

صلى الله عليه وسلم



دانشکده: معدن، نفت و ژئوفیزیک

گروه: مهندسی نفت - حفاری و بهره‌برداری از منابع نفتی

عنوان پایان نامه ارشد

تخمین پارامتر TOC از داده‌های نمودار بهوسیله شبکه عصبی ویولت، مطالعه

موردی لایه شیل گازی کوکاتیا حوزه رسوبی پرت استرالیای غربی

جلال نصیری

اساتید راهنما:

دکتر بهزاد تخم‌چی

دکتر محمدرضا رضایی

پایان نامه ارشد جهت اخذ درجه کارشناسی ارشد

ماه و سال انتشار:

شهریور ۱۳۹۲

دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکده: معدن، نفت و ژئوفیزیک

گروه: مهندسی نفت - حفاری و بهره‌برداری از منابع نفتی

پایان نامه کارشناسی ارشد آقای جلال نصیری

تحت عنوان:

تخمین پارامتر TOC از نمودار با استفاده از شبکه عصبی ویولت، مطالعه موردی لایه شیل گازی کوکاتیا حوزه

رسوبی پرت استرالیای غربی

در تاریخ ۹۲/۰۶/۱۷ توسط کمیته تخصصی زیر جهت اخذ مدرک کارشناسی ارشد مورد ارزیابی و با درجه.....

مورد پذیرش قرار گرفت.

امضاء	اساتید مشاور	امضاء	اساتید راهنما
			دکتر بهزاد تخمچی
			دکتر محمد رضا رضایی

امضاء	نماینده تحصیلات تکمیلی	امضاء	اساتید داور
	دکتر سوسن ابراهیمی		دکتر رضا قوامی
			دکتر علیرضا احمدیفر

تشکر و قدردانی

سپاس خدای را که سخنوران، در ستودن او بمانند و شمارندگان، شمردن نعمتهای او ندانند و کوشندگان، حق او را گزاردن نتوانند.

بدون شک جایگاه و منزلت معلم، اجل از آن است که در مقام قدردانی از زحمات بیشائبهی او، با زبان قاصر و دست ناتوان، چیزی بنگاریم.

اما از آنجایی که تجلیل از معلم، سپاس از انسانی است که هدف و غایت آفرینش را تامین میکند و سلامت امانتهایی را که به دستش سپردهاند، تضمین؛ بر حسب وظیفه و از باب "من لم یشکر المنعم من المخلوقین لم یشکر الله عزّ و جلّ":

از استاد با کمالات و شایسته؛ جناب آقای دکتر بهزاد تخمچی که در کمال سعه صدر، با حسن خلق و فروتنی، از هیچ کمکی در این عرصه بر من دریغ ننمودند و زحمت راهنمایی این رساله را بر عهده گرفتند؛

از استاد فرزانه و دلسوز، جناب آقای دکتر رضایی، که در بخش دادههای این رساله را در حالی متقبل شدند که بدون مساعدت ایشان، این پروژه به نتیجه مطلوب نمی رسید؛

از پدر و مادر عزیزم، این دو معلم بزرگوارم، که همواره بر کوتاهی و درستی من، قلم عفو کشیده و کریمانه از کنار غفلت هایم گذشتهاند و در تمام عرصههای زندگی یار و یآوری بیچشم داشت برای من بودهاند؛ کمال تشکر و قدردانی را دارم.

تقديم به

همسر مهربانم



دانشکده: معدن، نفت و ژئوفیزیک

پایان نامه کارشناسی ارشد

عنوان پایان نامه ارشد

تخمین پارامتر TOC از داده‌های نمودار بهوسیله شبکه عصبی ویولت، مطالعه

موردی لایه شیل گازی کوکاتیا حوزه رسوبی پرت استرالیای غربی

جلال نصیری

اساتید راهنما:

دکتر بهزاد تخم چی

دکتر محمدرضا رضایی

ماه و سال انتشار:

شهریور ۱۳۹۲

تعهد نامه

اینجانب جلال نصیری دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته مهندسی نفت گرایش حفاری و بهره‌برداری از منابع نفتی دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان نامه تخمین پارامتر TOC از داده های نمودار به-وسیله شبکه عصبی و بولت، مطالعه موردی لایه شیل گازی کوکاتیا حوزه رسوبی پرت استرالیای غربی تحت راهنمایی دکتر بهزاد تخمچی و دکتر محمدرضا رضایی متعهد می شوم.

- تحقیقات در این پایان نامه توسط اینجانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است.
- در استفاده از نتایج پژوهشهای محققان دیگر به مرجع مورد استفاده استناد شده است.
- مطالب مندرج در پایان نامه 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 می باشد و مقالات مستخرج با نام « دانشگاه صنعتی شاهرود » و یا « Shahrood University of Technology » به چاپ خواهد رسید.
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به دست آمدن نتایج اصلی پایان نامه تأثیرگذار بوده اند در مقالات مستخرج از پایان نامه رعایت می گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که از موجود زنده (یا بافتهای آنها) استفاده شده است ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری، ضوابط و اصول اخلاقی انسانی رعایت شده است.

تاریخ

امضای دانشجو

مالکیت نتایج و حق نشر

- کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج، کتاب، برنامه های رایانه ای، نرم افزار ها و تجهیزات ساخته شده است) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد. این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود.
- استفاده از اطلاعات و نتایج موجود در پایان نامه بدون ذکر مرجع مجاز نمی باشد.

چکیده:

شیل‌های گازی جزء مخازن غیر متعارف می‌باشد که دارای پراکندگی وسیعی در سطح جهان هستند. تمایل به بهره‌برداری از این مخازن به‌علت افزایش قیمت هیدروکربورها و همچنین کاهش روند اکتشافات مخازن متعارف در بسیاری از کشورها افزایش یافته‌است. با توجه به گستردگی این مخازن، ارزیابی پتانسیل تولید جهت یافتن مکان‌های مستعدتر از لحاظ اقتصادی ضروری می‌باشد. در این پایان‌نامه تلاش گردیده است، مدلی جهت تخمین میزان کل محتویات کربن آلی با توجه به اهمیتی که این پارامتر در ارزیابی پتانسیل تولید مخازن شیل‌گاز دارد، ارائه گردد. بدین منظور از دو روش برای تخمین TOC در شش چاه لایه شیلی کوکاتیا واقع در حوزه رسوبی پرت استرالایی غربی استفاده گردیده‌است.

الف. شبکه‌عصبی مفهومی چند لایه

ب. شبکه عصبی ویولت (ترکیب شبکه عصبی چندلایه و تئوری ویولت)

در انتها با استفاده از خروجی مدل تخمین‌گر شبکه عصبی ویولت گوسین در شش چاه مورد مطالعه، ضمن بررسی روش‌های حد-آستانه‌ای¹ در شیل‌گازها جهت تعیین نواحی با پتانسیل تولید بیشتر، نواحی مستعدتر از لحاظ تولید تعیین گردیده است.

کلمات کلیدی: شیل‌گازها، میزان کل محتویات کربن آلی، شبکه عصبی، ویولت، پتانسیل تولید

¹ Cut-off Method

لیست مقالات مستخرج از پایان نامه

۱ - طراحی ماشین مدل سازی در زیر فضا های هموژن به منظور تخمین TOC

(کنفرانس معدن - دانشگاه تهران مهرماه ۱۳۹۱)

۲ - تعیین بهترین ناحیه بهره دهه شیل های گازی و محدودده های مستعد شکست هیدرولیکی با

استفاده از مدل تخمینگر TOC (کنفرانس بینالمللی معدن - دانشگاه زنجان - شهریور

۹۲)

فهرست مطالب

فصل اول: کلیات.....	۱
۱-۱ میزان کل محتوای کربن آلی	۲
۲-۱ تلاشهای انجام شده برای تخمین TOC	۵
۳-۱ شکل های گازی	۸
۴-۱ موضوع پالمن نامه	۱۰
۵-۱ ساختار پالمن نامه	۱۱
فصل دوم: محدوده مورد مطالعه و داده های در دسترس.....	۱۲
۱-۲ موقعیت جغرافیایی	۱۳
۲-۲ تاریخ اکتشافات	۱۳
۳-۲ سازندهای دارای ذخایر هیدروکربوری در حوزه رسوبی پرت	۱۶
۱-۳-۲ سازند اروین ریز کول میوز	۱۷
۲-۳-۲ سازند کاریجینی	۱۸
۳-۳-۲ سازندهای واجینا، دانگارا و بیکیر	۲۰
۴-۳-۲ کواکشی شری	۲۰
۵-۳-۲ کاتامارا کول مژرز	۲۱
۴-۲ موقعیت چاه های مورد بررسی	۲۳
۵-۲ معرفی داده ها	۲۳
فصل سوم: روش شناسی تحقیق.....	۲۶

- ۳-۱-۱ تبدیلی وولت ۲۷
- ۳-۱-۱-۱ مفاهیم اساسی ۲۸
- ۳-۱-۲ تبدیلی فوری ۲۹
- ۳-۱-۳ تبدیلی فوری زمان کوتاه ۳۱
- ۳-۱-۴ اصل عدم قطعیت هایزنبرگ ۳۳
- ۳-۱-۵ شرایط تبدیلی وولت ۳۳
- ۳-۱-۶ آنالیز وولت ۳۴
- ۳-۱-۷ تبدیلی وولت بپوسته ۳۵
- ۳-۱-۸ تبدیلی وولت گسسته ۳۶
- ۳-۲ شبکه های عصی مصنوعی ۳۷
- ۳-۲-۱ تاریخچه شبکه عصی مصنوعی ۳۸
- ۳-۲-۲ ساختار شبکه های عصی مصنوعی ۳۹
- ۳-۲-۳ توابع انتقال ۴۰
- ۳-۲-۴ دسته بندی لای ای شبکه های عصی مصنوعی ۴۱
- ۳-۳ شبکه عصی وولت ۴۳
- ۳-۳-۱ ساختار شبکه عصی وولت ۴۵
- ۳-۳-۲ شبکه عصی وولت چندبعدی ۴۶
- ۳-۳-۳ آموزش شبکه های وولت ۴۷
- ۳-۳-۳-۱ رویکرد بپوسته ۴۸
- ۳-۳-۳-۲ رویکرد گسسته ۴۸
- ۳-۳-۳-۳ آموزش شبکه وولت با روش مبتنی بر گرادینت ۴۹

۴-۳-۳	مقداردهی اولیه شبکه‌های ویولت	۵۱
۵-۳-۳	وضع محدودیتی برای پارامترهای شبکه عصبی ویولت	۵۱
۶-۳-۳	توابع انتقال شبکه عصبی ویولت	۵۳
۱-۶-۳-۳	تابع ویولت مورلت	۵۳
۲-۶-۳-۳	تابع ویولت کلاه مکزیکی	۵۳
۳-۶-۳-۳	تابع ویولت مشتق گوسرین	۵۳
۴-۶-۳-۳	تابع ویولت شانون	۵۴
۷-۳-۳	شبکه عصبی ویولت مورد استفاده در پایاننامه	۵۴
۵۷	فصل چهارم: نتایج و بحث	
۱-۴	مقدمه	۵۸
۲-۴	داده‌های در دسترس	۵۸
۳-۴	انتخاب داده‌های آموزشی	۶۰
۴-۴	آماده‌سازی داده‌های ورودی	۶۰
۱-۴-۴	داده‌های بهیسته	۶۰
۲-۴-۴	تعریف خطا	۶۰
۳-۴-۴	اطلاعات آماری داده‌ها	۶۱
۵-۴	رابطه TOC و نگارهای چاه بهایی	۶۱
۱-۵-۴	نگار چاه بهایی گاما	۶۱
۲-۵-۴	نگار چاه بهایی صوتی	۶۳
۳-۵-۴	نگار چاه بهایی چگالی	۶۴
۴-۵-۴	نگار چاه بهایی نوترون	۶۵

۵-۵-۴	نگار مقاومت ویژه	۶۶
۶-۴	همبستگی پارامتر TOC با نگارهای پتروفایزیکی در چاه های مورد مطالعه	۶۷
۷-۴	تخمین TOC به کمک شبکه عصبی	۶۸
۱-۷-۴	مراحل ساخت مدل شبکه عصبی	۶۸
۲-۷-۴	انتخاب نگارهای ورودی شبکه عصبی	۶۸
۳-۷-۴	تخمین نگارهای چگالی و نوترون با استفاده از شبکه عصبی	۷۱
۴-۷-۴	تخمین مقادی TOC در لای کوکائلی شرقی در شش چاه مورد مطالعه	۷۶
۸-۴	تخمین میزان TOC با استفاده از شبکه عصبی وولت	۸۰
۱-۸-۴	تخمین میزان TOC به وسیله مدل تخمینگر شبکه عصبی وولت در چاههای مورد مطالعه	۸۱
۱-۱-۸-۴	نتایج تخمین میزان TOC با شبکه عصبی وولت گوسین	۸۲
۲-۱-۸-۴	نتایج تخمین میزان TOC با شبکه عصبی وولت کلاه مکزیکی	۸۴
۳-۱-۸-۴	نتایج تخمین میزان TOC با شبکه عصبی وولت مورلت	۸۶
۴-۱-۸-۴	نتایج تخمین میزان TOC با شبکه عصبی وولت شانون	۸۸
۹-۴	مقایسه نتایج شبکه عصبی چندلای و شبکه عصبی وولت	۹۰
۱۰-۴	تعیین ناحیه بهره ده در شرقهای گازی	۹۴
۱-۱۰-۴	مرور ادبیاتی	۹۴
۲-۱۰-۴	ناحیه بهره ده در شرقهای گازی	۹۷
۱-۲-۱۰-۴	بررسی پتانسیل تولید لای شرقی گاز کوکائلی در شش چاه مورد مطالعه	۹۹
۱۰۶	فصل پنج نتیجه گیری و پیشنهادات	
۱-۵	نتیجه گیری	۱۰۷

۲-۵ پیشنهادات ۱۰۸

منابع و مأخذ ۱۱۰

فهرست شکلها

- شکل (۱-۱) رابطه میان کروژن و میزان محتویات کربن آلی در سنگها ۴
- شکل (۲-۱) نمودار ون-کرولن ۵
- شکل (۳-۱) گستردگی شیل‌های گازی در جهان ۹
- شکل (۴-۱) نمودار بخش بعی سهم تواجد از مخازن نامتعارف ۱۰
- شکل (۱-۲) موقعیت جغرافیایی حوزه رسوبی پرت ۱۳
- شکل (۲-۲) موقعیت مکاری مادی مهم هیدروکربوری در حوزه رسوبی پرت ۱۵
- شکل (۳-۲) نقشه چینه‌شناسی حوزه رسوبی پرت ۱۶
- شکل (۴-۲) نقشه ایزوپاچ لای اروی ریر در حوزه رسوبی پرت ۱۸
- شکل (۵-۲) نقشه ایزوپاچ لای کاریجینی در حوزه رسوبی پرت ۱۹
- شکل (۶-۲) نقشه ایزوپاچ لای وجینا در حوزه رسوبی پرت ۲۰
- شکل (۷-۲) لای مخزری بکیر در میدان گازی وودادا ۲۱
- شکل (۸-۲) نقشه ایزوپاچ لای کوکانی شرلی در حوزه رسوبی پرت ۲۲
- شکل (۹-۲) نقشه ایزوپاچ لای کاتامارا در حوزه رسوبی پرت ۲۳
- شکل (۱۰-۲) موقعیت مکاری چاههای موجود در حوزه رسوبی پرت ۲۴
- شکل (۱-۳) دو نمونه سیگنال شامل مخلوطی از فرکانسهای ۵، ۱۰، ۲۰ و ۵۰ هرتز و تبدلی فوری آنها ۳۰
- شکل (۲-۳) نحوه عملکرد و جابجایی تابع پنجره در طول سیگنال ۳۲
- شکل (۳-۳) عدم رزولوشن فرکانسری در تبدلی فوری زمان کوتاه ۳۲
- شکل (۴-۳) موج ترکیبی و نمودار تبدیل ویولت آن ۳۵

- شکل (۳-۵) تبدیلی وولت گسسته یک سریگنال را با استفاده از وولت هار..... ۳۷
- شکل (۳-۶) ساختار یک نرون در شبکه عصبی ۳۹
- شکل (۳-۷) توابع انتقال ۴۱
- شکل (۳-۸) ساختار شبکه عصبی چندلای ۴۲
- شکل (۳-۹) شمای یک شبکه عصبی وولت با یک متغیر ورودی ۴۶
- شکل (۳-۱۰) نمای کلی یک وولن با چند متغیر ورودی ۴۷
- شکل (۳-۱۱) وولت مورلت ۵۲
- شکل (۳-۱۲) وولت کلاه مکزیکی ۵۳
- شکل (۳-۱۳) وولت مشتق گوسین ۵۴
- شکل (۳-۱۴) وولت شانون ۵۴
- شکل (۳-۱۵) ساختار شبکه عصبی ویولت ۵۵
- شکل ۴-۱ رابطه میان نگار چاهچهای گاما و میزان محتوای کربن آلی ۶۳
- شکل ۴-۲ رابطه میان نگار چاهچهای صوتی و میزان کل محتوای کربن آلی ۶۴
- شکل (۴-۳) رابطه میان نگار چاهچهای چگالی و میزان کل محتوای کربن آلی ۶۵
- شکل (۴-۴) رابطه میان نگار چاهچهای نوترون و میزان کل محتوای کربن آلی ۶۶
- شکل (۴-۵) رابطه میان نگار چاهچهای مقاومت و میزان کل محتوای کربن آلی ۶۷
- شکل (۴-۶) نمودار متقاطع ضربی رگراسیون میان TOC واقعی و تخمین زده برای حالتی که تمام نگارها بعنوان ورودی شبکه عصبی در نظر گرفته شود ۷۰
- شکل (۴-۷) نمودار متقاطع ضربی رگراسیون میان TOC واقعی و تخمین زده برای حالتی که نگارها صوتی، نوترون و چگالی بعنوان ورودی شبکه عصبی در نظر گرفته شود ۷۰

- شکل (۸-۴) نمودار متقاطع ضریب رگرسیون ملن TOC واقعی و تخمین زده برای حالتی که نگارهای صوتی، چگالی، نوترون و گاما بعنوان ورودی شبکه عصبی در نظر گرفته شود..... ۷۱
- شکل (۹-۴) نمودار تغییرات خطا داده‌های آموزش، آزمون و اعتبارسنجی تخمین نگارهای چگالی با کمک شبکه عصبی ۷۲
- شکل (۱۰-۴) مقایسه ملن مقدار تخمین زده با شبکه عصبی و مقدار واقعی در چاه ونرآپ ۷۳
- شکل (۱۱-۴) تخمین مقادی نگار در طول لایه کوکانتی شرلی چاه ونرآپ با کمک شبکه عصبی..... ۷۴
- شکل (۱۲-۴) مقایسه ملن مقدار تخمین زده با شبکه عصبی و مقدار واقعی در چاه راب ۷۵
- شکل (۱۳-۴) تخمین مقادی نگار در طول لایه کوکانتی شرلی چاه راب با کمک شبکه عصبی الف. نگار نوترون ب. نگار چگالی ۷۶
- شکل (۱۴-۴) مقایسه مقادی تخمین زده و مقادی واقعی TOC برای تمام داده‌های شش چاه با استفاده از مدل تخمینیگر شبکه عصبی ۷۶
- شکل (۱۵-۴) مقادی تخمینی TOC نسبت به عمق در لایه کوکانتی شرلی چاه وئیکارا ۷۷
- شکل (۱۶-۴) مقادی تخمینی TOC نسبت به عمق در لایه کوکانتی شرلی چاه باتاولی..... ۷۷
- شکل (۱۷-۴) مقادی تخمینی TOC نسبت به عمق در لایه کوکانتی شرلی چاه ایندر رخف..... ۷۸
- شکل (۱۸-۴) مقادی تخمینی TOC نسبت به عمق در لایه کوکانتی شرلی چاه دایهوند سوک..... ۷۸
- شکل (۱۹-۴) مقادی تخمینی TOC نسبت به عمق در لایه کوکانتی شرلی چاه ونرآپ..... ۷۹
- شکل (۲۰-۴) مقادی تخمینی TOC نسبت به عمق در لایه کوکانتی شرلی چاه راب..... ۷۹
- شکل (۲۱-۴) نمودار تغییرات خطای داده‌های آموزش و آزمون در شبکه عصبی و هلت گوسرین ۸۳
- شکل (۲۲-۴) مقایسه بین مقادی تخمینی و واقعی TOC برای کل داده‌های شش چاه در شبکه عصبی و هلت گوسرین ۸۳

- شکل (۴-۲۳) نمودار متقاطع ضربی رگراسیون ملن مقادی واقعی و تخمینی TOC در شبکه عصبی وولت گوسین ۸۴
- شکل (۴-۲۴) نمودار تغییرات خطای داده‌های آموزش و آزمون در شبکه عصبی وولت کلاه مکزیکی ۸۵
- شکل (۴-۲۵) مقایسه بین مقادی تخمینی و واقعی TOC برای کل داده‌های شش چاه در شبکه عصبی وولت کلاه مکزیکی ۸۵
- شکل (۴-۲۶) نمودار متقاطع ضربی رگراسیون ملن مقادی واقعی و تخمینی TOC در شبکه عصبی وولت کلاه مکزیکی ۸۶
- شکل (۴-۲۷) نمودار تغییرات خطای داده‌های آموزش و آزمون در شبکه عصبی وولت مورلت ۸۶
- شکل (۴-۲۸) مقایسه بین مقادی تخمینی و واقعی TOC برای کل داده‌های شش چاه در شبکه عصبی وولت مورلت ۸۷
- شکل (۴-۲۹) نمودار متقاطع ضربی رگراسیون ملن مقادی واقعی و تخمینی TOC در شبکه عصبی وولت مورلت ۸۷
- شکل (۴-۳۰) نمودار تغییرات خطای داده‌های آموزش و آزمون در شبکه عصبی وولت شانون ۸۸
- شکل (۴-۳۱) مقایسه بین مقادی تخمینی و واقعی TOC برای کل داده‌های شش چاه در شبکه عصبی وولت شانون ۸۹
- شکل (۴-۳۲) نمودار متقاطع ضربی رگراسیون ملن مقادی واقعی و تخمینی TOC در شبکه عصبی وولت شانون ۸۹
- شکل (۴-۳۳) مقایسه نتایج خروجی شبکه ویولت گوسین و شبکه چندلایه ۹۱
- شکل (۴-۳۴) مقادی تخمینی TOC نسبت به عمق در لایه کوکائیل شریل چاه ویکارا ۹۱
- شکل (۴-۳۵) مقادی تخمینی TOC نسبت به عمق در لایه کوکائیل شریل چاه باتاوی ۹۲

- شکل (۴-۳۶) مقادی تخم‌ینی TOC نسبت به عمق در لای کواکلی شری چاه لندر ریغ ۹۲
- شکل (۴-۳۷) مقادی تخم‌ینی TOC نسبت به عمق در لای کواکلی شری چاه دایهوند سوک ۹۳
- شکل (۴-۳۸) مقادی تخم‌ینی TOC نسبت به عمق در لای کواکلی شری چاه راب ۹۳
- شکل (۴-۳۹) مقادی تخم‌ینی TOC نسبت به عمق در لای کواکلی شری چاه ونرآپ ۹۴
- شکل (۴-۴۰) شماتیک مراحل تعیین ناحیه بهره‌ده ۹۶
- شکل (۴-۴۱) شماتیک مراحل تعیین مقادی حد-آستانهای بصورت دینامیک با توجه به نحوه تخلیه مخزن هیدروکربوری ۹۷
- شکل (۴-۴۲) رابطه بین تخلخل و میزان کل مواد هیدروکربوری ۹۸
- شکل (۴-۴۳) نمونه یک شری گازی زی میکروسکوپ ۹۹
- شکل (۴-۴۴) میزان تخلخل متوسط در لای کواکلی شری ۱۰۰
- شکل (۴-۴۵) نمودار متقاطع تخلخل و تراوایی متوسط در لای کواکلی شری ۱۰۱
- شکل (۴-۴۶) نواحی مستعد از نظر پتانسیل تولید جهت عملیات شکاف هیدرولیکی در چاه ویتکارا ۱۰۲
- شکل (۴-۴۷) نواحی مستعد از نظر پتانسیل تولید جهت عملیات شکاف هیدرولیکی در چاه باتاوی ۱۰۳
- شکل (۴-۴۸) نواحی مستعد از نظر پتانسیل تولید جهت عملیات شکاف هیدرولیکی در چاه لندر ریغ ۱۰۳
- شکل (۴-۴۹) نواحی مستعد از نظر پتانسیل تولید جهت عملیات شکاف هیدرولیکی در چاه دایهوند سک ۱۰۴
- شکل (۴-۵۰) نواحی مستعد از نظر پتانسیل تولید جهت عملیات شکاف هیدرولیکی در چاه راب ۱۰۴

شکل (۴-۵۱) نواحی مستعد از نظر پتانسیل تولید جهت عملیات شکاف هیدرولیکی در چاه

ونرآپ ۱۰۵

فهرست جداول

جدول (۱-۱) تقسیم بندی مواد آلی بر اساس منبع تشکیل دهنده ۴

جدول (۱-۲) معادنی مهم اکتشافی در حوزه رسوبی پرت ۱۴

جدول (۲-۲) نگارهای پتروفیزیکی موجود شش چاه مورد مطالعه ۲۴

جدول (۱-۴) اطلاعات مربوط به لایه شری گازی کوکابی و تعداد و نوع و تعداد نمونه ها ۵۹

جدول (۲-۴) اطلاعات آماری داده ها ۶۱

جدول (۳-۴) چگالی تعدادی از سنگها و سئالات ۶۴

جدول (۴-۴) ماتریس ضریب همبستگی میان نگارهای پتروفیزیکی و میزان محتوای کل کربن

آلی ۶۷

جدول (۵-۴) ضریب همبستگی TOC با نگارهای پتروفیزیکی تمام چاه ها ۶۸

جدول (۶-۴) ضریب همبستگی TOC و نگارهای پتروفیزیکی برای هر چاه ۶۸

جدول (۷-۴) مقایسه نتایج تخمین میزان TOC در شبکه عصبی چندلایه با در نظر گرفتن ورودی

های متفاوت ۶۹

جدول (۸-۴) مقایسه بین مدل شبکه عصبی چندلایه و شبکه عصبی هیلت ۹۰

جدول (۹-۴) مقادیر حد-آستانه ای کلری در مخازن غیری متداول ۱۰۱

جدول (۱۰-۴) ارزیابی کیفیت مقادیر محتوای کل کربن آلی ۱۰۲

فصل اول

کلیات

۱-۱ میزان کل محتویات کربن آلی^۱

میزان کل محتویات کربن آلی، که از آن به اختصار TOC نام میبرند، بقایای موجودات زنده میباشند که در سنگهای رسوبی از تجزیه توسط باکتریها و واکنشهای شیمیایی، محفوظ ماندهاند و با گذشت زمان و همچنین افزایش فشار و دما طی مراحل دیاژنز^۲، کاتاژنز^۳ و متاژنز^۴ تبدیل به مواد آلی کربنی گردیدهاند. TOC شاخص کلیدی ارزیابی پتانسیل هیدروکربورزایی مخازن شیلی (و البته تا حدی مخازن ماسهای و کربناته) است و عمدتاً از آن برای اندازهگیری کیفیت سنگهای منشا^۵ استفاده میشود [۱].

میزان TOC در آزمایشگاه با حرارت دادن سنگ در کوره و سوختن مواد ارگانیک و تبدیل آن -ها به دیاکسید کربن بهدست میآید. میزان دیاکسید کربن آزاد شده متناسب با کربن آزاد شده در کوره و در نتیجه میزان کربن سنگ است [۲]. آنالیز محاسبه میزان TOC در آزمایشگاه، زیر مجموعه آزمایشات گستردهتر معروف به آنالیز راک-اول است که به منظور بررسی میزان کروژن، بلوغ حرارتی^۶، ضریب انعکاس ویترنایت^۷، میزان گاز جذبی و TOC انجام میگردد. نتایج اندازه گیری یک آنالیز راک-اول رایج عبارت است از [۲]:

- میزان کل محتویات کربن آلی (TOC)، مقدار هیدروکربن آزاد در نمونه (S₁)، مقدار هیدروکربن تولید شده بوسیله شکست حرارتی (S₂) (بیانگر پتانسیل موجود در سنگ برای تولید هیدروکربن در مرحله دیاژتر)، میزان دیاکسید کربن (S₃) (بیانگر میزان

¹ Total organic carbon (TOC)

² Diagenes

³ Catagenes

⁴ Metagenes

⁵ Source rocks

⁶ Termal Maturity

⁷ Vitranite Reflection

اکسید شدن مواد آلی)، دمای که در آن S_2 به بیشترین تولید میزان هیدروکربن می -

رسد (T_{max})

نتایج محاسباتی حاصل از پارامترهای اندازهگیری شده راک- اول شامل شاخص هیدروژنی، شاخص اکسیژنی و شاخص تولید است که توسط رابطه‌های (۱-۱) تا (۳-۱) تعریف می‌گردد.

- شاخص هیدروژنی^۱

$$HI = 100 S_2 / TOC\%$$

(1-1)

- شاخص اکسیژنی^۲

$$OI = 100 S_3 / TOC\%$$

(2-1)

- شاخص تولید^۳

$$PI = S_1 / (S_1 + S_2)$$

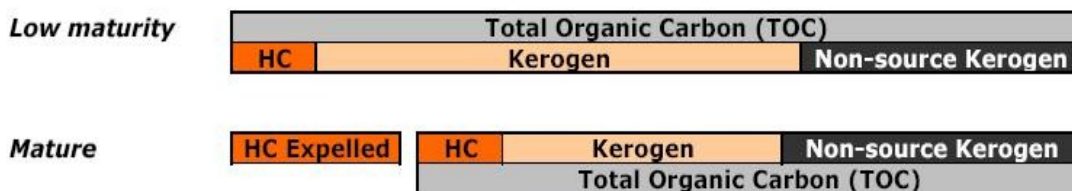
(3-1)

میزان کروژن و TOC رابطه مستقیم با یکدیگر دارند و برخی محققین واژه کروژن و TOC را بجای یکدیگر استفاده کرده‌اند [۱]. کروژن مخلوطی از ترکیبات آلی است که از مواد آلی موجود در سنگ - های رسوبی بوجود می‌آید و در حلالهای رایج مواد آلی غیرقابل حل میباشد. شکل ۱-۱ رابطه میان کروژن و میزان محتویات کربن آلی را در دو حالت رخ دادن بلوغ حرارتی-مهاجرت مواد هیدروکربوری و عدم رخ دادن بلوغ حرارتی کامل- عدم مهاجرت مواد هیدروکربوری نشان میدهد.

¹ Hydrogen index

² Oxygen index

³ Production index



شکل ۱-۱ رابطه میان کروژن و میزان محتویات کربن آلی در سنگها [۱]

در شکل ۱-۱ منظور از non-source kerogen منابع غیر ارگانیک کربن در سنگها مانند سنگهای

- کربناته، دولومیتها، کلسیتها میباشد که در اثر حرارت بالا شکسته و تولید دیاکسید کربن می نمایند [۲].

جدول ۱-۱ تقسیمبندی مواد آلی موجود در سنگهای رسوبی را بر اساس مکان تشکیل آنها را نشان میدهد.

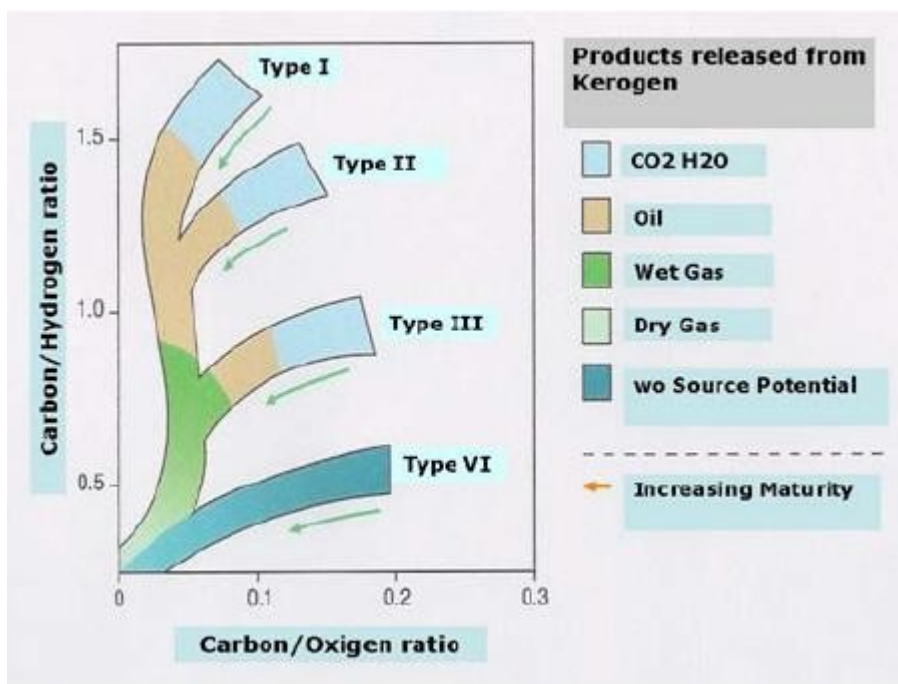
جدول ۱-۱ تقسیم بندی مواد آلی بر اساس منبع تشکیل دهنده [۲]

نوع هیدروکربور تولیدی	منشا اصلی	نوع کروژن	محیط ایجاد شده
نفت	جلبکها، پلانکتونها	نوع یک	دریایی
	فیتوپلانکتونها، ژئوپلانکتونها	نوع دو	
گاز میعانی			خشکی
گاز خشک	مواد سلولزی گیاهان بزرگ	نوع سه	
عقیم	مواد آلی بشدت اکسید شده	نوع چهار	

نمودار ون-کروئل^۱ رایجترین نموداری که برای طبقه‌بندی مواد آلی در رسوبات مورد استفاده قرار می‌گیرد، میباشد (شکل ۱-۲). در نمودار ون-کروئل محور عمودی شاخص هیدروژنی و محور افقی

^۱ van-krevelen

شاخص اکسیژنی میباشد که از آنالیز راک-اول بهدست میآید. بر اساس این نمودار مواد آلی به چهار نوع مختلف کروژن یک تا چهار تقسیمبندی گردیدهاند که در جدول ۱-۱ بدان اشاره گردید. کروژن نوع یک غنی از هیدروژن است و عمدتاً از پلانکتونها و میکرو ارگانیسمها به وجود میآید. کروژن نوع دو از بقایای گیاهان بزرگ و فیتوپلانکتونها که تا حدی اکسیده شدهاند، حاصل میشوند و از لحاظ ترکیب عناصر متوسط میباشد. کروژن نوع سه غنی از اکسیژن میباشد و عمدتاً از مواد سلولزی گیاهان بزرگ بوجود میآید. کروژن نوع چهار همانند کروژن نوع سه غنی از اکسیژن میباشد و از موادی که اکسید گردیدهاند و یا سایر انواع کروژن بهوجود میآید [۲].



شکل ۱-۲ نمودار ون-کروگن [۱].

۲-۱ تلاشهای انجام شده برای تخمین TOC

میزان کل محتویات آلی از خواص مهم سنگ مخزن است. روش مستقیم ولی هزینه بر به دست آوردن TOC، آنالیز دادههای مغزه است. با توجه به هزینه بر بودن اندازهگیری مستقیم این پارامتر تلاش های متعددی برای تخمین این پارامتر از داده های نمودارهای پتروفیزیکی صورت گرفته است.

اشموکر (۱۹۸۱) دو معادله ساده برای تخمین TOC ارائه داده که با استفاده از نمودار گاما و دانسیته به صورت جداگانه میزان TOC را تخمین میزنند [۳]. وجود مواد آلی در سنگ باعث افزایش میزان گاما و همچنین کاهش دانسیته میگردد. اساس کار اشموکر نیز بر همین اساس بود ولی این روش قادر به متمایز ساختن اثر مواد آلی و خواص فیزیکی سنگ بر روی نمودار گاما و دانسیته نبوده است. برای رفع این ایراد روش های مبتنی بر چند نمودار گسترش یافت. مایر و ندلر^۱ (۱۹۸۴) از نمودارهای مقاومت، صوتی و گاما برای تشخیص سنگ مادر^۲ از سایر سنگ ها استفاده کردند [۴]. ایراد و ضعف این روش عبارت است از فرضیاتی که برای بیان مدل ریاضی و واقعیت وجود دارد و همچنین تعیین برخی پارامترهای اصلی، می باشد [۵].

در سال ۱۹۹۰ پاسی و همکارانش^۳ یک روش جدید که ΔLogR نامیده می شود را برای این منظور معرفی کردند [۶]. در این روش نمودارهای تخلخل (صوتی، دانسیته، نوترون) و نمودار مقاومت روی هم قرار می گیرند. مقاطعی که نمودارهای تخلخل و مقاومت به صورت موازی و یا منطبق بر هم باشند، نواحی اشباع از آب و غیر سنگ مادر هستند. در مخازن هیدروکربن و یا سنگ مادر، جدایش (ΔLogR) بین نمودار ها صورت می گیرد. با اندازه گیری میزان این جدایش، TOC را می توان با استفاده از یک رابطه غیر خطی بین TOC و ΔLogR و درجه بلوغ^۴ محاسبه نمود. ایرادات این روش به شرح زیر هستند:

- برای به دست آوردن میزان جدایش (ΔLogR) نیاز به تعیین مقادیر پایه^۵ در نمودارها و همچنین تعیین دقیق سطح بلوغ است.

^۱ Meyer and Nederl

^۲ Source rock

^۳ Passey et al

^۴ Maturity

^۵ Base line

- خطا در تعیین مقادیر پایه و همچنین تخمین سطح بلوغ میتواند باعث افزایش و یا

کاهش قابل توجه تخمین میزان TOC گردد.

در سال ۱۹۹۶ هوانگ و ویلیامسون^۱ به کمک شبکه عصبی پس انتشار خطا^۲ با استفاده از پاسخهای نمودار در بازه سنگ منشا، میزان TOC را تخمین زدند [۵]. ساختار شبکه بهینه ایشان شامل شش نرون ورودی (گاما، مقاومت، صوتی، موقعیت مکانی و عمق)، یک لایه میانی و لایه خروجی شامل یک نرون (TOC) بوده است. در این روش میزان TOC اندازه گیری شده از خردههای حفاری به عنوان داده های اعتبار سنجی در آموزش و آزمون شبکه مورد استفاده قرار گرفته است. برای کاهش میزان خطا و بهبود میزان تخمین TOC محققان از روش ها و ساختارهای مختلف شبکه عصبی استفاده نموده اند. بر همین اساس، کمالی و میرشادی (۲۰۰۴) تلاش کرده اند با استفاده از تکنیک های ΔLogR و نرو فازی^۳ رابطهای میان نمودارهای استاندارد (صوتی، نوترون، دانسیته و مقاومت) و TOC بیان کنند [۷].

در یک روش دیگر کدخدایی و همکاران (۲۰۰۸) تکنیک ماشین ترکیب^۴ را برای تخمین TOC معرفی کردند [۸]. آن ها از این تکنیک برای بهبود و افزایش دقت مدل تخمین گر TOC در لایه مخزنی برای سازند کنگان و دالان در مخزن گازی پارس جنوبی استفاده نموده اند. در این روش میزان TOC با استفاده از سه روش هوشمند شبکههای عصبی، نروفازی و منطق فازی^۵ تخمین زده میشود و با استفاده از تکنیک ماشین ترکیب به هر TOC تخمین زده شده توسط روشهای هوشمند، یک فاکتور وزن^۶ نسبت داده میشود. بنابراین TOC نهایی نتیجه هر سه روش هوشمند میباشد.

¹ Huang and Williamson

² Back Propagation Neural Network

³ Neuro Fuzzy

⁴ Combine Machine Technique

⁵ Fuzzy Logic

⁶ Weight Factor

۱-۳ شیل های گازی

در مخازن گاز متعارف^۱ که معمولاً از ماسه سنگ، سنگ آهک و دولومیت تشکیل شده‌اند، سنگ مخزن دارای فضاهای بزرگ و پیوسته‌ای است که حرکت سیال در درون سنگ مخزن و همچنین به درون چاه را ممکن می‌سازند. بالعکس در مخازن نامتعارف^۲ تراوایی سنگ مخزن به حدی پایین است که دسترسی به گاز را دشوار میکند. مخازن گاز غیرمتعارف به چند گروه شیل گازی، مخازن فشرده گاز، متان لایه‌های ذغال و هیدراتهای گازی تقسیم میشوند [۹].

شیل گازی گروهی از سنگهای رسی فشرده تیره رنگ حاوی مواد غنی هیدروکربوری از نوع گاز است که به دلیل داشتن تراوایی کم، مانع از جریان یافتن مناسب گاز به داخل چاههای تولیدی میشود. این منابع که به دلیل داشتن مواد آلی بالا به عنوان سنگ مادر در یک سیستم نفتی محسوب میشوند، اگر به درجه اشباع هیدروکربوری رسیده باشند و زایش گاز درجا در آنها صورت گرفته باشد، گزینه بسیار مناسبی برای تولید گاز طبیعی به شمار میروند [۹].

پارامترهای کلیدی مخازن شیل‌های گازی عبارتند از: بلوغ حرارتی، ضخامت لایه‌های مخزنی، میزان کل محتویات کربن آلی^۳، میزان گاز جذب شده بر روی سطح سنگ^۴، میزان گاز آزاد در فضای متخلخل و در شکاف‌ها، خواص ژئومکانیکی سنگ (قابلیت ایجاد شکاف هیدرولیکی). مخازن شیل‌گاز باید دارای حجم سنگ مناسب، مواد ارگانیک کافی و بلوغ حرارتی مناسب برای تولید هیدروکربور خصوصاً گاز باشند. اولین قدم در ارزیابی این نوع مخازن، تشخیص پتانسیل مخزن شیل گازی بودن آنها است. مخازن شیل‌گاز از نظر میزان تخلخل، کانی‌شناسی، تراوایی، میزان محتوای گاز و فشار

¹ Conventional Gas Reservoirs

² Unconventional Gas Reservoirs

³ TOC

⁴ Adsorption Fraction

بسیار متفاوت هستند. گاز در این نوع مخازن به دو صورت گاز آزاد در فضای متخلخل و شکافها و

همچنین گاز جذب شده بر روی مواد ارگانیک وجود دارد [۱۱].

رشد مصرف و افزایش تقاضا برای گاز طبیعی اهمیت شیل‌های گازی را به عنوان منابع عظیم

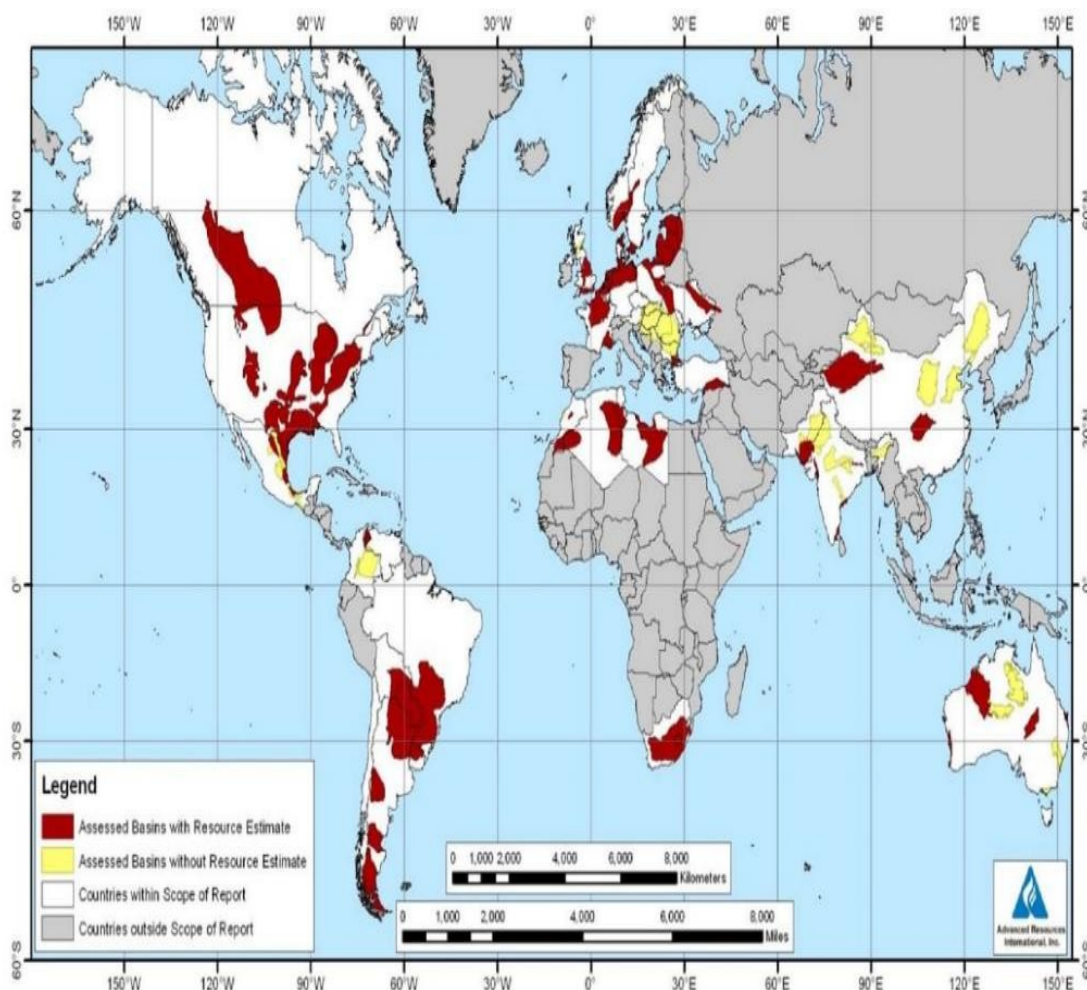
گاز طبیعی دو چندان نموده است. شکل ۳-۱ گستردگی شیل‌های گازی در جهان را نشان می‌دهد.

بسیاری، آغاز استحصال گاز از شیل‌های گازی را سال ۱۸۲۱ در نیویورک میدانند، ولی بهره‌برداری از

این منابع در ابعاد صنعتی در سال ۱۹۷۰ صورت گرفت [۱۰]. یکی از روشهایی که باعث ایجاد

انقلابی تمام عیار در صنعت حفاری شیل‌های گازی شد، روش شکست هیدرولیکی است. این روش

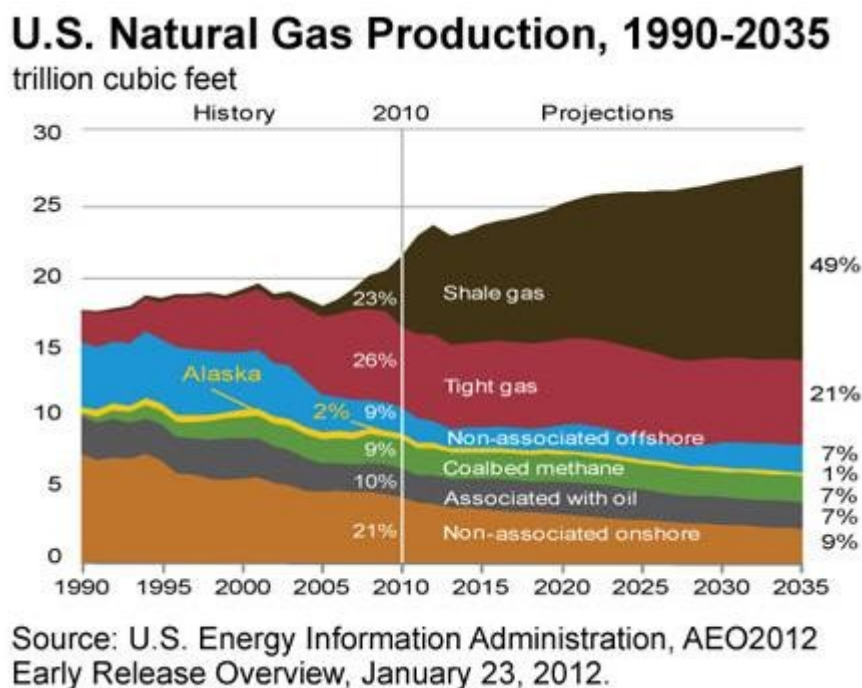
برای شکستن لایه‌های سنگین زیرزمینی و با هدف استحصال گاز به کار میرود.



شکل ۳-۱ گستردگی شیل‌های گازی در جهان [۱۲]

در حال حاضر ایالات متحده آمریکا تنها کشوری است که بطور اقتصادی از منابع شیل گازی بهره - برداری مینماید. در سال ۱۹۹۶ از چاههای شیلگازی در آمریکا ۰/۳ تریلیون فوت مکعب معادل ۱/۶ درصد گاز تولیدی، و تا سال ۲۰۰۶ این میزان به سه برابر، معادل ۱/۱ تریلیون فوت مکعب یعنی حدود ۵/۶ درصد کل گاز ایالات متحده بود، رسید [۱۳]. پیشبینی میشود تا سال ۲۰۳۵ سهم گازهای تولیدی از مخازن نامتعارف^۱ در آمریکا، ۷۱ درصد کل گاز تولیدی خواهد رسید [۱۴].

(شکل ۴-۱)



شکل ۴-۱ نمودار پیشبینی سهم تولید از مخازن نامتعارف در ایالات متحده آمریکا

۴-۱ موضوع پایاننامه

با توجه به نقش شیلهای گازی در تولید آینده گاز طبیعی در جهان و همچنین اهمیت بسیار میزان کل محتویات کربن آلی در ارزیابی پتانسیل شیلهای گازی، در این پایاننامه نسبت به تخمین میزان

^۱ Unconventional Reservoirs

TOC در لایه شیل گازی کوکاتیا واقع در استرالیای غربی اقدام گردیده‌است. بدین منظور از دو روش استفاده گردیده است.

- روش شبکه عصبی مفهومی چند لایه
- شبکه عصبی مبتنی بر ویولت (ترکیب شبکه عصبی چندلایه و تئوری ویولت)

۱-۵ ساختار پایاننامه

در فصل اول کلیاتی در مورد اهمیت شیلهای گازی و معرفی میزان کل محتویات کربن آلی و همچنین روند پیشرفت روشهای بهکار گرفته شده در تخمین میزان TOC پرداخته شده است. فصل دوم به معرفی محدوده مورد مطالعه در این پایاننامه و همچنین دادهها و اطلاعات در دسترس مربوط به چاهها اختصاص یافته‌است. در فصل سوم روششناسی تحقیق شامل معرفی توابع ویولت و تبدیل ویولت، شبکههای عصبی مفهومی و شبکه عصبی ویولت شرح داده میشود. در فصل چهارم، روشهای مورد استفاده در این پایاننامه و همچنین دادهها و اطلاعات در دسترس که در فصول قبل معرفی گردیده‌اند، استفاده میگردد و نتایج بهطور مفصل ارائه گردیده است.

فصل دوم

محدوده مورد مطالعه و

داده‌های در دسترس

۲-۱ موقعیت جغرافیایی

حوزه رسوبی پرت^۱ در جهت شمال- جنوب و در حدود ۱۰۰۰۰۰ کیلومتر مربع از حاشیه استرالیای غربی کشیده شده است. تقریباً نیمی بیشتر از این حوزه رسوبی در دریا تا عمق ۱۰۰۰ متری قرار دارد. قسمت اصلی این حوزه رسوبی را، رسوبات و سنگهای آواری قارهای در بازه زمانی پرمین^۲ تا دوره حاضر را شامل میشود [۱۵].



شکل ۲-۱ موقعیت جغرافیایی حوزه رسوبی پرت

۲-۲ تاریخ اکتشافات

اولین کاوش و جستجو در حوزه پرت به منظور ارزیابی حوزه رسوبی پرت از لحاظ مواد هیدروکربوری در سال ۱۹۳۵ با یک بررسی گراویده اولیه شروع گردید. بررسی لرزه‌های^۳ که در ناحیه جینجین^۴ در سال ۱۹۵۶ صورت پذیرفت به کشف ساختار عظیم طاق‌دیسی منجر گردید. به‌منظور ارزیابی این ساختار طاق‌دیسی، حفاری چاه انابا-۱^۵ در سال ۱۹۶۱ صورت گرفت. سرانجام این تلاشها با اولین چاه

^۱ Perth Basin

^۲ Permian

^۳ Seismic survey

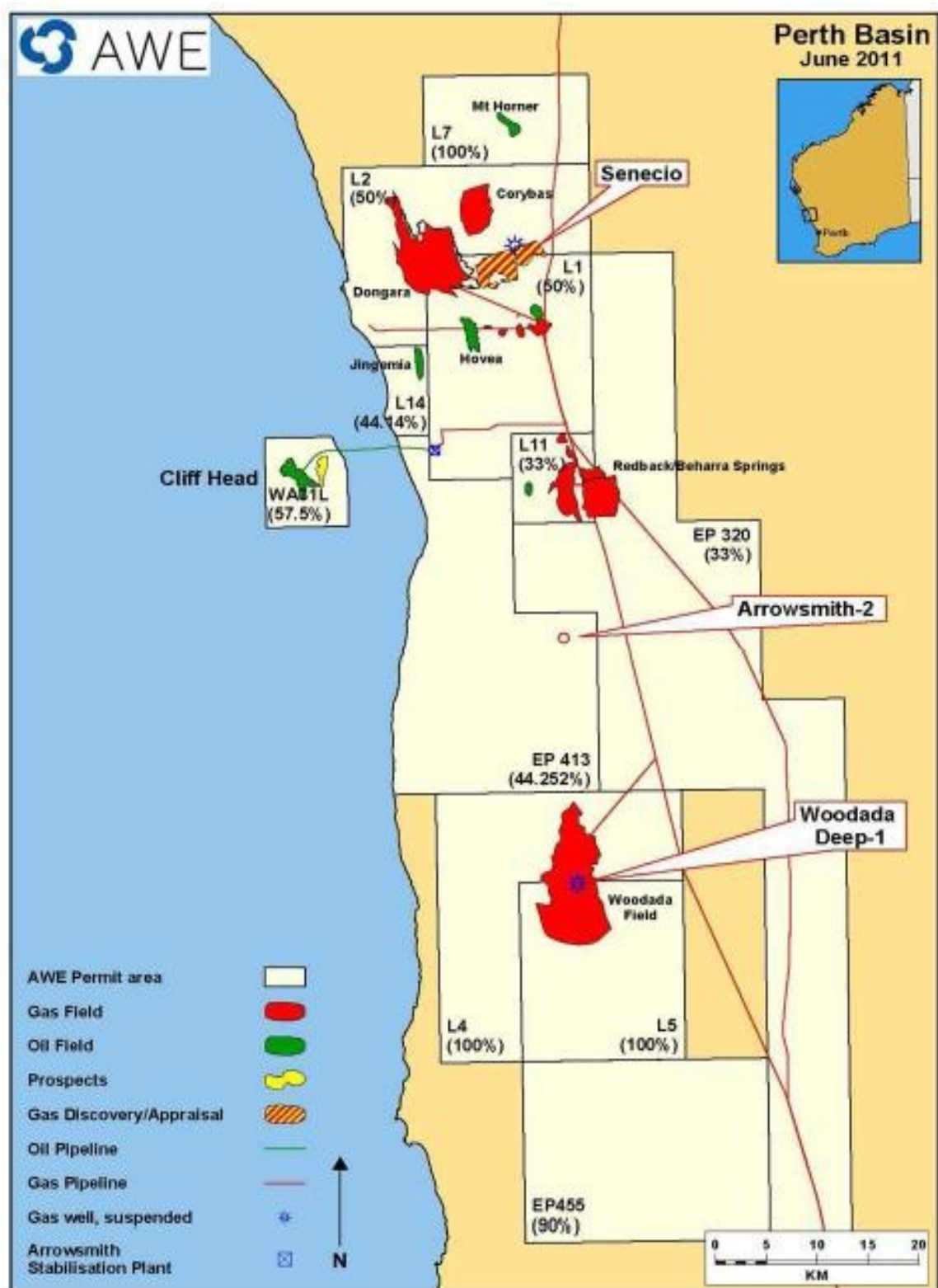
^۴ Gingin

^۵ Eneabba-1

اکتشافی در سال ۱۹۶۴ که منجر به تولید مواد هیدروکربوری گردید، به نتیجه رسید. در جدول ۱-۲ اکتشافات هیدروکربوری که از لحاظ اقتصادی ترجیح دارد، آورده شده است. شکل ۲-۲ موقعیت مکانی این میادین را نشان میدهد [۱۵].

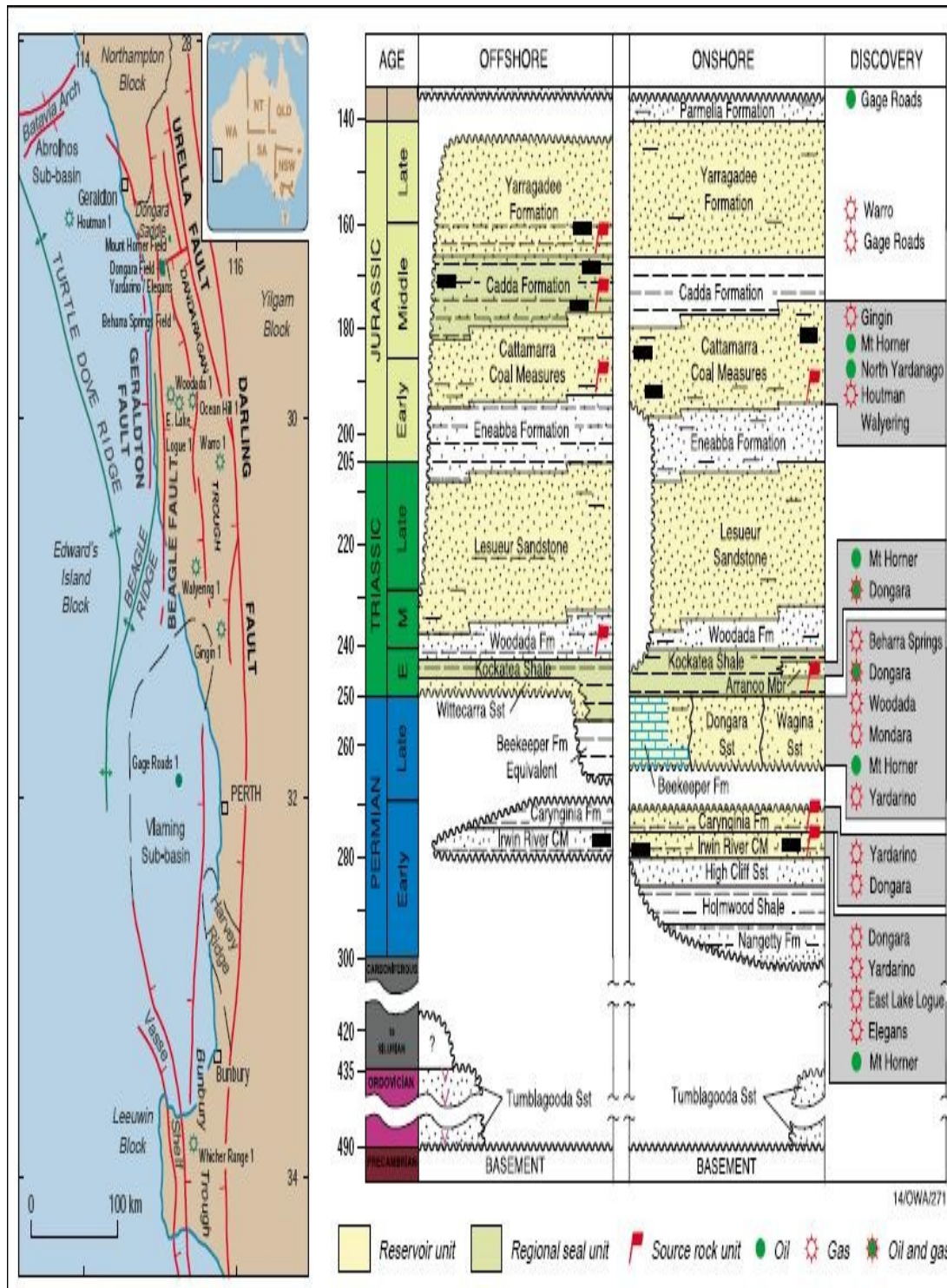
جدول ۱-۲ میادین مهم اکتشافی در حوزه رسوبی پرت [۱۵]

سال اکتشاف	میدان
۱۹۶۴	Yardarino
۱۹۶۶	Dongara
۱۹۶۸	Mondarra
۱۹۸۰	Woodada
۱۹۸۲	East Lake Logue
۱۹۸۷	Mount Horner
۱۹۹۰	Behara Springs



شکل ۲-۲ موقعیت مکانی میادین مهم هیدروکربوری در حوزه رسوبی پرت [۱۵]

این مخازن هیدروکربوری در حوضی پرت در لایه‌های چینه‌شناسی، پراکنده گردیده‌اند. شکل ۳-۲ نقشه چین‌شناسی حوزه پرت را نشان می‌دهد.



شکل ۳-۲ نقشه چین‌شناسی حوزه رسوبی پرت در ناحیه خشکی [۱۶]

در این حوزه رسوبی از ماسه سنگهای دوران پرمین لایه اروین ریور کول میژر^۱ مقدار قابل توجهی گاز در میدان دانگارا^۲ تولید میشود. از ماسه سنگهای ناپیوسته‌های که در لایه کریجینا^۳ وجود دارد، در میدان دانگارا و از زیر لایه ضخیم کربناته این لایه (کریجینا) در میدان وودادا^۴ گاز تولید میگردد. ماسه سنگهای لایه وگینا^۵ در میدانهای دانگارا و ماندارا دارای گاز میباشند. بهترین پتانسیل مخزنی در ماسه سنگهای لایه دانگارا و لایه بیکیپر^۶ قرار دارد. این دو مخزن همراه مخزنی که در زیرلایه ماسه سنگی لایه کوکاتیا شیل^۷ قرار دارند، بخش اعظم هیدروکربورهای اکتشافی در حوزه-حوزه‌ی رسوبی پرت را شامل میشوند و در نهایت در افق های ماسه سنگی لایه کاتامارا کول مژرز^۸ نفت در میدان مونت هورنر^۹ تولید میگردد [۱۶].

۳-۲ سازندهای دارای ذخایر هیدروکربوری در حوزه رسوبی پرت

۱-۳-۲ سازند اروین ریور کول میژرز^{۱۰}

این سازند از لحاظ سنگ شناسی شامل ماسهسنگ، سیلت استون^{۱۱}، شیلهای کربناته و مقادیر کمی کونگلوмера^{۱۲} میباشد. ضخامت این لایه از ۵۰ متر در شمال تا حدود ۳۰۰ متر رو به جنوب متغیر

^۱ Irwin River Coal measure

^۲ Dongara

^۳ Caryginia

^۴ Woodada

^۵ Wagina

^۶ Beekeeper

^۷ Kockatea shale

^۸ Cattamarra coal measures

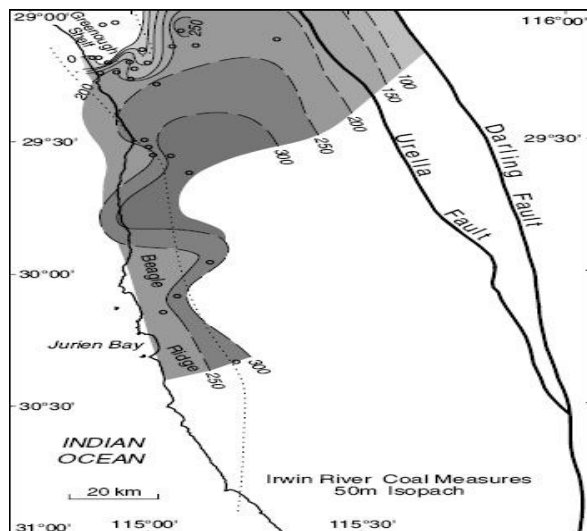
^۹ Mount Horner

^{۱۰} Irwin river coal measures

^{۱۱} Silt stone

^{۱۲} Conglomerate

است. شکل ۴-۲ نقشه ایزوپاچ^۱ این لایه را نشان میدهد [۱۷]. این لایه از لحاظ زمین شناسی مربوط به رسوبات اواسط دوران پرمین میباشد.



شکل ۴-۲ نقشه ایزوپاچ لایه اروین ریور در حوزه رسوبی پرت [۱۷]

در زیر این سازند، لایه‌ی ماسه سنگیهای کلیف سند استون^۲ و در بالای آن سازند کاریجینیا^۳ قرار دارد. در میدان دانگارا این سازند دارای مقادیر قابل توجهی گاز میباشد. کلی استون^۴ و سیلت استونهای^۵ لایه کوکاتیا که به وسیله‌ی گسلها در ارتباط با این لایه میباشد، نقش پوش سنگ را دارند. همچنین این سازند (کوکاتیا) نقش سنگ منشأ اصلی را در ایجاد مواد هیدروکربوری در سازند اروین دارد [۱۷].

¹ isopach

² High cliff sand stone

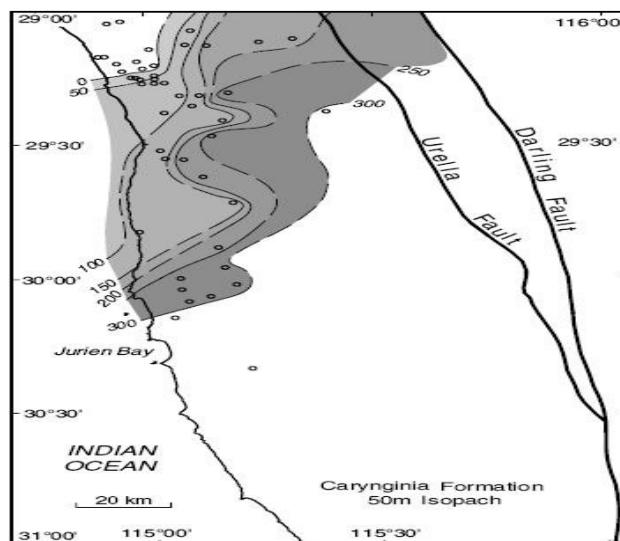
³ Caryginia

⁴ Clay stone

⁵ Silt stone

۲-۳-۲ سازند کاریجینیا

این سازند عمدتاً از توالی زیر لایه‌های سیلت استون و ماسه سنگ و همچنین مقادیر کمی شیل در قسمتهای انتهایی آن تشکیل یافته است. ضخامت این سازند در جهت جنوب افزایش مییابد و تا حدود ۳۲۰ متر متغیر است. شکل ۲-۵ نقشه ایزوپاچ این لایه را در حوزه رسوبی پرت نمایش میدهد.



شکل ۲-۵ نقشه ایزوپاچ لایه کاریجینیا در حوزه رسوبی پرت [۱۷]

از لحاظ سنگ شناسی^۱ این سازند شامل سیلت استونهای کربناته و میکادار و ماسه سنگهای دانه ریز و درشت همراه لایهی نازکی از کونگلوмера میباشد. لایه زیرین سازند کاریجینیا، اروین و ماسه سنگهای دانگارا^۲ و واجینا^۳ و سازند بیکپر^۴ روی آن قرار دارند [۱۷]. همان طور که قبلاً اشاره گردید ماسه سنگهای ناپیوسته‌ای سازند در میدان دانگارا دارای گاز میباشند. همانند سازند اروین کلی استون و سیلت استونهای لایه کوکاتیا که به علت گسلها در ارتباط با این سازند قرار دارند نقش پوش سنگ و سنگ منشأ را در میدان دانگارا برای این سازند دارا میباشند [۱۶].

¹ Lithology

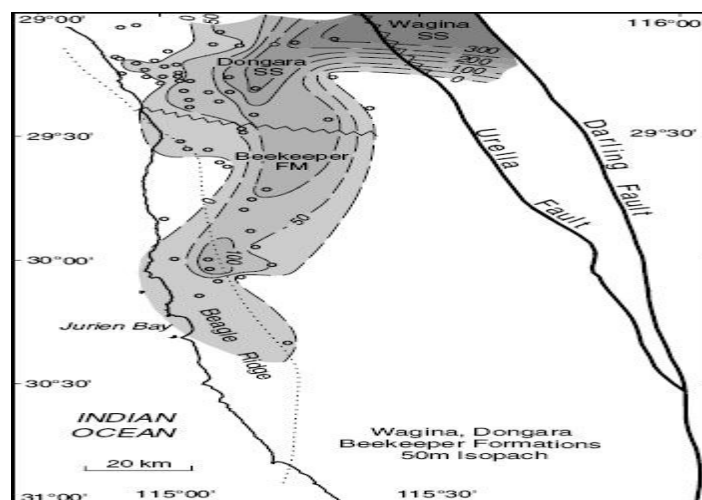
² Dongara

³ Wagina

⁴ Beekeeper

۲-۳-۳ سازندهای واجینا، دانگارا و بیکپر

ماسه سنگهای واجینا مربوط به قسمت بالایی دوران پرمین در حوزه پرت میباشند . ضخامت این ماسه سنگها تا ۲۵۰ متر و در جهت شمال افزایش مییابد . شکل ۲-۶ مربوط به نقشه‌ی نقاط هم ارتفاع این لایه ماسه سنگی است . از لحاظ سنگ شناسی، شامل ماسه سنگهای دانه ریز تا متوسط همراه با میان لایه‌هایی از رس و مقادیر کمی کنگلومرا، سیلت استونهای کربناته میباشد .



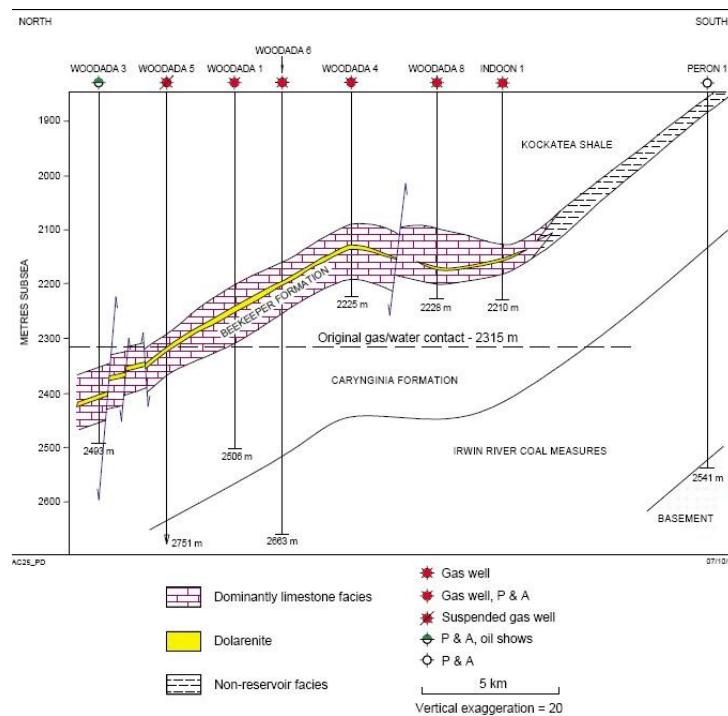
شکل ۲-۶ نقشه ایزوپاچ لایه واجینا در حوزه رسوبی پرت [۱۷]

ماسه سنگهای دانگارا، ماسه سنگهای تمیز در زیر لایه‌ی شیلی کوکاتیا است . ضخامت این ماسه سنگ به سمت شرق از ۶۰ متر تا حدود ۳۴۰ افزایش مییابد . مقادیر قابل توجهی گاز و نفت در این ماسه سنگها در میدانهای دانگارا و ماندارا^۱ کشف گردیده است [۱۷]. لایه‌ی کلی استون سازند کوکاتیا پوش سنگ مخازن در این ماسه سنگها است . سنگ منشأ مخازن نفتی، لایه شیلی کوکاتیا و سنگ منشأ مخازن گازی موجود در این لایه ماسه‌های کلی استونهای کربناته لایه اروین و سازند کاریجینیا میباشد [۱۵].

سازند بیکپر در قسمت جنوبی لایه ماسه سنگی دانگارا قرار دارد و از مخلوط سنگهای آواری و کربناته تشکیل گردیده است [۱۷]. در میدان گازی وودادا مقدار قابل توجه گاز در این سازند کشف

^۱ Mandara

گردیده است. لایه شیلی کوکاتیا به عنوان پوش سنگ در قسمت بالایی سازند عمل مینماید. شکل ۲-۷ لایه مخزن بیکپیر را در میدان گازی وودادا نشان میدهد [۱۵]. سنگ منشأ مخازن گازی در این لایه، سازند کاریجینیا و اروین و سنگ منشأ نفت ذخیره شده در این سازند، رسوبات دریایی و خشکی لایه شیلی کوکاتیا میتواند باشد [۱۵].



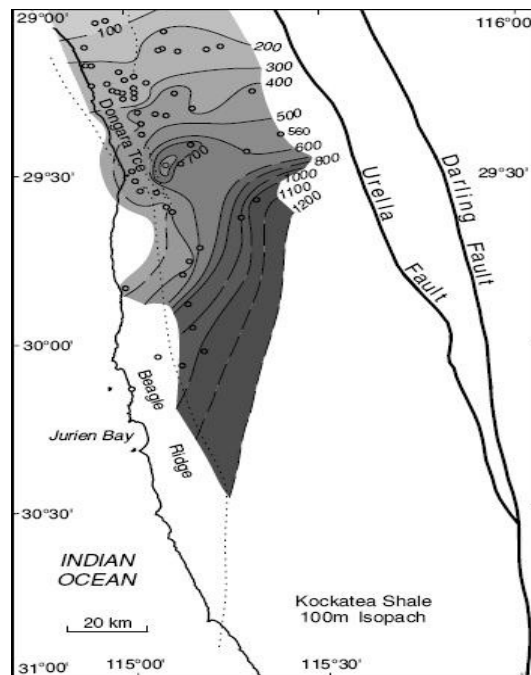
شکل ۲-۷ لایه مخزنی بیکپیر در میدان گازی وودادا [۱۵]

۲-۳-۴ کوکاتیا شیل^۱

ضخامت این سازند رو به جنوب تا حدود ۱۰۶۰ متر افزایش مییابد. شکل ۲-۸ نقشه ایزوپاچ این لایه را نشان میدهد. لایه شیلی کوکاتیا به عنوان سنگ منشأ اصلی نفت در حوزه‌ی رسوبی پرت در نظر گرفته می‌شود. این لایه متشکل از شیل‌های آبی و سیاه، سیلت استون همراه با لایه‌های باریکی از ماسه میباشد. مقادیر قابل توجه نفت از نظر تجاری از میان لایه‌های ماسه‌ای سیلت استون در این سازند در میدانهای مونت هورنر و دانگارا تولید میشود. معمولاً این سازند شامل یک زیرلایه‌ی پایه باریک (۱۵-۳۸ m) غنی از مواد آلی (TOC بیشتر از ۲٪) میباشد. لایه‌ی شیلی بالای این قسمت

^۱ Kockatea shale

پایه، کمتر غنی از مواد آلی (TOC کمتر از ۰/۵٪) میباشد [۱۷]. در این پایان نامه، این سازند شیلی به عنوان اصلیترین سازند شیلی در حوزه‌ی رسوبی پرت، مورد بررسی قرار گرفته است.



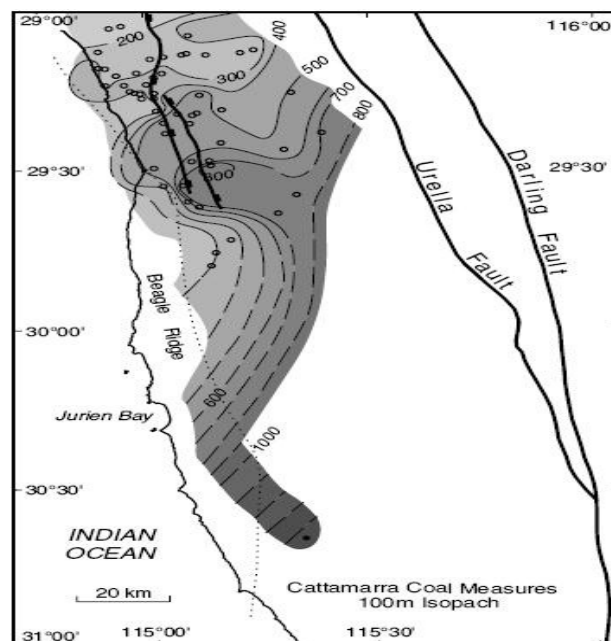
شکل ۲-۸ نقشه ایزوپاچ لایه کوکاتیا شیل در حوزه رسوبی پرت [۱۷]

۲-۳-۵ کاتامارا کول مژرز^۱

این سازند از ماسه سنگهای دانه ریز و دانه درشت همراه با میان لایههایی از سیلت استون و کلی استونهای کربناته میباشد. ضخامت این سازند در جهت جنوب تا ۱۵۰۰ متر افزایش مییابد [۱۷]. از میدان نفتی مونت هورنر^۲ در این سازند مقادیر قابل توجهی نفت در بخشهای 'B' و 'F' کشف گردیده است. قسمتهای E و A به ترتیب پوش سنگ برای بخش مخزنی این سازند میباشند. لایه شیلی کوکاتیا سنگ منشأ نفت در زیرلایههای B و F سازند کاتامارا میباشد. شکل ۲-۹ نقشه ایزوپاچ این لایه نشان میدهد.

^۱ Cattamarra Coal measures

^۲ Mount horner



شکل ۲-۹ نقشه ایزوپاچ لایه کاتامارا در حوزه رسوبی پرت [۱۷]

۲-۴ موقعیت چاههای مورد بررسی

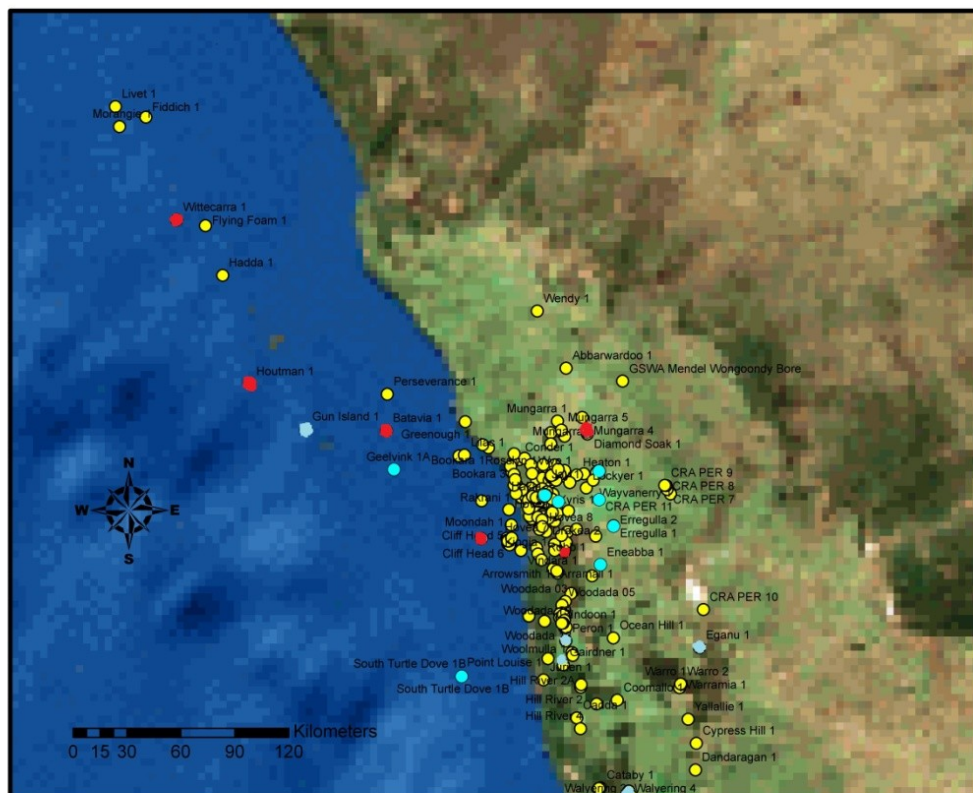
لایه شیل گازی کوکاتیا دارای گستردگی وسیعی در حوزه پرت میباشد . با توجه به اینکه در این پایاننامه هدف تخمین نگار ژئوشیمیایی TOC برای این سازند است، و همچنین نیاز به دادههای مغزه به منظور اعتبارسنجی، در انتخاب چاهها دارای محدودیت میباشیم . شکل ۲-۱۰ موقعیت چاههای موجود در حوزه رسوبی پرت را نشان میدهد.

۲-۵ معرفی دادهها

داشتن نگارهای پتروفیزیکی مناسب در چاه، از جمله عواملی است که در انتخاب چاهها به منظور استفاده از اطلاعات نگارهای پتروفیزیکی آن بعنوان ورودی شبکه عصبی تاثیر گذار میباشد. نگارهای مشترک بین چاههایی که دارای اطلاعات مغزه مربوط به کوکاتیا شیل میباشد، عبارتند از نگارهای مقاومت، صوتی، گاما و پتانسیل خودزا^۱ با توجه به اهمیت نگارهای چگالی و نوترون در تخمین میزان

^۱ Spontaneous potential

کل محتویات هیدروکربوری در نهایت از اطلاعات شش چاه که دارای نگارهای مقاومت، چگالی، نوترون، صوتی، گاما میباشند در این پروژه استفاده گردیده‌است. جدول ۲-۲ نام چاهها و نگارهای موجود و نقاط قرمز شکل ۲-۱۰ موقعیت مکانی چاههای انتخابی را نشان میدهد



شکل ۲-۱۰ موقعیت مکانی چاههای موجود در حوزه رسوبی پرت

جدول ۲-۲ نگارهای پتروفیزیکی موجود شش چاه مورد مطالعه

Sp	Gama	Induction	DT	ROHB	NPHI	SN	LLD	Lat	LL7	LN	Well Name
✓	✓	✓	✓	✓	✓	--	--	--	--	--	Batavia -1
✓	✓	--	✓	✓	✓	--	✓	--	--	--	Diamond soak-1
✓	✓	✓	✓	✓	✓	--	--	--	--	--	Houtman- 1
✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	--	--	--	Leander

											Reef-1
✓	✓	--	✓	✓	✓	--	✓	--	--	--	Robb-1
✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	--	--	✓	Wittecarra-1
✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	--	--	--	--	Wonner up-1

در دو چاه راب و ونرآپ نگارهای چگالی و نوترون برای قسمتی از لایه کوکاتیا شیل موجود است. این دو نگار با استفاده از شبکه عصبی برای کل لایه کوکاتیا شیل تخمین گردیده است که توضیحات مربوط به آن در فصل چهار آورده شده‌است.

فصل سوم

روش شناسی تحقیق

۳-۱ تبدیل ویولت

ایده نمایش یک تابع بر حسب مجموعه کاملی از توابع اولین بار توسط ژوزف فوریه^۱ ریاضی دان و فیزیک دان طی رساله ای در آکادمی علوم راجع به انتشار حرارت برای نمایش توابع بکار برده شد. در واقع برای آن که یک تابع به شیوه ای ساده و فشرده نمایش داده شود، فوریه اساساً ثابت کرد که می توان از محور هایی استفاده کرد که به کمک مجموعه ای نامتناهی از توابع سینوس وار ساخته می شوند. به عبارت دیگر فوریه نشان داد که یک تابع را میتوان به وسیله حاصل جمع بی نهایت تابع سینوسی و کسینوسی نمایش داد.

پایه های فوریه به صورت ابزار هایی اساسی با کاربردهای فوقالعاده متواتر و وسیع در علوم درآمده اند. زیرا برای نمایش انواع متعددی توابع و در نتیجه کمیت های فیزیکی فراوان به کار می روند. با گذشت زمان ضعف پایه های فوریه نمایان شد. مثلاً دانشمندان پی بردند پایه های فوریه و نمایش توابع سینوس وار در مورد سیگنال های پیچیده نظیر تصاویر نه تنها ایده آل نیستند بلکه از شرایط مطلوب دورند. به عنوان مثال به شکل کارآمدی قادر به نمایش ساختارهای گذرا نظیر مرزهای موجود در تصاویر نیستند. البته در دهه ۸۰ با استفاده از توابع پنجره های که منجر به تبدیل فوریه پنجره ای شد این مشکل حل شد.

هار^۲ اولین کسی بود که به ویولت ها اشاره کرد. در سال های بعد ریاضیدانان به قصد تحلیل ساختارهای تکین به فکر اصلاح پایه های فوریه افتادند و بعد از آن در سال ۱۹۷۰ یک فرانسوی به نام ژان مورله^۳ متوجه شد که پایه های تبدیل فوریه بهترین ابزار ممکن در اکتشافات زیر زمین نیستند. در سال ۱۹۸۰ نخستین پایه های ویولتی متعامد کشف شد. تعامد نوعی از ویژگی ها را بیان می کند که موجب تسهیلات فراوانی در استدلال و محاسبه می شود. در همین سال ها مورله مفهوم ویولت و تبدیل

^۱ Joseph Fourier

^۲ Haar

^۳ John Morley

ویولت را به عنوان ابزاری برای آنالیز سیگنال زمین لرزه بهکار برد. در سال ۱۹۷۶ مالت از پایه های ویولت متعامد توانست آنالیز چند تفکیکی را بسازد و مالت^۱ تجزیه ویولت ها و الگوریتمهای بازسازی را با به کار بردن آنالیز چند تفکیکی معرفی کرد. در سال ۱۹۹۰ همراه با آن ویولت ها را به دو بعد و سپس به فضاهایی با ابعاد دیگر گسترش دادند و بدین ترتیب بود که آنالیز ویولتی پایهگذاری شد. آشنایی آنالیز ویولت یکی از دستاوردهای نسبتاً جدید ریاضیات محض است که مبتنی بر چندین دهه پژوهش در آنالیز است، امروزه کاربردهای مهمی در بسیاری از رشته های علوم و مهندسی یافته و امکانات جدیدی برای درک جنبه های ریاضی آن و نیز افزایش کاربردهایش فراهم شده است. در آنالیز ویولت هم مانند آنالیز فوریه با بسط تابع ها سر و کار داریم، ولی این بسط بر اساس ویولت ها انجام می شود. ویولت تابع مشخص با میانگین صفر است و بسط سیگنال بر حسب انتقال ها و اتساع های این تابع انجام می گیرد بر خلاف چند جمله ای مثلثاتی ویولت ها در فضا به صورت موضعی بررسی می شوند. به این ترتیب ارتباط نزدیکی بین بعضی از توابع و ضرایب آن ها امکان پذیر شده و پایداری عددی بیشتری در بازسازی و محاسبات فراهم می شود [۱۸، ۱۹، ۲۰].

۳-۱-۱ مفاهیم اساسی

هدف از اعمال تبدیلات ریاضی بر روی سیگنال های خام، بدست آوردن اطلاعاتی است که این اطلاعات به راحتی از سیگنال اصلی قابل بازیابی نمیباشد. تبدیلات مختلفی برای خروج این اطلاعات از سیگنال وجود دارد که هر کدام معایب و مزایایی دارد، از جمله تبدیلات مهم میتوان به تبدیل فوریه، تبدیل فوریه سریع، تبدیل ویولت، تبدیل هیلبرت و توزیع ویگنر اشاره نمود [۲۱]. همه تبدیلات دارای یک اصل محاسباتی مشترک میباشند، در همه آنها سیگنال $f(t)$ در یک تابع بررسی^۲ ضرب میگردد و در بازه زمانی انتگرالگیری میشود. تابع بررسی $g(u)$ نوع تبدیل را تعیین میکند [۱۸].

^۱Mallat

^۲ Analysis Function

$$f(t) \xrightarrow{\text{transform}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(u)g(u)du \quad (1-3)$$

۳-۱-۲ تبدیل فوریه^۱

تبدیل فوریه یک سیگنال را به توابع نمایی مختلط در فرکانس های متفاوت تجزیه میکند، روشی که تبدیل فوریه در آن این کار را انجام میدهد بصورت زیر بیان میگردد.

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-2j\pi ft} dt \quad (2-3)$$

در این رابطه t نشان دهنده زمان و f نشان دهنده فرکانس، $x(t)$ نشان دهنده سیگنال ورودی است. اگر به این معادله بصورت دقیق توجه کنیم متوجه میشویم که $x(t)$ در یک عبارت نمایی در یک فرکانس مشخص f ضرب و سپس در تمام زمان ها از این عبارت انتگرال گرفته میشود. عبارت نمایی معادله (۲-۳) را بصورت زیر میتوان نوشت.

$$e^{-2j\pi ft} = \cos(2\pi ft) + j \sin(2\pi ft) \quad (3-3)$$

این عبارت دارای یک بخش حقیقی کسینوسی با فرکانس f و یک بخش موهومی سینوسی با فرکانس f میباشد، بنابراین میتوان گفت که در معادله ۲-۳ مقدار این انتگرال (مقدارش دقیقاً مهم نیست) مقدار بزرگی باشد. آنگاه میگوییم سیگنال $x(t)$ در فرکانس f مولفه فرکانسی غالبی دارد، عبارت دیگر مفهوم آن اینست که یک بخش عمده ای از سیگنال از فرکانس f درست شده است. اگر

^۱Fourier Transform

مقدار انتگرال کوچک باشد به معنی آن است که سیگنال مولفه فرکانسری عمده f را ندارد و اگر مقدار

این انتگرال صفر باشد به معنی این است که سیگنال اصلاً دارای فرکانس f نمی باشد [۲۱].

شکل ۳-۱ ایراد تبدیل فوریه را نشان میدهد. سیگنالهای الف و ب هر دو ترکیبی از چهار

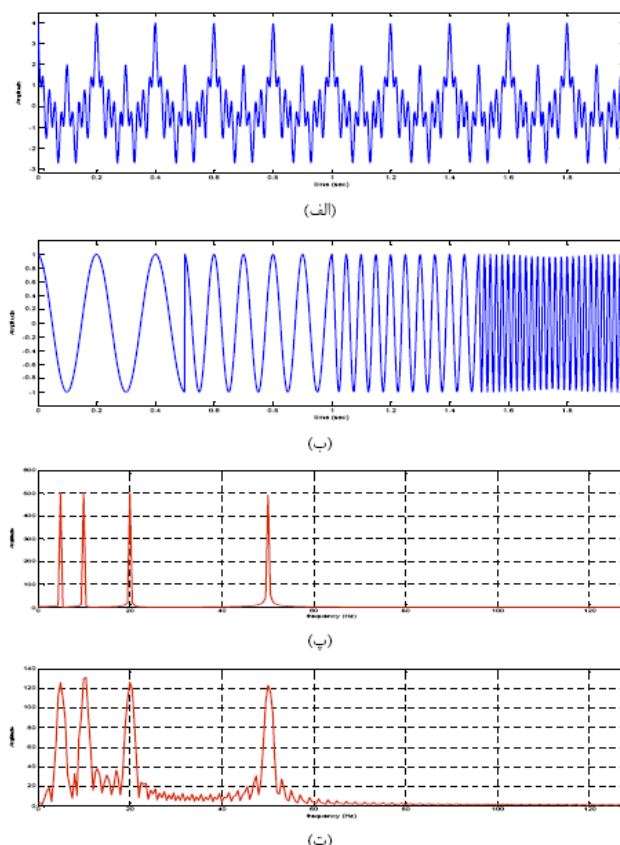
مولفه فرکانس یکسان میباشند بطوریکه سیگنال الف مخلوطی از فرکانسها و در سیگنال ب هر

فرکانس در یک محدوده نوسان میکند. قسمت پ و ت شکل ۳-۱ تبدیل فوریه این سیگنالها را نشان

میدهد. همانطوری که مشاهده میگردد، تبدیل فوریه هر دو سیگنال یکسان است و تبدیل فوریه

زمان رخ دادن مولفه ای فرکانسها را نمیتواند نشان دهد. به عبارت دیگر تبدیل فوریه رزولوشن زمانی

ندارد.



شکل ۳-۱ دو نمونه سیگنال شامل مخلوطی از فرکانسهای ۵، ۱۰، ۲۰ و ۵۰ هرتز و تبدیل فوریه آنها. (الف) مخلوط

کسینوسی شامل تمام زمانها، (ب) مخلوط کسینوسی به نحوی که هر فرکانس فقط در یک بازه زمانی بهخصوص

حضور دارد، (پ) تبدیل فوریه سیگنال الف، (ت) تبدیل فوریه سیگنال ب [۲۱]

۳-۱-۳ تبدیل فوریه زمان کوتاه^۱

نام دیگر این تبدیل، تبدیل فوریه پنجره‌های^۲ می‌باشد. در این تبدیل بعد زمان وارد می‌گردد بدین معنی که زمان رخداد فرکانسهای مختلف تعیین می‌گردد. برای این منظور تبدیل فوریه بصورت محلی صورت می‌گیرد. در این تبدیل ابتدا سیگنال در یک تابع پنجره^۳ ضرب می‌گردد سپس در همه زمان ها تبدیل فوریه گرفته میشود [۲۰].

$$STFT_x^{(\omega)}(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} [x(t)\omega^*(t - t')]e^{-2j\pi ft} dt \quad (4-3)$$

در این رابطه t نشان دهنده زمان و f نشان دهنده فرکانس، t' شیفت زمانی، $x(t)$ نشان دهنده سیگنال اصلی و تابع پنجره می‌باشد که شکلی مانند تابع گوسین دارد و به‌صورت زیر تعریف می‌گردد.

$$\omega(t) = e^{\left(\frac{-at^2}{2}\right)} \quad (5-3)$$

در این رابطه a : طول پنجره، t : زمان، t' را مشخص میکند.

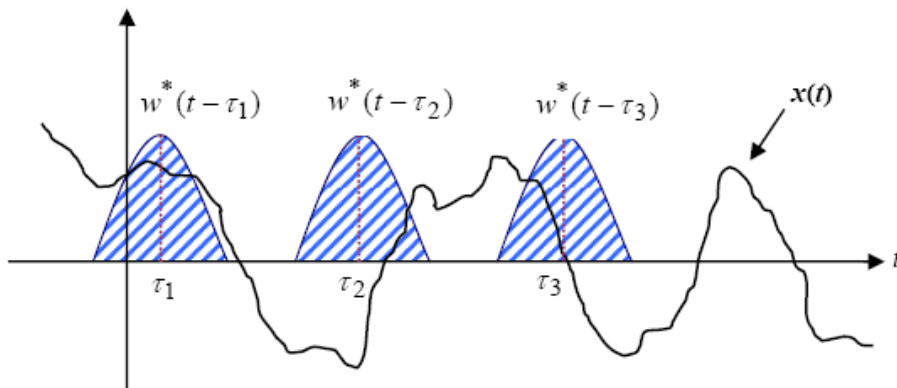
تابع پنجره ابتدا در شروع هر سیگنال قرار می‌گیرد ($t = 0$) با فرض پهنای پنجره T در لحظه $t = 0$ تابع پنجره با T اولیه سیگنال همپوشانی میکند. سپس تابع پنجره و سیگنال در هم ضرب میشوند، با انجام این عمل فقط T ثانیه از سیگنال با اختصاص دادن مقدار مناسبی به تابع پنجره انتخاب می‌شود. این حاصلضرب بعنوان یک سیگنال دیگر در نظر گرفته میشود که باید از آن تبدیل فوریه

¹Short time Fourier transform

²Windowed Fourier transform

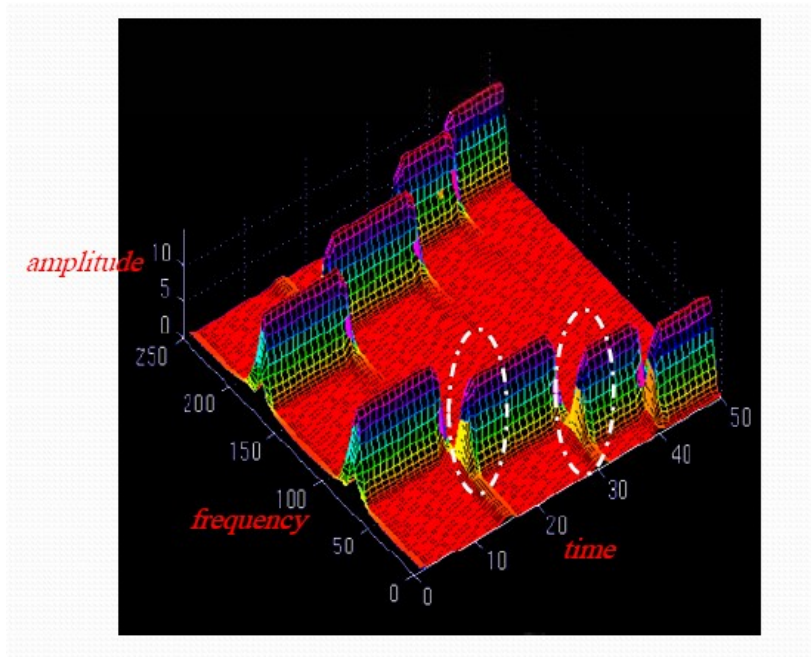
³Window Function

گرفته شود. در مرحله بعد پنجره به محل جدید t_1 شیفت پیدا میکند و این عملیات تا انتهای سیگنال ادامه پیدا میکند. در شکل ۲-۳ نحوه عملکرد این سیگنال نشان داده شده است [۲۲].



شکل ۲-۳ نحوه عملکرد و جابجایی تابع پنجره در طول سیگنال [۲۲]

مشکلی که در تبدیل فوریه زمان کوتاه وجود دارد پایین بودن رزولوشن فرکانسی میباشد که ریشه آن به اصل عدم قطعیت هایزنبرگ بر میگردد. در شکل ۳-۳ تبدیل فوریه زمان کوتاه برای یک سیگنال که شامل چهار فرکانس مختلف است، نشان داده شده است. همانطور که مشاهده میگردد تبدیل فوریه زمان کوتاه، رزولوشن زمانی بسیار خوبی دارد ولی در مورد فرکانس رزولوشن نسبت به تبدیل فوریه کاهش یافته است.



شکل ۳-۳ عدم رزولوشن فرکانسی در تبدیل فوریه زمان کوتاه

۳-۱-۴ اصل عدم قطعیت هایزنبرگ^۱

این اصل در سال ۱۹۲۷ توسط وارنر هایزنبرگ آرائه گردید. طبق این اصل تعیین همزمان مکان و سرعت یک الکترون یا هر ذره دیگری بیشتر از یک دقت و اطمینان خاصی غیر ممکن است.

$$\Delta t \Delta f \geq \frac{1}{2} \quad (۳-۶)$$

در تبدیل فوریه طول پنجره انتگرال گیری از منهای بینهایت تا مثبت بی نهایت است، لذا رزولوشن زمانی نداریم ولی رزولوشن فرکانسی بسیار خوبی داریم. در تبدیل فوریه زمان کوتاه پنجره دارای طول محدودی میباشد که باعث کاهش رزولوشن فرکانسی و افزایش رزولوشن زمانی میگردد. مشکل دیگری که در تبدیل فوریه زمان کوتاه ممکن است با آن مواجه شویم عدم تشخیص فرکانسهای کوتاه با توجه به انتخاب پنجره میباشد. بنابراین مسئلهای که برای ما در تبدیل فوریه زمان کوتاه

^۱Heisenberg uncertainty principle

^۲Werner Heisenberg

پیش می‌آید، بطور قطع نتیجه انتخاب نوع تابع پنجره و استفاده از آن در سراسر سیگنال می باشد [۱۸].

۳-۱-۵ شرایط تبدیل ویولت

عبارت ویولت به معنی موج کوچک (ویولت) می باشد، منظور از کوچکی محدود بودن این تابع و کلمه موج اشاره به نوسانی بودن تابع برمیگردد. تابع $\Psi(\cdot)$ که در بازه $(-\infty, +\infty)$ تعریف شده است، بعنوان ویولت دسته بندی می شود اگر دارای شرایط زیر باشد [۱۸].

$$1) \int_{-\infty}^{\infty} \Psi(u) du = 0 \quad (۷-۳)$$

• انتگرال مربع $\Psi(\cdot)$ برابر یک است.

$$2) \int_{-\infty}^{\infty} \Psi^2(u) du = 1 \quad (۸-۳)$$

• اگر $\hat{\Psi}(f)$ تبدیل فوریه $\Psi(t)$ باشد شرط زیر باید برقرار باشد (شرط پذیرش)

$$3) c_{\Psi} = \int_0^{\infty} \frac{|\hat{\Psi}(f)|^2}{f} df \quad 0 < c_{\Psi} < \infty \quad (۹-۳)$$

۳-۱-۶ آنالیز ویولت

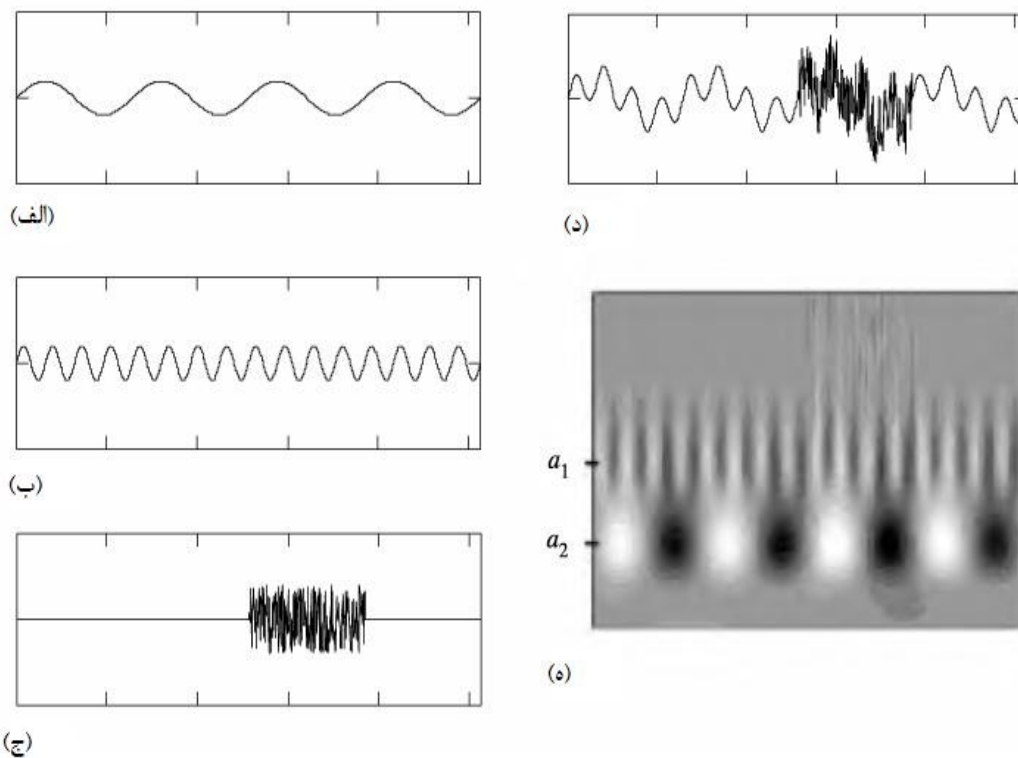
تبدیل ویولت رزولوشن زمانی را تابع فرکانس میکند، از لحاظ عملکرد تبدیل ویولت مانند تبدیل فوریه زمان کوتاه عمل میکند. بدین صورت که سیگنال در یک تابع ضرب میشود (تابع ویولت) و تبدیل در بخش های مختلف حوزه زمان سیگنال محاسبه میشود. تابع ویولت در این تبدیل هم نقش تابع پنجره و هم نقش تابع بررسی را ایفا میکند. تفاوت اصلی بین تبدیل ویولت و تبدیل فوریه زمان

کوتاه، تغییر عرض پنجره برای فرکانسهای مختلف میباشد. تابع Ψ بطور کلی بیانکننده ویولت مادر می باشد. یک خانواده از ویولت ها با استفاده از پارامترهای مقیاس و انتقال از ویولت مادر بصورت زیر می توان تولید کرد که در آن λ مثبت و t در یک بازه محدود می باشد [۲۱، ۲۳].

$$\Psi_{\lambda,t}(u) = \frac{1}{\sqrt{\lambda}} \Psi\left(\frac{u-t}{\lambda}\right) \quad (۱۰-۳)$$

در این رابطه λ پارامتر مقیاس، t پارامتر انتقال، u زمان و Ψ تابع ویولت مادر است.

شکل ۳-۴ تبدیل ویولت یک سیگنال ترکیبی شامل سه فرکانس مختلف را نشان میدهد. همانطور که مشاهده میگردد نواقص قبلی در تبدیل ویولت برطرف گردیده و رزولوشن فرکانسی و زمانی خوبی در این تبدیل حاصل میگردد.



شکل ۳-۴ موج ترکیبی و نمودار تبدیل ویولت آن، الف- موج سینوسی، ب- موج سینوسی با پریودیک چهارم موج الف،

ج- یک نویز تصادفی با فرکانس بالا، د- سیگنال ترکیبی سیگنالهای فوق، ه- پلات تبدیل ویولت سیگنال ترکیبی [۱۸]

با توجه به بازه‌ای که سیگنال در آن تعریف گردیده است، دو دسته کلی تبدیل ویولت گسترش یافته است.

۳-۱-۷ تبدیل ویولت پیوسته^۱

تبدیل ویولت پیوسته برای تبدیل یک تابع یا سیگنال $x(\cdot)$ که در یک بازه زمانی پیوسته و حتی ناپیوسته تعریف گردیده است، بکار می‌رود.

$$CWT_{x(u)}(\lambda, t) = \langle x, \Psi_{\lambda, u} \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} \Psi_{\lambda, t}(u) x(u) du \quad (۱۱-۳)$$

اگر تابع ویولت $\Psi(\cdot)$ شرط پذیرش را دارا باشد و همچنین سیگنال $x(t)$ در شرط زیر صدق نماید.

$$\int_{-\infty}^{\infty} x^2(t) dt < \infty \quad (۱۲-۳)$$

آنگاه می‌توان سیگنال $x(\cdot)$ را از تبدیل ویولت پیوسته بصورت زیر بازیابی نمود.

$$x(t) = \frac{1}{c_{\Psi}} \int_0^{\infty} \left[\int_{-\infty}^{\infty} \langle x, \Psi_{\lambda, u} \rangle \Psi_{\lambda, u}(t) du \right] \frac{d\lambda}{\lambda^2} \quad (۱۳-۳)$$

در این معادله c_{λ} از معادله (۱۱-۳) بدست می‌آید [۲۱، ۲۳].

۳-۱-۸ تبدیل ویولت گسسته^۱

^۱Continuous Wavelet Transform

در تبدیل ویولت پیوسته، سیگنال در بینهایت پارامتر مقیاس و انتقال مورد بررسی قرار می‌گیرد. در عمل ما می‌توانیم با در نظر گرفتن زیر نمونه‌هایی از تبدیل ویولت پیوسته، پارامترهای اصلی تبدیل را بدست آوریم که به آن تبدیل ویولت گسسته می‌گویند. تبدیل ویولت گسسته روی توابع گسسته و یا سری‌های زمانی $x(.)$ انجام می‌گیرد و معمولاً زمان بصورت محدود تعریف می‌گردد که $t = 0, 1, \dots, N-1$

1. معمولاً پارامتر انتقال در این تبدیل بصورت بازه‌های و پارامتر مقیاس تعریف می‌گردد که $j=1, 2, 3, \dots$ می‌باشد. در شکل ۳-۵ تبدیل ویولت گسسته یک سیگنال با استفاده از ویولت هار نشان داده شده است.

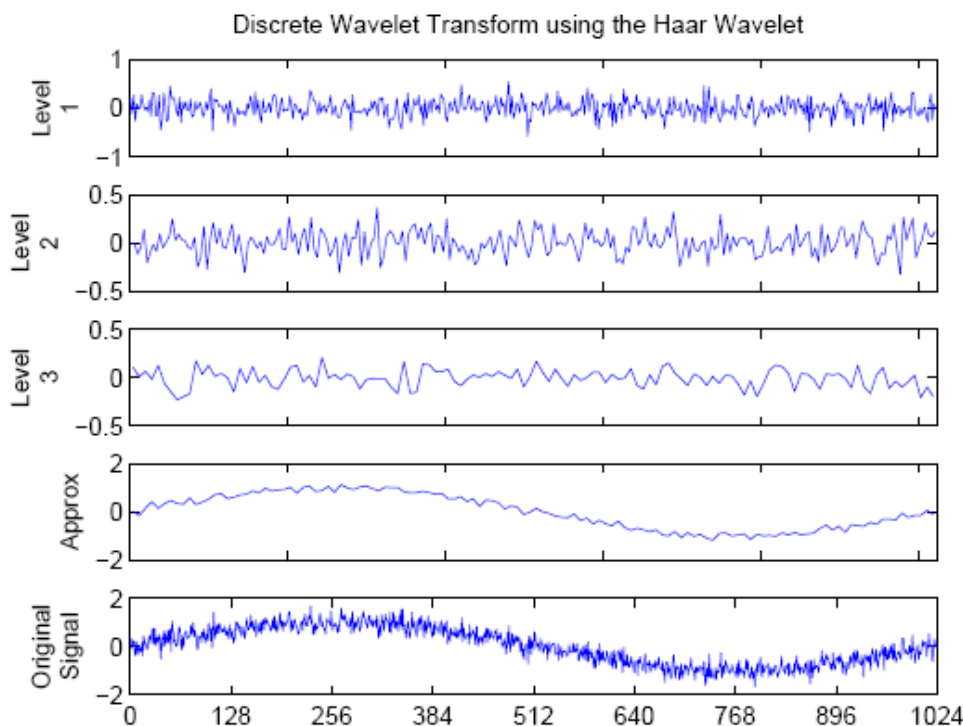
در این مثال تا سه مرحله تبدیل نشان داده شده است. در ابتدا فرکانس‌های بالا و در مراحل بعدی فرکانس‌های پایین‌تر جدا می‌گردند. تبدیل ویولت گسسته به میزان داده‌ها دارای ضرایب تبدیل گسسته ویولت^۲ است، سه شکل اول شامل ضرایب ویولت^۳ برای سطوح یک، دو و سه می‌باشد و بقیه ضرایب که ضرایب مقیاس^۴ نام دارد در سیگنال باقی مانده بعد از تبدیل ویولت، قرار دارند [۲۱، ۲۳].

¹ Discrete Wavelet Transform

² DWT Coefficient

³ Wavelet Coefficient

⁴ Scaling coefficient



شکل ۳-۵ تبدیل ویولت گسسته یک سیگنال را با استفاده از ویولت هار [۲۳]

۲-۳ شبکه‌های عصبی مصنوعی

پیاده سازی ویژگی‌های شگفتانگیز مغز انسان در یک سیستم مصنوعی از دیر باز وسوسه انگیز و مورد توجه بوده است. همین انگیزه باعث شده است تا دانشمندان با الهام از ساختار مغز انسان ایده‌ی شبکه‌های عصبی مصنوعی^۱ را به صورت یک مدل بسیار ساده که فقط میتواند بخشی از عملکرد مغز را شبیه‌سازی کند، ارائه نمایند [۲۴].

یادگیری در شبکه‌های عصبی مصنوعی مثل مغز بصورت تطبیقی است و از طریق مثال انجام میشود، بدین معنی که اغلب (نه همواره) مجموعه‌ای از ورودی و خروجی‌های درست به شبکه داده میشود. سپس اوزان سیناپس شبکه با استفاده از این داده‌ها به گونه‌ای تغییر داده میشود که در صورت دادن ورودی جدید بتواند پاسخهای درستی را تولید کند. به همین خاطر به این سیستمها

^۱ Artificial Neural Network

هوشمند گفته میشود زیرا شبکهها بر اساس محاسبات روی دادههای عددی یا مثالها، قوانین کلی را فرا میگیرند [۲۵].

۳-۲-۱ تاریخچه شبکه عصبی مصنوعی

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

در محدوده سالهای ۱۹۵۸ تا ۱۹۶۲ روزنبلات گروه بزرگی از شبکههای عصبی به نام پرسپترون را معرفی نمود. قانون آموزش این شبکهها یک روش تکراری اصلاح وزن بود که بسیار قوی تر از قانون هب عمل می کرد. در سال ۱۹۶۰ میلادی شبکه آدالاین توسط ویدرو ارائه گردید. کاربردهای متعدد این شبکه در تشخیص متن، آن را به ابزاری در کنترل سیستمها تبدیل کرد که همچنان از آن استفاده می شود [۲۶].

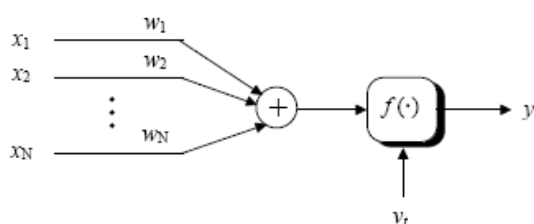
در دهه ۱۹۷۰ میلادی تحقیقات فراگیری توسط کوهونن در مورد شبکههایی با حافظه مشارکتی انجام گرفت که از آن در تشخیص صدا استفاده می شد [۲۷]. آندرسن نیز تحقیقاتی در مورد شبکه پیشنهادی کوهونن انجام داد و نتیجه این تحقیقات، آن دسته از شبکههای عصبی است که امروزه در تشخیصهای طبی بکار گرفته می شوند. گراسبرگ نیز روابط ریاضی حاکم بر شبکههای عصبی را مطرح نمود. وی به اتفاق کارپنتر تئوری مربوط به شبکههای عصبی را که قادر به مرتب کردن و طبقه بندی نمودن اطلاعات ورودی است و بنام تئوری تشدید تطابقی نامیده می شود، بنا کرد [۲۸].

با ابداع روش انتشار برگشتی که مستقلاً توسط پارکر و لوکان ارائه گردید، تحولی در شبکههای عصبی صورت گرفت. از سایر کسانی که در پیشبرد این زمینه سهمیم بودند، برنده جایزه نوبل فیزیک،

هاپفیلد^۱ بود که شبکه‌های عصبی را که براساس وزن ثابت عمل می‌کنند برای اولین بار معرفی کرد . این شبکه‌ها حل مسائلی با قیدهای اولیه را ممکن ساختند [۲۹]. فوکوشیما مجموعه‌ای از شبکه‌های عصبی بنام نزروگنیشن^۲ جهت شناسایی حروف بسط داد . برنامه اصلاح شده او قادر به شناسایی حروف حتی با وجود تغییر شکل و یا دوران بود [۳۰].

۳-۲-۲ ساختار شبکه های عصبی مصنوعی

نرون کوچکترین واحد پردازش شبکه عصبی مصنوعی بوده و حکم سلولهای مغز انسان را دارند . هر شبکه از یک لایهی خروجی و یک یا چند لایهی میانی تشکیل شده است. نرونهای هر لایه بوسیله وزنهایی که مربوط به ایجاد سیگنال تحریک میباشد به نرونهای لایه بعدی متصل میشوند . فرایند آموزش شبکه، این وزنها و مقادیر ثابتی که با آنها جمع میشوند و اصطلاحاً بایاس نامیده میشوند به طور پیدرپی تغییر میکنند تا این که مجموع مربعات خطا به کمترین مقدار خود برسد . برای انتقال خروجیهای هر لایه به لایه های بعدی از توابع محرک استفاده می شود . از توابع محرک معروف میتوان توابع سیگموئیدی و توابع محرک خطی را نام برد . شکل ۳-۶ ساختمان یک نرون محاسباتی را نشان میدهد .



شکل ۳-۶ ساختار یک نرون در شبکه عصبی

^۱Hopfield

^۲Nerocognition

در این شکل کمیت x ورودی نرون میباشد . میزان تاثیر x روی خروجی بوسیله مقدار کمیت W تعیین میشود . ورودی دیگر یک مقدار ثابت ۱ است که در جمله بایاس b ضرب شده و سپس با W_i جمع می شود. این حاصل جمع، ورودی خالص n برای تابع تحریک F را تشکیل میدهد .

$$n = WX + b = W_{1,1}x_1 + W_{1,2}x_2 + \dots + W_{1,R}x_R + b \quad (۱۴-۳)$$

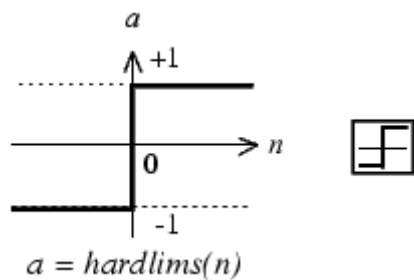
سپس خروجی نرون به کمک معادله ۳-۱۵ به دست می آید .

$$a = F(W * P + b) \quad (۱۵-۳)$$

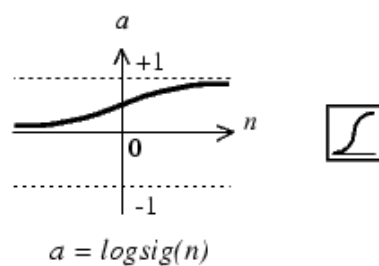
باید توجه داشت که پارامترهای b و W قابل تنظیم هستند و تابع محرک F نیز توسط طراح انتخاب می شود. مسیری که برای دستیابی وزنها و بایاسها به مقدار مطلوب نهایی انتخاب میگردد، قانون یادگیری نام دارد. قانون یادگیری در واقع یک الگوریتم ریاضی پیچیده است [۲۳] .

۳-۲-۳ توابع انتقال

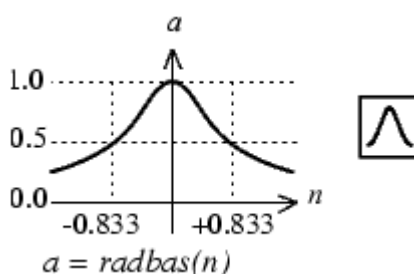
برخی توابع انتقال مهم در شکل ۳-۷ نشان داده شده است.



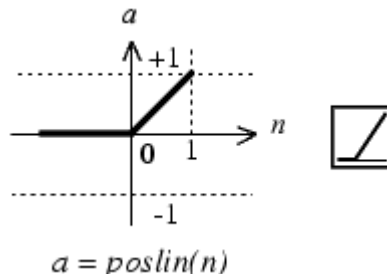
ب.



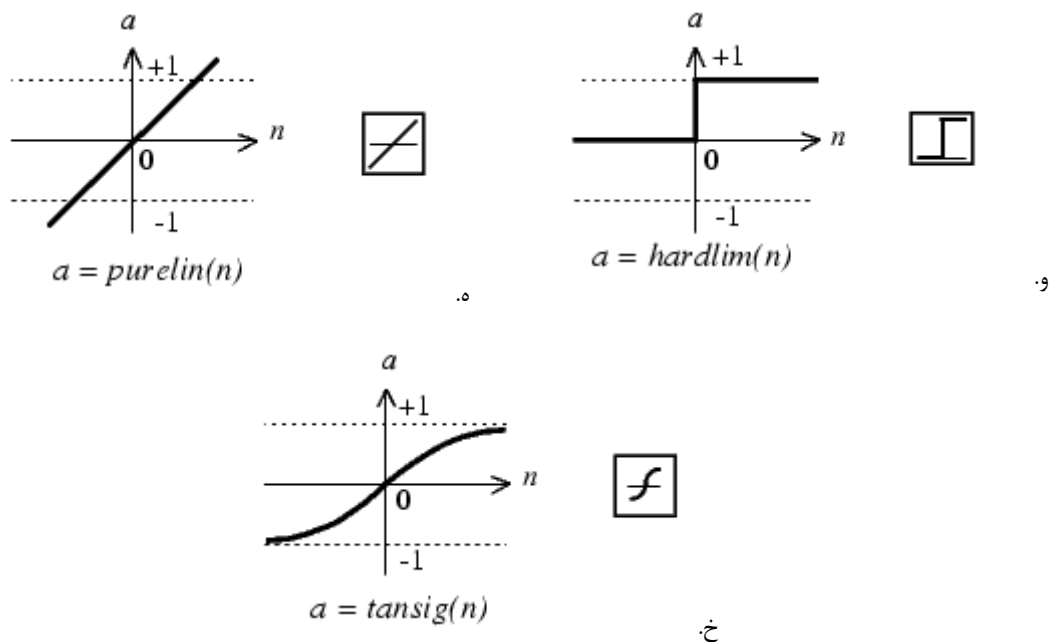
الف.



د.



ج.



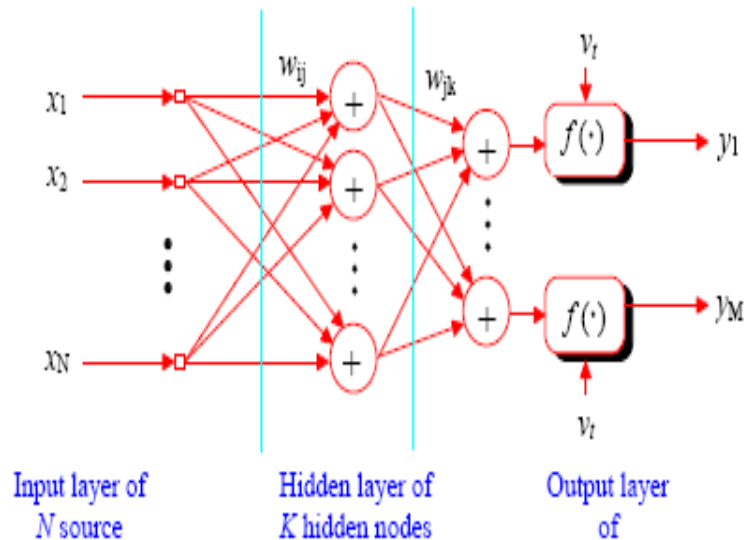
شکل ۳-۷ برخی توابع انتقال مهم الف. سیگموئید ب. هارد لیمیت مقارن ج. خطی مثبت د. گوسین و. هارد لیمیت
 ه. خطی خ. تانژانت سیگموئید [۲۴]

۳-۲-۴ دسته بندی لایه ای شبکه های عصبی مصنوعی

بر اساس ساختار شبکه های عصبی را به دو دسته تک لایه و چند لایه تفکیک میکنند . در یک شبکه تک لایه نرونهای خروجی و ورودی یکی هستند . در نتیجه به تعداد سیگنالهای خروجی، نرون در شبکه وجود دارد . مقادیر ورودی n و خروجی هر نرون از روابط $۳-۱۴$ و $۳-۱۵$ تعیین میشود . ماتریسهای بایاس و اوزان شبکه اهمیت زیادی دارند، زیرا در مسائل مختلف، شبکه آنها را تغییر میدهد تا مقادیر بهینه بدست آید . در مواردی برای دستیابی به عملکرد مطلوب که به درجات آزادی و پارامترهای قابل تنظیم بیشتری نیاز داریم از شبکه های چندلایه استفاده میکنیم . در این ساختار، خروجی نرونهای لایه قبلی به ورودی نرونهای لایه بعدی منتقل میشود [۲۶].

شبکه های چندلایه بسیار قدرتمندتر از شبکه های تک لایه هستند . به تجربه نیز ثابت شده است که خطی بودن در لایه خروجی باعث میشود که شبکه از زمانی که تابع خروجی سیگموئید باشد بهتر به جواب برسد زیرا محدوده خطی بودن تابع خطی از تابع سیگموئید بیشتر است همچنین با حضور تابع

سیگموئید در لایه آخر، انحراف از محدوده خطیبودن در دو انتهای تابع مشاهده میشود [۲۸]. شکل ۸-۳ ساختار یک شبکه عصبی چندلایه را نشان میدهد.



شکل ۸-۳ ساختار شبکه عصبی چندلایه [۲۱]

تعداد ورودیها و خروجیها جزء پارامترهای آزاد کاربر نیستند و بر اساس مسئله خاصی که شبکه قرار است آن را حل کند به دست می آیند، اما تعداد لایه های مخفی، تعداد نرونهای لایه های مخفی و سایر پارامترها (بسته به الگوریتم مورد استفاده) جزء درجه آزادی بوده و باید توسط کاربر بهینه شوند. با توجه به افزایش تعداد درجات آزادی در شبکه های چندلایه نسبت به تک لایه، حجم محاسبات و زمان آموزش افزایش می یابد. از این رو باید شبکه را تا حد امکان کوچک انتخاب کرد تا از کاهش تاثیر ورودیها روی خروجی در اثر عبور از لایه های مختلف اجتناب شود. معمولاً افزایش تعداد لایه ها بیش از سه لایه نیز مرسوم نمی باشد [۲۶].

۳-۳ شبکه عصبی ویولت

یک شبکه عصبی مصنوعی شامل تعداد زیادی نرون‌های مصنوعی مرتبط می‌باشد که با بکارگیری مدل‌های ریاضی یا محاسباتی برای تجزیه و تحلیل اطلاعات بکار می‌روند. در میان شبکه‌های عصبی مصنوعی، پرسپترون چند لایه^۱ همراه با الگوریتم پس انتشار خطا، رایج‌ترین نوع شبکه عصبی مصنوعی برای موارد واقعی کاربرد است. با این وجود بعلت وجود معایب و کاستی‌هایی که زیر به آن‌ها اشاره می‌گردد، استفاده از پرسپترون چندلایه در موارد واقعی با محدودیت‌هایی همراه می‌باشد.

الف) معایب ناشی از ساختار چندلایه در شبکه عصبی پرسپترون چند لایه

ب) استفاده از تابع تحریک‌های سراسری

پ) کم بودن سرعت الگوریتم یادگیری

بدست آوردن نقطه مینیمم سراسری^۲ در یک فضای جستجوی پیچیده، بسیار وقت‌گیر می‌باشد، همچنین زمانی که رابطه‌های غیرخطی پیچیده‌ای وجود داشته باشد، امکان عدم همگرایی می‌باشد [۳۱].

بهمنظور غلبه بر کاستی‌های شبکه پرسپترون چندلایه، شبکه‌های عصبی ویولت^۳ به‌عنوان یک

جایگزین برای آن معرفی شده است [۳۲]. به‌علت مزایای شبکه‌های عصبی ویولت به‌عنوان

تخمین‌گرهای سراسری که در زیر به آن اشاره گردیده است، شبکه‌های عصبی ویولت توجه بیشتری توسط سایر محققین جلب نمود و بصورت وسیع در حل مشکلات واقعی جهان^۴ مانند تشخیص چهره، طبقه بندی الگو، پیش‌بینی سری‌های زمانی و... استفاده گردید [۳۳].

• نسبت به سایر شبکه‌های عصبی ساختار و توپولوژی فشرده‌تری دارد

^۱ MLP

^۲ Global minimum

^۳ Wavelet Neural Network

^۴ Real World problem

- تخمین‌گر سراسری

- سرعت یادگیری سریع

موضوعات مختلفی در شبکه‌های عصبی ویولت مورد بررسی قرار می‌گیرد که شامل:

- تنظیم کردن وزن‌ها با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری مختلف به منظور تشدید

همگرایی شبکه‌های عصبی همگرایی

- اعمال تغییرات در ساختار و معماری شبکه

- استفاده از تابع تحریک‌های مختلف در لایه مخفی به‌منظور پیدا کردن بهترین ویولت

مادر

- بهبود پارامترهای تابع ویولت، شامل مقداردهی اولیه مناسب برای پارامترهای

جابجایی^۱ و مقیاس

شبکه‌های ویولت یک کاربرد از تجزیه ویولت هستند، تکنیکی که کاربردهای بسیاری در حوزه تحلیل

سیگنال مانند تخمین توابع^۲ و یا متراکم سازی داده^۳ دارد. ایده اصلی تجزیه ویولت^۴ عبارت است از

گسترش یک سیگنال کلی $f(x) \in L^2$ به یک سری از توابع می‌باشد که این توابع همگی از تابع ساده

$\Psi(x)$ که ویولت مادر نامیده می‌گردد، بدست آمده است [۲۳].

دو روش و رویکرد اصلی برای ساختن شبکه‌های عصبی مبتنی بر ویولت وجود دارد:

- شبکه عصبی و تابع ویولت بصورت جداگانه اجرا می‌شوند، سیگنال ورودی در ابتدا توسط

برخی تابع‌های ویولت پایه در نرون‌های لایه مخفی تجزیه می‌گردد و سپس این ضرایب

همراه با وزن‌های شبکه عصبی که توسط الگوریتم‌های خاصی بهبود و اصلاح می‌یابند، به

لایه خروجی که شامل یک جمع کننده است، راه می‌یابند.

¹ Translation

² Function approximation

³ Data compression

⁴ Wavelet decomposition

• ترکیب هر دو تئوری باهم بدین صورت که پارامترهای ویولت شامل پارامتر انتقال و مقیاس همراه با وزن‌های شبکه عصبی توسط الگوریتم یادگیری خاصی اصلاح می‌گردد. به این نوع شبکه‌های عصبی، شبکه‌های عصبی ویولت گفته می‌شود. شبکه‌های ویولت اولین بار در سال ۱۹۹۲ توسط ژانگ^۱ و بنونیس^۲ ارائه شدند [۳۶].

در حالت کلی زمانی که رویکرد اول مورد استفاده قرار گیرد، فقط از پارامترهای مقیاس و جابجایی ویولت مادر در ویولت پایه نرون استفاده می‌گردد. به این نوع شبکه عصبی، ویونت^۳ گفته می‌شود، این شبکه‌ها اولین بار در سال ۱۹۹۳ توسط بکشی^۴ و استفان پلوس^۵ ارائه شده‌اند.

۳-۱-۳ ساختار شبکه عصبی ویولت

شماتیک این نوع شبکه در شکل (۳-۹) آورده شده است. تابع ویولت مادر $\psi(t)$ در زمان (مکان) و فرکانس محلی بوده و می‌توان با توجه به ویژگی‌های مسئله‌ی مورد نظر از توابع ویولت مادر مختلف بهره برد. بنابراین تابع انتقال زامین نرون لایه‌ی مخفی با رابطه‌ی زیر معرفی می‌شود.

$$\psi_{a_j b_j}(t) = \frac{1}{\sqrt{a_j}} \psi\left(\frac{t - b_j}{a_j}\right) \quad j = 1, 2, \dots, p \quad (۱۶-۳)$$

در این رابطه b پارامتر انتقال، a پارامتر مقیاس و t زمان است.

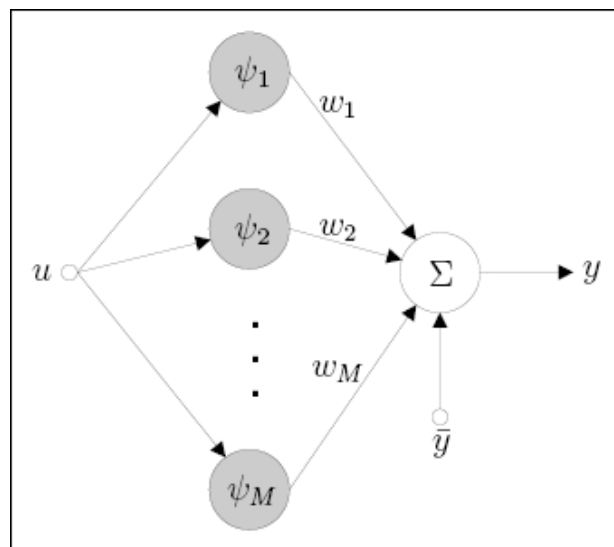
¹Zhang

²Benveniste

³ Wavenet

⁴Bakshi

⁵Stephanopoulos



شکل ۳-۹ شماتیک شبکه عصبی ویولت با یک متغیر ورودی [۲۳]

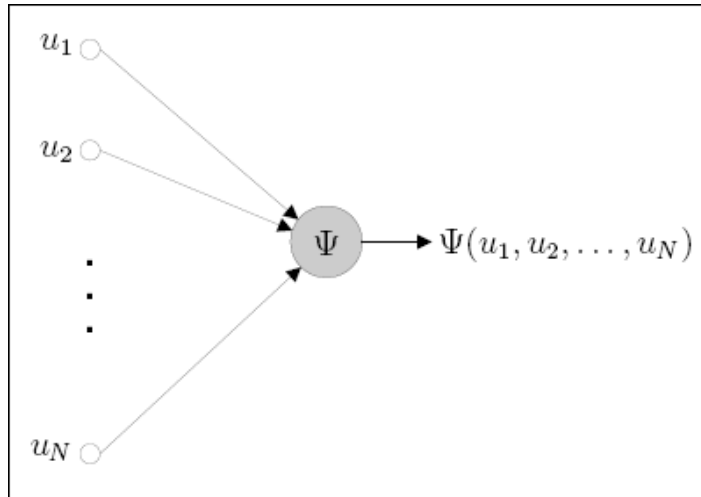
خروجی شبکه برای یک نرون ورودی بصورت زیر می باشد:

$$y(u) = \sum_{i=1}^M w_i \Psi_{\lambda_i, t_i}(u) + \bar{y} \quad (۱۷-۳)$$

در این رابطه w اوزان شبکه، Ψ تابع ویولت و y مقدار خروجی شبکه عصبی ویولت می باشد. اضافه کردن پارامتر برای تخمین توابعی که دارای متوسط غیر صفر می باشند، لحاظ گردیده است (توابع ویولت دارای متوسط صفر می باشند). w_i, t_i و λ همگی طبق الگوریتم یادگیری بهینه می گردد. [۲۳]

۳-۲-۳ شبکه عصبی ویولت چندبعدی

زمانی که ورودی شبکه بصورت برداری باشد (بیش از یک ورودی) ویولن ها شامل توابع تحریک چندبعدی هستند. شکل ۳-۱۰ فرم یک ویولن را نمایش می دهد. در این حالت خروجی ویولن به صورت معادله (۳-۲۰) تعریف می گردد.



شکل ۳-۱۰ نمای کلی یک ویولن با چند متغیر ورودی [۲۳]

$$\Psi(u_1, u_2, \dots, u_N) = \prod_{n=1}^N \Psi_{\lambda_n, t_n}(u_n) \quad (۱۸-۳)$$

در این رابطه Ψ تابع ویولت، λ پارامتر مقیاس، t پارامتر انتقال و u ورودی شبکه می باشد، همچنین علامت Π به معنی ضرب توابع ویولت می باشد. خروجی شبکه عبارت است از:

$$y_j = \sum_{i=1}^M \omega_{ij} \Psi_i(u_1, \dots, u_N) \quad j = 1, 2, \dots, K \quad (۱۹-۳)$$

بنابراین نقشه ورودی و خروجی شبکه بصورت زیر می باشد.

$$y(u) = \sum_{i=1}^M w_i \Psi_i(u) \quad \text{where} \begin{cases} y = (y_1, \dots, y_K) \\ w_i = (w_{i1}, \dots, w_{iK}) \\ u = (u_1, \dots, u_N) \end{cases} \quad (۲۰-۳)$$

۳-۳-۳ آموزش شبکه های ویولت

آموزش شبکه های عصبی ویولت شامل مینیمم کردن تابع هزینه که بصورت زیر تعریف می گردد، می باشد.

$$j(\theta) = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N (y_p^n - y^n)^2 \quad (21-3)$$

که بردار θ شامل همه پارامترهای شبکه که باید تخمین زده شود، می باشد که عبارتند از:

پارامتر انتقال، پارامتر مقیاس، اوزان شبکه. در این رابطه:

- N تعداد داده های آموزش
- خروجی شبکه برای داده n ام
- مقدار واقعی متغیر تخمین زده شده می باشد.

با توجه به تابع ویولت بکار برده شده (پیوسته یا گسسته) نحوه آموزش شبکه ویولت باید متفاوت باشد.

۳-۳-۳-۱ رویکرد پیوسته^۱:

در این رویکرد تابع ویولت فرمی معادل زیر دارد.

$$\Psi(\theta) = \frac{1}{\sqrt{a_j}} \psi\left(\frac{t - b_j}{a_j}\right) \quad j = 1, 2, \dots, p \quad (22-3)$$

از آنجا که پارامترهای این نوع شبکه هر مقدار واقعی را می توانند دارا باشند، می توان آن ها را بعنوان ضرایب شبکه در نظر گرفت و با روش های مبتنی بر گرادیان مانند گرادیان تصادفی آموزش یابند.

۳-۳-۳-۲ رویکرد گسسته^۲:

در این رویکرد تابع ویولت فرمی معادل زیر را دارا می باشد

¹ The continuous approach

² The discrete approach

$$\Omega_a = \{a^{m/2}\psi(a^m - nB), \quad (m,n) \in \mathbb{Z}^2\} \quad (23-3)$$

که α, β ثابت و از قبل مشخص می‌باشند.

این رابطه نشان می‌دهد که برخلاف رویکرد پیوسته، پارامترهای ویولت نمی‌تواند پیوسته تغییر نماید بنابراین روش‌های مبتنی در گرادیان کاربردی ندارد [37].

۳-۳-۳-۳ آموزش شبکه ویولت با روش مبتنی بر گرادیان

روش پس انتشار خطا معمول ترین روش آموزش برای شبکه‌های جلوسو می‌باشد. که شامل دو مرحله‌ی پیشرو و پسرو محاسبات می‌باشد. مرحله‌ی پیشرو خروجی شبکه و مرحله‌ی پسرو شامل اعمال تصحیحات بر روی ضرایب وزنی با توجه به خطای شبکه می‌باشد. ژانگ و بنونیس [32] برای یادگیری شبکه از روش گرادیان تصادفی استفاده نمودند. در این روش هدف مینیم کردن تابع خطا می‌باشد که بصورت زیر بیان می‌گردد:

$$C(\theta) = \frac{1}{2} E\{(y_\theta(u) - f(u))^2\} \quad (24-3)$$

که در این رابطه خروجی شبکه و مقدار واقعی پارامتر تخمین زده شده و تابع هزینه است. خروجی شبکه عصبی ویولت توسط رابطه ۳-۲۸ به‌دست می‌آید.

$$y_\theta(u) = \sum_{i=1}^M \omega_i \Psi\left(\frac{u - t_i}{\lambda_i}\right) + \bar{y} \quad (25-3)$$

در این رابطه اوزان شبکه، تابع ویولت، ورودی شبکه ویولت، پارامتر مقیاس، پارامتر انتقال می‌باشد.

بنابراین میزان گرادیان هر یک از پارامترها عبارت خواهد بود از:

$$\frac{\partial c}{\partial \bar{y}} = e_k \quad (26-3)$$

$$\frac{\partial c}{\partial \omega_i} = e_k \Psi(z_{ki}) \quad (27-3)$$

$$\frac{\partial c}{\partial t_i} = -e_k \omega_i \frac{1}{\lambda_1} \Psi'(z_{ki}) \quad (28-3)$$

$$\frac{\partial c}{\partial \lambda_i} = -e_k \omega_i \left(\frac{u_k - t_i}{\lambda_i^2} \right) \Psi'(z_{ki}) \quad (29-3)$$

در این روابط:

$$\Psi'(z) = \frac{d\Psi(z)}{dz} \quad (30-3)$$

$$z_{ki} = \frac{u_k - t_i}{\lambda_i} \quad (31-3)$$

$$e_k = y_\theta(u_k) - f(u_k) \quad (32-3)$$

- میزان خطای داده شماره k،
- گرادیان تابع هزینه نسبت به اوزان شبکه،
- گرادیان تابع هزینه نسبت به پارامتر انتقال،
- گرادیان تابع هزینه نسبت به پارامتر مقیاس

الگوریتم آموزش شبکه ویولت با توجه به فرمول‌های ارائه شده به طور خلاصه به شرح زیر می‌باشد:

- مقداردهی اولیه‌ی پارامترهای شبکه با مقادیر تصادفی در بازه‌ی [۰ و ۱]
- ارائه‌ی بردار داده‌های آموزشی شامل ورودی‌ها و خروجی مطلوب به شبکه

- محاسبه‌ی خروجی داده‌های آموزش به کمک پارامترهای شبکه
- محاسبه‌ی خطا به کمک خروجی شبکه (Y) و خروجی مطلوب (D)
- محاسبه‌ی مشتقات جزئی خطا و به روزآوری پارامترهای شبکه
- تکرار مراحل فوق تا برقراری شرط توقف آموزش [۳۸].

۳-۳-۴ مقداردهی اولیه شبکه‌های ویولت

با توجه به آن که توابع ویولت میرا می‌باشند،

- تابع ویولت بسیار محلی می‌شود اگر مقادیر پارامتر مقیاس کوچک انتخاب شود.
 - اگر مقادیر انتقال به درستی انتخاب نشود تابع از محدوده‌ی مورد نظر خارج می‌شود.
- بنابراین عاقلانه نمی باشد که مقادیر اولیه مانند شبکه های عصبی با توابع سیگموئیدی به صورت تصادفی انتخاب شود. بنابراین با فرض اینکه هدف تخمین تابع $f(u)$ در بازه $D=(a,b)$ باشد، پارامترهای شبکه شامل w, t و بصورت زیر مقداردهی اولیه میگردند.
- برابر مقدار متوسط $f(x)$ که قصد تخمین آن را داریم، W برابر صفر قرار داده میشود. به منظور تعیین مقادیر اولیه t و نقطه p را در بازه (a,b) انتخاب میکنیم.

$$t_1 = p \quad \lambda_1 = \varepsilon(b - a) \quad \varepsilon > 0$$

این روش را ادامه میدهیم تا تمام مقادیر t و مقداردهی گردند. بطور مثال بعد از انتخاب نقطه p از بازه‌های (a,p) و (p,b) به ترتیب مقادیر t_2 و t_3 مقداردهی مینماییم [۳۲].

۳-۳-۵ وضع محدودیت برای پارامترهای شبکه عصبی ویولت

ژانگ و بنویس در مقاله خود بهمنظور کمک به نتیجه‌گیری بهتر الگوریتم گرادیان برای پارامترهای شبکه محدودیت‌هایی قرار دادند. با فرض آن که تخمین در محدوده ی D انجام می‌شود، قیدهای زیر برای پارامترها وضع می‌شود [۳۲].

۱. ویولتها باید در بازه D و یا نزدیک به آن نگهداشته شوند. بدینمنظور بازه به‌صورت زیر انتخاب می‌گردد.

$$D \sqsubset \varepsilon \sqsubset R \text{ و } t_i \in \varepsilon \forall i$$

۲. ویولتها نباید بیش از حد خاصی فشرده گردند، بنابراین $\varepsilon > 0$ را انتخاب می‌گردد تا

$$\lambda_i > \varepsilon \forall i$$

۳-۳-۶ توابع انتقال شبکه عصبی ویولت

در این پایان‌نامه از چهار تابع ویولت گوسین، کلاه مکزیکی، مورلت و شانون استفاده گردیده است و با مقایسه نتایج تخمین میزان TOC با مقادیر واقعی، بهترین تابع ویولت انتخاب گردیده است و به نوعی تابع تحریک شبکه عصبی ویولت را بهینه نمودهایم در ابتدا به معرفی این توابع ویولت می‌پردازیم.

۳-۳-۱-۶ تابع ویولت مورلت

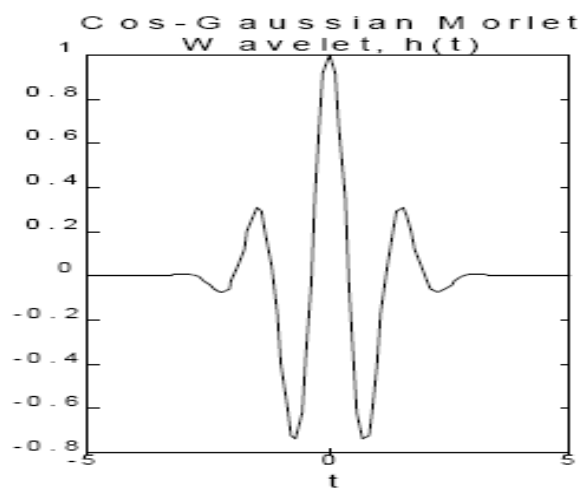
این تابع ویولت از حاصلضرب تابع پایه^۱ فوریه با تابع پنجره گوسین حاصل می‌گردد.

$$h(t) = \exp(j\omega_0 t) \exp(-0.5t^2) \quad (3-33)$$

قسمت حقیقی این تابع از یک تابع کوسینوسی-گوسینی و قسمت موهومی آن از یک تابع سینوسی-گوسینی تشکیل گردیده‌است. قسمت حقیقی ویولت مورلت که در شبکه عصبی ویولت استفاده می - گردد به‌صورت زیر تعریف می‌گردد. شکل ۳-۱۱ قسمت حقیقی ویولت مورلت را نشان می‌دهد.

^۱ Basis function

$$y = \cos(5x)e^{\frac{-x^2}{2}} \quad (34-3)$$



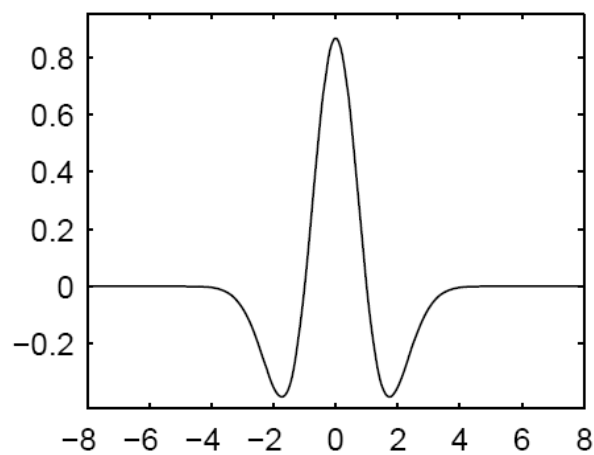
شکل ۳-۱۱ ویولت مورلت [۴۳]

۳-۳-۶-۲ تابع ویولت کلاه مکزیکی

این ویولت از مشتقات تابع گوسین می باشد و به صورت زیر تعریف می گردد. شکل ۳-۱۲ این تابع

ویولت را نشان می دهد

$$y = (1 - x^2) \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right) \quad (35-3)$$

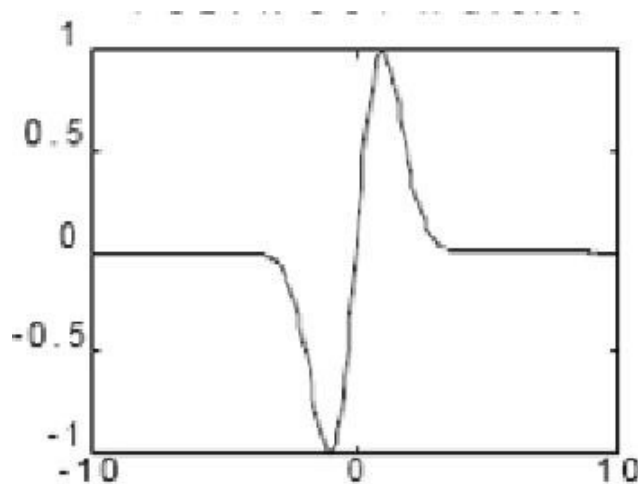


شکل ۳-۱۲ ویولت کلاه مکزیکی [۴۳]

۳-۳-۶-۳ تابع ویولت مشتق گوسین

همانطور که از نام این تابع ویولت مشخص است، این ویولت نیز از مشتقات تابع گوسین میباشد که به صورت زیر تعریف میگردد. شکل ۳-۱۳ شماتیک تابع ویولت مشتق گوسین را نشان میدهد.

$$y = -xe^{\frac{-1}{2}x^2} \quad (36-3)$$



شکل ۳-۱۳ ویولت مشتق گوسین [۴۳]

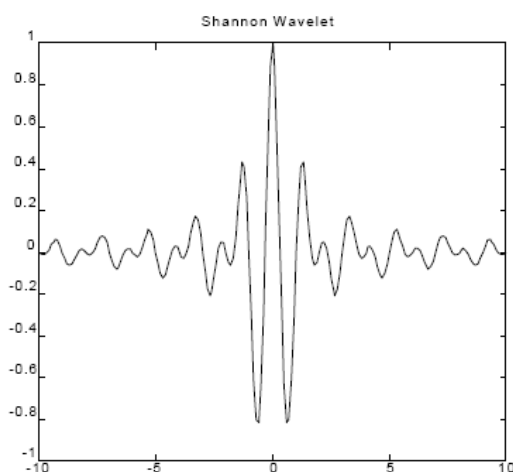
۳-۳-۶-۴ تابع ویولت شانون

ویولت شانون قسمت حقیقی ویولت هارمونیک می باشد که بصورت زیر تعریف می گردد [۲۸]

$$h(t) = \frac{\exp(j4\pi t) - \exp(j2\pi t)}{j2\pi t} \quad (37-3)$$

تابع ویولت شانون بصورت زیر تعریف میگردد. شکل ۳-۱۴ این تابع ویولت را نشان میدهد.

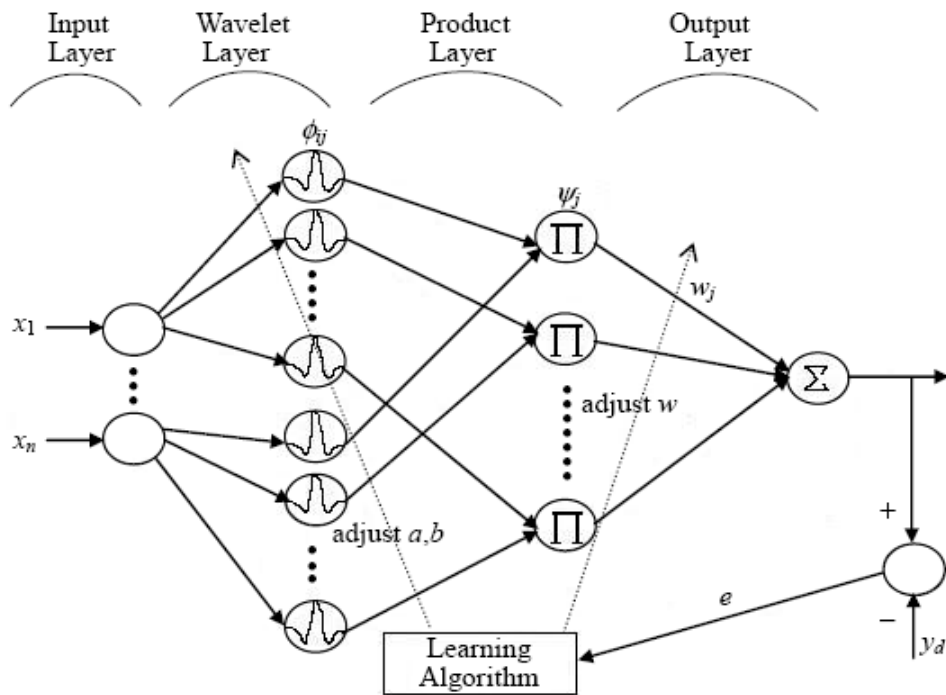
$$h_{Shannon}(t) = \frac{\sin 2\pi t - \sin \pi t}{\pi t} \quad (38-3)$$



شکل ۳-۱۴ ویولت شانون [۴۳]

۳-۳-۷ شبکه عصبی ویولت مورد استفاده در پایاننامه

همانطور که در بخشهای قبل اشاره گردید، ساختار شبکه‌های عصبی ویولت بسیار شبیه شبکه عصبی $(1+1/2)$ لایه‌ای که شامل یک شبکه عصبی پیش‌رو با یک لایه مخفی، یک لایه ورودی و یک لایه خروجی می‌باشد. شکل ۳-۱۵ ساختار شبکه عصبی ویولت مورد استفاده در این پروژه را نشان می‌دهد.



شکل ۳-۱۵ ساختار شبکه عصبی ویولت [۳۵]

در لایه مخفی شبکه عصبی ویولت از توابع ویولت استفاده میگردد . تابع ویولت مادر $\psi(t)$ در زمان(مکان) و فرکانس محلی بوده و می توان با توجه به ویژگی های مسئله ی مورد نظر از توابع ویولت مادر مختلف بهره برد. بنابراین تابع انتقال زامین نرون لایه ی مخفی با رابطه ی زیر معرفی می شود.

$$\psi_{a_j b_j}(x) = \frac{1}{\sqrt{s_j}} \psi\left(\frac{x - t_j}{s_j}\right) \quad j = 1, 2, \dots, p \quad (3-39)$$

این رابطه برای زمانی که ویولت دارای یک ورودی است، صادق میباشد ولی در عمل شبکه عصبی دارای بیش از یک ورودی میباشد. در این موارد خروجی نرون به صورت زیر استفاده میگردد .

$$\Psi(u_1, u_2, \dots, u_N) = \prod_{n=1}^N \psi_{s_n, t_n}(u_n) \quad (3-40)$$

در شبکه عصبی ویولت اوزان در لایه ورودی همواره یک در نظر گرفته میشود و فقط اوزان لایه مخفی و لایه خروجی در فرایند آموزش شبکه بهینه میگردند . بنابراین در یک شبکه عصبی ویولت پارامترهایی که باید بهینه گردند عبارتند از:

- پارامترهای انتقال توابع ویولت
- پارامترهای مقیاس توابع ویولت
- اوزان شبکه عصبی

بر اساس ساختاری که ارائه گردید هریک از پارامترهای شبکه بهصورت زیر بهینه میگردد . با در نظر گرفتن خروجی و میزان خطا شبکه عصبی ویولت بصورت زیر:

$$y_j = \sum_{i=1}^M \omega_{ij} \Psi_i(u_1, \dots, u_N) \quad j = 1, 2, \dots, K \quad (41-3)$$

$$E(j) = \frac{1}{2} \{ (y_j(u) - y_j^d(u))^2 \} \quad (42-3)$$

$$W_j(t+1) = W_j + \Delta W_j \quad (43-3)$$

$$t_{ij}(t+1) = t_{ij} + \Delta t_{ij} \quad (44-3)$$

$$s_{ij}(t+1) = s_{ij} + \Delta s_{ij} \quad (45-3)$$

$$\Delta W = -\rho \frac{\partial E}{\partial W} = -\rho \frac{\delta E}{\delta y} \frac{\delta y}{\delta W} \quad (46-3)$$

$$\Delta t = -\rho \frac{\delta E}{\delta t_{ij}} = -\rho \frac{\delta E}{\delta y_j} \frac{\delta y_j}{\delta \psi_j} \frac{\delta \Psi_j}{\delta \phi_{ij}} \frac{\delta \phi_{ij}}{\delta t_{ij}} \quad (47-3)$$

$$\Delta s = -\rho \frac{\delta E}{\delta s_{ij}} = -\rho \frac{\delta E}{\delta y_j} \frac{\delta y_j}{\delta \psi_j} \frac{\delta \Psi_j}{\delta \phi_{ij}} \frac{\delta \phi_{ij}}{\delta s_{ij}} \quad (48-3)$$

در این روابط y میزان خروجی شبکه ویولت، E میزان خطای شبکه، میزان واقعی پارامتر مورد تخمین، W اوزان شبکه عصبی ویولت، t پارامتر انتقال، s پارامتر مقیاس، Ψ تابع ویولت خروجی ویولن و ρ میزان گام برای اصلاح پارامترها میباشد.

فصل چهارم

نتایج و بحث

۴-۱ مقدمه

در این فصل نتایج تخمین TOC در سازند شیلی کوکاتیا از حوزه‌ی رسوبی پرت به روشهای شبکه عصبی چند لایه MLP و شبکه عصبی ویولت که در فصول قبل معرفی گشته‌اند، ارائه می‌گردد. در ابتدا مجموعه داده‌های مورد استفاده معرفی و فرآیند آماده سازی آنها شرح داده خواهد شد.

در این پایان نامه برنامه‌ی شبکه‌ی عصبی و بولت به ازای توابع مختلف انتقال با توجه به ساختار و الگوریتم آموزش مورد استفاده در محیط مطلب نگارش شده است. همچنین از دستوره‌ای نرم افزار مطلب برای شبکه عصبی چند لایه استفاده گردیده است.

۲-۴ داده‌های در دسترس

از مجموع چاههایی که در حوزه‌ی رسوبی پرت دارای چاه نگارهای پتروفیزیکی میباشند، تعداد ۶ چاه دارای داده‌های TOC مغزه‌ی مربوط به لایه شیلی کوکاتیا و نگارهای پتروفیزیکی مناسب میباشند. در جدول ۱-۴ تعداد مغزه موجود مربوط به هر چاه را نشان میدهد. لازم به ذکر است که اغلب داده های TOC از آنالیز خرده‌های حفاری در فواصل معین و همچنین نمونه‌های دیواری^۱ به دست آمده است و تمام چاههای انتخاب شده فاقد مغزه‌های رایج میباشند.

جدول ۱-۴ اطلاعات مربوط به لایه شیل گازی کوکاتیا و تعداد و نوع و تعداد نمونه‌ها

Well name	Kockatia layer top / thickness	No. of Sample	Sample type	Total no of Sample in well
Batavia-1	2318 / 448	23	Drilling cutting-sidewell core	
Diamond soak-1	827 / 227	8	Drilling cutting-sidewell core	20
Leander Reef-1	2468 / 370	26	Drilling cutting-sidewell core	35
Robb-1	954 / 430	2	Drilling cutting-sidewell core	15
Wittcarra-1	2465 / 300	30	Drilling cutting-sidewell core	>50
Wonner up-1	3586 / 518	4	Drilling cutting-sidewell core	~50

۳-۴ انتخاب داده‌های آموزشی

مجموعه‌ی آموزشی شامل تعدادی از موارد تحقق یافته است که مقادیر جواب هر یک از آنها معلوم است. انتخاب یک مجموعه آموزشی مناسب که دامنهی وسیعی از حالات تحقق یافته را در بر گیرد از اهمیت زیادی برخوردار است: زیرا کیفیت عملکرد نهایی شبکه تابع مثالهای آموزشی بکار رفته در

^۱ Side well corring

آموزش آنها است، به عبارت دیگر مجموعه داده‌های آموزشی میبایستی از تمام دامنه مقادیر متغیرها انتخاب شوند. [۳۹]

۴-۴ آماده سازی داده‌های ورودی

در بیشتر موارد بهترین وضعیت برای شبکه‌های عصبی هنگامی است که تمام ورودیها و خروجیها مقادیری بین صفر و یک داشته باشند.

۴-۴-۱ داده‌های پیوسته

بعضی از متغیرها مانند مقادیر چاه‌نمودارهای پتروفیزیکی می‌توانند مقادیر پیوسته‌ای بین دو حد بالا و پایین اختیار کنند. برای داده‌های پیوسته، با کم کردن حد پایین از مقدار متغیر و تقسیم آن بر دامنه‌ی تغییر می‌توان مقادیر نرمالیزه شده را بدست آورد. پس از ساخت مدل شبکه عصبی و انجام پیش‌بینی‌های جدید، لازم است خروجی‌ها را به مقیاس اصلی خویش بازگرداند [۳۹]. فرمول مورد استفاده جهت نرمال‌سازی داده‌ها به شرح زیر می‌باشد، که داده‌ها را در بازه $[0,1]$ می‌نگارد.

$$y = \frac{x - \min}{\max - \min} \quad (1-4)$$

۴-۴-۲ تعریف خطا

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

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

در این رابطه y نشان دهنده مقدار خروجی واقعی و y_{esti} نشان دهنده مقدار خروجی محاسبه شده می باشد.

۴-۳-۴ اطلاعات آماری دادهها

اطلاعات آماری دادههای TOC مغزه و نگارهای پتروفیزیکی در جدول ۴-۲ آورده شده است.

جدول ۴-۲ اطلاعات آماری دادهها

نوع نگار	تعداد	مینیمم	ماکزیمم	متوسط	انحراف معیار
LLD (OHM)	92	3.58	27.613	10.36	24.13
Gama (GAPI)	92	49.32	182.735	144.72	505.58
DT (US-FT)	92	62.06	107.47	78.85	70.72
ROHB (.G-CC)	92	2.249	2.79	2.63	0.01
NPHI (.PU)	92	14.26	41.04	26.77	40.11
TOC (W%)	92	0.14	0.81	0.43	0.027

۴-۵-۴ رابطه TOC و نگارهای چاهپیمایی

پارامتر TOC از خواص سنگ است و رابطه منطقی میان نگارهای مختلف مانند نگارهای نوترون، صوتی، چگالی، مقاومت وجود دارد.

۴-۵-۱ نگار گاما

ارزیابی شیلی بودن سازند توسط این نگار انجام میشود. گاهی از نگار SP^2 نیز برای این هدف استفاده می شود. دو عنصر رادیواکتیو پتاسیم و توریم در شیل ها دیده می شود، از طرفی سازندهای ماسه سنگی و کربنات های بدون شیل (سازندهای تمیز) دارای مقادیر کمتری از این دو عنصرند. در نگار گاما به دلیل فراوانی عناصر ناپایدار، رادیواکتیویته مشخصی دیده می شود. این نگار که میزان کل رادیواکتیویته سازند را نشان می دهد برای تمایز سازندهای حاوی هیدروکربن و سازندهای شیلی

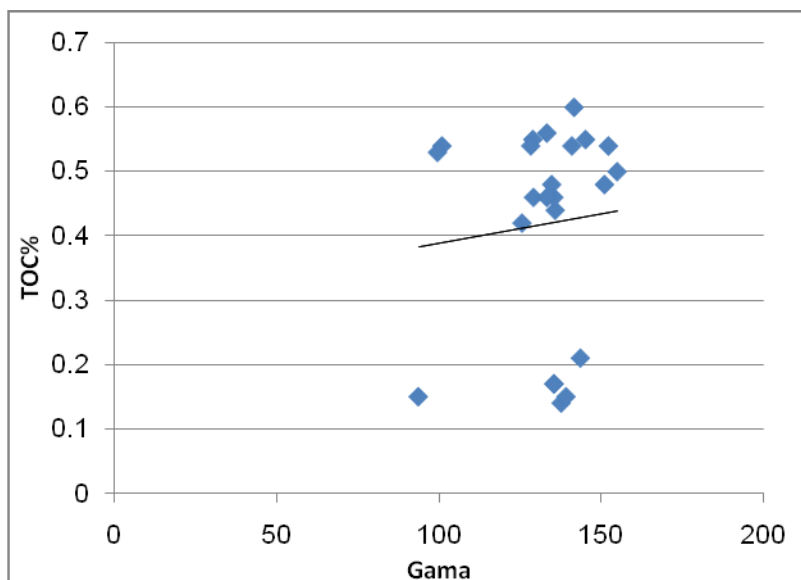
¹ Gama ray Log

² Spontaneous potential log

مورد استفاده قرار می‌گیرد. از این نگار می‌توان برای تعیین لیتولوژی مانند شناخت رس‌ها، نمک‌های تبخیری و کانی‌های سنگین پرتوزا استفاده نمود. این نگار برای ارزیابی درصد رس موجود در مخزن نیز قابل استفاده می‌باشد [۴۰].

سنگهای غنی از مواد آلی معمولاً دارای رادیواکتیو بالا می‌باشد. این به معنی بالا بودن میزان گاما در این سنگها نسبت به سایر شیل‌های غیر مرجع و سنگ‌های آهکی است [۷]. یک رابطه مثبت میان پاسخ نگار گاما و میزان TOC موجود در سنگ وجود دارد [۳]. این رابطه عمدتاً به علت غنی بودن مواد آلی از اورانیوم که خود ناشی از جذب یونهای اورانیوم موجود در آب دریا توسط پلانکتونها^۱ است، می‌باشد [۷].

با این وجود گاهی ممکن است میزان TOC مستقل از میزان اورانیوم و گاما باشد. در محیط‌های دریایی محدود گاهی میزان اورانیوم با کاهش تدریجی اکسیژن کاهش یابد در حالی که میزان TOC در رسوبات افزایش می‌یابد. در نتیجه نگار گاما میزان کمتری نسبت به آنچه انتظار میرود، نشان می‌دهد [۵]. در شکل ۴-۱ رابطه نگار گاما و TOC در یکی از چاهها نشان داده شده‌است.



شکل ۴-۱ رابطه میان نگار چاهپیمایی گاما و میزان محتویات کربن آلی

^۱ plankton

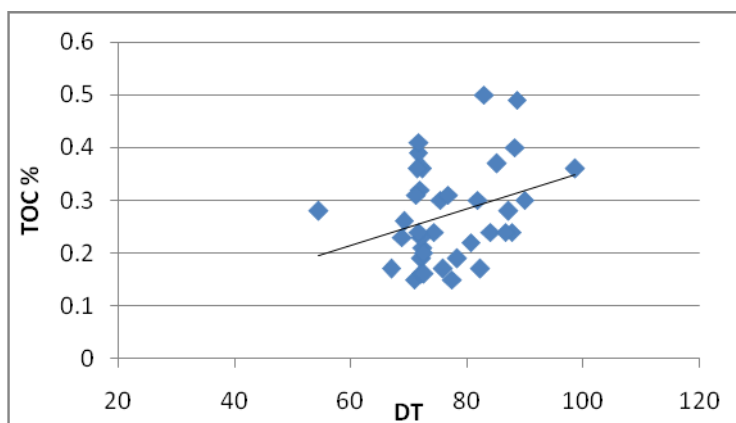
۴-۵-۲ نگار صوتی^۱

این نگار یکی از مهمترین نگارهای چاه‌پیمایی در ارزیابی سازندهاست . این نگار نشان دهنده زمان انتشار موج در داخل چاه و سازند است . ابزارهای نگارهای چاه‌پیمایی صوتی سنتی، سرعت رفت و برگشت موج طولی را اندازه می‌گیرند که به این زمان، زمان انتشار^۲ (Δt) گفته می‌شود که بر حسب میکروثانیه بر فوت $\mu\text{sec}/\text{ft}$ بیان می‌شود [۴۰]. سرعت صوت به تخلخل و ماهیت سیال موجود در خلل و فرج سنگ نیز بستگی دارد:

- هر چه تخلخل افزایش یابد، در صورت ثابت بودن بقیه پارامترها، سرعت کاهش می‌یابد.
 - معمولاً پذیرفته می‌شود که در تخلخل و خمیره مشخص، اگر آب توسط نفت و نفت توسط گاز جایگزین شود، سرعت کاهش پیدا می‌کند.
- مواد آلی موجود در سنگ دارای چگالی کمتری نسبت به ماتریکس سنگ میباشد . در نتیجه با افزایش میزان TOC مقدار زمان گذر موج افزایش مییابد . بنابراین یک رابطه مثبت میان نگار صوتی و میزان TOC وجود دارد [۴۱] (شکل ۴-۲).

^۱ Sonic Log

^۲ Transit Time



شکل ۴-۲ رابطه میان نگار چاهپیمایی صوتی و میزان کل محتویان کربن آلی

۴-۵-۳ نگار چگالی^۱

این نگار، چگالی سازند را نشان می دهد. اگر چگالی ماتریس مشخص باشد می توان تخلخل را با استفاده از چگالی اندازه گیری شده (ρ_b) و از رابطه (۴-۳) محاسبه نمود [۴۰].

$$\varphi = \frac{\rho_{mat} - \rho_b}{\rho_{mat} - \rho_f} \quad (4-3)$$

که در آن ρ_f میانگین چگالی سیالات موجود در فضاهای خالیست. ρ_{ma} برای تعدادی از سنگها و سیالات در جداول ۴-۳ نشان داده شده است.

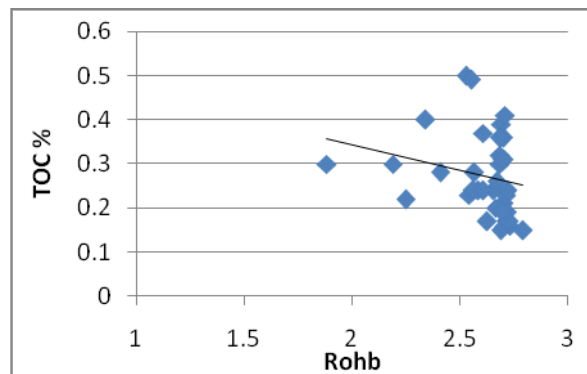
جدول ۴-۳ چگالی تعدادی از سنگها و سیالات

نوع سنگ	ماسهسنگ	آهک	دولومیت	انیدرایت	نفت	آب تازه	آب شور
چگالی	2.65	2.71	2.87	2.98	0.9	1.0	1.1

همانطور که اشاره گردید نگار چگالی، چگالی کلی سنگ را که شامل ماتریکس سنگ و سیال داخل آن میگردد را اندازهگیری مینماید. مواد آلی موجود در سنگ چگالی کمی دارند و چون این مواد آلی

^۱ Density Log

جامد جزء ماتریکس سنگ میباشند در نتیجه باعث کاهش مقدار چگالی اندازهگیری شده توسط نگار چگالی میگردد [۳]. در شکل ۳-۴ این رابطه برای یکی از چاهها نشان داده شدهاست.

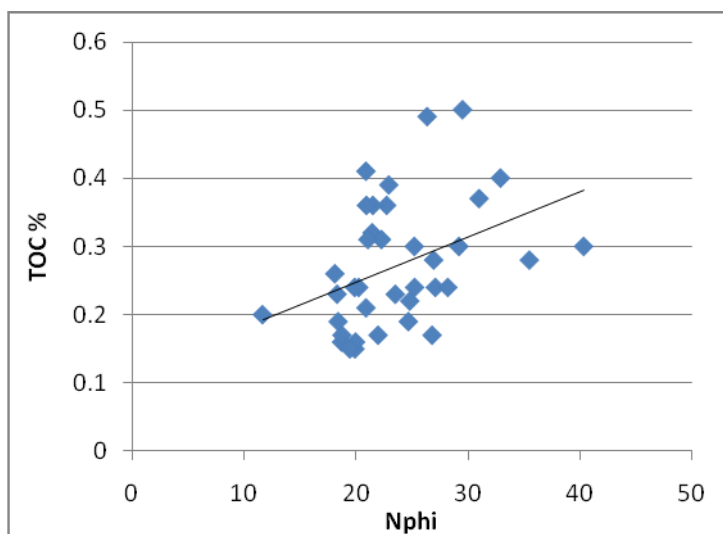


شکل ۳-۴ رابطه میان نگار چگالی و میزان کل محتویات کربن آلی

۴-۵-۴ نگار نوترون^۱

این نگار بر مبنای چگونگی پراکندگی نوترون ها در اثر برخورد با هسته اتم ها در سازند بنا شده است. سازندهایی با محتوای هیدروژن فراوان، تمرکز کمی از نوترون ها را نشان می دهند و بالعکس. قطر چاه، دما، شوری گل، گل کبره، فشار سازند و شوری آب از عوامل اثر گذار روی نگار نوترون می باشند. وجود گاز یا شیل نیز از دیگر عوامل اثر گذار روی این نگار چاه پیمایاند. معمولاً این نگار با نگار چگالی به داخل چاه فرستاده می شود که هر دوی آنها برای مشخص ساختن نوع سنگ و تخلخل کاربرد زیادی دارند. میزان فاصله میان نمودارهای نوترون و چگالی می تواند مشخص کننده سنگ شناسی سازند باشند [۴۰]. وجود مواد آلی در سنگ بعلاوه غنی بودن این مواد از هیدروژن باعث افزایش میزان نگار نوترون میگردد. بنابراین میزان TOC رابطه مستقیم با نگار نوترون دارد.

^۱ Neutron Log



شکل ۴-۴ رابطه میان نگار چاهپیمایی نوترون و میزان کل محتویان کربن آلی

۴-۵-۵ نگار مقاومت ویژه^۱

برای محاسبه درجه اشباع هیدروکربور، ابتدا باید درجه اشباع آب محاسبه گردد. مقاومت ویژه سازند، مقاومت آنرا در برابر عبور جریان الکتریکی نشان می دهد. ابزارهای مورد استفاده اندازه گیری مقاومت ویژه بر اساس عمق نفوذشان به صورت زیر قابل تفکیک اند [۴۰].

- مقاومت ویژه عمیق برای زون دست نخورده؛ ابزارهای کم عمق برای زون انتقالی؛

مقاومت ویژه میکرو برای زون آغشته.

ابزارهای معمول اندازه گیری عبارتند از : لاترولاگ دوتایی^۲؛ ابزار القایی دوتایی^۳؛ نگار ریزکروی کانونی^۴؛ میکرولاگ^۵.

همانطور که اشاره شد نگار مقاومت ویژه بصورت غیرمستقیم میزان مقاومت سنگ را در برابر

جریان الکتریسیته بیان میکند. وجود مواد آلی در سنگ بعلت عدم رسانایی باعث افزایش میزان

^۱ Resistivity Log

^۲ Dual laterolog

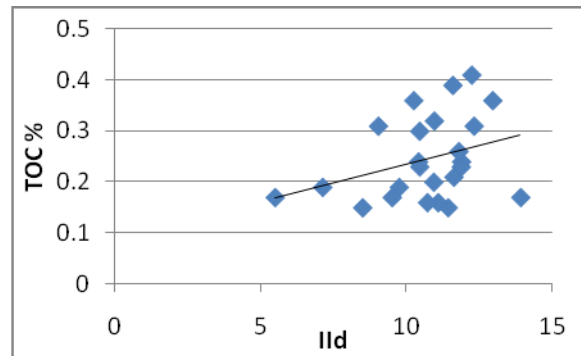
^۳ Dual Induction Tool

^۴ Micro Spherically Focused Log

^۵ Microlog

مقاومت سنگ میگردد [۳]. (شکل ۴-۵) با این وجود برخلاف دیگر لاگهای تخلخل رابطه بین

TOC و نگار مقاومت ویژه، ساده نمیباشد [۵].



شکل ۴-۵ رابطه میان نگار چاهپیمایی مقاومت و میزان کل محتویان کربن آلی

۴-۶ همبستگی پارامتر TOC با نگارهای پتروفیزیکی در چاههای مورد مطالعه

برای بررسی رابطهی میان TOC و نگارهای پتروفیزیکی و انتخاب دادههای ورودی مدلهای تخمین گر، در ابتدا ضرایب همبستگی بین نگارهای مختلف و پارامترها TOC تعیین میشود. ضرایب همبستگی میان هر یک از نگارها و TOC بصورت جداگانه تعیین میگردد و سپس در یک ماتریس که ماتریس همبستگی نامیده میشوند ارائه میگردد. ضریب همبستگی اعداد بین مثبت و منفی یک میباشد که عدد یک بیانگر بیشترین ارتباط مستقیم و عدد منفی یک بیانگر بیشترین ارتباط معکوس است و هر چه این عدد به سمت صفر نزدیکتر شود، از این ارتباط کاسته میشود. جدول ۴-۴ ماتریس ضریب همبستگی میان نگارهای ورودی شبکه و پارامتر TOC نشان میدهد.

جدول ۴-۴ ماتریس ضریب همبستگی میان نگارهای پتروفیزیکی و میزان محتویات کل کربن آلی

DT	Gama	LLD	Nphi	Rohb	TOC%	
1	-0.0043	-0.5532	0.6322	-0.6325	0.3799	DT
-0.0043	1	0.0915	-0.0287	0.2884	-0.1669	Gama
-0.5532	0.0915	1	-0.1964	0.2541	0.0454	LLD
0.6322	-0.0287	-0.1964	1	-0.3921	0.2875	Nphi
-0.6325	0.2884	0.244	-0.3921	1	-0.7818	Rohb
0.3799	-0.1669	0.0454	0.2875	-0.7818	1	TOC%

۷-۴ تخمین TOC به کمک شبکه عصبی چندلایه

۱-۷-۴ مراحل ساخت مدل شبکه عصبی

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

۲-۷-۴ انتخاب نگارهای ورودی شبکه عصبی

انتخاب نوع و تعداد پارامترهای ورودی جهت آموزش شبکه، در عملکرد شبکه نقش بسزایی دارد. در ابتدا نقش نگارهای در دسترس برای تخمین TOC سنجیده میشود. در جدول ۴-۵ ضریب همبستگی هر یک از نگارها نسبت به TOC برای کل داده‌ها آورده شده است. در جدول ۴-۶ ضریب همبستگی این چاه نگارها نسبت به TOC برای هر چاه جداگانه آورده شده است. فقط در مورد چاههای ونراپ، دایموند سک و راب بعلت کم بودن تعداد داده‌ها، ضریب همبستگی این سه چاه با هم سنجیده گردیده است.

جدول ۴-۵ ضریب همبستگی TOC با نگارهای پتروفیزیکی تمام چاهها

	DT	GAMA	LLD	NPHI	ROHB	TOC%
TOC%	0.3799	-0.1669	0.0454	0.2875	-0.7818	1

جدول ۴-۶ ضریب همبستگی TOC و نگارهای پتروفیزیکی برای هر چاه

	DT	Gama	LLD	Nphi	Rohb	TOC%	Well name
TOC%	-0.2430	0.0895	0.46	0.1171	-0.5865	1	Batavia-1
TOC%	0.1704	0.065	0.3659	0.1957	-0.7953	1	Leander Reef-1
TOC%	-0.0609	-0.2955	-0.0661	0.0155	-0.7992	1	Wittcarra1
TOC%	0.5172	-0.0572	-0.5825	-0.4436	-0.9325	1	Wo-Dia-Ro

همانطور که مشاهده می‌گردد همبستگی پایین میان نگارها و پارامتر TOC وجود دارد که ممکن است عمدتاً ناشی از خطا در تخمین میزان TOC نمونه مغزه‌ها باشد. همانطور که قبلاً اشاره گردید و در جدول ۴-۱ نیز آورده شده است. همبستگی داده‌های TOC از آنالیز راک-اول خرده‌های حفاری و نمونه - گیری دیواری می‌باشد.

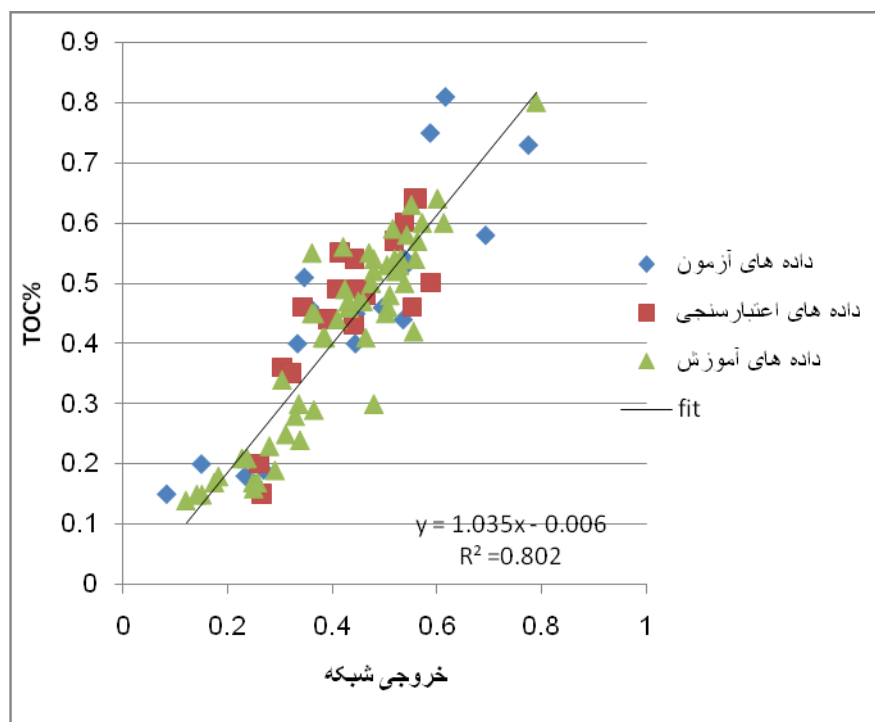
با توجه به اختلاف زیاد ضریب همبستگی نگارهای چاه پیمایی در چاه‌ها، انتخاب یک چاه به عنوان داده‌های اعتبارسنجی، باعث عدم آموزش شبکه برای تمام دامنه مقادیر متغیرها می‌گردد. بنابراین داده‌های آموزش، تست و اعتبار سنجی به صورت تصادفی از میان تمام داده‌های چاه‌ها انتخاب گردیده است.

نگارهای DT و Rohp و تا حدی Nphi دارای بالاترین ضریب همبستگی با مقادیر TOC مغزه می‌باشند. با توجه به اینکه انتظار می‌رود بیشترین سهم در مدل سازی تغییرپذیریهای TOC متعلق به این سه نگارها باشد، در مرحله‌ی اول آنها به عنوان ورودی شبکه انتخاب گردیدند.

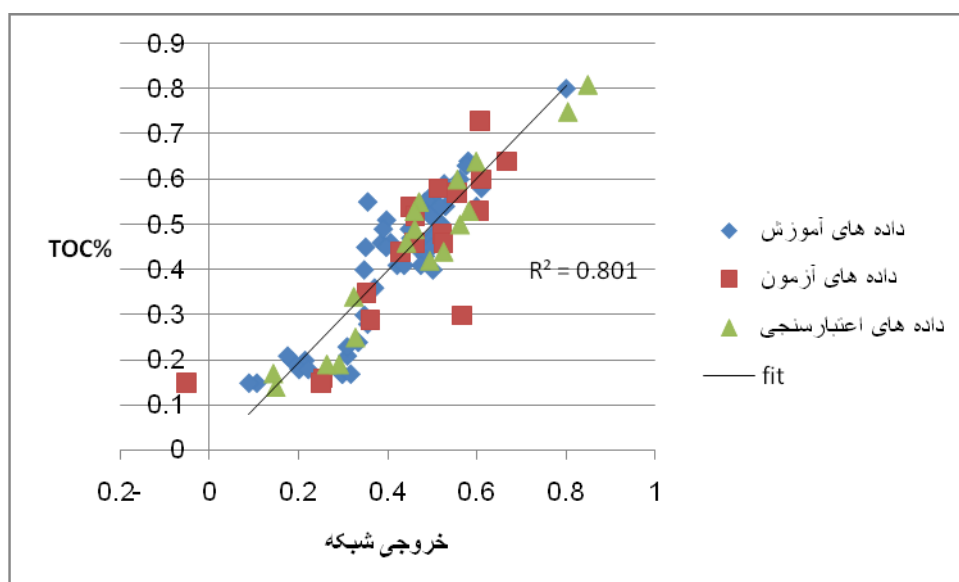
در مرحله بعد نگار گاما به مجموعه ورودیها افزوده گردید و در مرحله آخر تمام نگارها به عنوان ورودی شبکه انتخاب گردیدند. در همبستگی حالات TOC مغزه به عنوان خروجی شبکه عصبی بوده است. بهترین پاسخها از شبکه جلوسو و پس انتشار خطا با دو لایه پنهان و به ترتیب دارای ۱۵ و ۵ نرون به دست می‌آید. در جدول ۴-۷ و شکل‌های ۴-۶، ۴-۷ و ۴-۸ نتایج حاصل آورده شده است.

جدول ۴-۷ مقایسه نتایج تخمین میزان TOC در شبکه عصبی چندلایه با در نظر گرفتن ورودیهای متفاوت

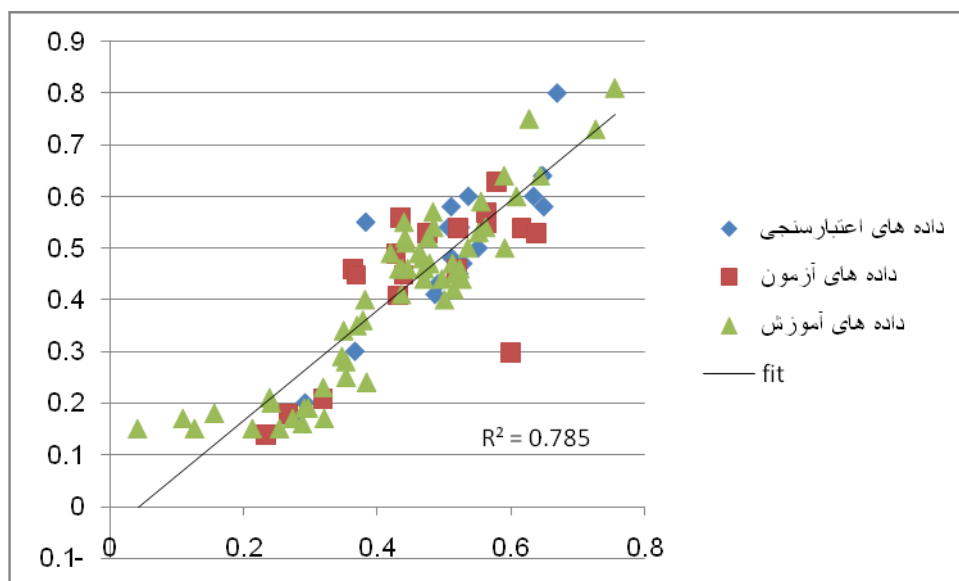
نگارهای ورودی	ضریب رگرسیون داده‌های آموزش	ضریب رگرسیون داده‌های آزمون	ضریب رگرسیون داده‌های اعتبار سنجی	ضریب رگرسیون تمام داده ها	MSE
همه	0.836	0.782	0.829	0.802	0.0027
DT, Rohb, Nphi	0.808	0.681	0.914	0.801	0.0035
DT, Rohb, Gama و Nphi	0.845	0.517	0.759	0.785	0.0059



شکل ۴-۶ نمودار متقاطع ضریب رگرسیون میان TOC واقعی و تخمین زده برای حالتی که تمام نگارهای موجود بعنوان ورودی شبکه عصبی در نظر گرفته شود



شکل ۴-۷ نمودار متقاطع ضریب رگرسیون میان TOC واقعی و تخمین زده برای حالتی که نگارها صوتی، نوترون و چگالی بعنوان ورودی شبکه عصبی در نظر گرفته شود



شکل ۴-۸ نمودار متقاطع ضریب رگرسیون میان TOC واقعی و تخمین زده برای حالتی که نگارهای صوتی، چگالی، نوترون و گاما بعنوان ورودی شبکه عصبی در نظر گرفته شود

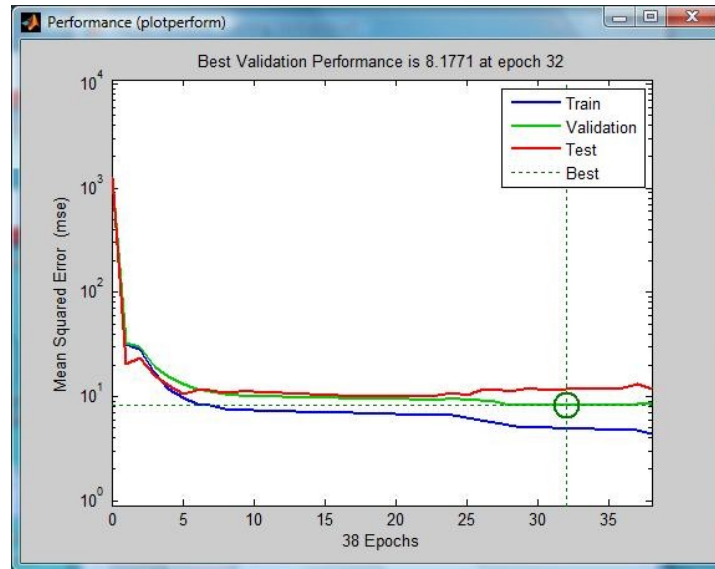
همانطور که پیشتر رابطه میان TOC و نگارهای پتروفیزیکی شرح داده شده است، تمام نگارهای موجود باید در مدل کردن تغییرپذیری TOC، مؤثر واقع گردند ولی ظاهراً فقط دو نگار DT , $Rohb$ بخش اعظم تغییرپذیری TOC را با توجه به ضریب همبستگی مدل میکنند. با این وجود بهترین نتیجه زمانی بدست آمده است که از تمام داده‌های در دسترس جهت ایجاد مدل استفاده گردد. چرا که این امر منجر به افزایش دقت مدل و افزایش قدرت تعمیم پذیری آن میگردد.

۴-۷-۳ تخمین نگارهای چگالی و نوترون با استفاده از شبکه عصبی

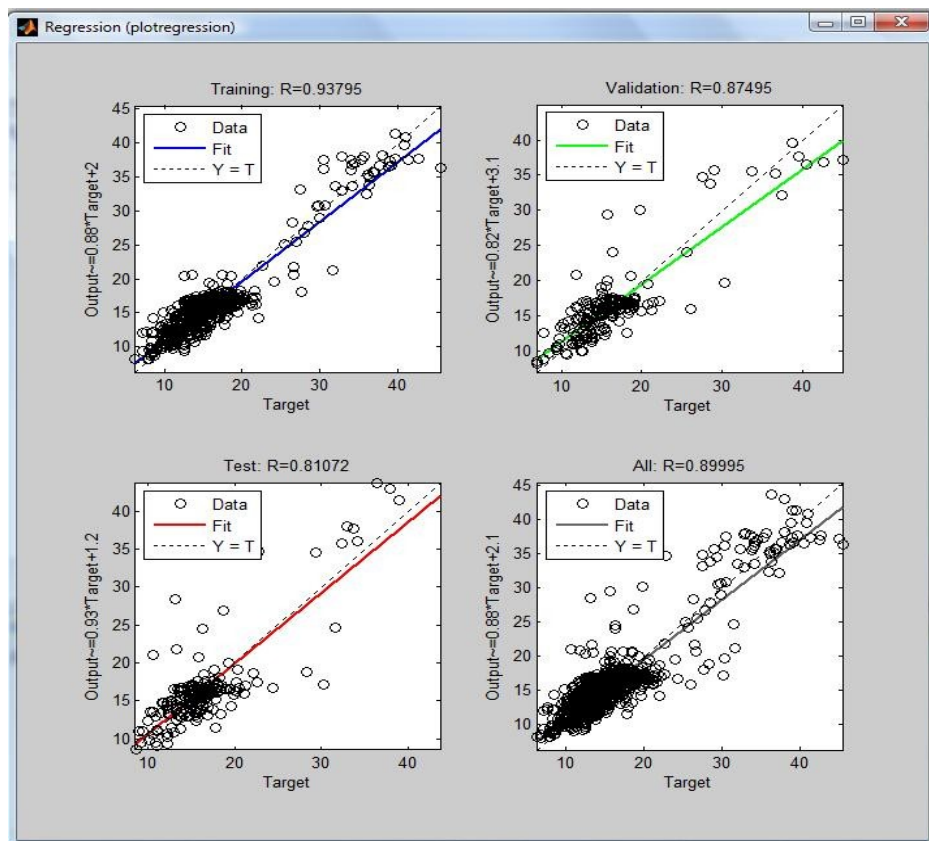
در دو چاه راب و ونرآپ برای تمام طول لایه کوکاتیا شیل مقادیر نگارهای چگالی و نوترون موجود نمیشد. قبل از تخمین مقادیر TOC در این دو چاه، این دو نگار پتروفیزیکی با استفاده از شبکه عصبی تخمین گردید. برای این منظور نگارهای صوتی، مقاومت و گاما بعنوان ورودی شبکه عصبی و نگارهای چگالی و نوترون بصورت جداگانه به عنوان خروجی شبکه برای هر چاه در نظر گرفته شد .

الگوریتم آموزشی لونیبرگ - مارکوارت برای بهینه کردن اوزان شبکه و تعداد نرونهای لایه‌های میانی

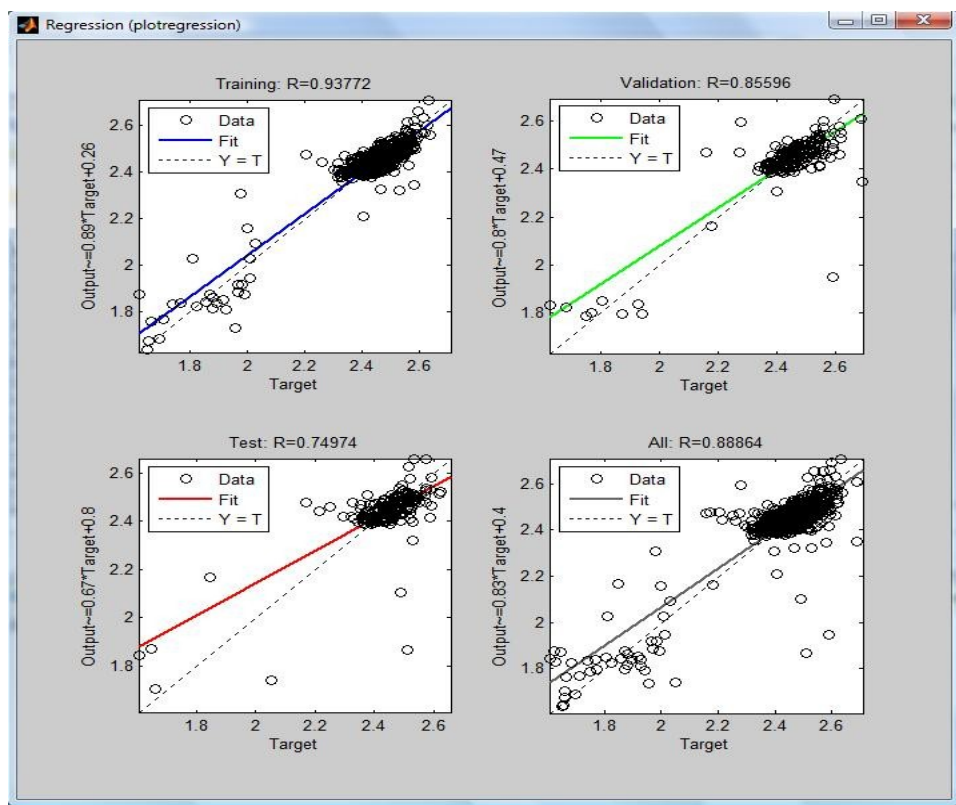
استفاده گردیده‌است. تعداد لایه‌های میانی بهینه به کمک دستور حلقه for انتخاب گردیده‌است. در ادامه نتایج تخمین این دو نگار با استفاده از شبکه عصبی در شکل‌های ۹-۴ تا ۱۳-۴ آورده شده‌است



شکل ۹-۴ نمودار تغییرات خطا داده‌های آموزش، آزمون و اعتبارسنجی تخمین نگارهای چگالی با کمک شبکه عصبی



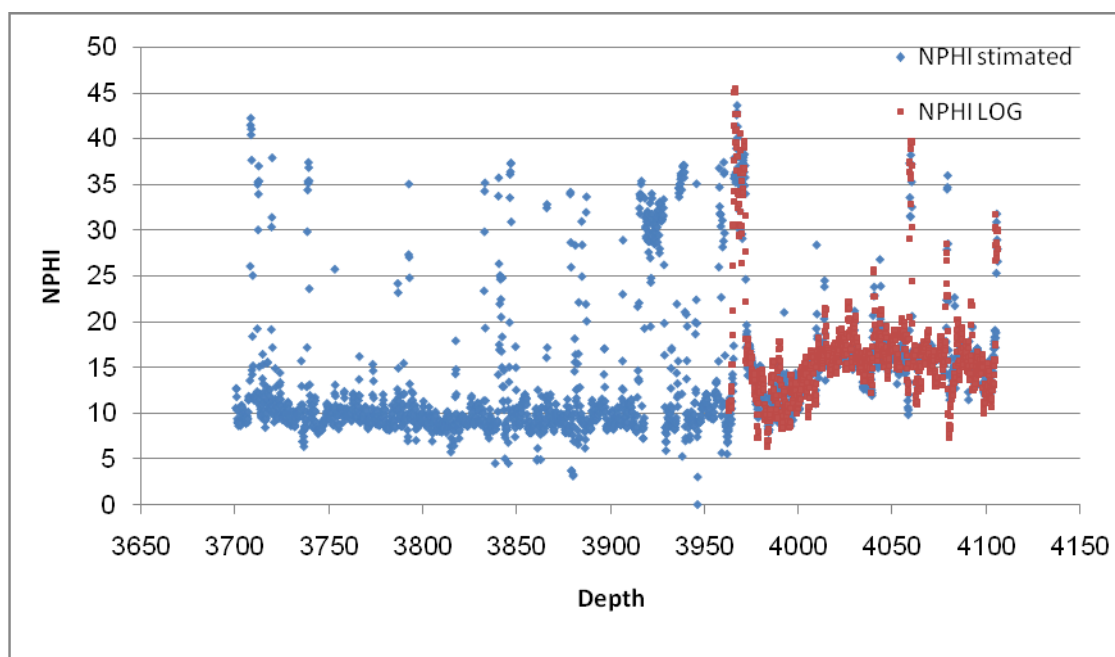
الف.



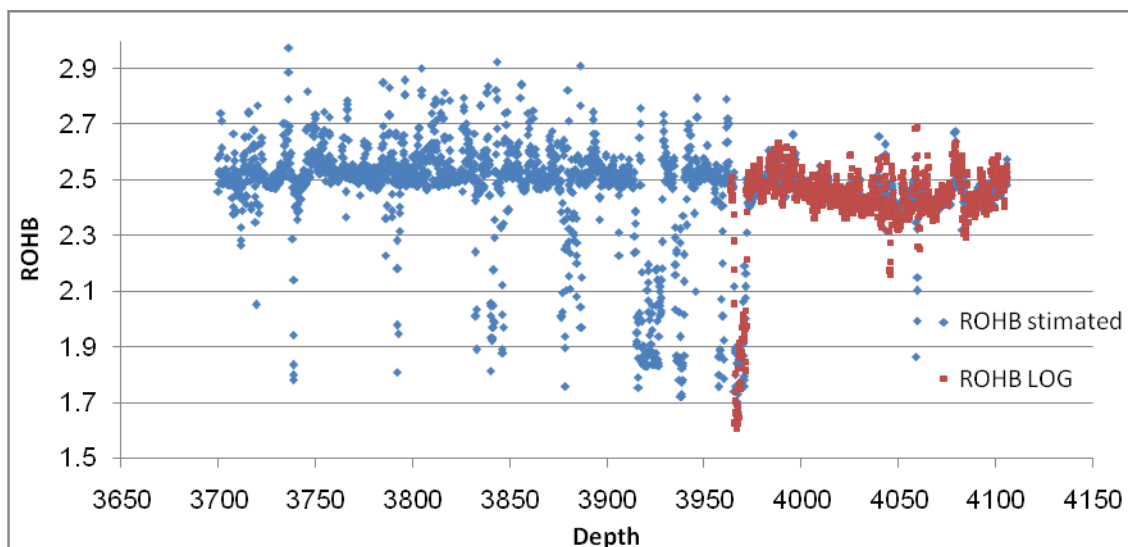
ب.

شکل ۴-۱۰ مقایسه میان مقدار تخمین زده با شبکه عصبی و مقدار واقعی در چاه ونرآپ الف. تخمین نگار نوترون ب. تخمین نگار چگالی

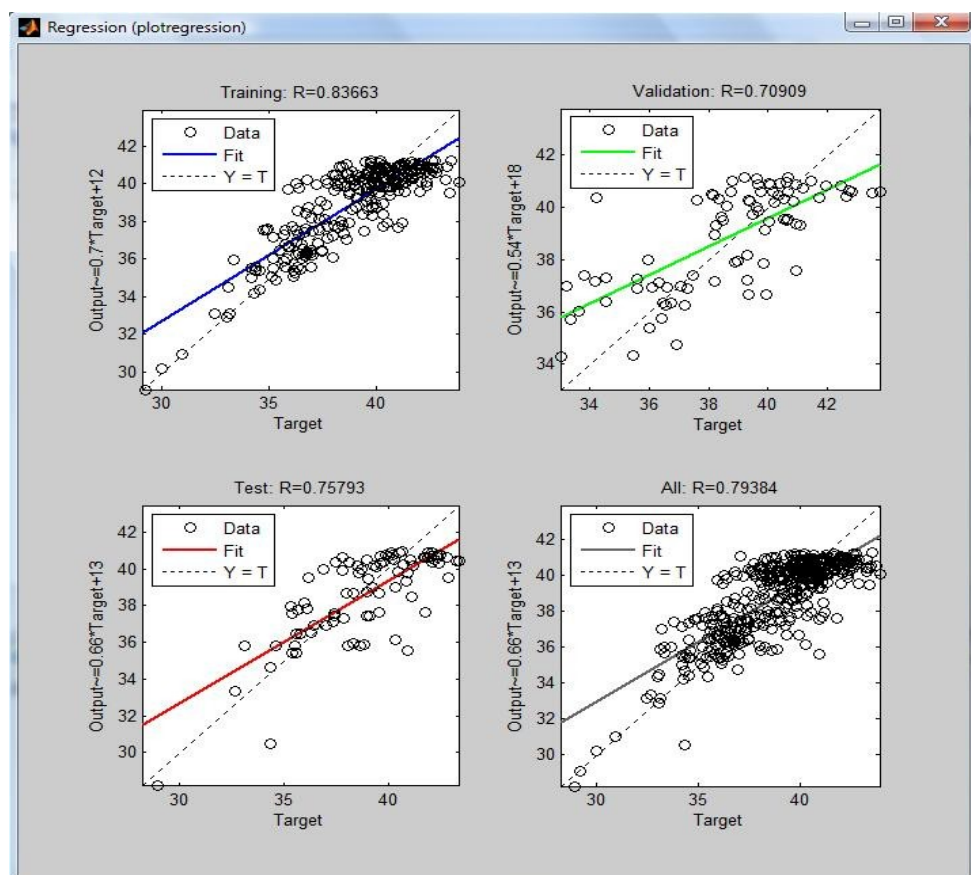
الف.



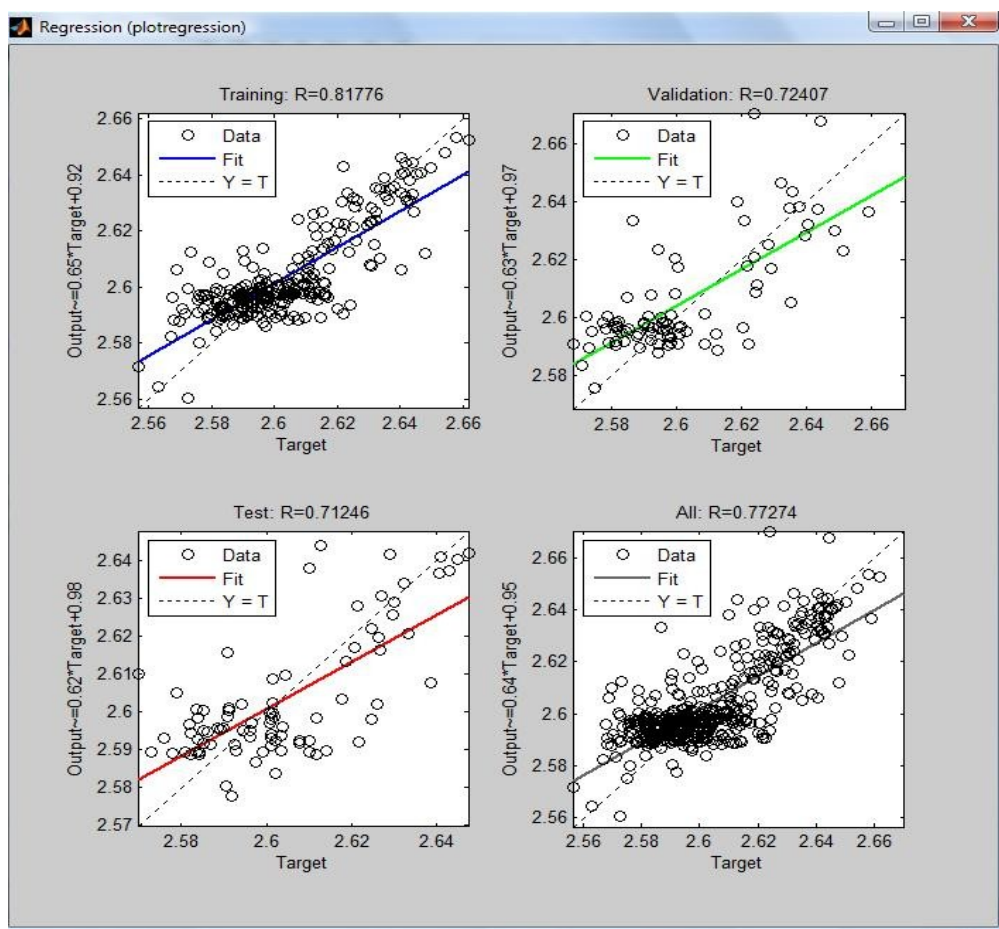
ج.



شکل ۴-۱۱ تخمین مقادیر نگار در طول لایه کوکاتیا شیل چاه ونرآپ با کمک شبکه عصبی الف. نگار نوترون ب. نگار چگالی



الف

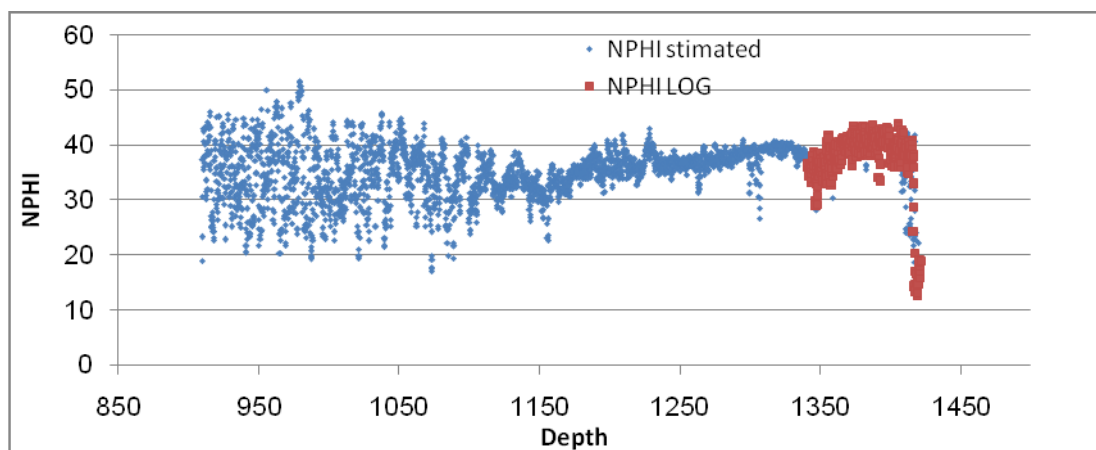


ب.

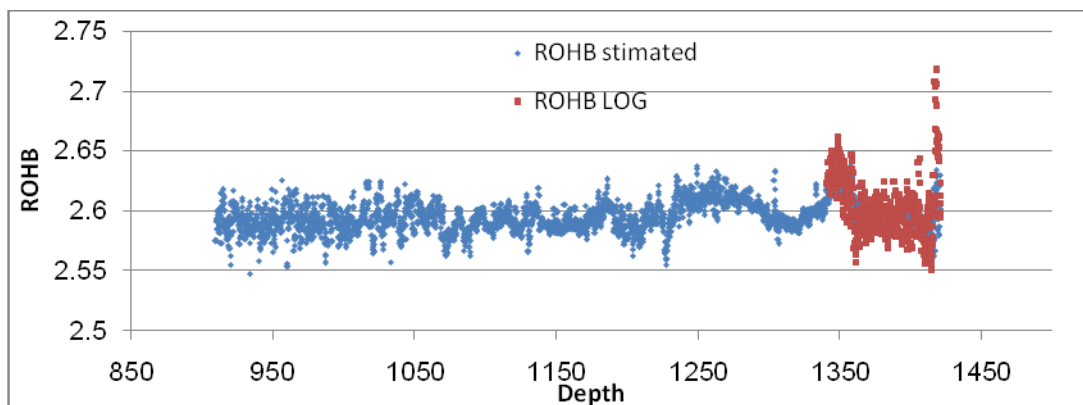
شکل ۴-۱۲ مقایسه میان مقدار تخمین زده با شبکه عصبی و مقدار واقعی در چاه راب الف. تخمین نگار نوترون ب.

تخمین نگار چگالی

الف.



ج.

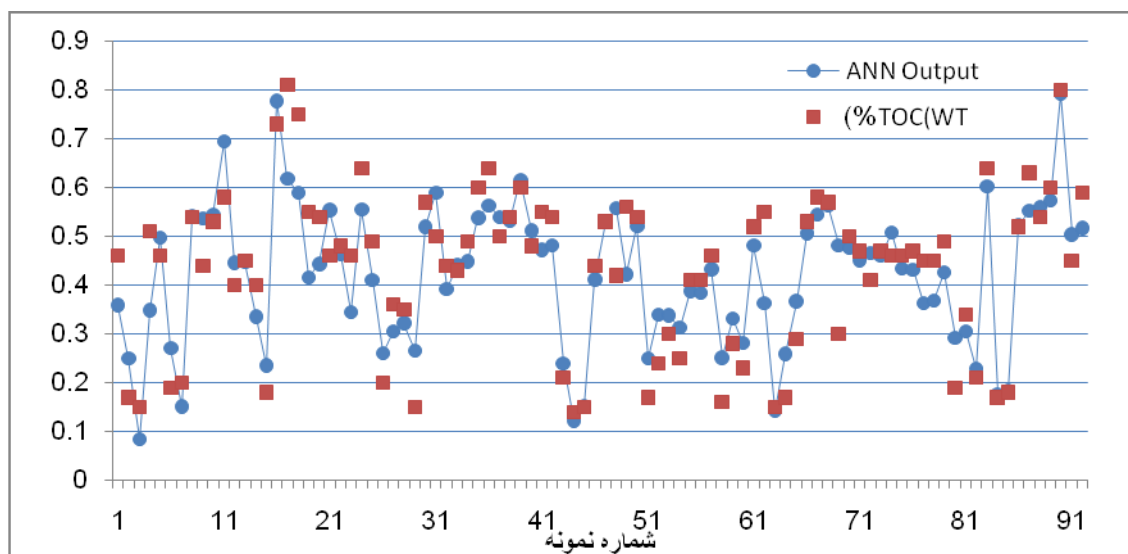


شکل ۴-۱۳ تخمین مقادیر نگار در طول لایه کوکاتیا شیل چاه راب با کمک شبکه عصبی الف. نگار نوترون ب. نگار چگالی

۴-۷-۴ تخمین مقادیر TOC در لایه کوکاتیا شیل با استفاده از شبکه عصبی

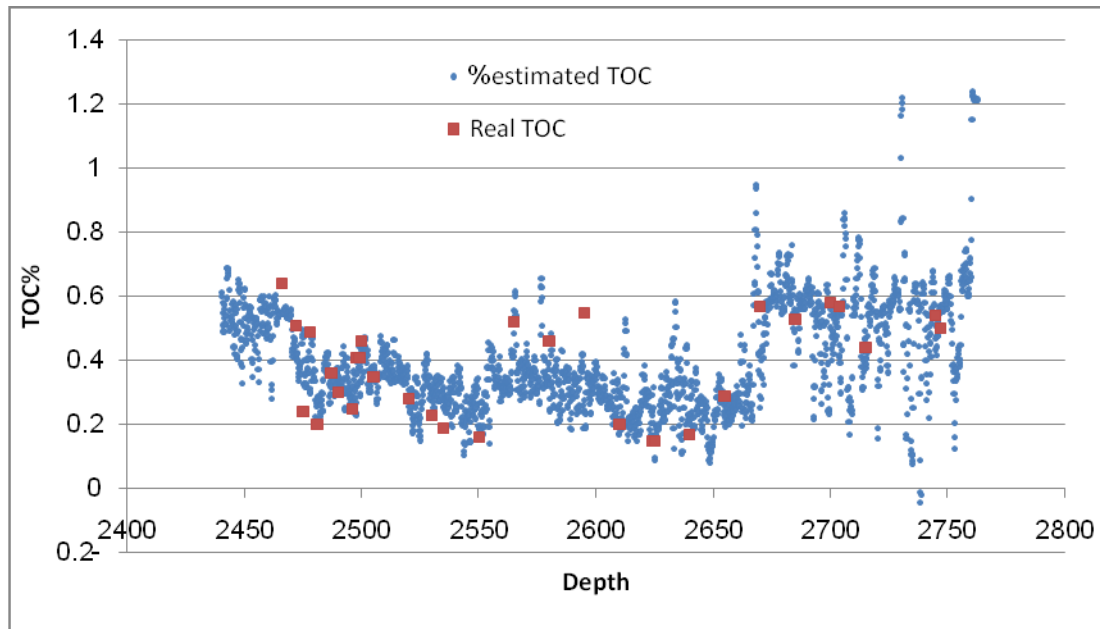
چندلایه در شش چاه مورد مطالعه

در بخش قبل نشان داده شد که استفاده از تمام نگارهای پتروفیزیکی موجود به عنوان ورودی شبکه عصبی علیرغم ضریب همبستگی پایین برخی از نگارها با TOC، بهترین پاسخهای شبکه را منجر میگردد. شکل ۴-۱۴ مقادیر TOC واقعی و میزان TOC تخمین زده شده با استفاده از شبکه عصبی چندلایه را برای تمام دادههای شش چاه نشان میدهد.

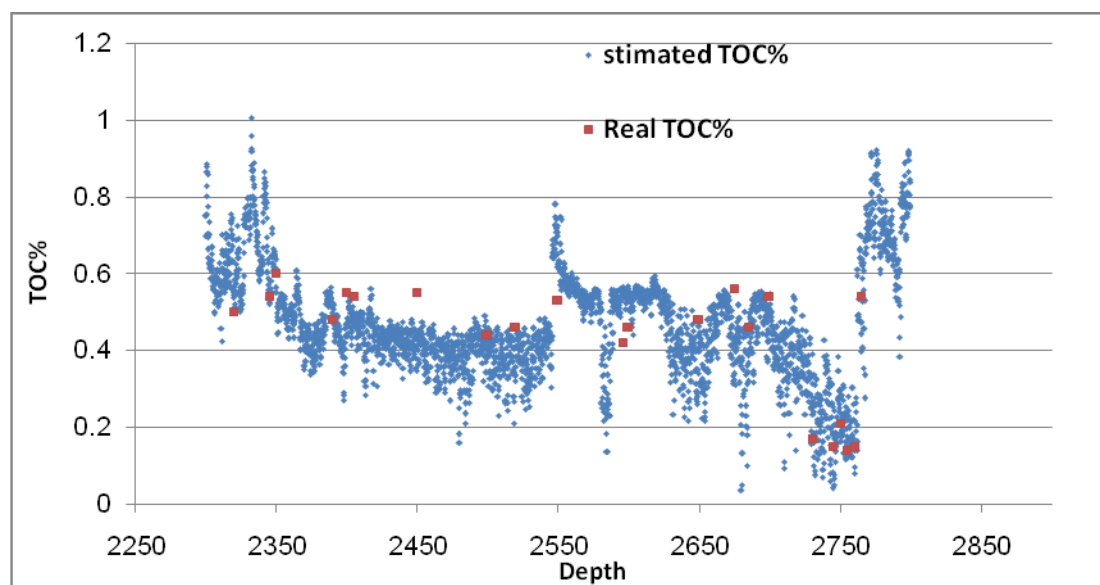


شکل ۴-۱۴ مقایسه مقادیر تخمین زده و مقادیر واقعی TOC برای تمام دادههای شش چاه با استفاده از مدل تخمین-گر شبکه عصبی

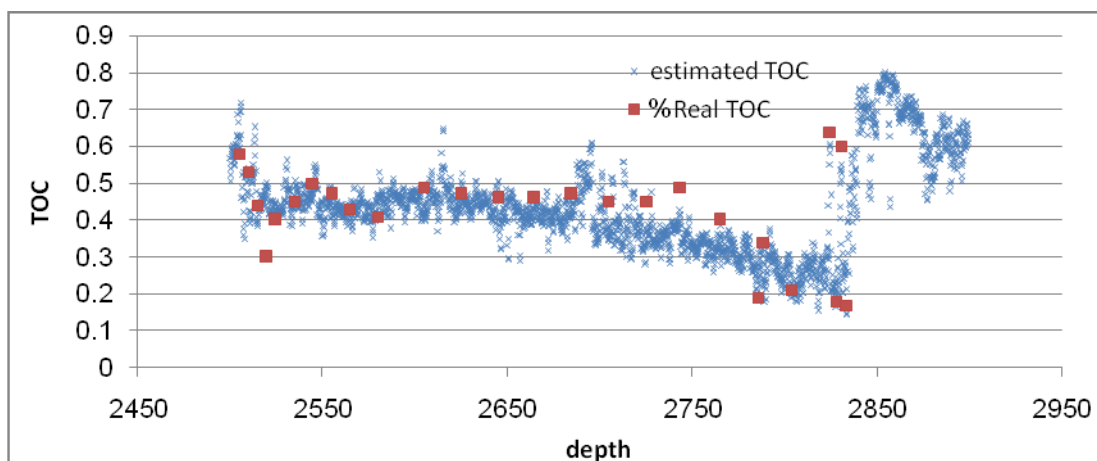
با استفاده از مدل شبکه عصبی چندلایه تهیه شده، میزان TOC را در هر چاه نسبت به عمق بهدست آورده که در شکل‌های ۴-۱۵ تا ۴-۲۰ نشان داده شده‌است.



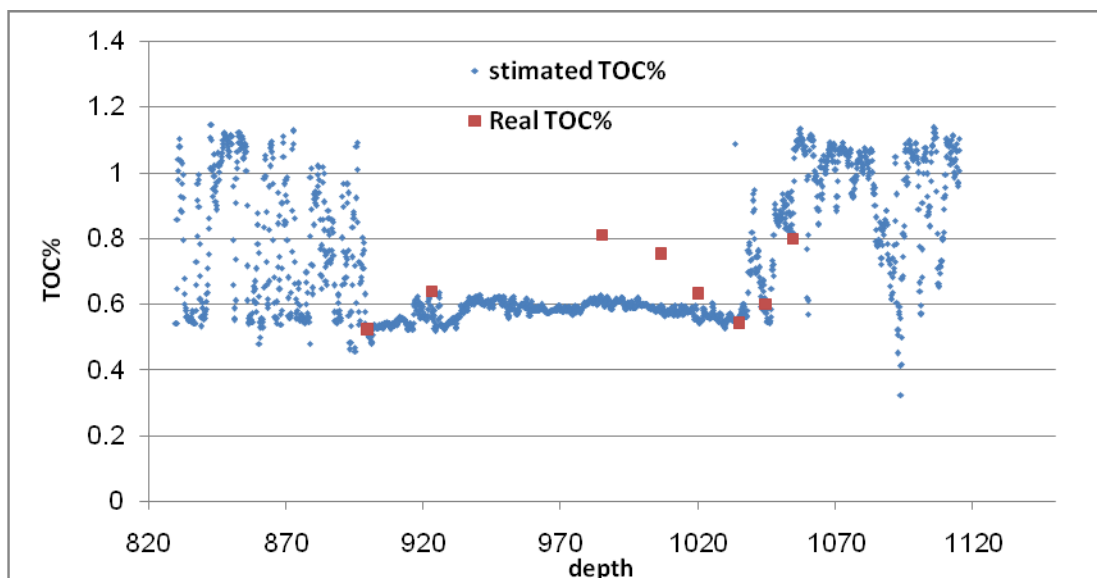
شکل ۴-۱۵ مقادیر تخمینی TOC نسبت به عمق در لایه کوکاتیا شیل چاه وینکارا



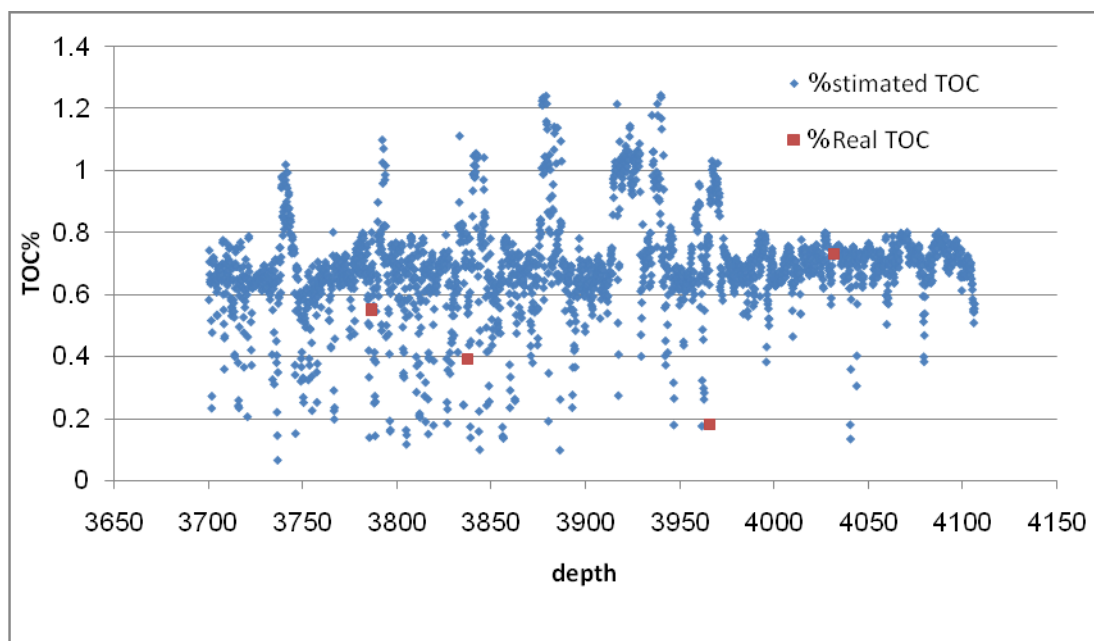
شکل ۴-۱۶ مقادیر تخمینی TOC نسبت به عمق در لایه کوکاتیا شیل چاه باتاویا



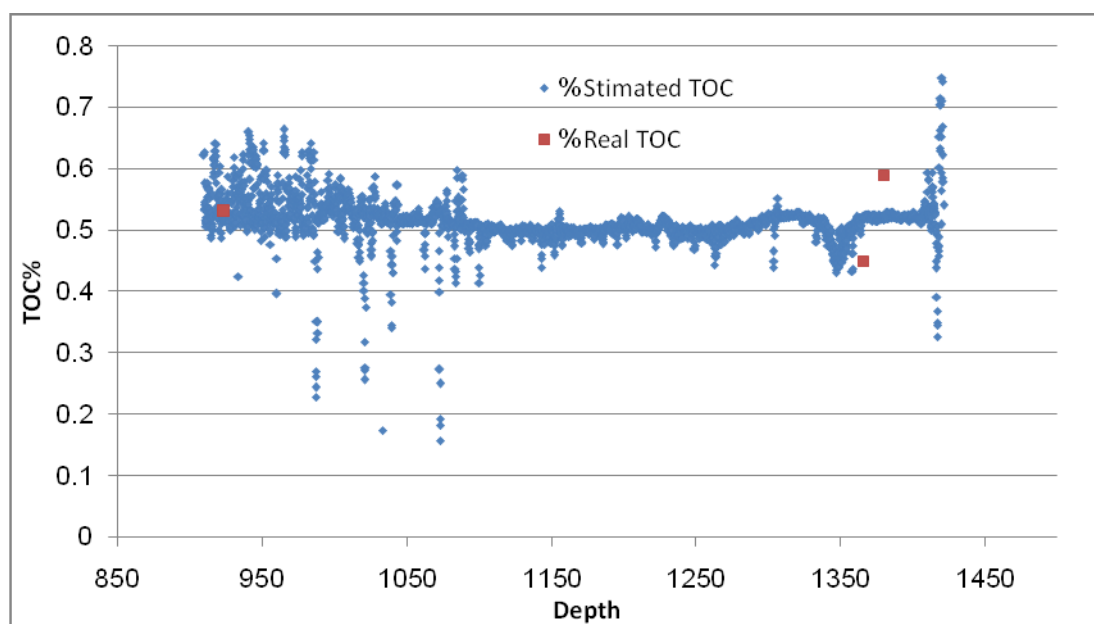
شکل ۴-۱۷ مقادیر تخمینی TOC نسبت به عمق در لایه کوکاتیا شیل چاه لیندر ریف



شکل ۴-۱۸ مقادیر تخمینی TOC نسبت به عمق در لایه کوکاتیا شیل چاه دایموند سوک



شکل ۴-۱۹ مقادیر تخمینی TOC نسبت به عمق در لایه کوکاتیا شیل چاه و نرآپ



شکل ۴-۲۰ مقادیر تخمینی TOC نسبت به عمق در لایه کوکاتیا شیل چاه راب

۴-۸ تخمین میزان TOC با استفاده از شبکه عصبی ویولت

مدلسازی قوی شبکه‌های عصبی، موازی بودن عملیات محاسباتی و سادگی ساختار، شبکه‌های عصبی را به عنوان یک ابزار عمومی کارآمد برای حل بسیاری از مسائل مهندسی درآورده است [۳۰]. با این حال این شبکه‌ها دارای مشکلاتی مانند سرعت همگرایی پایین و بیش آموزش بوده و توابع تحریک مورد استفاده در آن‌ها عمومی بوده و امکان آموزش به منظور اهداف خاص را فراهم نمی‌سازد.

شبکه عصبی ویولت یک شبکه‌ی جلوسو است که اساس آن یافتن خانواده‌ای از ویولتها در فضای تخمین به منظور یافتن رابطه‌ی پیچیده متغیرها در سیگنال اصلی است. شبکه‌ی عصبی ویولت مزیت‌های تبدیل ویولت و توانایی شبکه عصبی به عنوان یک تخمین‌گر عمومی را همزمان دارد [۲۹]. توابع ویولت علاوه بر خواص تعامد، از خواص محلی خوبی برخوردارند. این خصوصیت، باعث می‌شود که این شبکه‌ها نسبت به شبکه‌های عصبی معمول همگرایی سریع تری داشته باشند و تخمین چند تفکیکی از نگاشت ورودی - خروجی به دست دهند.

در سال ۱۹۹۲ ژانگ گینگو و بنونیست برای اولین بار شبکه عصبی ویولت را با ترکیب آنالیز ویولت با شبکه‌های عصبی معرفی کردند [۳۲]. ترکیب ویژگی‌های محلی تبدیل ویولت و شبکه‌های عصبی منجر به تصحیح پارامترهای پایه‌های ویولت در طول فرآیند آموزش می‌شود. با این روش می‌توان کاستی‌های شبکه عصبی را تصحیح کرده و توابع را کارآمدتر و با سرعت بالاتری تخمین زد. شبکه عصبی ویولت در مدلسازی سیگنال‌های غیر ایستای محلی به دلیل ویژگی‌های منحصر به فرد توابع ویولت بسیار کارآمد بوده و توانایی بالای خود را در پیش‌بینی، کلاس‌بندی و مدل‌سازی سیگنال‌های غیر خطی به خوبی نشان داده است [۴۲].

بر پایه‌ی تئوری ویولت شبکه عصبی ویولت ابزاری نوین برای تخمین توابع می باشد که در حل مسائلی که در سایر شبکه‌های عصبی سرعت همگرایی پایین داشته و یا به طور کلی ناپایا است بسیار کارآمد ظاهر شده است و به شکل شایان توجهی سرعت همگرایی را بهبود می‌بخشد. شبکه عصبی ویولت نسبت به شبکه‌های عصبی دارای مزایایی است چرا که تابع ویولت دارای ویژگی‌های

منحصربه‌فردی می‌باشد که منجر به بهبود سرعت همگرایی و کاهش خطا می‌شود چرا که این شبکه‌ها می‌توانند سیگنال‌هایی با نقاط ناپیوستگی و لبه‌های تیز (تغییرات سریع) را مدل کنند و از طرفی پارامتر انتقال این شبکه‌ها منجر می‌شود که شبکه با ساختار سیگنال مورد تخمین هماهنگ می‌شود [۳۶].

شبکه عصبی ویولت را می‌توان به عنوان جایگزینی برای شبکه‌های عصبی و radial basis دانست. با این شبکه می‌توان هر تابعی را با دقت دلخواه با تعداد محدودی ویولت تخمین زد. وقتی از توابع ویولت به عنوان تابع انتقال استفاده می‌شود خصوصیات محلی بهتر مدل می‌شود [۲۳].

۴-۸-۱ تخمین میزان TOC به وسیله مدل تخمینگر شبکه عصبی ویولت در

چاههای مورد مطالعه

ساختار این نوع شبکه عصبی در فصل سه توضیح گردید. در محیط برنامه نویسی متلب شبکه عصبی ویولت نگارش گردید، از آنجا که ساختار شبکه عصبی ویولت ثابت و فقط تعداد نرونهای لایه پنهان متغیر است، به کمک دستور حلقه در مطلب به ازای تعداد مختلف نرون‌ها در لایه مخفی شبکه عصبی ویولت، خطای شبکه محاسبه شده و بدین ترتیب تعداد بهینه نرون انتخاب شده است. شبکه متشکل از پنج ورودی و یک خروجی میباشد و پارامترهای شبکه به روش کاهش شیب^۱ به منظور کاهش خطا اصلاح میگردند. برای حل شبکه عصبی ویولت از روش مرحله‌ای^۲ استفاده گردیده- است. در این روش تک تک داده‌ها بصورت جدا به شبکه ارائه میگردد و در هر مرحله پارامترهای شبکه به منظور بهینه کردن شبکه اصلاح میگردد. سه شرط توقف برای شبکه عصبی ویولت مورد استفاده گردید که شامل

^۱ Gradient descent

^۲ Sequential

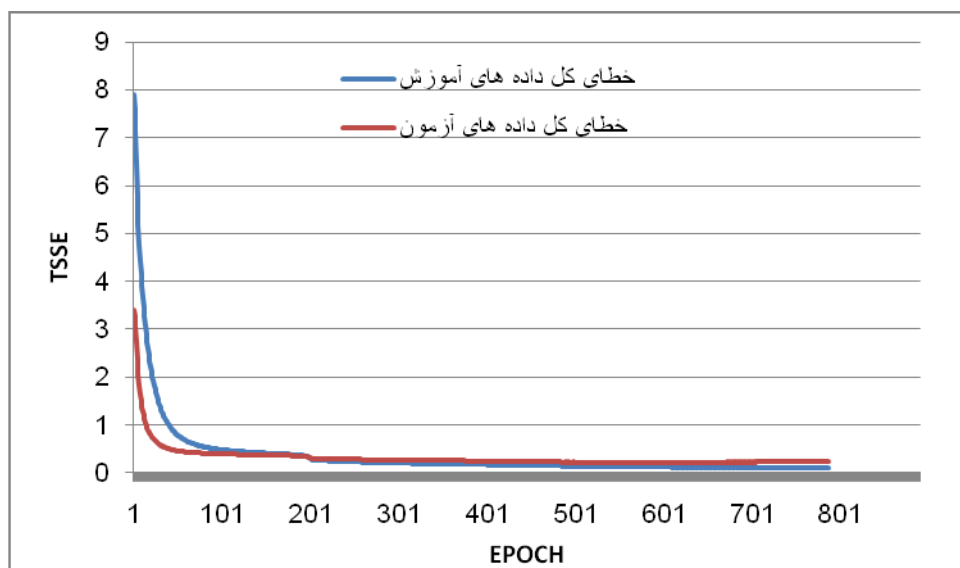
- بزرگ شدن بیش از اندازه اوزان شبکه که اصطلاحاً به این پدیده مرگ نرون^۱ میگویند، برای این منظور بازه مثبت منفی پنج برای اوزان شبکه در نظر گرفته شد.
- افزایش خطای کلی داده‌های آزمون^۲، با توجه به استفاده از روش حل مرحله‌ای شبکه افزایش میزان خطا برای چهار مرحله را مجاز قرار داده و بیش از آن شبکه متوقف می‌گردد.
- پارامتر مقیاس تابع ویولت: این پارامتر میزان فشردگی و بازشدگی تابع ویولت را کنترل مینماید بنابراین منفی بودن آن مفهومی ندارد و همچنین کوچک شدن بیش از اندازه مقیاس باعث محلی شدن بیش از حد تابع ویولت میگردد، یک حد مینیمم برای این پارامتر استفاده گردید.

۴-۸-۱-۱ نتایج تخمین میزان *TOC* با شبکه عصبی ویولت گوسین

در ابتدا تابع ویولت گوسین به عنوان تابع تحریک شبکه مورد استفاده گردیده است شبکه‌ی بهینه‌ی ویولت با تابع انتقال گوسین در لایه‌ی پنهان خود دارای ۲۰ نرون میباشد. شکل ۴-۲۱ نمودار تغییرات خطا داده‌های آزمون و آموزش را نشان میدهد

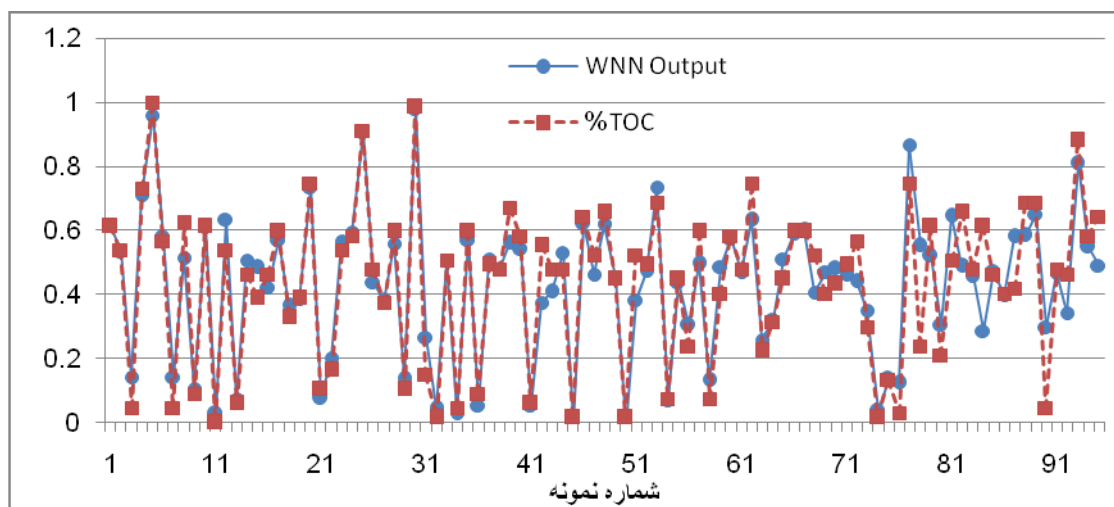
¹ Parameter Drift

² Over fitness



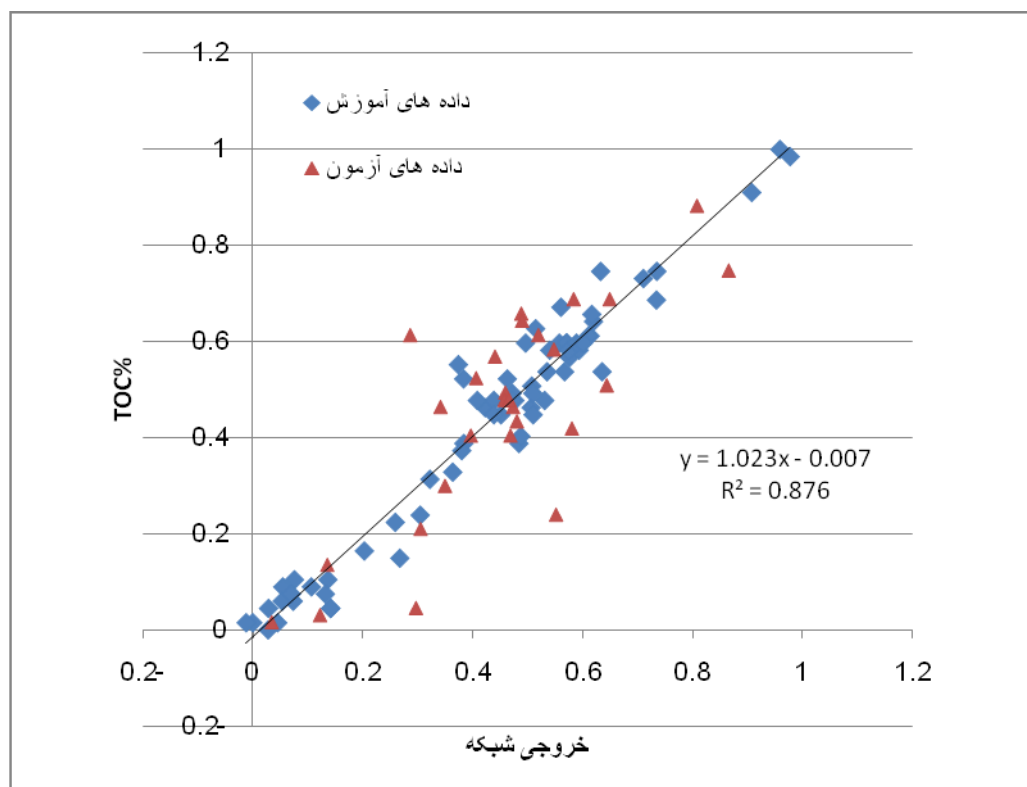
شکل ۴-۲۱ نمودار تغییرات خطای داده‌های آموزش و آزمون در شبکه عصبی ویولت گوسین

شکل ۴-۲۲ مقایسه بین میزان TOC تخمین زده شده و مقدار واقعی را برای کل نمونه‌ها نشان می‌دهد



شکل ۴-۲۲ مقایسه بین مقادیر تخمینی و واقعی TOC برای کل داده‌های شش چاه در شبکه عصبی ویولت گوسین

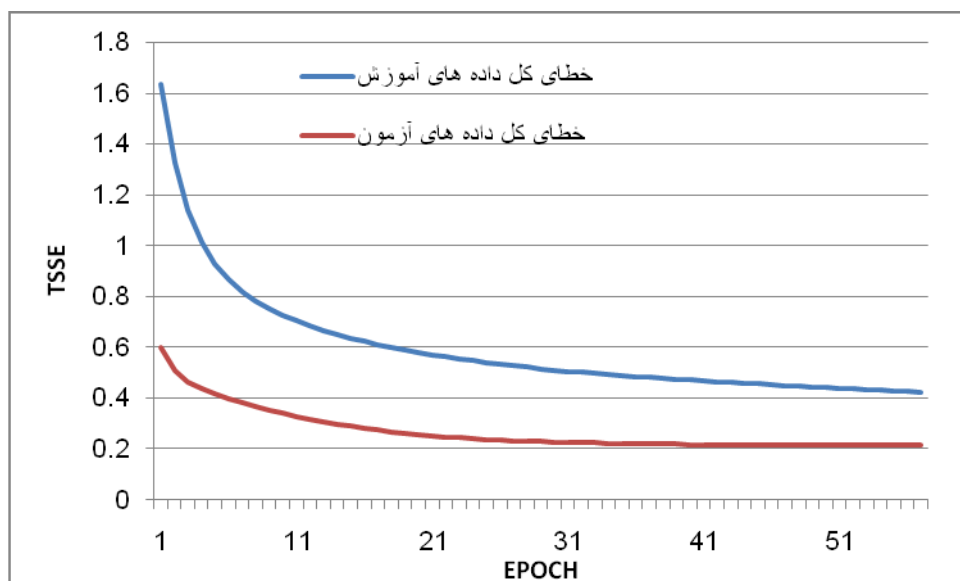
ضریب رگرسیون و شیب خط برای کل داده‌ها به ترتیب برابر 0.876 و 1.023 می‌باشد که در شکل ۴-۲۳ نشان داده شده‌است.



شکل ۴-۲۳ نمودار متقاطع ضریب رگرسیون میان مقادیر واقعی و تخمینی TOC در شبکه عصبی ویولت گوسین

۴-۱-۸-۲ نتایج تخمین میزان TOC با شبکه عصبی ویولت کلاه مکزیکی

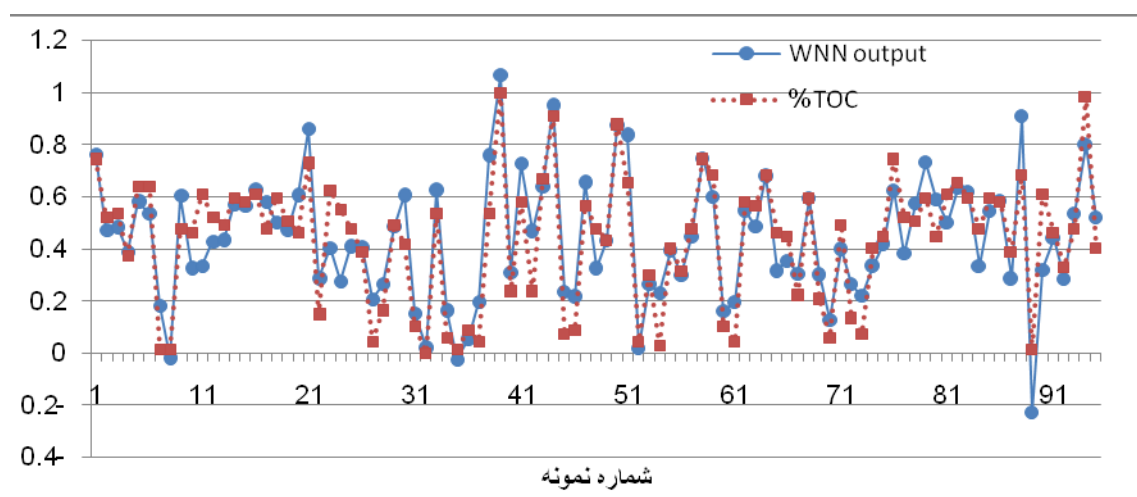
تابع ویولت کلاه مکزیکی در بخشهای قبلی توضیح داده شده است. بهترین پاسخ شبکه عصبی ویولت کلاه مکزیکی مربوط به تعداد ۲۰ نرون لایه میانی میباشد. شکل ۴-۲۴ نمودار تغییرات خطای داده - های آزمون و آموزش را نشان میدهد



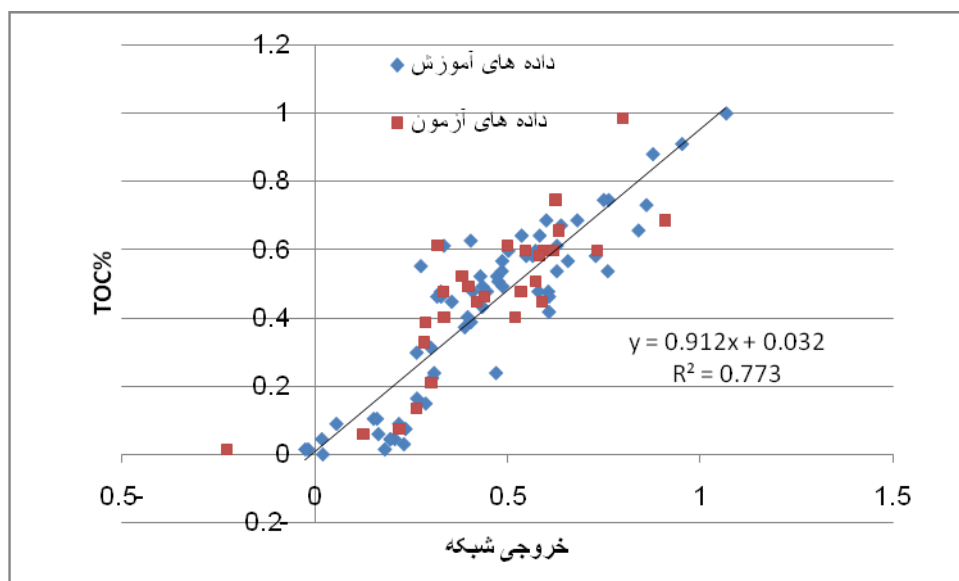
شکل ۴-۲۴ نمودار تغییرات خطای داده‌های آموزش و آزمون در شبکه عصبی ویولت کلاه مکزیکی

ضریب رگرسیون و شیب خط شبکه عصبی کلاهمکزیکی به ترتیب عبارت است از ۰/۷۷۳ و ۰/۹۱۲

شکلهای ۴-۲۵ و ۴-۲۶ مقادیر TOC تخمینی و واقعی و همچنین ضریب رگرسیون میان خروجی شبکه و داده‌های واقعی را نشان میدهد.



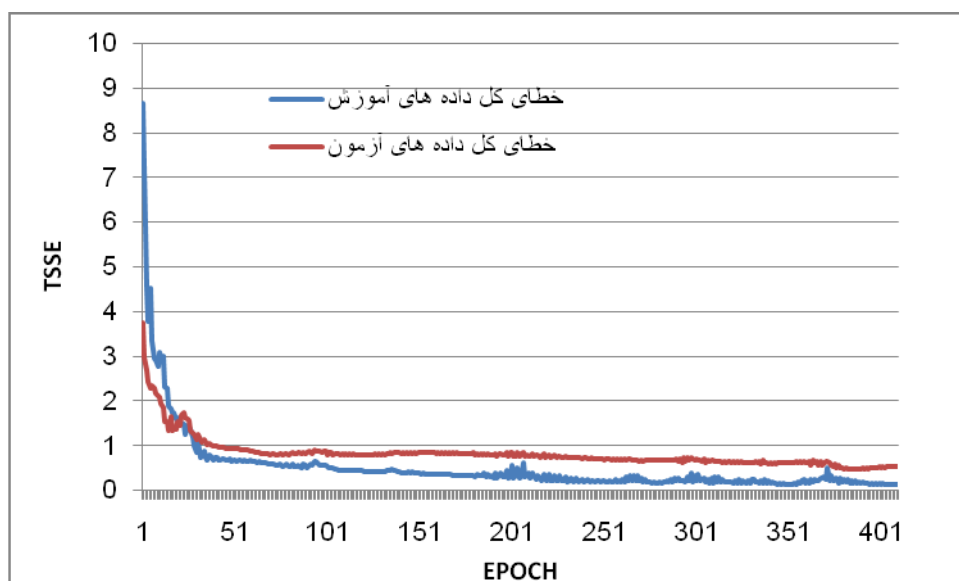
شکل ۴-۲۵ مقایسه بین مقادیر تخمینی و واقعی TOC برای کل داده‌های شش چاه در شبکه عصبی ویولت کلاه مکزیکی



شکل ۴-۲۶ نمودار متقاطع ضریب رگرسیون میان مقادیر واقعی و تخمینی TOC در شبکه عصبی ویولت کلاه مکزیکی

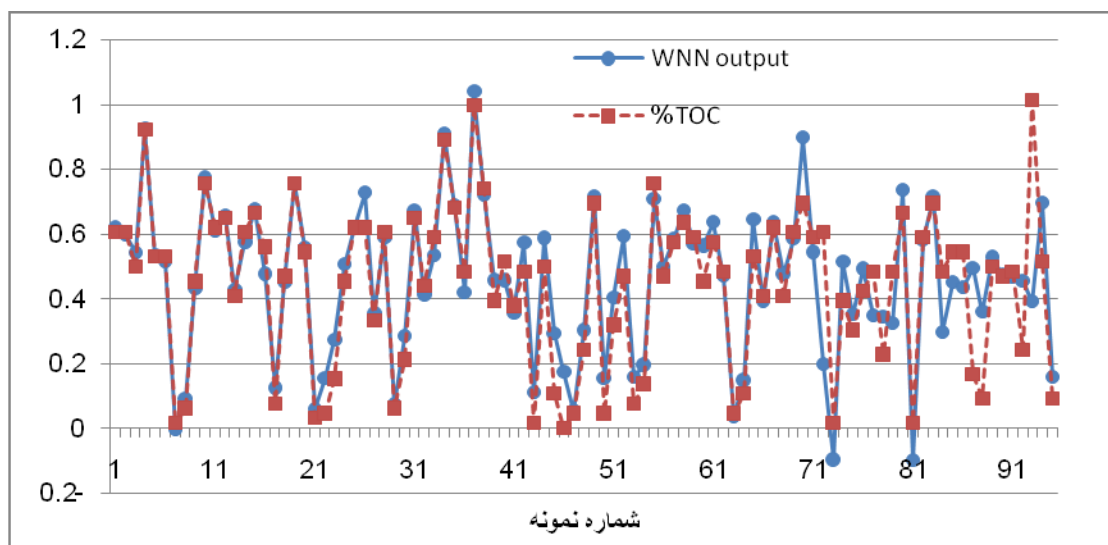
۴-۸-۱-۳ نتایج تخمین میزان TOC با شبکه عصبی ویولت مورلت

تعداد بهینه نرون شبکه عصبی ویولت مورلت ۲۵ میباشد. شکل ۴-۲۷ نمودار تغییرات خطای داده‌های آموزش و آزمون را نشان میدهد

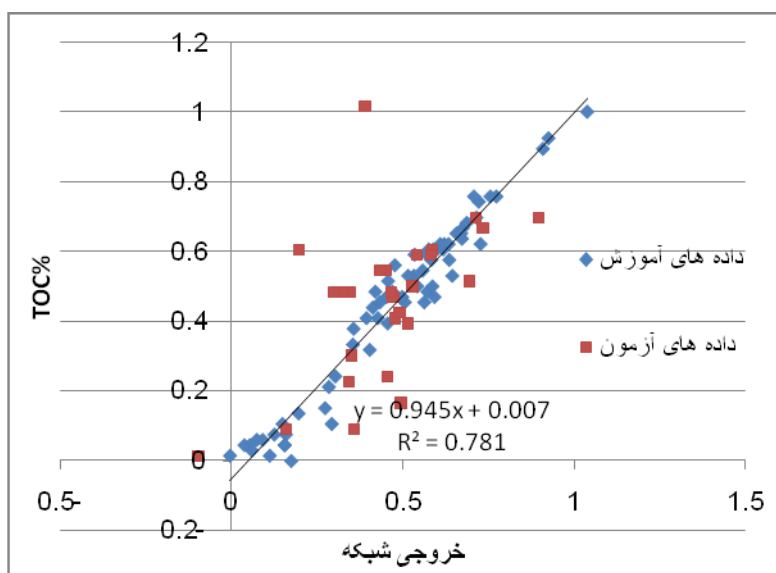


شکل ۴-۲۷ نمودار تغییرات خطای داده‌های آموزش و آزمون در شبکه عصبی ویولت مورلت

ضریب رگرسیون بین داده‌های واقعی و مقادیر تخمینی TOC برابر ۰/۷۸۱ و شیب خط ۰/۹۴۵ می-
باشد. شکل‌های ۴-۲۸ و ۴-۲۹ مقایسه بین مقادیر واقعی و تخمینی شبکه و ضریب رگرسیون داده‌ها
میباشد.



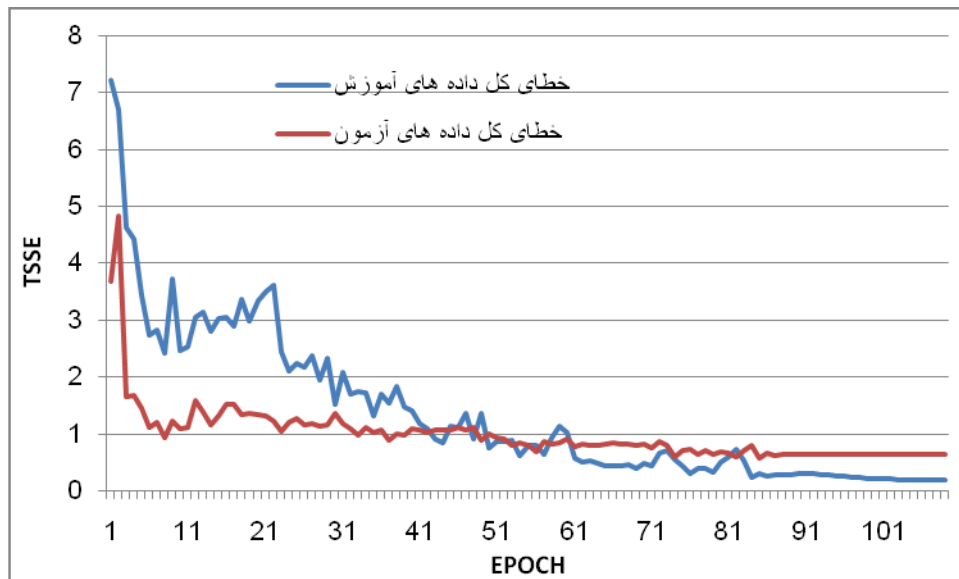
شکل ۴-۲۸ مقایسه بین مقادیر تخمینی و واقعی TOC برای کل داده‌های شش چاه در شبکه عصبی ویولت مورلت



شکل ۴-۲۹ نمودار متقاطع ضریب رگرسیون میان مقادیر واقعی و تخمینی TOC در شبکه عصبی ویولت مورلت

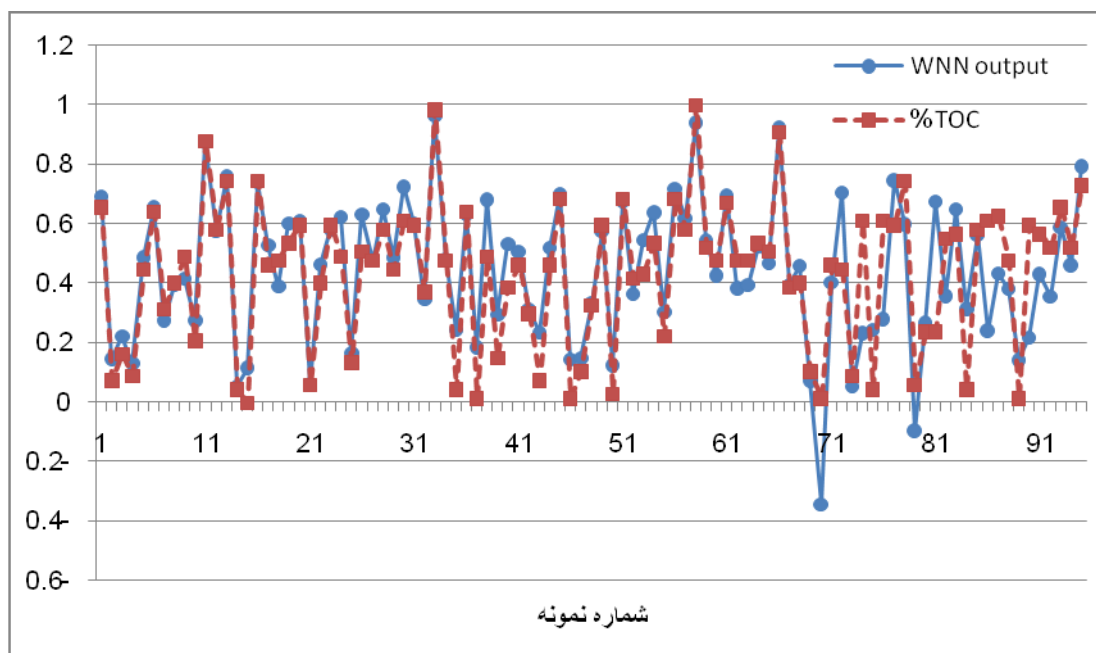
۴-۱-۸-۴ نتایج تخمین میزان TOC با شبکه عصبی ویولت شانون

تعداد بهینه نرون لایه پنهان این شبکه عصبی، ۱۵ نرون میباشد. پارامتر انتقال و مقیاس تابع ویولت و همچنین اوزان شبکه بهینه گردید. نمودار تغییرات خطای داده‌های آموزش و آزمون در شکل ۳۰-۴ نشان داده شده‌است.

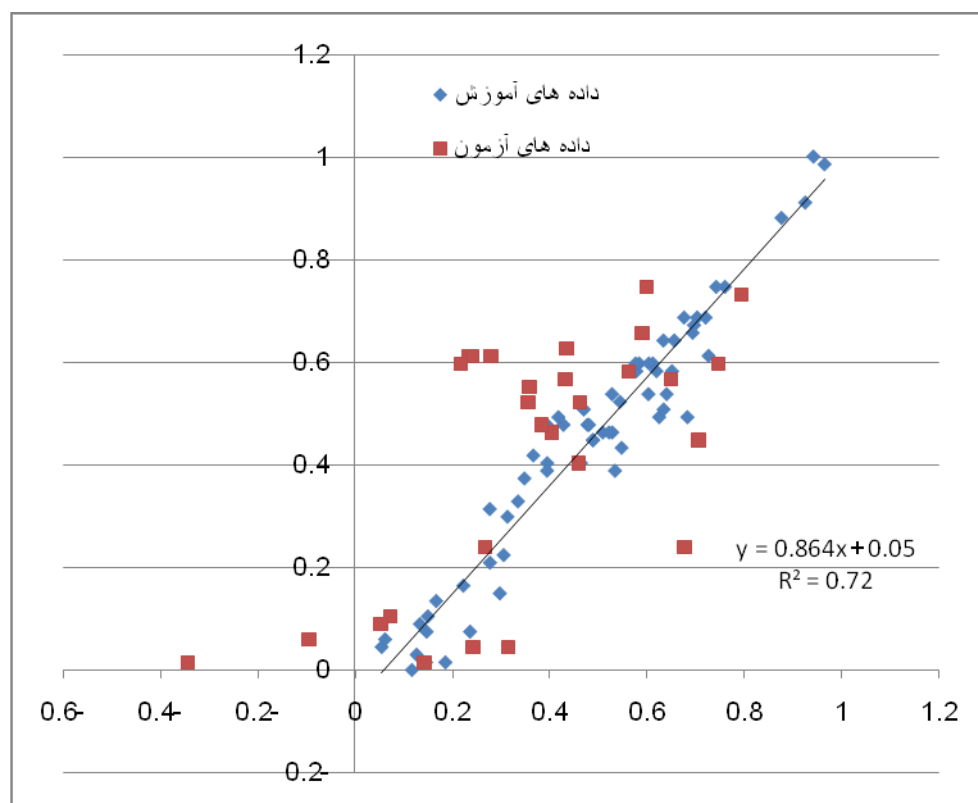


شکل ۳۰-۴ نمودار تغییرات خطای داده‌های آموزش و آزمون در شبکه عصبی ویولت شانون

شکل‌های ۳۱-۴ مقایسه بین داده‌های آموزش و آزمون را نشان می‌دهد. میزان ضریب رگرسیون برای کل داده‌ها ۰/۷۲ و شیب خط ۰/۸۶۴ میباشد که در شکل ۳۲-۴ نشان داده شده‌است.



شکل ۳۱-۴ مقایسه بین مقادیر تخمینی و واقعی TOC برای کل داده‌های شش چاه در شبکه عصبی ویولت شانون



شکل ۳۲-۴ نمودار متقاطع ضریب رگرسیون میان مقادیر واقعی و تخمینی TOC در شبکه عصبی ویولت شانون

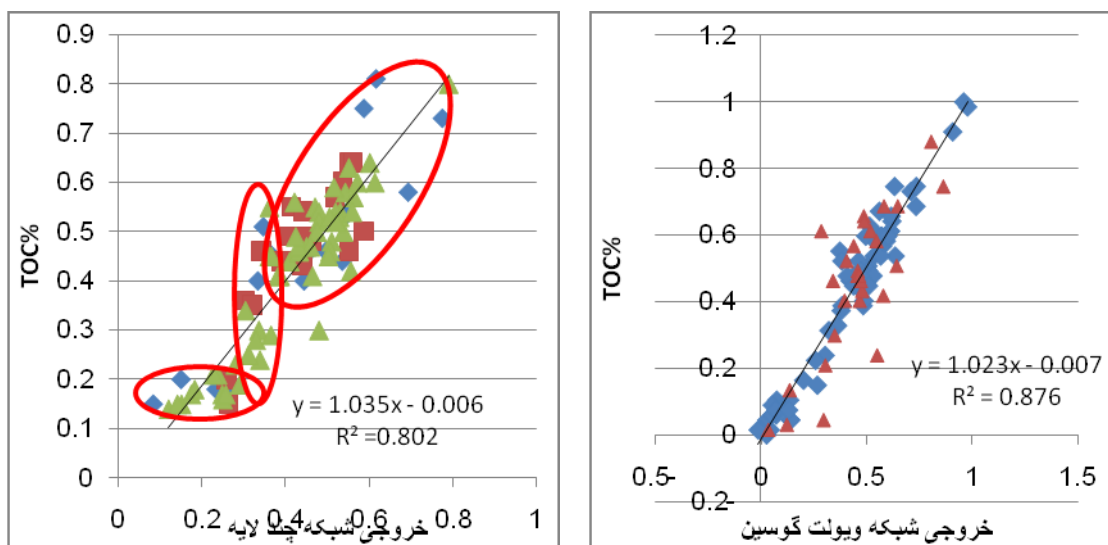
۹-۴ مقایسه نتایج شبکه عصبی چندلایه و شبکه عصبی ویولت

جدول ۸-۴ نتایج دو مدل شبکه عصبی چندلایه و ویولت را نشان میدهد

جدول ۸-۴ مقایسه بین مدل شبکه عصبی چندلایه و شبکه عصبی ویولت

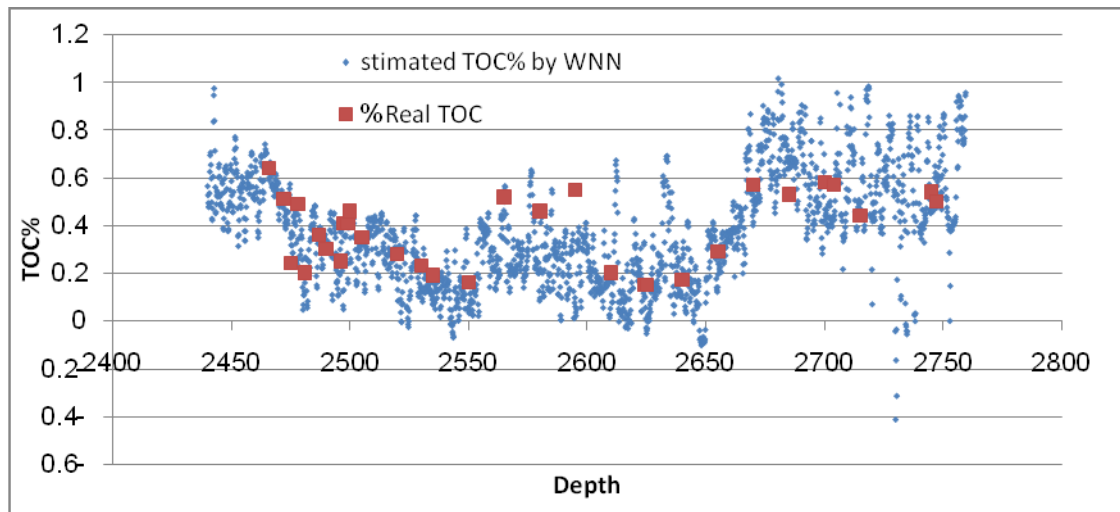
نوع شبکه	ساختار	ضریب رگرسیون	شیب خط	معیار خطای MSE
شبکه عصبی چندلایه	۱-۵-۱۵-۵	0/802	1/035	0/0054
شبکه عصبی ویولت گوسین	۱-۲۰-۵	0/876	1/023	0/0072
شبکه عصبی ویولت کلاه مکزیکی	۱-۲۰-۵	0/773	0/912	0/0132
شبکه عصبی ویولت مورلت	۱-۲۵-۵	0/781	0/945	0/0136
شبکه عصبی ویولت شانون	۱-۱۵-۵	0/72	0/864	0/0175

همانطور که در جدول بالا مشخص است، شبکه عصبی ویولت گوسین تخمین بهتری از میزان محتویات کربن آلی کوکاتیا شیل با توجه به ضریب رگرسیون و شیب خط در این شش چاه ارائه می-دهد. اگر معیار خطای MSE را بعنوان معیار گزینش بهترین تخمینگر در نظر بگیریم، شبکه عصبی چندلایه پاسخ بهتری از تخمین میزان TOC ارائه میدهد. ولی همانطور که در شکل..... مشخص است، تخمینگر شبکه عصبی چندلایه برای مقادیر حدودا زیر ۰.۴ کمتر از مقادیر واقعی تخمین می-زند. همچنین ساختار شبکه عصبی چندلایه نسبت به ساختار شبکه عصبی ویولت پیچیدهتر میباشد. در مجموع باتوجه به مواردی اشاره شد، شبکه عصبی ویولت گوسین بعنوان بهترین تخمینگر میزان TOC انتخاب گردیده است.

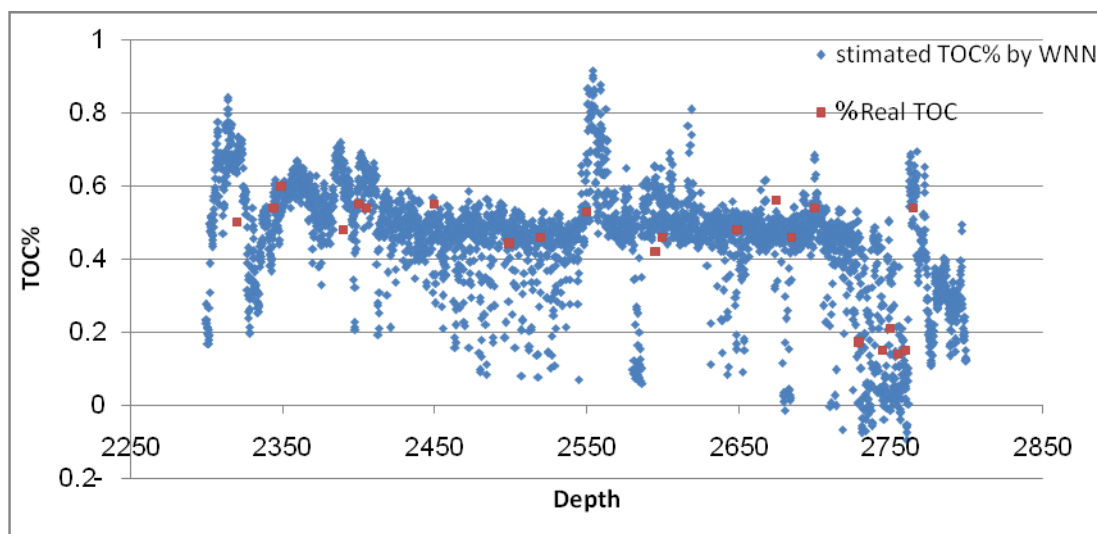


شکل ۴-۳۳ مقایسه نتایج خروجی شبکه و یولت گوسین و شبکه چندلایه

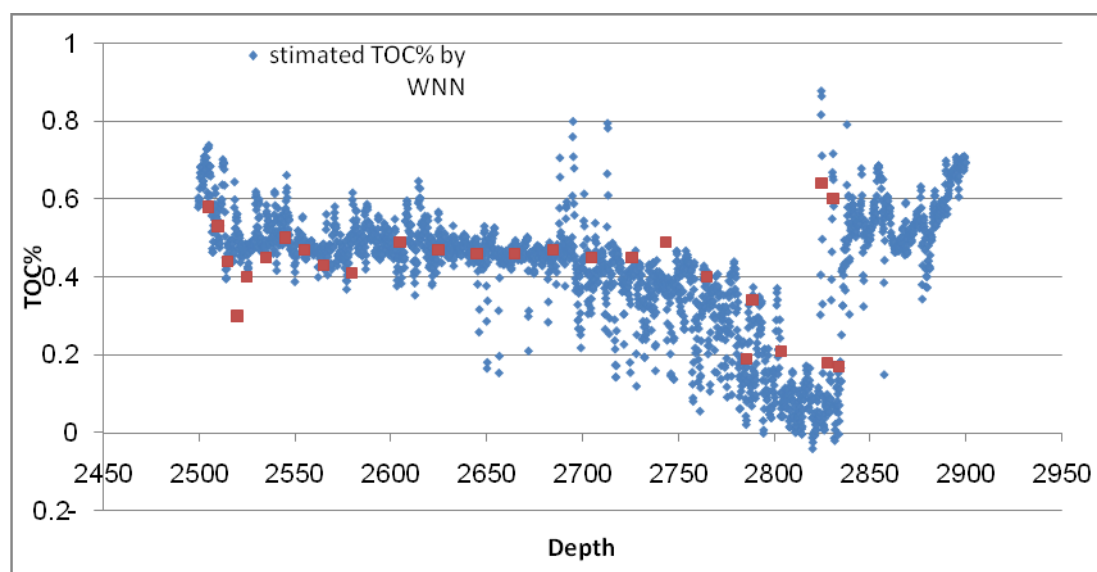
تخمین میزان محتویات کربن آلی با استفاده از مدل شبکه عصبی و یولت گوسین برای لایه شیل گازی کوکاتیا در شش چاه مورد مطالعه در شکل‌های ۴-۳۳ تا ۴-۳۸ آورده شده‌است.



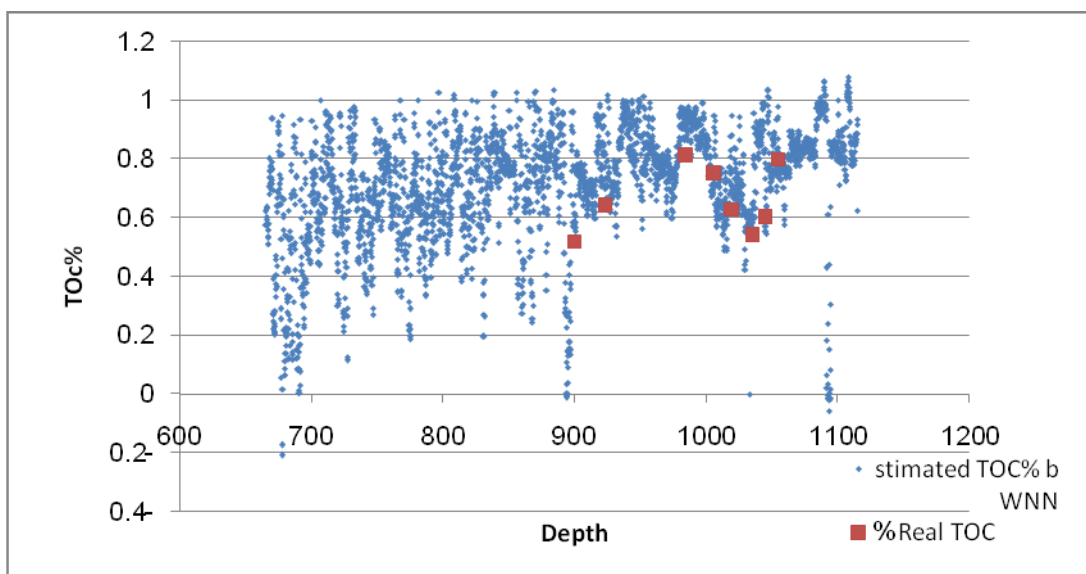
شکل ۴-۳۴ مقادیر تخمینی TOC نسبت به عمق در لایه کوکاتیا شیل چاه ویتکارا



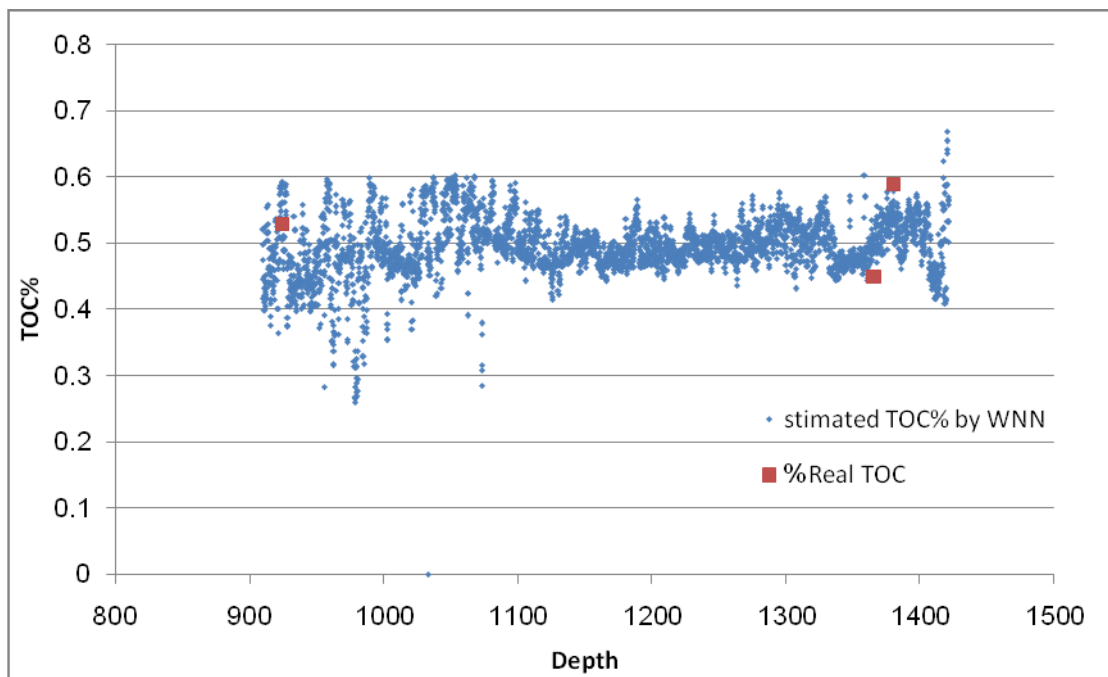
شکل ۳۵-۴ مقادیر تخمینی TOC نسبت به عمق در لایه کوکاتیا شیل چاه باتاویا



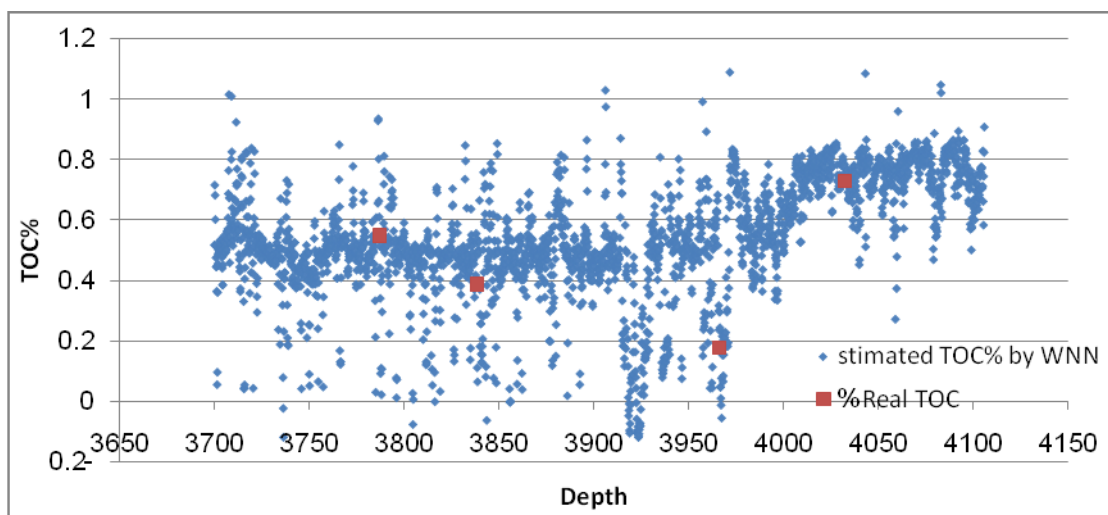
شکل ۳۶-۴ مقادیر تخمینی TOC نسبت به عمق در لایه کوکاتیا شیل چاه لیندر ریف



شکل ۴-۳۷ مقادیر تخمینی TOC نسبت به عمق در لایه کوکاتیا شیل چاه دایموند سوک



شکل ۴-۳۸ مقادیر تخمینی TOC نسبت به عمق در لایه کوکاتیا شیل چاه راب



شکل ۴-۳۹ مقادیر تخمینی TOC نسبت به عمق در لایه کوکاتیا شیل چاه ونرآپ

۴-۱۰ تعیین ناحیه بهره‌ده در شیل‌های گازی

تشخیص نواحی بهره‌ده در چاه‌های هیدروکربوری به‌منظور تعیین موقعیت قسمت‌های مشبک‌کاری در لایه مخزنی برای تولید ماده‌هیدروکربوری از اهمیت بسیاری برخوردار است. روش رایج تعیین نواحی بهره‌ده، براساس روش‌هایی که بر پایه حد-آستانه‌ای است، استوار می‌باشد. در شیل‌های گازی این روش‌ها بعلت تراوایی تقریباً صفر و درصد شیل بسیار بالا، کاربرد ندارد. میزان کل مواد هیدروکربوری رابطه مستقیم با میزان گاز جذبی در شیل‌های گازی دارد. بر اساس این اصل و تخمین میزان TOC در نواحی مخزنی، به‌نوعی قادر به ارزیابی پتانسیل تولید در لایه شیل گاز می‌باشیم.

۴-۱۰-۱ مرور ادبیات

در مخازن متعارف^۱، روش غیر مستقیم برای تعیین نواحی بهره‌ده^۲ بر پایه اطلاعات نگارهای چاه - پیمایی می‌باشد. به‌طور تاریخی محققین تلاش داشته‌اند تا با استفاده از این اطلاعات، ناحیه مخزنی را به نواحی بهره‌ده و غیر بهره‌ده تقسیم بندی نمایند [۴۴]. تعریف جامع و کاملی از ناحیه بهره‌ده که

^۱ Conventional Reservoirs

^۲ Pay zone

بتوان آنرا بعنوان مرجع در نظر گرفت، وجود ندارد [۴۵]. اساس کار اکثر محققین برپایه روشهای حد-آستانهای^۱ استوار است. بدین معنی که بر اساس اطلاعات پتروفیزیکی بدست آمده از نگارهای چاهپیمایی نظیر تخلخل، تراوایی، درصد شیل و درصد آب و قرار دادن یک حد پایین برای این پارامترها، نسبت به تقسیم بندی لایه مخزنی به نواحی بهره‌ده و غیر بهره‌ده اقدام کرده‌اند. سیندر^۲ در سال ۱۹۷۱ تلاش کرده‌است با استفاده از ترکیب نگارهای گاما و مقاومت، ناحیه بهره‌ده را تعیین نماید. فالوور^۳ در سال ۱۹۸۱ در مقاله خود تلاش نموده‌است با استفاده از نگارهای مقاومت و امواج برشی صوت ناحیه بهره‌ده را تعیین کند. کک^۴ استفاده از وسیله سنجش فشار^۵ را به‌عنوان یک روش روش سریع در تعیین نواحی بهره‌ده معرفی کرد [۴۴].

ماتور^۶ برای اولین بار اطلاعات آنالیز ژئوشیمیایی نمونه‌های مغزه دیواری را در تعیین ناحیه بهره‌ده بکار گرفت. مطالعه جامعی روی مدل‌های مختلف حد-آستانهای توسط ورسینگتن صورت پذیرفته است. وی در مقاله خود طبقه بندی ناحیه سنگی ناخالص^۷، ناحیه ماسه‌های خالص^۸، ناحیه مخزنی خالص^۹ و ناحیه بهره‌ده را معرفی مینماید. در این طبقه‌بندی کل ناحیه‌های که مورد ارزیابی قرار قرار می‌گیرد ناحیه سنگی ناخالص و نواحی که دارای پتانسیل مخزنی می‌باشند و شامل سنگهای تبخیری، ماداستون و... نمی‌باشند، ناحیه ماسه‌های خالص نامیده میشود. بخشی از ناحیه ماسه‌های خالص که دارای تخلخل و تراوایی مناسب می‌باشد، ناحیه مخزنی خالص و بخشی از ناحیه مخزنی که

¹ Cut-off base method

² Synder

³ Flower

⁴ Cooke

⁵ Pressure tester

⁶ Mathur

⁷ Gross Rock

⁸ Net sand

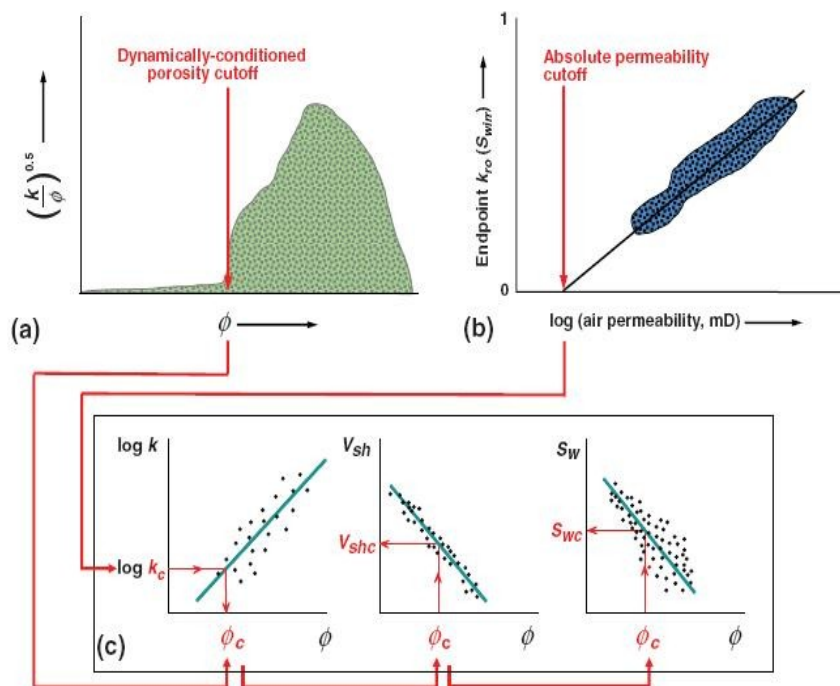
⁹ Net Reservoir

دارای مواد هیدروکربوری قابل بازیافت قابل توجهی است، ناحیه بهره‌ده نامیده می‌شود [۴۵]. عبارت دیگر ناحیه‌ای از مخزن که قابلیت تولید مواد هیدروکربوری به‌صورت اقتصادی داراست، را ناحیه بهره‌ده می‌نامند [۴۴]. شکل ۴-۳۹ این تقسیم‌بندی را به‌صورت گرافیکی نمایش می‌دهد.

ورسینگتون در مقاله دیگری مقادیر حد-آستانه‌ای را به‌صورت دینامیک با توجه به نوع تخلیه مخزن هیدروکربوری تعیین کرده‌است. شکل ۴-۴۰ به‌صورت شماتیک این روش را نشان می‌دهد.

Gross Rock	Net Sand	Net Reservoir	Net Pay
Total evaluation interval	Potential reservoir	Supracritical porosity and permeability character	Supracritical amounts of recoverable hydrocarbons
			Subcritical hydrocarbons
		Subcritical porosity and permeability character	
	e.g. evaporites, mudstone, unfractured basement		

شکل ۴-۴۰ شماتیک مراحل تعیین ناحیه بهره‌ده [۱]



شکل ۴-۴۱ شماتیک مراحل تعیین مقادیر حد-آستانه‌های بصورت دینامیک با توجه به نحوه تخلیه مخزن هیدروکربوری الف. تخلیه اولیه مخزن^۱ ب. تخلیه مخزن به روش سیلابزنی^۲ [۱]

۴-۱۰-۲ ناحیه بهره‌ده در شیل‌های گازی

در شیل‌های گازی روش‌های رایج حد-آستانه‌های مخازن رایج جهت تعیین نواحی بهره‌ده به‌علت تراوایی تقریباً صفر و تخلخل مفید ناچیز کاربرد ندارد. مفهوم تعیین ناحیه بهره‌ده در شیل‌های گازی متفاوت از مخازن رایج است. در شیل‌گازها تولید عموماً توسط حفاری چاه‌های افقی و یا چاه‌های انحرافی با شیب زیاد انجام می‌گیرد و تولید اقتصادی از این مخازن با انجام روش شکاف هیدرولیکی انجام می‌پذیرد. منظور از تعیین ناحیه بهره‌ده در این مخازن، تعیین ضخامت‌هایی از لایه شیل‌گاز است که حفاری در آن از پتانسیل تولید بالاتری برخوردار است. متخصصین به‌منظور تعیین نواحی بهره‌ده در شیل‌گازها پارامترهای زیر را در نظر می‌گیرند

^۱ Primary Depletion

^۲ Water flooding

- کروژن / میزان کل محتویات کربن آلی

- درصد اشباع گاز

- تراوایی

- تخلخل

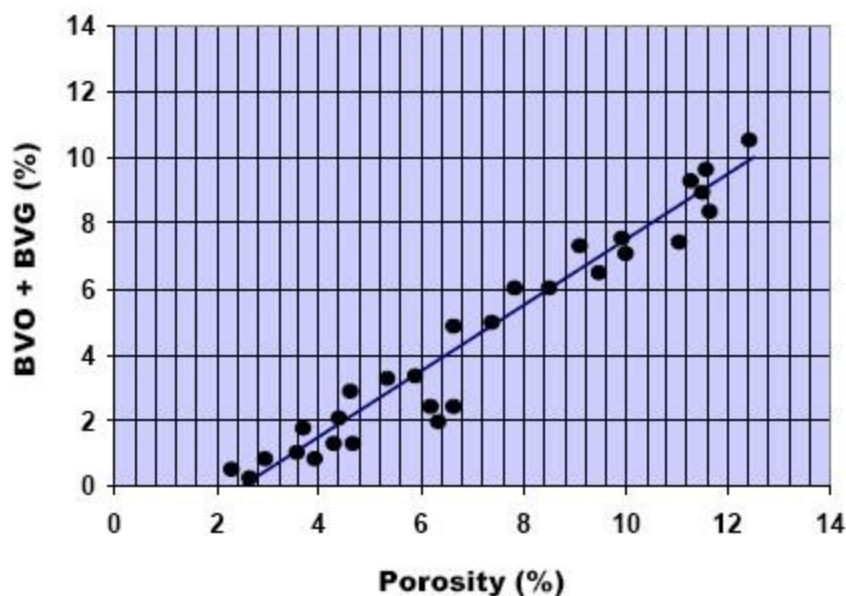
- چگالی سنگ

- لیتولوژی و شاخص شکنندگی^۱

بجز لیتولوژی و چگالی تعیین سایر پارامترها به صورت دقیق در شیلگازها سخت می باشد. [۱] براساس

نتایج آزمایشگاهی برای تخلخل کمتر از ۲.۵٪ مواد هیدروکربوری تولید نمیگردد. [۴۶] (شکل ۴-۴۱)

بر این اساس یک حد-آستانهای برای تخلخل تعریف گردیده است.



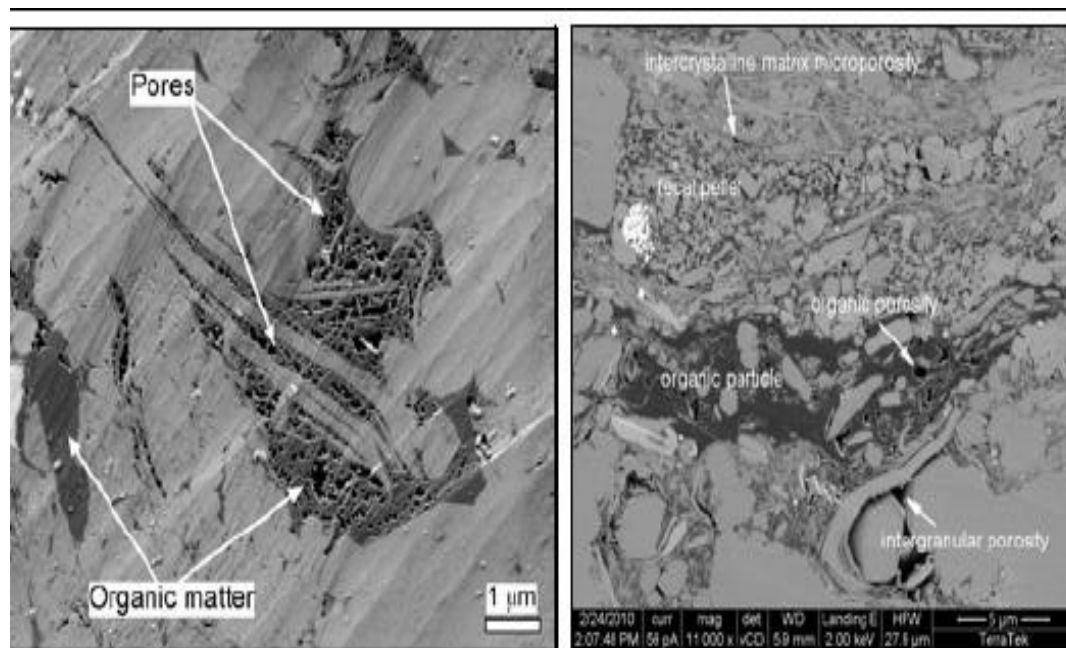
شکل ۴-۴۲ رابطه بین تخلخل و میزان کل مواد هیدروکربوری [۴۶]

بر اساس آنچه که در مقالات اقتصادی و فنی ارائه گردیده است، مقادیر حد-آستانهای بهمنظور تولید

اقتصادی از مخازن غیر رایج برای تخلخل ۴٪ و تراوایی ۱۰۰ نانو داری و اشباع آب ۴۵٪ می باشد [۱].

^۱ Brittleness Index

از پارامترهایی که برای تعیین ناحیه بهره‌ده در شیل‌گازها استفاده می‌گردد بجز تراوایی بقیه به نوعی با میزان کل محتویات کربن آلی در ارتباط می‌باشند. میزان کل محتویات کربن آلی رابطه مستقیم با میزان گاز جذبی در شیل گازها دارد [۳]. بخشی از تخلخل کل شیل‌گازها تخلخل کروزی می‌باشد. شکل ۴-۴۲ این موضوع را نشان می‌دهد.



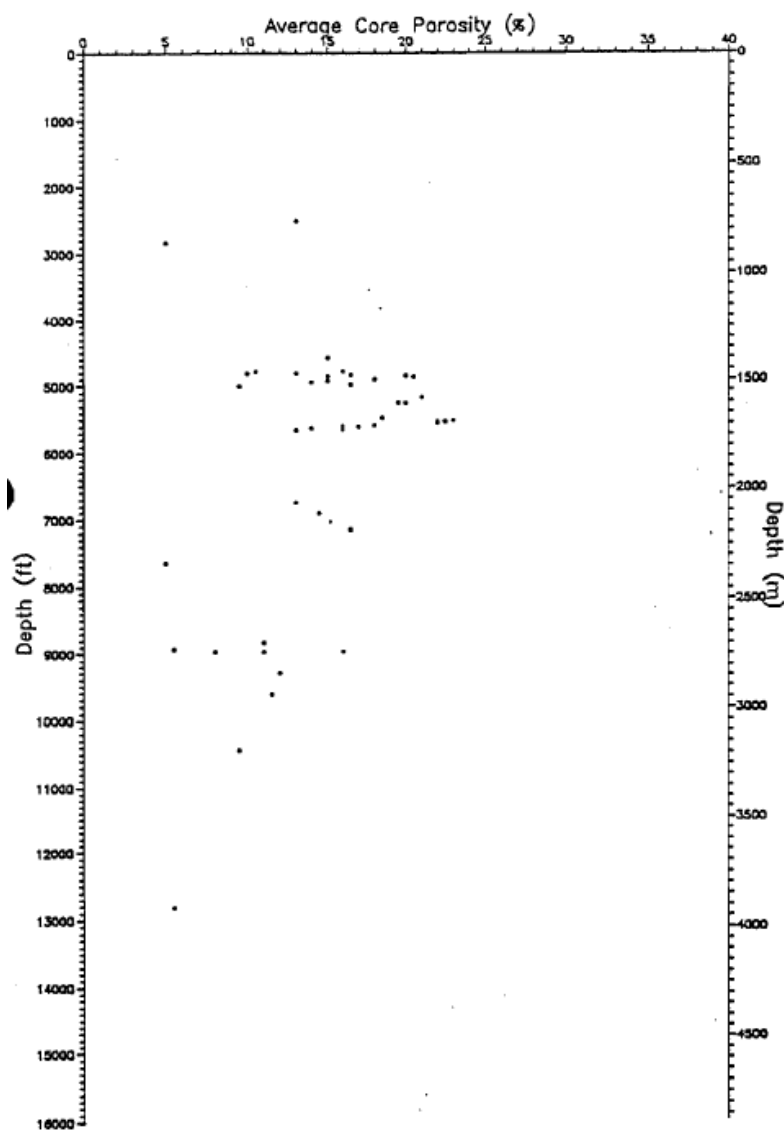
شکل ۴-۴۳ نمونه یک شیل گازی زیر میکروسکوپ [۱]

در بخشهای قبل رابطه میان TOC و چگالی توضیح گردیده است. بنابراین میزان TOC بالا میتواند بیان کننده نواحی که از لحاظ تولید پتانسیل بالاتری دارند و همچنین نشان دهنده نواحی که مناسب عملیات شکاف هیدرولیکی هستند، باشد.

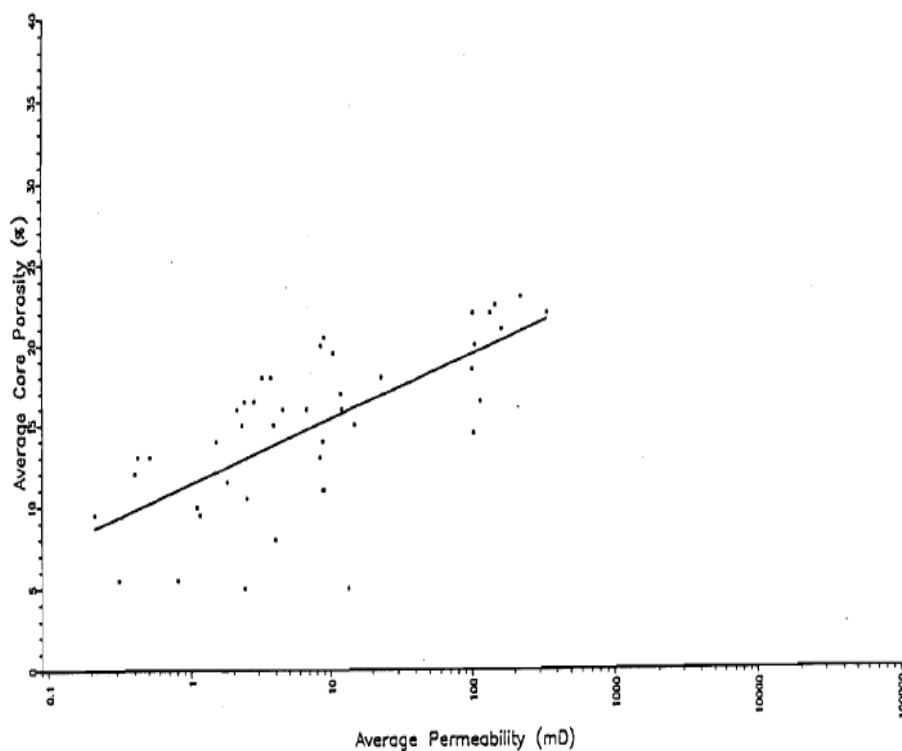
۴-۱۰-۲-۱ بررسی پتانسیل تولید لایه شیل‌گاز کوکاتیا در شش چاه مورد مطالعه

با توجه به مطالبی که در بخش قبل ارائه گردید، به بررسی بخشهایی از لایه شیل‌گازی کوکاتیا که مستعدتر جهت عملیات شکاف هیدرولیکی می‌باشد با توجه به پتانسیل تولید نسبت به سایر قسمتها

میپردازیم. در شکل‌های ۴-۴۳ و ۴-۴۴ مقدار متوسط تخلخل و تراوایی برای لایه شیل‌گاز کوکاتیا نسبت به عمق نشان داده شده‌است.



شکل ۴-۴۴ میزان تخلخل متوسط در لایه کوکاتیا شیل [۴۷]



شکل ۴-۴۵ نمودار متقاطع تخلخل و تراوایی متوسط در لایه کوکاتیا شیل [۴۷]

با توجه به مقادیر حد-آستانه‌های تخلخل و تراوایی میتوان نتیجه گرفت که تمام لایه شیلگاز کوکاتیا از لحاظ تخلخل و تراوایی مناسب میباشد. در مورد میزان حد-آستانه‌های TOC مقدار مینیمی که برای تولید اقتصادی در مخازن غیر متداول ارائه گردیده است، ۲٪ میباشد. جدول ۴-۹ مقادیر حد آستانه‌های در مخازن غیر رایج را نشان میدهد.

جدول ۴-۹ مقادیر حد-آستانه‌های کلی در مخازن غیر متداول [۱]

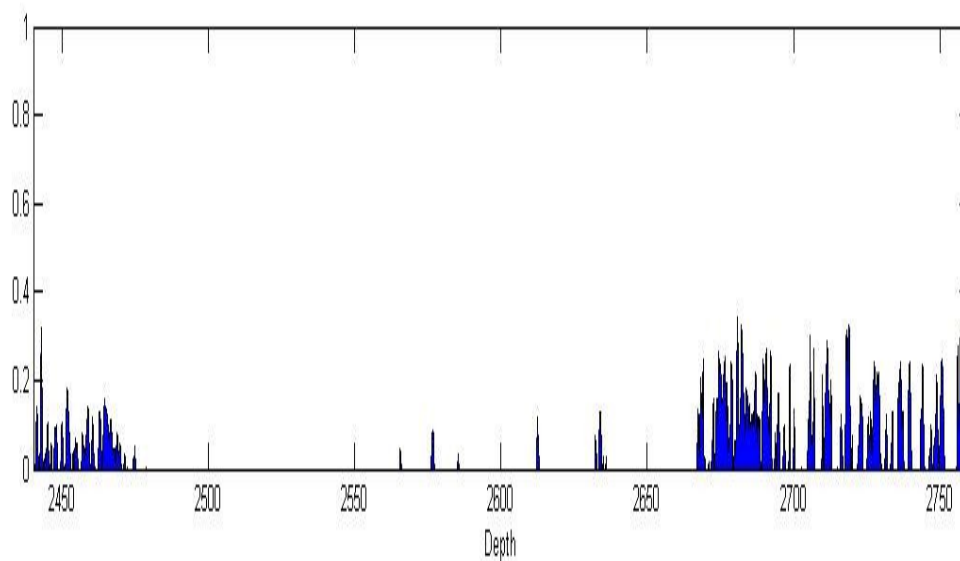
Parameter	Minimum value
TOC	>2%
Ro	>1%
Porosity	>4%
Water saturation	<45%
Oil saturation	<5%
Permeability	>100ndarcies

این مقادیر بعنوان کلی مطرح گردیده‌است و در همان مقاله توضیح داده‌شده است که این مقادیر باید در هر مورد مورد بررسی قرار گیرد. با توجه به مقادیر اندازه‌گیری شده و تخمینی TOC در لایه کوکاتیا شیل و همچنین جدول ۴-۱۰ مقدار حد-آستانه TOC را ۰.۵ قرار می‌دهیم.

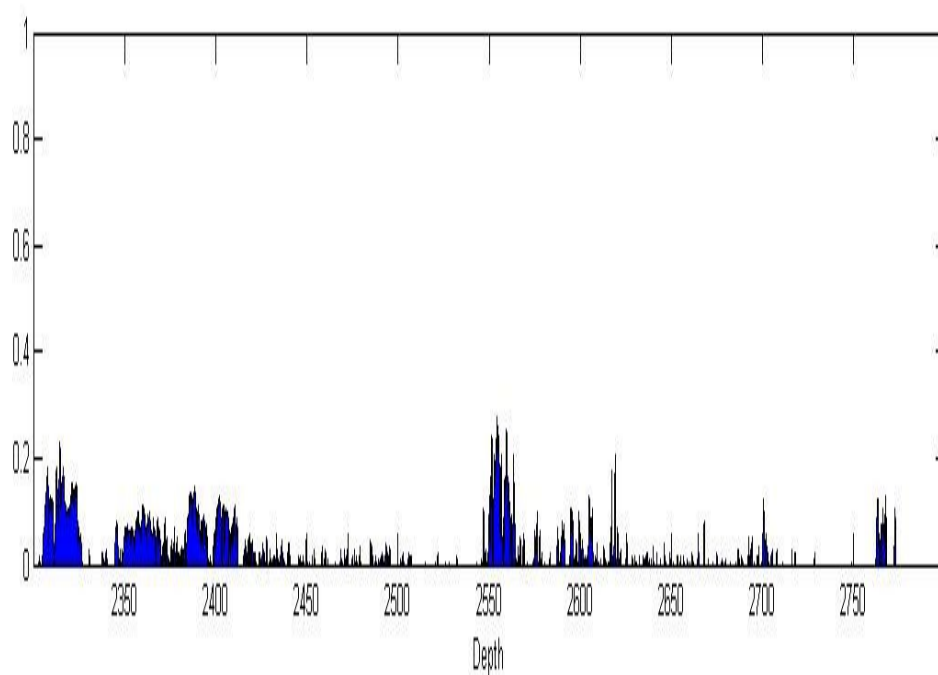
جدول ۴-۱۰ ارزیابی کیفیت مقادیر محتویات کل کربن آلی [۱]

Quality	TOC%
poor	<0.5
fair	0.5 to 1
good	1 to 2
Very good	2 to 4
Excellent	>4

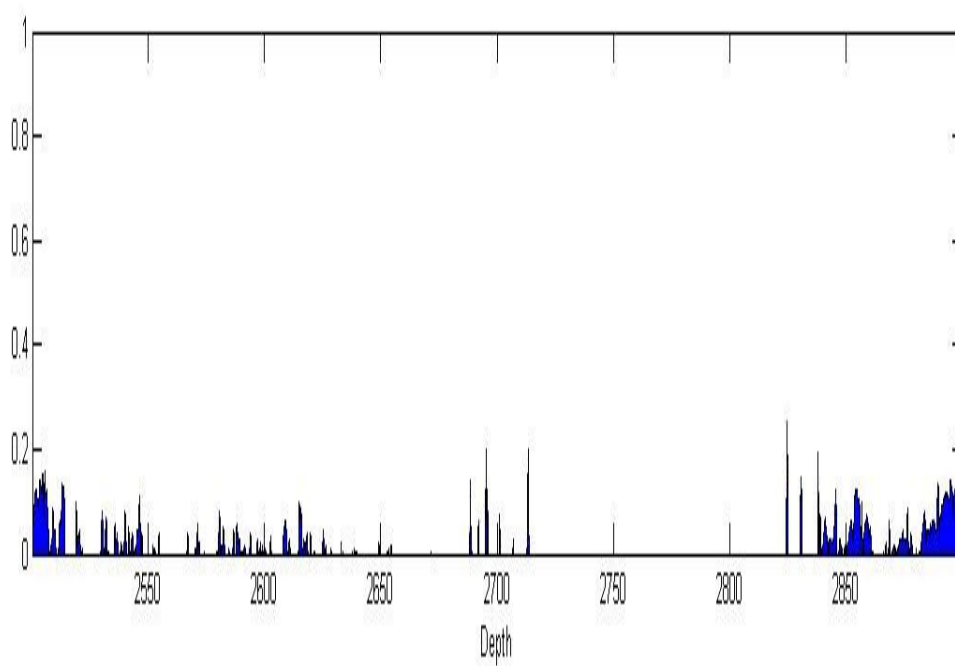
در شکل‌های ۴-۴۵ تا ۴-۵۰ بخش‌هایی از کوکاتیا شیل که پتانسیل تولید بالاتر و مستعدتر جهت عملیات شکاف هیدرولیکی است، با توجه به میزان TOC به‌صورت گرافیکی نشان داده شده‌است.



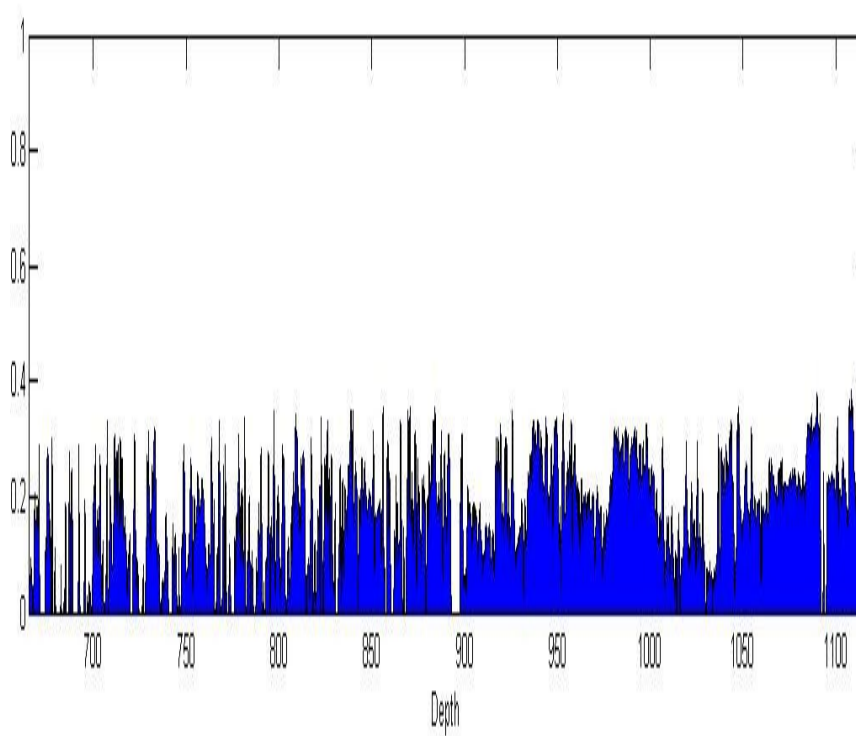
شکل ۴-۴۶ نواحی مستعد از نظر پتانسیل تولید جهت عملیات شکاف هیدرولیکی در چاه ویتکارا



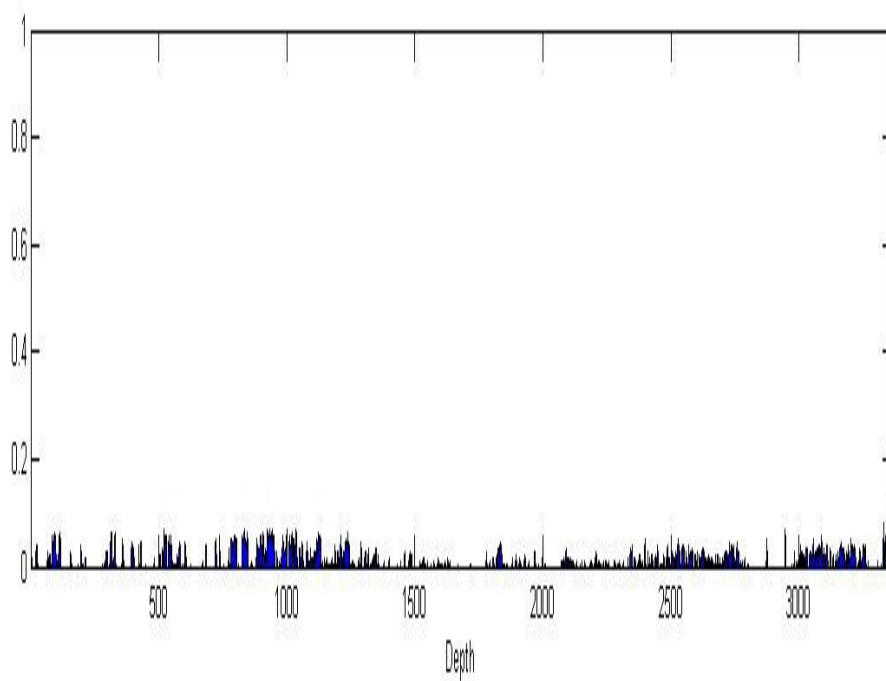
شکل ۴-۴۷ نواحی مستعد از نظر پتانسیل تولید جهت عملیات شکاف هیدرولیکی در چاه باتاویا



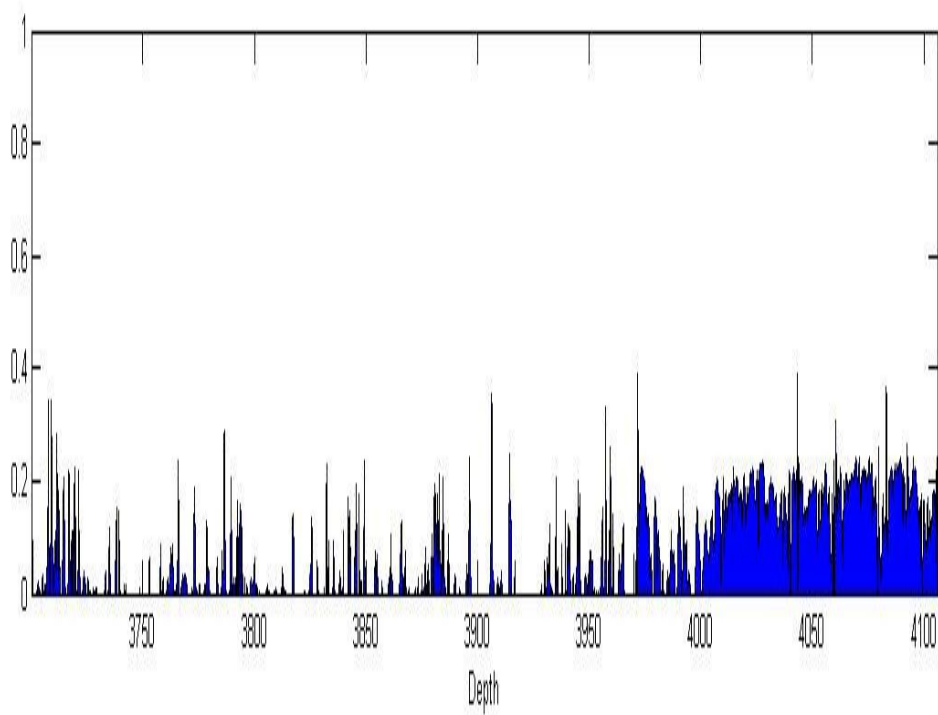
شکل ۴-۴۸ نواحی مستعد از نظر پتانسیل تولید جهت عملیات شکاف هیدرولیکی در چاه لیندر ریف



شکل ۴-۴۹ نواحی مستعد از نظر پتانسیل تولید جهت عملیات شکاف هیدرولیکی در چاه دایموند سک



شکل ۴-۵۰ نواحی مستعد از نظر پتانسیل تولید جهت عملیات شکاف هیدرولیکی در چاه راب



شکل ۴-۵۱ نواحی مستعد از نظر پتانسیل تولید جهت عملیات شکاف هیدرولیکی در چاه و نرآپ

فصل پنجم:

نتیجه‌گیری و پیشنهادات

۵-۱ نتیجه‌گیری

- در این پایان‌نامه پارامتر TOC در سازند کوکاتیا شیل واقع در حوزه رسوبی پرت استرالیای غربی مورد تخمین قرار گرفته‌است. بر اساس آنالیز آماری نگارهای پتروفیزیکی و داده‌های TOC مغزه، همبستگی نسبی میان TOC و نگارهای نوترون، صوتی و چگالی دیده می‌شود.
- نتایج حاصل از تخمین TOC توسط مدل شبکه عصبی مفهومی چندلایه نشان می‌دهد که این مدل برای مقادیر TOC بالای $0/4$ به‌خوبی کارایی دارد و برای مقادیر زیر این آستانه مدل عموماً کمتر از مقادیر واقعی تخمین می‌زند. میزان ضریب رگرسیون و شیب خط در این مدل به‌ترتیب $0/802$ و $1/035$ و میزان خطای MSE برای کل داده‌ها $0/054$ می‌باشد.
- نتایج تخمین TOC توسط مدل شبکه عصبی ویولت نشان می‌دهد که استفاده از ویولت گوسین به‌عنوان تابع انتقال، نتایج تخمین بهتری حاصل می‌گردد. میزان ضریب رگرسیون و شیب خط برای این مدل به‌ترتیب $0/876$ و $1/023$ و میزان خطای MSE برای کل داده‌ها $0/072$ می‌باشد.
- مقایسه نتایج تخمین مدل شبکه عصبی ویولت و شبکه MLP نشان می‌دهد که ایراد مدل شبکه عصبی MLP برای تخمین مقادیر زیر $0/4$ در مدل شبکه عصبی ویولت برطرف گردیده است و این مدل قادر به تخمین تمامی مقادیر TOC با دقت قابل قبولی می‌باشد.

- بررسی کلی از لحاظ پتانسیل تولید در شش چاه مورد مطالعه نشان می‌دهد که نواحی انتهایی لایه کوکاتیا شیل و تا حدودی نواحی ابتدایی این لایه، نواحی مناسبتری از لحاظ بررسی دقیقتر جهت عمقهای هدف حفاری افقی و یا عملیات شکاف هیدرولیکی میباشد.

۵-۲ پیشنهادات

- در دو مدلی که ارائه گردید از نگارهای پتروفیزیکی شش چاه در حوزه رسوبی پرت استفاده گردیده است. متأسفانه به علت عدم وجود و دسترسی به اطلاعات نگارهای مورد نظر در یک مخزن خاص و چاههای نزدیک به یکدیگر، مجبور به استفاده از اطلاعات این چاهها با وجود فاصله مکانی زیاد میان آنها گردیدیم. پیشنهاد می‌گردد از دو مدل ارائه شده جهت تخمین میزان TOC در لایه کوکاتیا شیل چاههای یک مخزن استفاده گردد.
- پیشنهاد می‌گردد از مدل تخمینگر TOC ارائه شده جهت محاسبه میزان گاز جذبی استفاده گردد.
- با وجود اینکه شبکه عصبی ویولت یک تخمینگر محلی است، استفاده از روشهای خوشه‌بندی و ارائه دادههای همگن به شبکه باعث افزایش دقت شبکه در تخمین TOC خواهد گردید. متأسفانه در این پایاننامه به علت کم بودن دادههای TOC در کوکاتیا شیل، خوشه‌بندی باعث کاهش تعداد دادههای آموزش شبکه می‌گردد که نتیجه آن شبکه به‌خوبی آموزش داده نشده و میزان خطای تخمین افزایش می‌گردد. پیشنهاد می‌گردد در صورت در اختیار داشتن مجموعه دادههای مناسب TOC از روشهای خوشه‌بندی جهت تعیین نواحی همگن و تخمین TOC در این نواحی همگن با استفاده از مدل ارائه شده، اقدام گردد.

- به علت استفاده از روش شکاف هیدرولیکی در تولید از شیلگازها در نظر گرفتن پارامترهای ژئومکانیکی مانند اندیس شکنندگی^۱ جهت تعیین حدود نواحی با پتانسیل تولید بالا ضروری می‌باشد. پیشنهاد می‌گردد جهت شناسایی زونهای مطلوب شکاف هیدرولیکی با توجه به مطلوب بودن نتایج تخمین توسط شبکه عصبی ویولت نسبت به تخمین اندیس شکنندگی اقدام گردد و با در نظر گرفتن نتایج تخمین TOC و اندیس شکنندگی و سایر حدود-آستانه نواحی مستعد شکاف هیدرولیکی تعیین گردد.

^۱ Brittleness Index

منابع و مأخذ

- [1] Glorioso, C. J. and Rattia, A. (2012) “Unconventional Reservoirs; Basic Petrophysical concepts for shale Gas”, **SPE Journal of petroleum engineering**, no153003, European Unconventional Resource Conference and Exhibition, Vienna, Austria.
- [2] www.spec2000.net , Crain’s Petrophysical Handbook
- [3] Schmoker, J. W. (1981) “Determination of organic-matter content of Appalachian Devonian shales from gamma-ray logs” **American Association of Petroleum Geologists Bulletin**, 65, pp. 2165–2174.
- [4] Meyer, B. L. and Nederlof, M. H. (1984) “Identification of source rocks on wireline logs by density/resistivity and sonic transit time/resistivity cross plots” **American Association of Petroleum Geologists Bulletin**, 68, pp. 121–129.
- [5] Huang Z. and Williamson M. A. (1996) “Artificial neural network modelling as an aid to source rock characterization” **Marine and Petroleum Geology**, 13, pp. 227–29.
- [6] Passey, O. R., Moretti, F. U. and Stroud, J. D. (1990) “A practical modal for organic richness from porosity and resistivity logs” **American Association of Petroleum Geologists Bulletin**, 74, pp. 1777–1794.
- [7] Kamali, M. R., 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**, 45, pp. 141–148.
- [8] Ilkhchi, A. K, Bonab, H. R. and Rezaee, M. R. (2008) “A Committee Machine with Intelligent Systems for Estimation of Total Organic Carbon Content from Petrophysical Data: An Example from Kangan and Dalan Reservoirs in South Pars Gas Field, Iran” **Computers & Geosciences**, 35, pp. 459–474.

- [۹] نعمتی، م. و کرمانشاه، م. (۱۳۹۱) "اقدامات صورت گرفته جهت توسعه شیلهای گازی در ایران و جهان ماهنامه اکتشاف و تولید، شماره ۹۵، صفحه ۱۹-۲۴.
- [۱۰] نامشخص، (۱۳۹۱) "ردپای شیلگازها در توازن منابع انرژی دنیا"، هفتمین ماهنامه مشعل نشریه کارکنان صنعت نفت، شماره ۶۲۶، صفحه ۹.
- [۱۱] اصغری، خ. شکرانه، ف. و کلاهدوز، ع. (۱۳۹۱) "شیل گاز منبع انرژی آینده: اکتشاف و ارزیابی"، ماهنامه اکتشاف و تولید، شماره ۸۹، صفحه ۲۰-۲۶.
- [12] www.eia.gov "Energy information administration"
- [13] Kuuskraa, V., Stevens, S., Van Leeuwen, T., Moodhe K. (2011) "World Shale Gas Resources: An Initial Assessment of 14 Region outside the United States" Department of Energy
- [۱۴] علی مرادی، د. (۱۳۹۲) "آثار سیاسی و ژئوپلیتیکی منابع نامتعارف گازی"، سایت خبری تابناک.
- [15] Jones, D. O. and Ellis, G. (2000) "**Western Australia Atlas of petroleum Fields, onshore Perth Basin**", Department of mineral and energy. Petroleum division, volume1, Australia
- [16] Borham, C., Hope, J., Hartung, B. and Aarsen, B. (2000) "More sources for gas and oil in Perth basin", **AGSO Research Newsletter**.
- [17] Mary, A. J. and Lasky, R. P. (1995) "Stratigraphy and structure of the onshore northern Perth basin, western Australia", **Geological survey of western Australia**.
- [18] Addison, P. (2002) "**The illustrated wavelet transform handbook**", Taylor & Francis Group, 1st edition, London.
- [19] Lokenath, D., (2002) "**Wavelet transform and their applications**", University of Texas, USA.
- [20] Odegard, E., (1988) "**Introduction to wavelet and wavelet transform**", Rice University, Australia.
- [21] صیادی، الف. (1387) "**آشنایی مقدماتی با تبدیل ویولت**", دانشگاه صنعتی شریف، تهران.
- [22] Stark, H. G. (2005) "**Wavelet and Signal Processing**", Springer, Berlin,

Heidelberg, pp. 10-15.

[23] Veitch, D., (2005), MSc. Thesis, "Wavelet Neural Networks Data Analysis, Networks and Nonlinear Dynamics", University of York.

[24] Krose B. and Smagt (1996) "**An Inroduction to Neural Networks**", University of Amestrdam.

[25] منهاج، م. (1381)، "مبانی شبکه‌های عصبی هوش محاسباتی"، چاپ دوم، انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران.

[26] Hangman M. T. and Demuth, H. B. and Beale, M. H. (1996) "**Neural Network Design**" PWS Publishing, Boston, MA.

[27] Kohonen, T. (1977) "Associative Memory: A System-theoretical Approach" **Springer**.

[28] Grossberg, S. (1976) "Adaptive Pattern Classification and Universal Recording (I)" **Biol. Cybern**, 23, pp. 187-202.

[29] Hopfield, J. J. (1982) "Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities" **Proceedings of the National Academy of Sciences**, 79, pp. 2554-2558.

[30] FUKUSHIMA, K. (1988) "NEROCOGNITION: A HIERARCHICAL NEURAL NETWORK CAPABLE OF VISUAL PATTERN RECOGNITION" **NEURAL NETWORKS**, 1, pp. 119-130.

[31] Zainuddin,Z. and Ong, P., (2007) "Function approximation using artificial neural networks, International Journal of Systems Applications", **Engineering & Development**, 4, pp. 172–178.

[32] Zhang, Q. and Beveniste, A., (1992) "Wavelet networks", **IEEE Transactions on Neural Networks**, 3, pp. 889–898.

[33] Avci, E. (2007) "An expert system based on wavelet neural network-adaptive

- normentropy for scale invariant texture classification” **Expert Systems with Applications**, 32, pp. 919–926.
- [34] Bakshi, V., Stephanopoulos, R. and Bhavik, G., (1992) "Wavelets as basis functions for localized learning in multi-resolution hierarchy," **IEEE**, vol. 2, pp. 140-145.
- [35] Cheng, J. L., (2006) “Wavelet Neural networks with a hybrid learning approach” **Journal of information science and engineering**, 22, pp. 1367-1387.
- [36] Zhang, Z. (2007) “Learning algorithm of wavelet network based on sampling theory” **Neurocomputing**, 71, pp. 244–269.
- [37] Chen, Y., Yang, B. and Dong, J., (2006) “Time-series prediction using a local linear waveletneural network”, **Neurocomputing**, 69, pp. 449–465.
- [38] نام بخش، م.، (1384) "شبکه های عصبی مصنوعی ویولت و کاربردهای آن"، انتشارات ناقوس، تهران.
- [39] حسنی پاک، ع. و شرف الدین، م.، (1384) "تحلیل داده های اکتشافی"، انتشارات دانشگاه تهران، تهران.
- [40] Tiab, D. J. and Donaldson E, (2004) "**Petrophysics**", 2nd edition, Elsevier, Sydney, p. 926.
- [41] Mendelson, J. D. and Toksoz, M. N., (1985) “Source rock characterization using multivariate analysis of log data”. Trans. SPWLA Ann. Logging Symp. 26.
- [42] Avci, E. (2007) “An expert system based on wavelet neural network-adaptive normentropy for scale invariant texture classification”, **Expert Systems with Applications**, 32, pp. 919–926.
- [43] Gaviphat, L., (1997) PhD. Thesis “Adaptive self-tuning neuro wavelet network controllers”, Virginia polytechnic institute and state university.
- [44] Masoudi, P., Tokhmechi, B. and Zahedi, A. (2011) “Developing a method for identification of net zones using log data and diffusivity equation” **Journal of Mining and Environment**, 2, pp. 53-60.
- [45] Worthington, P. F., (2010) “Net pay-what is it? What does it do? How do we use it? How do we quantify? How do we use it?” **SPE Reservoir Evaluation and Engineering**, 13, pp. 812-822.
- [46] Luffel, D. L. and Guidry, F. K, (1992) “new core analysis methods for measuring

reservoir rock properties of Devonian shale” **Jour Petroleum Technology**, v. 44, p 1184-1190.

[47] Dolan, A., (1993) “Kockatea shale study, Perth Basin, Western Australia”.