ISSN: 2538-3558
http://www.jocs.ir

مجله علمی پژوهش‌های کاربردی در علوم زمین (سال ذوم)
شماره ۵ / تابستان ۱۳۹۶ / ص ۳۵- ۲۰

ارائه مدل پیش بینی کننده تراوایی مخزن هیدروکربنی بر مبنای داد ه های چاه پیمایی با استفاده از شبکه هوشمند عصبی - الگوریتم مورچگان

حسن یوسف پور محمدی [۱]، محمد علی ریاحی [۲]، ناصر عبادتی [۳]

[۱] دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی اکتشافات نفت،دانشگاه آزاد تهران مرکزی

[۲] عضو هیات علمی دانشگاه تهران و موسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران

[۳] عضو هیات علمی دانشگاه آزاد اسلامی واحد اسلام شهر

نام نویسنده مسئول:

حسن یوسف پور محمدی

چکیده

در این مطالعه برای بدست آوردن ارائه مدل تخمین زننده تراوایی مخزن هیدروکربنی از شبکه عصبی استفاده شده است. بدین منظور داده های مورد نیاز برای تخمین تراوایی از مخزن دنان جمع آوری شد. داده های چاه پیمایی جمع آوری شده شامل نمودارهای چگالی، صوتی، نوترون،کالیپر(قطر سنج) ،گاما ، ریز آرایش کروی کانونی (MSFL) و لترولاگ می باشد. برای مدلسازی تراوایی با شبکه عصبی در ابتدا تاثیر تعداد لایه های ورودی مورد بررسی قرار گرفت. با توجه به نتایج بدست آمده، در نظر گرفتن تمامی لاگ های فوق الذکر سبب گردید تا دقت مدل در پیش بینی تراوایی افزایش یابد. اگرچه این امر سبب پیچیده تر شدن مدل تراوایی خواهد شد. نتایج نشان داد که مدل پرسپترون چند لایه ای، با تابع انتقال سیگموید، الگوریتم آموزشی لونبرگ مارکوات ، یک لایه پنهان با هشت نرون بهترین عملکرد را با ضریب همبستگی ۰/۹۲ دارد. بررسی نمودارهای رگرسیونی برای مدل اشاره شده نشان داد که نتایج پیش بینی شده از انطباق خوبی با مقادیر اندازه گیری شده تراوایی برخوردار نیستند. که همین امر با نمودار هیستوگرام باقیمانده ها نیز اثبات شد. برای بر طرف نمودن نقاط ضعف شبکه عصبی ساخته شده از الگوریتم مورچگان بهره گرفته شد. با اعمال الگوریتم به شبکه عصبی ، نتایج نشان داد که عملکرد آن به خوبی بهبود می یابد و نتایج پیش بینی شده از انطباق بالایی با نتایج اندازه گیری شده برخوردار می گردند. بررسی توزیع باقیمانده برای مدل ساخته شده و نتایج اندازه گیری شده تراوایی نشان داد که از توزیع نرمال پیروی می نماید. در نهایت برای ارزیابی کارایی مدل شبکه عصبی ، با استفاده از نرم افزار متلب معادله چند جمله ای برای تراوایی بر مبنای لاگ های ذکر شده محاسبه شده و با روش شبکه عصبی مصنوعی (ANN) مقایسه شد. نتایج نشان دادکه خروجی شبکه عصبی بسیار بهتر از نتایج مدل رگرسیونی می باشد.

کلمات کلیدی: شبکه عصبی، مدل رگرسیونی، الگوریتم مورچگان، هیستوگرام و نرم افزار متلب

پژوهش‌های کاربردی در علوم زمین، شماره ۵ ، تابستان ۱۳۹۶، ص ۳۵- ۲۰

ISSN: 2538-3558
http://www.jocs.ir

مقدمه

در پروژه های مهندسی نفت اغلب کمبود داده های ضروری، مثل مغزه ها یا آزمایش های تست درون چاهی به علت هزینه های بسیار بالا احساس می گردد. علاوه بر این ممکن است پروژه مذکور، متحمل هزینه های غیر اقتصادی با توجه به از دست دادن ذخایر نفتی در حین تولید (در روش چاه آزمایی) گردد. با این وجود تقریباً از تمامی چاه های یک میدان نمودارگیری در حین حفاری یا بعد از آن صورت می گیرد و نمودارهای ژئوفیزیکی در بیشتر چاه های یک میدان موجود هستند. لذا اطلاعات زیادی در اختیار مهندسین و مفسرین لاگ از نمودارهای مختلف چاه قرار می گیرد.تراوایی معمولاً در آزمایشگاه با انجام آزمایش زمانبر و پرهزینه تزریق جیوه و هلیم به درون نمونه های مغزه به دست می آید، بنابراین استفاده از روش های نوین و کم هزینه برای ایجاد مدل توزیع تراوایی ضروری به نظر می رسید. اخیراً دانشمندان با الهام گرفتن از پدیده های طبیعی ، عصبی، فرآیند وراثت، و غیره، به ابزارهای بسیار سودمندی برای حل مسایل پیچیده و پر از ابهام دست یافته اند. از مهمترین این ابزارها "شبکه های عصبی"، "منطق فازی" و "الگوریتم ژنتیک" می باشند.

ارزیابی توان تولید یک مخزن و شناسایی نواحی که در آن ها راندمان تولید بالاست، مرقون شناخت صحیحی از خصوصیات یک مخزن است. در این میان تراوایی یکی از مهمترین خصوصیات مخزن می باشد که به دلیل ناهمسانگردی سنگ مخزن و پیچیدگی آن، هنوز از نظر علمی راهکار مشخص و جامعی که بتواند مدل توزیع تراوایی را در یک مخزن هیدروکربوری نشان دهد وجود ندارد.

با توجه به اینکه رابطه بین تراوایی و خصوصیات پتروفیزیکی مخزن غالباً به صورت غیر خطی می باشد، توابع معمولی عملاً قادر به ایجاد این رابطه نیستند. در این میان سیستم های هوشمند به عنوان یک ابزار توانمند قادرند مقادیر تراوایی را از نمودارهای چاه به خوبی پیش بینی نمایند. در حال حاضر، این سیستم ها به عنوان بهترین و جدیدترین راهکار از میان روش های قبلی کاربرد وسیعی در مهندسی نفت پیدا کرده است. کاربرد تکنیک های استنتاج فازی و سیستم های هوش مصنوعی مانند شبکه های عصبی مصنوعی، منطق فازی، الگوریتم های ژنتیک و ... در تخمین خصوصیات مخزن، از جمله پیشرفت های دهه اخیر در صنعت نفت می باشد که منجر به کاهش چشمگیر هزینه های عملیاتی در بعد اکتشاف و توسعه میادین نفت و گاز شده است(نیک روش- ۲۰۰۴)[1].

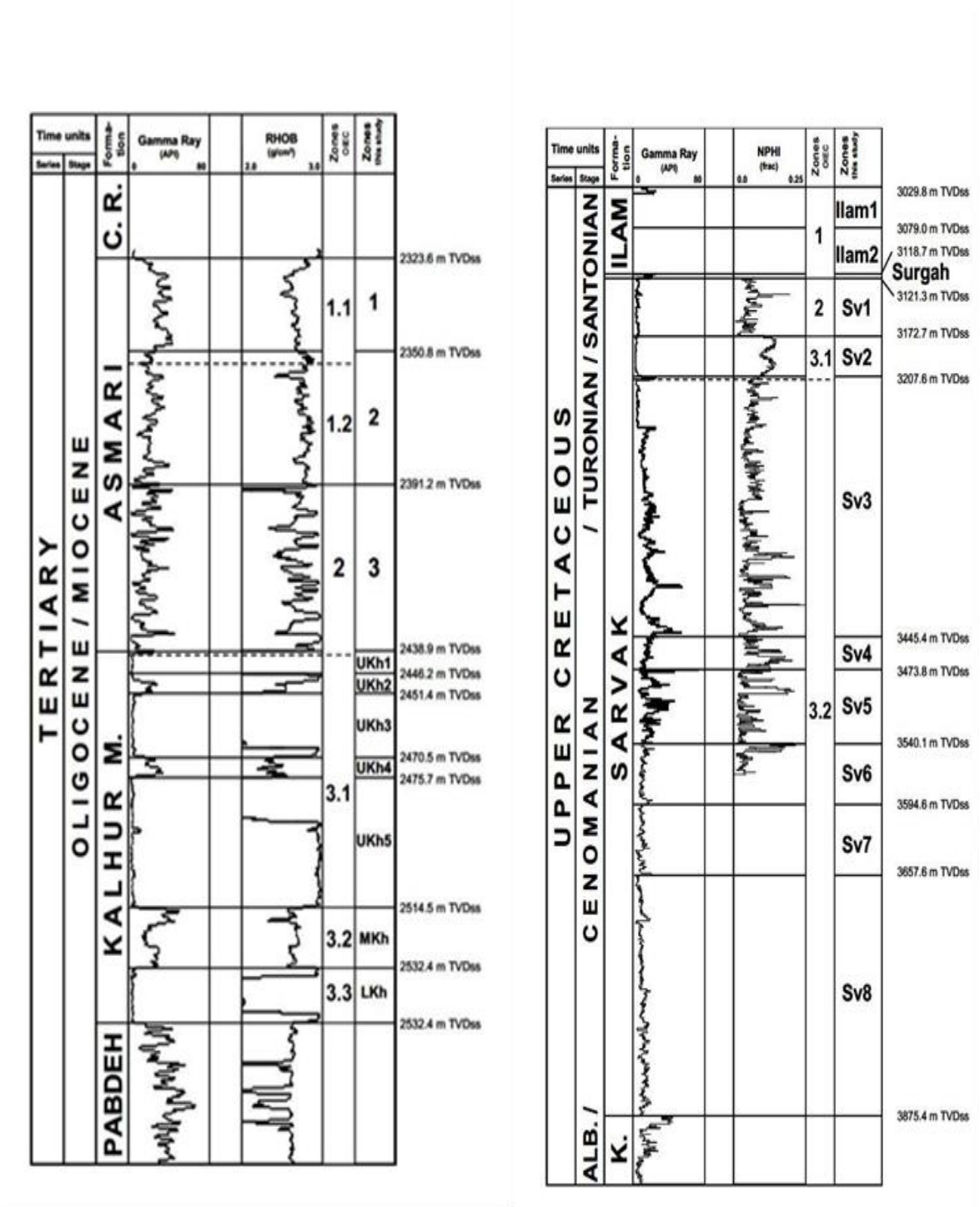
در این میان استفاده از سیستم های هوشمند ، به عنوان بهترین و اقتصادی ترین راهکار جهت تعیین این پارامتر پتروفیزیکی از بین سایر روش های اندازه گیری به شمار می آید. بنابراین دراین مطالعه تئوری های ارائه شده جدید همانند شبکه های عصبی، تئوری فازی، الگوریتم های تکاملی مانند الگوریتم ژنتیک و دانش سیستم های ترکیبی وغیره برای حل مسائل پیچیده وغیرخطی موجود درمخازن هیدروکربوری استفاده شده است.

روش کار و شرح فرایند:

موقعیت میدان

میدان A در رشته کوه های زاگرس استان ایلام قرار دارد. این ناحیه تپه مانندی با ارتفاع معادل ۳۰۰ متر است که ۱۵ کیلومتر از جاده اصلی فاصله دارد. میدان نفتی A شامل دو تا سازند جداگانه به نام های آسماری و سروک می باشد. به طور کلی شش حلقه چاه عمودی تاکنون حفاری شده است. میدان در حدود ۱۵ کیلومتر طول و۱۰ کیلومتر عرض دارد. در هر دو طرف پهنه های مخزن، سازندهای آسماری و بنگستان در ارتفاع ۲۲۵۰ متری و ۳۰۵۰ متری بالای سطح دریا قرار گرفته اند.

ISSN: 2538-3558
http://www.jocs.ir

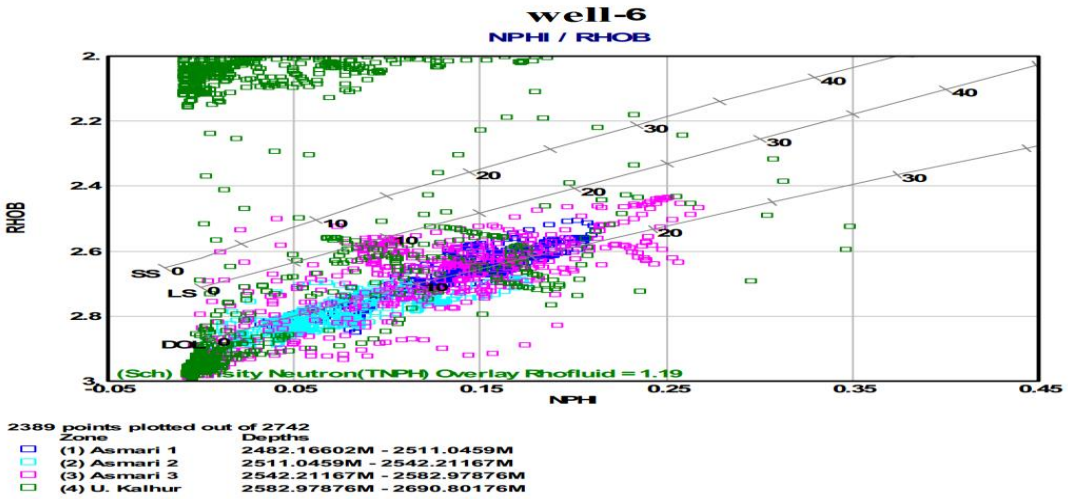


ستون های چینه شناسی سازندهای مختلف میدان A

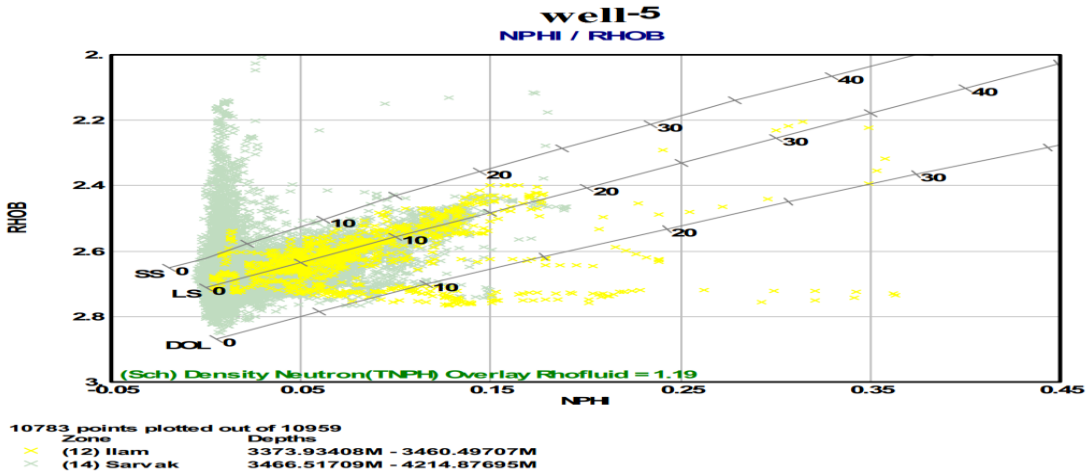
در سازندهای آسماری، ایلام و سروک شرایط سوراخ عموماً به غیر از نواحی نمک در بخش کلهر (بخش پایین‌تر سازند آسماری) قابل قبول هستند. چین خوردگی سوراخ، لگاریتم چگالی در برخی نواحی مخصوصاً در سروک را تحت تأثیر قرار می‌دهد. ترسیم‌های متقابل، نمودار ۱و ۲، پاسخ‌های نوترون و چگالی در چاه‌های A-06 (سازند آسماری) و A-05 (گروه بنگستان) را نشان می‌دهند. در نمودارهای زیر کانی‌شناسی پیچیده سازند آسماری با مخلوطی از پاسخ‌های دولومیت، سنگ آهک، انیدریت و سنگ نمک موجود بازتاب داده می‌شود. در آن ها مواد معدنی رسی که بر پاسخ لگاریتم نوترون اثر می‌گذارند، بر ترسیم متقابل مشاهده می‌شوند.

ISSN: 2538-3558
http://www.jocs.ir

تخلخل مؤثر مشتق از لگاریتم با تخلخل هسته تصحیح شده عمق مقایسه شده است و یک تطبیق خوب منطقی را نشان می‌دهد. نتایج به صورت یک ترسیم متقابل در نمودار ۳ نشان داده شده‌اند. پراکندگی در داده‌ها ممکن است تا حدودی به علت مشکلات با تطبیق عمق باشد.

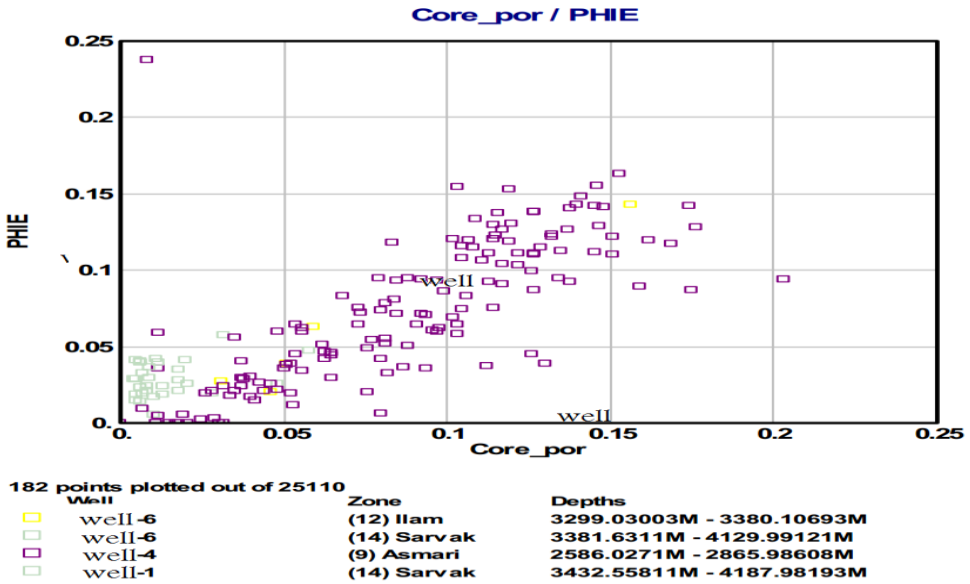


نمودار۱- نمودار Neutron Prosity در مقابل Density Log برای چاه DA-06 سازند



نمودار۲- نمودار Neutron Prosity در مقابل Density Log برای چاه DA-05 سازند

ISSN: 2538-3558
http://www.jocs.ir



نمودار۳- نمودار تخلخل و تخلخل موثر بدست آمده از چاه پیمایی برای چاه های۱،۴و۶

شبکه های عصبی

در طی سال های گذشته در میان تمامی روش های تعیین تراوایی از نمودارهای چاه، قابلیت شبکه های عصبی در پیش بینی مقادیر تراوایی سنگ مخزن بسیار مورد توجه محققین قرار گرفته است.

اخیراً مطالعات انجام شده توسط اربوگاست و فرانکلین، وانگ و همکارانش، نشان داده است که شبکه های عصبی به صورت بالقوه توانایی زیادی جهت تخمین خصوصیات پتروفیزیکی سازندها از سایر پارامترهای فیزیکی سنگ مخزن می باشند(آربوگاست۱۹۹۹ و وانگ ۲۰۰۰)[۲].

نتایج حاصل از مدلسازی شبکه عصبی مصنوعی (ANN) به وضوح نشان می دهد که از روی یک مجموعه نمودار استاندارد ، تخمین ویژگی های مخزنی توسط ANN امکان پذیر بوده و به مراتب بیشتر از روش های سنتی معمول که بر پایه روابط نیمه تجربی و آنالیزهای رگرسیون خطی استوارند، دقیق می باشد(باداریناد ۲۰۰۲)[۳] .

روشANN نسبت به بسیاری از روش های معمول آماری و قطعی مزایای بسیاری دارد . مهمترین مزیت آن، آزاد بودن این روش از تحمیل شکل خاصی از توابع است. در مقایسه با مدل های رگرسیون خطی، روشANN مقادیر پیش بینی شده را ملزم به قرارگیری در اطراف مقدار میانگین نکرده و به همین دلیل تغییر پذیری واقعی داده ها را حفظ می کند .

محقق و همکاران، طی تحقیقات جدیدی به مقایسه دو روش رگرسیون آماری و شبکه های عصبی در پیش بینی خصوصیات مخزن پرداختند . این کار با یک مطالعه موردی روی یکی از میادین ایالت ویرجینیا آمریکا انجام گرفت . دریافتند که اگرچه روش رگرسیون آماری جواب های نسبتا خوبی در پیش بینی تراوایی سازندها می دهد اما توانایی تعمیم یافتگی این مدل ها نسبت به شبکه های عصبی در تعیین پارامترهای فیزیکی سنگ پایین است(محقق و همکاران ۱۹۹۵)[۴].

قابلیت پردازش موازی شبکه های عصبی این اجازه را به آن ها می داد که روابط پیچیده و غیر خطی موجود بین داده های پتروفیزیکی و تراوایی را به راحتی بدست آورند.

ساختار شبکه های عصبی

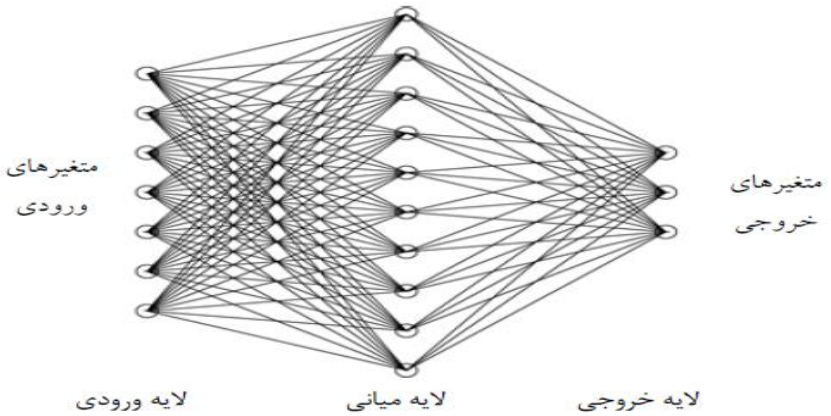
یک شبکه عصبی شامل اجزاء سازنده لایه ها و وزن ها می باشد . رفتار شبکه نیز وابسته به ارتباط بین اعضاء است .در حالت کلی در شبکه های عصبی ۳ نوع لایه نرونی وجود دارد :

۱. لایه ورودی : دریافت اطلاعات خامی که به شبکه تغذیه شده است.
۲. لایه های پنهان : عملکرد لایه های پنهان به وسیله ورودی ها و وزن ارتباط بین آن ها و لایه های پنهان تعیین می شود. وزن های بین واحدهای ورودی و پنهان تعیین می کند چه وقت یک واحد پنهان باید فعال شود.

ISSN: 2538-3558
http://www.jocs.ir

۳. لایه خروجی : عملکرد واحد خروجی بسته به فعالیت واحد پنهان و وزن ارتباط بین واحد پنهان و خروجی می باشد.

ساختار عمومی شبکه عصبی



الگوریتم مورچگان

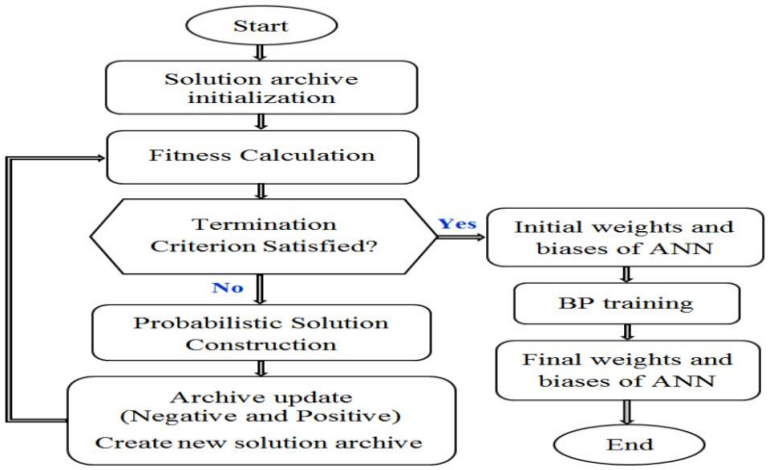
الگوریتم بهینه یابی مورچگان یک روش فرا ابتکاری از نوع سازنده است، که با الهام از رفتار مورچه های طبیعی برای حل مسائل بهینه یابی ترکیبی استفاده می شود. الگوریتم کلونی مورچه به عنوان یکی از الگوریتم های هوش تجمعی جمعیت مبنا می باشد، و برای یافتن جواب یک مسأله پیچیده از رفتار مورچه های واقعی الهام می گیرد. برطبق مطالعاتی که بر روی مورچه ها صورت گرفته است، مورچه ها موجوداتی اجتماعی هستند که رفتار آن ها بیش تر در جهت بقای کلونی است. رفتار مورچه ها برای یافتن کوتاه ترین مسیر برای رسیدن به غذا بسیار جالب می باشد. آن ها هنگام حرکت از خود ردی از ماده شیمیایی فرومون به جای می گذارند البته این ماده به زودی تبخیر می شود، ولی در کوتاه مدت به عنوان رد مورچه بر سطح زمین باقی می ماند. آن ها هنگام انتخاب بین دو مسیر به صورت احتمالاتی مسیری را انتخاب می کنند که فرومون بیشتری داشته باشد یا به عبارت دیگر مورچه ها ی بیشتری قبلاً از آن عبور کرده باشند. هر چند احتمال انتخاب مسیر پر فرومون تر توسط مورچه ها بیشتر است ولی این کماکان احتمالی است و قطعیت نیست. مسال های دیگر تبخیر شدن فرومون بر جای گذاشته شده است؛ تبخیر شدن فرومون و احتمال به مورچه ها امکان پیدا کردن مسیر کوتاه تر جدید را می دهند. رفتار مورچه ها دارای نوعی هوشمندی توده ای است. در هوشمندی توده ای عناصر رفتاری تصادفی دارند و بین آن ها هیچ نوع ارتباط مستقیمی وجود ندارد، و آن ها تنها به صورت غیر مستقیم و با استفاده از نشانه ها با یکدیگر در تماس هستند.

بین مورچه های واقعی و مورچه های مصنوعی شباهت های زیادی وجود دارد. هردوی آن ها از اجزاء ساده و مستقل (مورچه ها) تشکیل شده اند، که برای رسیدن به راه حل تلاش می کنند؛ این راه حل در مورد مورچه ها ی واقعی یافتن کوتاه ترین مسیر برای رسیدن به غذا و در مورد مورچه های مصنوعی رسیدن به راه حل بهینه است. هر مورچه به تنهایی قادر به پیدا کردن راه حل می باشد، ولی نیاز به مجموعه مورچه ها برای پیدا کردن راه حل بهینه می باشد.

علی رغم شباهت های مورچه ها ی واقعی و مورچه ها ی مصنوعی، آن ها تفاوت هایی نیز با هم دارند. مورچه های مصنوعی در فضای گسسته هستند؛ و فرومون توسط بعضی از مورچه ها و اغلب بعد از ایجاد راه حل جدید، به روزرسانی می شود.

در الگوریتم بهینه یابی مورچگان از مورچه های مصنوعی استفاده می شود. تعدادی مورچه در یک گراف که متناظر با مسأله بهینه یابی ترکیبی می باشد قرار می گیرند. هر مورچه به صورت احتمالی در این گراف حرکت کرده و بر اساس مقدار فرومون و اطلاعات هیورستیک اقدام به تولید جواب می نماید؛ سپس مقدار فرومون مسیر استفاده شده را بر اساسی کیفیت جواب تولید شده به هنگام می کند؛ و به این وسیله بین مورچه ها ارتباط برقرار می گردد. هر مورچه مصنوعی علاوه بر ویژگی های مورچه ها ی طبیعی، از اطلاعات هیورستیک و حافظه ای برای ثبت حرکت های قبلی خود بهره می برد. اطلاعات هیورستیک بر اساس تابع هدف مسأله تعریف می گردد، به این صورت که میزان بهبود در این تابع در اثر حرکت یک مورچه از یک گره به گره دیگری می باشد. همچنین هر حرکتی که یک مورچه مصنوعی انجام می دهد در حافظه ای ذخیره می گردد تا برگشت به عقب و اصلاح مقادیر فرومون به سادگی قابل انجام باشد. لازم به ذکر است که تاکنون نسخه های مختلف بهینه یابی مورچگان برای حل انواع مسائل بهینه یابی ترکیبی به طور مؤثر مورد استفاده قرار گرفته اند و می توان گفت که عمده ترین تفاوت این روش ها در چگونگی بهنگام سازی مقادیر فرومون می باشد.

ISSN: 2538-3558
http://www.jocs.ir

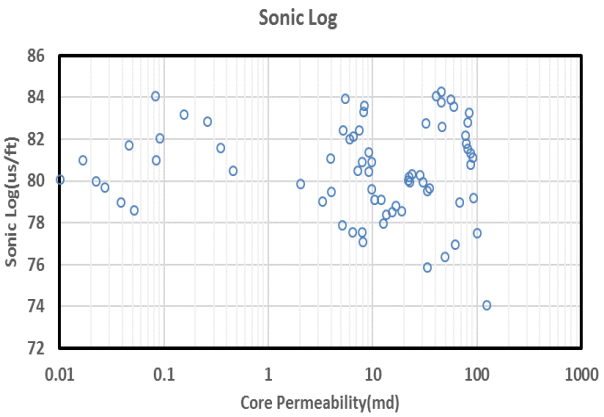


فلوچارت الگوریتم مورچگان

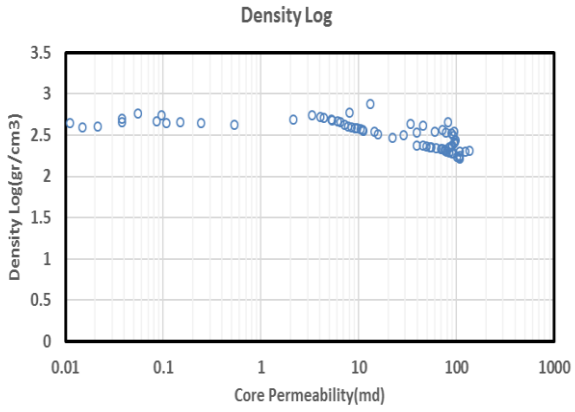
بحث و بررسی :

بررسی تاثیر تعداد لایه های ورودی بر عملکرد مدل شبکه عصبی

همان طور که در فصل سوم اشاره گردیده شد برای شبکه عصبی ورودی ها عبارتند از نمودار صوتی، نمودار نوترون، نمودار چگالی، نمودار گاما، نمودار LLD و نمودار MSFL ورودی های مذکور با استفاده از نتایج چاه پیمایی استخراج گردیده شدند. نمودار های زیر نشان دهنده تغییر تراوایی با متغیرهای مذکور به صورت جداگانه می باشد.

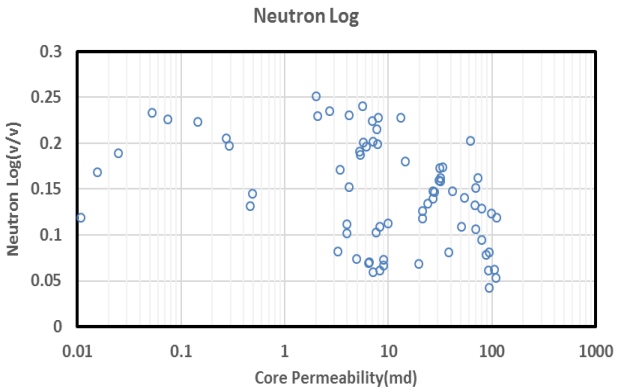


تغییرات تراوایی مخزن با سونیک لاگ

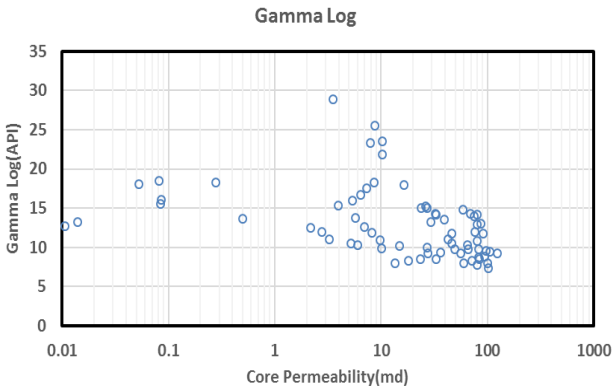


تغییرات تراوایی مخزن با دانسیته لاگ

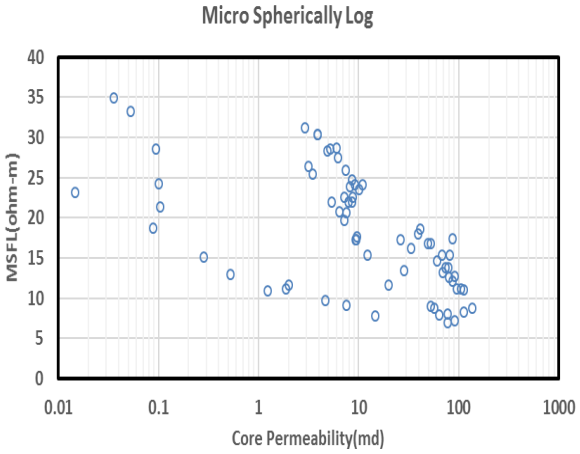
ISSN: 2538-3558
http://www.jocs.ir



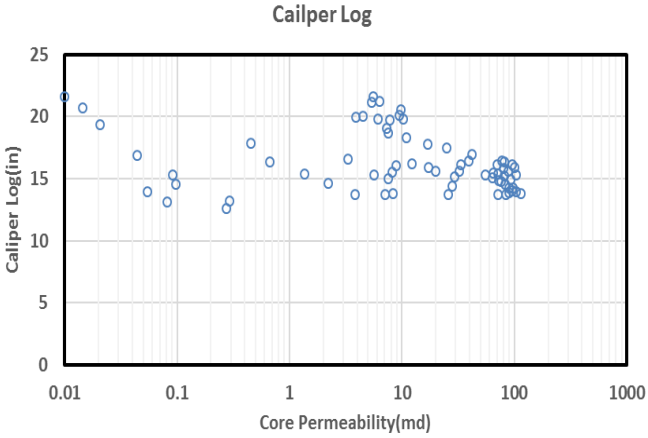
تغییرات تراوایی مخزن با نوترون لاگ



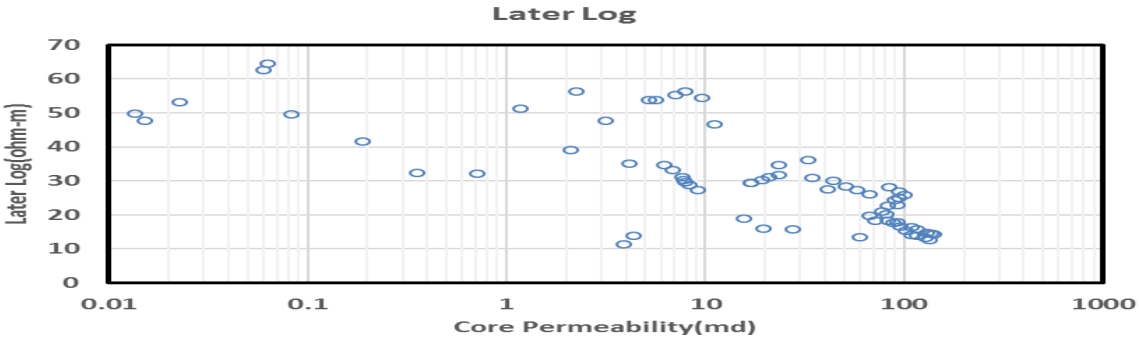
تغییرات تراوایی مخزن با گاما لاگ



تغییرات تراوایی مخزن با MSFL



تغییرات تراوایی مخزن با کالیپر لاگ



تغییرات تراوایی مخزن با دانسیته لاگ

log	R2	MSE
Sonic,Caliper	15.68	0.765
Sonic,neutron	8.23	0.794
Sonic,neutron, caliper	7.49	0.784

ISSN: 2538-3558
http://www.jocs.ir

Sonic,neutron,density	6.91	0.801
Sonic,neutron,density,caliper	7.17	0.817
Sonic,neutron,density,gamma ray	6.55	0.824
Sonic,neutron,density,laterlog	4.61	0.794
Sonic,neutron,density,MSFL	4.87	0.767
Sonic,neutron,density,MSFL,Caliper	6.05	0.834
Sonic,neutron,density,MSFL,laterlog,Caliper	3.85	0.85

جدول ۱- تغییرات تراوایی مخزن با دانسیته لاگ

پیش بینی شبکه های عصبی

برای انتخاب نوع شبکه چند لایه ای از ساختارهای پرسپترون و شعاعی استفاده گردیده شد. در مطالعه ی حاضر برای آموزش ی شبکه RBF به نحوی که از قابلیت تعمیم دهی مناسبی برخوردار باشد، ابتدا مقداری به عنوان خطای هدف به صورت مجموع مربعات خطا در نظر گرفته شد، سپس مقادیر گستره و تعداد توابع انتقال با آزمون و خطا به گونه ای انتخاب شد که میانگین مربعات خطا (MSE) در مجموعه آموزش و صحت سنجی کمینه گردد . با توجه به جدول زیر ساختار شبکه پرسپترون نسبت به شعاعی از دقت بالاتری برخوردار می باشد.

نوع شبکه	تابع انتقال	قانون آموزش	مومنتوم	تعداد لایه پنهان	نرون لایه پنهان	R^2
Radial Basis Function	تانژانت هیپربولیک	مومنتم	0.1	1	4	0.71
Multilayer Perceptron	تانژانت هیپربولیک	مومنتم	0.1	1	4	0.82

جدول ۲- بررسی مقایسه ای تاثیر نوع شبکه بر روی عملکرد ANN

تعداد نرون ها (یا عناصر پردازشگر Processing Elements, PES) در لایه پنهان به طوری که شبکه کمترین خطا را داشته باشد، به روش آزمون و خطا تعیین می شود. به منظور یافتن بهترین تعداد نرون لایه پنهان، مدل های شبکه عصبی با ساختار ۱ تا ۱۲ نرون در لایه پنهان اجرا و معیارهای آماری محاسبه گردید. در اجرای این شبکه ها از همان داده های ورودی اولیه و تابع انتقال، قانون آموزش و تعداد لایه پنهان مناسب، که در مراحل قبل انتخاب شدند، استفاده گردید. نتایج آماری آموزش این شبکه ها در جدول زیر ارائه شده است. مشاهده می شود که بیشترین مقدار مقدار R^2 با تعداد ۸ نرون در لایه پنهان حاصل می شود بنابراین با توجه به مطالب گفته شده شبکه با ۶ لایه ورودی، ساختار چند لایه پرسپترون، الگوریتم آموزشی لونبرگ مارکوات، تابع انتقالی سیگموید، تعداد لایه پنهان یک و تعداد ۸ نرون در لایه پنهان دارای بهترین ضریب همبستگی می باشد.

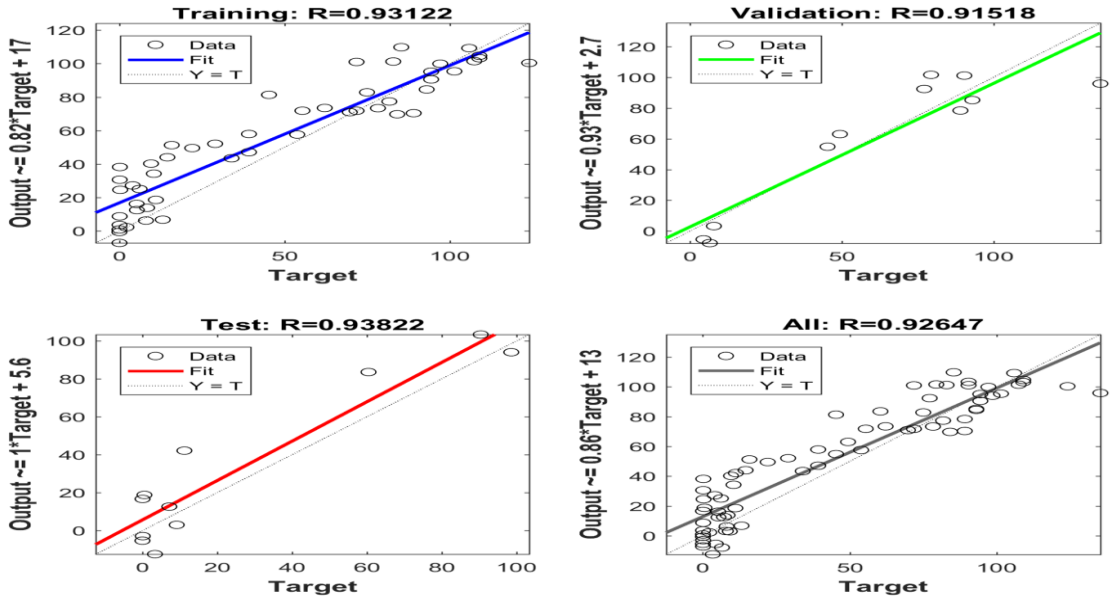
ساختار	تابع انتقال	قانون آموزش	تعداد لایه پنهان	نرون لایه پنهان	R^2
1	سیگموئید	لونبرگ مارکوارت	1	1	0.890
2	سیگموئید	لونبرگ مارکوارت	1	2	0.910
3	سیگموئید	لونبرگ مارکوارت	1	3	0.873
4	سیگموئید	لونبرگ مارکوارت	1	4	0.921
5	سیگموئید	لونبرگ مارکوارت	1	5	0.897
6	سیگموئید	لونبرگ مارکوارت	1	6	0.909
7	سیگموئید	لونبرگ مارکوارت	1	7	0.907
8	سیگموئید	لونبرگ مارکوارت	1	8	0.926
9	سیگموئید	لونبرگ مارکوارت	1	9	0.887
10	سیگموئید	لونبرگ مارکوارت	1	10	0.873

ISSN: 2538-3558
http://www.jocs.ir

11	سـیگموئید	لونبرگ مارکوارت	1	12	0.889
12	سـیگموئید	لونبرگ مارکوارت	1	14	0.904
13	سـیگموئید	لونبرگ مارکوارت	1	16	0.890

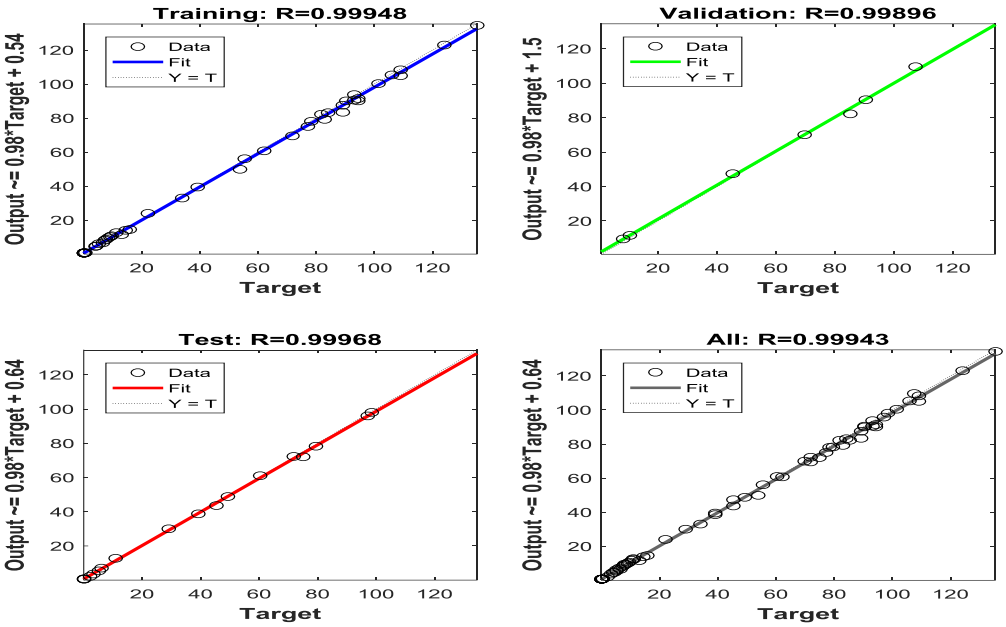
جدول ۳- مقدار ضریب همبستگی در شبکه های عصبی تدوین شده با تعداد نرونهای مختلف در لایه پنهان

تفاوت نتایج تراوایی تخمین زده شده در برابر نتایج چاه پیمایی برای شبکه عصبی با نتایج پیش بینی شده برای مدل ANN-ACO نمودار های شکل ۱ نشان دهنده مقادیر پیش بینی شده برای تراوایی در مقابل مقادیر بدست آمده از نتایج چاه پیمایی می باشد. همان طور که مشخص است داده های نمودار ها با پراکندگی نسبتا بالا از خط Y=X پیروی می نمایند که نشان شبکه تا حدودی توانسته است با تراوایی را پیش بینی نماید. به عبارت دیگر، زمانی که مقادیر پیش بینی شده با مقادیر چاه پیمایی اندازه گیری شده متناظرشان یکسان باشند باید تابع خط ۴۵ درجه باشند. هر چه قدر پراکندگی مقادیر حول خط Y=X کمتر باشد عملکرد سیستم بهتر می باشد. در علم آمار، این پراکندگی با ضریب همبستگی نشان داده می شود. اگر ضریب همبستگی به عدد یک نزدیک باشد به این مفهوم می باشد که مقادیر پیش بینی شده برای مدل و اندازه گیری شده یکسان می باشند اما نمودار های شکل ۲ نشان دهنده مقادیر پیش بینی شده برای تراوایی در مقابل مقادیر بدست آمده از نتایج چاه پیمایی می باشد. همان طور که مشخص است داده های نمودار ها از خط Y=X پیروی می نمایند که نشان شبکه توانسته است با دقت بالایی تراوایی را پیش بینی نماید. . انطباق کامل منحنی های آموزشی و اعتبارسنجی با یکدیگر، نشان می دهد که شبکه مورد نظر به خوبی قادر است تا مقادیر تراوایی را در سایر نقاط میدان پیش بینی کند. به عبارت دیگر شبکه به تعمیم یافتگی مطلوب رسیده است.



نمودار های شکل ۱ نتایج تراوایی تخمین زده شده در برابر نتایج چاه پیمایی برای شبکه عصبی

ISSN: 2538-3558
http://www.jocs.ir

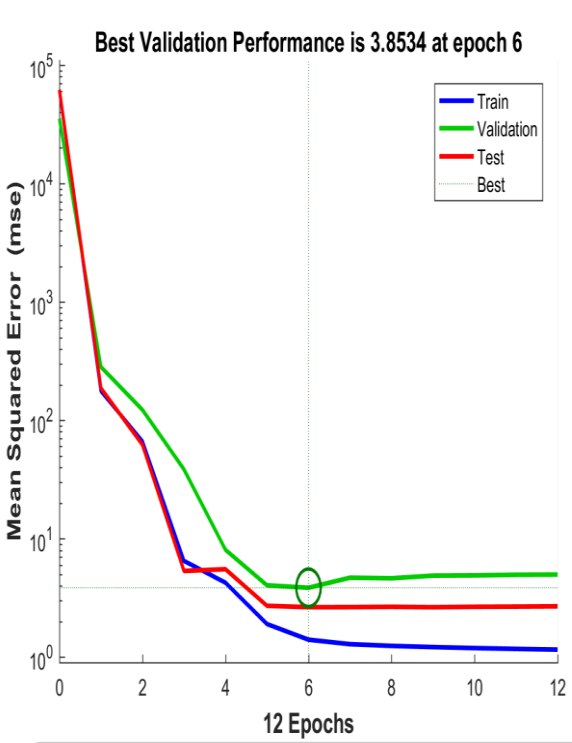


نمودار های شکل ۲ نتایج آماری داده های پیش بینی شده برای مدل ANN-ACO

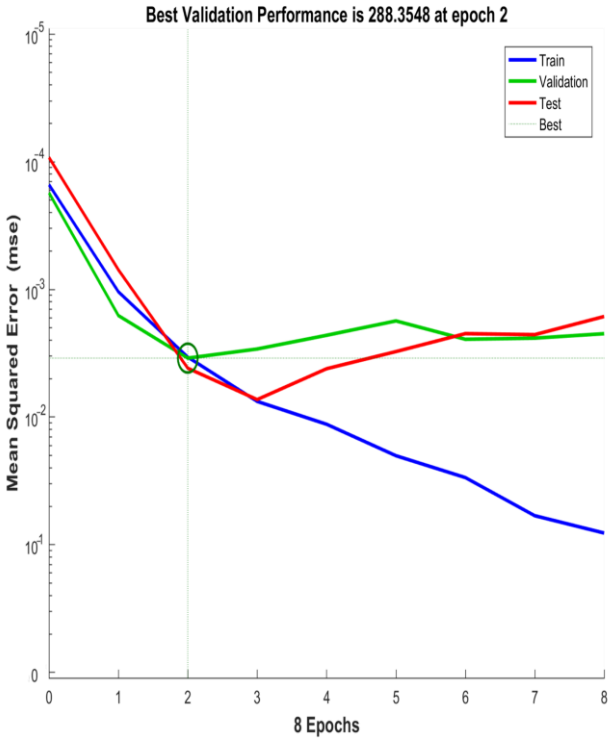
مقایسه روند تغییرات مربعات خطا درنتایج چاه پیمایی برای شبکه عصبی (۸ دوره) با شبکه عصبی ANN-ACO (۱۲ دوره) برای داده های تست ، صحت سنجی و آموزش

نموداری که در شکل ۳ ارائه شده، آموزش سرعت شبکه را به خوبی نمایش می دهد. در این نمودار محور افقی نشان دهنده ی تعداد بارست های آموزش (Epochs) و محور عمودی بیانگر مربعات خطا (MSE) می باشد. خط آبی، نحوه تغییرات خطای آموزش را با افزایش تعداد بارست های آموزش، خط قرمز نحوه تغییرات خطای ارزیابی با افزایش تعداد سیکل های آموزش و خط سبز نحوه تغییرات خطای شبیه سازی داده های جدید را با افزایش تعداد بارست های آموزش نشان می دهند. همان طور که دیده می شود، با افزایش تعداد بارست های آموزش تا ۲، هر سه خطا کاهش می یابد. بیشترین توان شبیه سازی، در جایی که اجرای شبکه متوقف می شود، به وسیله نرم افزار مشخص میگردد. بر اساس شبیه سازی داده های ارزیابی، روند آموزش پس از ۲۰ ثانیه ، در بارست ۲ متوقف می شود که بهترین نقطه از نظر میزان آموزش شبکه در نقطه ای با میانگین مربعات E-02 ۱/۲می باشد. با ادامه آموزش به همین صورت به میانگین مربعات افزوده می شود که نشان از ضعف شبکه می باشد اما شکل ۵-۱۱ همگرایی خطای داده های آموزش، صحت سنجی و آزمایش را پس از گذشت ۱۲ بارست نشان می دهد. با توجه به شکل پس از ۶ بارست خطای داده ها همگرا شده است. . همگرایی نزدیک منحنی های آموزشی و اعتبارسنجی با یکدیگر، نشان می دهد که شبکه مورد نظر به خوبی قادر است تا مقادیر تراوایی را در سایر نقاط میدان پیش بینی کند. به عبارت دیگر شبکه به تعمیم یافتگی مطلوب سیده است.

ISSN: 2538-3558
http://www.jocs.ir



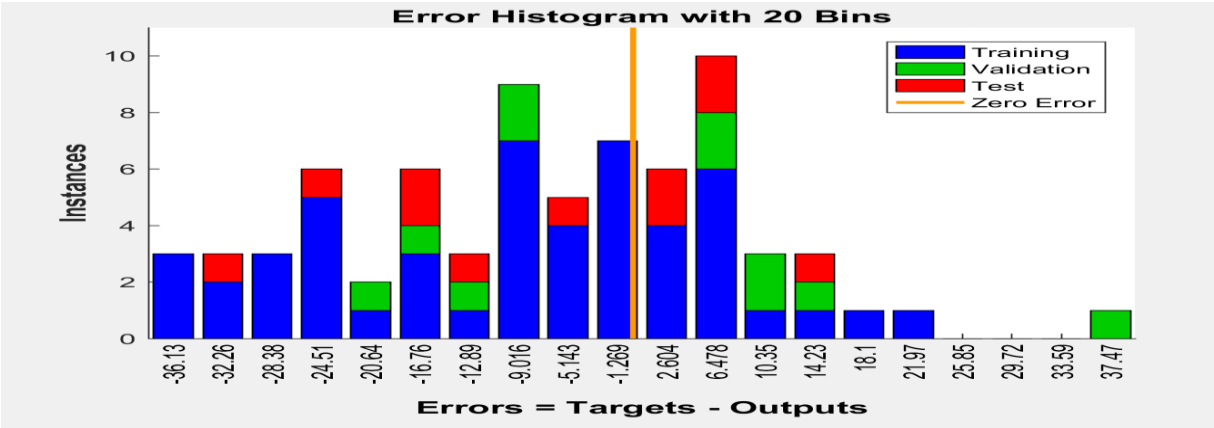
نمودار شکل ۴ نمودار همگرایی خطای داده های تست، صحت سنجی و آموزش برای ANN-ACO



نمودار شکل ۳ نمودار همگرایی خطای داده های تست، صحت سنجی و آموزش برای شبکه عصبی

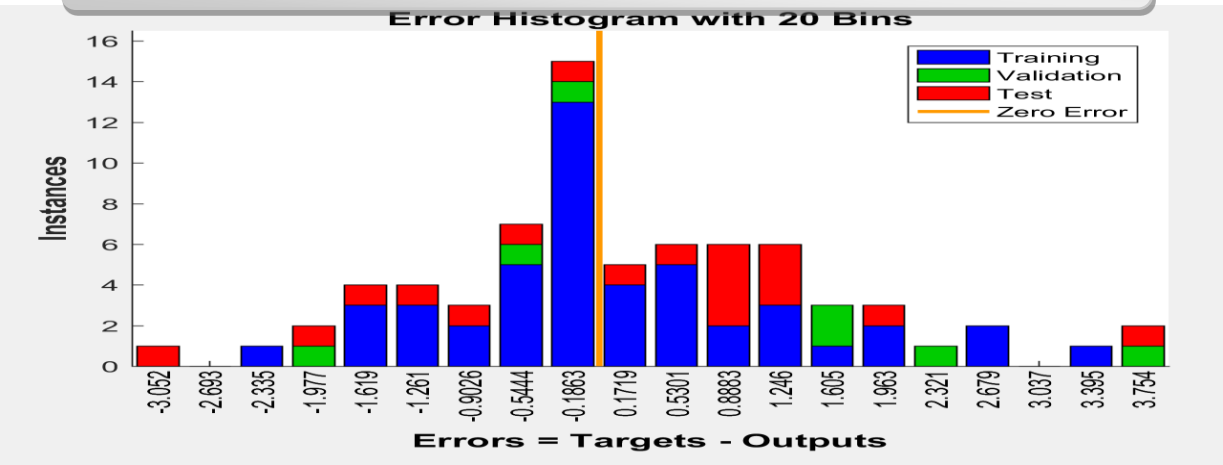
مقایسه نمودار توزیع خطا در نتایج چاه پیمایی برای شبکه عصبی با شبکه عصبی ANN-ACO

Residual (باقی‌مانده) اختلاف بین مشاهده و مقادیر مدل پیشگوی متغیر وابسته است. باقی‌ماندهٔ یک محصول عبارت است از مقدار مشاهده شدهٔ عبارت خطا برای آن محصول. هیستوگرام باقی مانده برای بررسی فرض نرمال بودن عبارت خطا مورد استفاده قرار می‌گیرد. برای یک مدل با دقت بالا، باید نمودار توزیع خطا از نمودار توزیع نرمال پیروی نماید. به عبارت دیگر، خطاها همواره دارای توزیع طبیعی است که حول مقدار ثابتی پراکنده شده است. نمودار توزیع نرمال و هیستوگرام خطاهای مدل در شکل ۵ نشان داده شده اند. همان طور که مشخص است نمودار توزیع خطا از توزیع نرمال پیروی نمی نماید اما Residual (باقی‌مانده) اختلاف بین مشاهده و مقادیر مدل پیشگوی متغیر وابسته است. برای یک مدل با دقت بالا، باید نمودار توزیع خطا از نمودار توزیع نرمال پیروی نماید. به عبارت دیگر، خطاها همواره دارای توزیع طبیعی است که حول مقدار ثابتی پراکنده شده است. نمودار توزیع نرمال و هیستوگرام خطا های مدل در شکل ۶ نشان داده شده اند. همانطور که مشخص است نمودار توزیع خطا از توزیع نرمال پیروی می نماید.



ISSN: 2538-3558
http://www.jocs.ir

نمودار شکل۵ نمودار توزیع خطا برای شبکه عصبی (محور x خطا، محور y تعداد داده)



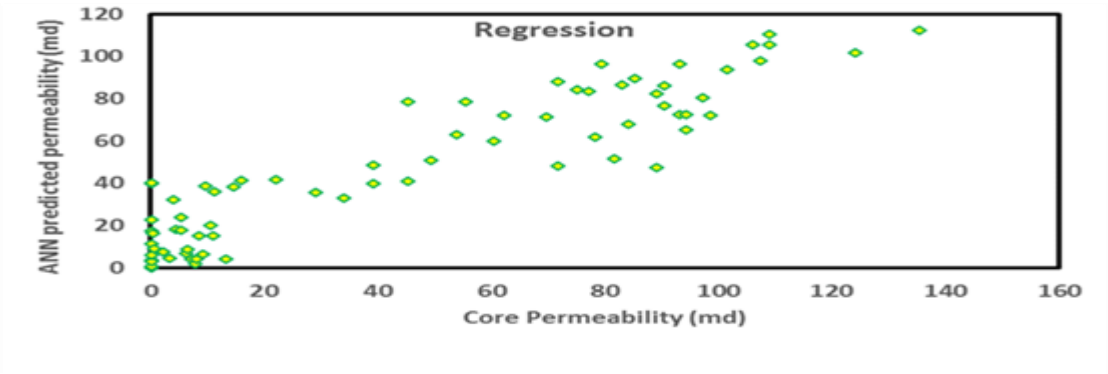
نمودار شکل ۶ نمودار توزیع خطا برای شبکه ANN-ACO (محور x خطا، محور y تعداد داده)

بررسی مقایسه ای نتایج ANN با نتایج مدل رگراسیونی

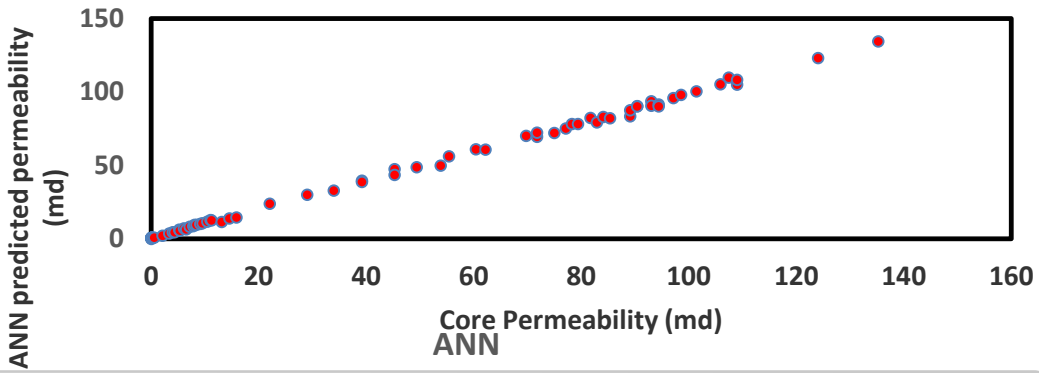
برای ارزیابی بهتر نتایج ANN ، مدل چند جمله ای رگراسیونی محاسبه و نتایج آن با داده های ANN مقایسه گردیده شد. مدلل رگراسیونی با استفاده از نرم افزار مطلب بدست آمد که در ادامه رابطه آن ارائه گردیده شده است:

$$k\,(md) = 530.13 - 104.24 \times Density - 1.525 \times Sonic - 1.387 \times Gmma$$
$$+ 35.78 \times Neutron - 2.33 \times Caliper - 1.005 \times MSFL - 1.02 \times Later$$

برای مدل فوق ضریب همبستگی ۰/۸۰۲ بدست آمد. نتایج پیش بینی شده برای شبکه عصبی و رگراسیون در برابر نتایج اندازه گیری شده در شکل زیر نشان داده شده است. همانطور که از نمودار مشخص است کارایی ANN بسیار بهتر از مدل رگراسیونی بدست آمده در پیش بینی تراوایی می باشد.



ISSN: 2538-3558
http://www.jocs.ir



نتایج تراوایی پیش بینی شده توسط رگراسیون و شبکه عصبی بهینه شده در مقابل مقادیر چاه پیمایی

ISSN: 2538-3558
http://www.jocs.ir

نتیجه‌گیری

در این مطالعه برای بدست آوردن تراوایی مخزن از شبکه عصبی استفاده گردیده شد. بدین منظور داده های مورد نیاز برای تخمین تراوایی از شش چاه مخزن دنان جمع آوری گردیده شد. داده های چاه پیمایی جمع آوری شده شامل Density log، Sonic log، Neutron log، Caliper log،gamma log، MSFL و Later log به همراه تراوایی مغزه می باشد. برای مدلسازی تراوایی با شبکه عصبی در ابتدا تاثیر تعداد لایه های ورودی مورد بررسی قرار گرفت. با توجه به نتایج بدست آمده، در نظر گرفتن تمامی پارامترهای فوق الذکر سبب می گردد دقت مدل در پیش بینی تراوایی افزایش یابد اگرچه این امر سبب پیچیده تر شدن آن می گردد. با به دست آوردن تعداد لایه ورودی، ساختار شبکه عصبی مورد ارزیابی قرار گرفت. نوع شبکه ساختار شبکه، مقدار مومنتوم آموزشی، تابع انتقال، الگوریتم اموزشی، تعداد لایه پنهان و تعداد نرون داخل لایه پنهان مورد آنالیز حساسیت سنجی قرار گرفتند. نتایج نشان داد که مدل پرسپترون چند لایه ای، با تابع انتقال سیگموید، الگوریتم آموزشی لونبرگ مارکوات ، یک لایه پنهان با ۸ نرون بهترین عملکرد را با ضریب همبستگی ۰/۹۲ دارد. بررسی نمودارهای رگراسیونی برای مدل فوق نشان داد که نتایج پیش بینی شده از انطباق خوبی با مقادیر اندازه گیری شده تراوایی برخوردار نیستند که همین امر با نمودار هیستوگرام باقیمانده ها نیز اثبات گردیده شد.

برای بر طرف نمودن نقاط ضعف شبکه عصبی ساخته شده از الگوریتم مورچگان بهره گرفته شد. الگوریتم مورچگان قادر است با تنظیم توابع وزنی و بایاس در نرون های لایه پنهان از گیر افتادن شبکه عصبی در نقاط مینمم محلی برای تابع هدف ممانعت کند. الگوریتم مورچگان در ابتدا مورد حساسیت سنجی قرار گرفت و مشخص گردید با تعداد نسل ۱۸، فرمون ۰/۵ و سرعت تبخیر ۰/۱ الگوریتم بهترین ضریب همبستگی را دارا می باشد. با اعمال الگوریتم به شبکه عصبی ، نتایج نشان داد که عملکرد آن به شدت بهبود می یابد و نتایج پیش بینی شده از انطباق بالایی با نتایج اندازه گیری شده برخوردار می گردند. بررسی توزیع باقیمانده برای مدل ساخته شده و نتایج اندازه گیری شده تراوایی نشان داد که از توزیع نرمال پیروی می نماید. در نهایت برای ارزیابی کارایی مدل شبکه عصبی ، با استفاده از نرم افزار مطلب معادله چند جمله ای برای تراوایی بر مبنای لاگ های ذکر شده محاسبه شده و با ANN(شبکه عصبی مصنوعی) مقایسه گردیده شد. نتایج نشان دادکه خروجی شبکه عصبی بسیار بهتر از نتایج مدل رگراسیونی می باشد.

ISSN: 2538-3558
http://www.jocs.ir

منابع و مراجع

[1] Nikravesh, M., (2004). “Soft computing-based computational intelligent for reservoir characterization”, J. Expert Systems with Applications 26, 19–38.

[2] Arbogast, J.S., Franklin, M.H., (1999), “Artificial neural networks and high speed resistivity modeling software speed reservoir characterization”, Petroleum engineering international, 72 (5), 57-61.

[3] Wang, P., Tamhane, D., Aminzadeh, F., (2000), “A soft computing Approach to Integrate Well logs and geological clusters for Petrophysical Prediction”, Proceedings 3rd International Conference on Petroleum Geophysics,. New Delhi, India.

[4] Badarinadh, V., Suryanarayana, K., (2002), “ Log-Derived Permeability in a Heterogeneous Carbonate Reservoir of Middle East, Abu dhabi, Using Artificial Neural Network”, SPE 74345, Feb. 10-12, Mexico.

[5] Mohaghegh, S., Balan, B., Ameri, S., (1995), “State-Of-The-Art in Permeability Determination From Well Log Data: Part 2- Verifiable, Accurate Permeability Predictions”, the Touch-Stone of All Models. SPE 30979, Eastern Regional Conference and Exhibition, Sept. 17–21, West Virginia.