول ۵-۱۶ مقادیر ورودی ها و خروجی شبکه

Porosity	Input Data		Output Data
	Instantaneous Amplitude	Assymetry	α
0.1	0.001748	0.597961	0.1
0.1	0.002019	0.597663	0.2
0.1	0.001525	0.60772	0.3
0.1	0.002473	0.588113	0.4
0.1	0.002912	0.56398	0.5
0.1	0.003173	0.560266	0.6
0.1	0.003345	0.542739	0.7
0.1	0.003691	0.532852	0.8
0.1	0.003396	0.512257	0.9
0.2	0.000931859	0.685173	0.1
0.2	0.000791402	0.688684	0.2
0.2	0.00090889	0.686031	0.3
0.2	0.00089879	0.683106	0.4
0.2	0.001065	0.673531	0.5
0.2	0.00099837	0.680311	0.6
0.2	0.00122	0.664729	0.7
0.2	0.00113	0.651461	0.8
0.2	0.00127	0.647098	0.9
0.3	0.000837592	0.71386	0.1
0.3	0.000885393	0.708296	0.2
0.3	0.000883955	0.702708	0.3
0.3	0.000892952	0.693833	0.4
0.3	0.000939133	0.692525	0.5
0.3	0.000900433	0.689285	0.6
0.3	0.000913071	0.68192	0.7
0.3	0.000843878	0.684671	0.8
0.3	0.000808572	0.691255	0.9
0.4	0.000648431	0.730728	0.1
0.4	0.000709612	0.73075	0.2
0.4	0.000656809	0.731734	0.3
0.4	0.000651827	0.749313	0.4
0.4	0.000736101	0.727364	0.5
0.4	0.000821421	0.717924	0.6
0.4	0.000811904	0.709992	0.7
0.4	0.000916465	0.712966	0.8
0.4	0.000783791	0.70152	0.9
0.5	0.000628134	0.73861	0.1
0.5	0.000627863	0.734825	0.2
0.5	0.000695681	0.738426	0.3
0.5	0.000629897	0.746579	0.4
0.5	0.000658908	0.740022	0.5
0.5	0.000681385	0.733785	0.6
0.5	0.000685294	0.72986	0.7
0.5	0.000770238	0.72278	0.8
0.5	0.000736661	0.725888	0.9
0.6	0.000612668	0.732602	0.1
0.6	0.000550543	0.738258	0.2
0.6	0.000587072	0.735914	0.3
0.6	0.000736215	0.730293	0.4
0.6	0.000688032	0.735972	0.5
0.6	0.000653682	0.736834	0.6
0.6	0.00064337	0.738835	0.7
0.6	0.000652874	0.735078	0.8
0.6	0.000691799	0.731495	0.9
0.7	0.000509322	0.734671	0.1
0.7	0.000734904	0.736778	0.2
0.7	0.000676518	0.73741	0.3
0.7	0.00084061	0.737717	0.4
0.7	0.000944629	0.735134	0.5
0.7	0.000826004	0.738131	0.6
0.7	0.000875064	0.73847	0.7
0.7	0.000691957	0.734863	0.8
0.7	0.000630033	0.73149	0.9
0.8	0.000569378	0.741718	0.1
0.8	0.000645451	0.744131	0.2
0.8	0.00093433	0.739249	0.3
0.8	0.000839511	0.738052	0.4
0.8	0.000999948	0.738124	0.5
0.8	0.000850102	0.738184	0.6
0.8	0.000765388	0.737913	0.7
0.8	0.000723143	0.73148	0.8
0.8	0.000650587	0.737991	0.9
0.9	0.000567052	0.739472	0.1
0.9	0.000656579	0.74714	0.2
0.9	0.001046	0.741409	0.3
0.9	0.000745751	0.746428	0.4
0.9	0.000541761	0.739048	0.5
0.9	0.001028	0.738884	0.6
0.9	0.00062945	0.739424	0.7
0.9	0.000601762	0.736741	0.8
0.9	0.000554786	0.743716	0.9

جدول ۵-۱۷- مقادیر کمینه و بیشینه خطا برای الگوریتم آموزش Trainscg

RMS_{train}	RMS_{test}
0.08	0.11
0.09	0.28

باید به این نکته اشاره شود که در الگوریتم آموزش Trainscg در تمامی ۲۰ بار تکرار آموزش،

مقدار ضریب همبستگی بیش از ۰/۸ برای داده‌های آموزش و آزمون به دست آمد.

۵-۵-۸- شبکه عصبی آموزش داده شده و نتایج آن

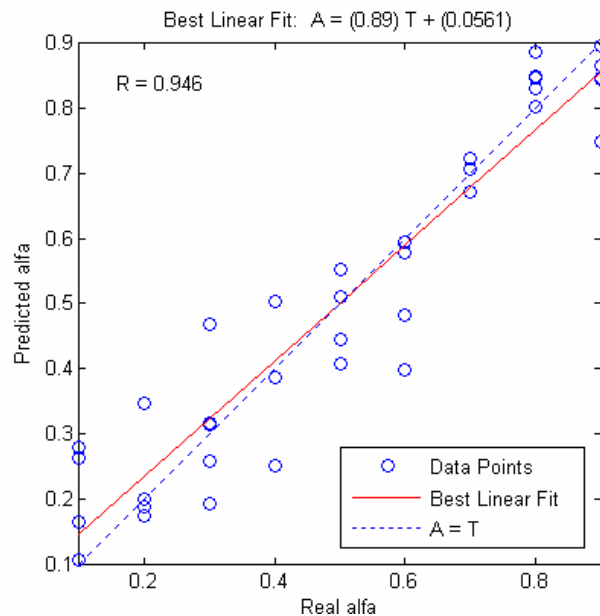
با توجه به مطالب ذکر شده، می‌توان مشخصات شبکه عصبی طراحی شده را به صورت جدول

۵-۱۸ نشان داد.

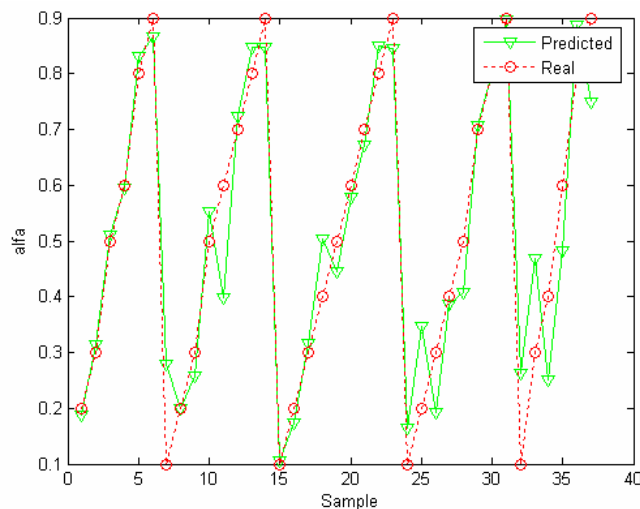
جدول ۵-۱۸- مشخصات شبکه طراحی شده

مقدار	پارامتر
BP	شبکه
Trainscg	الگوریتم آموزش
1	تعداد لایه‌های پنهان
3	تعداد نرون‌های لایه ورودی
1	تعداد نرون‌های لایه خروجی
21	تعداد نرون‌های لایه پنهان
0.007	Trainparam.Goal
20000	Trainparam.Epochs
10	Trainparam.Show
0.9	Learning Rate

پس از آموزش شبکه با داده‌های آموزش، نتیجه به صورت شکل ۵-۱۴ می‌باشد. در این شکل، R ضریب رگرسیون بین نتایج واقعی ابعاد حفرات و مقادیر پیش‌بینی شده آن توسط شبکه می‌باشد. A ، مقدار پیش‌بینی شده توسط شبکه و T مقدار واقعی می‌باشد. ضریب رگرسیون نزدیک به ۱ می‌باشد که بیانگر عملکرد خوب شبکه است. ولیکن مقدار خطای آموزش برابر با ۰/۰۹ می‌باشد که نشان می‌دهد دقت تخمین در این حالت نسبت به پارامتر تخلخل کاهش یافته است. شکل ۵-۱۵ نیز نتایج حاصل از آموزش شبکه را نشان می‌دهد.

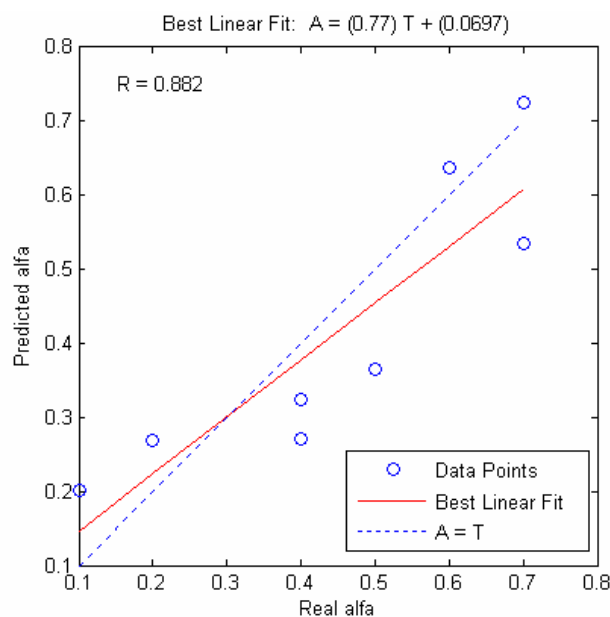


شکل ۵-۱۴- ضریب رگرسیون داده‌های آموزش مربوط به پارامتر بعد حفرات

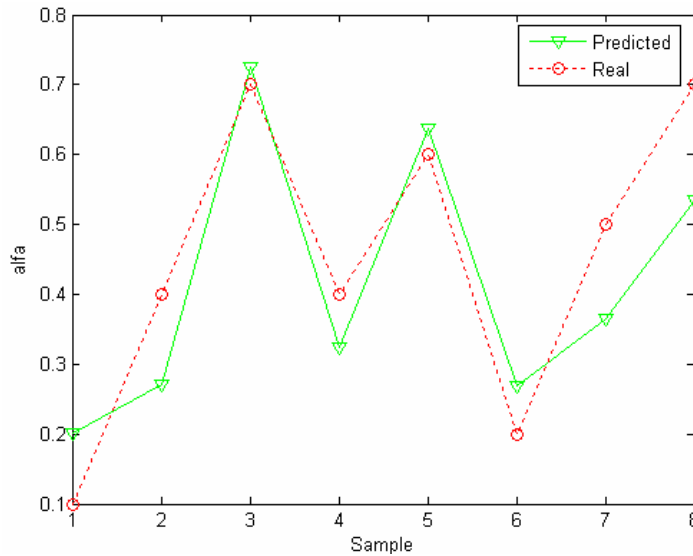


شکل ۵-۱۵- نتایج حاصل از آموزش شبکه برای پارامتر بعد حفرات

شبکه آموزش داده شده مذکور برای پیش بینی داده های آزمون بکار گرفته شد. نتیجه در شکل ۵-۱۶ نشان داده شده است. همانطور که ملاحظه می شود، ضریب رگرسیون حدود ۰/۹ به دست آمده است؛ که بیانگر این است که مقادیر ابعاد حفرات واقعی در داده های آزمون همبستگی بسیار خوبی با مقادیر پیش بینی شده توسط شبکه دارند. شکل ۵-۱۷ نیز که بیانگر عملکرد شبکه آموزش داده شده می باشد، نتایج پیش بینی مقادیر ابعاد حفرات را برای داده های آزمون نشان می دهد. در اینجا میزان خطای تخمین حدود ۰/۲۱ است که نظر به نرخ تغییرات ۰/۱ برای مقادیر بعد حفرات، این مقدار خطا بالا بوده و نیاز به تصحیح دارد. بعداً خواهیم دید که با استفاده از دیگر روش های مدل سازی همچون روش ماشین برداری پشتیبان که دارای مزایایی نسبت به شبکه های عصبی مصنوعی می باشد، می توان این مقدار خطا را تا حد قابل قبولی کاهش داد.



شکل ۵-۱۶- ضریب رگرسیون داده های آزمون مربوط به پارامتر بعد حفرات



شکل ۵-۱۷- نتایج حاصل از آزمون شبکه برای پارامتر بعد حفرات

۵-۹-۵- مدل‌سازی اشباع شدگی از آب مخزن با استفاده از شبکه BP

به منظور مدل‌سازی اشباع شدگی از آب مخزن با کمک شبکه عصبی BP، ابتدا با استفاده از معادله سرعت بهبود یافته گسمن (معادله ۲-۲۷)، حدود ۵۰۰۰۰ داده مصنوعی اشباع شدگی از آب ساخته شد. برای تولید این داده‌ها، در معادله مذکور مقادیر تخلخل از ۲ الی ۵۰ درصد با نرخ تغییرات ۲ درصد در نظر گرفته شدند. برای هر مقدار تخلخل نیز مقدار α از ۰/۰۵ الی ۰/۹۵ با نرخ تغییرات ۰/۰۵ تغییر داده شد. در نهایت برای هر مقدار تخلخل و بعد حفرات، مقدار اشباع شدگی از آب از ۰ تا ۱۰۰ درصد با دامنه تغییرات ۱ درصد در نظر گرفته شد. به این ترتیب ۴۷۹۷۵ داده مصنوعی تولید شد و برای هر یک از این داده‌ها، مقدار سرعت از رابطه سرعت بهبود یافته گسمن به دست آمد. به علت حجم بالای این داده‌ها، نمی‌توان در اینجا آنها را ارائه نمود، لذا در پیوست ج تعدادی از این داده‌ها به عنوان نمونه آورده خواهند شد.

ورودی‌های شبکه سه پارامتر تخلخل، بعد حفرات و سرعت موج P و خروجی آن مقادیر اشباع شدگی از آب سازند می‌باشند. با توجه به بررسی‌های انجام شده و نوع الگوریتم آموزش انتخاب شده که توضیح داده خواهد شد، شبکه با یک لایه پنهان، بهترین حالت در نظر گرفته شد. تعداد گره‌ها (نرون‌ها) در لایه ورودی برابر با تعداد پارامترهای ورودی یعنی ۳ عدد می‌باشد. تعداد گره‌ها در لایه

خروجی نیز برابر با تعداد پارامترهای خروجی یعنی ۱ می‌باشد. در مورد لایه پنهان، تعداد نرون‌های مختلف برای آن آزمایش شد و در نهایت با توجه به الگوریتم آموزش انتخاب شده، تعداد ۷ نرون برای لایه پنهان به عنوان بهترین حالت به دست آمد.

به منظور تعیین بهترین الگوریتم آموزش، برای هر الگوریتمی حالت‌های مختلف از نظر تعداد لایه میانی و تعداد نرون‌های هر لایه امتحان شدند. با توجه به مقادیر جذر میانگین مربعات خطاها و ۱۵ بار تکرار آموزش شبکه برای هر یک از حالات این نتیجه به دست آمد که بهترین الگوریتم آموزش Trainlm می‌باشد. جدول ۵-۱۹ مقادیر ضریب همبستگی و جذر میانگین مربعات خطاها را برای داده‌های آموزش و آزمون در ۱۵ بار آموزش شبکه می‌دهد. مقادیر ضریب همبستگی بسیار نزدیک به ۱ و مقادیر پایین جذر میانگین مربعات خطاها در داده‌های آموزش و آزمون در جدول ۵-۱۹ بیانگر انتخاب درست الگوریتم آموزش و همچنین آموزش مناسب داده‌ها می‌باشد.

جدول ۵-۱۹- مینیمم و ماکزیمم مقادیر خطا برای الگوریتم آموزش Trainlm در ۱۵ بار آموزش شبکه

R_{train}	R_{test}	RMS_{train}	RMS_{test}
0.997	0.997	0.0149	0.0151
0.997	0.997	0.0214	0.0215
0.999	0.999	0.0159	0.0160
0.998	0.998	0.0065	0.0066
0.997	0.997	0.0166	0.0164
0.989	0.989	0.0115	0.0114
0.999	0.999	0.0098	0.0102
0.991	0.991	0.0225	0.0227
0.998	0.998	0.0425	0.0424
0.996	0.996	0.0296	0.0296
0.999	0.999	0.0099	0.0098
0.997	0.997	0.0062	0.0062
0.997	0.997	0.0386	0.0383
0.996	0.996	0.0272	0.0270
0.995	0.995	0.0194	0.0196

۵-۵-۱۰- شبکه عصبی آموزش داده شده و نتایج آن

با توجه به مطالب ذکر شده، می‌توان مشخصات شبکه عصبی طراحی شده را به صورت جدول

۵-۲۰ نشان داد.

جدول ۵-۲۰- مشخصات شبکه طراحی شده

مقدار	پارامتر
BP	شبکه
Trainlm	الگوریتم آموزش
1	تعداد لایه‌های پنهان
3	تعداد نرون‌های لایه ورودی
1	تعداد نرون‌های لایه خروجی
7	تعداد نرون‌های لایه پنهان
0.0001	Trainparam.Goal
100	Trainparam.Epochs
10	Trainparam.Show
0.5	Learning Rate

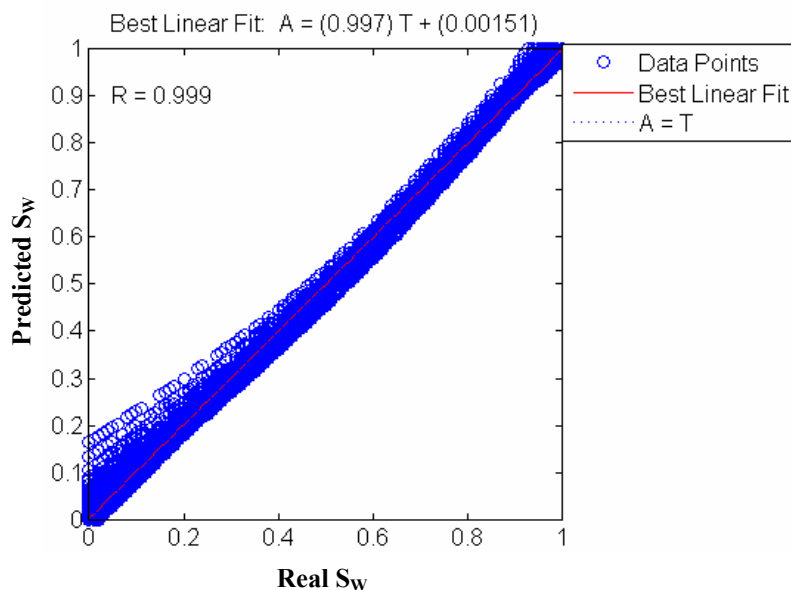
پس از آموزش شبکه با داده‌های آموزش، نتیجه به صورت شکل ۵-۱۸ می‌باشد. شبکه

آموزش داده شده مذکور برای پیش‌بینی داده‌های آزمون (۳۰ درصد داده‌ها) بکار گرفته شد. نتیجه در

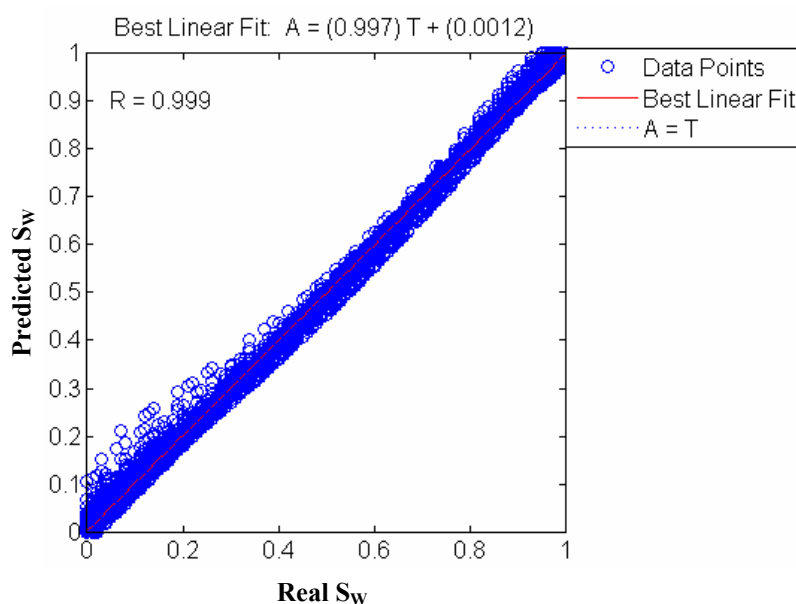
شکل ۵-۱۹ نشان داده شده است. اشکال ۵-۱۸ و ۵-۱۹ مربوط به سومین آموزش شبکه می‌باشند. از

آنجایی که تعداد داده‌ها بسیار زیاد می‌باشند، لذا نمی‌توان خروجی شبکه را به صورت گراف‌های

مقایسه‌ای (همانند شکل ۵-۱۷) بیان نمود.



شکل ۵-۱۸- ضریب رگرسیون داده‌های آموزش مربوط به پارامتر اشباع شدگی



شکل ۵-۱۹- ضریب رگرسیون داده‌های آزمون مربوط به پارامتر اشباع شدگی

نتایج بیانگر این هستند که روش مدل‌سازی شبکه عصبی با الگوریتم پس انتشار خطا قادر به تخمین دقیقی از مقادیر اشباع شدگی از آب مخزن با استفاده از سه نشانگر تخلخل، بعد حفرات و سرعت موج P می‌باشد. از آنجایی که این روش بر روی داده‌های مصنوعی پیاده شده است، در ادامه باید دید آیا روش مذکور قادر به ایجاد یک پیش‌بینی مناسب و مطلوب از اشباع شدگی آب مخزن بر

روی داده‌های واقعی مخزن نیز می‌باشد؟ البته نکته بسیار مهم در اینجا تأییدی است که این نتایج از انتخاب درست نشانگرهای مرتبط با اشباع شدگی از آب مخزن ایجاد کرده‌اند. از آنجایی که هدف اصلی این پایان نامه تعیین مقادیر اشباع شدگی از هیدروکربور (یا به عبارتی اشباع شدگی از آب) مخزن به کمک نشانگرهای لرزه‌ای بوده است و با توجه به اثبات قابلیت روش‌های مدل‌سازی ارائه شده در بخش‌های قبل مبنی بر تخمین مقادیر تخلخل و ابعاد حفرات با کمک نشانگرهای لرزه‌ای، می‌توان تا حد زیادی نسبت به انتخاب درست سه پارامتر تخلخل، بعد حفرات و سرعت موج P اطمینان حاصل نمود.

شبکه BP نتوانست در زمینه تخمین مقادیر ابعاد حفرات خوب عمل کند. این موضوع دقیقاً مربوط به انحراف استاندارد بالای نتایج تخمین می‌باشد که قبلاً نیز به آن اشاره شده است. این مورد نشان می‌دهد که چندان نمی‌توان به نتایج حاصل از این شبکه اعتماد نمود (هر چند شبکه مذکور بهترین شبکه از نوع BP در تخمین مقادیر ابعاد حفرات با کمک نشانگرهای ذکر شده می‌باشد). بنابراین باید با کمک گرفتن از دیگر ابزارهای مدل‌سازی که قادر به تشخیص دقیق‌تر روابط موجود بین این نشانگرها و مقادیر ابعاد حفرات می‌باشند، به پیش‌بینی بهتری دست یافت. از این بین می‌توان به ماشین‌های برداری پشتیبان^{۱۳} اشاره کرد که دارای قدرت بالاتری نسبت به روش‌های معمول شبکه عصبی مصنوعی در امر پیش‌بینی هستند (Al-Anazi & Gates, 2010; Gholami & Moradzadeh, 2011; Mohammadnejad et al, 2012; Al-Anazi & Gates, 2012). در بخش بعد ابتدا به معرفی این ماشین‌های مدل‌سازی پرداخته و سپس از قابلیت آنها در بهبود نتایج مدل‌سازی مقادیر ابعاد حفرات استفاده خواهد شد. همچنین با وجود اینکه روش BP با دقت قابل قبولی توانسته است مقادیر تخلخل را تخمین بزند، ولیکن از روش ماشین‌های برداری پشتیبان برای ایجاد تخمینی بهتر از پارامتر تخلخل نیز استفاده خواهد شد.

۵-۶- ماشین‌های برداری پشتیبان

الگوریتم‌های متفاوتی در فرآیندهای طبقه‌بندی و پیش‌بینی داده‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرند که هر یک دارای نقاط قوت و ضعف خاصی می‌باشند. از جمله آنها می‌توان به شبکه‌های عصبی مصنوعی اشاره نمود که پیشتر توضیح داده شدند و مورد استفاده نیز قرار گرفتند. نقاط ضعف شبکه‌های عصبی را می‌توان به صورت زیر بیان کرد:

۱- نیاز به تعیین پارامترهای مختلف جهت دستیابی به کمترین خطای ممکن

یکی از مشکلات عمده استفاده از شبکه‌های عصبی، نیاز این شبکه‌ها به تعیین پارامترهای بسیاری مانند نوع شبکه، تعداد لایه‌ها، تعداد نرون‌ها و... می‌باشد که لزوم این مسئله، کار با شبکه‌های عصبی را مشکل می‌سازد.

۲- افتادن در نقاط کمینه محلی

این بزرگترین مشکل شبکه عصبی است که در برخی از موارد به جای یافتن نقاط بهینه جامع^{۱۴}، اولین نقطه بهینه نسبی را به عنوان بهترین جواب معرفی می‌کند (Yu Hen & Jenq-Neng, 2002).

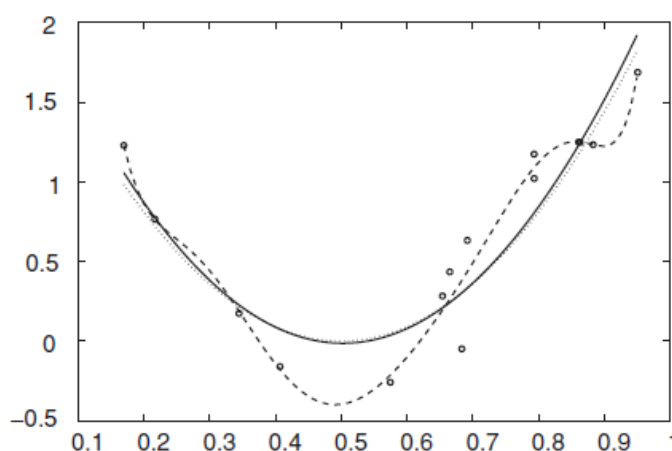
۳- امکان ارائه یک جواب زودرس و نامناسب

معمولاً شبکه‌های عصبی برای هر مجموعه‌ای از داده‌های آموزشی به یک جواب همگرا می‌شوند و هیچ تضمینی وجود ندارد که جواب ارائه شده، بهترین مدل برای داده‌ها باشد (Chartiera et al, 2008; Navvab Kashani & Shahhosseini 2010).

ماشین برداری پشتیبان به عنوان یکی از ابزارهای جدید در مدل‌سازی‌های پیچیده و غیر خطی تا حدود زیادی توانسته ضعف‌های موجود در سایر الگوریتم‌ها را پوشش دهد. از آنجایی که تا به حال کاربرد این روش در داده‌های ژئوفیزیکی و تخمین پارامترهای مخازن هیدروکربوری بسیار محدود بوده است (Al-Anazi & Gates, 2010; Gholami & Moradzadeh, 2011; Al-Anazi &

(Gates, 2012)، لذا در این قسمت ابتدا به معرفی مختصر روش ماشین برداری پشتیبان پرداخته شده و سپس از این روش جهت نیل به اهداف مورد نظر استفاده خواهد شد.

یک روش ساده جهت کاهش میزان خطای مدل‌سازی با این ماشین، کاهش میزان پیچیدگی ماشین فراگیر توسط انتخاب ساده‌ترین تابع ممکن می‌باشد؛ به نحوی که در کنار کم نمودن خطا به خوبی بتواند داده‌ها را نیز توضیح دهد. شکل ۵-۲۰ این موضوع را نشان می‌دهد.



شکل ۵-۲۰- مثالی از مدل رگرسیون در حالتی که پیچیدگی مدل، کنترل نشده است (خط چین) و در حالتی که پیچیدگی مدل در نظر گرفته شده است (خط پر) (Martinez-Ramon, 2006)

در مسائلی از این دست که کاهش پیچیدگی مدل و ماشین فراگیر مد نظر است، می‌توان با تنظیمات^{۱۵} خاصی که بر روی توابع صورت می‌گیرد، مسئله را حل کرده و به اصطلاح بهینه‌سازی نمود. این تئوری به تئوری وپنیک - چروننکیس^{۱۶} معروف است (Duda et al, 2002; Bishop, 2006; Yu Hen and Jenq-Neng, 2002; Martinez-Ramon, 2006).

ماشین برداری پشتیبان الگوریتمی است که یک تابع تصمیم‌گیری خطی یا غیرخطی را در فضای بالاتر می‌سازد تا بتواند داده‌های ورودی را که دارای پیچیدگی می‌باشند، به بهترین نحو مدل‌سازی نماید. این ماشین نیز دارای دو عملکرد طبقه بندی و پیش‌بینی می‌باشند و بر همین اساس به

15- Regularization

16- Vapnik-Chervonenkis

دو گروه ماشین برداری طبقه بندی کننده (SVC)^{۱۷} و ماشین برداری رگرسیون (SVR)^{۱۸} تقسیم می شود. از آنجایی که در این مطالعه هدف پیش بینی مقادیر مختلف پارامترهای مخزن بوده است، لذا از روش SVR برای بهبود نتایج شبکه های عصبی مصنوعی که در بخش گذشته توضیح داده شده است، استفاده خواهد شد. به همین منظور از ارائه توضیح در مورد روش SVC در اینجا خودداری شده و صرفاً به بحث پیرامون روش SVR پرداخته می شود.

۵-۶-۱- ماشین برداری پشتیبان برای رگرسیون خطی

یک رگرسیون خطی تابعی مانند $f(x) = w^T x + b$ است که با استفاده از مجموعه بردارهایی مانند x ، مقدار اسکالری مانند $y = f(x)$ را تخمین می زند. در مسائل پیش بینی، رگرسیون خطی با استفاده از روش کمترین مربعات حل می شود. به عبارت دیگر، تابع رگرسیون یک ابر صفحه^{۱۹} جداساز است که بر روی داده ها با در نظر گرفتن کمترین مربع خطا بین ابر صفحه و داده ها، برازش می یابد. اما ماشین برداری رگرسیونگر (SVR) هدف دیگری نیز دارد. ایده اصلی یک SVR پیدا نمودن تابعی است که بر داده با کمترین انحراف از کمیتی مانند ε برای هر جفت x_i, y_i برازش یابد. این بدان معنی است که SVR، به خطاهای کمتر از ε کاری ندارد و سعی می کند تا خطاهای بزرگتر از آن را کوچک نماید. در عین حال سعی آن بر این مطلب است که بهینه مقدار ممکن نیز برای وزن های (w) پارامترهای ورودی به دست آید.

۵-۶-۱-۱- فرموله کردن SVR

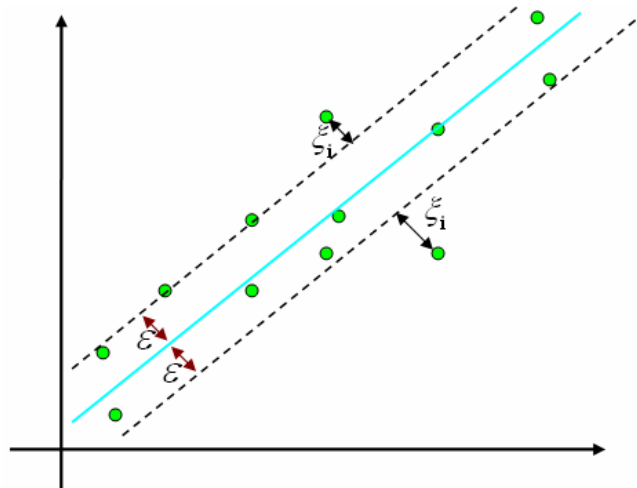
بر اساس مطالب بیان شده، رگرسیون خطی برای ماشین های برداری پشتیبان می تواند به صورت تابع اولیه ۵-۲۲ بیان گردد. شمایی از مدل بیان شده در شکل ۵-۲۱ نشان داده شده است.

17- Support Vector Classifier
18- Support Vector Regressor
19- Hyper Plane

$$L_p = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N (\xi_i + \xi'_i) \quad (22-5)$$

$$\text{Subject to } \begin{cases} y_i - w^T x - b \leq \xi_i + \varepsilon \\ y_i + w^T x + b \leq \xi'_i + \varepsilon \\ \xi_i, x_i \geq 0 \end{cases} \quad (23-5)$$

در رابطه ۲۲-۵، C پارامتر موازنه و ξ و ξ' بیان کننده فاصله میان داده های خارج از حاشیه تا خود حاشیه می باشند.



شکل ۲۱-۵- نظریه اصلی حساسیت به مقدار ε . نمونه های خارج از حاشیه $\pm \varepsilon$ متغیرهای خطای غیر صفر (ξ) هستند که جهت مدل سازی دقیقتر استفاده می شوند (Martinez-Ramon, 2006).

محدودیت های معادله ۲۲-۵ بدین معنی هستند که خطای بیش تر از ε به کمتر از $\xi_i + \varepsilon$ تبدیل خواهد شد و اگر مقدار خطا کمتر از ε باشد، متغیرهای خطا (ξ_i) مساوی صفر در نظر گرفته می شوند. این، نظریه حساسیت به ε است و در شکل ۲۱-۵ نشان داده شده است.

۵-۶-۱-۲- بهینه سازی ماشین برداری رگرسیونی (SVR)

برای حل مسئله ۲۲-۵، باید از بهینه سازی لاگرانژ برای تبدیل این معادله به یک معادله بدون محدودیت استفاده نمود. با در نظر گرفتن تابع لاگرانژ و مشتق گیری از تابع هدف بدون محدودیت نسبت به دو پارامتر w و b ، دو معادله به صورت (۲۴-۵) به دست می آیند.

$$w = \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha'_i) x_i \quad (24-5)$$

$$\sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha'_i) = 0$$

α و α' ضرایب لاگرانژ می باشند. با قرار دادن رابطه به دست آمده از معادله ۲۴-۵ برای مقدار w ، در معادله به دست آمده از تابع لاگرانژ، معادله اساسی ماشین های برداری رگرسیونی به صورت معادله (۲۵-۵) نوشته خواهد شد (Liu et al, 2006).

$$L_d = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (\alpha_i - \alpha'_i) x_i^T x_j (\alpha_i - \alpha'_j) + \sum_{i=1}^N ((\alpha_i - \alpha'_i) y_i - (\alpha_i + \alpha'_i) \varepsilon) \quad (25-5)$$

$$\text{Subject to } 0 \leq (\alpha_i - \alpha'_i) \leq C$$

برای یافتن مقدار b نیز می توان از یکی از دو رابطه ۲۶-۵ استفاده نمود.

$$\begin{aligned} -y_i + w^T x_i + b + \varepsilon &= 0 \\ y_i - w^T x_i - b + \varepsilon &= 0 \\ \alpha_i, \alpha_j &< C \end{aligned} \quad (26-5)$$

۵-۶-۲- سیستم های غیر خطی و ماشین برداری رگرسیونی

رگرسیون غیر خطی، روشی برای یافتن مدل غیر خطی مرتبط کننده متغیر وابسته و مجموعه متغیرهای غیر وابسته است.

همان گونه که در بحث ماشین‌های برداری رگرسیونی در سیستم‌های خطی بیان شد، مقدار

بهینه w از رابطه $w = \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i') x_i$ به دست می‌آید که این رابطه در سیستم‌های غیر خطی

تبدیل به رابطه $w = \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i') \varphi(x_i)$ می‌شود. مسئله‌ای که در این حالت ایجاد می‌شود، همان

مشکلی است که در سیستم‌های غیرخطی وجود دارد و آن انتقال پارامترهای ورودی به فضای بالاتر و

به دست آوردن مقدار $\varphi(x_i)$ است. در این شرایط از حقه کرنل استفاده می‌شود تا بتوان بدون

محاسبه مقدار $\varphi(x_i)$ و تنها با استفاده از کرنل‌های موجود، مدل بهینه ریاضی را بر داده‌ها برازش

نمود (کلیاتی در مورد توابع کرنل و استفاده از آنها به منظور مدل‌سازی غیرخطی در ماشین‌های

برداری پشتیبان در پیوست د آورده شده است). بر اساس مطالب بیان شده، رابطه صفحه جداساز در

سیستم‌های غیر خطی به صورت $y_i = \sum_{i=1}^N w^T \varphi(x_i) + b$ بیان می‌گردد. با قرار دادن رابطه به دست

آمده برای w در رابطه صفحه، می‌توان معادله اساسی ۵-۲۷ را برای ماشین‌های برداری رگرسیونی در

سیستم‌های غیر خطی معرفی نمود (Bishop, 2006).

$$y_i = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (\alpha_i - \alpha_i') \varphi(x_i)^T \varphi(x_j) + b = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (\alpha_i - \alpha_i') K(x_i, x_j) + b \quad (27-5)$$

مقدار b نیز به صورت $b = y_i - \sum_{i,j=1}^{N_{SV}} \alpha_i y_i K(x_i, x_j)$ محاسبه می‌شود. (Duda et al, 2002;

Martinez-Ramon, 2006; Markowetz, 2004).

تنها مشکل ماشین‌های برداری که به عنوان نقطه ضعف این ماشین‌ها بیان شده است، انتخاب

یک کرنل مناسب است زیرا در صورت عدم مناسب بودن آن، نتایج رضایت بخش نخواهند بود (Duda

et al, 2002; Arun Kumar & Gopal 2008).

در این پایان نامه، به منظور تخمین مقادیر پارامترهای تخلخل، بعد حفرات و اشباع شدگی از

آب سازند و بهبود نتایج حاصل از شبکه‌های عصبی مصنوعی، از روش ماشین‌های برداری پشتیبان

رگرسیون استفاده خواهد شد. نظر به وجود نرم‌افزار قدرتمند Weka (Witten & Frank, 2005) در این زمینه، ترجیح داده شد از این نرم‌افزار برای انجام مدل‌سازی ماشین برداری پشتیبان بهره گرفته شود. در ادامه به ارائه نتایج به دست آمده و بررسی و مقایسه آنها با نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی پرداخته می‌شود.

۵-۶-۳- تخمین مقادیر تخلخل با کمک ماشین برداری رگرسیونی برای داده‌های مصنوعی

هدف در این قسمت، پیش‌بینی مقادیر تخلخل با کمک دو نشانگر فاز پوش وزنی و فرکانس پوش وزنی می‌باشد. داده‌های جدول ۵-۱۳ که به منظور مدل‌سازی با کمک شبکه BP مورد استفاده قرار گرفت، در اینجا نیز عیناً به کار گرفته می‌شود. از آنجایی که تعداد داده‌ها زیاد نمی‌باشند (۸۰ داده) و نظر به قابلیت بالای ماشین‌های برداری رگرسیونی در مدل‌سازی‌های با تعداد کم داده، استفاده از روش SVR به منظور بهبود نتایج حاصل از شبکه BP پیشنهاد شد. به منظور آماده‌سازی داده‌ها برای الگوریتم محاسباتی SVR، کلیه داده‌ها اعم از داده‌های ورودی و خروجی با کمک رابطه زیر بین ۱- و ۱ نرمال شدند.

$$p_n = 2 \frac{P - P_{\min}}{P_{\max} - P_{\min}} - 1 \quad (5-28)$$

که در آن P_n مقدار نرمال شده، P مقدار واقعی داده، P_{\min} کمترین مقدار داده و P_{\max} نیز بیشترین مقدار داده در آن خانواده می‌باشد.

همانند دیگر مدل‌های آماری چند متغیره، عملکرد ماشین برداری رگرسیونی نیز تابع تعیین درستی از چندین پارامتر می‌باشد. این پارامترها عبارت از پارامتر موازنه (C)، ϵ ، نوع کرنل مورد نظر

و پارامترهای مربوط به کرنل هستند. C پارامتری است که موازنه‌ای بین خطای ماشین برداری و مقدار پیش‌بینی ایجاد می‌کند. در این صورت SVR هم قابلیت تعمیم خواهد داشت و هم خطای آن پائین خواهد بود. در همین راستا و به منظور پایدار بودن فرایند آموزش، باید مقدار بالایی برای C در نظر گرفته شود. محققین بر این اعتقادند که بهترین مقدار برای پارامتر موازنه ۱۰۰ می‌باشد (Wang et al, 2003). لذا در این تحقیق نیز مقدار ۱۰۰ برای پارامتر C در نظر گرفته شد.

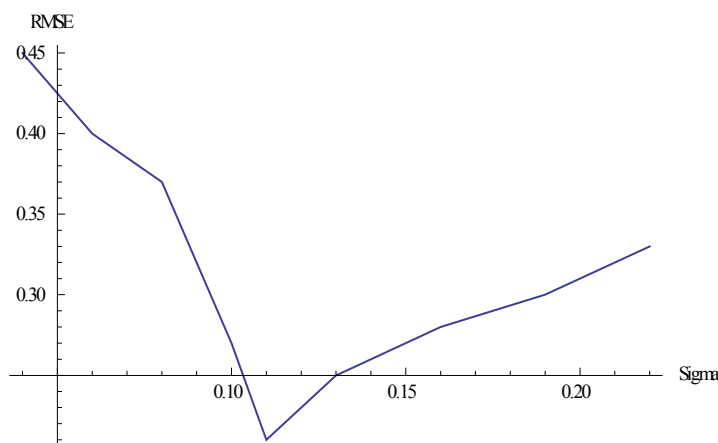
از آنجایی که در این مطالعه از روش ماشین برداری رگرسیونی غیر خطی استفاده می‌شود، لازم است که کرنل مناسب برای این ماشین انتخاب شود. همانطور که در پیوست د نیز اشاره شده است، کرنل شعاعی با توزیع گوسین نسبت به دیگر انواع کرنل‌ها کارآمدتر می‌باشد (Scholkopf et al, 1998). فرم این کرنل به صورت زیر است:

$$K(x_i, x_j) = e^{-|x_i - x_j|^2 / 2\sigma^2} \quad (29-5)$$

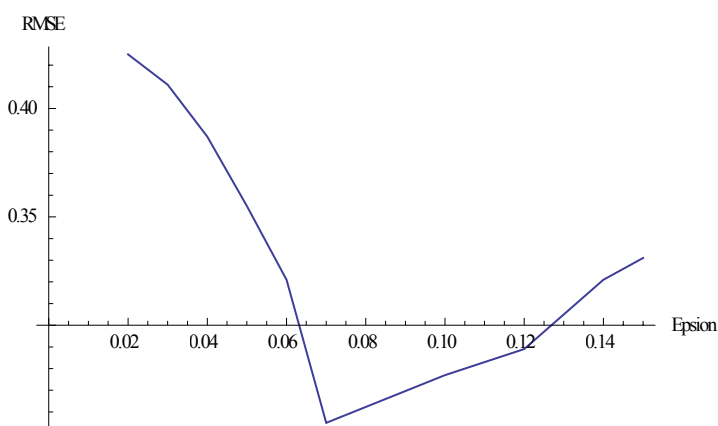
σ پارامتر ثابتی در کرنل است که کنترل‌کننده دامنه تابع گوسی و قابلیت تعمیم ماشین برداری پشتیبان می‌باشد. ε نیز که قبلاً تعریف شده است، مقدار بهینه‌اش وابسته به نوع نويز موجود در داده‌ها می‌باشد که معمولاً مشخص نیست. این پارامتر مانع از مواجه شدن داده‌های آموزش با شرایط مرزی می‌شود. به منظور تعیین مقدار بهینه دو پارامتر مذکور (σ و ε) و جلوگیری از بیش‌برازشی مدل، داده‌ها به دو سری آموزش (۸۰٪ داده‌ها) و آزمون (۲۰٪ داده‌ها) تقسیم شدند و تعیین اعتبار با خروج یکی از داده‌ها^{۲۰} (LOO) از سری آموزش انجام شد. LOO عبارت از خروج یکی از داده‌ها از سری آموزش و ساخت بهترین مدل بر روی مابقی داده‌ها و کنترل مدل با داده خارج شده می‌باشد (Liu et al, 2006). با تکرار این عمل به وسیله حذف مابقی داده‌های آموزش و استفاده از

خطای جذر میانگین مربعات (RMS) به عنوان تابع ارزیابی کننده کیفیت مدل، می‌توان همانند شکل ۲-د در پیوست د، مقدار بهینه σ و ε را تعیین نمود.

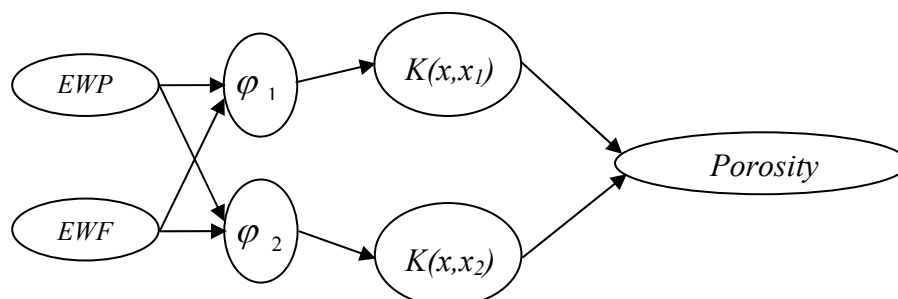
با توجه به مطالب ذکر شده، بهترین مقادیر برای C ، σ و ε به ترتیب عبارت از ۱۰۰، ۰/۱۱ و ۰/۰۷ خواهند بود. اشکال ۲۲-۵ و ۲۳-۵، مقادیر بهینه σ و ε حاصل از روش تعیین اعتبار به وسیله خروج یکی از داده‌ها (LOO) را نشان می‌دهند. شکل ۲۴-۵ نیز دیاگرام ماشین برداری رگرسیونی مورد نظر را نشان می‌دهد.



شکل ۲۲-۵- مقادیر بهینه σ حاصل از روش تعیین اعتبار به وسیله خروج یکی از داده‌ها به منظور تخمین تخلخل



شکل ۲۳-۵- مقادیر بهینه ε حاصل از روش تعیین اعتبار به وسیله خروج یکی از داده‌ها به منظور تخمین تخلخل



شکل ۵-۲۴- دیاگرام ماشین برداری رگرسیونی برای پیش‌بینی تخلخل

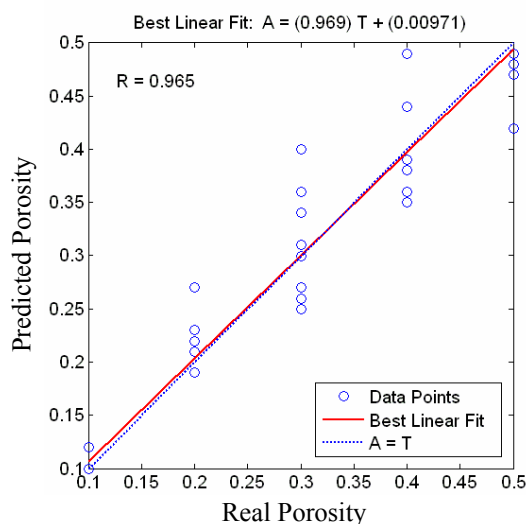
به منظور اعمال الگوریتم آورده شده در شکل ۵-۲۴، داده‌های آموزش و آزمون ۴ بار به صورت تصادفی از جدول ۵-۱۳ انتخاب شدند. آموزش شبکه برای هر چهار حالت، نشان دهنده عملکرد خوب ماشین برداری رگرسیونی در تخمین مقادیر تخلخل می‌باشد؛ به طوری که بیشینه و کمینه مقدار ضریب همبستگی و جذر میانگین مربعات خطا نیز همانطور که در جدول ۵-۲۱ نیز دیده می‌شود، این موضوع را تأیید می‌کنند.

جدول ۵-۲۱- کمینه و بیشینه مقادیر ضریب همبستگی و جذر میانگین مربعات خطا برای ۴ دسته داده‌های آموزش و آزمون برای تخمین تخلخل

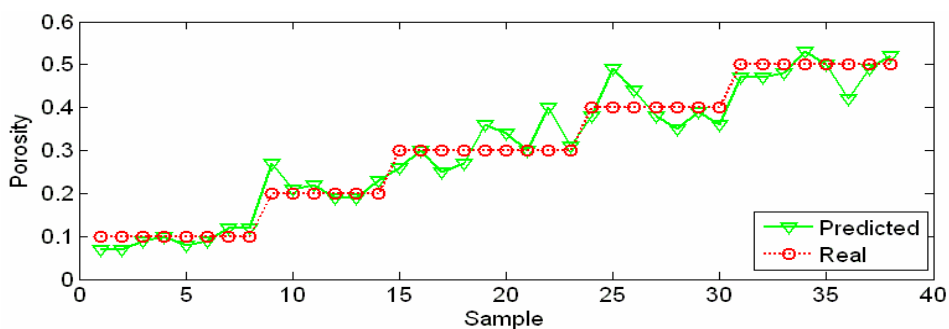
R_{train}	R_{test}	RMS_{train}	RMS_{test}
0.95	0.93	0.03	0.03
0.97	0.98	0.04	0.05

اشکال ۵-۲۵ الی ۵-۲۸ ضرایب همبستگی حاصل از آموزش و آزمون شبکه برای یکی از سری‌های تصادفی و مقادیر خروجی شبکه را نشان می‌دهند. مقدار جذر میانگین مربعات خطا برای داده‌های آموزش برابر با ۰/۰۳۷ و برای داده‌های آزمون حدود ۰/۰۴ می‌باشد. نتایج حاصل از اشکال مذکور بیانگر کاهش حدود ۰/۰۳ در ضریب رگرسیون داده‌های آزمون نسبت به روش BP و از طرفی کاهش ۰/۰۰۷ در جذر میانگین مربعات خطای این داده‌ها می‌باشند. این موضوع نشان می‌دهد که هر دو روش BP و SVR به خوبی قادر بوده‌اند مدلی مناسب ایجاد کنند که بیانگر رابطه بین نشانگرهای مورد مطالعه و پارامتر تخلخل باشد. البته قبلاً نیز به این موضوع اشاره شد که شبکه BP توانسته است

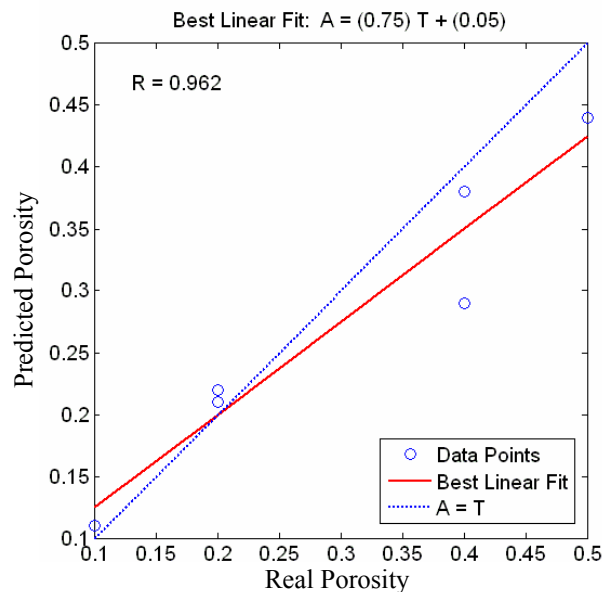
با دقت بالایی مقادیر تخلخل را تخمین بزند. هدف از به کار گیری روش ماشین برداری رگرسیونی نیز به دست آوردن تخمینی بهتر از ابعاد حفرات بوده است (به این دلیل که شبکه BP نتوانست تخمینی مناسب از ابعاد حفرات ایجاد نماید)؛ لیکن به دلیل اینکه قابلیت اعتماد در ماشین‌های برداری پشتیبان بالاتر از دیگر شبکه‌های عصبی می‌باشد، احتمالاً هنگامی که تیپ مخزن و یا شرایط آن تغییر کند، شبکه BP به راحتی پاسخگو نباشد. در ضمن به دلیل اینکه روش ماشین برداری پشتیبان با تعداد کم داده نیز عملکرد خوبی نشان می‌دهد، احتمالاً در تخمین مقادیر تخلخل برای داده‌های واقعی در چاه‌های شماره ۱ و ۲ به علت محدود بودن تعداد داده‌ها مجبور به استفاده از این نوع شبکه خواهیم بود.



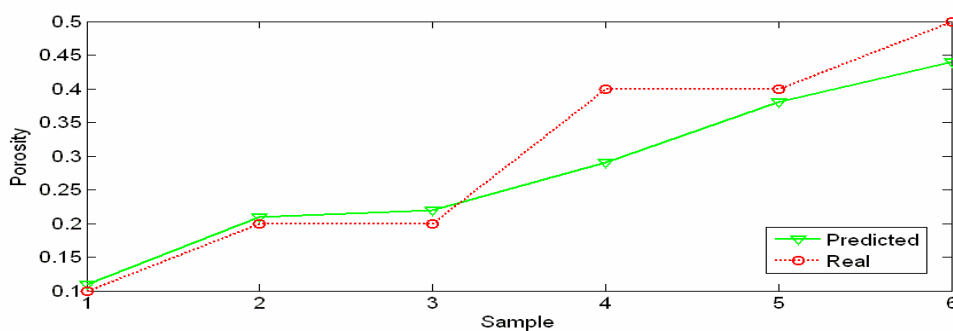
شکل ۵-۲۵- ضریب همبستگی ماشین برداری رگرسیونی برای داده‌های آموزش



شکل ۵-۲۶- نتایج حاصل از آموزش ماشین برداری رگرسیونی



شکل ۵-۲۷- ضریب همبستگی ماشین برداری رگرسیونی برای داده‌های آزمون



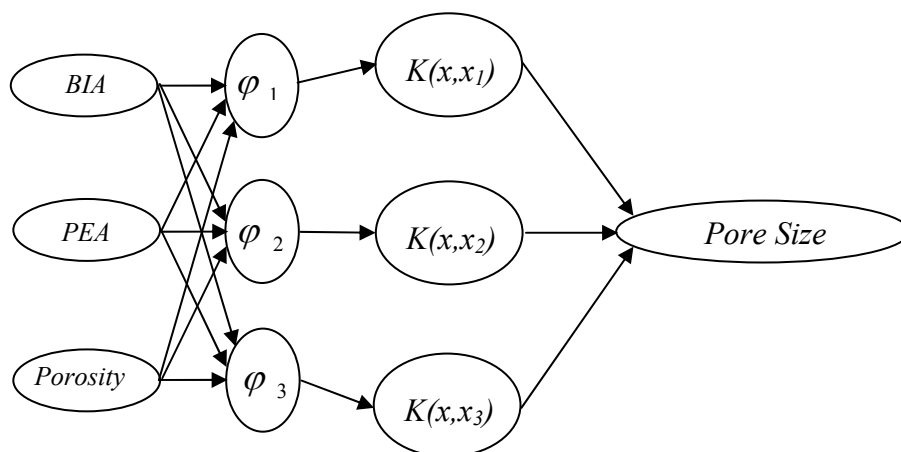
شکل ۵-۲۸- نتایج حاصل از به کار گیری ماشین برداری رگرسیونی برای داده‌های آزمون

۵-۶-۴- تخمین مقادیر ابعاد حفرات با کمک ماشین برداری رگرسیونی برای داده‌های

مصنوعی

در این قسمت نیز هدف پیش‌بینی مقادیر ابعاد حفرات به کمک سه نشانگر دامنه لحظه‌ای، عدم تقارن و تخلخل می‌باشد. جدول ۵-۱۶ که به منظور مدل‌سازی با کمک شبکه BP مورد استفاده قرار گرفت، در این قسمت برای مدل‌سازی به کمک ماشین برداری رگرسیونی به کار گرفته خواهد شد. همانطور که در بخش ۵-۵-۸ دیده شد، روش BP به خوبی قادر به تعیین روابط موجود بین سه

نشانهگر مذکور و مقادیر ابعاد حفرات نمی باشد. از این رو روش SVR به دلیل قابلیت بالای آن در تخمین روابط غیر خطی بررسی شود. در اینجا نیز پس از نرمال سازی داده ها، باید مقادیر پارامترهای مورد نیاز شبکه را تعیین نمود. به همین منظور مقدار $C = 100$ در نظر گرفته شد. مقادیر بهینه σ و ϵ نیز برای کرنل مورد نظر (شعاعی با توزیع گوسین) با استفاده از روش LOO، مشابه آنچه برای مدل سازی تخلخل به کار گرفته شد (اشکال ۵-۲۲ و ۵-۲۳)، به ترتیب برابر با $0/6$ و $0/11$ به دست آمدند. شکل ۵-۲۹ دیاگرام ماشین برداری رگرسیونی مورد نظر را نشان می دهد.



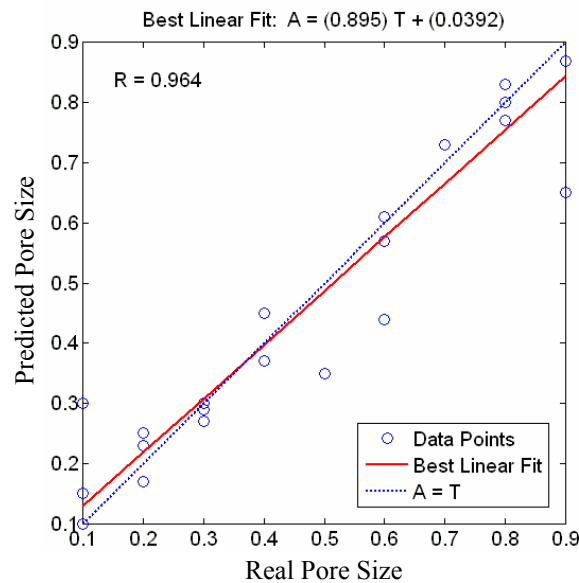
شکل ۵-۲۹- دیاگرام ماشین برداری رگرسیونی برای پیش بینی ابعاد حفرات

به منظور اعمال الگوریتم شکل ۵-۲۹، داده های آموزش و آزمون ۶ بار به صورت تصادفی از جدول ۵-۱۶ استخراج شدند. آموزش شبکه برای هر شش حالت، نشان دهنده عملکرد خوب ماشین برداری رگرسیونی در تخمین مقادیر ابعاد حفرات می باشد؛ بیشینه و کمینه مقدار ضریب همبستگی و جذر میانگین مربعات خطا در جدول ۵-۲۲ نیز دیده می شوند.

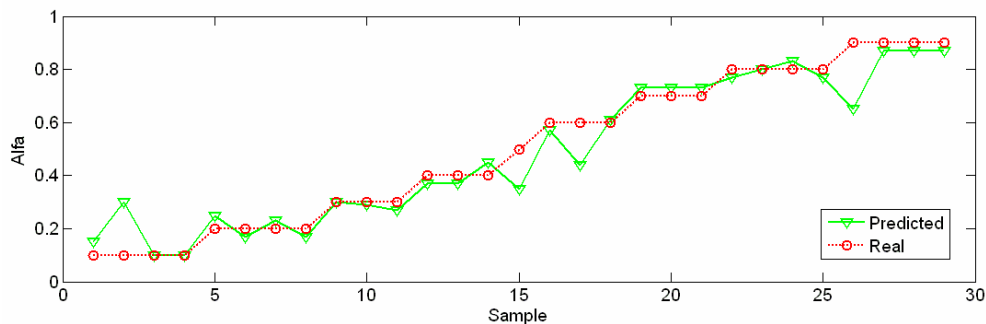
جدول ۵-۲۲- کمینه و بیشینه مقادیر ضریب همبستگی و جذر میانگین مربعات خطا برای ۶ دسته داده آموزش و آزمون

R_{train}	R_{test}	RMS_{train}	RMS_{test}
0.95	0.89	0.05	0.07
0.98	0.96	0.08	0.16

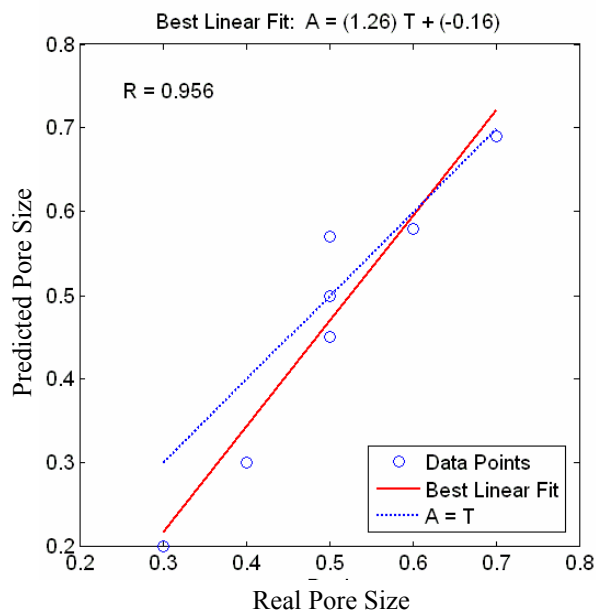
اشکال ۵-۳۰ الی ۵-۳۳ ضرایب همبستگی حاصل از آموزش و آزمون شبکه برای یکی از سری‌های تصادفی و مقادیر خروجی شبکه را نشان می‌دهند. این نتایج نشان می‌دهند که علاوه بر بهبود مقادیر ضریب همبستگی در روش SVR، مقادیر جذر میانگین مربعات خطا نیز حدود ۰/۱۲ کاهش یافته‌اند. به عنوان مثال مقدار RMS برای نتایج شکل ۵-۳۳ در حدود ۰/۰۹ می‌باشد که خود بیانگر بهبود تخمین مقادیر ابعاد حفرات نسبت به شکل ۵-۱۷ می‌باشد. نتایج حاصل از این اشکال و جدول ۵-۲۲ مبین عملکرد مناسب ماشین برداری گراییونی در مدل‌سازی مقادیر ابعاد حفرات در مطالعه حاضر هستند. با توجه به اینکه شبکه BP در زمینه تخمین مقادیر ابعاد حفرات ناکارآمد عمل نمود، می‌توان روش SVR را یک روش مناسب در این زمینه دانست.



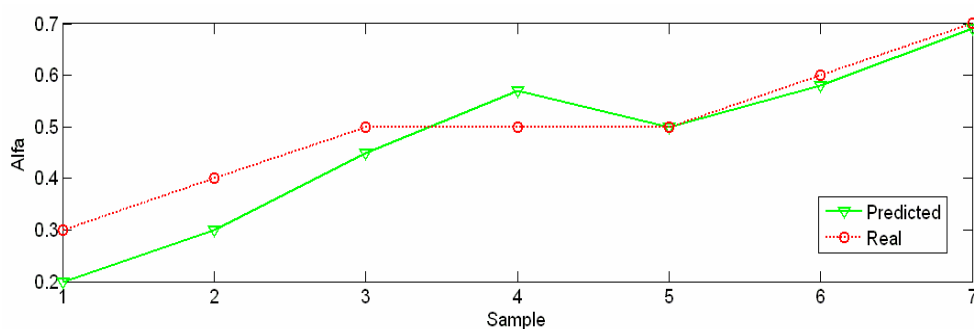
شکل ۵-۳۰- ضریب همبستگی حاصل از روش SVR برای داده‌های آموزش



شکل ۵-۳۱- نتایج حاصل از آموزش ماشین برداری گراییونی



شکل ۵-۳۲- ضریب همبستگی SVR برای داده های آزمون ابعاد حفرات



شکل ۵-۳۳- نتایج حاصل از به کار گیری ماشین برداری رگرسیونی برای داده های آزمون ابعاد حفرات

۵-۶-۵- تخمین مقادیر اشباع شدگی از آب مخزن با کمک ماشین برداری رگرسیونی برای

داده های مصنوعی

با توجه اینکه تعداد داده های مصنوعی تولید شده توسط مدل بهبود یافته گسمن ۴۷۹۷۵ داده می باشد، کامپیوترهای عادی قادر به آنالیز این حجم از داده به کمک روش SVR نمی باشند؛ لذا ابتدا باید تعداد داده مورد استفاده را کم نمود. به این منظور با در نظر گرفتن بازه ۰/۰۴ تا ۰/۱۸ برای تخلخل و چهار کلاس ۰/۸، ۰/۸۵، ۰/۹ و ۰/۹۵ برای ابعاد حفرات، تعداد داده های مصنوعی به ۳۲۳۲ داده تقلیل یافت. بعداً خواهیم دید که دلیل انتخاب چهار کلاس اشاره شده برای ابعاد حفرات،

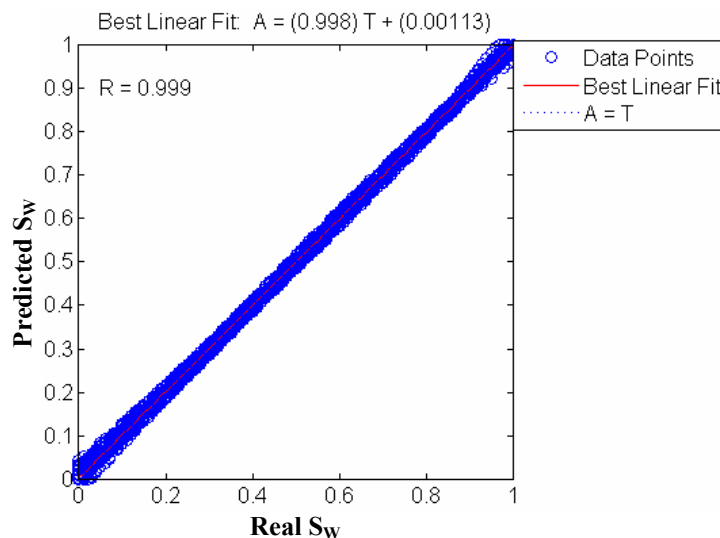
میکروسکوپی بودن حفرات در چاه شماره ۲ و قرار گرفتن آنها در همین چهار کلاس می باشد. لذا در مدل سازی اشباع شدگی با استفاده از ماشین برداری رگرسیونی نیز ترجیح داده شد به منظور کاهش تعداد داده، از همین مقادیر ابعاد حفرات استفاده گردد. به این ترتیب ۷۰٪ از ۳۲۳۲ داده به صورت تصادفی به عنوان داده های آموزش و مابقی به عنوان داده های آزمون انتخاب شدند. پارامترهای SVR عبارت از $C = 100$ ، $\sigma = 0.9$ و $\varepsilon = 0.03$ می باشند. در اینجا نیز مقادیر بهینه σ و ε با استفاده از روش تعیین اعتبار به وسیله خروج یکی از داده ها، مشابه آنچه در اشکال ۵-۲۲ و ۵-۲۳ برای داده های تخلخل صورت گرفت، به دست آمده اند. با کمک این پارامترها و استفاده از کرنل شعاعی با توزیع گوسین، نتایج زیر ایجاد شدند.

جدول ۵-۲۳- مقادیر ضریب همبستگی و جذر میانگین مربعات خطا در تخمین مقادیر اشباع شدگی با کمک روش

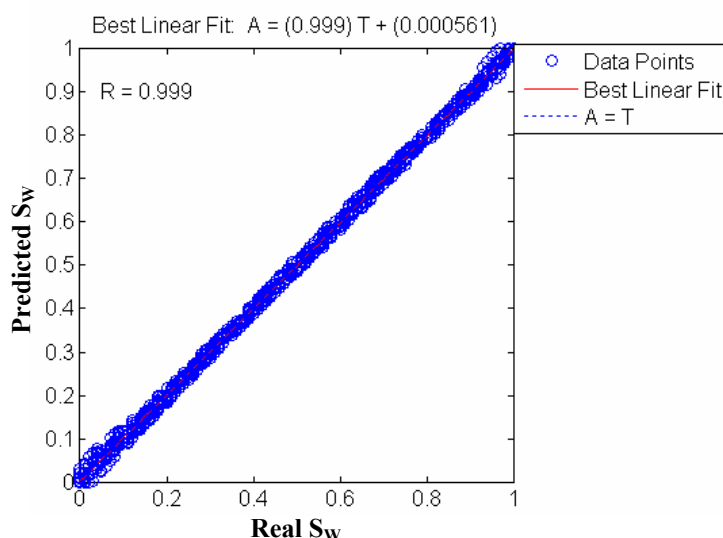
SVR

R_{train}	R_{test}	RMS_{train}	RMS_{test}
0.99	0.99	0.005	0.005

اشکال ۵-۳۴ و ۵-۳۵ مقادیر ضرایب همبستگی برای داده های آموزش و آزمون را نشان می دهند.



شکل ۵-۳۴- ضریب همبستگی SVR برای داده های آموزش جهت تخمین S_w



شکل ۵-۳۵- ضریب همبستگی SVR برای داده های آزمون جهت تخمین S_w

مقایسه نتایج حاصل از روش SVR با روش BP (جدول ۵-۱۹) نشان می دهد که ماشین برداری رگرسیونی توانسته است مقدار RMS برای داده های آموزش و در نتیجه برای داده های آزمون را به مقدار قابل ملاحظه ای کاهش دهد. از آنجایی که دامنه تغییرات پارامتر اشباع شدگی از آب برابر 0.1 در نظر گرفته شده است، لذا به نظر می رسد که مقادیر RMS حاصل شده توسط SVR برای داده های آزمون (0.05) مقدار قابل قبول تری نسبت به روش BP می باشند. لذا پیشنهاد می گردد برای مدل سازی داده های واقعی در میدان مورد مطالعه در این تحقیق نیز از روش ماشین برداری رگرسیونی بهره گرفته شود.

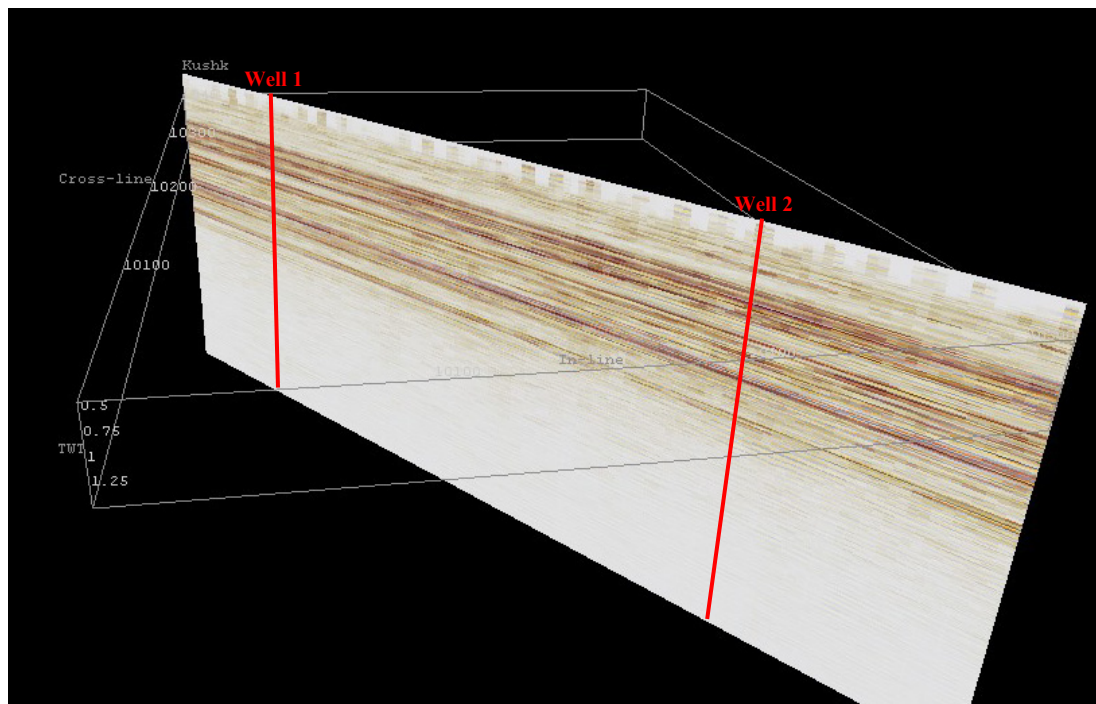
۵-۷- مدل سازی معکوس داده های چاه شماره ۲

تا این مرحله هر دو روش مدل سازی BP و SVR بر روی داده های مصنوعی به کار گرفته شدند و نتایج نشان دادند که در تخمین مقادیر تخلخل هر دو روش از دقت خوبی برخوردارند؛ لیکن روش SVR به دلیل عملکرد خوب با تعداد داده کم، برای مدل سازی نهایی با استفاده از داده های واقعی ترجیح داده شد. در مورد پارامتر ابعاد حفرات، روش BP ناتوان بوده و نتوانست مقادیر این

پارامتر را به خوبی تخمین بزند؛ ولیکن روش SVR نشان داد که از قدرت خوبی در تخمین مقادیر ابعاد حفرات برخوردار است. در مورد اشباع شدگی از آب سازند نیز هر دو روش BP و SVR توانستند با دقت بسیار خوبی مقادیر این پارامتر را تخمین بزنند.

در مرحله بعد با در دست داشتن بهترین مدل‌ها، به ترتیب به تعیین پارامترهای تخلخل، ابعاد حفرات و اشباع شدگی از آب برای چاه شماره ۲ پرداخته خواهد شد. به این منظور ابتدا باید مقطع لرزه‌ای عبور کرده از چاه شماره ۲ را به منظور تعیین نشانگرهای مورد نیاز در محل چاه مشخص نمود. شکل ۵-۳۶ مقطع مذکور را نشان می‌دهد. از آنجایی که در این مدل‌سازی به پنج نشانگر دامنه لحظه‌ای، عدم تقارن، فاز و فرکانس پوش وزنی و سرعت نیاز می‌باشد، باید در محل تقاطع چاه با مقطع لرزه‌ای به تعیین این نشانگرها پرداخت. چهار نشانگر دامنه لحظه‌ای، عدم تقارن، فاز و فرکانس پوش وزنی همانند داده‌های مصنوعی توسط نرم افزار OpendTect استخراج خواهند شد؛ نشانگر سرعت نیز با استفاده از داده‌های VSP در چاه شماره ۲ به دست خواهد آمد.

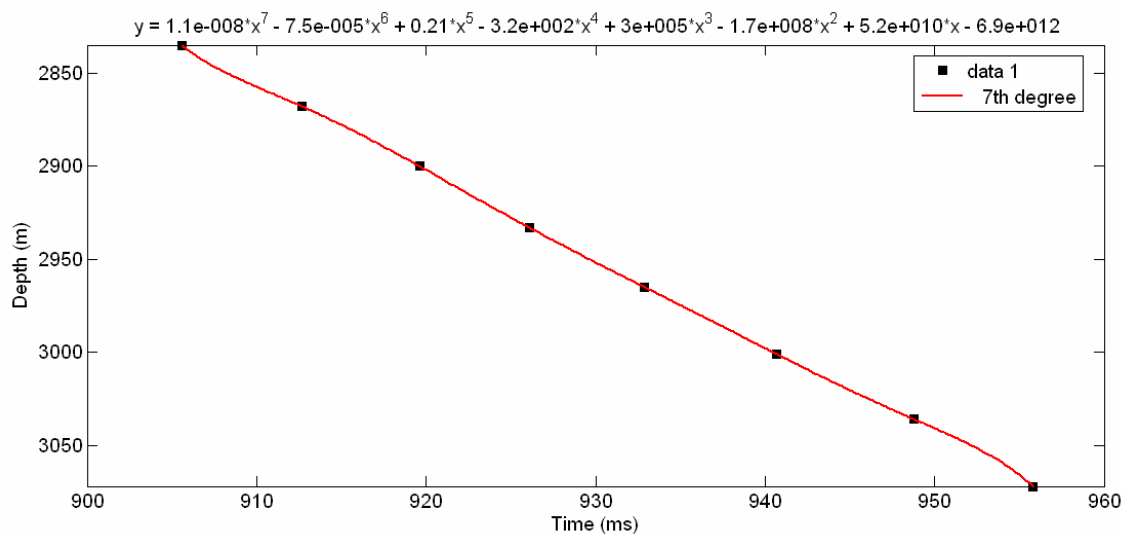
جدول ۵-۲۴ اطلاعات مربوط به عمق و زمان سیر موج به دست آمده از برداشت‌های VSP در چاه شماره ۲ می‌باشد. اگر مقادیر عمق نسبت به زمان سیر موج پلات شوند و یک معادله درجه ۷ که تمامی نقاط را در بر گیرد بر آن برازش یابد (شکل ۵-۳۷)، می‌توان از این معادله استفاده کرد و برای مقادیر مختلف زمان سیر (از ۹۰۸ میلی ثانیه که معادل عمق ۲۸۴۹ متری بوده تا ۹۵۲ میلی ثانیه که معادل عمق ۳۰۴۹/۲ متری می‌باشد) مقادیر مختلف عمق را به دست آورد. به این منظور و با در نظر گرفتن هر یک میلی ثانیه تغییر زمانی، ۴۵ داده زمان - عمق به صورت جدول ۵-۲۵ به دست آمد.



شکل ۵-۳۶- مقطع لرزه‌ای عبور کرده از دو چاه شماره ۱ و ۲

جدول ۵-۲۴- اطلاعات مربوط به عمق و زمان سیر موج به دست آمده از برداشت‌های VSP در چاه شماره ۲

Depth (m)	Time (ms)
2835	905.6
2868	912.7
2900	919.6
2933	926.1
2965	932.9
3001	940.7
3036	948.8
3072	955.8



شکل ۵-۳۷- معادله درجه ۷ عبور کرده از نقاط جدول ۵-۲۴

جدول ۵-۲۵- داده های زمان - عمق حاصل از معادله شکل ۵-۳۷ برای چاه شماره ۲

Time (ms)	Depth (m)	Time (ms)	Depth (m)	Time (ms)	Depth (m)
908	2849	923	2917.5	938	2988.5
909	2853.4	924	2922.6	939	2993.2
910	2857.4	925	2927.6	940	2997.8
911	2861.3	926	2932.6	941	3002.4
912	2865.2	927	2937.5	942	3007
913	2869.3	928	2942.3	943	3011.5
914	2873.5	929	2947	944	3016
915	2877.8	930	2951.7	945	3020.4
916	2882.4	931	2956.3	946	3024.6
917	2887.1	932	2960.9	947	3028.8
918	2892	933	2965.5	948	3032.8
919	2897	934	2970.1	949	3036.8
920	2902.1	935	2974.7	950	3040.8
921	2907.2	936	2979.3	951	3044.9
922	2912.3	937	2983.9	952	3049.2

با تعیین مقادیر چهار نشانگر لرزه ای دامنه لحظه ای، عدم تقارن، فاز و فرکانس پوش وزنی در توالی -

های زمانی جدول ۵-۲۵ و بر اساس ثابت بودن مقادیر این نشانگرها برای توالی های مختلف، کل

ستون نفت در چاه شماره ۲ به ۱۲ توالی تقسیم شد. جدول ۵-۲۶ این توالی ها را نشان می دهد.

جدول ۵-۲۶- توالی های زمانی موجود در چاه شماره ۲ به همراه مقادیر پارامترهای مورد نیاز برای مدل سازی هر توالی

Level	Time	Depth	BIEWP	BIEWF	BIA	PEA	Porosity	Alfa	VSP	Saturation
1	908-909	2849-2853.4	0.66683	227.40057	5211.79	0.132631	14.81922	0.915	4425	10.79373
2	909-914	2853.4-2873.5	-1.442452	218.8943	2912.549	0.475348	10.0089783	0.915	4660	24.37904717
3	914-919	2873.5-2897	-0.520297	210.99919	1930.0089	0.475348	9.831352318	0.9	4670	30.7202245
4	919-923	2897-2917.5	0.329178	212.56854	4497.4052	0.475348	7.177243382	0.855	4900	41.15234485
5	923-926	2917.5-2932.6	1.196668	213.58125	7966.6103	0.475348	10.00618039	0.86	4652	28.82253627
6	926-930	2932.6-2951.7	-0.240755	211.72841	10819.472	-0.03659	9.783437984	0.87	4640	25.54161395
7	930-935	2951.7-2974.7	-0.988674	216.97972	11713.086	-0.03659	9.843206494	0.855	4670	34.89661883
8	935-939	2974.7-2993.2	-1.901354	238.26664	10092.753	-0.03659	13.98675854	0.89	4455	24.18997073
9	939-943	2993.2-3011.5	-0.280437	266.7286	7445.2939	-2.36247	14.09537724	0.9	4470	29.90184797
10	943-946	3011.5-3024.6	-0.822161	266.18893	7524.1015	0.007413	12.99352247	0.915	4566	46.51216067
11	946-950	3024.6-3040.8	-1.367577	237.62617	10413.181	0.007413	13.34817545	0.915	4540	39.56206545
12	950-952	3040.8-3049.2	-1.779983	215.19618	12358.847	0.007413	15.24510366	0.915	4433	31.67834268

در این جدول ستون های ۲ و ۳ به ترتیب بازه زمانی و عمقی هر توالی را نشان می دهند. مقادیر تخلخل و اشباع شدگی (ستون های ۸ و ۱۱ جدول) توسط میانگین گیری از مقادیر این پارامترها از روی نگارهای تخلخل و اشباع شدگی موجود در چاه شماره ۲ در هر توالی به دست آمده اند. ستون ۱۰ جدول (سرعت VSP) نیز با تقسیم اختلاف اعماق به اختلاف زمان ها در هر توالی حاصل می شود. تنها ستون جدول که باقی مانده است، ستون مربوط به مقادیر ابعاد حفرات می باشد. پارامتر α در این ستون با کمک گرفتن از نمودار گرافیکی دانهام در چاه شماره ۲ به دست می آید. همانطور که در فصل دوم نیز اشاره شد، طبقه بندی دانهام شامل ۶ خانواده *Mudstone*، *Wackestone*، *Packstone*، *Grainstone*، *Boundstone* و *Crystalline* می باشد. *Mudstone* در رأس این طبقه بندی دارای ریزترین حفرات و در نتیجه بیشترین مقدار α و *Crystalline* در انتهای این طبقه بندی دارای درشت ترین حفرات و کمترین مقدار α خواهد بود؛ بر این اساس و با توجه به بازه تغییرات ۰ تا ۱ پارامتر α ، برای هر یک از شش کلاس طبقه بندی دانهام یک امتیاز یا به عبارتی یک مقدار مشخص α به صورت خطی (همانند جدول ۵-۲۷) در نظر گرفته شد. حال با مشخص بودن جنس هر توالی در چاه شماره ۲ بر اساس طبقه بندی دانهام، می توان مقدار α مربوط به آن توالی را تعیین نمود. در صورتی که یک توالی شامل چندین جنس متفاوت باشد، می توان با وزن دهی خطی بر اساس طول هر جنس، مقدار α متناظر برای آن توالی را محاسبه نمود.

جدول ۵-۲۷- مقادیر α متناظر برای هر کلاس طبقه بندی دانهام

Dunham Classification	Alfa
Mudstone	0.915
Wackestone	0.745
Packstone	0.575
Grainstone	0.415
Boundstone	0.245
Crystalline	0.075

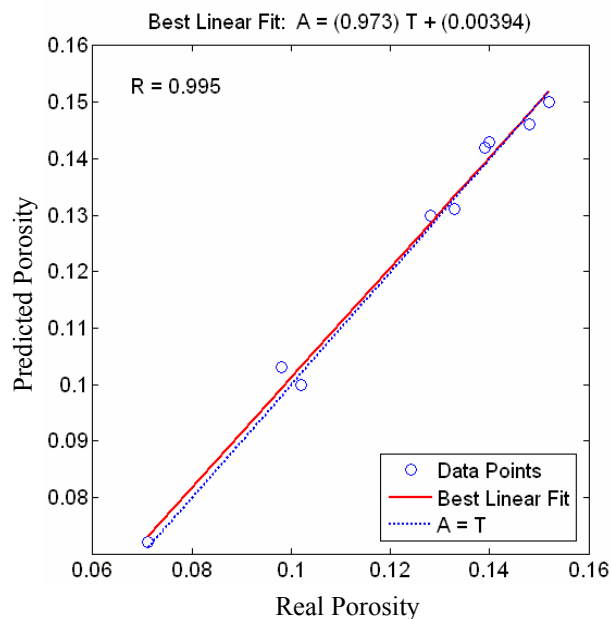
۵-۷-۱- مدل سازی تخلخل در چاه شماره ۲

به منظور اعتبار سنجی مدل به دست آمده برای تخمین پارامتر تخلخل، باید مدل مذکور بر روی داده های واقعی در چاه شماره ۲ مورد استفاده قرار گیرد. به این منظور داده های مورد نیاز عبارت از ستون های ۴، ۵ و ۸ جدول ۵-۲۶ خواهند بود. از آنجایی که هر دو روش BP و SVR توانسته اند در زمینه تخمین مقادیر تخلخل برای داده های مصنوعی به خوبی عمل نمایند، می توان هر دو مدل را مورد اعتبار سنجی به کمک داده های واقعی قرار داد؛ لیکن به دلیل محدودیت های موجود در دستیابی به داده های واقعی که باعث شد صرفاً دستیابی به داده های دو چاه شماره ۱ و ۲ میسر گردد و از بین این دو چاه نیز فقط چاه شماره ۲ دارای اطلاعات کامل مورد نیاز می باشد، لذا به دلیل کم بودن تعداد داده های واقعی، قطعاً روش BP قادر به مدل سازی مناسبی نخواهد بود و لزوماً باید از روش SVR بهره گرفت. از این رو مدل مورد استفاده، ماشین برداری رگرسیونی ارائه شده در بخش ۵-۶-۵ و شکل ۵-۲۴ خواهد بود. ضمناً با توجه به اینکه مدل اولیه بر اساس داده های مصنوعی ایجاد شده است و نظر به وجود پیچیدگی و نوفه در داده های واقعی، نمی توان عیناً مدل به دست آمده برای داده های مصنوعی را مورد استفاده بر روی داده های واقعی قرار داد و باید ابتدا شبکه را مورد آموزش با این داده ها قرار داد. به همین منظور ۷۰٪ از داده های واقعی در سه نوبت به صورت تصادفی توسط ماشین برداری رگرسیونی بخش ۵-۶-۵ مورد آموزش قرار گرفته و با استفاده از مابقی داده ها مدل ایجاد شده ارزیابی شد. نتایج برای هر سه حالت به صورت جدول ۵-۲۸ می باشند.

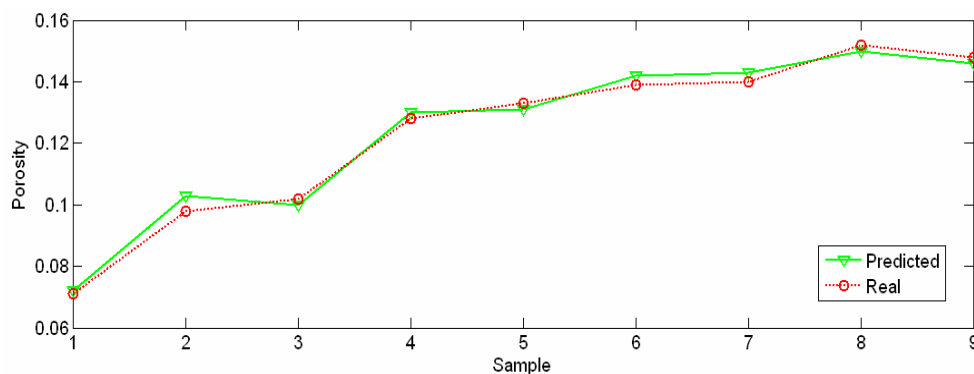
جدول ۵-۲۸- کمینه و بیشینه مقادیر ضریب همبستگی و جذر میانگین مربعات خطا برای ۳ دسته داده آموزش و آزمون جهت تخمین تخلخل

R_{train}	R_{test}	RMS_{train}	RMS_{test}
0.91	0.86	0.001	0.01
1.00	1.00	0.02	0.03

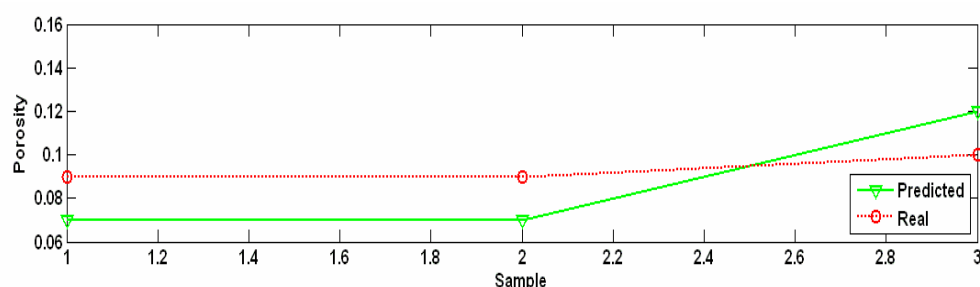
اشکال ۵-۳۸ الی ۵-۴۰ نتایج حاصل از آموزش و آزمون ماشین برداری رگرسیونی را برای داده های واقعی تخلخل در چاه شماره ۲ نشان می دهند. مقدار RMS مربوط به اشکال ۵-۳۹ و ۵-۴۰ به ترتیب ۰/۰۰۵ و ۰/۰۲ می باشند. همانگونه که مشاهده می شود، این روش قادر بوده است با دقت خوبی به تخمین مقادیر تخلخل بپردازد. این بدان معنا است که مدل تعریف شده بر روی داده های مصنوعی به خوبی انتخاب شده است و از قابلیت تعمیم خوبی برخوردار می باشد. بنابراین می توان گفت با در دست داشتن تعداد قابل قبولی داده واقعی تخلخل در یک مخزن و استفاده از روش ماشین برداری رگرسیونی، می توان مدلی مناسب و قابل تعمیم بین دو نشانگر لرزه ای فاز و فرکانس پوش وزنی و پارامتر تخلخل ایجاد کرد و در هر جای دیگری از مخزن مذکور که فاقد اطلاعات تخلخل می باشد، با دقت مناسبی مقادیر تخلخل را به کمک دو نشانگر مذکور از روی داده های موجود لرزه ای تخمین زد.



شکل ۵-۳۸- ضریب همبستگی داده های آموزش برای مقادیر واقعی تخلخل در چاه شماره ۲ به کمک SVR



شکل ۵-۳۹- نتایج حاصل از آموزش ماشین برداری رگرسیونی برای داده های واقعی تخلخل در چاه شماره ۲



شکل ۵-۴۰- نتایج حاصل از به کار گیری ماشین برداری رگرسیونی برای داده های واقعی آزمون تخلخل در چاه شماره ۲

۵-۷-۲- مدل سازی ابعاد حفرات در چاه شماره ۲

به منظور اعتبار سنجی مدل به دست آمده برای تخمین پارامتر ابعاد حفرات نیز باید مدل مذکور بر روی داده های واقعی در چاه شماره ۲ مورد استفاده قرار گیرد. به این منظور داده های مورد نیاز عبارت از ستون های ۶، ۷، ۸ و ۹ جدول ۵-۲۶ خواهند بود. در این قسمت همانطور که قبلاً نیز اشاره شد، روش BP قادر به ایجاد مدل مناسبی نبوده است؛ بر عکس روش SVR مدلی با دقت بالا ایجاد کرد که توانست مقادیر ابعاد حفرات را با دقت خوبی برای داده های مصنوعی تخمین بزند. به دلیل محدودیت در دستیابی به داده های واقعی و محدود بودن تعداد آنها، در اینجا نیز ناگزیر به استفاده از روش SVR خواهیم بود. از این رو مدل مورد استفاده، ماشین برداری رگرسیونی ارائه شده در بخش ۵-۶-۶ و شکل ۵-۲۹ خواهد بود. ضمناً با توجه به اینکه مدل اولیه بر اساس داده های مصنوعی ایجاد شده است و نظر به وجود پیچیدگی و نوفه در داده های واقعی، در اینجا نیز نمی توان

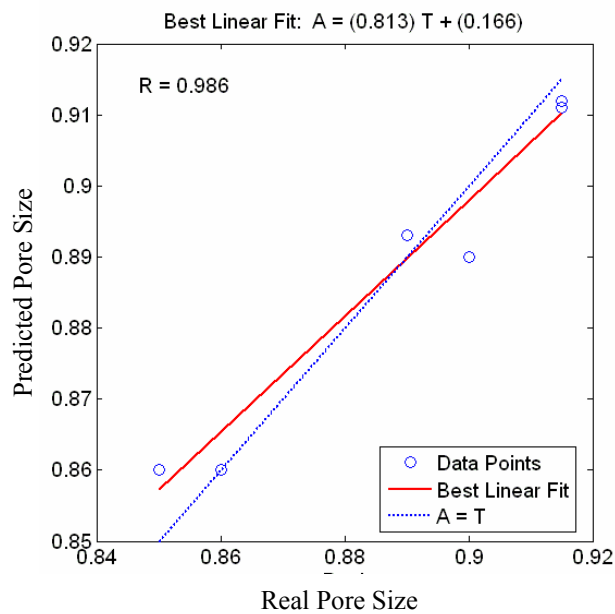
عیناً مدل به دست آمده برای داده های مصنوعی را مورد استفاده بر روی داده های واقعی قرار داد و باید ابتدا شبکه را مورد آموزش با این داده ها قرار داد. به همین منظور ۷۰٪ از داده های واقعی در سه نوبت به صورت تصادفی توسط ماشین برداری رگرسیونی بخش ۵-۶-۶ مورد آموزش قرار گرفته و با استفاده از مابقی داده ها، مدل ایجاد شده ارزیابی شد. نتایج برای هر سه حالت به صورت جدول ۵-۲۹ می باشند.

جدول ۵-۲۹- کمینه و بیشینه مقادیر ضریب همبستگی و جذر میانگین مربعات خطا برای ۳ دسته داده آموزش و آزمون

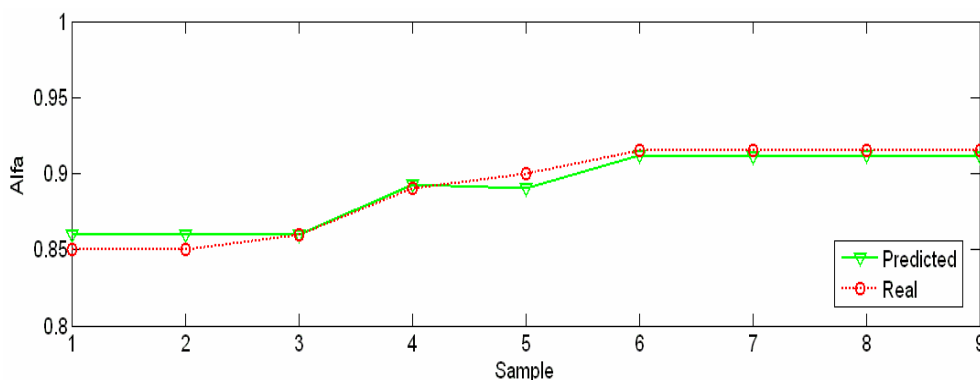
R_{train}	R_{test}	RMS_{train}	RMS_{test}
0.96	0.83	0.002	0.01
1.00	1.00	0.02	0.04

اشکال ۵-۴۱ الی ۵-۴۳ نتایج حاصل از آموزش و آزمون ماشین برداری رگرسیونی را برای داده های واقعی ابعاد حفرات در چاه شماره ۲ نشان می دهند. در این اشکال مقدار RMS برای داده های آموزش و آزمون به ترتیب ۰/۰۰۴ و ۰/۰۲۶ می باشد. مقایسه این مقادیر با جدول ۵-۲۲ نشان از عملکرد مناسب ماشین برداری رگرسیونی در تخمین مقادیر پارامتر بعد حفرات دارد. نکته قابل توجه این است که هر سه داده آزمون در شکل ۵-۴۳ بر اساس جدول ۵-۲۷ متعلق به کلاس Mudstone می باشند و ماشین برداری دقیقاً کلاس مورد نظر را برای هر سه داده تخمین زده است. همانگونه که مشاهده می شود، مدل تعریف شده بر روی داده های مصنوعی در این قسمت نیز به خوبی انتخاب شده است و از قابلیت تعمیم خوبی برخوردار می باشد. بنابراین می توان گفت که با در دست داشتن تعداد قابل قبولی داده واقعی ابعاد حفرات در یک مخزن و استفاده از روش ماشین برداری رگرسیونی، می توان مدلی مناسب و قابل تعمیم بین سه نشانگر دامنه لحظه ای، عدم تقارن و تخلخل و پارامتر بعد حفرات ایجاد کرد و در هر جای دیگری از مخزن مذکور که فاقد اطلاعات مربوط به ابعاد حفرات می باشد، با دقت مناسبی مقادیر این پارامتر را به کمک سه نشانگر لرزه ای مذکور تخمین زد. مقدار

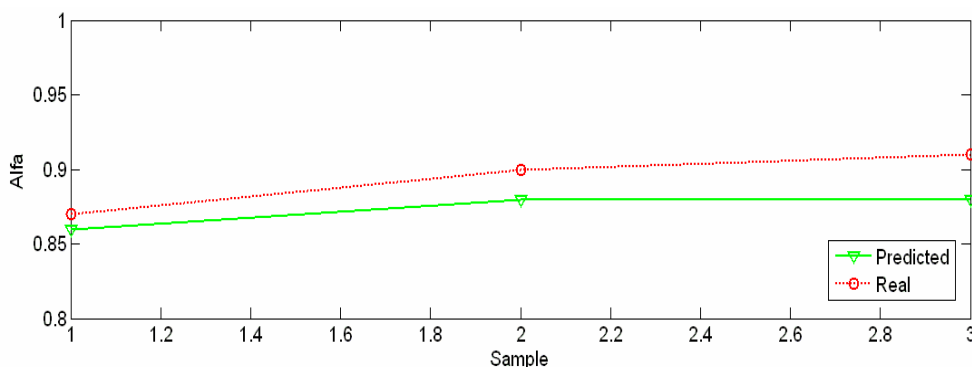
پارامتر تخلخل نیز همانطور که در بخش قبل دیده شد، قابل تعیین توسط دو نشانگر لرزه‌ای فاز و فرکانس پوش وزنی می‌باشد. بنابراین می‌توان با در دست داشتن اطلاعات مناسب و کافی، صرفاً با استفاده از نشانگرهای لرزه‌ای و بدون استفاده از داده‌های نگارها و مغزه‌ها به تخمین قابل قبولی از دو پارامتر تخلخل و بعد حفرات در مخزن رسید.



شکل ۵-۴۱- ضریب همبستگی داده‌های آموزش برای مقادیر واقعی ابعاد حفرات در چاه شماره ۲ به کمک روش SVR



شکل ۵-۴۲- نتایج حاصل از آموزش ماشین برداری رگرسیونی برای داده‌های واقعی ابعاد حفرات در چاه شماره ۲



شکل ۵-۴۳- نتایج حاصل از به کار گیری ماشین برداری رگرسیونی برای داده های واقعی آزمون ابعاد حفرات در چاه شماره ۲

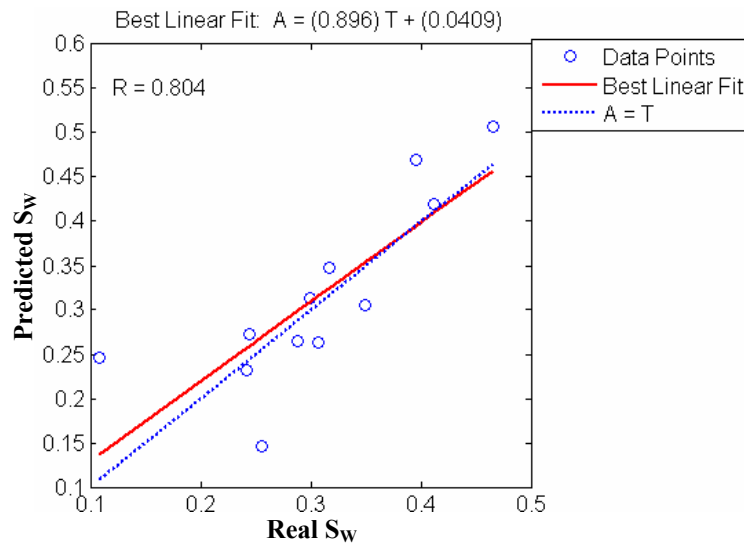
۵-۷-۳- مدل سازی اشباع شدگی از آب سازند در چاه شماره ۲

به منظور اعتبار سنجی مدل به دست آمده برای تخمین پارامتر اشباع شدگی باید مدل مذکور بر روی داده های واقعی در چاه شماره ۲ مورد استفاده قرار گیرد. به این منظور داده های مورد نیاز عبارت از ستون های ۸، ۹، ۱۰ و ۱۱ جدول ۵-۲۶ خواهند بود. در این قسمت همانطور که قبلاً نیز اشاره شد، هر دو روش BP و SVR قادر به ایجاد مدل مناسبی هستند؛ برای تخمین مقادیر اشباع شدگی دیگر نیاز به آموزش شبکه با داده های واقعی نمی باشد؛ دلیل آن تعداد زیاد داده های مصنوعی به کار گرفته شده در مدل سازی داده های مصنوعی اشباع شدگی در بخش ۵-۶-۷ می باشد. تعداد زیاد داده ها باعث شده است که مدل تقریباً تمامی حالات ممکن را در بر گیرد؛ بنابراین هر داده جدیدی که به مدل نشان داده شود نیز، به احتمال زیاد برای مدل شناخته شده می باشد. لذا می توان عیناً مدل به دست آمده برای داده های مصنوعی را مورد استفاده بر روی داده های واقعی قرار داد و از داده های واقعی به عنوان داده های سری ۲ آزمون در مدل بخش ۵-۶-۷ بهره جست. نتایج برای آزمون شبکه به صورت جدول ۵-۳۰ می باشند.

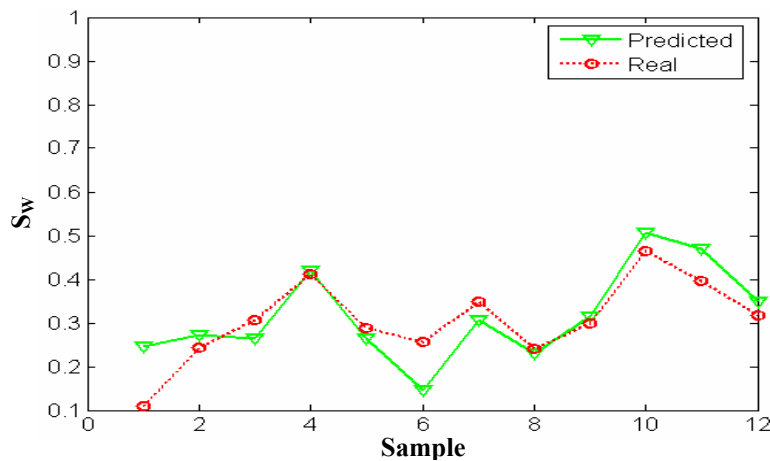
جدول ۵-۳۰- مقادیر ضریب همبستگی و جذر میانگین مربعات خطای روش SVR برای آزمون داده های واقعی به منظور تعیین مقادیر اشباع شدگی

R_{test}	RMS_{test}
0.8042	0.0608

اشکال ۵-۴۴ و ۵-۴۵ نتایج حاصل از آزمون ماشین برداری رگرسیونی را برای داده‌های واقعی اشباع شدگی از آب سازند در چاه شماره ۲ نشان می‌دهند. همانگونه که مشاهده می‌شود ضریب همبستگی بالایی بین مقادیر واقعی و تخمین زده شده توسط روش SVR وجود داشته و در عین حال این ماشین در تخمین مقادیر اشباع شدگی دارای خطای پائینی می‌باشد. این بدان معنا است که روش مذکور قادر بوده است با دقت خوبی به تخمین مقادیر اشباع شدگی بدون تغییر در پارامترهای اولیه مدل بپردازد. لذا مدل تعریف شده بر روی داده‌های مصنوعی به خوبی انتخاب شده است و از قابلیت تعمیم خوبی برخوردار می‌باشد. بنابراین می‌توان گفت که با در دست داشتن مقادیر تخلخل، ابعاد حفرات و سرعت سیر موج در یک مخزن با شرایط مشابه مخزن تعریف شده در این مطالعه، می‌توان به کمک ماشین برداری رگرسیونی ارائه شده، به تخمین قابل قبولی از مقادیر پارامتر اشباع شدگی از آب و به تبع آن اشباع شدگی از هیدروکربور مخزن دست یافت. از آنجایی که در بخش‌های قبلی نیز اشاره شد و نتایج نیز نشان دادند، با داشتن تعداد داده‌های کافی و مناسب از تخلخل و ابعاد حفرات و با معرفی مدل‌های مناسب، می‌توان با کمک گرفتن از نشانگرهای لرزه‌ای اشاره شده در این مطالعه، به تخمین مستقیم لرزه‌ای از تخلخل و ابعاد حفرات رسید. با استفاده از مقادیر تخلخل و بعد حفرات به دست آمده و اضافه کردن پارامتر سرعت سیر موج به عنوان پارامتر سوم، خواهیم توانست تخمینی مورد اعتماد از مقادیر اشباع شدگی از آب سازند ایجاد نمائیم. بنابراین نیاز به داده‌های مغزه‌ها و نگارهای چاه تا حد زیادی در این نوع مدل‌سازی کاهش یافته و نیاز به آنها صرفاً برای ایجاد مدل اولیه و آموزش شبکه اولیه می‌باشد.



شکل ۴۴-۵- ضریب همبستگی داده های آزمون روش SVR برای مقادیر واقعی اشباع شدگی در چاه شماره ۲



شکل ۴۵-۵- مقایسه نتایج حاصل از آموزش ماشین برداری رگرسیونی با داده های واقعی اشباع شدگی در چاه شماره ۲

نتیجه‌گیری و پیشنهادات

۶-۱- جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

از آنجایی که هدف اصلی در مطالعه حاضر به دست آوردن روشی برای تخمین پارامتر اشباع شدگی از آب مخزن به کمک نشانگرهای لرزه‌ای و رفع احتمالی نیاز به داده‌های مغزه‌ها و نگارها چاه در تعیین این پارامتر می‌باشد، ابتدا تاریخچه تعیین اشباع شدگی مورد بررسی قرار گرفت و کلیه روش‌هایی که تاکنون جهت تعیین این پارامتر مورد استفاده قرار گرفته‌اند مطالعه شدند. با توجه به اینکه یکی از مشکلات اصلی در فرایند مدل‌سازی کمی مخازن، توصیف مخازن کربناته به علت ناهمگن بودن حفرات و توزیع نامشخص آنها در این مخازن می‌باشد و از طرفی این نوع مخازن به عنوان یکی از اصلی‌ترین مخازن نفت و گاز علی‌الخصوص در ایران محسوب می‌شوند، برنامه اصلی تحقیق بر اساس تیپ مخازن کربناته ترسیم شد.

تئوری‌های فیزیک سنگ بایوت و گسمن که قادر به ایجاد ارتباط بین مقادیر سرعت و پارامتر اشباع شدگی از آب در داخل سازند می‌باشند، مورد بررسی قرار گرفتند. از آنجایی که حیطه عمل تئوری بایوت منحصر به برداشت‌های لرزه‌ای با فرکانس بالا می‌باشد و نظر به فرکانس پائین برداشت‌های لرزه‌نگاری، تئوری گسمن به عنوان تئوری اصلی فیزیک سنگ در این مطالعه انتخاب شد. ضمناً یکی از مخازن کربناته در جنوب ایران که حاوی کلیه اطلاعات مورد نظر جهت انجام این پایان نامه می‌باشد، انتخاب گردید. در مخزن مورد نظر دو چاه شماره ۱ و ۲ در دو افق سروک (در عمق ۲۸۰۰ متری) و افق فهلیان (در عمق ۴۰۰۰ متری) حاوی هیدروکربور می‌باشند. با توجه به ناقص بودن اطلاعات در چاه شماره ۱ و کمبود اطلاعات برخی از نگارها در افق فهلیان در هر دو چاه، صرفاً از داده‌های موجود افق سروک در چاه شماره ۲ استفاده شد. بررسی مقادیر سرعت حاصل از نگارهای

صوتی در زون مورد بررسی، بیانگر وارونگی تغییرات سرعت (کاهش آن با توجه به افزایش عمق) در این مخزن بود. با مطالعه بیشتر، این وارونگی سرعت به تغییرات ابعاد حفرات نسبت داده شد و پارامتر مدول حجمی خشک سنگ به عنوان نشانگری از ابعاد حفرات انتخاب شد. با تقسیم زون حاوی هیدروکربور به شش توالی مختلف، برای تخمین ابعاد حفرات در هر توالی، در یک مسأله بهینه‌سازی از الگوریتم ژنتیکی به منظور بیشینه کردن مقدار معادله گسمن (به عنوان تابع برازندگی) استفاده گردید.

مقادیر ابعاد حفرات به دست آمده توسط الگوریتم ژنتیکی برای هر توالی، به کمک اطلاعات حاصل از طبقه بندی دانه‌ها در زون مخزن، مورد اعتبار سنجی قرار گرفتند و در نهایت با استفاده از مقادیر ابعاد حفرات، معادله گسمن مورد بازبینی و بهبود قرار گرفت و ضریبی که بیانگر ابعاد حفرات می‌باشد، به این معادله اضافه شد. نتیجه بسیار جالبی که در حین بهبود معادله گسمن به دست آمد، فرضیه وجود ارتباط مستقیم بین شوری آب و ابعاد حفرات در مخزن می‌باشد. این فرضیه افق جدیدی در پیش‌بینی بهتر خصوصیات مخازن علی‌الخصوص هنگامی که بحث اشباع از هیدروکربور مطرح باشد، ایجاد می‌کند. مطالعات بیشتر نشان دادند که چهار پارامتر سرعت، تخلخل، ابعاد حفرات و اشباع شدگی دارای اندرکنش شدیدی با یکدیگر در مخازن کربناته می‌باشند. بر این اساس و از آنجایی که هدف اصلی مطالعه تعیین اشباع شدگی می‌باشد، بنابراین نتیجه گرفته شد که احتمالاً رابطه‌ای بین سه پارامتر سرعت، تخلخل و ابعاد حفرات موجود می‌باشد که قادر است مقادیر اشباع شدگی از آب یا هیدروکربور را تخمین بزند.

برای تعیین مدلی که بتواند رابطه بین پارامترهای ذکر شده و مقادیر اشباع شدگی را تعیین کند، ابتدا مدل‌سازی به کمک داده‌های مصنوعی انجام شد. دلیل آن این است که داده‌های مصنوعی به هر تعداد قابل تولید می‌باشند و فارغ از محدودیت‌های موجود در داده‌های واقعی هستند. از آنجایی که دو پارامتر تخلخل و ابعاد حفرات، خود جزء نشانگرهای لرزه‌ای نمی‌باشند، ابتدا لازم بود نشانگرهای لرزه‌ای مناسبی را پیدا کرد که قادر به تخمین مقادیر تخلخل و ابعاد حفرات با دقت

مناسبی باشند، سپس به معرفی مدل تعیین اشباع شدگی پرداخت. به همین جهت ابتدا به تکمیل اطلاعات زمین‌شناسی مخزن مورد مطالعه پرداخته شد و سپس با بکارگیری مدل بهبود یافته گسمن و کد نویسی در محیط نرم افزار Seismic Unix، مدلی مشابه شرایط واقعی مخزن مورد مطالعه ایجاد گردید. با تعریف یک الگوی لرزه‌نگاری مشخص، برداشت لرزه‌نگاری در مدل ایجاد شده صورت گرفته و مدل برانبارش شده نهایی استخراج شد. با تغییر در مقادیر تخلخل و ابعاد حفرات، ۸۱ مدل مختلف ایجاد شد که هر کدام نماینده شرایط خاصی از مخزن می‌باشند.

در مرحله بعد، مدل‌های ایجاد شده بر اساس تغییرات تخلخل و ابعاد حفرات دسته‌بندی شده و به کمک نرم افزار تفسیر لرزه‌ای OpendTect، نشانگرهای لرزه‌ای هر کدام از مدل‌های لرزه‌ای مورد شناسایی قرار گرفتند. پس از استخراج ۴۳ نشانگر مختلف برای هر مدل، این نشانگرها با کمک نرم-افزار آماری SPSS و تشکیل ماتریس همبستگی مورد آنالیز قرار گرفته و مناسب‌ترین آنها جهت مدل-سازی معکوس مشخص شدند. نتایج نشان می‌دهند که دو نشانگر فاز و فرکانس پوش وزنی دارای بالاترین ضریب همبستگی با تغییرات تخلخل و دو نشانگر دامنه لحظه‌ای و عدم تقارن نیز دارای بالاترین ضریب همبستگی با تغییرات ابعاد حفرات می‌باشند. با تفکیک داده‌های مربوط به هر یک از مدل‌سازی‌ها، ابتدا مدل تخلخل مورد بررسی قرار گرفت. روش BP به عنوان یک روش قدرتمند هوش مصنوعی توانست به وسیله الگوریتم آموزش لونیبرگ-مارکوارت (Trainlm) و یک لایه پنهان حاوی ۶ نرون، تخمینی مناسب از مقادیر تخلخل ایجاد نماید. ضریب همبستگی بین مقادیر واقعی و مقادیر تخمین زده شده توسط شبکه برای داده‌های آموزش و آزمون به ترتیب ۰/۹۶ و ۰/۹۹ و مقادیر جذر میانگین مربعات خطا نیز برای این دو دسته داده ۰/۰۴۲ و ۰/۰۴۷ می‌باشند. با توجه به دامنه تغییرات ۰/۱ برای مقادیر تخلخل روش BP به عنوان روشی مناسب در تخمین مقادیر این پارامتر به کمک دو نشانگر نامبرده در نظر گرفته شد. در مورد مدل‌سازی ابعاد حفرات، از روش BP با الگوریتم Trainscg استفاده شد. برعکس پارامتر تخلخل، در اینجا شبکه عصبی نتوانست به مدلی مناسب دست یابد. زیرا علی‌رغم بالا بودن مقادیر ضریب همبستگی، RMS داده‌های آزمون مقدار بسیار بالایی (۰/۲۸) را

نشان داد. این مقدار با توجه به دامنه تغییرات ابعاد حفرات در داده‌های مصنوعی به هیچ عنوان پذیرفته نمی‌باشد. از این رو پیشنهاد استفاده از دیگر روش‌های محاسباتی هوشمند همچون ماشین-های برداری پشتیبان (SVM) که مزایایی همچون عدم گرفتاری در نقاط بهینه محلی و عملکرد مناسب با تعداد کم داده دارند، مطرح شد. استفاده از ماشین برداری رگرسیونی (SVR)، نشان داد که در صورت تعریف درست پارامترهای مدل، این روش قادر به پیش‌بینی مناسبی از پارامتر ابعاد حفرات می‌باشد. شاهد این امر افزایش میزان ضریب همبستگی برای هر دو دسته داده‌های آموزش و آزمون و کاهش چشمگیر میزان جذر میانگین مربعات خطا علی‌الخصوص برای داده‌های آزمون در حدود $0/12$ می‌باشد.

با تعیین مدل‌های مناسبی که صرفاً با استفاده از نشانگرهای لرزه‌ای قادر به تخمین دو پارامتر تخلخل و ابعاد حفرات می‌باشند، نوبت به مدل‌سازی اشباع شدگی از آب مخزن با کمک نتایج حاصل از دو مدل‌سازی قبلی رسید. در این مرحله با ایجاد داده‌های مصنوعی اشباع شدگی به تعداد ۴۷۹۷۵ داده، ابتدا روش شبکه‌های عصبی مصنوعی و سپس ماشین برداری پشتیبان مورد استفاده قرار گرفتند. شبکه عصبی آموزش داده شده از نوع BP با الگوریتم آموزش لونیگ-مارکوارت (Trainlm) و حاوی یک لایه میانی با ۷ نرون می‌باشد. کاربرد این مدل، همبستگی بالای $0/99$ برای هر دو دسته داده‌های آموزش و آزمون نشان داد. بیشینه مقادیر RMS نیز برای هر دو دسته داده برابر با $0/04$ به دست آمد. هرچند با توجه به نرخ تغییرات پارامتر اشباع شدگی در داده‌های مصنوعی، میزان خطای به دست آمده چندان مناسب نمی‌باشد، لیکن مقادیر مذکور بیانگر عملکرد خوب روش BP در تخمین مقادیر اشباع شدگی به کمک سه نشانگر سرعت موج P، تخلخل و ابعاد حفرات می‌باشند. به منظور بهبود احتمالی نتایج حاصل و نظر به اصلی‌ترین مزیت روش SVR نسبت به شبکه‌های عصبی مصنوعی یعنی عدم گرفتار شدن در نقاط بهینه محلی، تصمیم گرفته شد این روش بر روی داده‌های اشباع شدگی نیز مورد بررسی قرار گیرد. به این منظور ماشین برداری رگرسیونی با مقادیر بهینه σ و ϵ به ترتیب برابر با $0/9$ و $0/03$ ، مورد آموزش و آزمون توسط داده‌های مصنوعی

اشباع شدگی قرار گرفت. نتایج بیانگر کاهش قابل ملاحظه‌ای در مقادیر خطای آموزش و آزمون می‌باشند. مقادیر مذکور برای هر دو دسته داده برابر با ۰/۰۰۵ می‌باشند. حال با در نظر گرفتن دامنه تغییرات پارامتر اشباع شدگی، می‌توان گفت که روش SVR به خوبی توانسته است در زمینه مدل‌سازی این تحقیق موفق باشد.

در نهایت پس از تعیین مناسب‌ترین مدل‌ها، نوبت به اعتبار سنجی مدل‌های حاصل با کمک داده‌های واقعی موجود در چاه شماره ۲ می‌رسد. اعمال مدل‌ها بر روی داده‌های واقعی نشان دادند که دو مدل تخلخل و ابعاد حفرات، به منظور بالاتر رفتن دقتشان، باید با همان الگوریتم مجدداً برای داده‌های واقعی مورد آموزش و آزمون قرار گیرند؛ ولیکن به علت حجم بالای داده‌های به کار رفته در آموزش مدل اشباع شدگی، همان مدل آموزش دیده با کمک داده‌های مصنوعی، عیناً برای داده‌های واقعی نیز استفاده شد. کاربرد روش SVR بر روی داده‌های تخلخل چاه شماره ۲، مقادیر RMS ۰/۰۰۵ و ۰/۰۲ را به ترتیب برای داده‌های آموزش و آزمون نشان داد. در مورد پارامتر بعد حفرات نیز، مقادیر مذکور به ترتیب ۰/۰۰۴ و ۰/۰۲۶ می‌باشند. این مقادیر نشان دهنده این هستند که علی‌رغم محدودیت موجود در تعداد داده‌های واقعی، این روش با دقت قابل قبولی توانسته است مقادیر دو پارامتر تخلخل و ابعاد حفرات را تخمین بزند. با استفاده از سه پارامتر تخلخل، ابعاد حفرات و سرعت موج P و کاربرد روش SVR، مقدار RMS برای داده‌های آزمون برابر با ۰/۰۶۰۸ به دست آمد. این بدان معنی است که مدل تعریف شده بر روی داده‌های مصنوعی به خوبی انتخاب شده است و از قابلیت تعمیم خوبی برخوردار می‌باشد. بنابراین می‌توان گفت که با در دست داشتن مقادیر تخلخل، ابعاد حفرات و سرعت سیر موج در یک مخزن با شرایط مشابه مخزن تعریف شده در این مطالعه، می‌توان به کمک ماشین برداری رگرسیونی ارائه شده، به تخمین قابل قبولی از مقادیر پارامتر اشباع شدگی از آب و به تبع آن اشباع شدگی از هیدروکربور مخزن دست یافت و نتایج قابل قبولی نیز ارائه نمود. در نهایت این مطالعه نشان داد که در صورت تعریف درست نشانگرهای درگیر و استخراج دقیق آنها می‌توان با دقت قابل قبولی و بدون نیاز به داده‌های مغزه‌ها و نگارهای چاه، مقادیر پارامتر اشباع

شدگی از آب مخزن را تعیین نمود که این امر می‌تواند باعث کاهش هزینه‌های اکتشافی در مخزن گردد.

۲-۶- پیشنهادات

- ۱- پیشنهاد می‌شود که در صورت امکان تعداد کافی داده از دیگر چاه‌های موجود در منطقه (در همان مخزن و در همان زون) اخذ شود و با تکرار مدل‌سازی تخلخل و ابعاد حفرات، به تخمینی به مراتب دقیقتر و با قابلیت تعمیم بالاتر دست یافت.
- ۲- از آنجائی که این مطالعه مرتبط بودن نشانگرهای مذکور را اثبات نمود، بهتر است در مراحل بعدی، مدل‌های ارائه شده را برای داده‌های حاصل از دیگر مخازن کربناته که دارای پیچیدگی زمین‌شناسی و همچنین حاوی نوفه می‌باشند، مورد استفاده و بهینه‌سازی قرار داد.
- ۳- برای تمامی مخازن کربناته مشابه تیپ مخزن مورد مطالعه، با برداشت نگارهای تخلخل و اشباع شدگی و تهیه نمودار گرافیکی دانه‌ام در یک و یا چند چاه و با در دست داشتن اطلاعات لرزه‌ای مناسب، می‌توان مدل‌های مشابهی را ایجاد کرده و با هزینه بسیار کمتر و بدون نیاز به نگارهای مذکور در دیگر چاه‌های منطقه، صرفاً با در دست داشتن اطلاعات لرزه‌ای، توزیع تخلخل، ابعاد حفرات و اشباع شدگی (سه پارامتر بسیار مهم در ارزیابی مخزن) را در دیگر چاه‌ها و در کل مخزن مورد نظر به دست آورد.
- ۴- پیشنهاد می‌شود که روش ارائه شده، برای تیپ‌های مختلف مخزن و سازندهای متفاوت انجام گرفته و یک بانک اطلاعاتی ایجاد گردد تا بتوان به کمک آن و با ایجاد یک نرم‌افزار جامع، کلیه مخازن موجود در کشور را با دقت و هزینه مناسبی مورد ارزیابی قرار داد.
- ۵- بهتر است روش مورد استفاده در این پایان‌نامه برای دیگر پارامترهای مخزن همچون فشار مخزن و نفوذپذیری نیز مورد استفاده قرار گیرد. البته این امر مستلزم مطالعه جامعی بر روی

روابط فیزیک سنگ به منظور تعیین رابطه‌ای به عنوان واسطه بین اطلاعات لرزه‌ای و مدل

زمین شناسی و همچنین جهت مدل‌سازی مصنوعی می‌باشد.

۶- پیشنهاد می‌شود در صورت دسترسی به کلیه داده‌های مورد نیاز و معرفی شده در این

مطالعه، مدل‌سازی مذکور به صورت سه بعدی انجام شده و یک بلوک تخلخل، ابعاد حفرات و

اشباع شدگی ایجاد گردد. البته این امر منوط به وجود سیستم‌های قدرتمند کامپیوتری می‌-

باشد که قادر به آنالیز بلوک‌های لرزه‌ای سه بعدی در نرم‌افزار OpendTect باشند.

پیوست‌ها

پیوست الف

Seismic Unix کدهای

۱- کد نوشته شده جهت ساخت مدل

```
#!/bin/sh
# File: Model1.sh

#set messages on
set -x
# experiment Number
num=1

#Name output binary model file
modfile=Model${num}.dat

psfile=Model${num}.eps

#Remove previous .eps file
rm -f $psfile

trimodel xmin=0 xmax=12 zmin=0 zmax=3.5 ¥
1 xedge=0,12 ¥
  zedge=0,0 ¥
  sedge=0,0 ¥
2 xedge=0,12 ¥
  zedge=1.1,1.1 ¥
  sedge=0,0 ¥
3 xedge=0,12 ¥
  zedge=1.5,1.5 ¥
  sedge=0,0 ¥
4 xedge=0,12 ¥
  zedge=1.8,1.8 ¥
  sedge=0,0 ¥
5 xedge=0,12 ¥
  zedge=2.25,2.25 ¥
  sedge=0,0 ¥
6 xedge=0,12 ¥
  zedge=2.6,2.6 ¥
  sedge=0,0 ¥
7 xedge=0,12 ¥
  zedge=2.72,2.72 ¥
  sedge=0,0 ¥
8 xedge=0,12 ¥
  zedge=2.732,2.732 ¥
  sedge=0,0 ¥
9 xedge=0,12 ¥
  zedge=2.782,2.782 ¥
  sedge=0,0 ¥
10 xedge=0,12 ¥
  zedge=2.982,2.982 ¥
  sedge=0,0 ¥
11 xedge=0,12 ¥
  zedge=3.382,3.382 ¥
  sedge=0,0 ¥
```

```
12 xedge=0,12 ¥
   zedge=3.5,3.5 ¥
   sedge=0,0 ¥
kedge=1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,11,12 ¥
sfill=1,0.5,0,0,0.1610,0,0 ¥
sfill=1,1.3,0,0,0.0829,0,0 ¥
sfill=1,1.6,0,0,0.1022,0,0 ¥
sfill=1,2,0,0,0.0685,0,0 ¥
sfill=1,2.35,0,0,0.0421,0,0 ¥
sfill=1,2.7,0,0,0.0553,0,0 ¥
sfill=1,2.726,0,0,0.0900,0,0 ¥
sfill=1,2.752,0,0,0.0400,0,0 ¥
sfill=1,2.882,0,0,0.0474,0,0 ¥
sfill=1,3.182,0,0,0.0450,0,0 ¥
sfill=1,3.43,0,0,0.0438,0,0 > $modfile
## x,z
#Creat a Postscript of the model
# set gtri = 1.0 to see solth triangle edges
spsplot < $modfile > $psfile ¥
gedge=0.5 gtri=2.0 gmin=0 gmax=1 ¥
title=" Earth Model - 11 layers " ¥
labelx=" Distance (Km)" labelz=" Depth (km)" ¥
dxnum=1.0 dznum=1.0 wbox=12 hbox=3.55

# exit politely from shell

exit
```

۲- کد نوشته شده جهت تعریف الگوی برداشت و انجام برداشت لرزه‌نگاری

```

#!/bin/sh
# File: trace_Model1.sh
#set messages on
##set -x

#Assign values to variables
num=1
nangle=201 fangle=-65 langle=65
nt=751 dt=0.004

#Name input model file
inmodel=Model$num.dat

#Name output seismic file
outseis=trace_Model$num.su

#=====
#Creat the seismic trases with "triseis"
# i-loop = 82 source positions
# j-loop = 160 geophon positions (split-spread)
#       per shot position
# k-loop = layers 2 through 11
#       (dont shoot layers 1 and 12 )

echo " --Begin looping over traces. "

i=0
while [ "$i" -ne "82" ]
do

    fs=`bc -l <<-END
    $i * 0.05
END`
    sx=`bc -l <<-END
    $i * 50
END`
    fldr=`bc -l <<-END
    $i + 1
END`

    j=0
    while [ "$j" -ne "160" ]
    do

        fg=`bc -l <<-END
        $i * 0.05 + $j * 0.05
        END`
        gx=`bc -l <<-END
        $i * 50 + $j * 50 - 3975
        END`

```

```

offset=`bc -l <<-END
$j * 50 - 3975
END`
trac1=`bc -l <<-END
$i * 160 + $j + 1
END`
tracf=`bc -l <<-END
$j + 1
END`
echo "Sx=$sx Gx=$gx fldr=$fldr Offset=$offset trac1=$trac1 ¥
fs=$fs fg=$fg"

k=2
while [ "$k" -ne "12" ]
do

triseis < $inmodel xs=3.975,8.025 xg=0,12 zs=0,0 zg=0,0 ¥
nangle=$nangle fangle=$fangle langle=$langle ¥
kreflect=$k krecord=1 fpeak=50 lscale=0.5 ¥
ns=1 fs=$fs ng=1 fg=$fg nt=$nt dt=$dt |
suaddhead nt=$nt |
sushw key=dt,trac1,tracr,fldr,tracf,trid,offset,sx,gx ¥
a=4000,$trac1,$tracr,$fldr,$tracf,1,$offset,$sx,$gx >> temp$k

k=`expr $k + 1`

done
j=`expr $j + 1`

done
i=`expr $i + 1`

done

echo "--End looping over triseis. "

# =====

# Su content of this "temp" file
echo "--sumfiles. "
susum temp2 temp3 > tempa
susum tempa temp4 > tempb
susum tempb temp5 > tempc
susum tempc temp6 > tempd
susum tempd temp7 > tempe
susum tempe temp8 > tempf
susum tempf temp9 > tempg
susum tempg temp10 > tempg
susum tempg temp11 > $outseis

#Remove temp files
echo "--Remove temp files. "

```

```
rm -f temp*
```

```
#Exit politely from shell script  
echo "--Finished!"
```

```
exit
```

۳- کد نوشته شده جهت انجام مراحل پردازش

```

#!/bin/sh
# File: Cmp_Model101.sh
#   Run script iva.scr to start this script

# Set messages on
##set -x

#=====
# USER AREA -- SUPPLY VALUES
#-----
# CMPs for analysis

cmp1=2 cmp2=27 cmp3=52
cmp4=77 cmp5=102 cmp6=127
cmp7=152 cmp8=177 cmp9=202
cmp10=227

numCMPs=10

#-----
# File names

indata=Sort2cmp_Model101.su # SU format
outpicks=Cmp_Model101.txt # ASCII file

#-----
# display choices

myperc=98 # perc value for plot
plotype=0 # 0 = wiggle plot, 1 = image plot

#-----
# Processing variables

# Semblance variables
nvs=130 # number of velocities
dvs=27 # velocity intervals
fvs=2000 # first velocity

# CVS variables
fc=2400 # first CVS velocity
lc=5100 # last CVS velocity
nc=10 # number of CVS velocities (panels)
XX=11 # ODD number of CMPs to stack into central CVS

#=====
# HOW SEMBLANCE (VELAN) VELOCITIES ARE COMPUTED

# Last Vel = fvs + (( nvs-1 ) * dvs ) = lvs
# 5000 = 500 + (( 99-1 ) * 45 )
# 3900 = 1200 + (( 100-1 ) * 27 )

# Compute last semblance (velan) velocity
lvs=`bc -l << -END

```

```

$fv$ + (( $nvs - 1 ) * $dvs )
END`

#-----

# HOW CVS VELOCITIES ARE COMPUTED

# dc = CVS velocity increment
# dc = ( last CVS vel - first CVS vel ) / ( # CVS - 1 )
# m = CVS plot trace spacing ( m = d2, vel units )
# m = ( last CVS vel - first CVS vel ) / ( ( # CVS - 1 ) * XX )

# j=1
# while [ j le nc ]
# do
#   vel = fc + { [( lc - fc ) / ( nc-1 ) ] * ( j-1 ) }
#   j = j + 1
# done
# EXAMPLE:
#   vel = 1200 + ( ( ( 3900 - 1200 ) / ( 10-1 ) ) * ( 1-1 ) )
#   vel = 1200 + ( ( ( 3900 - 1200 ) / ( 10-1 ) ) * ( 2-1 ) )
#
#
#
#   vel = 1200 + ( ( ( 3900 - 1200 ) / ( 10-1 ) ) * ( 11-1 ) )

#=====

# FILE DESCRIPTIONS

# tmp0 = binary temp file for input CVS gathers
# tmp1 = binary temp file for output CVS traces
# tmp2 = ASCII temp file for managing picks
# tmp3 = binary temp file for stacked traces
# tmp4 = ASCII temp file for "wc" result (velan)
# tmp5 = ASCII temp file for stripping file name from tmp4 (velan)
# tmp6 = ASCII temp file to avoid screen display of "zap"
# tmp7 = ASCII temp file for picks
# tmp8 = binary temp file for NMO (flattened) section
# panel.$picknow = current CMP windowed from line of CMPs
# picks.$picknow = current CMP picks arranged as "t1 v1"
#
#           "t2 v2"
#
#           etc.
# par.# (# is a sequential index number; 1, 2, etc.)
#   = current CMP picks arranged as
#   "tnmo=t1,t2,t3,..."
#   "vnmo=v1,v2,v3,..."
# par.uni.# (# is a sequential index number; 1, 2, etc.)
#   = current CMP picks arranged as
#   "xin=t1,t2,t3,..."
#   "yin=v1,v2,v3,..."
#   for input to xgraph to display velocity profile
# par.cmp = file of CMP number and sequential index number;
#   for example: "40 1"
#           "60 2"
#
#           etc.
# par.0 = file "par.cmp" re-arranged as
#   "cdp=#,#,#,etc." NOTE: # in this line is picked CMP

```



```

# "#=1,2,3,etc." NOTE: # in this line is "#"
# outpicks = concatenation of par.0 and all par.# files.

#-----

echo " "
echo " *** INTERACTIVE VELOCITY ANALYSIS ***"
echo " "

#-----
# Remove old files. Open new files
rm -f panel.* picks.* par.* tmp*

> $outpicks # Write empty file for final picks
> par.cmp # Write empty file for recording CMP values

#-----
# Get ns, dt, first time from seismic file
nt=`sugethw ns < $indata | sed 1q | sed 's/. *ns=/'`
dt=`sugethw dt < $indata | sed 1q | sed 's/. *dt=/'`
ft=`sugethw delrt < $indata | sed 1q | sed 's/. *delrt=/'`

# Convert dt from header value in microseconds
# to seconds for velocity profile plot
dt=`bc -l << -END
  scale=6
  $dt / 1000000
END`

# If "delrt", use it; else use zero
if [ $ft -ne 0 ] ; then
  tstart=`bc -l << -END
    scale=6
    $ft / 1000
  END`
else
  tstart=0.0
fi

#-----

# Initialize "repick" -- for plotting previous picks on velan
repick=1 # 1=false, 0=true

#-----
# BEGIN IVA LOOP
#-----

i=1
while [ $i -le $numCMPs ]
do

# set variable $picknow to current CMP
eval picknow=\$cmp$i

if [ $repick -eq 1 ] ; then
  echo " "

```

```

echo "Preparing CMP $i of $numCMPs for Picking "
echo "Location is CMP $picknow "
fi

#-----
# Plot CMP (right)
#-----

suwind < $indata \
    key=cdp min=$picknow max=$picknow > panel.$picknow
if [ $repick -eq 1 ] ; then
if [ $plotype -eq 0 ] ; then
    suwigb < panel.$picknow xbox=634 ybox=10 wbox=300 hbox=450 \
        title="CMP gather $picknow" \
        label1=" Time (s)" label2="Offset (m)" key=offset \
        perc=$myperc verbose=0 &
else
    suximage < panel.$picknow xbox=634 ybox=10 wbox=300 hbox=450 \
        title="CMP gather $picknow" \
        label1=" Time (s)" \
        perc=$myperc verbose=0 &
fi
else
if [ $plotype -eq 0 ] ; then
    suwigb < panel.$picknow xbox=946 ybox=10 wbox=300 hbox=450 \
        title="CMP gather $picknow" \
        label1=" Time (s)" label2="Offset (m)" key=offset \
        perc=$myperc verbose=0 &
else
    suximage < panel.$picknow xbox=946 ybox=10 wbox=300 hbox=450 \
        title="CMP gather $picknow" \
        label1=" Time (s)" \
        perc=$myperc verbose=0 &
fi
fi

#-----
# Constant Velocity Stacks (CVS) (middle-left)
# Make CVS plot for first pick effort.
# If re-picking t-v values, do not make this plot.
#-----

# repick: 1=false, 0=true
if [ $repick -eq 1 ] ; then

# number of CMPs - 1; for windowing
X=`expr $XX - 1`

# Window CMPs around central CMP (+/- X/2). Write to tmp0
k1=`expr $picknow - $X / 2` # Window from CMP to CMP - X/2
k2=`expr $picknow + $X / 2` # Window from CMP to CMP + X/2
suwind < $indata key=cdp min=$k1 max=$k2 > tmp0

# Calculate CVS velocity increment
# dc = ( last CVS vel - first CVS vel ) / ( # CVS - 1 )
dc=`bc -l << -END
( $lc - $fc ) / ( $nc - 1 )
END`

```

```

# Calculate trace spacing for CVS plot (m = d2, vel units)
# m = ( last CVS vel - first CVS vel ) / ( ( # CVS - 1 ) * XX )
m=`bc -l << -END
( $lc - $fc ) / ( ( $nc - 1 ) * $XX )
END`

# CVS velocity loop
j=1
while [ $j -le $nc ]
do

    vel=`bc -l << -END
    $fc + $dc * ( $j - 1 )
    END`

# uncomment to print CVS velocities to screen
## echo " vel = $vel"

    sunmo < tmp0 vnmo=$vel verbose=0 |
    sustack >> tmp1

    j=`expr $j + 1`
done

# Compute lowest velocity for annotating CVS plot
# loV = first CVS velocity - ( ( CMP range - 1 ) / 2 ) * vel inc
loV=`bc -l << -END
$fc - ( $X / 2 ) * $m
END`

suximage < tmp1 xbox=322 ybox=10 wbox=300 hbox=450 \
    title="CMP $picknow Constant Velocity Stacks" \
    label1=" Time (s)" label2="Velocity (m/s)" \
    f2=$loV d2=$m verbose=0 \
    perc=$myperc n2tic=5 cmap=rgb0 &

fi

#-----
# Picking instructions
#-----

echo " "
echo "Preparing CMP $i of $numCMPs for Picking "
echo "Location is CMP $picknow "
echo " Start CVS CMP = $k1 End CVS CMP = $k2"
echo " "
echo " Use the semblance plot to pick (t,v) pairs."
echo " Type \"s\" when the mouse pointer is where you want a pick."
echo " Be sure your picks increase in time."
echo " To control velocity interpolation, pick a first value"
echo " near zero time and a last value near the last time."
echo " Type \"q\" in the semblance plot when you finish picking."

#-----
# Plot semblance (velan) (left)
#-----

```

```

# repick: 1=false, 0=true
if [ $repick -eq 0 ]; then

#-----
# Get the number of picks (number of lines) in tmp7 |
# Remove blank spaces preceding the line count.
# Remove file name that was returned from "wc".
# Store line count in "npair" to guide line on velan.

wc -l tmp7 | sed 's/^ *(.*)\^1/' > tmp4
sed 's/tmp7//' < tmp4 > tmp5
npair=`sort < tmp5`
#-----

suvelan < panel.$picknow nv=$nvs dv=$dvs fv=$fvs |
suximage xbox=10 ybox=10 wbox=300 hbox=450 perc=99 \
units="semblance" f2=$fvs d2=$dvs n2tic=5 \
title="Semblance Plot CMP $picknow" cmap=HSV2 \
label1=" Time (s)" label2="Velocity (m/s)" \
legend=1 units=Semblance verbose=0 gridcolor=black \
grid1=solid grid2=solid mpicks=picks.$picknow \
curve=tmp7 npair=$npair curvecolor=white

else

suvelan < panel.$picknow nv=$nvs dv=$dvs fv=$fvs |
suximage xbox=10 ybox=10 wbox=300 hbox=450 perc=99 \
units="semblance" f2=$fvs d2=$dvs n2tic=5 \
title="Semblance Plot CMP $picknow" cmap=HSV2 \
label1=" Time (s)" label2="Velocity (m/s)" \
legend=1 units=Semblance verbose=0 gridcolor=black \
grid1=solid grid2=solid mpicks=picks.$picknow

fi

#-----
# End first set of plots
#=====

#-----
# Manage picks (1): Prepare picks for sunmo
#-----

sort < picks.$picknow -n |
mkparfile string1=tnmo string2=vnmo > par.$i
echo "cdp=$picknow" >> tmp2
cat par.$i >> tmp2

#=====
# Begin second set of plots
#-----

#-----
# Flattened seismic data (NMO) plot (middle-right)
#-----

sunmo < panel.$picknow par=tmp2 verbose=0 > tmp8

```

```

if [ $plotype -eq 0 ] ; then
  suxwigb < tmp8 xbox=634 ybox=10 wbox=300 hbox=450 \
    title="CMP $picknow after NMO" \
    label1=" Time (s)" label2="Offset (m)" \
    verbose=0 perc=$myperc key=offset &
else
  suximage < tmp8 xbox=634 ybox=10 wbox=300 hbox=450 \
    title="CMP $picknow after NMO" \
    label1=" Time (s)" \
    verbose=0 perc=$myperc &
fi

#-----
# Stack window (right)
#-----

j=1
while [ $j -le 8 ]
do

# Append stack trace into tmp3 multiple times
  sustack < tmp8 >> tmp3

  j=`expr $j + 1`
done

suxwigb < tmp3 xbox=946 ybox=10 wbox=200 hbox=450 \
  title="CMP $picknow repeat stack trace" \
  label1=" Time (s)" d2num=50 key=cdp \
  verbose=0 perc=$myperc &

#-----
# Manage picks (2): Prepare picks for vel profile
#-----

sed < par.$i '
s/tnmo/xin/
s/vnmo/yin/
' > par.uni.$i

#-----
# Velocity profile (left)
#-----

unisam nout=$nt fxout=$tstart dxout=$dt \
  par=par.uni.$i method=mono |
xgraph n=$nt nplot=1 d1=$dt f1=$tstart x2beg=$fvs x2end=$lvs \
  label1=" Time (s)" label2="Velocity (m/s)" \
  title="CMP $picknow Stacking Velocity Function" \
  -geometry 300x450+10+10 -bg white style=seismic \
  grid1=solid grid2=solid linecolor=2 marksize=1 mark=0 \
  titleColor=black axesColor=blue &

#-----
# Dialogue with user: re-pick ?
#-----

echo " "

```

```

echo " t-v PICKS CMP $picknow"
echo "-----"
cat picks.$picknow
echo " "
echo " Use the velocity profile (left),"
echo " the NMO-corrected gather (middle-right),"
echo " and the repeated stack trace (right)"
echo " to decide whether to re-pick the CMP."
echo " "
echo "Picks OK? (y/n) " > /dev/tty
read response

rm tmp*

# "n" means re-loop. Otherwise, continue to next CMP.
case $response in
n*)
i=$i
echo " "
echo "Repick CMP $picknow. Overlay previous picks."
repick=0
cp picks.$picknow tmp7
;;
*)
echo "$picknow $i" >> par.cmp
i=`expr $i + 1`
repick=1
echo "-- CLOSING CMP $picknow WINDOWS --"
zap xwigg > tmp6
zap ximage > tmp6
zap xgraph > tmp6
;;
esac

done

#-----
# Create velocity output file
#-----

mkparfile < par.cmp string1=cdp string2=# > par.0

i=0
while [ $i -le $numCMPs ]
do
sed < par.$i 's/\/\g' >> $outpicks
i=`expr $i + 1`
done

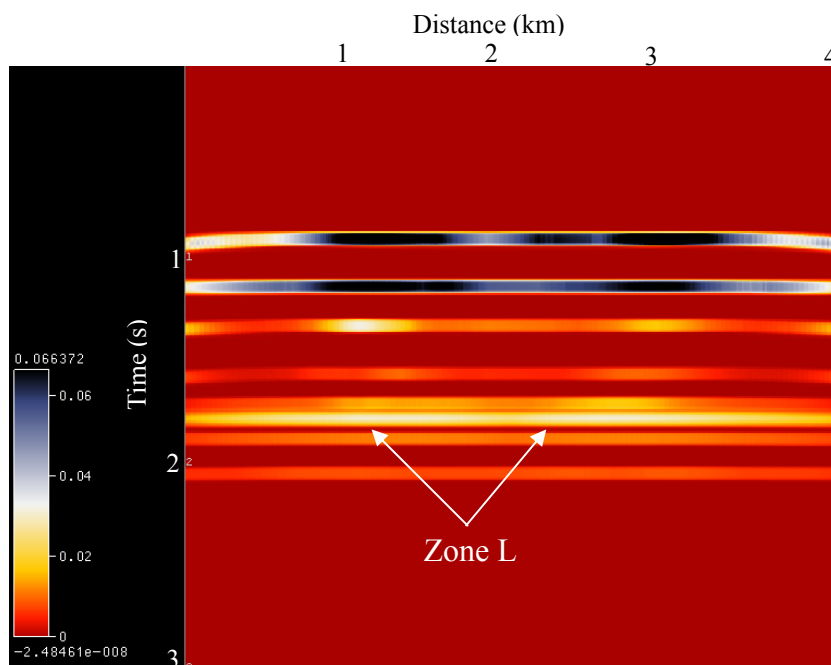
#-----
# Remove files and exit
#-----
echo " "
echo " The output file of t-v pairs is "$outpicks
pause
rm -f panel.* picks.* par.* tmp*
exit

```

پیوست ب

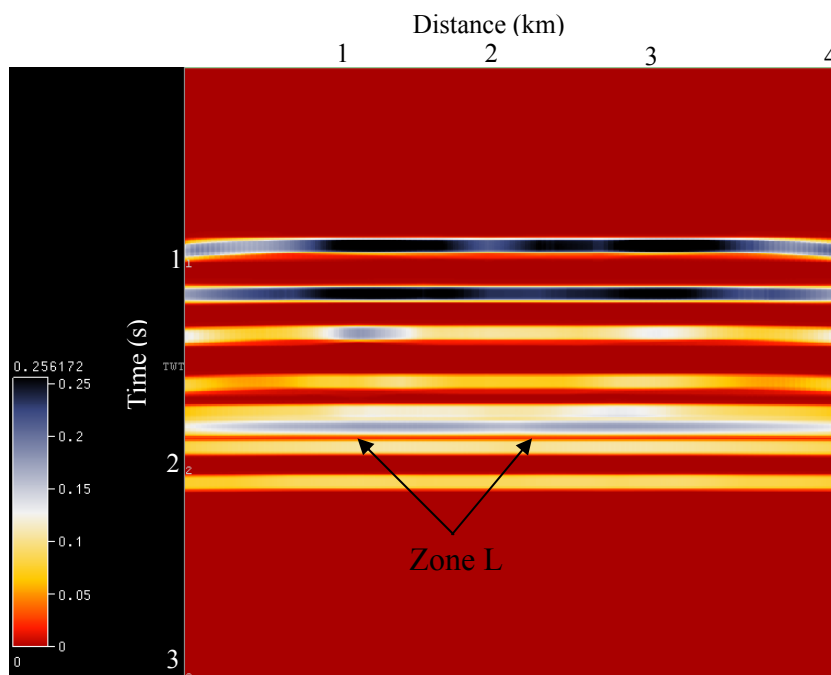
نشانگرهای لرزه‌ای

۱- نشانگرهای انرژی^۱: این نشانگرها بیانگر انرژی بخشی از اثر^۲ لرزه‌ای هستند و به طور کلی شامل سه نشانگر Energy, Energy/Sqrt و Energy/Ln می‌باشند. نشانگر انرژی، مجموع مربعات میزان بازتاب نمونه‌های موجود در یک بازه زمانی مشخص را محاسبه کرده و بر تعداد نمونه‌ها در آن بازه تقسیم می‌کند. هرچه انرژی بیشتر باشد، دامنه نیز بیشتر است. نشانگرهای انرژی قادر به نشان دادن تغییرات جانبی در مقطع لرزه‌ای می‌باشد؛ بنابراین از آنها می‌توان در تشخیص عوارض لرزه‌ای همانند دودکش‌های گازی^۳ استفاده نمود. این نشانگرها همچنین می‌توانند نشان دهنده خصوصیات سنگ‌ها و ضخامت لایه‌ها باشند. با گرفتن جزر و لگاریتم از مقادیر انرژی، دو نشانگر دیگر این خانواده به دست می‌آیند. از آنجایی که این نشانگرها می‌توانند خصوصیات سنگ‌ها را نیز نشان دهند، لذا احتمالاً بتوانند ارتباطی با تخلخل و ابعاد حفرات داشته باشند. اشکال ب-۱، ب-۲ و ب-۳ به ترتیب نشان دهنده مقاطع انرژی، جزر انرژی و لگاریتم انرژی برای مقطع ۱۰۱ می‌باشند.

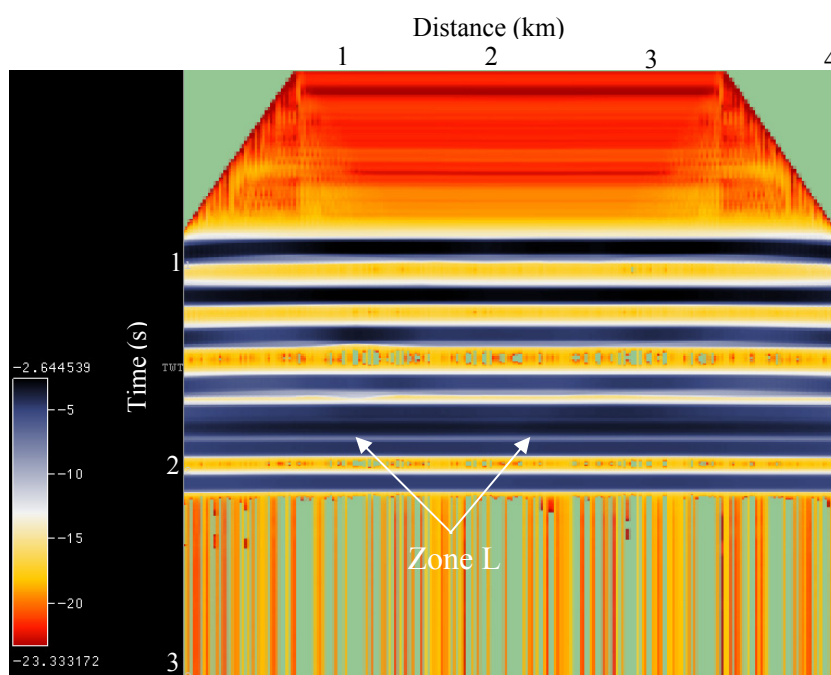


شکل ب-۱- مقطع نشانگر انرژی مربوط به مقطع لرزه‌ای ۱۰۱

-
- 1- Energy Attributes
 - 2- Trace
 - 3- Gas Chimney



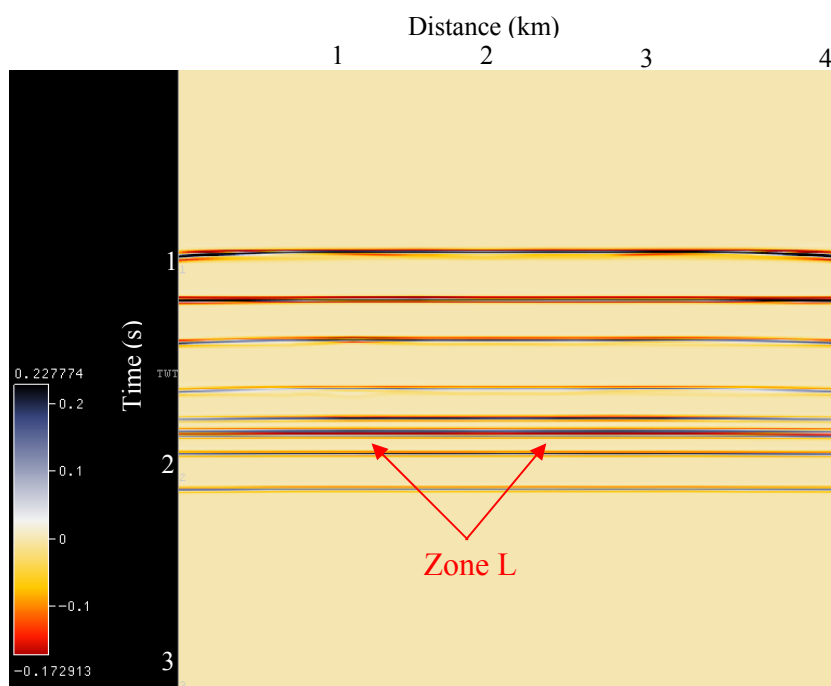
شکل ب-۲- مقطع نشانگر جزر انرژی مربوط به مقطع لرزه‌ای ۱۰۱



شکل ب-۳- مقطع نشانگر لگاریتم انرژی مربوط به مقطع لرزه‌ای ۱۰۱

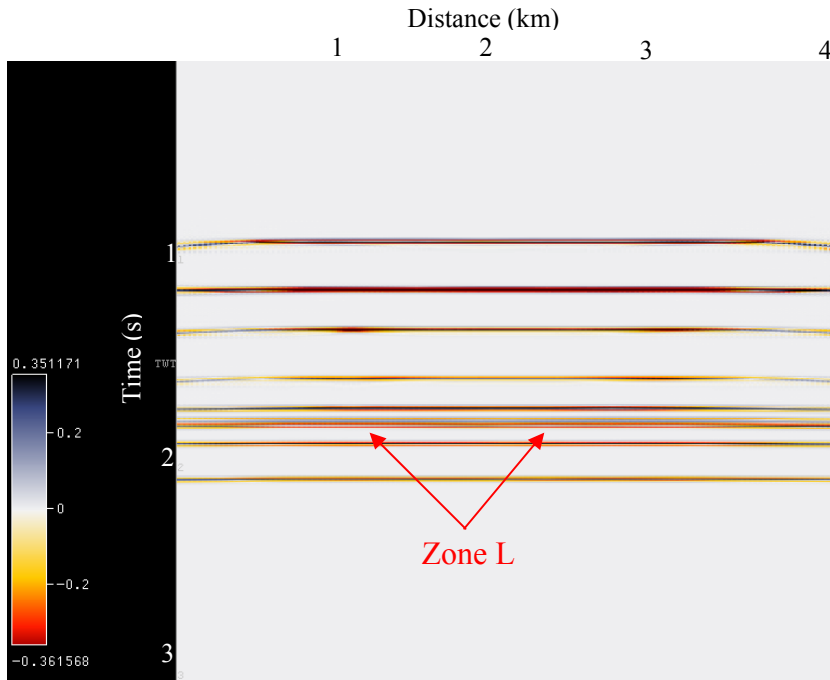
۲- نشانگرهای Convolve^۴: این نشانگرها پاسخهای فیلتر شده را نشان می‌دهند. داده‌های ورودی لرزه‌ای تحت تأثیر سه فیلتر معروف پردازش تصویر Lowpass, Laplacian و Prewitt قرار گرفته و سه نوع نشانگر به صورت زیر ایجاد می‌گردند:

- Lowpass: یک فیلتر متوسط گیری حسابی^۵ می‌باشد که برای هموار سازی^۶ داده‌های لرزه‌ای به کار می‌رود. میزان هموار سازی با توجه به سایز فیلتر مشخص می‌گردد. خروجی عبارت از مجموع مقادیر نمونه‌ها تقسیم بر تعداد نمونه‌ها می‌باشد. شکل ب-۴ مقطع فیلتر شده توسط فیلتر Lowpass را که برای مقطع لرزه‌ای ۱۰۱ استخراج شده است، نشان می‌دهد.



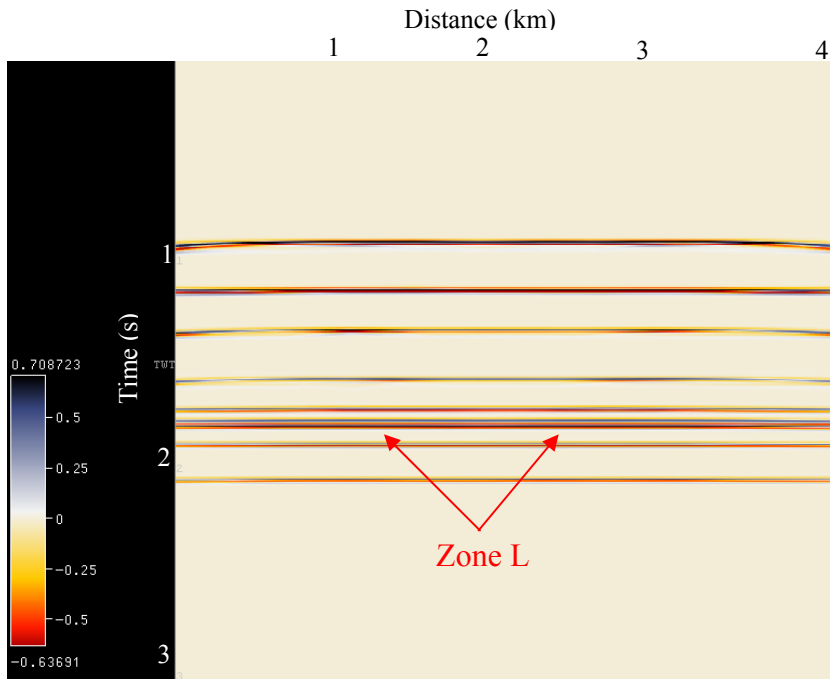
شکل ب-۴- مقطع فیلتر شده توسط فیلتر Lowpass برای مقطع لرزه‌ای ۱۰۱

- Laplacian: این فیلتر یک فیلتر توسعه حاشیه^۷ می‌باشد. اگر از فیلتر لاپلاس $3 \times 3 \times 3$ استفاده شود، مقدار خروجی به وسیله حاصلضرب مقدار نمونه میانی در عدد ۲۶ و کم کردن مقادیر تمامی نمونه‌های جانبی از آن به دست می‌آید. شکل ب-۵ نشان دهنده مقطع فیلتر شده توسط فیلتر لاپلاس برای مقطع لرزه‌ای ۱۰۱ می‌باشد.



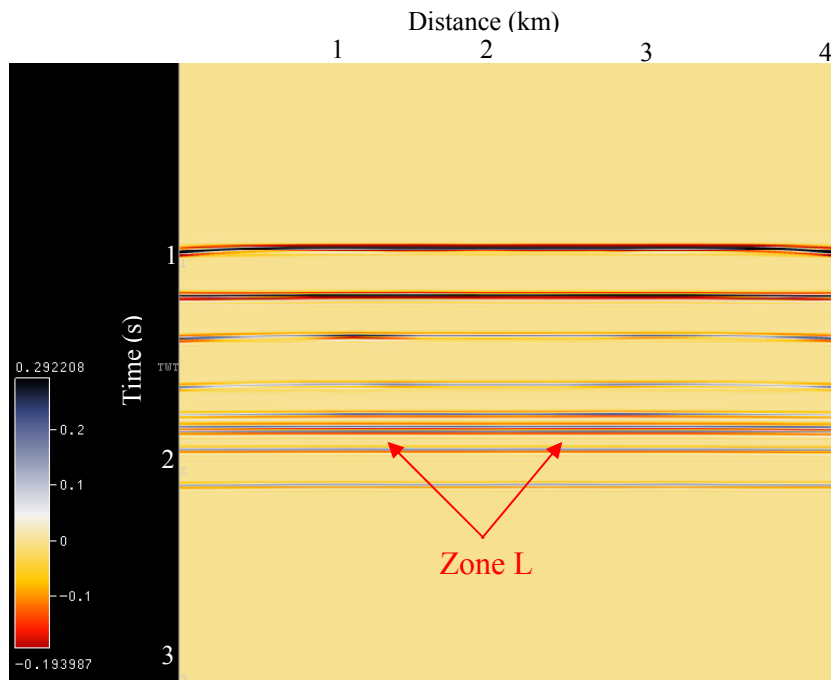
شکل ب-۵- مقطع فیلتر شده توسط فیلتر لاپلاس برای مقطع لرزه‌ای ۱۰۱

- Prewitt: یک فیلتر توسعه‌ی تشخیص سایه روشن^۱ می‌باشد که به محاسبه مقدار گرادیان دامنه در جهات مختلف می‌پردازد. شکل ب-۶ مقطع فیلتر شده توسط فیلتر Prewitt را که برای مقطع لرزه‌ای ۱۰۱ استخراج شده است، نشان می‌دهد.

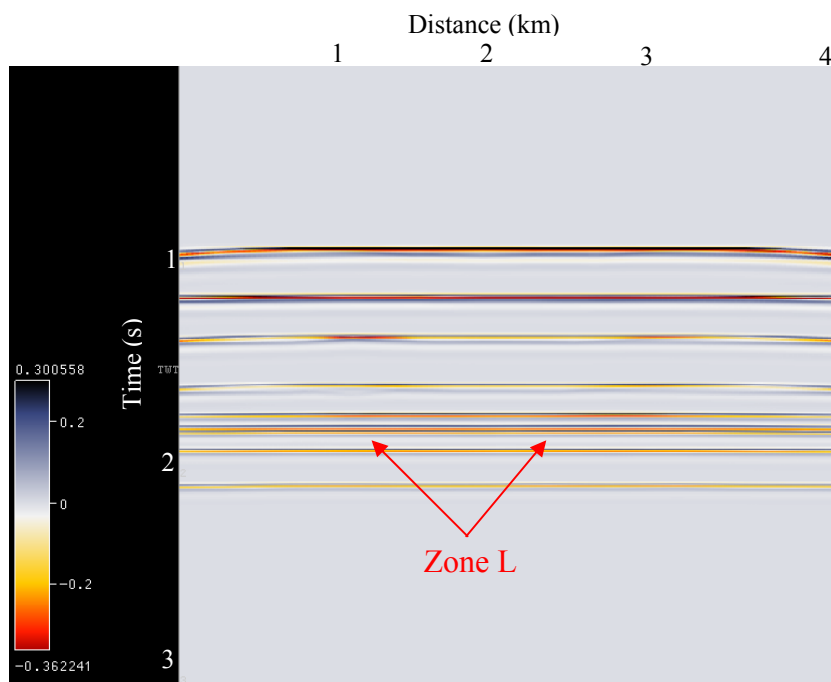


شکل ب-۶- مقطع فیلتر شده توسط فیلتر Prewitt برای مقطع لرزه‌ای ۱۰۱

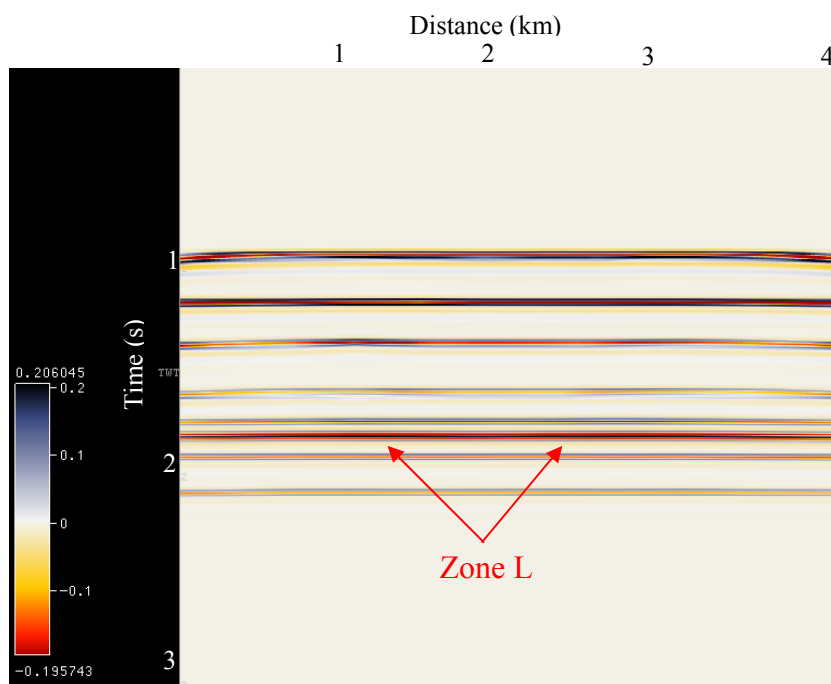
۳- نشانگرهای فیلتر فرکانس^۹: این نشانگرها نیز نوعی دیگر از پاسخ‌های فیلتر شده را نشان می‌دهند که توسط تبدیل فوریه سریع^{۱۰} فیلتر شده‌اند. بسته به اینکه هدف عبور طیف بالایی فرکانس‌ها، طیف پائینی فرکانس‌ها و یا طیف خاصی از فرکانس‌ها باشد، سه نوع فیلتر HighPass، LowPass و یا BandPass و به تبع آن سه نوع نشانگر به همین نام‌ها ایجاد می‌گردند. اشکال ب-۷، ب-۸ و ب-۹ به ترتیب نشان دهنده مقاطع فیلتر شده توسط هر کدام از سه فیلتر نام برده شده برای مقطع لرزه‌ای ۱۰۱ می‌باشند. در مقطع LowPass فرکانس‌های محدوده ۵۰ هرتز به بالا و در مقطع HighPass فرکانس‌های محدوده ۱۵ هرتز به پائین فیلتر شده‌اند. مقطع BandPass نیز باند فرکانسی ۱۵ تا ۵۰ هرتز را عبور داده است. مقادیر تعیین شده، بر اساس فرکانس برداشت تعریف شده اولیه در نرم افزار Seismic Unix مشخص شده‌اند.



شکل ب-۷- مقطع فیلتر شده توسط فیلتر فرکانس LowPass برای مقطع لرزه‌ای ۱۰۱



شکل ب-۸- مقطع فیلتر شده توسط فیلتر فرکانس HighPass برای مقطع لرزه‌ای ۱۰۱

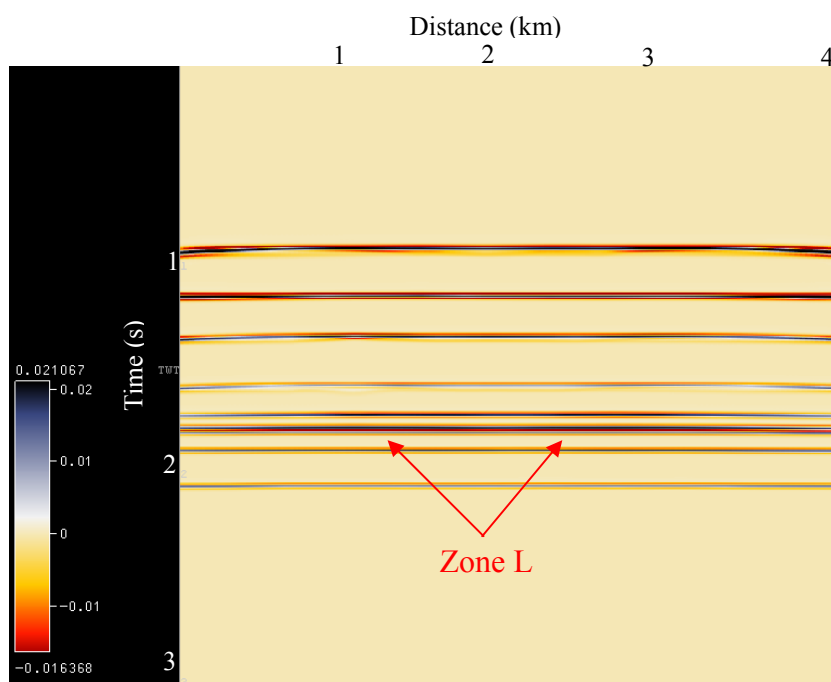


شکل ب-۹- مقطع فیلتر شده توسط فیلتر فرکانس BandPass برای مقطع لرزه‌ای ۱۰۱

۴- نشانگر Velocity Fan Filter: این نشانگر انرژی طیف خاصی از سرعت را در دامنه کمینه و

بیشینه سرعت نشان می‌دهد. شکل ب-۱۰ نشان دهنده مقاطع فیلتر شده Velocity Fan

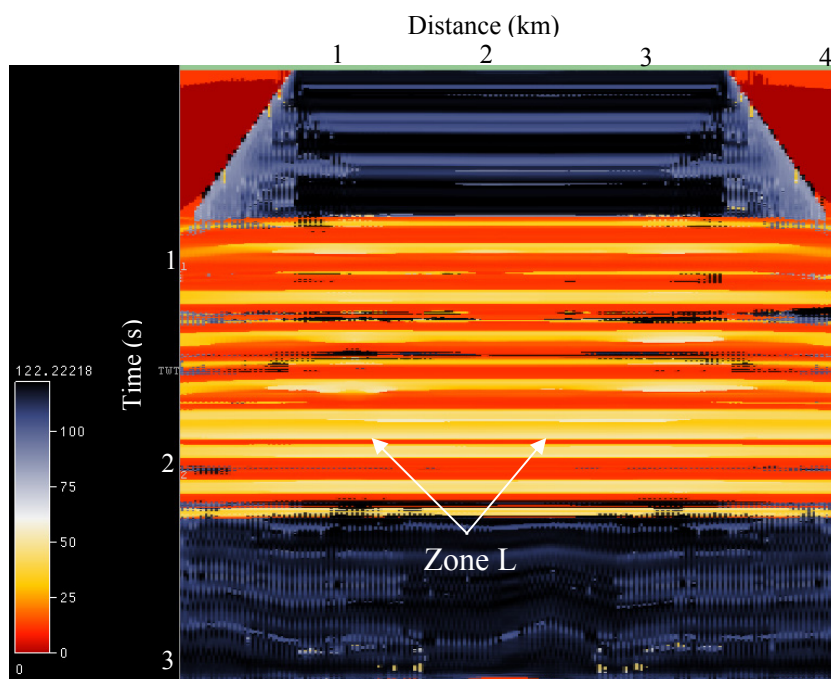
Fiter برای مقطع لرزه‌ای ۱۰۱ می‌باشد.



شکل ب-۱۰- مقطع فیلتر شده توسط فیلتر Velocity Fan برای مقطع لرزه‌ای ۱۰۱

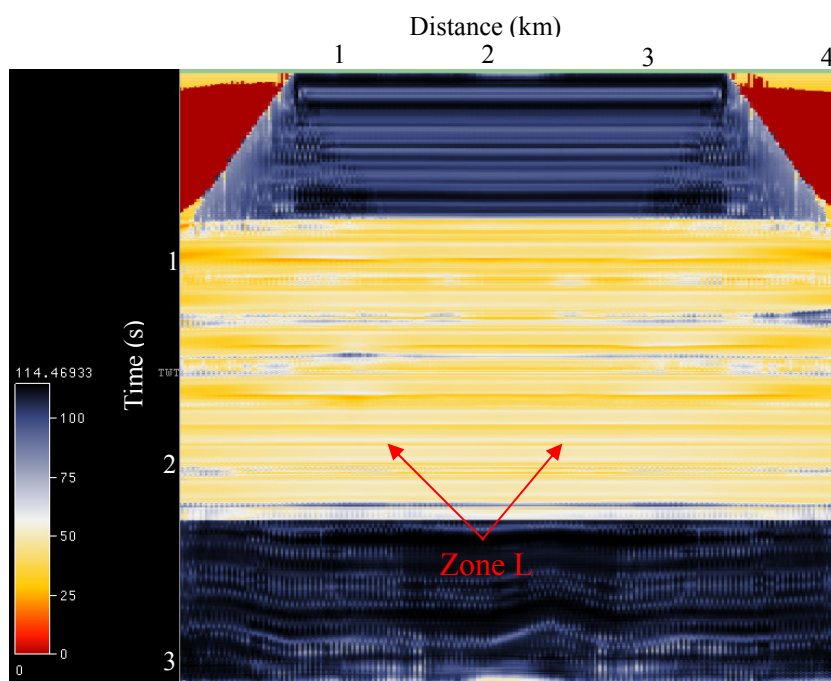
۵- نشانگرهای فرکانس^{۱۱}: این نشانگرها مستخرج از طیف فرکانس بوده و عبارتند از:

- فرکانس غالب^{۱۲}: این نشانگر همانطور که از نام آن نیز مشخص است، بیانگر فرکانس غالب یا به عبارتی فرکانس دارای بیشترین دامنه می‌باشد. شکل ب-۱۱ مقطع این نشانگر را برای مدل ۱۰۱ نشان می‌دهد.



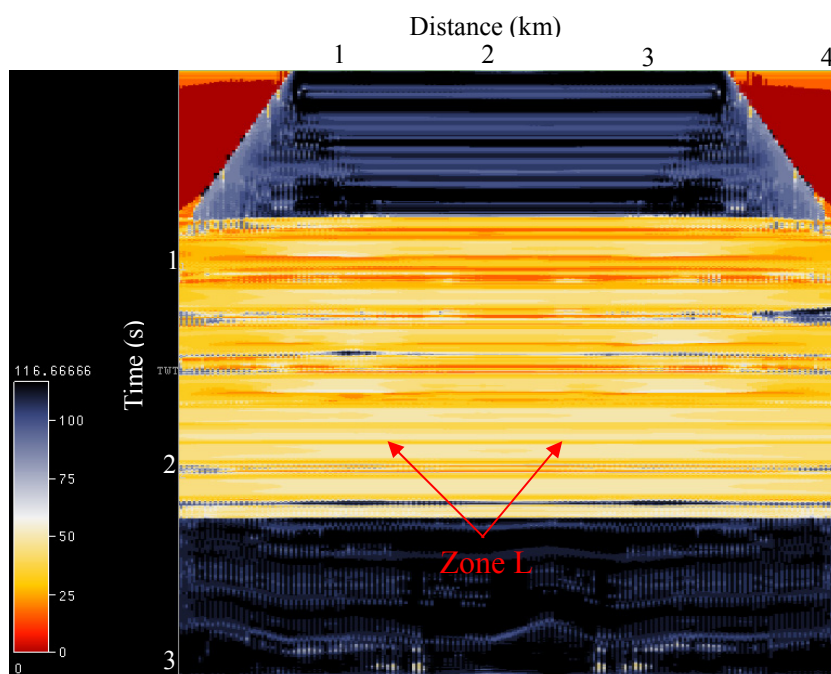
شکل ب-۱۱- مقطع نشانگر فرکانس غالب استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱

- فرکانس متوسط^{۱۳}: این نشانگر، میانگین حسابی طیف فرکانس را نشان می‌دهد. شکل ب-۱۲ نشان دهنده مقطع این نشانگر برای مدل ۱۰۱ می‌باشد.



شکل ب-۱۲- مقطع نشانگر فرکانس متوسط استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱

- فرکانس میانه^{۱۴}: این نشانگر، بیانگر مقدار میانهٔ وزن‌دار طیف فرکانس است. شکل ب-۱۳ مقطع این نشانگر را برای مدل ۱۰۱ نشان می‌دهد.

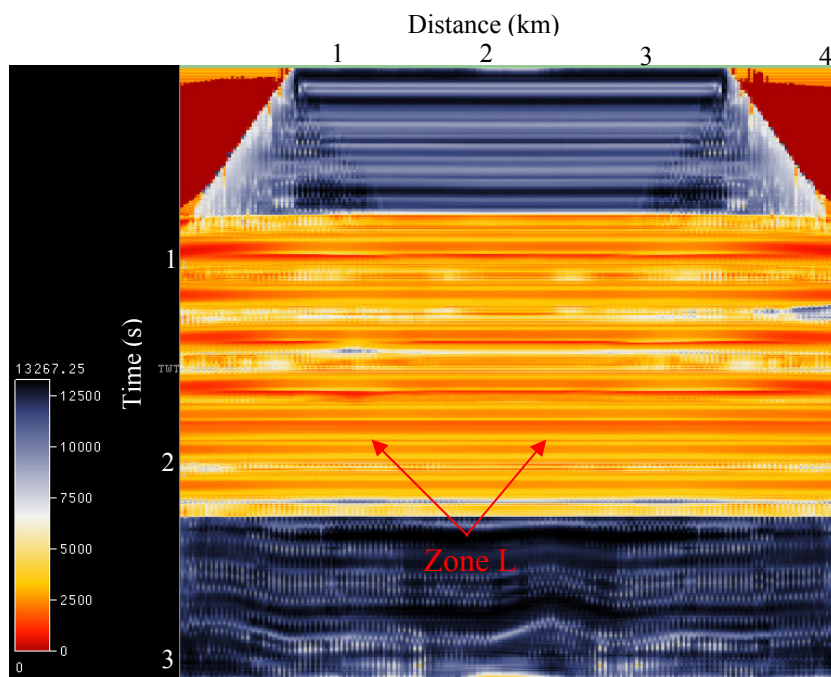


شکل ب-۱۳- مقطع نشانگر فرکانس میانه استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱

- متوسط مربع فرکانس^{۱۵}: همانطور که از نام این نشانگر مشخص است، عبارت از مقدار متوسط مربعات فرکانس‌ها می‌باشد. شکل ب-۱۴ نشان دهندهٔ مقطع نشانگر متوسط مربع فرکانس برای مدل ۱۰۱ می‌باشد.

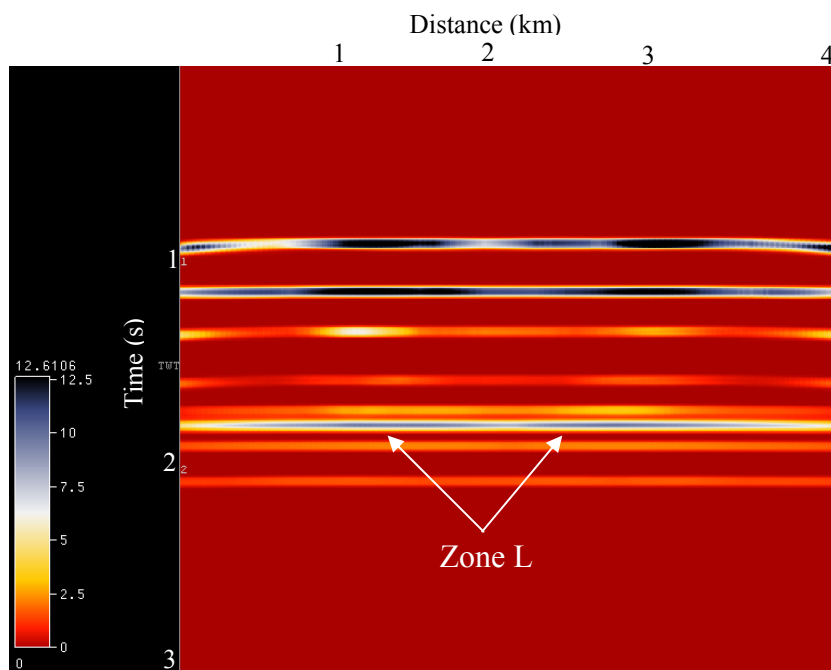
14- Median Frequency

15- Average Frequency Squared

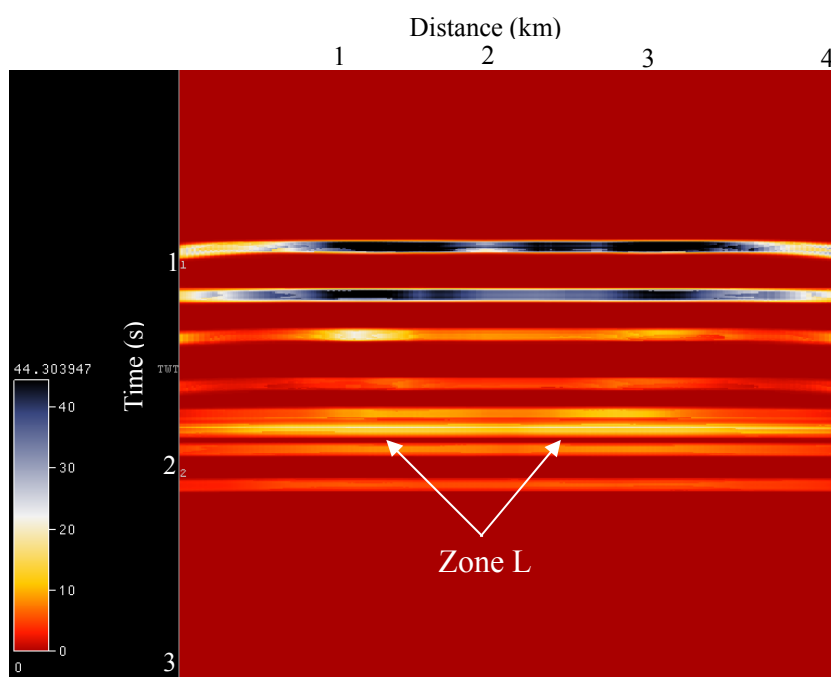


شکل ب-۱۴- مقطع نشانگر متوسط مربع فرکانس استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱

- بیشینه دامنه طیف^{۱۶}: این نشانگر، بیانگر مقدار بیشینه دامنه در طیف فرکانس است که عبارت از مقدار دامنه فرکانس غالب می‌باشد. شکل ب-۱۵ مقطع این نشانگر را برای مدل ۱۰۱ نشان می‌دهد.
- سطح طیف جلوی فرکانس غالب^{۱۷}: این نشانگر، سطحی از طیف فرکانس را نشان می‌دهد که بعد از فرکانس غالب قرار دارد. شکل ب-۱۶ نشان دهنده مقطع نشانگر سطح طیف جلوی فرکانس غالب برای مدل ۱۰۱ می‌باشد.



شکل ب-۱۵- مقطع نشانگر بیشینه دامنه طیف استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱

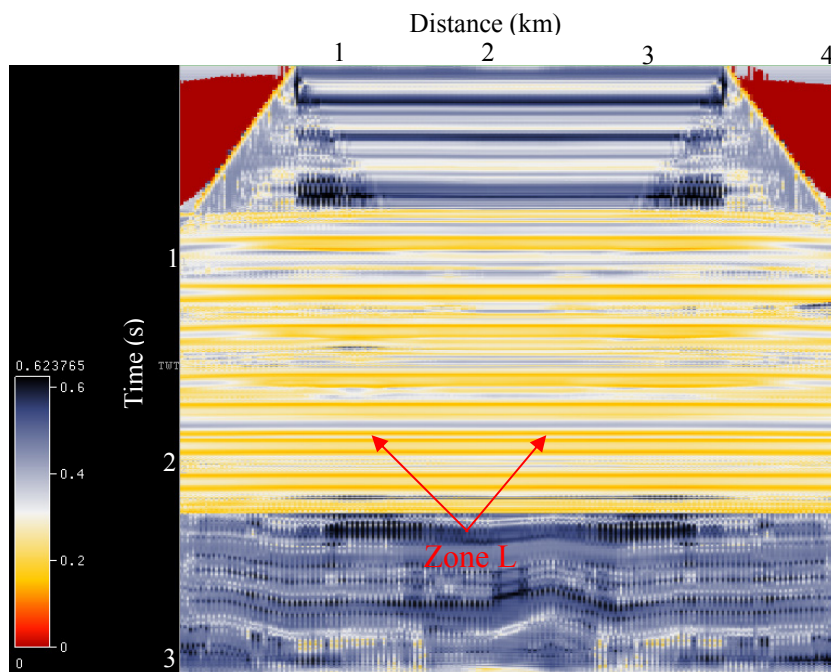


شکل ب-۱۶- مقطع نشانگر سطح طیف جلوی فرکانس غالب استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱

- افت شیب فرکانس^{۱۸}: این نشانگر به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$1 + (MSA - \text{Spectral Area}) / (MSA + \text{Spectral Area})$$

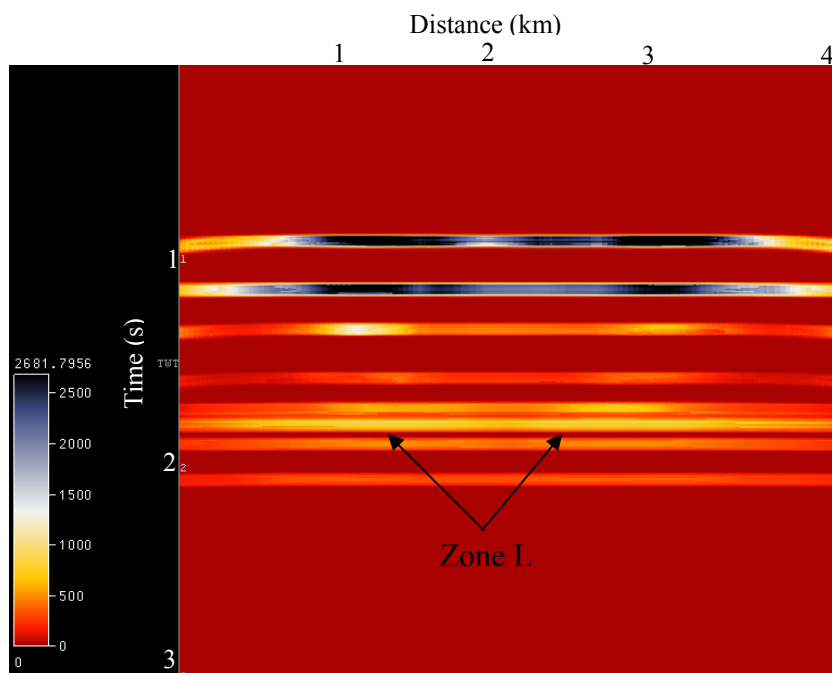
که در آن MSA همان بیشینه دامنه طیف و Spectral Area نیز سطح زیر طیف می‌باشد. شکل ب-۱۷ نشان دهنده مقطع نشانگر افت شیب فرکانس برای مدل ۱۰۱ می‌باشد.



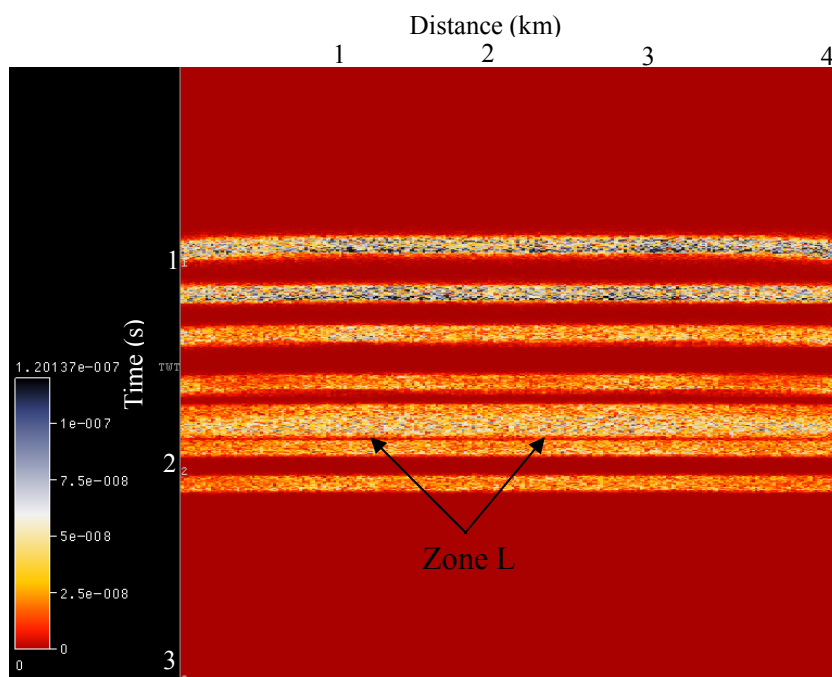
شکل ب-۱۷- مقطع نشانگر افت شیب فرکانس استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱

- فاکتور کیفیت جذب^{۱۹}: این نشانگر، بیانگر سطح طیف جلوی فرکانس غالب می‌باشد که توسط فرکانس وزن دار شده است. شکل ب-۱۸ مقطع این نشانگر را برای مدل ۱۰۱ نشان می‌دهد.

۶- نشانگر تجزیه طیف^{۲۰}: این نشانگر، سیگنال لرزه‌ای را به فرکانس‌های تشکیل دهنده‌اش تفکیک می‌کند و از آن برای تفسیر داده‌های لرزه‌ای مربوط به برداشته‌های با قابلیت تفکیک پائین^{۲۱}، تخمین ضخامت ماسه‌ها و تشخیص ساختار کانال‌ها استفاده می‌شود. شکل ب-۱۹ نشان دهنده مقطع نشانگر تجزیه طیف برای مدل ۱۰۱ می‌باشد.



شکل ب-۱۸- مقطع نشانگر فاکتور کیفیت جذب استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱

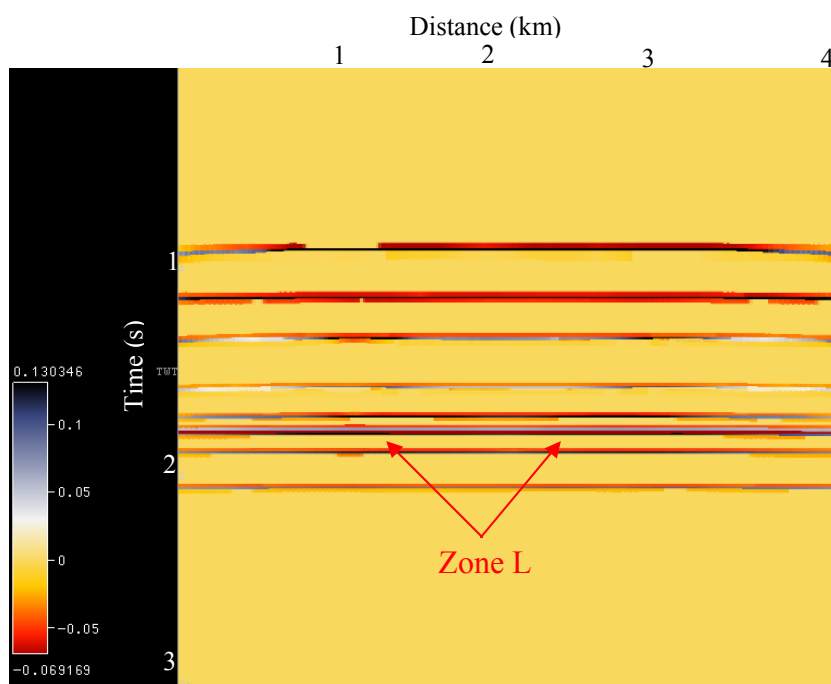


شکل ب-۱۹- مقطع نشانگر تجزیه طیف استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱

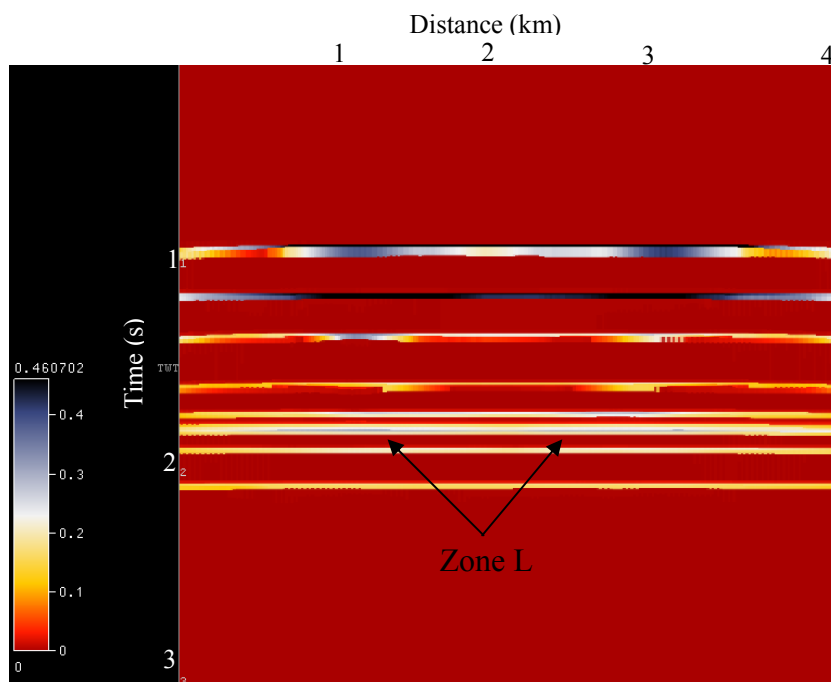
۷- نشانگرهای مربوط به حادثه لرزه‌ای^{۲۲}: این نشانگرها به کمی کردن شکل یک حادثه لرزه‌ای و یا فاصله آن نسبت به حادثه لرزه‌ای بعدی می‌پردازند و عبارتند از:

- نشانگر پیک حادثه^{۲۳}: این نشانگر عبارت از نسبت بین مقدار پیک یا تراف اثر لرزه‌ای و فاصله بین دو نقطه عطف در روی اثر لرزه‌ای می‌باشد. شکل ب-۲۰ مقطع این نشانگر را برای مدل ۱۰۱ نشان می‌دهد.

- نشانگر تندی حادثه^{۲۴}: این نشانگر عبارت از شیب خط مماس بر اثر لرزه‌ای در نقطه عطف نمودار اثر لرزه‌ای می‌باشد. شکل ب-۲۱ نشان دهنده مقطع نشانگر تندی حادثه برای مدل ۱۰۱ می‌باشد.



شکل ب-۲۰- مقطع نشانگر پیک حادثه استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱

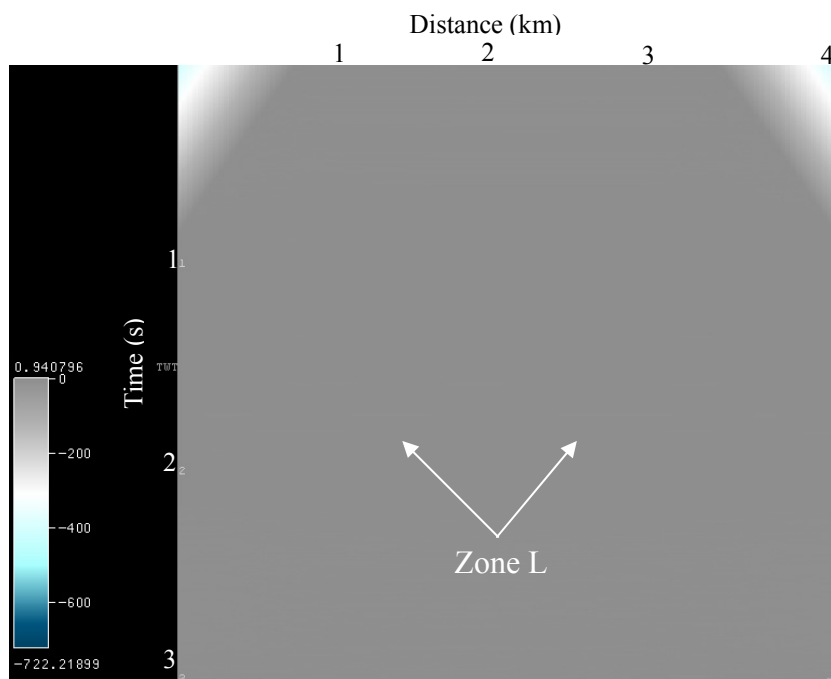


شکل ب-۲۱- مقطع نشانگر تندی حادثه استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱

- نشانگر عدم تقارن^{۲۵}: این نشانگر، بیانگر عدم تقارن حادثه لرزه‌ای بوده و از نظر ریاضی به صورت زیر تعریف می‌گردد:

$$(L - R) / (L + R)$$

که در آن L فاصله بین پیک یا تراف و نقطه عطف قبل از آن و R فاصله بین همان پیک یا تراف و نقطه عطف بعد از آن می‌باشد. شکل ب-۲۲ مقطع نشانگر عدم تقارن را برای مدل ۱۰۱ نشان می‌دهد.

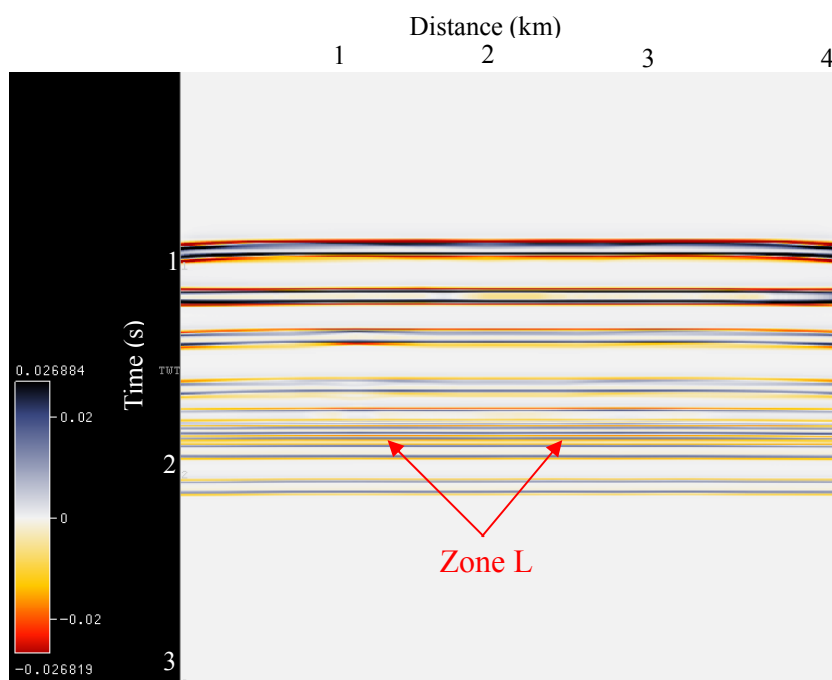


شکل ب-۲۲- مقطع نشانگر عدم تقارن استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱

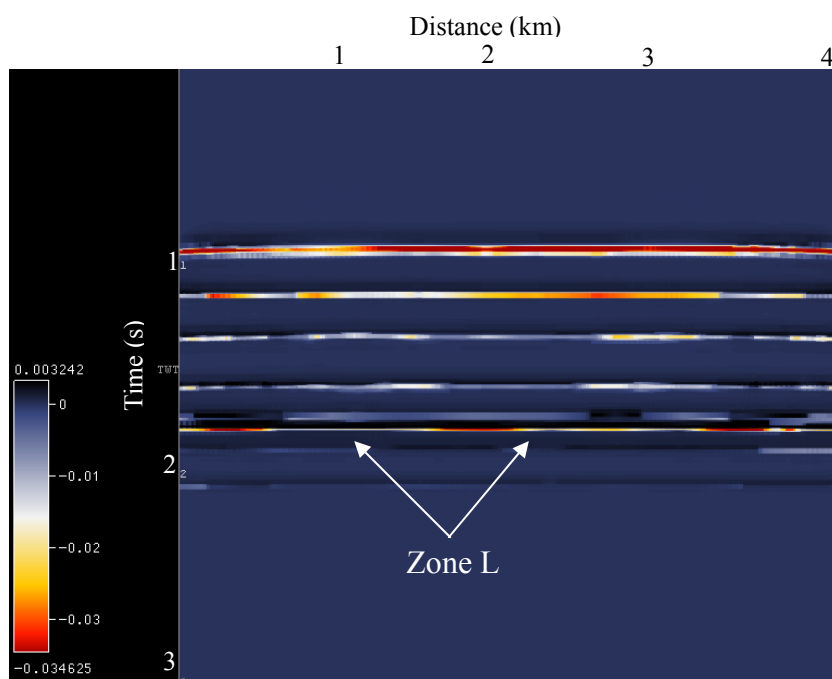
۸- نشانگرهای آماری^{۲۶}: این نشانگرها خصوصیات آماری را نشان می‌دهند؛ به این صورت که نمونه‌هایی را از داده‌های یک بلوک یا خط لرزه‌ای به صورت مشخص برداشت کرده و یکسری خصوصیات آماری مربوط به نمونه‌های گرفته شده را نشان می‌دهند. این خصوصیات عبارت از میانگین^{۲۷}، میانه^{۲۸}، واریانس^{۲۹}، کمینه، بیشینه و مجموع^{۳۰}، معدل واریانس^{۳۱} و جزر میانگین مربعات^{۳۲} می‌باشند.

اشکال ب-۲۳ الی ب-۳۰ مقاطع نشانگرهای مذکور را برای مدل لرزه‌ای ۱۰۱ نشان می‌دهند.

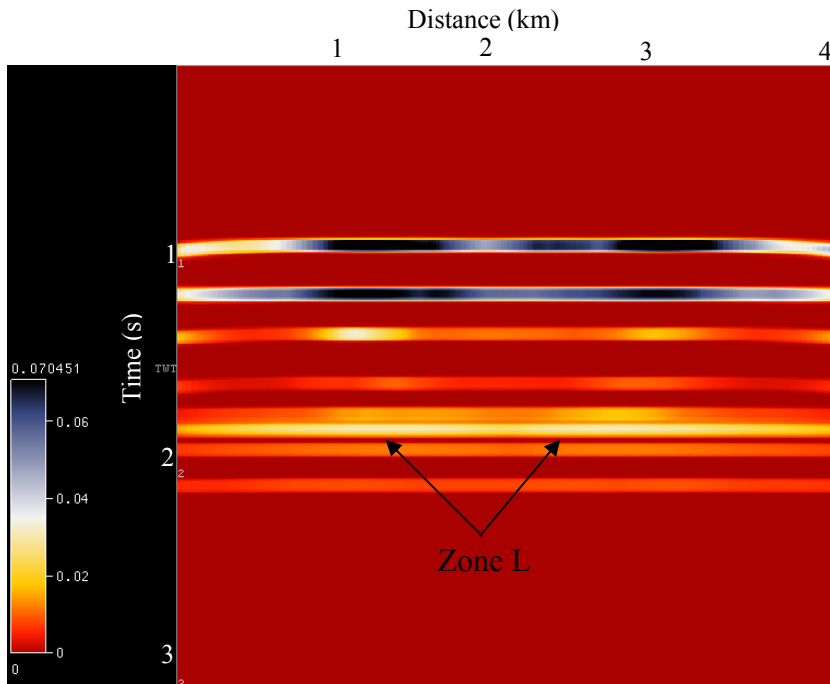
-
- 26- Statistics
 - 27- Average
 - 28- Median
 - 29- Variance
 - 30- Min, Max and Sum
 - 31- Norm Variance
 - 32- RMS



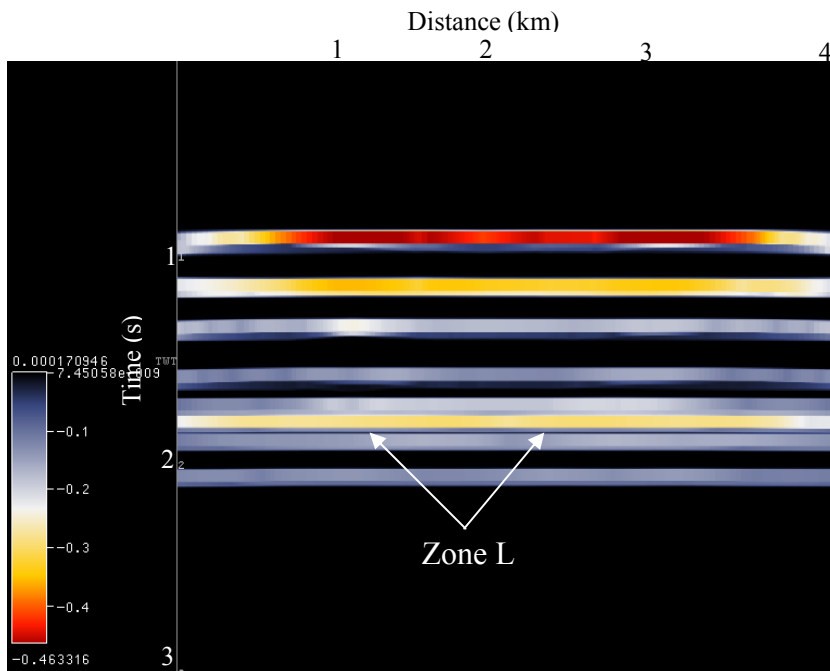
شکل ب-۲۳- مقطع نشانگر آماری میانگین استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱



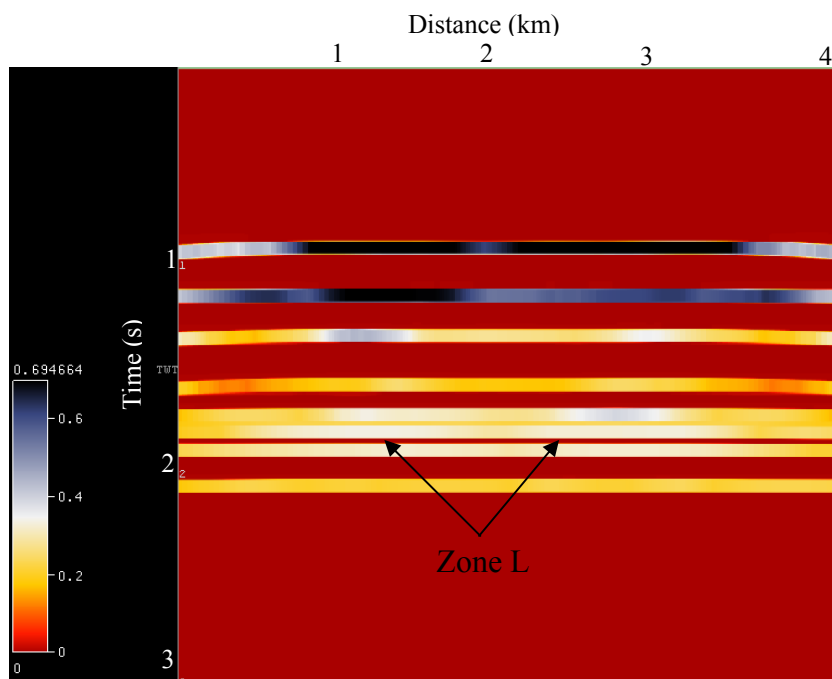
شکل ب-۲۴- مقطع نشانگر آماری میانه استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱



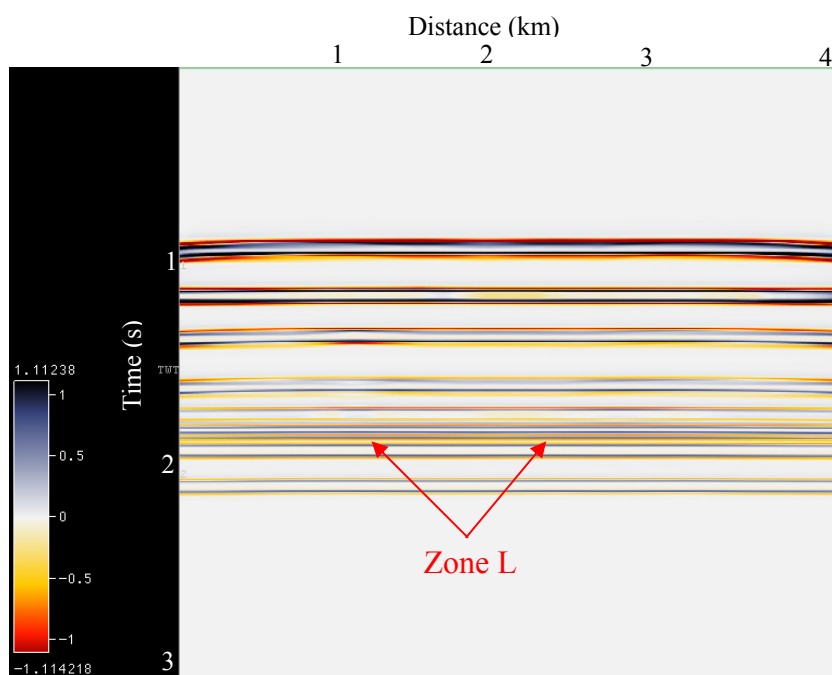
شکل ب-۲۵- مقطع نشانگر آماری واریانس استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱



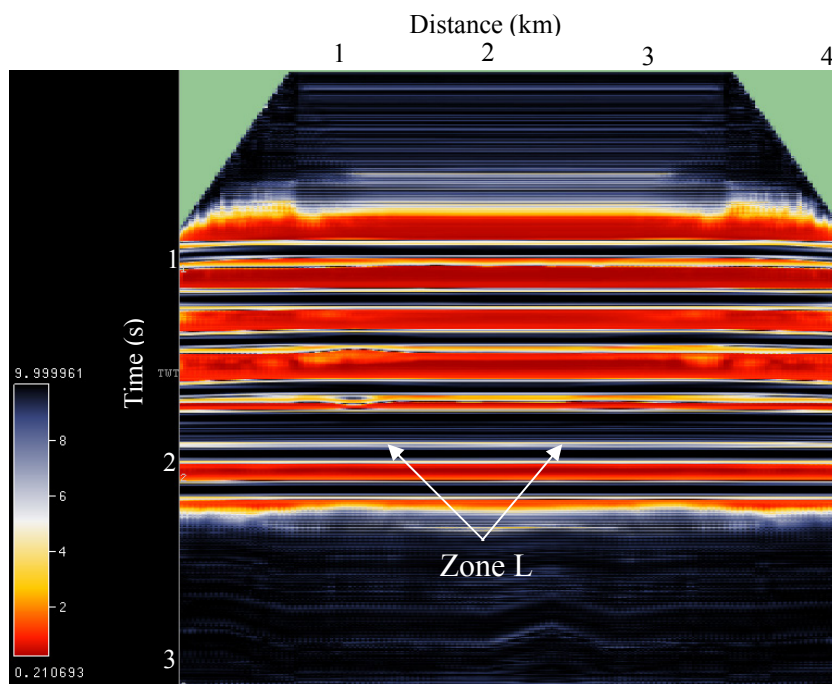
شکل ب-۲۶- مقطع نشانگر آماری کمینه استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱



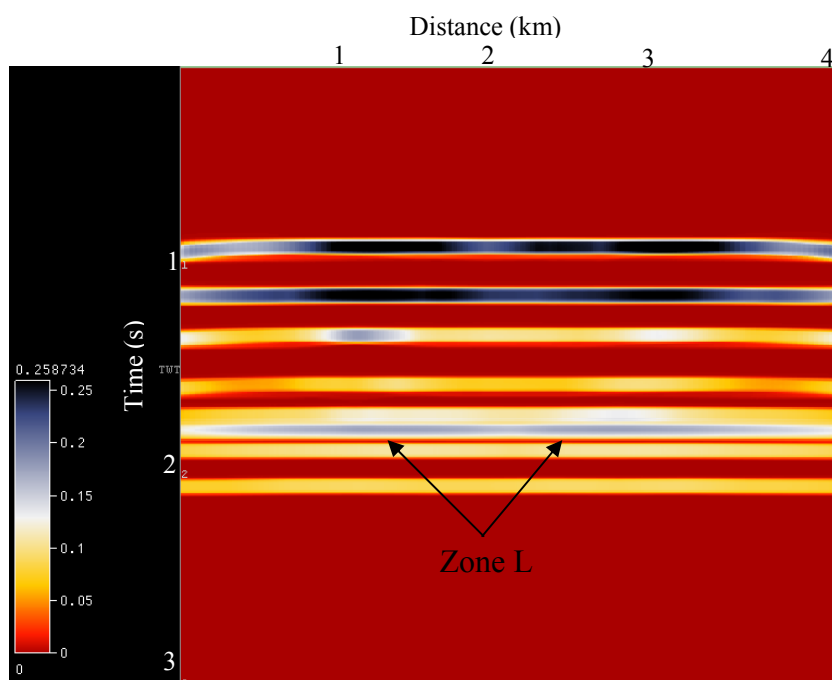
شکل ب-۲۷- مقطع نشانگر آماری بیشینه استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱



شکل ب-۲۸- مقطع نشانگر آماری مجموع استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱



شکل ب-۲۹- مقطع نشانگر آماری معدل واریانس استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱



شکل ب-۳۰- مقطع نشانگر آماری جذر میانگین مربعات استخراج شده از روی مقطع لرزه‌ای ۱۰۱

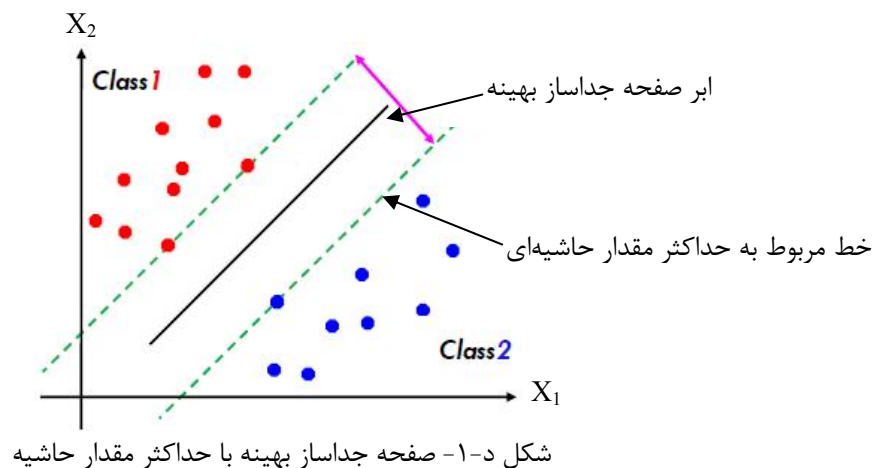
**بخشی از داده‌های مصنوعی
مربوط به مدل اشباع شدگی**

پیوست د

کلیاتی در مورد ماشین‌های برداری پشتیبان

۱- ابر صفحه جداساز

ماشین برداری پشتیبان می‌تواند به خوبی در مسائل طبقه‌بندی دو کلاسه تا چند کلاسه استفاده گردد (Martinez-Ramon, 2006) که برای سادگی درک قضیه می‌توان از مسائل طبقه‌بندی دو کلاسه استفاده نمود. هدف از این گونه مسائل ایجاد یک معیار طبقه‌بندی است که برای نمونه‌های نادیده به خوبی قابل استفاده باشد و در عین حال از قابلیت تعمیم خوبی برخوردار باشد. به عنوان مثال، شکل د-۱ در نظر گرفته می‌شود. همان‌گونه که مشاهده می‌شود برای داده‌های این شکل، صفحات جداساز خطی زیادی وجود دارد که قادر به جداسازی داده‌ها می‌باشند اما تنها یکی از آن‌ها دارای حاشیه^۱ (فاصله بین صفحه جداساز و نزدیکترین نقاط) بیشینه خواهد بود. این طبقه‌بندی کننده خطی، ابر صفحه جداساز^۲ بهینه نامیده می‌شود که انتظار می‌رود بتواند مرز به دست آمده را به تمام محدوده‌های ممکن تعمیم دهد (Abe, 2005; Duda et al, 2002). ابر صفحه جداساز بهینه در شکل د-۱ مشاهده می‌شود.



1- Margin

2- Hyperplane

۲- ماشین برداری پشتیبان خطی

فرض می‌شود مسئله‌ای برای جداسازی مجموعه نمونه‌های آموزشی که متعلق به دو کلاس

$$w^T x_i + b \begin{cases} \geq 1 \\ \leq -1 \end{cases} \text{ که جداگانه هستند، وجود دارد به گونه‌ای که}$$

$$D = \{(x', y'), \dots, (x', y')\}, x \in R^n, y \in \{-1, 1\}$$

عموماً در مسائل جداسازی خطی برای برداری مانند x وزنی مانند w در نظر گرفته می‌شود، به گونه‌ای که این وزن بتواند بردارها را به خوبی در کلاس مربوط به خود طبقه‌بندی نماید. در این حالت برای صفحه جداساز بهینه معادله د-۱ در نظر گرفته می‌شود.

$$w^T x + b = 0 \quad (1-د)$$

رابطه بین بردار x و وزنی مانند w در این حالت به صورت ضرب داخلی بیان می‌گردد. ضمناً علامت T ترانهاده ماتریس وزن را نشان می‌دهد. ابر صفحه‌ای که در این گونه از مسائل برای طبقه‌بندی داده‌ها استفاده می‌شود باید دارای دو ویژگی خاص باشد: اول اینکه دارای کمترین میزان خطای ممکن باشد و از سویی دیگر، از داده‌های هر کلاس بیشترین فاصله ممکن را داشته باشد. در این حالت اگر رابطه د-۱ برای صفحه جداساز در نظر گرفته شود، داده‌های آموزشی در بالا و پایین این صفحه قرار خواهند گرفت که به ترتیب برای $y=1$ ، $w^T x + b > 0$ و برای $y=-1$ ، $w^T x + b < 0$ خواهد بود (Sanchez, 2003 Quang-Anh et al, 2005). بر اساس شرایط بیان شده، زمانی مجموعه‌ای از نقاط به صورت بهینه با یک صفحه جداسازی می‌شوند که:

۱- بدون اشتباه در کلاس مربوط به خود قرار گرفته باشند.

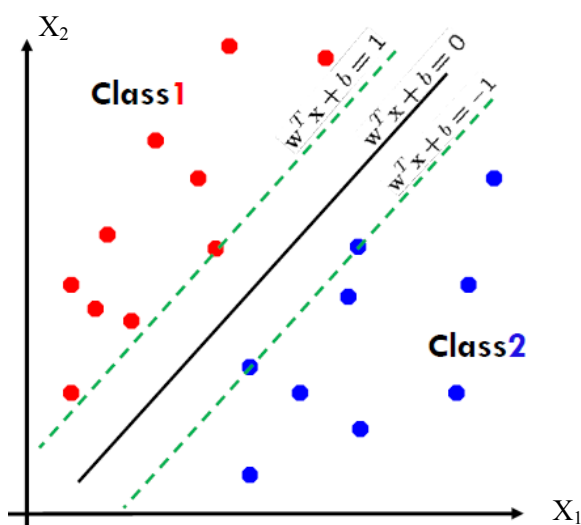
۲- فاصله بین نزدیکترین نقاط هر کلاس داده تا صفحه جدا کننده بیشینه باشد.

بر این اساس، پارامترهای w و b باید به گونه‌ای محاسبه گردند که دو شرط ذکر شده برقرار باشد. جهت حل این مسئله و برای کنترل جدپذیری داده‌ها نیز رابطه د-۲ برای حاشیه بیان می‌گردد

(Huang Te-Ming and Kecman, 2006).

$$w^T x + b \begin{cases} \geq 1 & \text{for } y_i = 1 \\ \leq -1 & \text{for } y_i = -1 \end{cases} \quad (۲-د)$$

در شکل د-۲ معادلات در نظر گرفته شده برای حاشیه‌ها و صفحه جداسازی بهینه مشاهده می‌شود.



شکل د-۲- صفحه جداساز و حاشیه‌ها (Abe, 2005)

جهت معرفی صفحه جداسازی که از بیشترین حاشیه ممکن برخوردار باشد، سعی می‌شود تا فاصله بین دو حاشیه در نظر گرفته شده، بیشینه گردد. برای محاسبه فاصله این دو حاشیه و بیشینه نمودن آن از رابطه د-۳ استفاده می‌شود (Martinez-Ramon, 2006).

$$d(w, b; x) = \frac{|(w^T x + b - 1) - (w^T x + b + 1)|}{\|w\|} = \frac{2}{\|w\|} \quad (۳-د)$$

در این رابطه $\|w\|$ نرم تابع نامیده می‌شود. بر اساس خروجی محاسبه شده از رابطه د-۳، اگر $\frac{2}{\|w\|}$ بیشینه گردد، حاشیه مورد نظر ماکزیمم خواهد شد. اما برای سادگی کار می‌توان مقدار به دست آمده را معکوس نموده و آن را کمینه نمود که در این صورت به صورت $\frac{1}{2} w^T w$ نوشته خواهد شد. بر

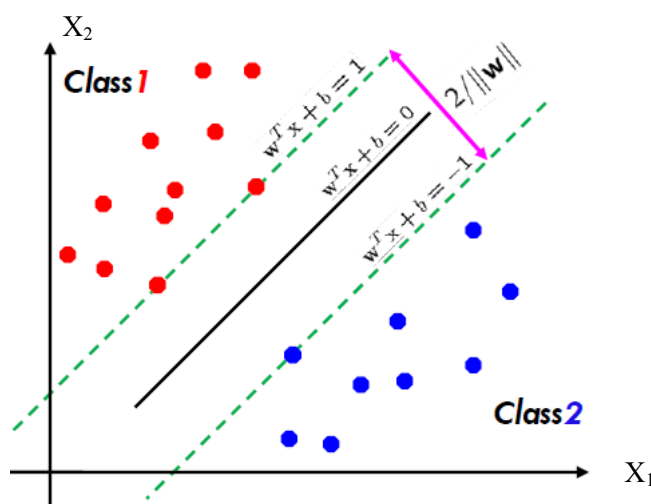
اساس شرایط بیان شده در حالت کلی جهت بیشینه نمودن فاصله حاشیه‌ها و یافتن بهینه‌ترین ابر صفحه جداساز از رابطه د-۴ استفاده می‌شود.

$$\text{Min}_{w,b} = \frac{1}{2} w^T w \quad (4-d)$$

$$\text{Subject to } y_i (w^T x + b) \geq 1$$

این رابطه مستقل از b است چرا که $y_i (w^T x + b) \geq 1$ (به صورت یک صفحه جداساز) تحقق پیدا می‌کند و تغییر b باعث حرکت آن در جهت طبیعی به سوی خود می‌گردد، بنابراین مرز بدون تغییر باقی خواهد ماند (Stefano and Giuseppe, 2006; Abe, 2005). محاسبه فاصله بین حاشیه‌ها در

شکل د-۳ نشان داده شده است.



شکل د-۳- محاسبه فاصله حاشیه‌ها (Abe, 2005)

سوالی که پس از معرفی معادله د-۴ مطرح می‌شود، چگونگی کمینه‌سازی مسئله بهینه‌سازی فوق و به دست آوردن مقادیر بهینه w و b با توجه به شرایط و محدودیت‌های موجود است. راه کار پیشنهادی استفاده از ضریب لاگرانژ است. ضریب لاگرانژ که گاهی ضریب نامعین نیز خوانده می‌شود، جهت شناسایی نقاط خاص تابعی که دارای چندین متغیر و محدودیت است، مورد استفاده قرار می‌-

گیرد. در واقع اگر هدف کمینه سازی تابع $f(x)$ با توجه به محدودیت $g(x) \geq 0$ باشد، تابع لاگرانژ $L(x, \alpha) \equiv f(x) + \alpha g(x)$ با در نظر گرفتن $\alpha \geq 0$ کمینه خواهد شد (Abe, 2005).

با در نظر گرفتن تابع لاگرانژ برای رابطه د-۴ این رابطه به فرم بدون قید د-۵ نوشته می‌شود (Bishop, 2006).

$$L_p(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} w^T w - \sum_{i=1}^N \alpha_i \{y_i [w^T x_i + b] - 1\} \quad (5-d)$$

اگر از رابطه د-۵ نسبت به w و b مشتق جزئی گرفته شده و مساوی صفر قرار داده شود، مقدار بهینه w به دست خواهد آمد.

$$\frac{\partial L}{\partial w} = 0 \Rightarrow w_0 = \sum_{i=1}^N \alpha_i x_i y_i \quad (6-d)$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0$$

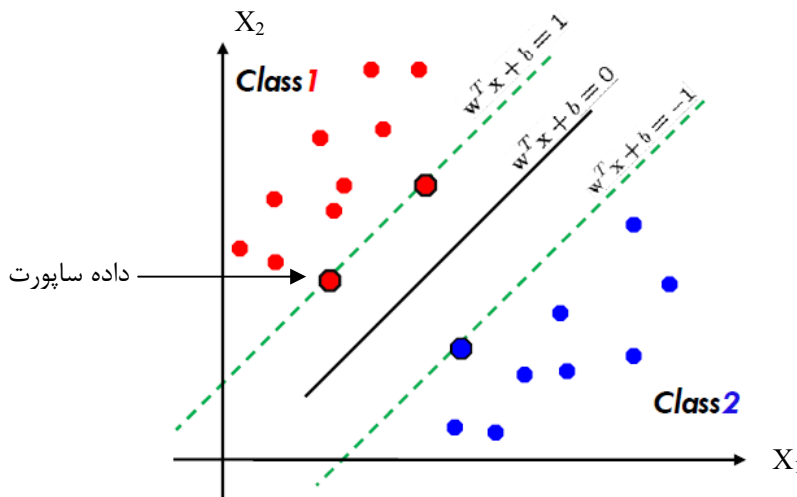
حال اگر مقدار w به دست آمده از رابطه د-۶ در رابطه د-۵ قرار داده شود، معادله اساسی ماشین برداری به صورت رابطه د-۷ معرفی می‌شود. بنابراین، هدف در ماشین برداری حل معادله د-۷ با توجه به محدودیت‌های مشخص شده است. باید توجه داشت که در ماشین برداری سیستم‌های خطی جداپذیر، مقدار ضریب لاگرانژ باید بزرگتر از صفر باشد (Martinez-Ramon, 2006).

$$\begin{aligned} \text{Max} \quad L_d(\alpha) &= \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N y_i y_j \alpha_i \alpha_j x_i^T x_j \\ \text{S.t} \quad &\begin{cases} \alpha_i \geq 0 \\ \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (7-d)$$

مقدار بهینه b نیز از طریق رابطه $b = y_i - w^T x_i$ و میانگین‌گیری از تمامی مقادیر به دست آمده، محاسبه می‌شود. معادله کلی محاسبه مقدار بهینه b را می‌توان به صورت رابطه د-۸ بیان نمود.

$$b_0 = \frac{1}{N} \sum_{s=1}^N (y_s - w^T x_s) \quad (۸-د)$$

با حل مسئله بهینه‌سازی رابطه د-۷ و استفاده از رابطه د-۸ می‌توان به بهینه‌ترین صفحه جداساز دست یافت. ابر صفحه جداساز بهینه در شکل د-۴ نشان داده شده است.



شکل د-۴- صفحه جداساز بهینه (Abe, 2005)

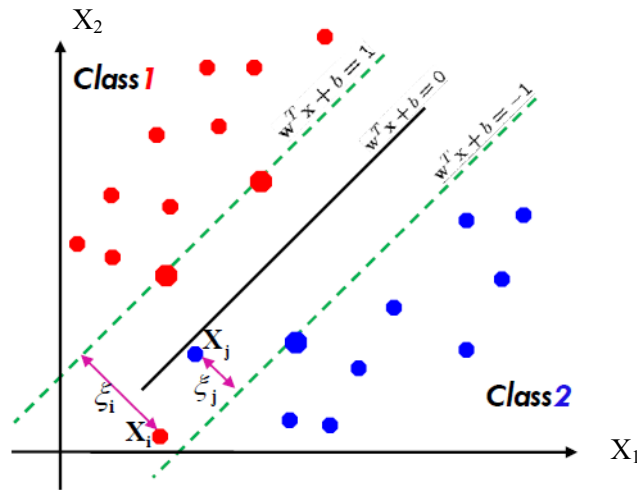
نکته قابل توجه در شکل د-۴ داده‌هایی است که روی حاشیه‌ها قرار گرفته‌اند، این داده‌ها همان داده-های ساپورت هستند که ماشین برداری برای طبقه‌بندی صحیح داده‌ها از آن‌ها استفاده می‌کند (Wang, 2005; Van der Heijden et al, 2004).

۳- ماشین برداری پشتیبان در سیستم‌های خطی جداناپذیر

گاهی در سیستم‌های خطی شرایطی ایجاد می‌شود که تعدادی از داده‌ها در کلاس مربوط به خود قرار نمی‌گیرند (شکل د-۵). در چنین شرایطی برای دستیابی به ابر صفحه جداساز باید تابعی به نام تابع جریمه^۳ را معرفی نمود. این تابع به صورت رابطه د-۹ تعریف می‌گردد (Wang, 2005).

$$F(\xi) = \sum_{i=1}^N \xi_i \quad (۹-د)$$

در رابطه د-۹، ξ_i میزان خطای طبقه‌بندی را نشان می‌دهد.



شکل د-۵- سیستم‌های خطی جداناپذیر با میزان خطای ξ_i (Abe, 2005)

بنابراین، مسئله بهینه‌سازی محدب^۴ در سیستم‌های خطی جداناپذیر به صورت معادله د-۱۰ نوشته می‌شود. در واقع ابر صفحه جداساز بهینه تعمیم یافته، توسط بردار w به گونه‌ای تعیین می‌شود که تابع د-۱۰ کمینه گردد.

$$\begin{aligned} \text{Min}_{w,b} &= \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^N \xi_i \\ \text{S.t} \quad & y_i (w^T x + b) \geq 1 - \xi_i \end{aligned} \quad (10-d)$$

در رابطه فوق، C ضریب موازنه^۵ جهت بیشینه‌نمودن حاشیه‌ها و کمینه‌سازی خطای تابع است. همان‌گونه که پیش از این نیز بیان گردید، در شرایطی مثل این از ضرایب لاگرانژ استفاده می‌شود که در رابطه اخیر با در نظر گرفتن β, α به عنوان ضرایب لاگرانژ، معادله د-۱۰ به صورت رابطه د-۱۱ بیان می‌شود (Wang, 2005).

$$L_p(w, b, \xi, \alpha, \beta) = \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^N \xi_i - \sum_{i=1}^N \alpha_i \{y_i [w^T x_i + b] - 1 + \xi_i\} - \sum_{i=1}^N \beta_i \xi_i \quad (11-d)$$

لاگرانژ کلاسیک دوگانه قادر است مسئله اولیه معادله د-۱۱ را به مسئله دوگانه آن تبدیل کند. مسئله دو گانه این رابطه، توسط معادله د-۱۲ تعریف می‌شود.

$$Max W(\alpha, \beta) = Max_{\alpha, \beta} (Min_{w, b, \xi} L(w, b, \alpha, \xi, \beta)) \quad (12-d)$$

اگر از رابطه د-۱۲ نسبت به w ، b و ξ_i مشتق گرفته شده و مساوی صفر قرار داده شود، مقادیر معادله د-۱۳ به دست می‌آیند.

$$\frac{\partial L}{\partial w} = 0 \Rightarrow w = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i x_i$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \quad (13-d)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \xi} = 0 \Rightarrow \alpha_i + \beta_i = C$$

با قرار دادن این روابط در معادله د-۱۲، معادله اساسی ماشین برداری در حالت خطی جداناپذیر به دست می‌آید که به صورت رابطه د-۱۴ خواهد بود (Wang, 2005).

$$\begin{aligned} \text{Max } L_d(\alpha) &= \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N y_i y_j \alpha_i \alpha_j x_i^T x_j \\ \text{S.t } &\begin{cases} 0 \leq \alpha_i \leq C \\ \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (14-d)$$

همان‌گونه که مشاهده می‌شود، تابع هدف سیستم‌های جداناپذیر خطی مشابه با سیستم‌های جداناپذیر خطی است و تنها تفاوت این دو، اصلاح کران‌های ضرایب لاگرانژ می‌باشد. پارامتر C نیز که

قابلیت کنترل ظرفیت اضافی طبقه‌بندی کننده را مشخص می‌سازد، در این سیستم‌ها باید تعیین گردد (Stefano and Giuseppe, 2006; Sanchez, 2003).

۴- ماشین برداری غیرخطی

راه حلی که برای ماشین‌های برداری خطی ارائه شده است، بهینه سازی وزن‌های ارائه شده برای داده‌ها با استفاده از رابطه $w = \sum_{i=1}^N y_i \alpha_i x_i$ است، تا داده‌ها به درستی در گروه مربوط به خود طبقه بندی شوند. این در حالی است که در سیستم‌های غیر خطی برای بردن داده‌ها به فضای بالاتر، برداری مانند x به صورت $\varphi(x)$ نوشته می‌شود، در نتیجه برای به دست آوردن وزن مناسب برای داده‌ها از رابطه $w = \sum_{i=1}^N y_i \alpha_i \varphi(x_i)$ استفاده می‌شود. در واقع داده‌ها در این حالت به فضای بالاتر که به فضای هیلبرت یا فضای ویژگی نیز معروف است، برده می‌شوند. مشکلی که وجود دارد ضرب داخلی بردارها است که باید محاسبه گردد، بنابراین نمی‌توان از رابطه $y_i = w^T \varphi(x_i) + b$ استفاده نمود زیرا پارامتر w در این حالت، بعدی بی نهایت دارد. برای حل این مسئله از توابع کرنل استفاده می‌شود. بنابراین از رابطه د-۱۵ در حالت غیرخطی استفاده می‌شود.

$$y_i = \sum_{i=1}^N y_i \alpha_i \varphi(x_i)^T \varphi(x_j) + b = \sum_{i=1}^N y_i \alpha_i K(x_i, x_j) + b \quad (د-۱۵)$$

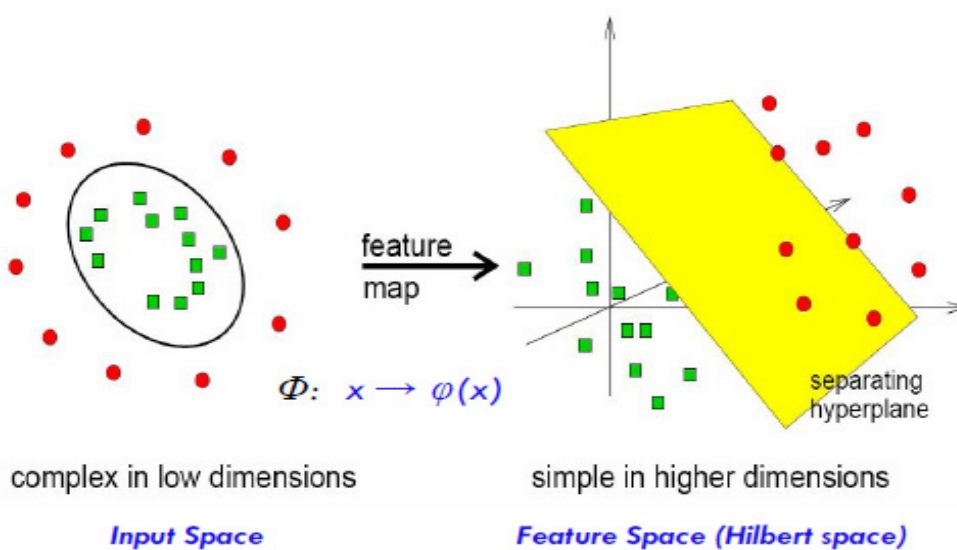
حال ماشین قادر است تا با استفاده از ضریب لاگرانژ و ضرب داخلی که به صورت توابع کرنل بیان می‌گردد، شروع به کار کند. بنابراین برای حل توابع دوتایی، نیاز به ضرایب لاگرانژ و ماتریس کرنل است. با در نظر گرفتن این پارامترها، ماشین‌های برداری غیر خطی نیز می‌توانند به سادگی ماشین‌های برداری خطی مورد استفاده قرار گیرند.

برای محاسبه b نیز می‌توان از رابطه موجود در سیستم‌های خطی که به صورت $y_i(w^T x_i + b) - 1 = 0$ بیان می‌شود، استفاده نمود. این رابطه در حالت غیر خطی به صورت معادلات د-۱۶ بیان می‌گردد.

$$y_i \left(\sum_{i=1}^N y_i \alpha_i \varphi(x_i)^T \varphi(x_j) + b \right) - 1 = 0 \quad (د-۱۶)$$

$$y_i \left(\sum_{i=1}^N y_i \alpha_i K(x_i, x_j) + b \right) - 1 = 0$$

همان‌گونه که اشاره شد، برای به دست آوردن مقدار بهینه b می‌توان از رابطه د-۲ استفاده نمود، اما از تمام مقادیر به دست آمده باید میانگین‌گیری شود. چگونگی جداسازی داده‌ها در فضای ویژگی در شکل د-۶ مشاهده می‌شود.



شکل د-۶- داده‌های ورودی ارجاع داده شده به فضای بالاتر (Wang, 2005)

بر اساس مطالب بیان شده، معادله اساسی که در اکثر مراجع برای ماشین‌های برداری غیر خطی ارائه شده است به صورت معادله د-۱۷ است. این معادله، همان معادله اساسی در سیستم‌های خطی است و تنها کرنل جای $(x_i^T x_j)$ را گرفته است (Wang, 2005).

$$\begin{aligned} \text{Max } L_d(\alpha) &= \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N y_i y_j \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) \\ \text{Subject to } &\begin{cases} 0 \leq \alpha_i \leq C \\ \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (17-d)$$

۵- حقه‌های کرنل^۶

سوالی که عموماً در مبحث فضای هیلبرت مطرح می‌شود، محاسبه مقدار $\varphi(x)$ است. بر

اساس مطالب بیان شده، مقدار بهینه w در مسائل غیر خطی بر اساس رابطه $w = \sum_{i=1}^N y_i \alpha_i \varphi(x_i)$ به

دست می‌آید که در این رابطه $\varphi(x)$ مقداری مجهول است. در چنین شرایطی برای به دست آوردن جواب بهینه از حقه کرنل استفاده می‌شود (Hwei-Jen & Jih Pin, 2009).

همان گونه که بیان گردید مقدار بهینه w برای ماشین‌های برداری در سیستم‌های غیر

خطی از رابطه $w = \sum_{i=1}^N y_i \alpha_i \varphi(x_i)$ به دست می‌آید. با در نظر گرفتن این رابطه و قرار دادن آن در

رابطه $b = y_i - w^T \varphi(x_i)$ می‌توان به معادله د-۱۸ برای محاسبه مقدار بهینه b دست یافت.

$$b = y_i - \sum_{i,j=1}^{N_{SV}} \alpha_i y_i K(x_i, x_j) \quad (18-d)$$

حال می‌توان معادلات ارائه شده برای w و b را در معادله اصلی صفحه جداساز در سیستم-های غیر خطی که به صورت $d(x) = w^T \phi(x) + b$ بیان می‌گردد، قرار داد. با در نظر گرفتن شرایط بیان شده، معادله اساسی صفحه جداساز بهینه در سیستم‌های غیر خطی به صورت معادله د-۱۹ بیان می‌گردد (Wang, 2005).

$$d(x) = \sum_{i=1}^N y_i \alpha_i K(x, x_i) + b \quad (19-d)$$

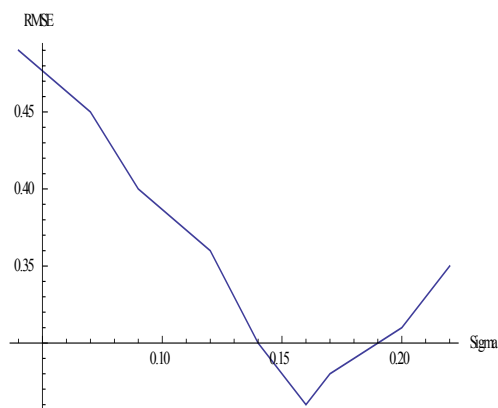
همان گونه که مشاهده می‌شود، مقدار معادله صفحه جداساز را می‌توان بدون محاسبه $\phi(x)$ در سیستم‌های غیر خطی به دست آورد؛ تنها کافی است که از کرنل مناسب $k(x, x_i)$ برای حل معادله صفحه استفاده شود (Duda et al, 2002; Martinez-Ramon, 2006; Eryarsoy et al, 2009; Lia et al, 2007). جدول د-۱ تعدادی از کرنل‌های متداول را نشان می‌دهد.

جدول د-۱- سه نوع از پر کاربردترین کرنل‌ها (Scholkopf et al, 1998)

نوع تابع	تابع کرنل
چند جمله‌ای کامل از درجه ρ	$K(x_i, x_j) = (x_i^T x_j + 1)^\rho$
کرنل چند جمله‌ای نرمالایز شده از درجه ρ	$K(x_i, x_j) = \frac{(x_i^T x_j + 1)^\rho}{\sqrt{(x_i^T x_j) - (y_i^T y_j)}}$
تابع شعاعی با توزیع گوسین	$K(x_i, x_j) = \exp\left[-\frac{\ x_i - x_j\ ^2}{2\sigma^2}\right]$

نتایج تحقیقات منتشر شده نشان می‌دهند که پر کاربردترین کرنل که نسبت به مابقی کرنل‌ها کارآمدتر نیز می‌باشد، کرنل شعاعی با توزیع گوسین است (Scholkopf et al, 1998). در این کرنل σ پارامتر ثابتی است که کنترل کننده دامنه تابع گوسی و قابلیت تعمیم SVM می‌باشد. مقدار بهینه آن به روش سعی و خطا و با توجه به تغییرات آن در مقابل تغییرات مقدار خطای RMS به دست می‌-

آید. شکل د-۷ نشان دهنده مثالی از روش تعیین σ می‌باشد. همانطور که در این شکل مشخص است، بهترین مقدار برای σ برابر ۰/۱۶ می‌باشد.



شکل د-۷- تغییرات مقدار σ در مقابل تغییرات RMS

۶- تبدیلات ماتریسی

همان گونه که بیان گردید، معادله اساسی ماشین‌های برداری پشتیبان در سیستم‌های غیر خطی به صورت معادله د-۱۵ بیان می‌گردد. با در نظر گرفتن روابط ماتریسی، فرم تبدیل یافته معادله د-۱۵ به صورت معادله د-۲۰ خواهد بود.

$$\begin{aligned} \text{Max } L_a(\alpha) &= -0.5\alpha'YKY\alpha + f'\alpha \\ \text{s.t. } \begin{cases} y^i\alpha = 0 \\ 0 \leq \alpha_i \leq C \quad i=1, \dots, n \end{cases} \end{aligned} \quad (\text{د-۲۰})$$

که در این رابطه Y ، یک ماتریس قطری است که به صورت

$$Y = \begin{pmatrix} y_1 & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & y_n \end{pmatrix}_{n \times n}$$

تعریف می‌گردد. کرنل تعریف شده در سیستم‌های غیر خطی در حالت ماتریسی به صورت

$$K_{n \times n} \Rightarrow K_{ij} = K(x_i, x_j)$$

بیان می‌شود. f یک ماتریس ستونی است که به صورت

$$f = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \dots \\ 1 \end{bmatrix}_{n \times 1}$$

تعریف می‌شود. ضریب لاگرانژ در حالت ماتریسی به صورت

$$\alpha = \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \dots \\ \alpha_n \end{bmatrix}_{n \times 1}$$

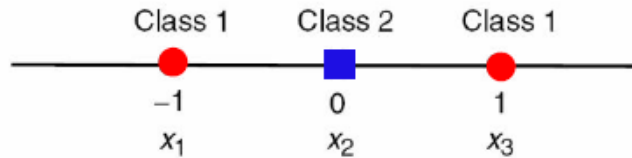
بیان می‌گردد و y نیز که در قسمت محدودیت معادله مطرح می‌شود، یک ماتریس ستونی به صورت

$$y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \dots \\ y_n \end{bmatrix}_{n \times 1}$$

خواهد بود.

۷- مثال

مدل غیر خطی ساده یک بعدی شکل د-۸ در نظر گرفته می شود.



شکل د-۸- مدل غیر خطی ساده یک بعدی

با در نظر گرفتن معادله اساسی ماشین‌های برداری در سیستم‌های غیر خطی (معادله د-۱۵) و انتخاب کرنل چند جمله ای $K(x_i, x_j) = (x_i^T x_j + 1)^2$ ، مقدار پارامتر $C = 2$ و داشتن مقادیر بردارهای $X_3 = 1$ و $X_2 = 0$ ، $X_1 = -1$ که تعریف شده هستند، می توان به معادله د-۲۱ دست یافت.

$$\begin{aligned} \text{Max } L_d(\alpha) &= \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N y_i y_j \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) \\ &= -(2\alpha_1^2 + \frac{1}{2}\alpha_2^2 + 2\alpha_3^2 - \alpha_2(\alpha_1 + \alpha_3)) + \alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 \end{aligned} \tag{د-۲۱}$$

با حل معادله مذکور،

$$\text{s.t } \begin{cases} 0 \leq \alpha_i \leq 2 & \text{for } i=1,2,3 \\ \alpha_1 - \alpha_2 + \alpha_3 = 0 \end{cases}$$

مقادیر $\alpha_1 = 1$ ، $\alpha_2 = 2$ ، $\alpha_3 = 1$ به دست می آیند که با توجه به غیر صفر بودنشان، همگی جزء بردارهای پشتیبان هستند.

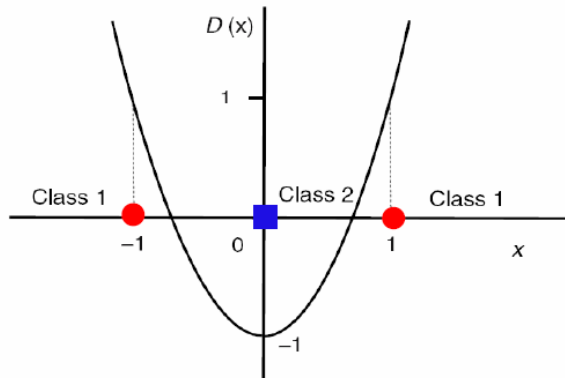
در ادامه، با در نظر گرفتن حقه کرنل، مقدار بهینه b از رابطه زیر به دست می آید.

$$b = \text{mean} \left\{ y_i - \sum_{i,j=1}^3 \alpha_i y_i K(x_i, x_j) \right\} = -1$$

که پس از قرار دادن آن در معادله اساسی، صفحه جداساز بهینه سیستم مورد نظر به دست می‌آید.

$$\begin{aligned} d(x) &= \mathbf{w}^T \varphi(x) + b = \sum_{i=1}^3 y_i \alpha_i K(x, x_i) + b \\ &= (x-1)^2 + (x+1)^2 - 3 \\ &= 2x^2 - 1 \end{aligned}$$

که معادله $2x^2 - 1$ ، معادله اصلی صفحه جداساز بهینه است. این صفحه، منحنی است که به خوبی می‌تواند دو کلاس داده را از هم جدا نماید. این حالت در شکل د-۹ نشان داده شده است.



شکل د-۹- ابر صفحه جداساز بهینه برای جداسازی سیستم غیر خطی

۸- نقاط قوت و ضعف ماشین برداری پشتیبان

دلایل توانمندی ماشین برداری را که باعث شهرت سریع این روش شده است، می‌توان در سه

عامل خلاصه نمود (Bishop, 2006):

۱- فرآیند آموزش این نوع از ماشین‌ها بسیار آسان است (نسبت به شبکه عصبی و سیستم فازی)

و ماشین مانند شبکه عصبی در نقطه بهینه محلی گیر نمی‌کند.

۲- در انتقال داده‌ها به فضای بالاتر به خوبی عمل نموده و عملکرد خوبی در سیستم‌های غیر

خطی دارد.

۳- نیاز به تعداد نمونه‌های کم آموزشی دارد که از جمله نقاط قوت اصلی این روش به حساب

می‌آید.

۹- قدم به قدم برای مدل‌سازی با ماشین‌های برداری پشتیبان

با توجه به آنچه بیان گردید، می‌توان مراحل مدل‌سازی داده‌ها با استفاده از ماشین‌های

برداری پشتیبان را در ۴ مرحله خلاصه نمود.

۱- ارائه ماتریس الگوی داده‌ها

۲- انتخاب کرنل مناسب بر اساس مطالعات انجام شده

۳- انتخاب پارامترهای مشخص شده برای هر کرنل و مقدار پارامتر موازنه C

برای مشخص کردن این پارامترها می‌توان از مقادیر پیشنهاد شده توسط نرم افزارهای SVM

(همانند Weka, LIBSVM, LWSVM) استفاده نمود یا اینکه این مقادیر را با انجام فرآیند

تعیین اعتبار به دست آورد.

۴- پیاده سازی الگوریتم یادگیری

منابع

البرزی، م. (۱۳۸۰)، *آشنایی با شبکه های عصبی*، چاپ اول، موسسه انتشارات علمی دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ۱۳۷ ص.

طهماسبی، ف. (۱۳۸۳)، *مدل سازی معکوس دو بعدی داده های مگنتوتلوریک با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی*، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی شاهرود.

علی مرادی، ا. (۱۳۸۶)، *بررسی قابلیت های روش TSP در تعیین خواص ژئومکانیکی سنگ های مسیر حفر تونل*، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی شاهرود.

علی مرادی، ا.، مرادزاده، ع و بختیاری، م. ر. (۱۳۹۰)، *تعیین مدول الاستیک حجمی بهینه به عنوان نشانگری از ابعاد حفرات در یکی از مخازن کربناته ایران، اولین کنفرانس مجازی ذخیره سازی زیر زمینی مواد هیدروکربوری*، ۳۹۳-۳۹۸.

غضنفری، م. و ارکات، ج. (۱۳۸۳)، *شبکه های عصبی (اصول و کارکردها)*، مرکز انتشارات دانشگاه علم و صنعت، ۳۳۶ ص.

مدیریت اکتشاف شرکت ملی نفت ایران-۱ (۱۳۸۲)، *اطلاعات مربوط به برداشت های چاه نگاری در چاه های شماره ۱ و ۲*.

مدیریت اکتشاف شرکت ملی نفت ایران-۲ (۱۳۸۲)، *گزارشات زمین شناسی چاه های شماره ۱ و ۲*.

مدیریت اکتشاف شرکت ملی نفت ایران-۳ (۱۳۸۲)، *گزارشات مخزن در چاه های شماره ۱ و ۲*.

منهاج، م. ب. (۱۳۸۱)، *مبانی شبکه های عصبی*، جلد اول، چاپ سوم، مرکز نشر دانشگاهی دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ۷۱۸ ص.

نیری، ن. (۱۳۸۵)، *تحلیل پایداری فضاهای زیرزمینی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی*، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی شاهرود.

Abe, S. (2005), *Support Vector Machines for Pattern Classification*, Springer, 471 p.

Al-Anazi, A. and Gates, I. D. (2010), *A Support Vector Machine Algorithm to Classify Lithofacies and Model Permeability in Heterogeneous Reservoirs*, Engineering Geology, 114, 3, 267-277.

- Al-Anazi, A. and Gates, I. D. (2010), *Support Vector Regression to Predict Porosity and Permeability: Effect of Sample Size*, Computer & Geoscience, 39, 64-76.
- Alger, R. P., Luffel, D. L., and Truman, R. B. (1989), *New Unified Method of Integrating Core Capillary Pressure Data with Well Logs*, SPE, 16793.
- Alimoradi, A., Angorani, S., Ebrahimzadeh, M. and Shariat Panahi, M. (2011), *Magnetic Inverse Modelling of a Dike Using the Artificial Neural Network Approach*, Near Surface Geophysics, 9, 339-347.
- Alimoradi, A., Moradzadeh, A., Naderi, R., Zad Salehi, M. and Etemadi, A, (2008), *Prediction of Geological Hazardous Zones in Front of a Tunnel Face Using TSP-203 and Artificial Neural Networks*, Journal of Tunneling and Underground Space Technology, 23, 711-717.
- Alimoradi, A., Moradzadeh, A. and Bakhtiari, M. R. (2011), *Methods of Water Saturation Estimation – Historical Perspective*, Journal of Petroleum and Gas Engineering, 2, 45-53.
- Alimoradi, A., Shahsavani, H. and Kamkar Rouhani, A. (2011), *Prediction of Shear Wave Velocity in Underground Layers Using SASW and Artificial Neural Networks*, Engineering, 3, 266-275.
- Arun Kumar, M. and Gopal, M. (2008), *Application of Smoothing Technique on Twin Support Vector Machines*, Pattern Recognition Letters, 29, 1842–1848.
- Badley, M. E. (1985), *Practical Seismic Interpretation*, Prentice Hall, 266 p.
- Balch, R. S., Stubbs, B. S., Weiss, W. W. and Wo, S. (1999), *Using Artificial Intelligence to Correlate Multiple Attributes to Reservoir Properties*, SPE, 56733.
- Batzle, M. and Wang, Z. (1992), *Seismic Properties of Pore Fluids*, Geophysics, 57, 11, 1396-1408.
- Berryman, J. G. (1981), *Elastic Wave Propagation in Fluid-Saturated Porous Media*, J. Acoust. Soc. Am., 69, 416-424.
- Biot, M. M. (1956), *Theory of Propagation of Elastic Waves in a Fluid Saturated Porous Solid, I. Low Frequency Range and II. Higher Frequency Range*, J. Acoust. Soc. Am., 28, 168-191.
- Bishop, C. M. (2006), *Pattern Recognition and Machine Learning*, Springer, 738 p.
- Boadu, F. K. (2001), *Predicting Oil Saturation from Velocities Using Petrophysical Models and Artificial Neural Networks*, Journal of Petroleum Science and Engineering, 30, 143–154.
- Bulloch, T. E. (1999), *The Investigation of Fluid Properties and Seismic Attributes for Reservoir Characterization*, Master Thesis, Michigan Technological University.

- Castagna, J. P., Batzle, M. L. and Kan, T. K. (1993), *Rock Physics – The Link Between Rock Properties and AVO Response, in Offset-Dependent Reflectivity – Theory and Practice of AVO Analysis*, Investigations in Geophysics, No. 8, Society of Exploration Geophysicists, Tulsa, Oklahoma, 135-171.
- Center for Wave Phenomena (2008), *Seismic Unix, Release 41*, Colorado School of Mines.
- Chartiera, S., Renaud, P. and Boukadoum, M. (2008), *A Nonlinear Dynamic Artificial Neural Network Model of Memory*, *New Ideas in Psychology*, 26, 252–277.
- Chattererjee, S. (2006), *Regression Analysis by Example*, John wily & Sons, 375 p.
- Clavier, C., Coates, G. and Dumanoir, J. (1984), *Theoretical and Experimental Basis for the Dual Water Model for Interpretation of Shaly Sands*, SPE, 6859.
- Cohen, J. K. and Stockwell, J. W. (2002), *CWP/SU: Seismic Unix Release No. 36: A Free Package for Seismic Research and Processing*, Center for Wave Phenomena, Colorado School of Mines.
- dGB Earth Sciences (2008), *Seismic Software & Services, OpendTect, Version 4.0*
- Dandekar, A. Y. (2006), *Petroleum Reservoir Rock and Fluid Properties*, Taylor & Francis, 460 p.
- De Jong, K. A. D. (1992), *Are Genetic Algorithms Function Optimizers? Parallel Problem Solving from Nature 2*, Elsevier, Amsterdam.
- Demuth, H. and Beale, M. (2002), *Neural Network Toolbox for Use with MATLAB, Version 3.0*, 742p.
- Duda, R. A., Hart, P. E. and Stork, D. G. (2002), *Pattern Classification*, Springer, 654 p.
- Dunham, R. J. (1962), Classification of Carbonate Rocks According to Depositional Textures. In: *Classification of Carbonate Rocks* (Ed. W. E. Ham), pp. 108–121. Memoir 1, American Association of Petroleum Geologists, Tulsa, OK.
- Ellis, D. V. and Singer, J. M. (2007-1), *Well Logging for Earth Scientists*, Chapter 23, Springer.
- Ellis, D. V. and Singer, J. M. (2007-2), *Well Logging for Earth Scientists*, Chapter 4, Springer.
- Eryarsoy, E., Koehler, Gary J. and Aytug H. (2009), *Using Domain-Specific Knowledge in Generalization Error Bounds for Support Vector Machine Learning*, *Decision Support Systems*, 46, 481–491.

- Forel, D., Benz, T. and Pennington, W. D. (2005), *Seismic Data Processing with Seismic Unix, A 2D Seismic Data Processing Primer*, Society of Exploration Geophysicists.
- Gassmann, F. (1951), *Über die Elastizität poröser Medien*, Vier. der Natur. Gesellschaft in Zurich, 96, 1-23.
- Geertsma, J. (1961), *Velocity – Log Interpretation: The Effect of Rock Bulk Compressibility*, SPE, 1, 235-248.
- Gholami, R. and Moradzadeh, A. (2011), *Support Vector Regression for Prediction of Gas Reservoir Permeability*, Journal of Mining & Environment, 2, 1, 41-52.
- Goldberg, D. E. (1989), *Genetic Algorithm in Search, Optimization & Machine Learning*, Addison-Wesley, 412 p.
- Holland, J. H. (1975), *Adaptation in Neural and Artificial Systems*, The University of Michigan Press, 211 p.
- Hwei-Jen, L. and Jih Pin, Y. (2009), *Optimal Reduction of Solutions for Support Vector Machines*, Applied Mathematics and Computation, 214, 329–335.
- 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, 12, 2314-2330.
- Kamel, M. H. and Mabrouk, W. M. (2002), *An Equation for Estimating Water Saturation in Clean Formations Utilizing Resistivity and Sonic Logs: Theory and Application*, Journal of Petroleum Science and Engineering, 36, 159– 168.
- Kamel, M. H. and Mabrouk, W. M. (2003), *Estimation of Shale Volume Using a Combination of the Three Porosity Logs*, Journal of Petroleum Science and Engineering, 40, 145–157.
- Kitamura, K., Masuda, K., Takahashi, M. and Nishizawa, O. (2006), *The Influence of Pore Fluids on Seismic Wave Velocities Under High Temperature and High Pressure Conditions: Development of a New Technique with Gas Apparatus at AIST, Japan*, Earth Planets Space, 58, 1515–1518.
- Li, Y., Feng, J. and Jiao, M. (2007), *Prestack Seismic Data Analysis with 3D Visualization – A Case Study*, CSPG, CSEG Convention.
- Lia, Q., Licheng, J. and Yingjuan, H. (2007), *Adaptive Simplification of Solution for Support Vector Machine*, Pattern Recognition, 40, 972 – 980.
- Liu, H., Yao, X., Zhang, R., Liu, M., Hu, Z. and Fan, B. (2006), *The Accurate QSPR Models to Predict the Bioconcentration Factors of Nonionic Organic Compounds Based on the Heuristic Method and Support Vector Machine*, Chemosphere 63, 722–733.

- Lucia, F. J. (2007), *Carbonate Reservoir Characterization, An Integrated Approach*, Second Edition, Springer, 336 p.
- Markowetz, F. (2004), *Classification by Nearest Shrunken Centroids and Support Vector Machines*, Max Planck Institute for Molecular Genetics, Dept. Computational Molecular Biology, Computational Diagnostics Group, Berlin.
- Martinez-Ramon, M. (2006), *Support Vector Machines for Antenna Array Processing and Electromagnetic*, Universidad Carlos III de Madrid, Spain, Morgan & Claypool, USA.
- MATLAB (2010), *The Language Of Technical Computing*, The MathWorks, Inc.
- Mavko, G., Mukerji, T. and Dvorkin, J. (1998), *The Rock Physics Handbook*, Cambridge University Press, 329 p.
- Mavko, G., Mukerji, T. and Dvorkin, J. (2009), *The Rock Physics Handbook*, Cambridge University Press, 511 p.
- Michalewicz, Z. (1992), *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*, Springer, 387 p.
- Mohammadnejad, M., Gholami, R. and Ataei, M. (2012), *Comparison of intelligence science techniques and empirical methods for prediction of blasting vibrations*, Tunneling and Underground Space Technology, 28, 238-244.
- Mu, Y. G. and Cao, S. Y. (2004), *Seismic Physical Modeling and Sandstone Reservoir Detection Using Absorption Coefficients of Seismic Reflections*, Journal of Petroleum Science and Engineering, 41, 159–167.
- Murphy, W. F., Schwartz, L. M. and Hornby, B. (1991), *Interpretation Physics of V_P and V_S in Sedimentary Rocks*, Transactions SPWLA 32nd Annual Logging Symposium, 1-24.
- Navvab Kashani, M. and Shahhosseini, S. (2010), *A Methodology for Modeling Batch Reactors Using Generalized Dynamic Neural Networks*, Chemical Engineering Journal 159, 195–202.
- Nichols, G., Williams, E. and Paola, C. (2007), *Sedimentary Processes, Environments and Basins*, International Association of Sedimentologists, Blackwell Publishing, 636 p.
- Obeida, T. A., Al-Mehairi, Y. S. and Suryanarayana, K. (2005), *Calculations of Fluid Saturations from Log-Derived J-Functions in Giant Complex Middle-East Carbonate Reservoir*, E-Journal of Petrophysics, 1, 1.
- Oh, S. K., Pedrycz, W. and Park, H. S. (2003), *Hybrid Identification in Fuzzy-Neural Networks*, Fuzzy Sets Syst, 138, 399–426.

- Pan, R. and Ma, X. (1997), *An Approach to Reserve Estimation Enhanced with 3-D Seismic Data*, *Nonrenewable Resources*, 6, 4, 251-255.
- Pandya, A. S. and Macy, R. B. (1996), *Pattern recognition with Neural networks in C++*, CRC press, Inc., Boca Raton, Fla., 410p.
- Patnode, H. W. and Wyllie, M. R. J. (1950), *The Presence of Conductive Solids in Reservoir Rock as a Factor in Electric Log Interpretation*, *Pet Trans, AIME*, 189, 47-52.
- Poupon, A. and Leveaux, J. (1971), *Evaluation of Water Saturations in Shaly Formations*, SPWLA 12th Annual Logging Symposium, paper O.
- Principe, J. C., Euliano, N. R. and Lefebvre, W. C. (1999), *Neural and Adaptive Systems: Fundamentals Through Simulations*. John Wiley & sons, New York, 656p.
- Quang-Anh, T., Xing, L. and Haixin, D. (2005), *Efficient Performance Estimate for One-Class Support Vector Machine*, *Pattern Recognition Letters* 26, 1174-1182.
- Raiga-Clemenceau, J., Martine, J. P. and Nicoletis, S. (1988), *The Concept of Acoustic Formation Factor for More Accurate Porosity Determination from Sonic Transit Time Data*, *The Log Analyst*, SPWLA, Annual Logging Symposium.
- Sanchez, D. V. (2003), *Advanced Support Vector Machines and Kernel Methods*, *Neurocomputing*, 55, 5 - 20.
- Saxena, A. and Saad, A. (2006), *Evolving an Artificial Neural Network Classifier for Condition Monitoring of Rotating Mechanical Systems*, *Applied Soft Computing*, 7, 1, 441-454.
- Scholkopf, B., Smola, A. J. and Muller, K. R. (1998), *Nonlinear Component Analysis As a Kernel Eigenvalues Problem*, *Neural Computer*, 10, 1299-1319.
- Stefano, M. and Giuseppe, J. (2006), *Terminated Ramp-Support Vector Machines: A Nonparametric Data Dependent Kernel*, *Neural Networks*, 19, 1597-1611.
- Stoll, R. D. (1977), *Acoustic Wave in Ocean Sediments*, *Geophysics*, 42, 715-725.
- Theodoridis, S. and Kourtombas, K. (2010), *An Introduction of Pattern Recognition*, Academic Press, 219 p.
- Tucker, M. E. (2003), *Sedimentary Rocks in the Field*, Third Edition, John Wiley & Sons Ltd., 288 p.
- Van der Heijden, F., Duin, R. P. W., De Ridder, D. and Tax, D. M. J. (2004), *Classification, parameter Estimation and State Estimation*, John Wiley & Sons Ltd., 423 p.

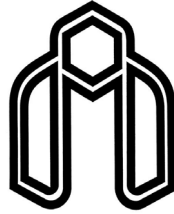
- Van Golf-Racht, T. D. (1982), *Fundamentals of fractured Reservoir Engineering*, Elsevier, 710 p.
- Van Riel, P. (2000), *The Past, Present, and Future of Quantitative Reservoir Characterization*, The Leading Edge, 19, 8, 878-881.
- Varela, O., J. (2003), *Stochastic Inversion of Pre-stack Seismic Data to Improve Forecasts of Reservoir Production*, Ph.D. Thesis, The University of Texas at Austin.
- Wang, W. J., Xu, Z. B., Lu, W. Z. and Zhang, X. Y. (2003), *Determination of the Spread Parameter in the Gaussian Kernel for Classification and Regression*, Neurocomputing, 55, 643–663.
- Wang, L. (2005), *Support Vector Machines: Theory and Applications*, Springer, 431 p.
- Waxman, M. H. and Smits, L. J. M. (1968), *Electrical Conductivities in Oil-Bearing Shaly Sands*, SPE, 1863.
- Waxman, M. H. and Thomas, E. C. (1972), *Electrical Conductivity in Shaly Sands, I. The Relation Between Hydrocarbon Saturation and Resistivity Index, II. The Temperature Coefficient of Electrical Conductivity*, Journal of Petroleum Technology, 213–225.
- Winsauer, W. O. and McCardell, W. M. (1953), *Ionic Double-Layer Conductivity in Reservoir Rock*, Pet Trans, AIME, 198, 129–134.
- Witten, I. H. and Frank, E. (2005), *Data Mining – Practical Machine Learning Tools and Techniques*, Elsevier, 371 p.
- Worthington, P. F. (1985), *The Evolution of Shaly-Sand Concepts in Reservoir Evaluation*, The Log Analyst, SPWLA, 26, 23–40.
- Wyllie, M. R. J. and Southwick, P. F. (1954), *An Experimental Investigation of the S.P. and Resistivity Phenomena in Dirty Sands*, Pet Trans, AIME, 201, 43–56.
- Yu Hen, H. and Jenq-Neng, H. (2002), *Handbook of Neural Network Signal Processing*, CRC PRESS, 408 p.
- Zhou, Y. J., Tao, J. Q., Guo, Y. B., Zhang, X. H. and Qiang, M. (2009), *Rock Physics Based Prestack Seismic Reservoir Characterization - Application to Thin Bed*, 71th EAGE Conference & Exhibition – Amsterdam, The Netherlands.

Abstract

One of the most important tasks in quantitative reservoir characterization is water saturation prediction. Water saturation is a parameter which helps evaluating the volume of hydrocarbon in reservoirs. To determine this parameter, many approaches such as cores and logs analysis were introduced thorough last decade. Treating the problem of dependency on core analysis in previous works, other scientists proposed using seismic data and arrived at improved models of water saturation estimation. This thesis aims at improving the methods of determination of water saturation in carbonate hydrocarbon reservoirs. One of the Iranian carbonate reservoirs in the south-western part of Iran was used for developing and testing our procedures. Monitoring of velocity values from sonic logs has exhibited inversion in this reservoir. We attribute this inversion to the change in pore sizes. To obtain real values of dry rock bulk modulus as an indicator of pore sizes, assuming an identifiable model, we devised a genetic algorithm to optimize the Gassmann velocity equation. Consequently, a proposal for modification of the Gassmann velocity equation is presented by introducing a new coefficient representing the effects of pore sizes.

In the next step, 81 different synthetic models of porosity and pore size were constructed using modified Gassmann velocity equation and Seismic Unix forward modeling package. Extracting 43 attributes and performing sensitivity analysis on these attributes showed that the best attributes correlate with the values of porosity and pore size are Envelope Weighted Phase and Frequency for porosity and Instantaneous Amplitude and Asymmetry for pore size, respectively. Two modeling methods of reservoir parameter were used to determine the unknown nonlinear relationships between proper attributes and the values of porosity and pore size. A network of artificial neurons and a machine of support vectors were trained using the outputs of synthetic models that were assigned for training of these two machines. Finally, both of the abovementioned machines were used to relate the values of porosity, pore size and P-wave velocity with the values of water saturation. Considering the RMS error values of 0.04, 0.09 and 0.06 for each prediction, the proposed SVM method is able to predict the values of porosity, pore size and water saturation precisely.

Keywords: Water Saturation, Gassmann Rock Physics Theory, Genetic Algorithm, Seismic Attribute, Artificial Neural Network, Support Vector Machine



Shahrood University of Technology
Faculty of Mining, Petroleum and Geophysics Engineering

**AN APPROACH FOR ESTIMATION OF
HYDROCARBON SATURATION IN CARBONATE
RESERVOIRS USING SEISMIC ATTRIBUTES
AND WELL DATA**

Andisheh Alimoradi

Supervisor:

Professor Ali Moradzadeh

Advisor:

Dr. Mohammad Reza Bakhtiari

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the

DEGREE OF DOCTOR OF PHILOSOPHY

March 2012