

برآورد و مدل سازی مقدار کل کربن آلی به وسیله ترکیب روش های شبکه عصبی و زمین آماری در یکی از میادین ایران

ابراهیم سفیداری^۱، علی دشتی*^۲، سید محمد زمانزاده^۳، محمد حسن توکل^۴، سپیده یاسمی^۵

۱- دانشجوی دکترای زمین شناسی، دانشکده زمین شناسی، دانشگاه تهران

۲- کارشناسی ارشد زمین شناسی، دانشکده زمین شناسی، دانشگاه تهران

۳- استادیار، دانشکده جغرافیا، دانشگاه تهران

۴- دانشجوی دکترای گروه زمین شناسی، جهاد دانشگاهی واحد شهید بهشتی

۵- کارشناسی ارشد زمین شناسی، گروه زمین شناسی، جهاد دانشگاهی واحد شهید بهشتی

پذیرش مقاله: ۱۳۹۶/۵/۲۸

تأیید نهایی مقاله: ۱۳۹۷/۳/۱۱

چکیده

مقدار کل کربن آلی یکی از پارامترهای مهم در ارزیابی ژئوشیمیایی سنگ های منشا و مدل سازی سیستم های نفتی در یک حوضه رسوبی است. در این مطالعه از یک روش سه مرحله ای برای بدست آوردن این پارامتر از داده های لاگ و مدل سازی آن استفاده شده است. در مرحله اول با استفاده از پیرولیز راک-ایول مقدار کل کربن آلی مربوط به تعداد محدودی از نمونه های مغزه و خرده حفاری بدست آمده است. در مرحله دوم شبکه های عصبی هوشمند با الگوریتم پس انتشار خطا برای پیش بینی این پارامتر از نمودارهای چاهنگاری در محدوده هر چاه مورد استفاده قرار گرفتند. ضرایب تعیین بین داده های محاسبه شده و داده های مطلوب توسط مدل بهینه در مراحل آموزش، اعتبارسنجی و تست به ترتیب برابر با ۹۰٪، ۸۸٪ و ۹۱٪ بوده که نشان از کارآمدی و دقت بالای این روش در برآورد میزان کل ماده آلی دارد. در مرحله سوم به منظور بررسی چگونگی توزیع جانبی و قائم مقدار کل کربن آلی، از علم زمین آمار و مدل سازی استفاده شده است. روش مورد نظر همراه با مثال موردی از بزرگترین مخزن گازی غیر همراه جهان، میدان گازی پارس جنوبی در حوضه خلیج فارس ارائه گردیده است.

واژه های کلیدی: پیرولیز، زمین آمار، شبکه عصبی، مقدار کل کربن آلی.

مقدمه

نگارهای چاه‌پیمایی و مقدار کربن آلی حاصل از پیرولیز مواد آلی اقدام به برآورد این پارامتر می‌نماید (سفیداری و همکاران، ۲۰۱۲؛ کدخدائی و همکاران، ۲۰۰۹؛ کمالی و میرشادی، ۲۰۰۴؛ اشموکر، ۱۹۸۱). از آنجایی که نمودارهای چاه-نگاری کامل‌ترین اطلاعات زیر سطحی از لحاظ پیوستگی عمودی هستند، ایجاد ارتباط منطقی بین میزان کل کربن آلی و این نگارها از اهمیت بالایی برخوردار است چرا که با انجام این کار اطلاعات دقیق و کاملی از میزان کل مواد آلی از تمامی سازند در محدوده چاه فراهم گردیده و از طرف دیگر باعث کاهش هزینه‌ها و جلوگیری از اتلاف وقت می‌گردد. از طرف دیگر تهیه مدلی سه بعدی از چگونگی توزیع میزان کل کربن آلی سازند جامع‌ترین اطلاعاتی است که می‌توان از سازندهای موجود در یک حوضه رسوبی ارائه داد. با داشتن مدل جامع و دقیقی از میزان مواد آلی سنگ منشاءهای موجود در یک حوضه رسوبی و لحاظ پارامترهای دیگر یعنی کیفیت مواد آلی و میزان بلوغ، زمان تشکیل سنگ مخزن، پوش سنگ و مهاجرت می‌توان اطلاعات کاملی از حجم هیدروکربوری موجود در حوضه و همچنین احتمال مخزنی سازندهای موجود در حوضه را فراهم کرد. برای این منظور در این مقاله سعی می‌شود تا با برقرار کردن ارتباط بین میزان TOC حاصل از آنالیز پیرولیز مواد آلی به وسیله دستگاه راک-ایول و نمودارهای چاه‌نگاری و پیش‌بینی مقدار ماده آلی سازند، داده‌های لازم برای مدل‌سازی سه بعدی این پارامتر را در سازندهای کنگان و دالان فراهم کرد.

مواد و روش‌ها

داده‌های لازم در این مطالعه داده‌های مقدار کل کربن آلی حاصل از آنالیز راک-ایول از چهار چاه اکتشافی و نگارهای چاه‌پیمایی از ۸ حلقه چاه

اولین و مهم‌ترین پارامتر در ارزیابی ژئوشیمیایی سنگ منشاها مقدار کل ماده آلی است که معمولاً تحت عنوان کربن آلی کل^۱ بیان می‌شود. بازدهی کلی تبدیل کربن آلی موجود در سنگ منشاء به کربن موجود در تجمعات اقتصادی هیدروکربنی، پایین بوده و به‌طور کلی کمتر از ۱۵٪ وزنی است که از این میزان در حدود ۵٪ هیدروکربن تولیدی قادر به ترک سنگ منشاء می‌باشد. با توجه به اینکه بازدهی کلی سیستم پائین است، بنابراین تشخیص مقدار دقیق کمینه TOC مشاهده شده در سنگ‌های با ترکیب مختلف که ممکن است هیدروکربن را تولید و خارج نمایند دارای اهمیت فراوانی است (هانت، ۱۹۹۶). تاکنون برای به دست آوردن مقدار ماده آلی روش‌های گوناگونی به کار گرفته شده است که از آن میان می‌توان به سوزاندن ماده آلی و اندازه‌گیری کربن باقی مانده اشاره کرد. این روش علاوه بر وقت‌گیر بودن دقت کافی نیز ندارد، چرا که میزان بازیابی کربن بین ۶۳٪ تا ۸۷٪ است (آلیسون، ۱۹۶۰). بعدها این روش به صورت بهینه در دستگاه لیکو^۲ انجام گرفت که دارای بازیابی کامل کربن و دقت بالایی می‌باشد. امروزه روش پیرولیز جایگزین روش سوزاندن شده است (پترز، ۱۹۸۶). پیرولیز فرآیند زایش هیدروکربن از مواد آلی را شبیه‌سازی می‌کند. نسل‌های مختلف دستگاه راک-ایول^۳ از روش پیرولیز استفاده می‌کنند که جدیدترین نوع آن دستگاه راک-ایول ۶ می‌باشد. از آنجایی که آنالیز ژئوشیمیایی نمونه‌ها هزینه زیادی دارد بنابراین در سال‌های اخیر مطالعات زیادی برای پیش‌بینی مقدار کل کربن آلی با استفاده از روش‌های غیر مستقیم و کاهش هزینه‌های بالای مطالعات آزمایشگاهی انجام گرفته است. یکی از این روش‌ها استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد که با ایجاد ارتباط بین

نتایج

مقدار کل کربن آلی

همان گونه که پیش تر عنوان شد تعداد ۹۲ نمونه سنگ از مغزه و خرده‌های حفاری از چهار حلقه چاه اکتشافی برای انجام آزمایش پیرولیز راک-ایول فراهم گردید. در روش راک-ایول، پتانسیل تولید هیدروکربور در سنگ‌های رسوبی به کمک پیرولیز نمونه‌ها در شرایط محیط خنثی و با افزایش دما با یک برنامه حرارتی صورت گرفت. در این دستگاه از یک برنامه دمایی پیش‌رونده که به مقدار کمی از سنگ (۷۵-۵۰ میلی‌گرم)، در حضور گاز خنثی (هلیوم یا نیتروژن) دما می‌دهد، به منظور تعیین مقدار هیدروکربن‌های آزاد موجود در نمونه (پیک S_1) و هیدروکربن‌هایی که به صورت بالقوه می‌توانند بعد از پختگی کامل ماده آلی تولید شوند (پیک S_2)، استفاده شد (این دو پارامتر با واحد mg HC/g of rock اندازه‌گیری می‌شوند). پارامتر T_{\max} که به عنوان یک پارامتر استاندارد برای محاسبه بلوغ حرارتی محسوب می‌شود، با استفاده از این دستگاه تعیین گردید. به علاوه درصد کل مقدار ماده آلی موجود در سنگ (TOC) تعیین گردید. جدول ۱ خروجی آنالیزهای حاصل از پیرولیز مواد آلی را در ۴ حلقه چاه اکتشافی میدان را نشان می‌دهد. با توجه به نتایج آنالیزی که ارائه شد دو سازند مورد بررسی خصوصیات ژئوشیمیایی مشابهی دارند براساس پلات‌های استاندارد کروژن نمونه‌ها در محدوده کروژن نوع III قرار داشته و در محدوده پنجره نفت زایی قرار دارند. در شکل ۱ یک برآورد کلی از وضعیت آماری پارامترهای TOC و T_{\max} ارائه شده است. طبق این شکل مقادیر TOC بین ۰ تا ۰/۸٪ متغیر بوده و عمدتاً در محدوده ۰/۲۳٪ متمرکز می‌باشد. مقادیر T_{\max} نیز از ۴۲۰ تا ۴۹۰ درجه سانتی‌گراد متغیر بوده و عمدتاً در محدوده ۴۳۰ تا ۴۵۰ درجه سانتی‌گراد می‌باشد. بنابراین در

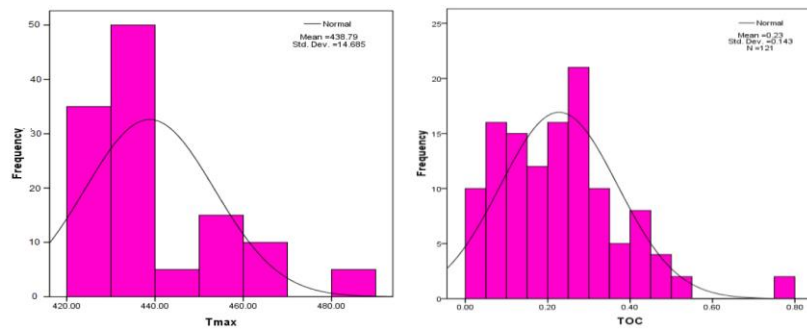
اکتشافی و تولیدی از میدان گازی پارس جنوبی هستند. برای انجام پیرولیز از سازند (سازندهای کنگان و دالان در این مطالعه) ۹۲ نمونه تهیه گردید. این نمونه‌ها از مغزه و خرده‌های حفاری فراهم شدند. پس از آماده کردن نمونه‌ها انجام آنالیز به وسیله دستگاه راک-ایول ۶ و با روشی استاندارد انجام گردید. از طرف دیگر نمودارهای چاه‌نگاری در زون‌های شسته شده و ریزش کرده حذف گردید. نگارهایی که بیشترین ارتباط را با مقدار کل کربن آلی داشتند از قبیل اشعه گامای سازند (GR)، مقاومت عمیق (LLD)، نگارهای تخلخل (سرعت صوت (DT)، نگار چگالی (RHOB) و نوترون (NPHI)) انتخاب گردیدند. از آنجایی که نگارهای مورد استفاده فقط در ۳ حلقه چاه میدان به صورت کامل موجود بودند و در بقیه چاه‌هایی که بعضی از نگارها موجود نبودند، از روش هوشمند برای بازسازی داده‌های این ۸ حلقه چاه گردید. جدول ۱ خروجی مقدار کل کربن آلی آنالیزهای حاصل از پیرولیز مواد آلی را در ۴ حلقه چاه اکتشافی میدان را نشان می‌دهد. این مطالعه شامل سه مرحله اصلی است. مرحله اول آنالیز ژئوشیمیایی نمونه‌ها توسط دستگاه راک-ایول برای اندازه‌گیری مقدار کل کربن آلی سازند می‌باشد. مرحله دوم ارتباط مقدار کل کربن آلی سازند بدست آمده از مرحله اول با نمودارهای چاه‌نگاری با استفاده از سیستم‌های هوشمند و برآورد آن در تمام چاه‌ها به صورت پیوسته است. مرحله سوم استفاده از علم زمین آمار برای مدل‌سازی مقدار کل کربن آلی سازند به صورت مدل سه بعدی در میدان است. هر یک از این مراحل به صورت مفصل در ادامه بحث گردیده است.

همان‌طور می‌دانیم در مرز-پرمو تریاس سطح آب دریاها در پایین‌ترین حد خود در مقیاس جهانی قرار می‌گیرد (رحیم پور بناب و همکاران، ۲۰۰۹؛ پیریایی و همکاران، ۲۰۱۰). از آنجایی که پایین آمدن سطح آب دریا باعث کاهش زون احیا و ایجاد شرایط اکسیدان می‌شود، حفظ مواد آلی کاهش می‌یابد. این شرایط در مرز پرمو-تریاس منطقه مورد مطالعه هم قابل انطباق با مقیاس جهانی بوده و می‌تواند تقویت کننده این نظریه باشد که مرز پرمو-تریاس یک مرز سکانسی^۴ باشد (رحیم پور بناب و همکاران، ۲۰۰۹).

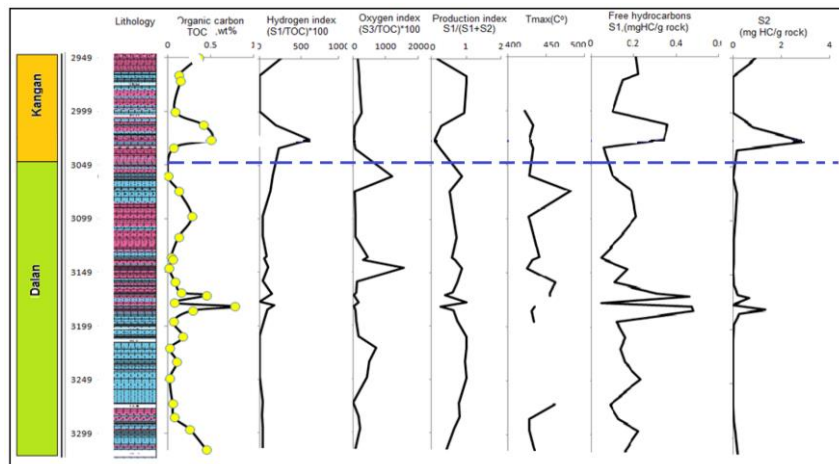
یک نگاه کلی می‌توان گفت که با بازه‌هایی فقیر از ماده آلی و در عین حال بالغ روبرو هستیم. در شکل ۲ نگارهای ژئوشیمیایی حاصل از خروجی آنالیز راک-ایول را برای یکی از چاه‌های مورد مطالعه در مقابل عمق و لیتولوژی سازند را نشان می‌دهد. یکی از ویژگی‌های کربنات‌ها بر روی نگارهای ژئوشیمیایی قابل مشاهده است، وجود اندیس اکسیژن بالا (OI) و میزان کل کربن آلی پایین می‌باشد که این وضعیت هم بر روی شکل ۲ در مورد سازندهای کنگان و دالان قابل مشاهده است در واقع افزایش OI با کاهش میزان TOC در سازند های کربناته و سازند مورد مطالعه همراه می‌باشد.

جدول ۱: مقدار کل کربن آلی بدست آمده با استفاده از پیرولیز راک-ایول در چهار حلقه چاه اکتشافی

چاه A		چاه B		چاه C		چاه D	
عمق	سازند	عمق	سازند	عمق	سازند	عمق	سازند
(متر)	میزان کل کربن آلی	(متر)	میزان کل کربن آلی	(متر)	میزان کل کربن آلی	(متر)	میزان کل کربن آلی
۲۹۴۹/۳	کنگان	۲۵۸۴/۰۲	کنگان	۲۶۰۹/۹۷	کنگان	۲۶۰۴/۹	کنگان
۲۹۶۵/۴	کنگان	۲۶۰۳/۹۸	کنگان	۲۶۱۸/۰۴	کنگان	۲۶۱۵/۰۳	کنگان
۲۹۷۰/۶	کنگان	۲۶۲۴/۰۲	کنگان	۲۶۴۱/۹۷	کنگان	۲۶۴۲/۰۱	کنگان
۲۹۹۹/۴	کنگان	۲۶۴۳/۹۹	کنگان	۲۶۷۰	کنگان	۲۶۶۲/۰۴	کنگان
۳۰۱۲	کنگان	۲۶۶۴/۰۳	کنگان	۲۶۸۶	کنگان	۲۷۰۵/۰۲	کنگان
۳۰۲۵/۵	کنگان	۲۶۸۳/۹۹	کنگان	۲۷۱۰	کنگان	۲۷۲۳/۰۱	کنگان
۳۰۳۳/۴	کنگان	۲۷۱۶	کنگان	۲۷۴۲	کنگان	۲۸۱۹/۰۲	دالان
۳۰۵۹	کنگان	۲۷۴۶/۰۲	دالان	۲۷۵۸	کنگان	۲۸۳۷	دالان
۳۰۷۳/۳	کنگان	۲۷۷۵/۹۷	دالان	۲۷۸۱/۹۹	کنگان	۲۸۵۴/۹۹	دالان
۳۰۹۷	دالان	۲۷۸۶/۰۲	دالان	۲۷۸۹/۹۹	دالان	۲۸۷۶/۰۲	دالان
۳۱۱۶	دالان	۲۸۳۶/۰۱	دالان	۲۸۰۵/۹۹	دالان	۲۸۹۴/۹۹	دالان
۳۱۴۴/۸	دالان	۲۸۶۸/۰۱	دالان	۲۸۲۹/۹۹	دالان	۲۹۱۱/۹۸	دالان
۳۱۳۷/۱	دالان	۲۸۹۵/۹۸	دالان	۲۸۵۸/۰۳	دالان	۲۹۳۳/۰۱	دالان
۳۱۴۵	دالان	۲۹۲۶	دالان	۲۸۸۲/۰۳	دالان	۲۹۳۳/۰۱	دالان
۳۱۵۷/۸	دالان	۲۹۲۶	دالان	۲۹۰۶/۰۲	دالان	۲۹۵۳/۹۷	دالان
۳۱۶۵/۵	دالان	۲۹۵۶/۰۳	دالان	۲۹۰۶/۰۲	دالان	۲۹۷۲/۰۳	دالان
۳۱۶۷/۵	دالان	۲۹۸۵/۹۷	دالان	۲۹۳۰/۰۲	دالان	۲۹۹۰/۰۱	دالان
۳۱۷۰/۲	دالان	۳۱۳۶/۰۱	دالان	۲۹۵۴/۰۲	دالان	۳۰۰۵/۰۲	دالان
۳۱۷۷/۱	دالان	۳۱۶۶/۰۲	دالان	۲۹۷۸/۰۲	دالان	۳۰۵۰/۰۲	دالان
۳۱۸۰/۷	دالان	۳۳۱۵/۹۹	دالان	۳۰۰۲/۰۲	دالان	۳۰۳۳/۰۱	دالان
۳۱۸۴/۴	دالان	۳۳۴۶/۰۲	دالان	۳۰۲۶/۰۲	دالان	۳۰۴۴/۰۴	دالان
۳۱۹۴/۵	دالان	۳۳۷۵/۹۶	دالان		دالان		
۳۲۰۸/۸	دالان	۳۴۰۵/۹۹	دالان				
۳۲۱۹/۵	دالان						
۳۲۳۲/۴	دالان						
۳۲۴۷/۵	دالان						
۳۲۷۱	دالان						
۳۲۸۴	دالان						
۳۲۹۵	دالان						
۳۳۱۴	دالان						



شکل ۱: توزیع داده‌های مقدار کل کربن آلی و Tmax برای سازندهای کنگان و دالان را نشان می‌دهد.



شکل ۲: نگارهای ژئوشیمیایی حاصل از داده‌های راک-ایول در یکی از چاه‌های مورد مطالعه.

مورد نیاز برای حل مسئله‌ای خاص در سال‌های اخیر انواع مختلفی از شبکه‌های عصبی طراحی شده‌اند. از طرفی هر یک از این شبکه‌ها دارای الگوریتم‌های آموزشی متعددی برای یادگیری هستند. بنابراین بسته به نوع مسئله باید ترکیبی از نوع شبکه و الگوریتم یادگیری متناسب با موضوع انتخاب شود. در این مطالعه از شبکه عصبی پرسپترون با الگوریتم آموزشی پس انتشار خطا^۶ استفاده گردیده است.

شبکه عصبی پس انتشار خطا: شبکه‌های پس-انتشارخطا از نوع شبکه‌های نظارتی هستند (القحطانی، ۲۰۰۰). فرآیند یادگیری آن بدین صورت است که داده‌های ورودی در طول شبکه به جلو رانده می‌شوند تا به لایه خروجی رسیده و داده خروجی محاسبه شود. سپس اختلاف بین خروجی

برآورد مقدار کل کربن آلی در محدوده چاه: در این قسمت سعی شده تا مقدار کل کربن آلی سازند در محدوده چاه‌ها برآورد گردد. برای این منظور از شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی^۵ به‌عنوان یک الگوریتم ریاضی (راسل و همکاران، ۲۰۰۳) با عملکردی مشابه مغز انسان (اندرسون، ۱۹۹۶) ساخته شده از قطعات الکترونیکی یا شبیه‌سازی شده به وسیله نرم‌افزار، یک سیستم پویا و غیرخطی هستند که از تعداد زیادی واحد پردازش (نرون‌ها) و اتصالات بین این واحدهای پردازش تشکیل شده‌اند (چن و سیدنی، ۱۹۹۷). این سیستم برای حل مسائلی به کار می‌رود که رابطه علت و معلولی خاصی برای آنها یا وجود نداشته یا خیلی پیچیده می‌باشد (چی و همکاران، ۱۹۸۴). براساس ساختار و نوع شبکه

کرد. در این مطالعه از روش ضریب تعیین بین نگارهای چاه‌پیمایی و مقدار کل کربن آلی استفاده شد و نگارهایی که بیشترین همبستگی را با مقدار کل کربن آلی را در میدان مطالعه داشتند انتخاب گردید که شکل ۳ ضریب تعیین بین نگارهای ورودی انتخاب شده در این مطالعه و مقدار کل کربن آلی را نشان می‌دهد. همان‌طور که از این شکل دیده می‌شود نگارهای نوترون، چگالی، صوتی، گاما، فتوالکتریک و مقاومت عمیق به‌عنوان ورودی شبکه انتخاب گردیدند. میزان ضریب تعیین هر نمودار با پارامتر مدنظر یعنی مقدار کل کربن آلی نیز در شکل ۳ نشان داده شده است. همان‌طور که گفته شد این نگارها بیشترین میزان ضریب تعیین را نسبت به سایرین داشته‌اند. در محیط نرم‌افزار متلب نسخه R2011a شبکه‌ای سه لایه‌ای از نوع پس انتشارخطا با الگوریتم لورنبرگ-مارکواریت (LM) طراحی گردید. در مرحله بعد داده‌ها (ورودی و خروجی) را به سه دسته آموزشی^۹، اعتبارسنجی^{۱۰} و تست^{۱۱} تقسیم کرده و وارد شبکه گردید. برای طراحی شبکه با بهترین الگوریتم‌های تمرین‌دهی نیاز به مجموعه‌ای از پارامترهای بهینه بود که برای هر کدام شامل شماره لایه‌های پنهان، شماره نورون در لایه‌های پنهان، تعداد تکرارهای تمرین دهی و توابع انتقال است. این پارامترها توسط آزمون و خطا تعیین شدند. تابع انتقال لایه اول به دوم از نوع تابع زیگموئیدی تانژانت هیپربولیک^{۱۲} و از لایه دوم به سوم از نوع تابع خطی^{۱۳} و تابع خطا نیز از نوع تابع MSE در نظر گرفته شد. با توجه به این که هدف تخمین مقدار کل کربن آلی سازند از نگارهای چاه-پیمایی می‌باشد، نگارهای ذکر شده در شکل ۳ به-عنوان ماتریس ورودی و مقدار کل کربن آلی به-عنوان خروجی مطلوب شبکه در نظر گرفته شد. برای بدست آوردن مدل بهینه، شبکه‌ای با شماره‌ی مختلفی از نورون‌ها در لایه پنهان به همراه ترکیبی

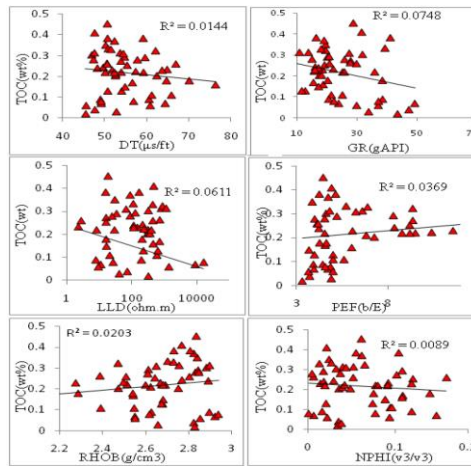
محاسبه شده و خروجی مطلوب از مجموعه داده-های آموزشی محاسبه می‌شود. میزان این اختلاف در واقع میزان خطای شبکه است که باید تا حد امکان کاهش یابد. برای این منظور خطای داده‌ها در طول شبکه و لایه به لایه به سمت عقب انتشار می‌یابد و ضرایب وزنی طوری تنظیم می‌شوند که خطا کاهش یابد. بعد از تصحیح وزن‌ها، داده‌ها دوباره در طول شبکه به جلو رانده می‌شوند و مراحل قبلی تکرار می‌شوند. به هر بار تکرار این مراحل یک چرخه یا حلقه^۷ گفته می‌شود. آموزش زمانی متوقف می‌شود که خروجی محاسبه شده بهترین تقریب را با خروجی مطلوب داشته باشد (بات و هل، ۱۹۹۹) و یا بیشینه تعداد حلقه‌های تعریف شده حاصل شود. محاسبه اختلاف بین خروجی محاسبه شده و خروجی مطلوب از طریق الگوریتم‌ها و توابع خاصی انجام می‌گیرد که برای این منظور طراحی شده‌اند. یکی از پرکاربردترین این توابع تابع میانگین مجموع مربعات خطاها^۸ می‌باشد. قبل از استفاده از نگارها به‌عنوان ورودی شبکه‌های عصبی باید از تطابق عمقی بین داده‌های مغزه و خرده‌های حفاری با نگارهای چاه‌پیمایی اطمینان حاصل کرد. از آنجایی که نمونه گیری‌های آماده شده از سازندها در این مطالعه از مغزه گرفته شده بود بنابراین از نگار تخلخل و تخلخل مغزه، نگار گاما و گامای مغزه استفاده شد. امروزه نگارهای مختلفی در طی نگارگیری از دیواره چاه گرفته می‌شود. بنابراین این سوال پیش می‌آید که از چه نگارهایی برای برآورد مقدار کل کربن آلی باید استفاده کرد. روش‌های مختلفی وجود دارد که می‌توان از میان نگارهای مختلف بسته به هدف یعنی پارامتر خروجی (در این مطالعه مقدار کل کربن آلی مناسب ترین آنها را انتخاب کرد. که از آن جمله می‌توان روش‌های هوشمند ژنتیک الگوریتم، و روش‌های آماری مبتنی بر ضریب تعیین نگار ورودی و پارامتر خروجی اشاره

تست موفق عمل کرده است و نتایج قابل قبولی ارائه داده است. طبق شکل ۵ داده‌های آزمایشگاهی و مقادیر محاسبه شده تا حد زیادی به هم شباهت داشته و می‌توان دید که شبکه آموزش دیده به خوبی توانسته روندها و تغییرات موجود در داده‌ها حدس بزند. پس از این که از مراحل آموزش، اعتبارسنجی و تست شبکه ساخته شده مطمئن شدیم، از این شبکه برای برآورد میزان کربن آلی در چاه‌های فاقد داده آزمایشگاهی می‌توان استفاده کرد. از این رو مرحله آخر تعمیم شبکه ساخته شده برای تخمین و شبیه‌سازی مقدار کل کربن آلی با استفاده از نگارها در چاه‌های فاقد مقدار کل ماده آلی اندازه‌گیری شده می‌باشد. پس از اعمال شبیه‌سازی برای چاه‌های دارای داده آزمایشگاهی اندازه‌گیری شده و همچنین فاقد داده آزمایشگاهی نتایج کلی به صورت نگارهای پیوسته‌ای از مقدار کل کربن آلی در شکل ۶ برای ۶ حلقه چاه از میدان گازی پارس جنوبی نشان داده شده است.

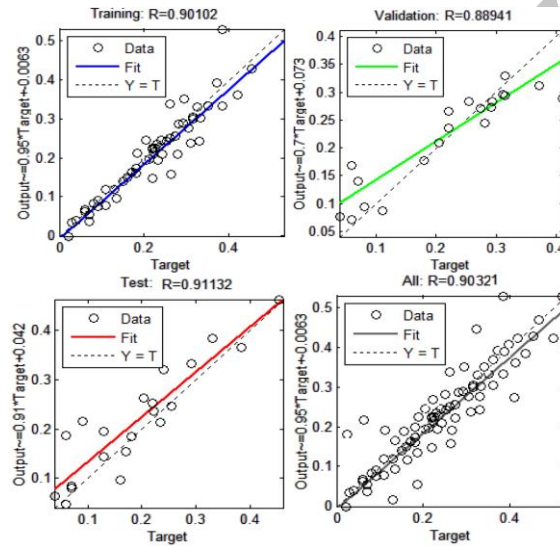
از نگارهای ورودی مختلف، مورد آزمایش قرار گرفتند. سرانجام مدلی با بالاترین سطح کارایی به عنوان مدل بهینه برگزیده گردید. جدول ۲ خصوصیات شبکه‌های مختلف و مدل بهینه را نشان می‌دهد. همان‌طور که در جدول ۲ دیده می‌شود، بهترین مدل استخراجی زمانی فراهم می‌شود که شش نگار گاما، صوتی، مقاومت عمیق، فتوالکتریک، نوترون و چگالی مورد استفاده قرار گیرد. همچنین این مدل بهینه دارای تابع آموزشی لورنبرگ-مارکوارت (LM) و تعداد تکرار ۱۰ می‌باشد. براساس این جدول شبکه در ۱۰ بار تکرار همگرا شده و کمترین میزان مربعات خطای برابر با 0.0032953 را بدست می‌دهد. شکل ۴ میزان همبستگی بین داده‌های محاسبه شده توسط شبکه و ورودی‌های مطلوب، نشان داده شده است همان‌طور که دیده می‌شود ضریب همبستگی آموزش، اعتبارسنجی و تست به ترتیب 0.90102 ، 0.88941 و 0.91132 می‌باشند. همان‌طور که از شکل ۵ دیده می‌شود شبکه در برآورد مقدار کل کربن آلی در چاه‌های

جدول ۲: خصوصیات مدل بهینه انتخاب شده برای پیش‌بینی مقدار کل کربن آلی

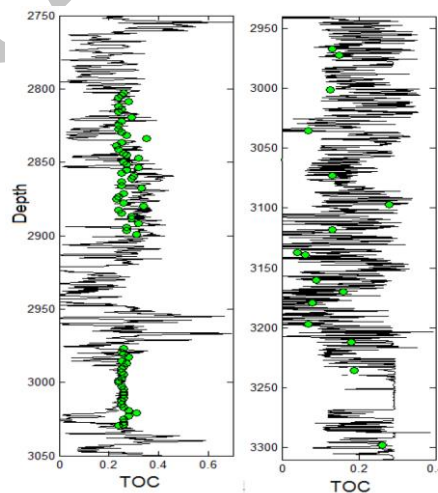
نمودارهای ورودی	تابع آموزش	تکرار	میانگین مربعات خطا (MSE)
گاما	LM	۸	۰/۰۴۱
گاما، صوتی	LM	۶	۰/۰۷۵
گاما، صوتی، مقاومت عمیق	LM	۱۵	۰/۰۳۵
گاما، صوتی، مقاومت عمیق، فتوالکتریک	LM	۹	۰/۰۶۵
گاما، صوتی، مقاومت عمیق، فتوالکتریک، نوترون	LM	۵	۰/۰۰۹۲
گاما، صوتی، مقاومت عمیق، فتوالکتریک، نوترون، چگالی	LM	۱۰	۰/۰۰۳۲
گاما، صوتی، مقاومت عمیق، فتوالکتریک، نوترون، چگالی	LM	۸	۰/۰۰۵۵
گاما، صوتی، مقاومت عمیق، فتوالکتریک، نوترون، چگالی	OOS	۱۲	۰/۰۹۵



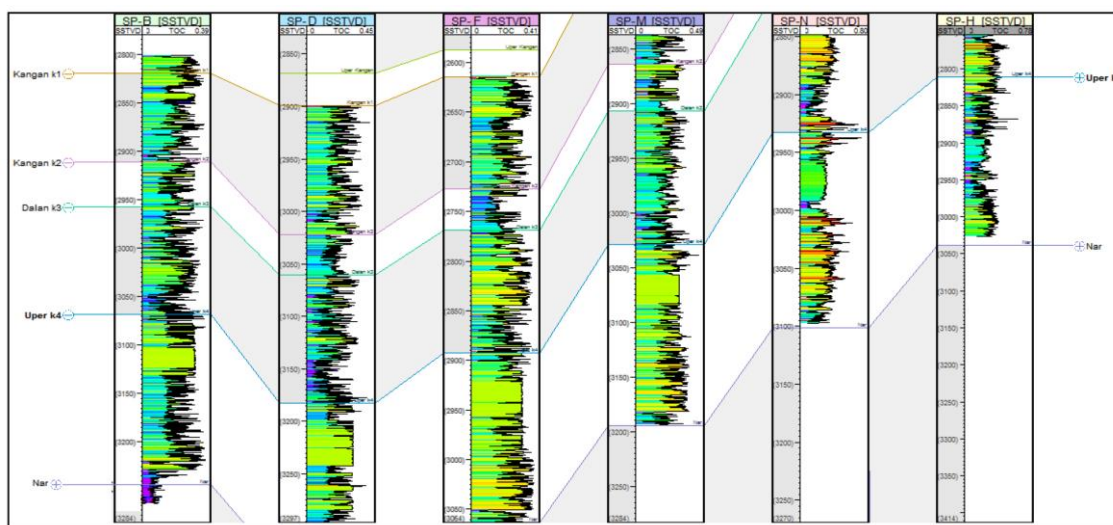
شکل ۳: ضریب تعیین بین لاگ‌های پتروفیزیکی با مقدار کل کربن آلی سازند



شکل ۴: ضریب همبستگی آموزش، اعتبارسنجی و تست برای مدل نهایی انتخاب شده در این مطالعه.



شکل ۵: مقایسه کربن آلی برآورد شده با مقدار اندازه‌گیری شده از شبکه ساخته شده در دو چاه تست، نقاط سبز رنگ داده آزمایشگاهی و خط شکسته داده تخمین زده شده ارائه می‌دهند.



شکل ۶: انطباق مقدار کل کربن آلی در شش چاه از میدان مورد مطالعه. همان طور که دیده می شود مقدار کل کربن آلی از قسمت عمیق (چاه D) به سمت قسمت کم عمق (چاه H) دارای یک روند کاهشی می باشد.

محاسبه یک نقطه مجهول از تکرار فرآیندهای آماری مشابه استفاده می شود و توزیع داده ها هم از نمودارهای توزیع گوسی پیروی می کنند. در این روش مقادیر نقاط مجهول با استفاده از توابع تعیین شده گویای نحوه توزیع مقادیر معلوم و محاسبه شده موجود در مجاور نقطه مجهول محاسبه می شود. الگوریتم به صورت کاملاً تصادفی یک نقطه را انتخاب می کند و سپس کل شبکه را به ترتیب و به شکل متوالی شبیه سازی می کند. مرتبه و نحوه پیشروی الگوریتم در شبیه سازی نقاط مجهول به صورت تئوری مشخص نمی شود و یک روند متوالی تصادفی در کار است (فق و همکاران، ۲۰۱۳؛ کلکار و همکاران، ۲۰۰۲؛ مونجری و همکاران، ۲۰۱۱). برای مدل سازی پارامتر مورد نظر باید مراحل اولیه و ساختاری طی شود که این مراحل شامل تعریف ویژگی های شکل و هندسه مخزن (ساخت مدل ساختمانی و شبکه بندی آن) و آنالیز داده های اولیه شامل میانگین گیری داده ها در شبکه های تعریف شده^{۱۵}، تبدیل و تعریف ساختار فضایی برای داده ها می باشد که در زیر توضیح داده شده است.

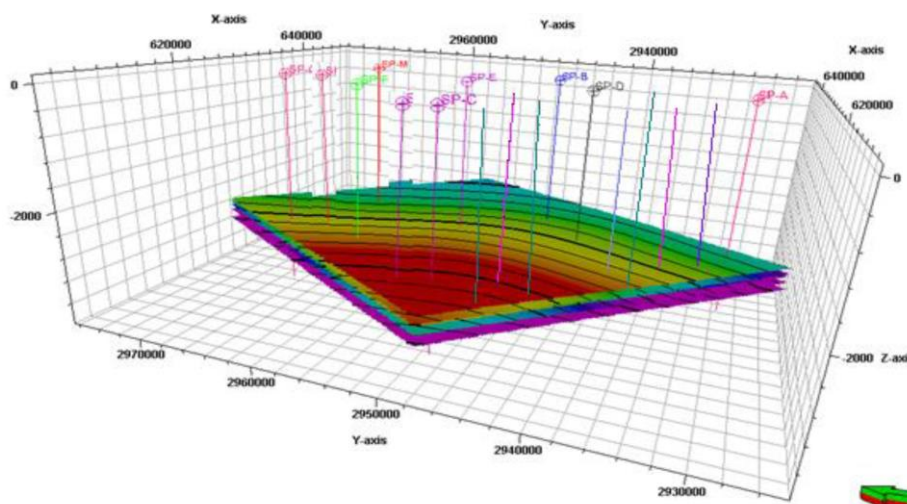
مدل سازی پارامتر مقدار کل کربن آلی در میدان مورد مطالعه: زمین آمار شاخه ای از آمار است که توانایی و کاربرد آن در تعیین رابطه فضایی بین متغیرهاست. در طبیعت با اندازه گیری های متعدد دیده شده که مقدار و میزان یک پدیده در فواصل نزدیک مشابه است ولی با افزایش فاصله بین اندازه گیری ها، میزان شباهت و تناسب بین مقادیر بدست آمده کاهش می یابد. این مسأله گویای تأثیر فضا بر تغییر مقادیر متغیرهاست. زمین آمار با در نظر گرفتن عامل فضای بین اندازه گیری ها می تواند نحوه توزیع یک متغیر در فضا را مشخص کند (ایزاکس و سریواستاوا، ۱۹۸۹). به دلیل همین توانایی است که کاربرد اصلی علم زمین آمار را می توان در ساخت مدل های دقیق در مطالعات مخازن نفتی دانست (هان، ۱۹۹۹؛ دژ، ۲۰۰۱). زمین آمار از مدل ها و الگوریتم های خاصی برای تعیین نحوه توزیع یک متغیر استفاده می کند که توضیح الگوریتم مورد استفاده در این مطالعه در زیر آمده است. شبیه سازی گوسی ترتیبی^{۱۴}: این روش رایج ترین روش در مطالعات زمین آماری مخازن است. همان گونه که از اسم این روش پیداست، برای

مخزن واحد را تشکیل می‌دهند (رحیم پور بناب و همکاران، ۲۰۰۹). در این مطالعه داده‌های لرزه‌ای مربوط به سطح (UGC) واحد K1 به صورت تبدیل شده زمان براساس عمق موجود بودند اما برای چهار سطح دیگر (K2، K3، K4 و Nar) این داده‌ها با استفاده از درون‌یابی و پیروی از سطح K1 تهیه شدند. با توجه به این که میدان مورد مطالعه فاقد گسل بود بنابراین در مدل‌سازی ساختمانی از داده‌های مربوط به گسل‌ها استفاده نگردید. شکل ۷ مدل ساختمانی ارائه شده را برای میدان مورد مطالعه را نشان می‌دهد. مرحله بعد که یکی از مهم‌ترین دستاورد نرم‌افزارهای مدل‌سازی مخزن می‌باشد ساخت شبکه چینه‌ای می‌باشد. هر سلول شبکه در یک شبکه‌چینه‌ای دارای دو نوع مختصات می‌باشد: مختصات (x, y, z) که معرف موقعیت مطلق آن سلول در فضا است و مختصات (i, j, k) که متناظر با موقعیت نسبی آن سلول در شبکه چینه‌ای می‌باشد. از آنجایی که تغییرات زمین‌شناسی در راستای قائم بسیار سریع‌تر از راستاهای موازی تقسیمات چینه‌ای صورت می‌گیرد باید ضخامت هر سلول در راستای عمودی خیلی کمتر از راستاهای دیگر در شبکه‌بندی در نظر گرفته شود در این مطالعه از شبکه‌ای با سلول‌های $10 \times 10 \times 1$ استفاده گردید. هر چه ابعاد سلول‌ها کوچک‌تر باشد مدل‌سازی میزان هتروژنی هم با دقت بالاتری انجام می‌شود. مرحله بعدی آنالیز داده‌ها بوده که شامل میانگین‌گیری خصوصیات پتروفیزیکی در شبکه‌های تعریف شده است. که اصلاحاً درشت‌نمایی^{۱۷} گفته می‌شود و حذف روندهای زمین‌شناسی و تبدیل داده‌ها می‌باشد. درشت‌نمایی داده‌ها با استفاده از میانگین‌گیری به روش گفته شده در این مطالعه انجام گرفت. که به آن میانگین‌گیری هندسی گفته می‌شود (رابطه ۱).

تعریف هندسه مخزن و شبکه‌بندی آن: اولین عنصر در پی‌ریزی یک مدل سه‌بعدی مخزن، چارچوب ساختمانی^{۱۶} است. چارچوب ساختمانی با استفاده از سطوح و گسل‌ها، اسکلتی را که نتیجه مدل خواص در آن استقرار می‌یابد، را توصیف می‌کند. در اغلب موارد، مدل ساختمانی با استفاده از داده‌های لرزه‌نگاری دو بعدی یا سه‌بعدی ساخته می‌شود. البته این امکان وجود دارد که آن را هنگامی که هیچ داده لرزه‌ای وجود ندارد، تنها با استفاده از داده‌های چاه‌های موجود ساخت. در این مطالعه برای ساختن چارچوب ساختمانی از داده‌های لرزه‌ای دو بعدی به‌عنوان شاخص روند تغییرات یکی از سطح‌ها استفاده شد و بقیه سطوح ساختمانی و چینه‌ای را با استفاده از درون‌یابی براساس عمق‌های موجود از سرسازندها و پیروی از روند سطح شناسایی شده با لرزه‌بازسازی شد. از نظر مخزنی سازندها کنگان و دالان به چهار واحد K1، K2، K3 و K4 تقسیم گردیده است. در حال حاضر از بخش K1 به دلیل همراه بودن حجم بالایی از گاز سولفید هیدروژن با گازهای هیدروکربوری، هیچ‌گونه برداشتی صورت نمی‌گیرد. بخش K2 بیشتر آهکی بوده و کیفیت مخزنی این بخش بالا بوده (تخلخل و تراوانی بالا) و شامل گاز خشک و میعانات گازی است و از نظر کیفیت مخزنی بعد از لایه‌ی K4 در درجه‌ی دوم اهمیت قرار دارد. دالان بالائی سنگ مخزن بوده و از پائین به بالا به ترتیب به افق‌های مخزنی K4 و K3 تقسیم بندی شده و متشکل از طبقات آهکی اوولیتی، دولومیت‌های خاکستری اوولیتی و پلت‌دار با تخلخل بالا است. تخلخل و نفوذپذیری مناسب واحد K4 سبب شده است که این بخش بیشترین حجم هیدروکربوری را در خود جای داده و بالاترین میزان تولید را دارا باشد. بین سازندهای کنگان و دالان انفصال هیدرولیکی وجود ندارد و این دو سازند اغلب یک

رابطه (۱)

$$K_A = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N K_i$$



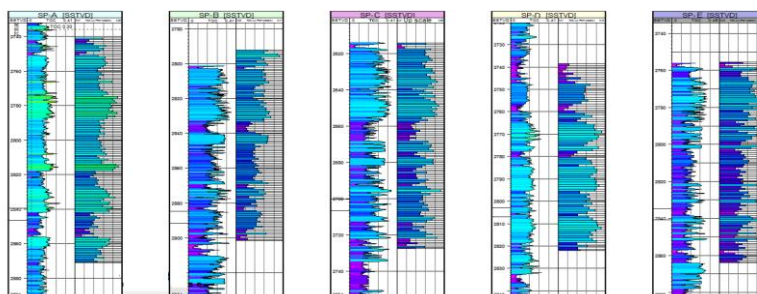
شکل ۷: نمایش مدل ساختمانی و موقعیت جغرافیایی چاه‌های مورد استفاده

رسوب‌گذاری) و در جهت عمود بر محور ساختمانی کلی منطقه حذف گردید (شکل ۱۰). مرحله بعد که مهم‌ترین مرحله مدل‌سازی می‌باشد واریوگرافی است که در بالا اساس واریوگرافی توضیح داده شد. در این مطالعه واریوگرافی در دو جهت افقی و یک جهت عمودی برای ۴ زون مختلف تعریف شده در این مطالعه به صورت جداگانه انجام گرفت. واریوگرافی در جهت افقی شامل واریوگرافی در جهت محور اصلی واریوگرام (جهت کمترین ناهمگنی و کمترین واریانس) و محور فرعی نیز عمود بر آن انجام گرفت. از آنجایی که در جهت عمودی تعداد نمونه‌گیری‌ها خیلی زیادتر می‌باشد (برابر با ضخامت هر سلول در لایه) بنابراین واریوگرافی در جهت عمودی از دقت بالاتری برخوردار است. ملاک واریوگرافی سه پارامتر، اثر قطعه‌ای، سقف و شعاع تاثیر می‌باشد. واریوگرامی که کمترین اثر قطعه‌ای، سقف برابر با ۱ و بیشترین شعاع تاثیر را داشته باشد از دقت بالاتری برخوردار

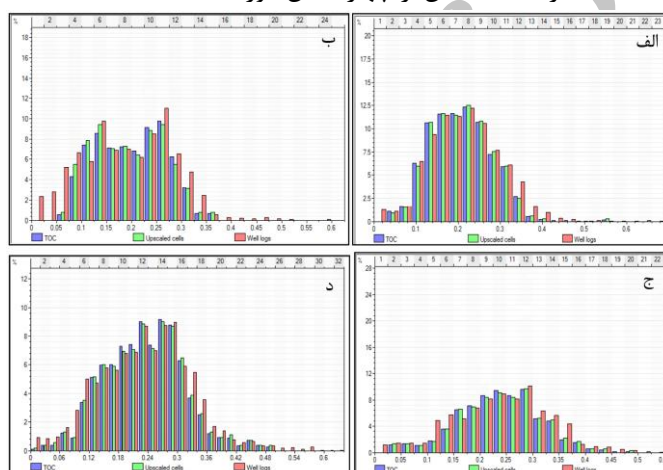
شکل ۸ مقدار کل کربن آلی اولیه و مقدار upscale شده در هر سلول را برای زون K1 نشان می‌دهد. شکل ۹ هم‌چنین این پارامتر را در زون‌های مختلف نشان می‌دهد. همان‌طور که در شکل دیده می‌شود انطباق خوبی بین مقدار ماده آلی اولیه و مقدار upscale شده وجود دارد که نشان از دقت انجام این مرحله می‌باشد. برای استفاده از روش‌های زمین‌آماري در شبیه‌سازی پارامترهای پتروفیزیکی، باید روند موجود در داده‌ها که می‌تواند نتیجه خصوصیات زمین‌شناسی منطقه باشد را حذف کرد. برای تشخیص روند می‌توان از واریوگرام استفاده کرد به این صورت که واریوگرام‌هایی که به سطح ثابتی نمی‌رسند نشان‌دهنده داده‌های با روند زمین‌شناسی می‌باشند. در این مطالعه برای حذف روند در داده‌ها ابتدا داده‌ها نرمال شدند سپس روند داده‌ها در سه جهت قائم (برای حذف روند پیوستگی لیتولوژی داده‌ها)، عمود بر لایه‌بندی (به منظور حذف روند ناشی از

کل کربن آلی در میدان مورد مطالعه برای چهار زون اصلی مخزنی میانگین هر کدام از پارامترهای مورد مطالعه در چهار زون مختلف نیز به صورت نقشه نشان داده شده است (شکل ۱۲).

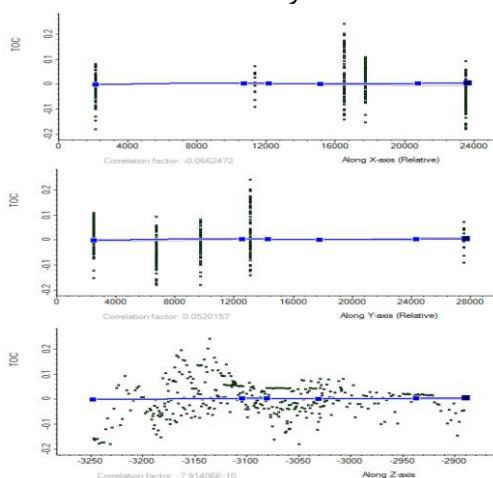
است. واریوگرام مربوط به زون K4 در سه جهت مختلف در شکل ۱۱ نشان داده شده است. آخرین مرحله بعد از واریوگرافی شبیه سازی داده ها می باشد که در این مطالعه از شبیه سازی گوسی ترتیبی استفاده شد. نهایتاً پس از مدل سازی مقدار



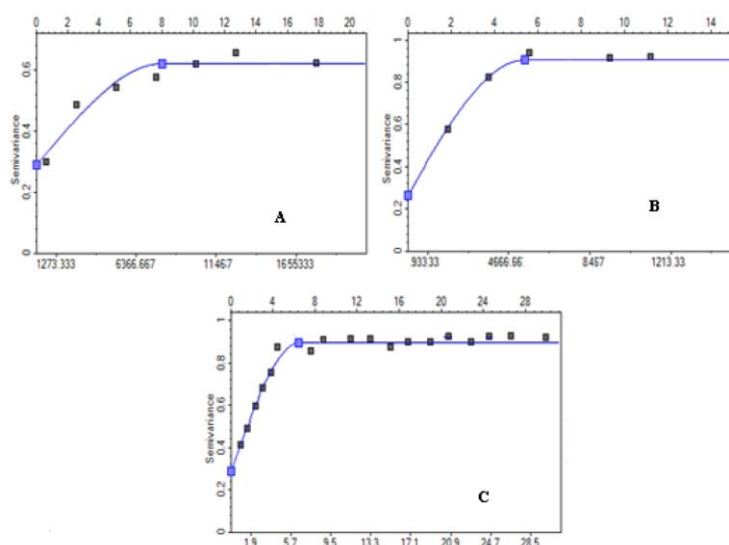
شکل ۸: مقدار کل کربن آلی اولیه و مقدار upscale شده در هر سلول را برای زون K1 نشان می دهد، به جهت بالا بودن ضخامت سایر بخش ها صرفاً فقط به ارائه یک بخش از چهار بخش مورد مطالعه اکتفا شده است.



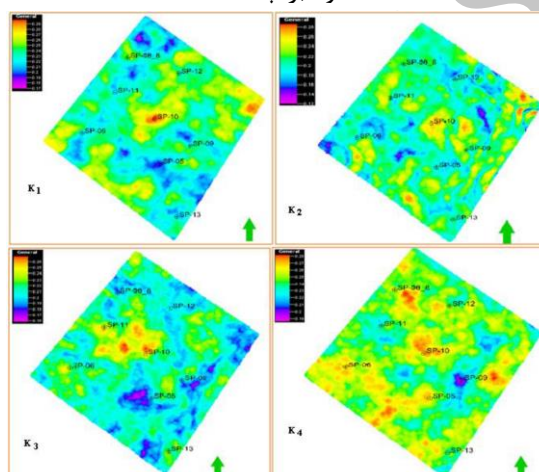
شکل ۹: لاگ مقدار کربن آلی و مقدار Upscale شده آن در چهار واحد مخزن مختلف. الف) زون K1، ب) K2، ج) K3 و د) K4.



شکل ۱۰: حذف روند در سه جهت مختلف داده ها در زون مخزنی K1



شکل ۱۱: واریوگرام مربوط به زون K4 در سه جهات مختلف، در جهت اصلی (A)، عمود بر جهت اصلی (B) و در جهت عمود بر چاه (C).



شکل ۱۲: میانگین TOC برای زون‌های K1, K2, K3 و K4 در میدان مورد مطالعه. همان‌طور که دیده می‌شود کمترین میزان ۰/۱۹ در زون K2 و بیشترین میزان ۰/۲۴ مربوط به زون K4 می‌باشد.

بحث

(سکانس رده ۳) شده است بالا بودن انرژی محیط و غالب بودن لیتوفاسیس شول کربناته است (سفیداری و همکاران، ۲۰۱۴). زون K3 میزان کل کربن آلی برابر با کمینه ۰/۱۲ و بیشترین میزان ۰/۲۸ و میانگین ۰/۲۱ می‌باشد بنابراین این زون هم کاملاً فاقد استعداد منشاء بودن است. زون K4 میزان کل کربن آلی برابر با کمینه ۰/۱۹ و بیشترین میزان ۰/۲۸ و میانگین ۰/۲۴ می‌باشد بنابراین این زون نیز به هیچ وجه نمی‌تواند نقش سنگ منشا را

در زون K1 میزان کل کربن آلی برابر با کمینه ۰/۱۷ و بیشینه ۰/۲۹ و میانگین ۰/۲۳ می‌باشد بنابراین این زون کاملاً فاقد استعداد منشاء بودن می‌باشد. زون K2 میزان کل کربن آلی برابر با کمینه ۰/۱۲ و بیشترین میزان ۰/۲۸ و میانگین ۰/۲۰ می‌باشد بنابراین این زون هم کاملاً فاقد استعداد منشاء بودن است. یکی از دلایلی که باعث پایین آمدن مقدار کل کربن آلی در این زون

که هر کدام از این زون‌ها معادل یک سکانس رده سه می‌باشد. پس از مدل‌سازی و میانگین‌گیری از مقدار کل کربن آلی در هر زون نتایج به قرار زیر بدست آمد. زون K1 با میانگین ۰/۲۳، زون K2 با میانگین ۰/۲۰، زون K3 با مقدار میانگین ۰/۲۱ و زون K4 با میانگین ۰/۲۴ درصد برآورد گردیدند. در حالت کلی واحد سکانسی K4 دارای بیشترین میزان ماده آلی و واحد سکانسی K2 دارای کمترین میزان ماده آلی است. پس از انجام مدل‌سازی در مقیاس میدان می‌توان نتیجه گرفت که توالی‌های دالان و کنگان نهشته شده در میدان پارس جنوبی پتانسیل بسیار پائینی به جهت سنگ منشا بودن را داشته و همچنین داده‌های تخمین زده شده از میزان ماده آلی گویای پائین افتادگی سزح نسبی آب دریا در بازه زمانی پرموتریاس بوده اند.

پانویس

- 1-TOC
- 2-LECO
- 3-Rock-Eval
- 4-Sequence Boundary
- 5-Artificial Neural Networks, (ANN)
- 6-Back-Propagation Neural Networks, BP-NN
- 7-Epoch
- 8-Mean Squared Error (MSE)
- 9-Training
- 10-Validation
- 11-Test
- 12-Tansig
- 13-Purelin
- 14-Sequential Guissian simulation
- 15-Scale up
- 16-Structural framework
- 17-Upscaling

ایفا کند. همان‌طور که دیده می‌شود میزان مقدار کل ماده آلی از سکانس K4 به K1 روند کاهش را دنبال می‌کند که احتمالاً این روند کلی کاهشی از روند کاهشی آب در مقیاس جهانی تبعیت می‌کند. بالا بودن میزان مواد آلی در سکانس K4 نسبت به K3 می‌تواند به دلایل زیادی از جمله بالا بودن میزان رخساره‌های عمیق در این سکانس پایین بودن میزان دیاژنز نسبت به سکانس K3 نوع لیتولوژی و کمتر بودن میزان هتروژنیته باشد. در حالت کلی واحد سکانسی K4 دارای بیشترین میزان ماده آلی و واحد سکانسی K2 دارای کمترین میزان ماده آلی می‌باشد.

نتیجه‌گیری

برای مدل‌سازی پارامتر کل کربن آلی از شبکه عصبی پس انتشار خطا استفاده شد. برای این منظور در محیط نرم‌افزار متلب شبکه‌ای سه لایه، متشکل از لاگ‌های نوترون، چگالی، صوتی، گاما و فتوالکتریک به‌عنوان داده‌های ورودی، پارامتر TOC به‌عنوان خروجی، و تعداد نرون‌های لایه پنهان (۱۰ نرون) طراحی گردید. ضرایب همبستگی بین داده‌های محاسبه شده و داده‌های مطلوب توسط مدل بهینه در مراحل آموزش، اعتبارسنجی و تست به ترتیب برابر ۰/۹۰، ۰/۸۸ و ۰/۹۱ برای مدل بهینه بدست آمد که نشان از کارآمدی و دقت بالای این روش در برآورد میزان کل ماده آلی دارد. پس از آنکه مقدار کل کربن آلی با استفاده از روش شبکه عصبی به صورت لاگ ژئوشیمیایی در محدوده چاه فراهم گردید از این لاگ برای مدل‌سازی سه‌بعدی آن و فهم چگونگی توزیع سه‌بعدی این پارامتر استفاده شد. برای این منظور کل مخزن به چهار زون تقسیم‌بندی شده

منابع

- Allison, L.E., 1960. Wet-combustion apparatus and procedure for organic and inorganic carbon in soil: Soil Science Society of America Journal, v. 24, p. 36-40.
- Al-Qahtani, F.A., 2000. Porosity distribution prediction using Artificial Neural Networks, Msc. Thesis, Morgantown Virginia University.
- Anderson, J.K., 1996. Limitations of seismic inversion for porosity and pore fluid: Lessons from chalk reservoir characterization exploration: SEG Annual Meeting. Society of Exploration Geophysicists, p. 309-312.
- Bhatt, A. and Helle, B.H., 1999. Porosity, permeability and TOC prediction from well logs using a neural network approach, EAGE, Helsinki June 1999, p. 7-11.
- Chen, Q. and Sidney, S., 1997. Seismic attribute technology for reservoir forecasting and monitoring: The Leading Edge, v. 16(5), p. 445-456.
- Chi, C.Y., Mendel, J.M. and Hampson, D., 1984. A computationally fast approach to maximum-likelihood deconvolution: Geophysics, v. 49(05), p. 550-565.
- Deutsch, C.V., 2001. Geostatistical reservoir modeling, Oxford University Press, New York.
- Fegh, A., Riahi, M.A. and Norouzi, G.H., 2013. Permeability prediction and construction of 3D geological model: application of neural networks and stochastic approaches in an Iranian gas reservoir, Neural Computing and Applications, v. 23(6), p. 1763-1770.
- Hunt, J.M., 1979. Petroleum geochemistry and geology, 1st ed. San Francisco: Freeman, 766 p.
- Hunt, J.M., 1996. Petroleum geochemistry and geology, 2nd edition. W. H. Freeman and Company, 743 p.
- Isaaks, E.H. and Srivastava, R.M., 1989. An introduction to Applied Geostatistics, Oxford, 345 p.
- Kadkhodaie-Ilkhchi, A., Rahimpour-Bonab, H. and Rezaee, M.R., 2009. A committee machine with intelligent systems for estimation of total organic carbon content from petrophysical data: Computers and Geosciences, v. 35, p. 457-474.
- Kamali, M.R. and Mirshady, A.A., 2004. Total organic carbon content determined from well logs using $\Delta \log R$ and neuro-fuzzy techniques, Journal of Petroleum Science and Engineering, v. 45, p. 141-148.
- Kelkar, M., Perez, G. and Chopra, A., 2002. Applied geostatistics for reservoir characterization, Texas, Society of Petroleum Engineers (SPE).
- Monjezi, M., Rajabalizadeh, M.K. and Ataei, M.A., 2011. comparative study between sequential Gaussian simulation and kriging method grade modeling in open-pit mining, Arabian Journal of Geosciences, doi: 10.1007/s12517-011-0293-8.
- Peters, K.E., 1986. Guidelines for evaluating petroleum source rock using programmed pyrolysis: American Association of Petroleum Geologists Bulletin, v. 70, p. 318-329.
- Peyravi, M., Kamali, M.R. and Kalani, M., 2010. Depositional environments and sequence stratigraphy of the Early Triassic Kangan Formation in the northern part of the Persian Gulf: implications for reservoir characteristics, Journal of Petroleum Geology, v. 33(4), p. 371-386.
- Rahimpour-Bonab, H., Asadi-Eskandar, A. and Sonei, R., 2009. Effects of the Permian-Triassic boundary on reservoir characteristics of the South Pars gas field, Persian Gulf, Geological journal, v. 44(3), p. 341-364.

- Russell, B.H., Lines, L.R. and Hampson, D.P., 2003. Application of the radial basis function neural networks to the prediction of log properties from seismic data: *Exploration Geophysics*, v. 34, p. 15-23.
- Schmoker, J.W., 1981. Determination of organic-matter content of Appalachian Devonian shales from gamma-ray logs: *American Association of Petroleum Geologists Bulletin*, v. 65, p. 2165-2174
- Sfidari, E., Kadkhodaie-Ilkhchi, A. and Najjari, S., 2012. Comparison of intelligent and statistical clustering approaches to predicting total organic carbon using intelligent systems: *Journal of Petroleum Science and Engineering*, v. 86, p. 190-205.
- Sfidari, E., Kadkhodaie, A., Rahimpour-Bonab, H. and Soltani, B., 2014. A hybrid approach for litho-facies characterization in the framework of sequence stratigraphy: a case study from the South Pars gas field, the Persian Gulf basin: *Journal of Petroleum Science and Engineering*, v. 121, p. 87-102.

Archive of SID