



دانشکده مهندسی معدن و ژئوفیزیک
پایان نامه کارشناسی ارشد ژئوفیزیک – گرایش ژئوالکتریک

مدل سازی نگاره های شاخص فتوالکتریک و زمان گذر صوت
بکمک روش های عصبی- فازی در چاه های نفت

محقق:

جهانبخش بدری

اساتید راهنما:

دکتر علی مرادزاده

دکتر علی اکبر قره ویسی

تیر ۱۳۸۴

به:

پدر و مادرم

تقدیر و تشکر

لازم است از زحمات دکتر علی مراد زاده و دکتر علی اکبر قره ویسی اساتید راهنمای این پروژه تشکر نمایم.

کمک و همفکری آقای دکتر *K.W. Wong* و خانم مهندس فاطمه طهماسبی به همراه کمکهای فنی آقای مهندس محمد یعقوبی پور و آقای دکتر مهدی سیاهی قابل تقدیر است و لازم است از تمامی این دوستان و همچنین از دیگر دوستانی که در تمامی مراحل این پروژه به هر نحو در هر چه غنی تر کردن آن همکاری داشته اند تشکر و قدردانی داشته باشم.

همچنین از خواهران و برادران ام یعنی چیمین ، مهدی، ایران و جمال تشکر می کنم. هیچگاه زحمات آنان فراموش نخواهد شد و کمکهای معنوی ایشان در ایجاد فضایی مناسب برای مطالعه و تحقیق قابل ستایش است.

مساعدت های این دوستان راهگشای بسیاری از تکنیک های به دست آمده در این پایان نامه بوده است و بدون کمک ایشان این پروژه هرگز رضایت بخش نمی بود.
برای تمامی این دوستان آرزوی موفقیت و شادکامی دارم.

جهانبخش بدری جولای ۲۰۰۵

چکیده:

چاه‌پیمایی، یکی از روش‌های مهم در اکتشاف و استخراج نفت و گاز است و شناخت پارامترهای پتروفیزیکی و سنگ‌شناسی با استفاده از داده‌های چاه‌پیمایی، مستلزم در دسترس بودن انواع نمودارهای آن می‌باشد. به منظور ارزیابی صحیح پارامترهای پتروفیزیکی گاهی لازم می‌گردد در برخی از چاه‌های یک مخزن، بعضی از نمودارهای برداشت نشده در آن‌ها را با استفاده از نمودارهای چاه‌های مجاور و یا دیگر نمودارهای همان چاه به طریق مصنوعی ایجاد نمود. مطالعات نشان می‌دهد که شبکه‌های عصبی مصنوعی از توانمندی‌های خوبی در این زمینه برخوردار است. به نظر می‌رسد که تلفیق توانمندی‌های روش فوق با قابلیت و کارایی روش منطق فازی نتایج بهتری را در پیش‌بینی و بازسازی پارامترهای مورد نظر چاه داشته باشد. به همین جهت در این پایان‌نامه، جهت پیش‌بینی و تخمین مقادیر شاخص فتوالکتریک (PEF) و زمان گذر موج صوتی (DT) در چاه‌های فاقد این پارامترها و تهیه نمودار آنها از تلفیق این روش‌ها استفاده می‌شود.

داده‌های انواع نمودارهای چاه‌پیمایی مربوط به ۶ حلقه چاه از سازند آسماری در میدان نفتی اهواز برای انجام این مطالعه انتخاب شدند و پس از مطالعه مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی، منطق فازی و شبکه‌های عصبی-فازی چندین برنامه کامپیوتری بر اساس الگوریتم پس انتشار خطا و منطق فازی در محیط Matlab6p5 نوشته شد.

پس از طراحی شبکه مورد نظر و انجام بررسی‌های لازم، پارامترهای مؤثر بر پیش‌بینی نمودار PEF و DT انتخاب شدند، سپس برای هر یک از مراحل آموزش، آزمایش و آزمون این شبکه، ماتریس داده‌ها انتخاب گردید و پس از انجام مرحله یادگیری و تنظیم پارامترهای شبکه، این شبکه برای هر یک از چاه‌ها تعمیم داده شد و نتایج با خطای ۰/۱ و درجه شباهت ۰/۸ به دست آمدند که خود دقت شبکه را در تعمیم و پیش‌بینی مقادیر مورد نظر نشان می‌دهد. سپس یک پیش‌پردازش فازی طراحی شد تا بتواند عملکرد شبکه عصبی طراحی شده را بهبود بخشد. پس از انجام مراحل فوق، نمودار PEF و DT پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی مصنوعی با PEF و DT حاصل از نمودارها (اندازه‌گیری شده) در هر دو حالت عصبی و عصبی فازی، مقایسه شده و شبکه به میانگین مربعات خطای حدود ۰/۰۱ و ضریب همبستگی ۰/۹ همگرا گردید. نتایج حاصل نشان می‌دهد که تغییرات در معیار خطا و ضریب رگرسیون خطی با اعمال پیش‌پردازش فازی در شبکه عصبی، نسبت به کاربرد شبکه عصبی تنها بسیار مناسب‌تر است.

در نهایت از روش عصبی فازی تطبیقی برای پیش‌بینی DT و PEF استفاده شد که نتایج نسبت به مقادیر معیارهای مورد نظر مناسب و قابل اعتماد هستند طوری که خطای RMS برای پیش‌بینی DT و PEF به ترتیب در محدوده ۰/۰۹ و ۰/۰۸ می‌باشد.

فهرست مطالب

ا	تقدیر و تشکر.....
ب	چکیده
ج	فهرست مطالب
ز	فهرست اشکال
ر	فهرست جداول
ت	فهرست علائم

فصل ۱: مقدمه و کلیات

۲	۱-۱- مقدمه
۲	۲-۱- کلیات
۲	۱-۲-۱- مقدمه
۴	۲-۲-۱- سابقه مطالعات انجام شده
۵	۳-۲-۱- ضرورت انجام مطالعه
۵	۴-۲-۱- هدف و روش انجام مطالعه
۶	۳-۱- نمودارهای چاه پیمایی مورد استفاده در مطالعه
۶	۱-۳-۱- نمودار صوتی (DT)
۶	۲-۳-۱- نمودار شاخص فتو الکتریک (PEF)
۷	۳-۳-۱- نمودار پرتو گاما (GR)
۸	۴-۳-۱- نمودار جرم مخصوص یا دانسیته سازند (RHOB)
۸	۵-۳-۱- نمودار نوترون جبران شده یا شاخص هیدروژن گاما (NPHI)
۸	۶-۳-۱- نمودارهای مقاومت ویژه الکتریکی
۹	۴-۱- مقدمه ای بر شبکه های عصبی
۱۵	۵-۱- مقدمه ای بر منطق فازی
۱۶	۱-۵-۱- فواید و توجیه برای سیستم فازی
۱۶	۲-۵-۱- مجموعه های فازی
۱۸	۳-۵-۱- عملیات بر روی مجموعه های فازی
۱۹	۱-۳-۵-۱- مکمل فازی
۱۹	۲-۳-۵-۱- اجتماع فازی، S- نرم ها

۲۰	۱-۵-۳-۳- اشتراک فازی، T-نرم‌ها
۲۱	۱-۵-۳-۴- عملگرهای میانگین
۲۱	۱-۶-۶- سیستم‌های فازی و ویژگی‌های آنها
۲۲	۱-۶-۱- پایگاه قواعد فازی
۲۲	۱-۶-۲- موتور استنتاج فازی
۲۲	۱-۶-۲-۱- استنتاج مبتنی بر ترکیب قواعد
۲۲	۱-۶-۲-۲- استنتاج مبتنی بر قواعد جداگانه
۲۳	۱-۶-۳- فازی ساز
۲۳	۱-۶-۴- غیر فازی‌ساز
۲۳	۱-۷- روش کار یک سیستم فازی
۲۷	۱-۸- نگاهی به فصل‌های پایان نامه

فصل ۲ : طراحی و اعمال شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی نمودارهای شاخص

فتوالکتریک و زمان‌گذر موج صوتی

۲۹	۲-۱- مقدمه
۳۰	۲-۲- طراحی شبکه عصبی برای پیش‌بینی PEF
۳۰	۲-۲-۱- آماده کردن داده‌ها
۳۱	۲-۲-۲- پیش‌پردازش داده‌ها
۳۳	۲-۲-۳- تعیین نوع و معماری شبکه
۳۷	۲-۲-۴- تعیین روش یادگیری
۴۱	۲-۲-۵- روش ارزیابی شبکه
۴۲	۲-۲-۵-۱- جذرمیانگین مربعات خطا
۴۲	۲-۲-۵-۲- ضریب رگرسیون و نمودار پراکنش
۴۴	۲-۲-۵-۳- ضریب درصد تشابه
۴۴	۲-۳- پیش‌بینی پارامتر شاخص فتوالکتریک
۴۷	۲-۴- طراحی شبکه عصبی برای پیش‌بینی DT
۴۷	۲-۵- پیش‌بینی پارامتر زمان‌گذر موج صوتی
۵۰	۲-۶- جمع‌بندی

فصل ۳: طراحی یک پیش پردازش گرافازی برای بهبود عملکرد شبکه عصبی مصنوعی

۵۲	۱-۳- مقدمه
۵۲	۲-۳- طراحی سیستم استنتاج فازی برای پیش بینی PEF
۵۳	۱-۲-۳- پیدا کردن قواعد فازی
۵۵	۲-۲-۳- ترکیب قواعد اگر-آنگاه فازی برای شناسایی سیستم
۵۵	۳-۲-۳- طراحی یک موتور استنتاج فازی
۵۸	۳-۳- پیش بینی PEF
۶۲	۴-۳- طراحی پیش پردازش فازی برای پیش بینی نمودار صوتی
۶۲	۵-۳- پیش بینی DT
۶۶	۶-۳- جمع بندی

فصل ۴: پیش بینی پارامترهای یک چاه از روی اطلاعات چاه های مجاور آن

۶۸	۱-۴- مقدمه
۶۹	۲-۴- طراحی و اعمال یک شبکه عصبی مصنوعی برای پیش بینی PEF
۷۲	۳-۴- طراحی و اعمال شبکه عصبی برای پیش بینی DT
۷۵	۴-۴- طراحی و اعمال شبکه عصبی با پیش پردازش فازی برای پیش بینی PEF
۷۹	۵-۴- پیش پردازش فازی برای پیش بینی DT
۸۲	۶-۴- جمع بندی

فصل ۵: طراحی سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی برای پیش بینی شاخص فتوالکتریک

و نمودار صوتی

۸۵	۱-۵- مقدمه
۸۶	۲-۵- سیستم استدلال عصبی - فازی تطبیقی
۹۰	۱-۲-۵- دسته بندی فازی

- ۹۱-۳-۵- پیش بینی شاخص فتوالکتریک.....
- ۹۲-۳-۵-۱- آماده کردن داده ها
- ۹۳-۳-۵-۲- طراحی مدل اولیه
- ۹۵-۳-۵-۳- آموزش مدل اولیه و به دست آوردن مدل نهایی
- ۹۹-۳-۵-۴- آزمون سیستم به دست آمده
- ۱۰۰-۴-۵- پیش بینی پارامتر یک چاه از روی اطلاعات چاه های دیگر
- ۱۰۲-۵-۵- پیش بینی پارامتر DT
- ۱۰۲-۵-۵-۱- آماده سازی داده ها
- ۱۰۲-۵-۵-۲- طراحی و آموزش مدل اولیه
- ۱۰۶-۵-۵-۳- آزمون سیستم
- ۱۰۸-۵-۶- جمع بندی

فصل ۶: نتیجه گیری و پیشنهادات

- ۱۱۱-۶-۱- جمع بندی نتایج
- ۱۱۱-۶-۲- مقایسه عملکرد شبکه عصبی برای پیش بینی پارامتر های PEF و DT
- ۱۱۱-۶-۳- مقایسه عملکرد شبکه عصبی با پیش پردازش فازی برای
- ۱۱۵- پیش بینی PEF و DT
- ۱۱۵-۶-۴- مقایسه عملکرد شبکه عصبی با پیش پردازش فازی برای پیش بینی PEF
- ۱۱۶- و DT از اطلاعات چاه های مجاور با شبکه عصبی بدون پیش پردازش فازی
- ۱۱۸-۶-۵- مقایسه عملکرد شبکه عصبی-فازی تطبیقی برای پیش بینی PEF و DT
- ۱۱۹-۶-۶- نتایج کلی حاصل از طراحی ها
- ۱۲۰-۶-۷- پیشنهادات
- ۱۲۱- فهرست منابع
- ۱۲۵- پیوست ها
- ۱۲۶- پیوست (الف): نتایج ارزیابی چاه ها برای پیش بینی PEF و DT با شبکه عصبی
- ۱۴۱- پیوست (ب): نتایج ارزیابی چاه ها برای پیش بینی PEF و DT با شبکه عصبی - فازی
- پیوست (ج): نتایج ارزیابی چاه های مختلط برای پیش بینی PEF و DT با
- ۱۵۲- شبکه عصبی با پیش پردازش و بدون پیش پردازش
- پیوست (د): نتایج طراحی و اعمال سیستم عصبی-فازی تطبیقی برای
- ۱۶۱- پیش بینی PEF و DT

فهرست اشکال

- شکل (۱-۱): تابع تبدیل سیگموئیدی و خطی..... ۱۱
- شکل (۲-۱): ساختار یک شبکه پرسپترون چند لایه ۱۲
- شکل (۳-۱): انواع مختلف توابع عضویت ۲۴
- شکل (۴-۱): روشهای مختلف غیر فازی سازی با توجه به یک تابع عضویت مفروض ۲۵
- شکل (۵-۱): چگونگی استدلال در یک سیستم مفروض ۲۶
- شکل (۱-۲): نقشه پراکندگی چاه‌های مورد استفاده در این پروژه، واقع در میدان نفتی اهواز..... ۲۹
- شکل (۲-۲): خطای به دست آمده از روشهای پیش پردازش برای تعداد نرونهای مختلف..... ۳۲
- شکل (۳-۲): خطای RMS به دست آمده برای تعداد نرونهای مختلف لایه میانی..... ۳۴
- شکل (۴-۲): حداکثر خطای به دست آمده برای تعداد نرونهای مختلف لایه میانی..... ۳۴
- شکل (۵-۲): خطای RMS به دست آمده از شبکه با ۲ لایه میانی برای تعداد نرونهای مختلف لایه میانی..... ۳۵
- شکل (۶-۲): خطای به دست آمده از تعداد نرونهای مختلف لایه های میانی در نمای افقی..... ۳۶
- شکل (۷-۲): هیستوگرام خطای به دست آمده برای شبکه با ۲ لایه میانی..... ۳۶
- شکل (۸-۲): ضرایب رگرسیون و پراکندگی متقابل داده ها ۴۳
- شکل (۹-۲): ضریب رگرسیون برای دو بردار a و b ۴۴
- شکل (۱۰-۲): مقایسه PEF پیش بینی شده در مرحله تعمیم با PEF اندازه گیری شده برای چاه ۱۳۸ ۴۵
- شکل (۱۱-۲): مقایسه PEF پیش بینی شده در مرحله تعمیم با PEF اندازه گیری شده برای چاه ۱۳۸ در ۵۰ متر..... ۴۶
- شکل (۱۲-۲): خطای آموزش برای PEF پیش بینی شده با PEF اندازه گیری شده در چاه ۱۳۸ ۴۶
- شکل (۱۳-۲): ضریب همبستگی PEF پیش بینی شده با PEF اندازه گیری شده در چاه ۱۳۸ ۴۷
- شکل (۱۴-۲): خطای RMS به دست آمده در چاه ۱۳۸ برای تعداد نرونهای مختلف لایه میانی در پیش بینی DT ۴۷

- شکل (۲-۱۵): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۱۳۸ در عمق چاه ۴۸
- شکل (۲-۱۶): مقایسه DT پیش بینی شده با DT اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۱۳۸ برای ۱۰۰ متر ۴۸
- شکل (۲-۱۷): خطای آموزش برای DT پیش بینی شده با DT اندازه گیری شده در چاه ۱۳۸ ۴۹
- شکل (۲-۱۸): ضریب همبستگی DT پیش بینی شده با DT اندازه گیری شده در چاه ۱۳۸ ۴۹
- شکل (۳-۱): خطای RMS مربوط به سیستم پیش پردازش فازی برای نرونهای مختلف در لایه میانی شبکه عصبی ۵۳
- شکل (۳-۲): ضریب درصد تشابه مربوط به سیستم پیش پردازش فازی برای نرونهای مختلف در لایه میانی شبکه عصبی ۵۳
- شکل (۳-۳): ضریب رگرسیون مربوط به سیستم پیش پردازش فازی برای نرونهای مختلف در لایه میانی شبکه عصبی ۵۴
- شکل (۳-۴): سیستم استنتاج فازی برای پیش پردازش در رهیافت اول ۵۵
- شکل (۳-۵): سیستم استنتاج فازی برای پیش پردازش در رهیافت دوم ۵۶
- شکل (۳-۶): توابع عضویت ورودی برای پیش پردازش فازی ۵۷
- شکل (۳-۷): تابع عضویت خروجی برای پیش پردازش فازی مربوط به پیش بینی PEF ۵۷
- شکل (۳-۸): ضریب رگرسیون برای سیستم پیش پردازش فازی در چاه ۱۳۸ ۵۹
- شکل (۳-۹): ضریب درصد تشابه برای سیستم پیش پردازش فازی در چاه ۱۳۸ ۵۹
- شکل (۳-۱۰): خطای RMS برای سیستم پیش پردازش فازی در چاه ۱۳۸ ۵۹
- شکل (۳-۱۱): ضریب رگرسیون برای سیستم پیش پردازش فازی در چاه ۲۵۹ ۶۰
- شکل (۳-۱۲): ضریب درصد تشابه برای سیستم پیش پردازش فازی در چاه ۲۵۹ ۶۰
- شکل (۳-۱۳): خطای RMS برای سیستم پیش پردازش فازی در چاه ۲۵۹ ۶۰
- شکل (۳-۱۴): مقایسه PEF پیش بینی شده در مرحله تعمیم با PEF اندازه گیری شده برای چاه ۱۳۸ ۶۱
- شکل (۳-۱۵): مقایسه PEF پیش بینی شده در مرحله تعمیم با PEF اندازه گیری شده برای چاه ۱۳۸ در بعضی نمونه ها ۶۱

- شکل (۳-۱۶): ضریب همبستگی PEF پیش بینی شده با PEF اندازه گیری شده
 ۶۲ مرحله تعمیم برای چاه ۱۳۸
- شکل (۳-۱۷): خطای RMS برای سیستم پیش پردازش فازی در پیش بینی DT ۶۳
- شکل (۳-۱۸): ضریب رگرسیون برای سیستم پیش پردازش فازی در پیش بینی DT ۶۳
- شکل (۳-۱۹): ضریب درصد تشابه برای سیستم پیش پردازش فازی در پیش بینی DT ۶۴
- شکل (۳-۲۰): مقایسه DT پیش بینی شده با DT اندازه گیری شده برای
 ۶۵ داده های تعمیم چاه ۱۳۸
- شکل (۳-۲۱): مقایسه DT پیش بینی شده با DT اندازه گیری شده برای تعمیم
 ۶۵ چاه ۱۳۸ در بعضی نمونه ها
- شکل (۳-۲۲): ضریب همبستگی DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده
 ۶۵ در چاه ۱۳۸
- شکل (۴-۱): عمق چاه ها در مقایسه با هم همراه با عمق مشترک (نقطه چین)
 ۶۹ در نظر گرفته شده برای چاه ها
- شکل (۴-۲): ضریب رگرسیون برای تعداد نرون مختلف لایه میانی شبکه عصبی
 ۷۰ در هر سه انتخاب
- شکل (۴-۳): خطای RMS برای تعداد نرون مختلف لایه میانی شبکه عصبی
 ۷۰ در هر سه انتخاب
- شکل (۴-۴): ضریب درصد تشابه برای تعداد نرون مختلف لایه میانی شبکه عصبی
 ۷۰ در هر سه انتخاب
- شکل (۴-۵): مقایسه PEF پیش بینی شده با PEF اندازه گیری شده
 ۷۱ چاه ۲۴۵ با استفاده از داده های چاه های ۱۳۹ و ۲۴۶
- شکل (۴-۶): مقایسه PEF پیش شده با PEF اندازه گیری شده چاه ۲۴۵
 ۷۱ با استفاده از داده های چاه های ۱۳۹ و ۲۴۶ در یک بازه عمقی مشخص
- شکل (۴-۷): ضریب رگرسیون بین PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده
 ۷۲ در پیش بینی چاه ۲۴۵
- شکل (۴-۸): ضریب رگرسیون برای تعداد نرون مختلف لایه میانی شبکه عصبی
 ۷۳ در هر سه انتخاب
- شکل (۴-۹): خطای RMS برای تعداد نرون مختلف لایه میانی شبکه عصبی
 ۷۳ در هر سه انتخاب

- شکل (۴-۱۰): ضریب درصد تشابه برای تعداد نرون مختلف لایه میانی شبکه عصبی در هر سه انتخاب..... ۷۳
- شکل (۴-۱۱): مقایسه DT پیش بینی شده با DT اندازه گیری شده در چاه ۲۴۶ از روی داده های چاه های ۲۵۳ و ۲۴۵..... ۷۴
- شکل (۴-۱۲): مقایسه DT پیش بینی شده با DT اندازه گیری شده در یک بازه عمقی مشخص از چاه ۲۴۶ به کمک داده های چاه های ۲۴۵ و ۲۵۳..... ۷۴
- شکل (۴-۱۳): ضریب رگرسیون بین DT پیش بینی شده با DT اندازه گیری شده چاه ۲۴۶..... ۷۵
- شکل (۴-۱۴): ضریب رگرسیون برای تعداد نرون مختلف لایه میانی شبکه عصبی در هر سه انتخاب..... ۷۶
- شکل (۴-۱۵): خطای RMS برای تعداد نرون مختلف لایه میانی شبکه عصبی در هر سه انتخاب..... ۷۶
- شکل (۴-۱۶): ضریب درصد تشابه برای تعداد نرون مختلف لایه میانی شبکه عصبی در هر سه انتخاب..... ۷۶
- شکل (۴-۱۷): سیستم پیش پردازش فازی برای شبکه عصبی پیش بین PEF..... ۷۷
- شکل (۴-۱۸): مقایسه PEF پیش بینی شده با PEF اندازه گیری شده چاه ۲۴۶ به کمک داده های چاه های ۲۴۵ و ۲۵۳..... ۷۷
- شکل (۴-۱۹): مقایسه PEF پیش بینی شده با PEF اندازه گیری شده چاه ۲۴۶ در یک بازه عمقی مشخص با استفاده از داده های چاه های ۲۴۵ و ۲۵۳..... ۷۸
- شکل (۴-۲۰): ضریب رگرسیون بین PEF پیش بینی شده با PEF اندازه گیری شده چاه ۲۴۶..... ۷۸
- شکل (۴-۲۱): ضریب رگرسیون برای تعداد نرون مختلف لایه میانی شبکه عصبی در هر سه انتخاب..... ۷۹
- شکل (۴-۲۲): خطای RMS برای تعداد نرون مختلف لایه میانی شبکه عصبی در هر سه انتخاب..... ۷۹
- شکل (۴-۲۳): ضریب درصد تشابه برای تعداد نرون مختلف لایه میانی شبکه عصبی در هر سه انتخاب..... ۸۰
- شکل (۴-۲۴): سیستم پیش پردازش فازی برای شبکه عصبی پیش بین DT..... ۸۰

- شکل (۴-۲۵): مقایسه DT پیش بینی شده با شبکه عصبی-فازی با DT
 اندازه گیری شده چاه ۲۴۶ به کمک داده های چاه های ۲۴۵ و ۲۵۳..... ۸۱
- شکل (۴-۲۶): مقایسه DT پیش بینی شده با شبکه عصبی-فازی با DT اندازه گیری
 شده چاه ۲۴۶ به کمک داده های چاه های ۲۴۵ و ۲۵۳ در یک بازه عمقی مشخص. ۸۱
- شکل (۴-۲۷): ضریب رگرسیون بین DT پیش بینی شده با شبکه عصبی-فازی
 با DT اندازه گیری شده در پیش بینی چاه ۲۴۶..... ۸۲
- شکل (۵-۱): نمای کلی یک سیستم ANFIS با ۲ ورودی و ۱ خروجی ۸۸
- شکل (۵-۲): خطای RMS برای شعاع تاثیرهای مختلف ۹۳
- شکل (۵-۳): خطای حداکثر برای شعاع تاثیرهای مختلف ۹۴
- شکل (۵-۴): درصد ضریب تشابه برای شعاع تاثیرهای مختلف..... ۹۴
- شکل (۵-۵): شمای کلی سیستم فازی برای پیش بینی PEF..... ۹۵
- شکل (۵-۶): توابع عضویت برای (Ωm) MSFL ۹۶
- شکل (۵-۷): توابع عضویت برای (Ωm) LLD ۹۶
- شکل (۵-۸): توابع عضویت برای (Ωm) LLS ۹۷
- شکل (۵-۹): توابع عضویت برای (gr/cm^3) RHOB ۹۷
- شکل (۵-۱۰): توابع عضویت برای $(\% pu)$ NPHI ۹۷
- شکل (۵-۱۱): توابع عضویت برای $(\mu sec/ft)$ DT ۹۸
- شکل (۵-۱۲): توابع عضویت برای (API) GR ۹۸
- شکل (۵-۱۳): مقایسه PEF پیش بینی شده ANFIS و PEF اندازه گیری شده
 برای چاه ۱۳۹..... ۹۹
- شکل (۵-۱۴): مقایسه PEF پیش بینی شده ANFIS و PEF اندازه گیری شده
 برای چاه ۱۳۹ در ۲۰ نمونه..... ۹۹
- شکل (۵-۱۵): ضریب رگرسیون بین PEF پیش بینی شده ANFIS و PEF
 اندازه گیری شده برای چاه ۱۳۹..... ۱۰۰
- شکل (۵-۱۶): حداکثر خطای سیستم برای شعاع تاثیرهای مختلف ۱۰۱
- شکل (۵-۱۷): خطای RMS سیستم برای شعاع تاثیرهای مختلف ۱۰۱
- شکل (۵-۱۸): درصد ضریب تشابه سیستم برای شعاع تاثیرهای مختلف..... ۱۰۲
- شکل (۵-۱۹): خطای RMS سیستم برای شعاع تاثیرهای مختلف ۱۰۳
- شکل (۵-۲۰): خطای حداکثر سیستم برای شعاع تاثیرهای مختلف ۱۰۳

- شکل (۵-۲۱): درصد ضریب تشابه سیستم برای شعاع تاثیرهای مختلف..... ۱۰۳
- شکل (۵-۲۲): شمای کلی سیستم فازی برای پیش بینی DT..... ۱۰۵
- شکل (۵-۲۳): توابع عضویت برای ($pu\%$) NPHI..... ۱۰۵
- شکل (۵-۲۴): توابع عضویت برای PEF..... ۱۰۵
- شکل (۵-۲۵): توابع عضویت برای (API) GR..... ۱۰۶
- شکل (۵-۲۶): مقایسه DT پیش بینی شده ANFIS و DT اندازه گیری شده
برای کل نمونه های آزمون در چاه ۱۳۹..... ۱۰۷
- شکل (۵-۲۷): م مقایسه DT پیش بینی شده ANFIS و DT اندازه گیری شده
برای ۵۰ نمونه در چاه ۱۳۹..... ۱۰۷
- شکل (۵-۲۸): مقایسه DT پیش بینی شده ANFIS و DT اندازه گیری شده
در چاه ۱۳۹..... ۱۰۸
- شکل (الف-۱): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های
تعمیم چاه ۱۳۹ در کل عمق چاه ۱۲۷
- شکل (الف-۲): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های
تعمیم چاه ۱۳۹ در یک عمق مشخص ۱۲۷
- شکل (الف-۳): خطای آموزش برای PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده
در چاه ۱۳۹ ۱۲۷
- شکل (الف-۴): ضریب همبستگی PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده
در چاه ۱۳۹ ۱۲۸
- شکل (الف-۵): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم
چاه ۲۴۵ در کل عمق چاه ۱۲۸
- شکل (الف-۶): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم
چاه ۲۴۵ در یک بازه عمقی مشخص ۱۲۸
- شکل (الف-۷): خطای آموزش برای PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده
در چاه ۲۴۵ ۱۲۹
- شکل (الف-۸): ضریب همبستگی PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده
در چاه ۲۴۵ ۱۲۹
- شکل (الف-۹): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم
چاه ۲۴۶ در کل عمق چاه ۱۲۹

- شکل(الف-۱۰): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم
 ۱۳۰..... چاه ۲۴۶ در یک بازه عمقی مشخص
- شکل(الف-۱۱): خطای آموزش برای PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده
 ۱۳۰..... در چاه ۲۴۶
- شکل(الف-۱۲): ضریب همبستگی PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده
 ۱۳۰..... در چاه ۲۴۶
- شکل(الف-۱۳): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم
 ۱۳۱..... چاه ۲۵۳ در کل عمق چاه
- شکل(الف-۱۴): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم
 ۱۳۱..... چاه ۲۵۳ در یک بازه عمقی مشخص
- شکل(الف-۱۵): خطای آموزش برای PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده
 ۱۳۱..... در چاه ۲۵۳
- شکل(الف-۱۶): ضریب همبستگی PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده
 ۱۳۲..... در چاه ۲۵۳
- شکل(الف-۱۷): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های
 ۱۳۲..... تعمیم چاه ۲۵۹ در کل عمق چاه
- شکل(الف-۱۸): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های
 ۱۳۲..... تعمیم چاه ۲۵۹ در یک بازه عمقی مشخص
- شکل(الف-۱۹): خطای آموزش برای PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده
 ۱۳۳..... در چاه ۲۵۹
- شکل(الف-۲۰): ضریب همبستگی PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده
 ۱۳۳..... در چاه ۲۵۹
- شکل(الف-۲۱): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های
 ۱۳۳..... تعمیم چاه ۱۳۹ در کل عمق چاه
- شکل(الف-۲۲): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های
 ۱۳۴..... تعمیم چاه ۱۳۹ در یک بازه عمقی مشخص
- شکل(الف-۲۳): خطای آموزش برای DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده
 ۱۳۴..... در چاه ۱۳۹

- شکل(الف-۲۴): ضریب همبستگی DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده
 در چاه ۱۳۹..... ۱۳۴
- شکل(الف-۲۵): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های
 تعمیم چاه ۲۴۵ در کل عمق..... ۱۳۵
- شکل(الف-۲۶): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های
 تعمیم چاه ۲۴۵ در یک بازه عمقی مشخص..... ۱۳۵
- شکل(الف-۲۷): خطای آموزش برای DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده
 در چاه ۲۴۵..... ۱۳۵
- شکل(الف-۲۸): ضریب همبستگی DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده
 در چاه ۲۴۵..... ۱۳۶
- شکل(الف-۲۹): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های
 تعمیم چاه ۲۴۶ در کل عمق چاه..... ۱۳۶
- شکل(الف-۳۰): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های
 تعمیم چاه ۲۴۶ در یک بازه عمقی مشخص..... ۱۳۶
- شکل(الف-۳۱): خطای آموزش برای DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده
 در چاه ۲۴۶..... ۱۳۷
- شکل(الف-۳۲): ضریب همبستگی DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده
 در چاه ۲۴۶..... ۱۳۷
- شکل(الف-۳۳): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های
 تعمیم چاه ۲۵۳ در کل عمق چاه..... ۱۳۷
- شکل(الف-۳۴): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های
 تعمیم چاه ۲۵۳ در یک عمق مشخص..... ۱۳۸
- شکل(الف-۳۵): خطای آموزش برای DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده
 در چاه ۲۵۳..... ۱۳۸
- شکل(الف-۳۶): ضریب همبستگی DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده
 در چاه ۲۵۳..... ۱۳۸
- شکل(الف-۳۷): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های
 تعمیم چاه ۲۵۹ در کل عمق چاه..... ۱۳۹

- شکل (الف-۳۸): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های
 ۱۳۹.....تعمیم چاه ۲۵۹ در یک بازه عمقی مشخص
- شکل (الف-۳۹): خطای آموزش برای DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده
 ۱۳۹..... در چاه ۲۵۹
- شکل (الف-۴۰): ضریب همبستگی DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده
 ۱۴۰..... در چاه ۲۵۹
- شکل (ب-۱): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های
 ۱۴۲.....تعمیم چاه ۱۳۹ در کل نمونه ها
- شکل (ب-۲): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های
 ۱۴۲.....تعمیم چاه ۱۳۹ در بعضی نمونه ها
- شکل (ب-۳): ضریب همبستگی PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده
 ۱۴۲..... در چاه ۱۳۹
- شکل (ب-۴): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های
 ۱۴۳.....تعمیم چاه ۲۴۵ در کل نمونه ها
- شکل (ب-۵): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های
 ۱۴۳.....تعمیم چاه ۲۴۵ در بعضی نمونه ها
- شکل (ب-۶): ضریب همبستگی PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده
 ۱۴۳..... در چاه ۲۴۵
- شکل (ب-۷): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های
 ۱۴۴.....تعمیم چاه ۲۴۶ در کل نمونه ها
- شکل (ب-۸): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های
 ۱۴۴.....تعمیم چاه ۲۴۶ در بعضی نمونه ها
- شکل (ب-۹): ضریب همبستگی PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده
 ۱۴۴..... در چاه ۲۴۶
- شکل (ب-۱۰): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های
 ۱۴۵.....تعمیم چاه ۲۵۳ در کل نمونه ها
- شکل (ب-۱۱): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های
 ۱۴۵.....تعمیم چاه ۲۵۳ در بعضی نمونه ها

- شکل(ب-۱۲): ضریب همبستگی PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده
 ۱۴۵..... در چاه ۲۵۳
- شکل(ب-۱۳): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های
 ۱۴۶..... تعمیر چاه ۲۵۹ در کل نمونه ها
- شکل(ب-۱۴): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های
 ۱۴۶..... تعمیر چاه ۲۵۹ در بعضی نمونه ها
- شکل(ب-۱۵): ضریب همبستگی PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده
 ۱۴۶..... در چاه ۲۵۹
- شکل(ب-۱۶): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های
 ۱۴۷..... تعمیر چاه ۱۳۹ در کل نمونه ها
- شکل(ب-۱۷): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های
 ۱۴۷..... تعمیر چاه ۱۳۹ در بعضی نمونه ها
- شکل(ب-۱۸): ضریب همبستگی DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده
 ۱۴۷..... در چاه ۱۳۹
- شکل(ب-۱۹): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های
 ۱۴۸..... تعمیر چاه ۲۴۵ در کل نمونه ها
- شکل(ب-۲۰): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های
 ۱۴۷..... تعمیر چاه ۲۴۵ در بعضی نمونه ها
- شکل(ب-۲۱): ضریب همبستگی DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده
 ۱۴۸..... در چاه ۲۴۵
- شکل(ب-۲۲): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های
 ۱۴۹..... تعمیر چاه ۲۴۶ در کل نمونه ها
- شکل(ب-۲۳): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های
 ۱۴۹..... تعمیر چاه ۲۴۶ در بعضی نمونه ها
- شکل(ب-۲۴): ضریب همبستگی DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده
 ۱۴۹..... در چاه ۲۴۶
- شکل(ب-۲۵): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های
 ۱۵۰..... تعمیر چاه ۲۵۳ در کل نمونه ها

- شکل (ب-۲۶): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های
 ۱۵۰..... تعمیر چاه ۲۵۳ در بعضی نمونه ها
- شکل (ب-۲۷): ضریب همبستگی DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده
 ۱۵۰..... در چاه ۲۵۳
- شکل (ب-۲۸): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های
 ۱۵۱..... تعمیر چاه ۲۵۹ در کل نمونه ها
- شکل (ب-۲۹): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های
 ۱۵۱..... تعمیر چاه ۲۵۹ در بعضی نمونه ها
- شکل (ب-۳۰): ضریب همبستگی DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده
 ۱۵۱..... در چاه ۲۵۹
- شکل (ج-۱): مقایسه PEF شبکه عصبی و PEF اندازه گیری شده برای
 ۱۵۳..... چاه ۲۵۳ با استفاده از داده های چاه های ۲۴۶ و ۲۵۹ در کل عمق.....
- شکل (ج-۲): مقایسه PEF شبکه عصبی و PEF اندازه گیری شده برای
 ۱۵۳..... چاه ۲۵۳ با استفاده از داده های چاه های ۲۴۶ و ۲۵۹ در یک عمق مشخص.....
- شکل (ج-۳): ضریب رگرسیون PEF شبکه عصبی و PEF اندازه گیری شده
 ۱۵۳..... برای چاه ۲۵۳ با استفاده از داده های چاه های ۲۴۶ و ۲۵۹.....
- شکل (ج-۴): مقایسه PEF شبکه عصبی و PEF اندازه گیری شده برای
 ۱۵۴..... چاه ۲۴۶ با استفاده از داده های چاه های ۲۴۵ و ۲۵۳ در کل عمق.....
- شکل (ج-۵): مقایسه PEF شبکه عصبی و PEF اندازه گیری شده برای
 ۱۵۴..... چاه ۲۴۶ با استفاده از داده های چاه های ۲۴۵ و ۲۵۳ در یک عمق مشخص.....
- شکل (ج-۶): ضریب رگرسیون PEF شبکه عصبی و PEF اندازه گیری شده
 ۱۵۴..... برای چاه ۲۴۶ با استفاده از داده های چاه های ۲۴۵ و ۲۵۳.....
- شکل (ج-۷): مقایسه DT شبکه عصبی و DT اندازه گیری شده برای
 ۱۵۵..... چاه ۲۴۵ با استفاده از داده های چاه های ۲۴۶ و ۱۳۹ در کل عمق.....
- شکل (ج-۸): مقایسه DT شبکه عصبی و DT اندازه گیری شده برای چاه ۲۴۵
 ۱۵۵..... با استفاده از داده های چاه های ۲۴۶ و ۱۳۹ در یک عمق مشخص.....
- شکل (ج-۹): ضریب رگرسیون DT شبکه عصبی و DT اندازه گیری شده
 ۱۵۵..... برای چاه ۲۴۵ با استفاده از داده های چاه های ۲۴۶ و ۱۳۹.....

- شکل (ج-۱۰): مقایسه DT شبکه عصبی و DT اندازه گیری شده برای چاه ۲۵۳
 با استفاده از داده های چاه های ۲۴۶ و ۲۵۹ در کل عمق ۱۵۶
- شکل (ج-۱۱): مقایسه DT شبکه عصبی و DT اندازه گیری شده برای چاه ۲۵۳
 با استفاده از داده های چاه های ۲۴۶ و ۲۵۹ در یک عمق مشخص ۱۵۶
- شکل (ج-۱۲): ضریب رگرسیون DT شبکه عصبی و DT اندازه گیری شده
 برای چاه ۲۵۳ با استفاده از داده های چاه های ۲۴۶ و ۲۵۹ ۱۵۶
- شکل (ج-۱۳): مقایسه PEF شبکه عصبی- فازی و PEF اندازه گیری شده
 برای چاه ۲۴۵ با استفاده از داده های چاه های ۲۴۶ و ۱۳۹ در کل نمونه ها ۱۵۷
- شکل (ج-۱۴): مقایسه PEF شبکه عصبی- فازی و PEF اندازه گیری شده برای چاه ۲۴۵
 با استفاده از داده های چاه های ۲۴۶ و ۱۳۹ در نمونه های مشخص ۱۵۷
- شکل (ج-۱۵): ضریب رگرسیون PEF شبکه عصبی- فازی و PEF اندازه گیری شده
 برای چاه ۲۴۵ با استفاده از داده های چاه های ۲۴۶ و ۱۳۹ ۱۵۷
- شکل (ج-۱۶): مقایسه PEF شبکه عصبی- فازی و PEF اندازه گیری شده
 برای چاه ۲۵۳ با استفاده از داده های چاه های ۲۴۶ و ۲۵۹ در کل نمونه ها ۱۵۸
- شکل (ج-۱۷): مقایسه PEF شبکه عصبی- فازی و PEF اندازه گیری شده برای چاه ۲۵۳
 با استفاده از داده های چاه های ۲۴۶ و ۲۵۹ در نمونه های مشخص ۱۵۸
- شکل (ج-۱۸): ضریب رگرسیون PEF شبکه عصبی - فازی و PEF اندازه گیری شده
 برای چاه ۲۵۳ با استفاده از داده های چاه های ۲۴۶ و ۲۵۹ ۱۵۸
- شکل (ج-۱۹): مقایسه DT شبکه عصبی- فازی و DT اندازه گیری شده برای چاه ۲۴۵
 با استفاده از داده های چاه های ۲۴۶ و ۱۳۹ در کل نمونه ها ۱۵۹
- شکل (ج-۲۰): مقایسه DT شبکه عصبی- فازی و DT اندازه گیری شده برای چاه ۲۴۵
 با استفاده از داده های چاه های ۲۴۶ و ۱۳۹ در نمونه های مشخص ۱۵۹
- شکل (ج-۲۱): ضریب رگرسیون DT شبکه عصبی - فازی و DT اندازه گیری شده
 برای چاه ۲۴۵ با استفاده از داده های چاه های ۲۴۶ و ۱۳۹ ۱۵۹
- شکل (ج-۲۲): مقایسه DT شبکه عصبی- فازی و DT اندازه گیری شده برای چاه ۲۵۳
 با استفاده از داده های چاه های ۲۴۶ و ۲۵۹ در کل نمونه ها ۱۶۰
- شکل (ج-۲۳): مقایسه DT شبکه عصبی- فازی و DT اندازه گیری شده برای چاه ۲۵۳
 با استفاده از داده های چاه های ۲۴۶ و ۲۵۹ در نمونه های مشخص ۱۶۰

- شکل(ج-۲۴): ضریب رگرسیون DT شبکه عصبی - فازی و DT اندازه گیری شده
 برای چاه ۲۵۳ با استفاده از داده های چاه های ۲۴۶ و ۲۵۹..... ۱۶۰
- شکل(د-۱): خطای RMS سیستم برای شعاع تاثیرهای مختلف در مرحله طراحی..... ۱۶۲
- شکل(د-۲): خطای MS سیستم برای شعاع تاثیرهای مختلف در مرحله طراحی..... ۱۶۲
- شکل(د-۳): ماکزیمم خطای سیستم برای شعاع تاثیرهای مختلف در مرحله طراحی..... ۱۶۲
- شکل(د-۴): ضریب درصد تشابه سیستم برای شعاع تاثیرهای مختلف در
 مرحله طراحی..... ۱۶۳
- شکل(د-۵): نمای کلی و تعداد قواعد سیستم بهینه با شعاع تاثیر برابر ۰,۲۸
 در مرحله طراحی..... ۱۶۴
- شکل(د-۶): مقایسه PEF سیستم با PEF اندازه گیری شده در مرحله آزمون
 برای کل نمونه ها..... ۱۶۴
- شکل(د-۷): مقایسه PEF سیستم با PEF اندازه گیری شده در مرحله آزمون
 برای ۵۰ نمونه..... ۱۶۵
- شکل(د-۸): ضریب رگرسیون بین PEF سیستم با PEF اندازه گیری شده
 در مرحله آزمون..... ۱۶۵

فهرست جداول

- جدول (۱-۲) : تعداد داده های مورد استفاده در پروژه ۳۰
- جدول (۲-۲) : ماتریس ضرایب همبستگی تمام ورودیها نسبت به خروجی PEF ۳۱
- جدول (۳-۲) : ۵ مقدار مطلوب انواع معیارهای مقایسه ۳۴
- جدول (۴-۲) : تعداد نرون های لایه میانی متناظر با مقادیر مطلوب معیارها ۳۵
- جدول (۵-۲) : عملکرد شبکه در ارتباط با انواع مختلف روشهای آموزش ۳۹
- جدول (۶-۲) : پارامترهای آموزش برای شبکه طراحی شده ۴۱
- جدول (۱-۵) : ابعاد داده ها قبل و بعد از کاهش بعد ۹۲
- جدول (۲-۵) : معیارهای مقایسه رفتار سیستم برای شعاع تاثیر مختلف ۹۴
- جدول (۳-۵) : مقادیر متناظر شعاع تاثیر برای معیارهای مقایسه ۹۴
- جدول (۴-۵) : ماتریس ورودی- خروجی داده ها ۱۰۲
- جدول (۵-۵) : معیارهای مقایسه رفتار سیستم برای شعاع تاثیر مختلف ۱۰۴
- جدول (۶-۵) : مقادیر متناظر شعاع تاثیر برای معیارهای مقایسه ۱۰۴
- جدول (۷-۵) : ضرایب همبستگی تمام متغیرها نسبت به همدیگر ۱۰۸
- جدول (۱-۶) : شاخص های مقایسه عملکرد شبکه عصبی در مرحله تعمیم برای
پیش بینی PEF ۱۱۲
- جدول (۲-۶) : خطاها برای مقایسه عملکرد شبکه عصبی در مرحله آموزش برای
پیش بینی PEF ۱۱۲
- جدول (۳-۶) : ماتریس ضرایب همبستگی تمام ورودی ها نسبت به خروجی PEF ۱۱۳
- جدول (۴-۶) : عملکرد شبکه در ارتباط با پیش بینی PEF برای تمام
شاخص های مقایسه در مرحله آموزش و تعمیم برای چاه های مختلف ۱۱۳
- جدول (۵-۶) : شاخص های مقایسه عملکرد شبکه عصبی در مرحله تعمیم برای
پیش بینی DT ۱۱۴
- جدول (۶-۶) : خطاها برای مقایسه عملکرد شبکه عصبی در مرحله آموزش برای
پیش بینی DT ۱۱۴
- جدول (۷-۶) : ماتریس ضرایب همبستگی تمام ورودی ها نسبت به خروجی DT ۱۱۴
- جدول (۸-۶) : عملکرد چاه ها در ارتباط با پیش بینی DT برای تمام شاخص های مقایسه
در مرحله آموزش و تعمیم ۱۱۵

- جدول (۶-۹) : شاخص های مقایسه عملکرد شبکه عصبی با پیش پردازش فازی در
 مرحله تعمیم برای پیش بینی PEF ۱۱۵
- جدول (۶-۱۰) : شاخص های مقایسه عملکرد شبکه عصبی با پیش پردازش فازی
 مرحله تعمیم در پیش بینی DT ۱۱۶
- جدول (۶-۱۱) : شاخص های مقایسه عملکرد شبکه عصبی در مرحله تعمیم برای
 پیش بینی PEF ۱۱۶
- جدول (۶-۱۲) : شاخص های مقایسه عملکرد شبکه عصبی در مرحله تعمیم برای
 پیش بینی DT ۱۱۷
- جدول (۶-۱۳) : شاخص های مقایسه عملکرد شبکه عصبی با پیش پردازش فازی
 در مرحله تعمیم برای پیش بینی DT ۱۱۷
- جدول (۶-۱۴) : شاخص های مقایسه عملکرد شبکه عصبی با پیش پردازش فازی
 در مرحله تعمیم برای پیش بینی PEF ۱۱۷
- جدول (۶-۱۵) : ماتریس ضریب همبستگی بین ورودی ها و خروجی ها ۱۱۷
- جدول (د - ۱) : ۵ خطای حداقل برای معیار خطا و ۵ مقدار حداکثر برای PSC
 در مرحله طراحی ۱۶۳
- جدول (د - ۲) : ۵ مقدار متناظر شعاع تاثیر برای PSC در مرحله طراحی ۱۶۳
- جدول (د - ۳) : مشخصات سیستم نهائی ۱۶۳

فهرست علائم

شبکه های عصبی مصنوعی	ANN
انستیتو نفت آمریکا	API
پس انتشار خطا	BP
تابع عضویت سیگموئیدی دو طرفه	DSIGMF
زمان گذر موج صوتی Δt	DT
تابع عضویت بل تعمیم یافته	GBELLMF
نمودار گاما گاما	GR
تابع عضویت گوسی دو طرفه	GUASS2MF
تابع عضویت گوسی	GUASSMF
لاترولوگ دوگانه	LLD
مقاومت ویژه عمق کم یا آغشته شده	LLS
تابع عضویت	MF
پرسپترون چند لایه	MLP
کروی متمرکز شده کوچک	MSFL
شاخص هیدروژن گاما	NPHI
شاخص فتوالکتریک	PEF
تابع عضویت π	PIMF
پای احتمالی	PROBOR
حاصل ضرب	PROD
درصد ضریب تشابه	PSC
تابع عضویت سیگموئیدی نا متقارن	PSIGMF
جرم مخصوص سازند	RHOB
میانگین مربعات خطا	RMSError
تابع عضویت سیگموئیدی	SIGMF
تابع عضویت S	SMF
تابع عضویت دوزنقه ای	TRAPMF
تابع عضویت مثلثی	TRIMF
تابع عضویت Z	ZMF

فصل ۱: مقدمه و کلیات

ما نباید از اکتشافات دست بکشیم. سرانجام تمام اکتشافات ما وارد شدن به جایی است که در ابتدا از آنجا آغاز کرده ایم و شناسایی این مکان برای اولین بار خواهد بود.

تی.اس.الیوت

۱-۱- مقدمه

در این فصل ابتدا کلیاتی در مورد سابقه، هدف و ضرورت انجام این مطالعه آورده شده است. سپس منطق فازی، شبکه های عصبی و داده های مورد استفاده معرفی خواهند شد. لازم به ذکر است این فصل تنها برای آشنائی مقدماتی ارائه می شود و برای آشنائی کافی با مباحث چاه پیمایی، شبکه های عصبی و منطق فازی خواننده می تواند به منابع [۱]، [۲] و [۴] تا [۱۳] مراجعه کند.

۱-۲- کلیات

۱-۲-۱- مقدمه

مهمترین پارامترهای پتروفیزیکی^۱ مورد نیاز برای ارزیابی کمی یک مخزن شامل تخلخل، اشباع هیدروکربور، ضخامت، نفوذپذیری و البته جنس سنگ مخزن می باشند. برای اندازه گیری هر یک از پارامترهای مذکور، دو روش مستقیم^۲ و غیرمستقیم^۳ وجود دارد. روش مستقیم، دسترسی مستقیم به نمونه سنگ مخزن از طریق مغزه گیری و اندازه گیری هر یک از پارامترهای مذکور در آزمایشگاه است که با توجه به هزینه بالای مغزه گیری، انجام آزمایشات مختلف بر روی مغزه و همچنین با توجه به وسعت بسیار زیاد میادین نفتی، این روش به لحاظ اقتصادی مقرون به صرفه نیست. روش غیرمستقیم اندازه گیری پارامترهای مذکور، علم چاه پیمایی^۴ (چاه نگاری) نام دارد. چاه پیمایی یکی از رشته های مهم در اکتشاف و استخراج نفت و گاز می باشد و پیدایش نمودارهای الکتریکی آن به بیش از نیم قرن پیش برمی گردد. از آن زمان تاکنون بسیاری از ابزارهای چاه پیمایی

- 1 . Petrophysical
- 2 . Direct Method
- 3 . Indirect Method
- 4 . Well Logging

اختراع شدند و مورد استفاده عمومی قرار گرفتند. با پیشرفت علم چاه‌پیمایی، فن تعبیر و تفسیر اطلاعات حاصل از نمودارها نیز رو به پیشرفت نهاد. مطالعات دقیق‌تر برای انتخاب یک رشته از ابزارهای چاه‌پیمایی باعث پیدایش روشی برای تخمین دقیق مقادیر هیدروکربور، اشباع آب، تخلخل، نفوذپذیری و لیتولوژی گردید. محاسبات و آنالیز اطلاعات و داده‌های مختلف چاه‌پیمایی نقش مهمی در مطالعه و بهره‌برداری از مخازن هیدروکربوری دارد. این محاسبات دارای ماهیتی بسیار تخصصی و پیچیده می‌باشند. یکی از موارد مهم و عمده کسب اطلاعات خام از این مخازن، برداشت نمودارهای (نگاره‌های) چاه‌پیمایی جهت ارزیابی پتروفیزیکی مخزن می‌باشد. اما این امر همواره مقدور نیست. در برخی از چاه‌ها یا قسمت‌هایی از یک چاه به دلیل شرایط نامناسب عملیاتی (از قبیل هرزروی شدید گل حفاری در مخزن و امکان فوران و از دست رفتن چاه، عدم عبور دستگاه‌های نمودارگیری از اعماق معین و...) برداشت برخی یا همگی این نمودارها ممکن نیست. همچنین در چاه‌های قدیمی به علت عدم وجود تکنولوژی پیشرفته، بعضی از نمودارهای مهم اصولاً برداشت نشده‌اند و برداشت مجدد این نمودارها نیز به لحاظ عملیاتی، اقتصادی و فنی، اکثراً غیرممکن می‌باشد. تخمین نمودارهای چاه‌پیمایی به طور معمول شامل دو مرحله است: مرحله اول عبارت از پیدا کردن یک رابطه بین نمودار مورد نظر و سایر نمودارها در چاه‌های مجاور؛ در صورتی که از لحاظ سنگ‌شناسی همبستگی قابل قبولی با چاه مورد نظر داشته باشند. مرحله دوم شامل کاربرد رابطه به دست آمده از مرحله قبل در چاه مورد نظر جهت تخمین نمودار مجهول از نمودارهای معلوم است. روش‌های متعددی برای این منظور به کار برده می‌شود که می‌توان به روش‌های رگرسیون یک یا چند متغیره، منطق فازی، الگوریتم ژنتیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی^۱ اشاره نمود [۱۴]. از شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدل‌سازی و شبیه‌سازی سیستم‌های غیرخطی استفاده می‌شود، همچنین برای حل مسائلی که رابطه ریاضی خاصی بین پارامترها وجود ندارد می‌توان از شبکه‌های عصبی مصنوعی کمک گرفت [۱۵]. در مقایسه با روش زمین‌آمار که مستلزم رسم واریوگرام‌های^۲ پیچیده و وجود تعداد داده‌های کافی برای رسم این واریوگرام‌هاست، در روش شبکه‌های عصبی مصنوعی حتی در صورت کافی نبودن داده‌های ورودی، می‌توان شبکه مورد نظر را آموزش داد، البته احتمال بالا رفتن خطا در این حالت وجود دارد. سیستم شبکه‌های عصبی مصنوعی از طریق بازسازی و تکمیل اطلاعات نمودارها (با استفاده از اطلاعات همان چاه یا چاه‌های مجاور)، می‌تواند در انجام محاسبات سنگ‌شناسی و اشباع آب، کمک شایانی به بالا بردن دقت و صحت آنالیزهای نمودارها و در نتیجه مطالعه مخازن هیدروکربوری نماید [۱۶] و همچنین توانایی ایجاد داده‌های مورد نیاز برای مهندسی نفت را دارد، کاری که در گذشته و حال بیش‌تر توسط روش‌های تجربی و آماری صورت می‌گرفته است. به خاطر وجود شباهت‌های ساختاری بین این شبکه‌ها با ساختار عصبی مغز انسان، این شبکه‌ها همانند مغز انسان دارای قابلیت‌ها و ظرفیت‌های

1 . Artificial Neural Networks (ANN)

2 . Variogram

بی‌نظیری در پردازش اطلاعات می‌باشند. می‌توان گفت که یادگیری از روی مثال‌ها، احتمالاً مهم‌ترین ویژگی شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد. قبل از بحث بیشتر در این زمینه، ابتدا مختصری در مورد تاریخچه شبکه‌های عصبی مصنوعی و منطق فازی در چاه پیمایی و همچنین کارهای مشابه توضیحاتی داده می‌شود و در ادامه ضرورت و هدف انجام پروژه پی‌گیری خواهد شد. در ارتباط با علم چاه پیمایی برای مطالعه بیشتر می‌توان به منبع شماره [۲] مراجعه کرد و در اینجا تنها اشاره مختصری به این مورد شده است.

۱-۲-۲- سابقه مطالعات انجام شده

در مورد کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی و تخمین تخلخل و نفوذپذیری می‌توان به کارهای هانگ [۱۷]، هانگ و همکارانش [۱۸] و محقق و همکاران [۱۹] اشاره نمود. در برخی از کارهای تحقیقاتی انجام شده در زمینه پتروفیزیک می‌توان به کار آقای والز و همکارانش [۲۰] و [۲۱] در سال ۱۹۹۹ و ۲۰۰۰ اشاره کرد که با استفاده از داده‌های لرزه‌ای و پتروفیزیکی و به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی اقدام به طبقه بندی لیتولوژی بین گمانه‌ها و تعیین تغییرات تخلخل نموده‌اند. همچنین آقای لیو و همکاران [۲۲] در سال ۱۹۹۸ نشان دادند که چگونه می‌توان به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی و با استفاده از داده‌های لرزه‌ای و اطلاعات نمودارهای صوتی؛ اقدام به پیش‌بینی نمودارهای تخلخل و پتانسیل نمود. آقای هامپسون و همکاران در سال ۲۰۰۰ با استفاده از داده‌های لرزه‌ای و شبکه‌های عصبی مصنوعی نمودار تخلخل را پیش‌بینی کردند [۲۳].

در زمینه چاه‌پیمایی می‌توان کار آقای زنگ و همکاران در سال ۱۹۹۹ را نام برد که ایشان به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی به مدل‌سازی مستقیم داده‌های لاترولوگ دوگانه^۱ و میکرولاترولوگ دوگانه^۲ پرداخته‌اند [۲۴]. آقای زنگ در سال ۲۰۰۰ نیز با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی اقدام به مدل‌سازی معکوس مدل‌های مختلف زمین با استفاده از داده‌های لاترولوگ دوگانه با قدرت تفکیک‌پذیری بالا نمود [۲۵]. آقای جرالدفیتز و همکارانش در سال ۱۹۹۹ با استفاده از نمودارهای وایرلاین^۳ (نمودار تخلخل نوترون، دانسیته، امواج طولی و امواج عرضی و لاترولوگ دوگانه) و شبکه‌های عصبی مصنوعی، شکستگی‌های موجود در زمین را پیش‌بینی کردند [۲۶]. در ضمن خانم ماری پولتن در سال ۲۰۰۲ در یک مقاله مروری، کارهای انجام شده در زمینه استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در کلیه مطالعات ژئوفیزیکی به ویژه مطالعات چاه‌پیمایی را مورد بررسی قرار داد [۲۷]. در ارتباط با منطق فازی می‌توان به کار آقایان نیکروش و امین زاده [۲۸] اشاره کرد که آنها یک نگاشت غیر خطی بین داده‌های لرزه و مشخصات پتروفیزیکی به دست آوردند. همچنین ایشان در کار دیگری [۲۹] تلاش‌های صورت گرفته در این زمینه را دسته بندی

1 . Dual Laterolog: DLL

2 . Microlaterolog

3 . Wireline Logs

کرده اند. آقایان منگ و چنگ در کار خودشان [۳۰] و هوانگ و همکاران [۳۱] با یک روش ابداعی و استفاده از تحلیل فازی به پیش بینی تخلخل پرداخته اند. همچنین چنگ و همکاران در یک بررسی [۳۲] به تخمین لیتولوژی از داده های چاه پرداخته اند. آقای بلوندا و همکارانش [۳۳] و آقای زو [۳۴] به مفهوم دسته بندی داده ها پرداخته اند. آقای ونگ و همکاران [۳۵] با استفاده از شبکه های عصبی فازی حجم رس را پیش بینی کرده اند. در ایران در زمینه پیش بینی فازی با استفاده از استنتاج فازی کاری صورت نگرفته است در کارهای مرتبط می توان به دسته بندی فازی توسط آقایان علی کدخدائی ایلچی و همکاران [۳] اشاره کرد.

۱-۲-۳- ضرورت انجام مطالعه

در ارزیابی های پتروفیزیکی هنگامی که نمودارهای لازم برای یک چاه به اندازه کافی در دسترس نباشند، نمی توان یک تفسیر دقیق و واقعی از سنگ شناسی و اشباع سیالات درون چاه ارائه نمود. این مسئله به ویژه در پردازش و تفسیر مجدد نمودارهای قدیمی حائز اهمیت می باشد. امروزه می توان با کمک روش جدید شبکه های عصبی مصنوعی و با استفاده از داده های پتروفیزیکی چاه هایی که دارای مجموعه کامل نمودارهای چاه پیمایی هستند، نمودارهای مورد نظر را تخمین زد. نکته مورد توجه این است که در بیشتر تحقیقات صورت گرفته دانش بشری که از تجربه حاصل شده است دخالت داده نمی شود و عملاً تجربیات مفسر در این زمینه به کار نرفته است با توجه به اهمیت این دانش تجربی لازم است این نوع دانش نیز در پیش بینی دخالت داده شود. با توجه به توانمندی شبکه های عصبی مصنوعی در پردازش، تفسیر و تشخیص روابط پیچیده بین داده های مختلف (به عنوان مثال نمودارهای مختلف چاه پیمایی)، تقریب توابع غیرخطی، طبقه بندی و تفکیک الگو، به نظر می رسد که با استفاده از این روش به همراه منطق فازی برای اعمال دانش مفسر به شبکه بتوان در این زمینه کار مؤثری را ارائه نمود.

در کشور ما مطالعات جامعی برای پیش بینی پارامترهای پتروفیزیکی با استفاده از شبکه های عصبی-فازی صورت نگرفته است و همچنین لازم است کارهای صورت گرفته در ارتباط با شبکه های عصبی را بهبود بخشید به این منظور استفاده از منطق فازی در تلفیق با شبکه های عصبی می تواند پیشنهاد مناسبی باشد.

۱-۲-۴- هدف و روش انجام مطالعه

هدف از این مطالعه طراحی یک شبکه عصبی - فازی و به کارگیری آن جهت پیش بینی نمودارهای چاه پیمایی در چاه های قدیمی و یا چاه های فاقد نمودار به کمک داده های همان چاه و یا داده های چاه های مجاور می باشد. برای این کار ابتدا یک شبکه عصبی طراحی می شود و در ۶ حلقه چاه با استفاده از داده های هر چاه نمودارهای صوتی و شاخص فتوالکتریک را پیش بینی می کنیم. سپس با طراحی یک شبکه عصبی دیگر برای پیش بینی همین نمودارها از اطلاعات

چاه های مجاور برای ۳ چاه اقدام می کنیم. در مرحله بعد ما سعی خواهیم کرد برای بهبود رفتار شبکه عصبی به دست آمده، یک سیستم فازی طراحی کنیم. سیستم پیش پردازش فازی به همراه شبکه عصبی مصنوعی یک ساختار عصبی-فازی را به دست خواهد داد که ما برای پیش بینی نمودارهای مورد نظر یعنی نمودار صوتی و شاخص فتوالکتریک از آن استفاده می کنیم. در انتها ما از یک سیستم عصبی-فازی تطبیقی کمک خواهیم گرفت تا یک مدل مناسب از سیستم پیش بین به دست آوریم. بدین منظور ابتدا با توجه به نوع کار و بررسی مقالات مختلف مربوط به این موضوع، شبکه مورد نظر انتخاب گردید، سپس ورودی های مؤثر برای پیش بینی نمودار مورد نظر انتخاب شدند و آن گاه یک میدان نفتی انتخاب گردید. آن گاه جزئیات طراحی شبکه عصبی مصنوعی و سیستم پیش بین فازی مورد نظر بررسی شد و الگوریتم مربوط به این کار تهیه گردید و برنامه آن در محیط کاری نرم افزار Matlab نوشته شد و نتایج حاصل از اجرای برنامه بر روی داده های واقعی مربوط به چاه های مختلف تست شد. مراحل انجام کار بدین صورت است که ابتدا سیستم به کمک اطلاعات موجود آموزش داده می شود و پس از انتخاب شبکه بهینه و رسم منحنی های مربوطه، پارامترهای مجهول پیش بینی می گردند.

۱-۳- نمودارهای چاه پیمایی مورد استفاده در مطالعه

۱-۳-۱- نمودار صوتی^۱ (DT)

زمان گذر امواج صوتی در یک فوت سازند اندازه گیری می شود. با استفاده از این اطلاعات می توان تخلخل، لیتولوژی و خواص فیزیکی و مکانیکی سنگها (جرم حجمی و مدول یانگ و ...) را تعیین کرد.

زمان عبور صوت برای یک سازند مشخص به لیتولوژی و تخلخل آن سازند بستگی دارد. این وابستگی به تخلخل هنگامی که لیتولوژی معلوم باشد نمودار صوتی را به یک ابزار مفید برای تعیین تخلخل تبدیل می کند. این داده با DT نشان داده می شود که بیانگر Δt اختلاف زمان گذر موج است.

۱-۳-۲- نمودار شاخص فتوالکتریک^۲ (PEF)

این نمودار یکی از نمودارهای رادیواکتیو است که با بمباران سازند توسط پرتو گاما با انرژی صورت می گیرد. پرتو گاما (فوتون ها) پس از هر برخورد با مواد تشکیل دهنده اطراف چاه، مقداری انرژی خود را از دست می دهند که بخشی از این گاماها تضعیف شده برای اندازه گیری دانسیته سازند مورد استفاده قرار می گیرند. امروزه در دستگاه های جدید تعیین دانسیته، علاوه بر ثبت

1 . Sonic Log

2 . Photoelectric Factor

فوتون های تضعیف شده اثر فتوالکتریک نیز در دریاچه جداگانه ای اندازه گیری شده و تحت عنوان شاخص فتوالکتریک برای تعیین لیتولوژی مورد استفاده قرار می گیرد.

اثر فتوالکتریک بر اثر برخورد فوتون های گاما با مواد مختلف هنگامی که در اثنای برخورد فوتون با الکترون، فوتون مذکور تمام انرژی خود را به صورت انرژی جنبشی به الکترون بدهد به وجود می آید. در این صورت، الکترون از مدار خارج شده و فوتون از بین می رود. در این حال پرتوهای گاما جذب می شوند. هر چه انرژی پرتوهای گاما ضعیف تر و عدد اتمی عنصرهای مورد برخورد بیشتر باشد؛ اثر فتوالکتریک بزرگ تر است. به این ترتیب اندازه گیری انجام شده توسط دریاچه کم انرژی (LDT) برای تعیین تعداد تشعشعات گامایی که در معرض جذب فتوالکتریک قرار دارند به کار می رود و پارامتری به نام PEF حاصل می گردد که مشخص کننده لیتولوژی سنگها است و از رابطه زیر به دست می آید [۲].

$$PEF = \left(\frac{Z}{10}\right)^{3.6} \quad (1-1)$$

متغیر اثر فتوالکتریک عمدتاً مشخص کننده خمیره سنگ یا اطلاعات سنگ شناسی است و تأثیر کمی از تخلخل و سیال درون آن را می پذیرد. سوند کم انرژی یک سوند جدید است که امکان تهیه نمودار PEF را مقدور می سازد و برای بسیاری از چاه های قدیمی در اختیار نمی باشد.

۱-۳-۳- نمودار پرتو گاما^۱ (GR)

نمودار اشعه گاما، برای ثبت رادیواکتیویته طبیعی زمین در اعماق مختلف استفاده می شود. تشعشعات رادیواکتیویته از تجزیه و تلاشی سه عنصر موجود در سنگها، اورانیوم (U)، توریم (Th) و پتاسیم (K) که به طور مداوم اشعه گامای پر انرژی در شکلی از انفجارات کوتاه مدت ساطع می نمایند به وجود می آیند و قادرند تا چند اینچ در سنگها نفوذ نمایند. بخشی از این تشعشعات ساطع شده در اطراف چاه که وارد گل حفاری شده اند، می توانند توسط گیرنده اشعه گاما دریافت گردند. گیرنده برای هر اشعه گامای دریافت شده یک ضربان الکتریکی مجزا به وجود می آورد. پارامترهای ثبت شده برابر با تعداد ضربانهای دریافت شده توسط گیرنده در واحد زمان هستند. نمودار پرتو گاما در واحد API یا GAPI مقیاس بندی می شود. یک GAPI عبارت است از 1/200 بازتاب تولید شده از یک درجه بندی استاندارد که سازندی مصنوعی است و دارای مقادیر شناخته شده ای از توریم، اورانیوم و پتاسیم می باشد و در انستیتوی نفت آمریکا در هوستون تگزاس نگهداری می شود [۲].

عناصر رادیواکتیو در شیلها به علت قابلیت نفوذ پذیری کم آنها جمع می گردند همچنین در شیلها علاوه بر تمرکز اورانیوم و توریم، K^{40} بسیار بالا است و به این علت شیلها پرتو گامای بالایی را نشان می دهند و بدین علت رادیواکتیو بالایی را نشان می دهند و منحنی نمودار گامای

1. Gamma Ray

2. American Petroleum Institute: API

مربوط به آن‌ها به طرف راست متمایل می‌گردد. در سازندهای قابل نفوذ، مقدار مواد رادیواکتیو کم‌تر است و منحنی گاما به طرف چپ (یعنی صفر) متمایل می‌گردد. از آنجایی که این نمودار قادر است لایه‌های شیلی را از لایه‌های قابل نفوذ تمیز دهد لذا می‌توان از آن به عنوان نموداری در تشخیص قابلیت نفوذپذیری استفاده کرد.

۱-۳-۴- نمودار جرم مخصوص یا دانسیته سازند^۱ (RHOB)

استفاده از رادیواکتیو مصنوعی به صورت تاباندن پرتوی گامای مصنوعی به سازند و بررسی پرتوی گامای ثانویه در این نمودار به کار می‌رود.

منحنی جرم مخصوص مستقیماً بر حسب گرم بر سانتی‌متر مکعب (g/cc) مقیاس‌بندی می‌شود. اگر این دستگاه به تنهایی رانده شود، مقیاس منحنی RHOB، معمولاً از ۲ تا ۳ گرم بر سانتی‌متر مکعب می‌باشد. ولی معمولاً این دستگاه به همراه دستگاه نوترون رانده می‌شود که در این حالت از ۱/۹۵ تا ۲/۹۵ گرم بر سانتی‌متر مکعب تقسیم‌بندی می‌گردد.

۱-۳-۵- نمودار نوترون جبران شده یا شاخص هیدروژن گاما^۲ (NPHI)

نمودار نوترون تعیین کننده تخلخل است. نمودارهای نوترون، برای توصیف سازندهای متخلخل و تعیین تخلخل آن‌ها به کار می‌روند. این نوع نمودارها نسبت به مقدار هیدروژن موجود در سازند واکنش نشان می‌دهند. بنابراین در سازندهای تمیزی که حفرات آن‌ها با آب و یا هیدروکربن پر شده باشد، نمودار نوترون مقدار تخلخل پر شده از سیال را منعکس می‌نماید. زون‌های گازدار را اغلب می‌توان از مقایسه نمودار نوترون با سایر نمودارهای تخلخل تشخیص داد.

۱-۳-۶- نمودارهای مقاومت‌ویژه الکتریکی

این اطلاعات در ارزیابی درجه اشباع مخازن هیدروکربوری و بررسی سازندهای آبدار مورد توجه می‌باشد. در اینجا از دو سیستم الکترودی و القایی استفاده می‌شود. گل حفاری در سیستم الکترودی باید هادی جریان باشد. اما گل حفاری غیر هادی یا سبک نمی‌تواند در برداشت‌های سیستم القایی محدودیت ایجاد کند. در ادامه سه نوع از این نمودارها را شرح خواهیم داد.

• نمودارهای جریان متمرکز یا لاترولاگ

برای آن‌ها که هر چه بهتر لایه‌های نازک را بررسی کنیم و ناحیه آغشته شده را از ناحیه بکر و دست نخورده تشخیص دهیم و همچنین برای به دست آوردن مقاومت‌ویژه واقعی و تعیین حد و مرز طبقات نازک از نمودارگیرهای متمرکزدهنده جریان استفاده می‌کنیم. در این دستگاه‌ها به دلیل تمرکز جریان به صورت افقی، سازندهای نازکی که در برابر دستگاه قرار می‌گیرند به طور کامل

1 . Bulk Density

2 . Neutron PorosityHydrogen Index

شناسایی می شوند و از به هدر رفتن جریان الکتریکی در داخل گل حفاری ممانعت به عمل می آید، بنابراین اثر گل حفاری در برداشت‌های انجام شده به حداقل می رسد.

دستگاه اندازه‌گیری مقاومت‌ویژه لاترولاج در آن واحد به دو روش عمل می‌کند: در یک سری سوند، الکترودها به طریقی نصب شده‌اند که جریان اندازه‌گیری را تا حد امکان به عمق سازند می فرستند و LLd^1 یا مقاومت‌ویژه ناحیه عمیق یا قسمت‌های بکر سازند را اندازه‌گیری می‌نمایند. در طرف دیگر (به طور قرینه) نصب الکترودها به طریقی است که امکان باز شدن صفحه جریان را به مقدار کمی فراهم آورده و LLS^2 یا مقاومت‌ویژه عمق کم یا قسمت‌های آغشته شده را اندازه‌گیری می‌کنند.

- نمودار کروی متمرکز شده کوچک $MSFL^3$

به منظور بررسی مقاومت لایه‌های خیلی نازک از این روش استفاده می شود. همچنین این نمودار همراه با نمودارهای مقاومت ویژه در تعیین مقاومت ویژه مناطق بسیار نزدیک به چاه مورد استفاده قرار می گیرد. در سازندهای هیدروکربور دار، به دلیل عایق بودن هیدروکربور، مقاومت ویژه الکتریکی افزایش می یابد بنابراین در قسمت‌های بکر سازند حداکثر مقاومت را خواهیم داشت.

۱-۴- مقدمه ای بر شبکه های عصبی

تئوکوهن در تعریف شبکه‌های عصبی مصنوعی می گوید: «شبکه‌های عصبی مصنوعی، شبکه‌های کاملاً موازی و به هم پیوسته از اجزا ساده و (معمولاً تطبیق‌پذیر) همراه با سازمان‌های تسلسلی هستند که می‌توانند با جهان واقعی به همان روش سیستم‌های عصبی زیستی، برهم‌کنش داشته باشند.» [۳۶] مشخصات اساسی یک شبکه عصبی مصنوعی به چهار بخش تقسیم می‌گردد:

- ساختار شبکه
- توابع محرک یا تبدیل
- الگوریتم آموزش شبکه
- شیوه به‌کارگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی

خاصیت یادگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان سیستم‌های یادگیر، دارای این توانایی هستند که از گذشته، تجربه و محیط بیاموزند و رفتار خود را در حین یادگیری بهبود بخشند. بهبود یادگیری در طول زمان، باید بر اساس معیاری سنجیده شود. معیار بهبود، همان هدف سیستم یادگیر را مدل می‌کند. در این‌جا قانون یادگیری توسط روابط بازگشتی، عموماً به صورت معادلات تفاضلی بیان می‌شود. به این روابط بازگشتی قوانین یادگیری می‌گویند. قانون یادگیری، در این‌جا روندی است که توسط آن

1 . Deep Laterolog
2 . Shallow Laterolog
3 . Micro Spherically Focused Log: MSFL

ماتریس‌های وزن و بردارهای بایاس شبکه عصبی مصنوعی تنظیم می‌شوند. هدف قانون یادگیری، آموزش شبکه عصبی مصنوعی جهت انجام کار مشخصی است؛ به عبارت دیگر شبکه‌های عصبی مصنوعی در خلال آموزش پس از هر بار تکرار الگوریتم یادگیری، از محیط، شرایط و هدف کار خود بیش‌تر مطلع می‌گردند. نوع یادگیری هم توسط روندی که طبق آن پارامترهای شبکه تنظیم می‌گردند، مشخص می‌شود [۳۷].

یک شبکه عصبی مصنوعی از المان‌های پایه‌های به نام نرون^۱ تشکیل شده است که عملیات پایه‌ای را انجام می‌دهند. از به هم پیوستن نرون‌ها یک شبکه عصبی به وجود می‌آید. شبکه‌ها از انواع اساسی شبکه مستقیم^۲ و شبکه با پیش‌خور^۳ تشکیل شده‌اند. در شبکه‌های نوع با پیش‌خور بر خلاف شبکه‌های مستقیم، حداقل یک مسیر از خروجی به یکی از لایه‌های قبلی وجود دارد. شبکه‌های عصبی کاربردهای مختلفی از جمله پردازش سیگنال، تشخیص الگو، استخراج ویژگی، پیش‌بینی و تقریب زدن توابع دارند. انواع مختلف شبکه‌های عصبی نظیر پرسپترون، هاپفیلد، کوهونن و برای انواع کاربری‌ها توسعه یافته‌اند.

یک شبکه عصبی، شبکه‌ای از تعداد زیادی پردازنده ساده است که هر پردازنده (گره) از تعداد زیادی گره‌های دیگر سیگنال ورودی دریافت می‌کند و خروجی هر گره هم به تعداد زیادی از گره‌ها منتقل می‌شود. هر پردازنده کار خیلی ساده‌ای انجام می‌دهد ولی چون تعداد پردازنده‌ها خیلی زیاد است، دقت کار نیز زیاد است.

ساختار شبکه معین می‌کند که شبکه از چند نرون تشکیل شده و چگونه این نرون‌ها در شبکه آرایش یافته و به چه شکل به همدیگر اتصال یافته‌اند. هر نرون یا عنصر پردازش‌گر مشابه با نرون طبیعی دارای تعدادی ورودی، قدرت سیناپس، تابع محرک، تعدادی خروجی و بایاس می‌باشد. تابع محرک، خروجی یک نرون را به ازای یک ورودی معین مشخص می‌کند. عملکرد اساسی یک نرون مصنوعی شامل دریافت یک سیگنال ورودی وزن‌دار شده و اعمال یک تابع تحریک بر روی آن است، که یک نتیجه به صورت بردار خروجی تولید می‌کند تا به لایه بعدی انتقال یابد. توابع محرک به چهار دسته تقسیم می‌شوند: خطی، دودویی (باینری)، سیگموئیدی و احتمالی. ما از توابع خطی و سیگموئیدی استفاده کرده ایم لذا توابع دیگر شرح داده نمی‌شوند.

توابع خطی به صورت اولیه در لایه ورودی مورد استفاده قرار می‌گیرند. بنابراین مجموعه داده‌های الگوی ورودی، بدون تغییر عبور داده می‌شوند تا به لایه میانی برسند. این تابع دارای رابطه ۱-۲ است.

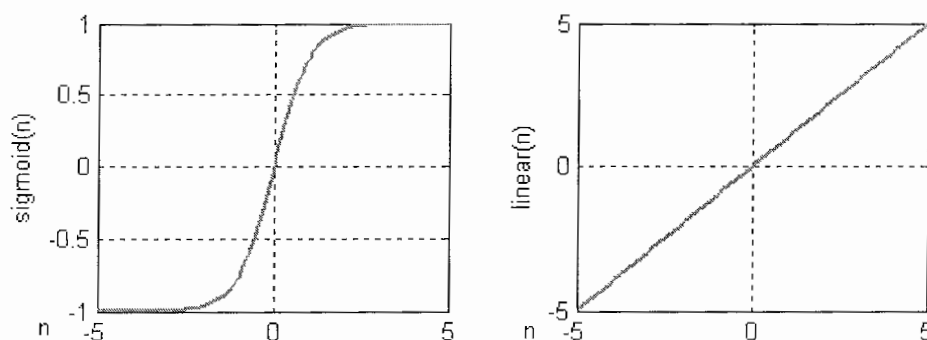
$$f(x) = x \quad (۲-۱)$$

-
- 1 . Neuron
 - 2 . Feedforward Artificial Neural Network : FANN
 - 3 . Feedback Neural Network

توابع سیگموئیدی (منحنی‌های به شکل S) توابع محرک مفیدی هستند. از آن‌ها در شبکه‌های عصبی که با عملکرد پس انتشار خطا^۱ (BP) آموزش می‌بینند، استفاده می‌شود [۳۷]. زیرا رابطه ساده بین مقدار تابع در یک نقطه و مقدار مشتق تابع در آن نقطه، حجم محاسبات را در طول آموزش کاهش می‌دهد. تابع سیگموئیدی با رابطه ۱-۳ مشخص می‌شوند.

$$f(x) = \frac{2}{1 + \exp(-2 * x)} - 1 \quad (۱-۳)$$

در شکل ۱-۱ توابع تبدیل سیگموئیدی و خطی نشان داده شده‌اند.



شکل (۱-۱): تابع تبدیل سیگموئیدی و خطی

الگوریتم آموزش، نحوه آموزش شبکه را برای یک سری الگوهای آموزشی معین نشان می‌دهد. از قانون یادگیری پس انتشار خطا (BP) برای آموزش شبکه‌های عصبی چند لایه پیشخور که عموماً شبکه‌های چند لایه پرسپترون^۲ (MLP) هم نامیده می‌شوند، استفاده می‌کنند. قانون پس انتشار خطا از دو مسیر اصلی تشکیل می‌شود:

مسیر اول به مسیر رفت^۳ موسوم می‌باشد که در این مسیر، بردار ورودی به شبکه MLP اعمال می‌شود و تأثیراتش از طریق لایه‌های میانی به لایه‌های خروجی انتشار می‌یابد. بردار خروجی تشکیل یافته در لایه خروجی، پاسخ واقعی شبکه MLP را تشکیل می‌دهد. در این مسیر پارامترهای شبکه، ثابت و بدون تغییر در نظر گرفته می‌شوند.

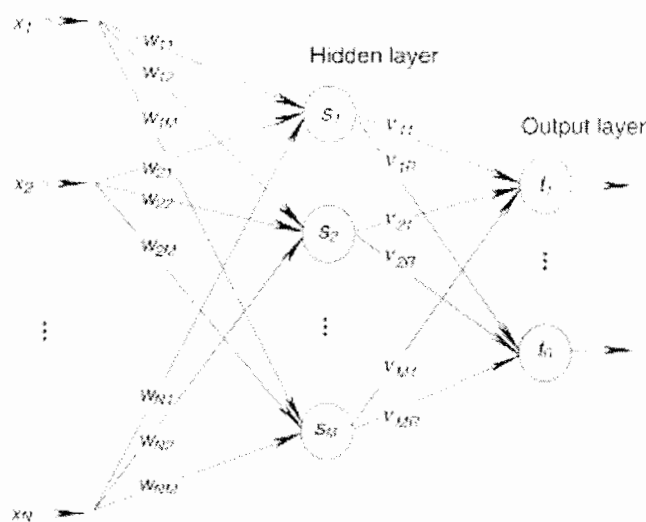
مسیر دوم به مسیر برگشت^۴ موسوم می‌باشد. در این مسیر بر عکس مسیر رفت، پارامترهای شبکه MLP تغییر و تنظیم می‌گردند. این تنظیم مطابق با قانون اصلاح خطا انجام می‌گیرد. سیگنال خطا در لایه خروجی شبکه تشکیل می‌گردد. بردار خطا برابر با اختلاف بین پاسخ مطلوب و پاسخ واقعی شبکه می‌باشد. مقدار خطا پس از محاسبه، در مسیر برگشت از لایه خروجی و از طریق

- 1 . Error Backpropagation (BP)
- 2 . Multy Layer Perceptrons
- 3 . Forward Path
- 4 . Backward Path

لایه‌های شبکه در کل شبکه توزیع می‌گردد. چون توزیع اخیر در خلاف مسیر ارتباطات وزنی سیناپس‌ها صورت می‌پذیرد، کلمه پس انتشار خطا جهت توضیح اصلاح رفتاری شبکه انتخاب شده است.

وزن‌ها در شبکه‌های عصبی مصنوعی مقادیر عددی به خود می‌گیرند و اطلاعات شبکه در همین وزن‌ها ذخیره می‌گردد. هر شبکه عصبی باید مکانیزمی برای آموزش (تعلیم) داشته باشد که به وسیله آن بتواند مجموعه بردارهای آموزشی ورودی را یاد بگیرد، یعنی به وسیله آن‌ها مقدار وزن‌های خود را تنظیم نماید. بردارهای آموزشی ورودی باید حاوی اطلاعات مناسب راجع به مسئله مورد تعلیم باشند. یک شبکه عصبی به وسیله ساختار، الگوریتم آموزشی و الگوریتم پردازش خود مشخص می‌شود [۴].

شبکه پرسپترون با الگوریتم پس انتشار خطا کارایی بیش‌تری در حل مسائل مهندسی نفت و به ویژه چاه‌پیمایی دارد [۲۷]. در حال حاضر از پرسپترون در کاربردهایی نظیر طبقه‌بندی اشکال، شناسایی نمادها و سیستم بینایی روبات استفاده می‌شود. در شکل ۱-۲ ساختار یک پرسپترون چند لایه نشان داده می‌شود.



شکل (۱-۲): ساختار یک شبکه پرسپترون چند لایه [۶].

با توجه به شکل ۱-۲ مشاهده می‌شود که شبکه عصبی پرسپترون چند لایه از چند لایه تشکیل می‌گردد. یک لایه بعنوان لایه ورودی، یک لایه بعنوان لایه خروجی و یک یا چند لایه به عنوان لایه میانی یا لایه مخفی در نظر گرفته می‌شود. در شبکه شکل بالا در لایه ورودی N نرون، در لایه میانی M نرون و در لایه خروجی R نرون قرار داده شده است.

تعداد نرون‌های لایه ورودی برابر تعداد مشخصه‌های الگوهای ورودی و تعداد نرون‌های لایه خروجی برابر تعداد خروجی‌های مسئله می‌باشد. تعداد نرون‌های لایه میانی قاعده مشخصی ندارد

و بطور سعی و خطا تعیین می گردد ولی عموماً تعداد نرون های این لایه برابر $2K+1$ در نظر گرفته می شود که K تعداد مشخصه های الگوهای ورودی می باشد.

همانطور که مشاهده می شود ساختمان شبکه عصبی پرسپترون چند لایه، شامل تعداد واحدهای زیادی است که به آنها نرون اطلاق می گردد. اطلاعات رسیده به هر نرون $(X_1$ تا X_n به همراه بایاس ها) در ضرایب وزنی (W) ضرب و سپس جمع می شوند و بدین ترتیب مجموع کل ورودی به نرون ها حاصل می گردد. وزن ها مبین شدت اتصال نرون ها به هم می باشند و طی آموزش شبکه این ضرایب وزنی تنظیم می گردند. در مرحله بعد یک تابع که معمولاً غیرخطی است بنام تابع فعالیت به مجموع ورودی ها در هر نرون اعمال می گردد که طی آن خروجی نرون تعیین می گردد. پرکاربردترین توابع فعالیت، توابع سیگموئید و تانژانت هیپربولیک می باشند.

اگر چنانچه به تعداد کافی داده با ورودی و خروجی مشخص به شبکه وارد شود و شبکه آموزش یابد، ضرایب وزنی بین لایه ها تعیین می گردد و مثلاً برای یک کاربرد پیش بینی، برای هر سری از داده های ورودی با استفاده از ضرایب وزنی براحتی خروجی ها متناظر محاسبه می گردد. پرسپترون تک لایه قادر است الگوهای به طور خطی تفکیک پذیر را طبقه بندی کند، در حالی که پرسپترون چند لایه می تواند الگوهای به طور غیرخطی تفکیک پذیر را نیز طبقه بندی نماید؛ به همین دلیل و همچنین به دلیل ساختار غیر خطی داده های ما به منظور شناسایی الگو و طبقه بندی آنها از پرسپترون چند لایه به خاطر قدرت آن در تفکیک پذیری استفاده می شود. برای آموزش پرسپترون چند لایه از الگوریتم آموزشی پس انتشار خطا استفاده می گردد. مراحل اجرای الگوریتم پس انتشار خطا با توجه به ساختار شبکه عصبی چند لایه توضیح داده می شود:

مرحله (۰): تعیین وزن ها (وزن ها برابر مقادیر تصادفی کوچکی قرار داده شوند).

مرحله (۱): تا زمانی که شرایط توقف حاصل نشده، مراحل ۲ تا ۹ دنبال شود.

مرحله (۲): برای هر زوج آموزشی (ورودی و خروجی متناظر با آن) مراحل ۳ تا ۸ دنبال شود.

مرحله (۳): هر واحد ورودی $(X_i, i=1, \dots, n)$ (در این جا توابع محرک واحدهای ورودی، همانی هستند) سیگنال ورودی خود را دریافت کرده و آن را به تمام واحدهای لایه بالاتر منتشر می کند (لایه پنهان).

مرحله (۴): هر کدام از واحدهای لایه پنهان، مجموع ورودی های وزن دار شده خویش را معین می کنند $(Z_j, j=1, \dots, P)$.

$$Z_{mj} = v_{oj} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (4-1)$$

سپس تابع محرک خویش را برای تعیین خروجی به کار می گیرد:

$$Z_j = f(Z_{mj}) \quad (5-1)$$

و این سیگنال را به تمام واحدهای لایه بالاتر منتشر می‌کند.
مرحله (۵): هر کدام از واحدهای لایه خروجی ($Y_k, k=1, \dots, m$) مجموع ورودی وزن دار شده خویش را محاسبه می‌کند:

$$Y_{ink} = w_{OK} + \sum_{j=1}^p Z_j w_{jk} \quad (6-1)$$

سپس تابع محرک خویش را برای تعیین خروجی خود به کار می‌گیرد:

$$Y_k = f(Y_{ink}) \quad (7-1)$$

مرحله (۶): هر کدام از واحدهای لایه خروجی مقدار هدف خود (t_k) را که متناظر با الگوی ورودی است دریافت می‌کند و عبارت خطا را محاسبه می‌کند:

$$\delta_k = (t_k - Y_k) f'(Y_{ink}) \quad (8-1)$$

سپس مقدار تغییرات وزن‌ها و بایاس منتهی به خود را به منظور تعدیل وزن‌ها و بایاس در پایان محاسبه می‌کند:

$$\Delta w_{jk}(t+1) = \alpha \delta_k Z_j + \mu [w_{jk}(t) - w_{jk}(t-1)] = \alpha \delta_k Z_j + \mu \Delta w_{jk}(t) \quad (9-1)$$

$$\Delta w_o(t+1) = \alpha \delta_k + \mu [w_{ok}(t) - w_{ok}(t-1)] = \alpha \delta_k + \mu \Delta w_{ok}(t) \quad (10-1)$$

که در رابطه بالا، α سرعت آموزش است ($\alpha \in [0,1]$) و وظیفه آن کنترل میزان تأثیر خطا در تعدیل وزن‌هاست و μ عبارت است از ضریب تغییرات جزئی که تغییر وزن در مرحله قبلی و تأثیر آن در تغییر وزن مرحله حاضر را کنترل می‌کند و $\mu \in (0,1)$ می‌باشد. δ_k عبارت است از خطا در خروجی نرون K سپس ارسال δ_k به تمام واحدهای لایه پایین‌تر.

مرحله (۷): هر کدام از واحدهای لایه پنهان ($Z_j, j=1, \dots, p$) مجموع δ_k های ورودی از واحدهای لایه بالا را محاسبه می‌کند:

$$\delta_{inj} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (11-1)$$

سپس این مقدار را در مشتق تابع محرکش، در نقطه Z_{inj} ضرب نموده تا عبارت خطا به دست آید:

$$\delta_j = \delta_{inj} f'(Z_{inj}) \quad (12-1)$$

سپس مقدار تغییرات وزن و بایاس منتهی به خود را به منظور تعدیل وزن‌ها و بایاس در پایان محاسبه می‌کند:

$$\Delta v_{ij}(t+1) = \alpha \delta_j x_i + \mu \Delta v_{ij}(t) \quad (13-1)$$

$$\Delta v_{oj}(t+1) = \alpha \delta_j x_i + \mu \Delta v_{oj}(t) \quad (14-1)$$

مرحله (۸): هر کدام از واحدهای لایه خروجی وزن‌ها و بایاس خود را تعدیل می‌کند ($j=0, \dots, P$):

$$\Delta w_{jk}(t+1) = w_{jk}(t) + \Delta w_{jk}(t+1) \quad (15-1)$$

هر کدام از واحدهای لایه پنهان، وزن‌ها و بایاس خود را تعدیل می‌کند $i = 0, 1, 2, \dots, n$:

$$v_{ij}(t+1) = v_{ij}(t) + \Delta v_{ij}(t+1) \quad (16-1)$$

مرحله (۹): در صورتی که شرایط توقف حاصل شود (مجموع مربعات خطا از حد معینی کم‌تر گردد) آموزش متوقف شده، در غیر این صورت به گام اول برگشته شود. توجه: جهت توقف تکرار الگوریتم پس انتشار، از دو شاخص زیر به طور همزمان می‌توان استفاده نمود:

۱. میانگین مربعات خطا^۱ در هر سیکل^۲ کم‌تر از مقدار از پیش تعیین شده باشد و یا این که فرم تغییرات در پارامترهای شبکه پس از هر سیکل خیلی کوچک باشد. باید توجه داشت که تعداد تکرار در هر سیکل به اندازه تعداد نمونه‌های یادگیری می‌باشد. مثلاً اگر ۱۰۰ عدد داده نمونه یادگیری موجود است، سیکل برابر با ۱۰۰ مرحله تکرار می‌گردد.
۲. نرم گرادیان خطا، خیلی کوچک باشد [۴].

دیگر معیارهای توقف آموزش در فصل ۲ به تفصیل آمده اند..

برای آشنائی بیشتر با انواع روشهای یادگیری مرجع [۳۷] توصیه می‌شود.

۱-۵- مقدمه ای بر منطق فازی

در این بخش به بیان مختصر منطق فازی و فواید استفاده از آن می‌پردازیم. در ابتدا به تعریف آن می‌پردازیم. منطق فازی را می‌توان یک جهان‌بینی جدید در عرصه ریاضیات و علوم و اولین قدم در معرفی بینش نو و واقع‌گرایانه از جهان، در چهارچوب مفاهیمی کاملاً بدیع، اما بسیار سازگار با طبیعت انسان دانست. واژه «فازی»^۳ در فرهنگ لغت آکسفورد به صورت «مبهم، گنگ، نادقیق، گیج، مغشوش، درهم و نامشخص» تعریف شده است. اساساً گرچه سیستم‌های فازی پدیده‌های غیرقطعی و نامشخص را توصیف می‌کنند، با این حال خود تئوری فازی، یک تئوری دقیق می‌باشد [۱۱]. بعنوان یک قاعده کلی یک تئوری مهندسی خوب باید قادر باشد از تمامی اطلاعات موجود به نحو موثری استفاده کند. و منطق فازی چنین قابلیت را داراست. اطلاعات می‌تواند شامل تمام یا بخشی از دانش مفسر نمودارهای چاه باشد. دانشی که از راه تجربه اندوخته شده است و نمی‌تواند به آسانی به صورت روابط ریاضی بیان شود.

1 . Mean Square Error (MSE)

2 . Epoch

3 . Fuzzy

۱-۵-۱- فواید و توجیه برای سیستم فازی

فواید سیستم های فازی در زیر می آید. [۱۱]

- سیستم های فازی بسیار بیشتر از سیستمای کلاسیک در مقابل تغییر پارامتر، مقاوم هستند. زیرا می توانند رنج وسیعی از محدوده پارامترها را شامل شوند و همچنین می توانند در مقابل اثر نویز و اغتشاش مقاوم باشند.
- پیاده سازی سیستم های فازی بسیار ارزان تر از پیاده سازی یک سیستم مبتنی بر مدل می باشد.
- سیستم های فازی مشتری پسندتر هستند زیرا فهم آنها و تغییر قواعد آنها آسان است.
- در بسیاری از کاربردهای فازی، مدل سیستم ناشناخته است به این دلیل که روشهای کلاسیک که احتیاج به شناسائی دقیق سیستم و مدل دارند معمولاً مناسب نیستند.

در اینجا دو توجیه برای تئوری سیستم های فازی وجود دارد [۱۱]:

- دنیای واقعی ما بسیار پیچیده تر از آن است که بتوان یک توصیف و تعریف دقیق برای آن بدست آورد، بنابراین باید یک توصیف تقریبی یا همان فازی که قابل قبول و قابل تجزیه و تحلیل باشد، برای یک مدل معرفی شود.
- با حرکت ما بسوی عصر اطلاعات، دانش و معرفت بشری بسیار اهمیت پیدا می کند. بنابراین ما به فرضیه ای نیاز داریم که بتواند دانش بشری را به شکل سیستماتیک فرموله کرده و آن را به همراه سایر مدل های ریاضی در سیستم های مهندسی قرار دهد.

سیستم های فازی، سیستم هایی مبتنی بر دانش یا قواعد می باشند. قلب یک سیستم فازی یک پایگاه دانش بوده که از قواعد اگر - آنگاه فازی تشکیل شده است. یک قاعده اگر - آنگاه فازی یک عبارت اگر - آنگاه بوده که بعضی کلمات آن به وسیله توابع عضویت پیوسته مشخص شده اند.

۱-۵-۲- مجموعه های فازی^۱

تئوری مجموعه ها و مفهوم یک مجموعه خود اصول ریاضیات مدرن را تشکیل می دهد.

تعریف: یک مجموعه فازی A در فضای جهانی U به وسیله یک تابع تعلق $\mu_A(x)$ که مقادیری در بازه $[0, 1]$ اختیار می کند، مشخص می شود.

بنابراین یک مجموعه فازی تعمیم یک مجموعه کلاسیک است که اجازه می دهد تابع تعلق هر مقداری را در بازه $[0, 1]$ اختیار کند. به عبارت دیگر یک مجموعه کلاسیک فقط می تواند دو مقدار 0 و 1 را داشته باشد در حالی که تابع تعلق یک مجموعه فازی، یک تابع پیوسته در محدوده

$[0, 1]$ می‌باشد، در واقع می‌بینیم که هیچ چیز در مورد مجموعه فازی گنگ و مبهم نیست بلکه مجموعه فازی، مجموعه‌ای است با یک تابع تعلق پیوسته.

یک مجموعه فازی A در U را می‌توان با یک مجموعه از زوجهای مرتب X و مقدار تعلق آن

نمایش داد، بدین ترتیب: [۱۱]

$$A = \{(x, \mu_A(x)) \mid x \in U\} \quad (۱۷-۱)$$

تعریف: تکیه‌گاه^۱ مجموعه فازی A در فضای جهانی U یک مجموعه غیرفازی است که شامل تمامی عضوهای با درجه عضویت غیرصفر می‌باشد. یعنی:

$$Supp(A) = \{x \mid x \in U, \mu_A(x) > 0\} \quad (۱۸-۱)$$

که $Supp(A)$ نشان‌دهنده تکیه‌گاه مجموعه فازی A است.

تعریف: اگر مقدار میانگین تمامی نقاطی که در آنها تابع تعلق مجموعه فازی به حداکثر مقدار خود می‌رسد، محدود باشد در آن صورت این مقدار میانگین، مرکز یک مجموعه فازی می‌باشد و اگر مقدار میانگین مثبت بی‌نهایت (منفی بی‌نهایت) باشد، در آن صورت مرکز به صورت کوچکترین (بزرگترین) نقطه‌ای که در آن نقاط تابع به حداکثر مقدار خود می‌رسد، تعریف می‌شود.

تعریف: نقطه تقاطع یک مجموعه فازی، نقطه‌ای در U است که در آن مقدار تابع تعلق برابر 0.5 است.

تعریف: ارتفاع^۲ یک مجموعه فازی، بزرگترین مقدار یک تابع تعلق است. در صورتی که ارتفاع یک مجموعه فازی برابر با یک باشد، در آن صورت آن را یک مجموعه فازی طبیعی می‌نامند.

تعریف: برش α ^۳، یک مجموعه فازی A یک مجموعه غیرفازی A_α است که شامل تمامی عضوهای U می‌باشد که مقادیر تعلق بزرگتر یا مساوی α دارند یعنی:

$$A_\alpha = \{x \in U \mid \mu_A(x) \geq \alpha\} \quad (۱۹-۱)$$

یک مجموعه فازی محدب^۴ نامیده می‌شود، اگر و فقط اگر برش α آن (A_α) برای هر مقدار α در محدوده $[0, 1]$ یک مجموعه محدب باشد. لم زیر تعریف معادلی را برای یک مجموعه محدب فازی ارائه می‌کند [۱۱].

لم: یک مجموعه فازی A در R^n محدب نامیده می‌شود، اگر و فقط اگر برای x_1 و $x_2 \in R^n$ و $\lambda \in [0, 1]$ داشته باشیم:

$$\mu_A[\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2] \geq \min[\mu_A(x_1), \mu_A(x_2)] \quad (۲۰-۱)$$

1 . Support
2 . High
3 . α -Cut
4 . Convex

فرض کنید A یک مجموعه فازی در R^n با تابع تعلق $\mu_A(x) = \mu_A(x_1, x_2, \dots, x_n)$ و H یک فضا در R^n باشد که به صورت $H = \{x \in R^n | x_1 = 0\}$ تعریف شده باشد، تصویر A بر روی H یک مجموعه فازی A_H در R^{n-1} است که بدین شکل تعریف می‌شود:

$$\mu_{A_H}(x_2, \dots, x_n) = \sup_{x_1 \in R} \mu_A(x_1, \dots, x_n) \quad (21-1)$$

که $\sup_{x_1 \in R} \mu_A(x_1, \dots, x_n)$ نشان‌دهنده ماکزیمم مقدار تابع $\mu_{A_H}(x_1, \dots, x_n)$ می‌باشد هنگامی که x_1 مقادیری از R اختیار می‌کند.

۱-۵-۳- عملیات بر روی مجموعه‌های فازی

مفاهیم معرفی شده در بخش‌های قبلی مربوط به یک مجموعه فازی است. در این بخش، عملیات اساسی بر روی چند مجموعه فازی را مطالعه می‌کنیم. فرض کنید که A و B دو مجموعه فازی هستند که در یک مجموعه جهانی یکسان تعریف شده‌اند.

تعریف: معادل بودن^۱، زیر مجموعه بودن، مکمل، اجتماع و اشتراک دو مجموعه فازی A و B بدین ترتیب تعریف می‌شوند [۱۱].

- دو مجموعه A و B معادل هستند اگر و فقط اگر برای تمامی مقادیر $x \in U$ ، $\mu_A(x) = \mu_B(x)$ باشد.
- مجموعه A ، زیرمجموعه B است اگر و تنها اگر برای تمامی مقادیر $x \in U$ ، $\mu_A(x) \leq \mu_B(x)$ باشد.
- مکمل مجموعه فازی A ، مجموعه فازی \bar{A} در U است که تابع تعلق آن بدین شکل تعریف می‌شود:

$$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x) \quad (22-1)$$

- اجتماع A و B ، یک مجموعه فازی در U است که با $A \cup B$ نشان داده می‌شود و تابع تعلق آن به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max[\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad (23-1)$$

- اشتراک A و B ، یک مجموعه فازی $A \cap B$ در U است با تابع تعلق زیر:

$$\mu_{A \cap B} = \min[\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad (24-1)$$

علاوه بر تعاریفی که در بالا برای مکمل، اجتماع و اشتراک مجموعه‌های فازی بیان شد می‌توان تعاریف دیگری را بسته به نیاز، تعریف نمود. بعنوان مثال هنگامی که ما عمل اشتراک را بر روی دو

1. Equal

مجموعه فازی انجام می دهیم ممکن است بخواهیم مجموعه فازی بزرگتر تاثیر بیشتری بر روی جواب داشته باشد، ولی اگر ما از عملگر \min ، برای اشتراک استفاده کنیم، مجموعه فازی بزرگتر تاثیر بیشتر نخواهد داشت.

۱-۳-۵-۱ - مکمل فازی

فرض کنید $C: [0,1] \rightarrow [0,1]$ نگاشتی باشد که تابع تعلق مجموعه فازی A را به تابع تعلق مجموعه مکمل A تبدیل کند، بدین معنی که:

$$C[\mu_A(x)] = \mu_{\bar{A}}(x) \quad (۲۵-۱)$$

برای اینکه تابع C ، واجد شرایط یک عملگر مکمل باشد باید حداقل دو شرط زیر را ارضا کند:

- اصل موضوع $C1: C(0)=1, C(1)=0$ (شرط مرزی)
- اصل موضوع $C2$: برای تمامی مقادیر $a, b \in [0,1]$ اگر $a < b$ آنگاه $C(a) \geq C(b)$ (شرط نزولی بودن)

که a و b نشان دهنده توابع تعلق دو مجموعه فازی می باشند، یعنی $a = \mu_A(x)$ و $b = \mu_B(x)$. اصل موضوع $C1$ نشان می دهد که اگر یک عنصر به یک مجموعه فازی با درجه صفر (یک) تعلق داشته باشد، آنگاه به مکمل این مجموعه فازی با درجه یک (صفر) نیز تعلق دارد. اصل موضوع $C2$ می گوید افزایش مقادیر تعلق باید کاهش یا عدم تغییر مقادیر تعلق تابع مکمل را نتیجه دهد. لازم به ذکر است که اگر عملگری این دو نیاز را برآورده نسازد آنگاه بعنوان عملگر مکمل نمی توان آن را پذیرفت [۱۱].

تعریف: هر تابع $C: [0,1] \rightarrow [0,1]$ که اصل موضوع $C1$ و $C2$ را ارضا نماید، یک مکمل فازی نامیده می شود. یک کلاس از مکمل های فازی، کلاس سوگنو^۱ می باشد که به صورت زیر تعریف می شود:

$$C_{\lambda}(a) = \frac{1-a}{1+\lambda a}, \quad \lambda \in (-1, \infty) \quad (۲۶-۱)$$

نوع دیگر مکمل فازی، کلاس یاگر^۲ است که به صورت زیر تعریف می گردد:

$$C_w(a) = (1-a^w)^{\frac{1}{w}}, \quad w \in (0, \infty) \quad (۲۷-۱)$$

۱-۳-۵-۲ - اجتماع فازی، S - نرم ها

فرض کنید $S: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$ نگاشتی باشد که توابع تعلق مجموعه های A و B را به تابع تعلق اجتماع A و B تبدیل کند، یعنی:

1 . Sugeno
2 . Yager

$$S[\mu_A(x), \mu_B(x)] = \mu_{A \cup B}(x) \quad (28-1)$$

برای اینکه تابع S واجد شرایط اجتماع باشد، باید حداقل چهار شرط یا اصل موضوع را ارضا کند [۱۱]:

- اصل موضوع S1: $S(0, a) = S(a, 0) = a$ و $S(1, 1) = 1$ (شرط مرزی)
- اصل موضوع S2: $S(b, a) = S(a, b)$ (شرط جابجایی)
- اصل موضوع S3: اگر $a \leq a'$ و $b \leq b'$ آنگاه $S(a, b) \leq S(a', b')$ (شرط صعودی)
- اصل موضوع S4: $S(S(a, b), c) = S(a, S(b, c))$ (شرط شرکت‌پذیری)

اصل موضوع S1، آنچه را که تابع اجتماع باید در شرایط خاص باشد را نشان می‌دهد، اصل موضوع S2 ما را مطمئن می‌سازد که ترتیب ترکیب مجموعه‌های فازی، اثری بر روی نتیجه نهایی ندارد. اصل موضوع S3 لازمه طبیعی اجتماع را نشان می‌دهد. افزایش در مقادیر تعلق دو مجموعه فازی باعث افزایش مقدار تعلق اجتماع دو مجموعه باید بشود. اصل موضوع S4، گسترش عملگرهای اجتماع را به بیش از دو مجموعه فازی نشان می‌دهد.

تعریف: هرگاه تابع $S: [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ اصول موضوع S1 تا S4 را ارضا نماید، یک S -نرم نامیده می‌شود. بعنوان مثال می‌توان دو S -نرم زیر را معرفی نمود [۱۱]:

- کلاس دومبی^۱:

$$S_\lambda(a, b) = \frac{1}{1 + \left[\left(\frac{1}{a} - 1 \right)^{-\lambda} + \left(\frac{1}{b} - 1 \right)^{-\lambda} \right]^{\frac{-1}{\lambda}}}, \quad \lambda \in (0, \infty) \quad (29-1)$$

- کلاس دبیوس - پروید^۲:

$$S_\alpha(a, b) = \frac{a + b - ab - \min(a, b, 1 - \alpha)}{\max(1 - a, 1 - b, \alpha)}, \quad \alpha \in (0, 1) \quad (30-1)$$

۱-۳-۳-۵- اشتراک فازی، T-نرم‌ها

فرض کنید $T: [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ تابعی باشد که توابع تعلق مجموعه‌های فازی A

و B را به تابع تعلق مجموعه فازی اشتراک A و B تبدیل کند، یعنی:

$$t[\mu_A(x), \mu_B(x)] = \mu_{A \cap B}(x) \quad (31-1)$$

برای اینکه تابع t واجد شرایط یک اشتراک باشد، باید حداقل چهار شرط را ارضا کند [۱۱]:

۱. اصل موضوع t1: $t(a, 1) = t(1, a) = a$ و $t(0, 0) = 0$ (شرط مرزی)
۲. اصل موضوع t2: $t(a, b) = t(b, a)$ (شرایط جابجایی)

1. Dumby
2. Dobios-Proide

۳. اصل موضوع t3: اگر $a \leq a'$ و $b \leq b'$ آنگاه $t(a, b) \leq t(a', b')$ (شرط صعودی بودن)

۴. اصل موضوع t4: $t[t(a, b), c] = t[a, t(b, c)]$ (شرط شرکت پذیری)

تعریف: هر تابع $t: [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ که اصول موضوع t1 تا t4 را ارضا نماید، یک t-نرم نامیده می‌شود. بعنوان مثال دو t-نرم را می‌توان در نظر گرفت.

۱. کلاس دومبی:

$$t_{\lambda}(a, b) = \frac{1}{1 + \left[\left(\frac{1}{a} - 1 \right)^{\lambda} + \left(\frac{1}{b} - 1 \right)^{\lambda} \right]^{\frac{1}{\lambda}}}, \quad \lambda \in (0, \infty) \quad (32-1)$$

۲. کلاس دبیوس - پرید:

$$t_{\alpha}(a, b) = \frac{a, b}{\max(a, b, \alpha)}, \quad \alpha \in [0, 1] \quad (33-1)$$

۱-۵-۳-۴- عملگرهای میانگین

عملگرهایی که محدوده $[\min(a, b), \max(a, b)]$ را پوشش می‌دهند را عملگرهای میانگین می‌نامند، عملگر میانگین را با \mathcal{U} نشان می‌دهند که تابعی از $\mathcal{U}: [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ ، که در زیر به چهار نوع از این عملگر اشاره شده است [۱۱]:

۱. میانگین max-min:

$$v_{\lambda}(a, b) = \lambda \max(a, b) + (1 - \lambda) \min(a, b), \quad \lambda \in [0, 1] \quad (34-1)$$

۲. میانگین تعمیم یافته:

$$v_{\alpha}(a, b) = \left[\frac{a^{\alpha} + b^{\alpha}}{2} \right], \quad \alpha \in R (\alpha \neq 0) \quad (35-1)$$

۳. AND فازی:

$$v_p(a, b) = P \min(a, b) + \frac{(1-p)(a+b)}{2}, \quad P \in [0, 1] \quad (36-1)$$

۴. OR فازی:

$$v_r(a, b) = r \max(a, b) + \frac{(1-r)(a+b)}{2}, \quad r \in [0, 1] \quad (37-1)$$

۱-۶- سیستم‌های فازی و ویژگی‌های آنها

می‌توان دو نوع سیستم فازی ممدانی^۱ و سوگنو^۱ را برشمرد که کاربردهای زیادی دارند. ما تنها سیستم ممدانی را توضیح می‌دهیم هر چند در فصل ۵ از سیستم سوگنو استفاده کرده ایم اما

1. Mammdani

ملاحظات این بخش مربوط به سیستم مدانی است خواننده می تواند برای آشنائی با سیستم سوگنو به مرجع [۳۸] مراجعه کند.

یک سیستم فازی شامل چهار بخش می باشد: پایگاه قواعد فازی، موتور استنتاج فازی، فازی ساز و غیرفازی ساز، که در این بخش سعی بر آن است که به اختصار آنها را توضیح دهیم.

۱-۶-۱- پایگاه قواعد فازی

یک پایگاه قواعد فازی از مجموعه ای از قواعد اگر- آنگاه فازی تشکیل می شود. پایگاه قواعد فازی، از این نظر که سایر اجزاء یک سیستم فازی برای پیاده سازی این قواعد به شکل موثر و کارا استفاده می شوند، قلب یک سیستم فازی محسوب می شود. بطور مشخص، پایگاه قواعد فازی شامل قواعد اگر - آنگاه فازی زیر است [۱۰]:

اگر x_1, x_2, \dots, x_n و A_n^i باشد، آنگاه y ، B^i می باشد. که A_i^i و B^i به ترتیب مجموعه های فازی U و V هستند که $x = (x_1, \dots, x_n)^T \in U$ و $y \in V$ به ترتیب متغیرهای ورودی و خروجی سیستم فازی می باشند.

۱-۶-۲- موتور استنتاج فازی

در یک موتور استنتاج فازی، اصول منطق فازی برای ترکیب قواعد اگر - آنگاه در پایگاه قواعد فازی به نگاهی از مجموعه فازی A' در U به مجموعه فازی B' در V استفاده شده است. به دلیل این که هر پایگاه قواعد فازی در عمل شامل بیش از یک قاعده می باشد. سوال اساسی این است که چگونه می توان از روی یک مجموعه از قواعد نتیجه گیری کرد. دو روش برای نتیجه گیری از روی یک مجموعه قاعده وجود دارد. استنتاج مبتنی بر ترکیب قواعد و استنتاج مبتنی بر قواعد جداگانه، که در زیر به اختصار توضیح داده شده است.

۱-۶-۲-۱- استنتاج مبتنی بر ترکیب قواعد

در استنتاج مبتنی بر ترکیب قواعد، تمامی قواعد موجود در پایگاه قواعد فازی در یک رابطه فازی $U \times V$ ترکیب شده و آنگاه به دید یک قاعده اگر - آنگاه فازی تنها نگریسته می شود. ما در ابتدا باید بفهمیم آنچه که یک مجموعه از قواعد می گوید چیست و آنگاه از عملگرهای منطقی مناسب برای ترکیب آنها استفاده کنیم.

۱-۶-۲-۲- استنتاج مبتنی بر قواعد جداگانه

در استنتاج مبتنی بر قواعد جداگانه، هر قاعده در پایگاه قواعد فازی یک خروجی فازی را معین کرده و خروجی نهایی، ترکیب M خروجی جداگانه مجموعه های فازی خواهد بود. عمل ترکیب را می توان به وسیله اجتماع یا اشتراک انجام داد.

از مطالب بیان شده مشاهده می‌شود که برای انتخاب موتور استنتاج فازی گزینه‌های زیادی وجود دارند به عنوان مثل می‌توان به موتورهای استنتاج، مینیمم، حاصل ضرب و زاده^۱ اشاره نمود.

۱-۶-۳- فازی ساز

در بخش قبل دیدیم که موتور استنتاج فازی، قواعد موجود در پایگاه قواعد را از مجموعه فازی A' در U به مجموعه فازی B' در V نگاشت می‌دهد. به دلیل این که در اغلب کاربردها ورودی و خروجی سیستم فازی اعداد حقیقی هستند لذا ما به فازی‌ساز و غیرفازی‌ساز نیاز داریم. فازی‌ساز بعنوان نگاشتی از یک نقطه $X^* \in U \in R^n$ به یک مجموعه فازی A' در U تعریف شده است. در طراحی فازی‌ساز باید این نکته را مدنظر بگیریم که ورودی در نقطه X^* قطعی است، بدین معنی که مجموعه فازی A' باید در نقطه X^* مقدار تعلق بزرگی داشته باشد. و همچنین اینکه، اگر ورودی سیستم فازی به وسیله نویز خراب شود، فازی‌ساز باید بتواند تاثیر نویز را کاهش داده و حذف کند و بالاخره این که فازی‌ساز باید بتواند در ساده کردن محاسبات مربوط به موتور استنتاج فازی نقش داشته باشد. سه فازی‌ساز مهم که در اغلب موارد از آنها استفاده می‌شود عبارتند از: فازی‌ساز منفرد، فازی‌ساز گومین^۲ و فازی‌ساز مثلثی [۱۰].

۱-۶-۴- غیر فازی‌ساز

غیر فازی‌ساز بعنوان یک نگاشت از مجموعه فازی B' در $V \subset R$ (که خروجی موتور استنتاج فازی است) به یک نقطه قطعی $y^* \in V$ تعریف می‌گردد، بطور مفهومی وظیفه غیرفازی‌سازی مشخص کردن نقطه‌ای است که بهترین نماینده مجموعه فازی B' باشد، با این حال از آنجا که مجموعه B' به طرق مختلفی ساخته می‌شود، ما انتخاب‌های مختلفی برای تعیین این نقطه داریم. سه غیرفازی‌ساز مهم عبارتند از: غیرفازی‌ساز مرکز ثقل، غیرفازی‌ساز میانگین مراکز و غیرفازی‌ساز ماکزیمم.

۱-۷- روش کار یک سیستم فازی

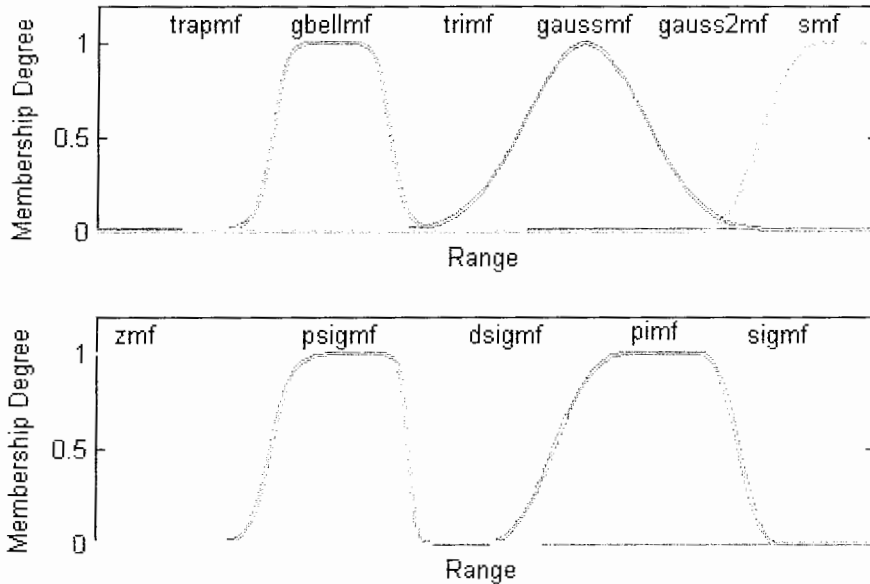
یک سیستم فازی را در نظر بگیرید که دارای ۳ قاعده زیر است. [قواعد از مثال مرجع [۳۸] آمده است.]

۵. اگر سرویس ضعیف باشد یا غذا فاسد باشد آنگاه درجه بد باشد.
۶. اگر سرویس خوب باشد آنگاه درجه متوسط باشد.
۷. اگر سرویس عالی باشد یا غذا خوشمزه باشد آنگاه درجه خوب باشد.

1. Zadeh
2. Gommien

در این بخش روش استنتاج فازی مربوط به این مثال را شرح خواهیم داد. پارامترهای زیر باید قبل از شروع استنتاج تنظیم شوند.

۱. تعداد و نوع توابع عضویت^۱ متناظر با مجموعه های فازی، برای تمام ورودیها می توان از توابع عضویت نشان داده شده در شکل ۱-۱ با توجه به هدف تحقیق و نوع داده ها استفاده کرد.



شکل (۱-۳): انواع مختلف توابع عضویت [39]

در شکل ۱-۳ تعداد ۱۱ تابع عضویت نشان داده شده اند. این توابع شامل تابع مثلثی^۲، زنگوله ای تعمیم یافته^۳، دوزنقه ای^۴، گاوسی^۵، گاوسی دو طرفه^۶، تابع S^v ، تابع Z^v ، پی^۹، سیگموئید^{۱۰}، سیگموئید دو طرفه^{۱۱} و سیگموئید متقارن^{۱۲} می باشند [۳۸].

۲. نوع عملیات فازی^{۱۳} با توجه به هدف تحقیق و نوع داده ها تعیین می شود. انواع مختلف OR و AND فازی وجود دارد که تعدادی از آنها در بخش ۱-۳-۳-۴ معرفی شدند. علاوه بر آنها

1. Membership Function (mf)
2. Triangular Membership Function (trimf)
3. Generalized Bell Membership Function (gbellmf)
4. Trapezoidal Membership Function (trapmf)
5. Gaussian Membership Function (gaussmf)
6. Two Sided Gaussian Distribution (gauss2mf)
7. S Membership Function (smf)
8. Z Membership Function (zmf)
9. Pi Membership Function (pimf)
10. Sigmoidal Membership Function (sigmf)
11. Two Sided Sigmoidal Membership Function (dsigmf)
12. Asymmetric Sigmoidal Membership Function (psigmf)
13. Fuzzy Operation

می توان به min و حاصلضرب^۱ (prod) برای AND و max و یای احتمالی^۲ (probor) برای OR اشاره کرد. که هر کدام به صورت زیر تعریف می شوند.

$$Pr obor = A + B - A * B \quad (۳۹-۱)$$

$$Pr od = A * B \quad (۴۰-۱)$$

$$Min = \text{minimum}(A, B) \quad (۴۱-۱)$$

$$Max = \text{maximum}(A, B) \quad (۴۲-۱)$$

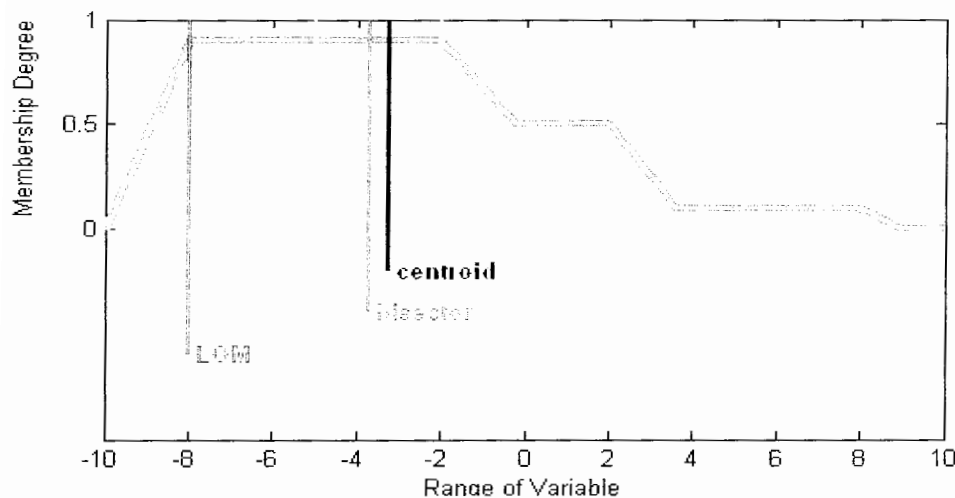
۳. نوع روش استنباط^۳ را می توان به روشهای min و prod تنظیم کرد.

۴. نوع روش اجماع^۴ را می توان یکی از روشهای max، sum یا probor در نظر گرفت.

$$Sum = A + B \quad (۴۳-۱)$$

$$Max = \text{maximum}(A, B) \quad (۴۴-۱)$$

۵. نوع روش غیر فازی سازی^۵ در شکل زیر نشان داده شده است.



شکل (۴-۱): روشهای مختلف غیر فازی سازی با توجه به یک تابع عضویت مفروض [۳۸]

این روشها با توجه به شکل ۴-۱ به این صورت تعریف می شوند.

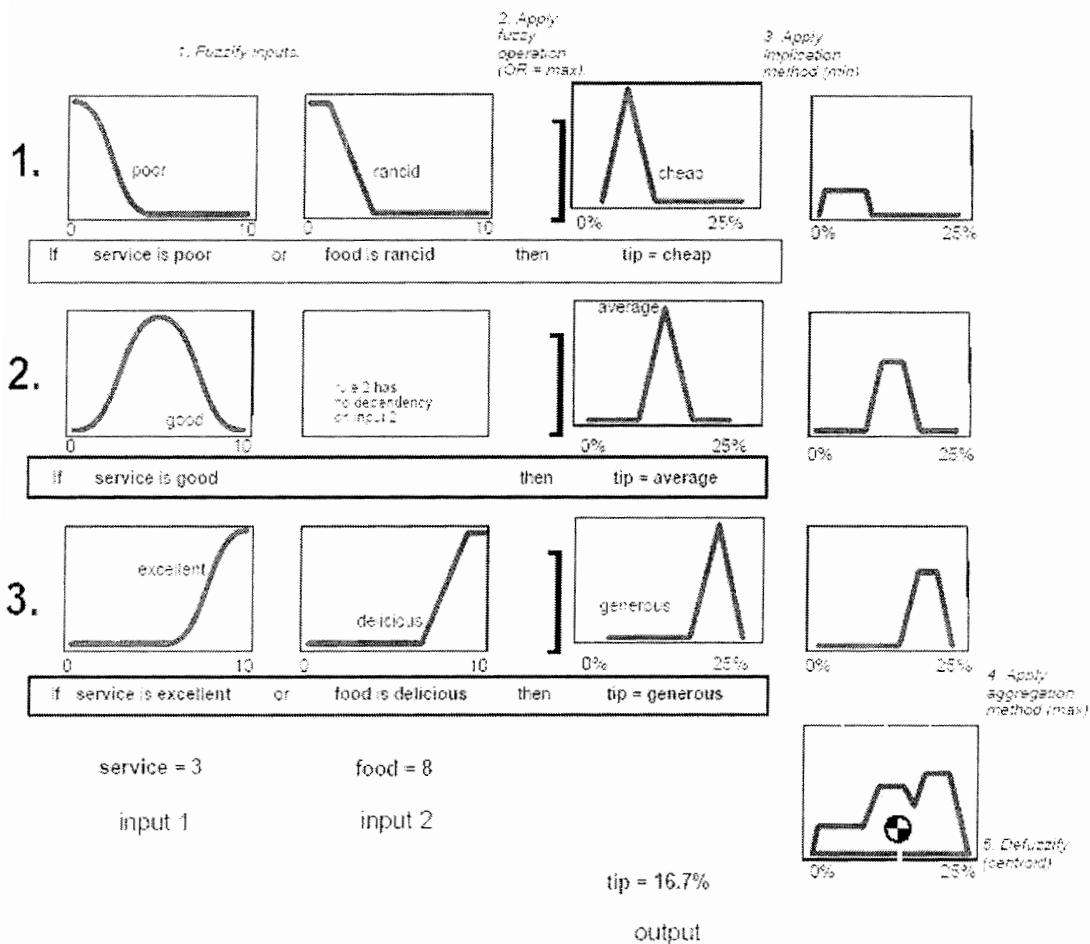
- مرکز ثقل ناحیه ای که به شکل تابع عضویت محدود می شود. (centroid)^۶
- نصف ناحیه ای که به شکل تابع عضویت محدود می شود. (bisect)^۷
- میانگین محدوده ماکزیمم^۸ (mom)

1. Product(prod)
2. Probabilistic OR(probor)
3. Implication Method
4. Aggregation Method
5. Defuzzifying Method
6. Centroid of Area (centroid)
7. Bisector of Area (bisect)
8. Mean of Maximum (mom)

▪ کمترین مقدار مربوط به ماکزیمم^۱ (som)

▪ بیشترین مقدار مربوط به ماکزیمم^۲ (lom)

شکل ۱-۵ نشان می دهد که داده ها در چه مسیری حرکت می کنند و شمای کلی سیستم مفروض این بخش را نشان می دهد.



شکل (۱-۵): چگونگی استدلال در یک سیستم مفروض [۳۸]

از این مقدمات مشخص شد که یک سیستم فازی به این صورت استدلال می کند. می توان از روی شکل ۱-۵ تمام این مراحل را دنبال کرد.

۱. ابتدا برای هر ورودی مجموعه های فازی مرتبط با زبان بشری (مثلاً بالا، متوسط، پائین و غیره) برای آن متغیر ورودی مشخص می شود و این مجموعه های فازی را با توابع عضویت مناسب نشان می دهند. این عملیات عیناً برای خروجی نیز تکرار می شود. در این مرحله

1. Smallest of Maximum (som)

2. Largest of Maximum (lom)

- داده های قطعی به صورت فازی در می آیند و ابهام زبانی با درجات مختلف به تمام ورودی ها و خروجی ها اعمال می شود.
۲. سپس در مرحله بعد قسمت اگر قواعد ترکیب می شود یعنی عملیات های OR یا AND اعمال می شوند. قسمت اگر قواعد ساده شده و تاثیر ورودی روی مجموعه فازی خروجی تعیین می شود.
۳. در مرحله بعد استنباط مربوط به هر قاعده با توجه به روش تنظیم شده انجام می شود یعنی تابع عضویت خروجی با توجه به تاثیر لازم به دست آمده از مرحله قبل تاثیر می پذیرد.
۴. سپس تمام قواعد اعمال می شوند یعنی عملیات مراحل قبل برای آنها نیز انجام می شود.
۵. بعد از آنکه تمام قواعد اعمال شدند عملیات اجماع با توجه به روش تنظیم شده انجام می شود. یعنی یک مجموعه فازی کلی به دست می آید که تمام قواعد با توجه به ضریب هر قاعده در آن تاثیر دارند. این مرحله در شکل ۱-۵ در سمت راست دیده می شود که مسیر حرکت داده ها را از بالا به پایین نشان می دهد.
۶. حال باید روش غیر فازی سازی تنظیم شده را اعمال کرد تا خروجی مربوطه به صورت یک عدد غیر فازی به دست آید.

۱-۸- نگاهی به فصل های پایان نامه

در فصل های بعد با آوردن مطالب مختصر در این فصل هنگام طراحی سیستم فازی برای پیش پردازش فرض می شود خواننده از اطلاعات کافی در مورد منطق فازی، شبکه های عصبی و سیستمهای فازی برخوردار است.

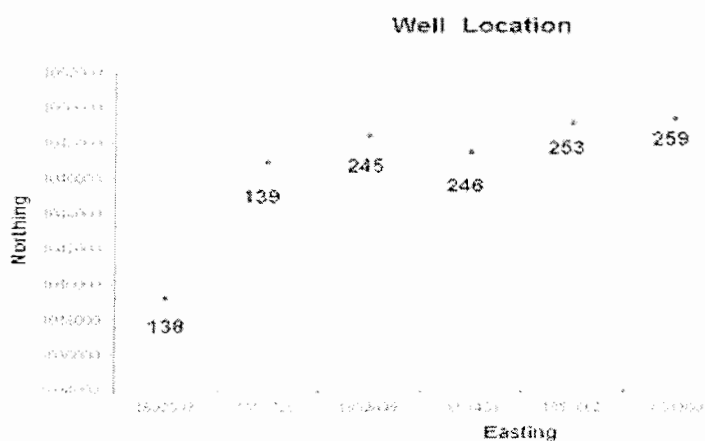
در فصل ۲ هدف طراحی یک شبکه عصبی برای پیش بینی دو نمودار DT و PEF است سپس در فصل ۳ سعی می کنیم رفتار این شبکه را با طراحی یک پیش پردازش فازی بهبود بدهیم. آنگاه در فصل ۴ تمام مراحل فصل های ۲ و ۳ را برای چاه های مجاور هم به کار می بریم. به این صورت که اطلاعات ۴ چاه مجاور را در نظر می گیریم و از داده های ۳ چاه برای پیش بینی نمودارهای DT و PEF در چاه چهارم استفاده می کنیم. در فصل ۵ یک سیستم جدید معرفی می شود تا مراحل عصبی و فازی را بتوان در هم ادغام کرد. در فصل ۵ ما قواعد ذاتی موجود در داده ها را با استفاده از خوشه بندی فازی پیدا می کنیم و با استفاده از این قواعد سیستم پیش پردازش را طراحی می کنیم. در آخرین فصل نتایج برای تمام سیستم ها با هم مقایسه شده است و پیشنهادهایی برای کسب نتایج بهتر ارائه شده است.

فصل ۲ : طراحی و اعمال شبکه عصبی
مصنوعی برای پیش بینی نمودارهای
شاخص فتو الکتریک و زمان گذر موج
صوتی

هر چیزی یا باید باشد یا نباشد، چه در حال حاضر و چه در
آینده. ارسطو تفسیر

۱-۲- مقدمه

در این فصل ما با توجه به نوع و طبیعت داده ها به طراحی یک شبکه عصبی با دو معماری متفاوت خواهیم پرداخت. هدف ما در این فصل پیش بینی دو نمودار PEF و DT است. سپس شبکه طراحی شده را روی تمام چاه ها اعمال می کنیم تا نتایج پیش بینی را بتوان با هم مقایسه کرد. داده های چاه پیمایی مورد استفاده در این تحقیق مربوط به ۶ چاه از میدان نفتی اهواز می باشند که در جنوب ایران و از سازند آسماری به دست آمده اند. موقعیت این چاه ها نسبت به هم در شکل ۱-۲ آمده است.



شکل (۱-۲): نقشه پراکندگی چاه‌های مورد استفاده در این پروژه، واقع در میدان نفتی اهواز

تعداد داده های ۶ حلقه چاه مورد استفاده در جدول ۱-۲ آمده است. برای هر چاه تعداد ۸ نمودار PEF، DT، NPHI، RHOB، LLS، LLD، MSFL در دسترس است.

جدول (۱-۲): تعداد داده های چاه های مورد استفاده در پروژه

شماره چاه	تعداد داده ها
138	2243
139	2104
245	2331
246	2344
253	2747
259	1440

۲-۲- طراحی شبکه عصبی برای پیش بینی PEF

طراحی شبکه شامل مراحل زیر است:

۱. آماده کردن داده ها
۲. پیش پردازش داده ها
۳. تعیین نوع و معماری شبکه
۴. نوع آموزش شبکه
۵. روش ارزیابی شبکه

۲-۲-۱- آماده کردن داده ها

اولین مرحله در طراحی یک شبکه عصبی مصنوعی آماده کردن داده ها می باشد. داده ها باید به صورت یک ماتریس $m \times n$ باشند که هر ستون یک مشاهده صحرائی شامل متغیرهای مورد نظر است. یعنی هر ستون این ماتریس یک الگوی ورودی - خروجی می باشد و هر سطر آن تعداد این الگوها را مشخص میکند. در اینجا m تعداد نمودارهای مورد نظر است و n برابر تعداد داده های مورد استفاده در آن عمق مشخص می باشد. با توجه به روش یادگیری با ناظر یک ماتریس خروجی $n \times 1$ از داده های مطلوب متناظر با هر ماتریس ورودی در نظر گرفته می شود. یعنی متناظر با هر مجموعه داده ورودی (مجموعه γ تایی) یک داده خروجی در نظر می گیریم.

این مقدمات باعث می شود که تعداد ورودی های ما ۷ و تعداد خروجی ۱ باشد. تعداد ورودی ها و خروجی ها در مرحله بعد، معماری ورودی و خروجی شبکه عصبی را تعیین می کند. برای این کار ما ابتدا ضرایب همبستگی بین تمام متغیرها را به دست آوردیم تا اگر دو متغیر دارای استقلال خطی هستند و یا به شدت همبسته^۱ می باشند شناسائی شوند و بتوان یکی از متغیرها را با توجه به ضریب همبستگی بالای آن حذف کرد. به این صورت که ضریب ۱- نشان دهنده همبستگی

بسیار قوی معکوس و ضریب +۱ نشان دهنده همبستگی بسیار قوی مستقیم است در حالی که ضریب ۰ نشان از عدم وجود همبستگی می باشد. ماتریس ضرایب همبستگی در زیر نشان داده شده است.

جدول (۲-۲): ماتریس ضرایب همبستگی تمام ورودیها نسبت به خروجی PEF

چاه	GR	DT	NPHI	RHOB	LLS	LLD	MSFL
138	0.004	-0.77	-0.42	0.772	-0.05	-0.23	0.586
139	-0.82	-0.36	-0	0.68	-0.3	0.376	0.151
245	-0.66	-0.39	0.163	0.425	-0.26	-0.22	0.305
246	-0.6	-0.05	0.35	0.199	-0.23	-0.22	0.364
253	-0.75	-0.32	0.008	0.68	0.199	0.201	0.324
259	-0.65	-0.31	-0.17	0.641	0.155	0.132	0.609

همانطور ملاحظه می شود اثری از یک استقلال خطی و یا ارتباط قوی مشاهده نمی شود. لذا ورودی ها به همان صورت در نظر گرفته شدند و هیچ تغییری حذف نشد. سپس ما داده ها را به سه دسته آموزشی، آزمون و اعتبار دسته بندی کردیم. شبکه با داده های آموزشی الگوهای ورودی - خروجی نهفته در داده ها را یاد می گیرد و عملکرد آن با داده هایی که در جریان آموزش ندیده است سنجیده می شود این داده ها را آزمون می نامیم. همچنین برای جلوگیری از آموزش بیش از حد در طول فرآیند آموزش پس از هر بار تکرار عملکرد شبکه نسبت به داده های اعتبار بررسی می شود تا شبکه از تعمیم پذیری خوبی برخوردار باشد و داده ها را از بر نکند بلکه ارتباط غیر خطی ورودی - خروجی را یاد بگیرد. ما پس از چندین بار سعی و خطا تعداد داده های آموزش را ۷۰ درصد و تعداد داده های آزمون را ۱۰ درصد و باقی ۲۰ درصد کل داده ها را برای اعتبار سنجی شبکه در نظر گرفتیم.

۲-۲-۲ پیش پردازش داده ها

مرحله بعد استفاده از تکنیکهای پیش پردازش است عملیاتی که قبل از ورود داده ها به شبکه بر روی آنها انجام می شود را پیش پردازش می نامیم. انواع مختلف پیش پردازش وجود دارد. آموزش شبکه های عصبی می تواند بسیار موثرتر باشد اگر بعضی عملیات پیش پردازش روی ورودی ها و خروجی های شبکه انجام شود [۳۷]. بعضی از این روشها به این صورت هستند:

- روش مینیمم-ماکزیمم^۱
- روش میانگین - انحراف معیار^۲
- روش آنالیز مؤلفه اصلی^۳

1 . Min and Max (postminmx)
 2 . Mean and Standard Deviation (poststd)
 3 . Principal Component Analysis

ما ورودی ها و خروجی های شبکه را با استفاده از مینیمم و ماکزیمم آنها در فاصله [۱ -۱] قرار می دهیم و پس از آموزش از پارامترهای مینیمم و ماکزیمم و ماتریس نرمال شده مربوط به ورودی-خروجی برای پس پردازش و برگرداندن داده ها به فضای قبل از نرمال شدن استفاده می کنیم. در ادامه دلایل انتخاب روش پیش پردازش شرح داده خواهد شد. در هر صورت چون رنج تغییرات داده ها زیاد است و تابع سیگموئیدی مورد استفاده در شبکه عصبی تمایز مناسبی بین داده ها قائل نمی شوند بهتر است داده ها نرمال شوند.

روشهای مینیمم - ماکزیمم و میانگین - انحراف معیار برای پیش پردازش داده ها استفاده شد. و همچنین برای پس پردازش علاوه بر روشهای بالا از روش آنالیز رگرسیون بین خروجی های شبکه و خروجی های مطلوب نیز استفاده کردیم. شکل ۲-۲ نشان می دهد که چه روشی انتخاب می شود:

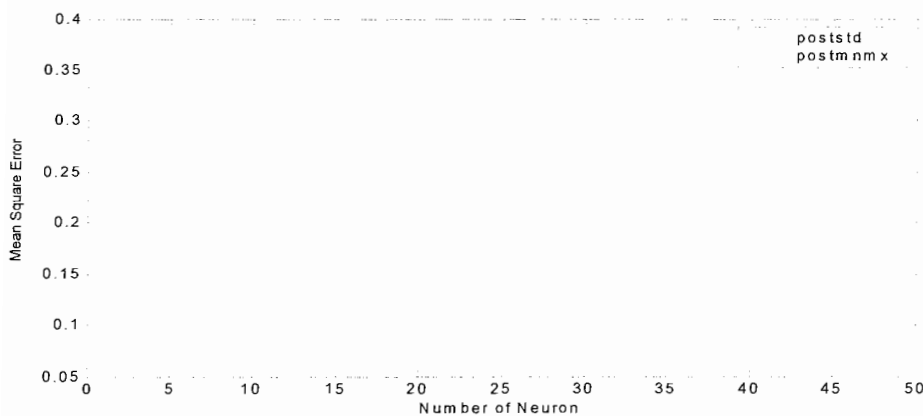
معیارها برای تعیین تعداد نرون در زیر می آید. در بخش ۲-۲-۵ به تفصیل شرح داده خواهند شد.

$$InfError = \max(|b - a|) \quad (1-2)$$

$$PSC = 200 \frac{\sum_{i=1}^p \min(T_i, O_i)}{\sum_{i=1}^p (T_i + O_i)} \quad (2-2)$$

$$RMS = \frac{\max(|y - tt|)}{\sqrt{length(y - tt)}} \quad (3-2)$$

که y (O) و tt (T) به ترتیب خروجی شبکه نرمال نشده و خروجی مطلوب متناظر با داده های آزمون است. و $length(y - tt)$ طول بردار $y - tt$ است که برابر طول بردار y یا طول بردار tt می باشد.



شکل(۲-۲): خطای به دست آمده از روشهای پیش پردازش برای تعداد نرونهای مختلف

با توجه به شکل ۲-۲ در نهایت روش مینیمم-ماکزیمم کمترین خطا را تولید می کند چرا که در مجموع پرش های کمتری دارد و در بیشتر بازه مورد نظر از نرونهای لایه میانی خطای آن کمتر است که به عنوان روش بهتر انتخاب می شود. برای پس پردازش علاوه بر آن روش رگرسیون نیز به کار برده شد.

۳-۲-۲ تعیین نوع و معماری شبکه

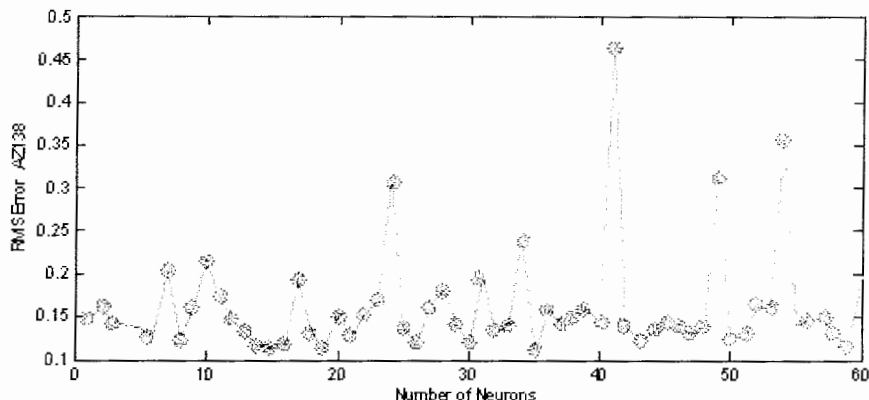
انواع مختلف شبکه های عصبی مصنوعی وجود دارند که هر کدام کاربردهای خاص خود را دارند و دارای معایب و مزایای ویژه ای هستند. در این مطالعه به دلایل زیر از شبکه نوع پرسپترون استفاده شده است:

- آموزش آن از نوع آموزش با ناظر است و می توان به خوبی آموزش را برای یادگیری از روی داده ها کنترل کرد.
- ساختمان آن ساده است .
- برای مسائل مربوط به پیش بینی محبوبیت و کاربرد زیادی دارد [۲۷].

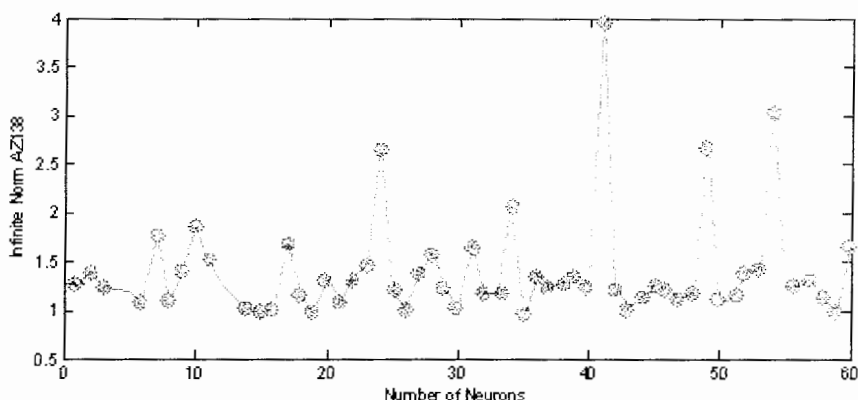
مرحله بعد در طراحی یک شبکه عصبی مصنوعی مشخص کردن معماری شبکه می باشد. معماری شامل تعداد لایه های شبکه و نرونهای هر لایه و توابع تحریک هر نرون می باشد. تعداد ورودی ها و خروجی های مسئله معماری ورودی و خروجی شبکه عصبی را تعیین می کند و لذا از درجه آزادی شبکه کم می شود. همچنین یک شبکه عصبی سه لایه قادر است هر تابع غیر خطی را با هر درجه دقت تقریب بزند. علاوه بر آن ما تعداد لایه های مختلف را نیز اعمال می کنیم تا بهترین ساختار را به دست آوریم.

مسئله پیش بینی شاخص فتو الکتریک دارای هفت ورودی MSFL و LLD و LLS و RHOB و NPHI و DT و GR و یک خروجی PEF می باشد لذا برای پیش بینی پارامتر شاخص فتو الکتریک ما شبکه سه لایه با ۷ نرون در لایه ورودی و ۱ نرون در لایه خروجی در نظر گرفتیم. تعداد نرونهای لایه میانی را متغیر فرض کردیم و تعداد این نرونها را با توجه به خطای شبکه در ارتباط با داده های آزمون انتخاب می کنیم.

شکل های ۳-۲ و ۴-۲ نشان می دهند که چند نرون برای شبکه انتخاب می شوند:



شکل (۳-۲): خطای RMS به دست آمده برای تعداد نرونهاي مختلف لایه میانی



شکل (۴-۲): حداکثر خطای به دست آمده برای تعداد نرونهاي مختلف لایه میانی

این شکل ها برای داده های آزمون به دست آمده اند. ۵ مقدار خطا و در صد تشابه^۱ مطلوب برای تعداد نرون مختلف در لایه میانی در جدول ۳-۲ نشان داده شده است. این مقادیر شامل ۵ مقدار از کمترین خطاها و ۵ مقدار از بیشترین درصد تشابه می باشند. با توجه به شکل های ۳-۲ و ۴-۲ مقادیر مطلوب معیارهای مقایسه را در جدول ۳-۲ آورده ایم. اطلاعات جدول ۴-۲ که همان اطلاعات جدول ۳-۲ است که بر حسب صعودی یا نزولی مرتب شده است و تعداد نرونهاي متناظر با آن مقادیر را نشان می دهد در تعیین تعداد نرون لایه میانی کمک می کند.

جدول (۳-۲): ۵ مقدار مطلوب انواع معیارهای مقایسه

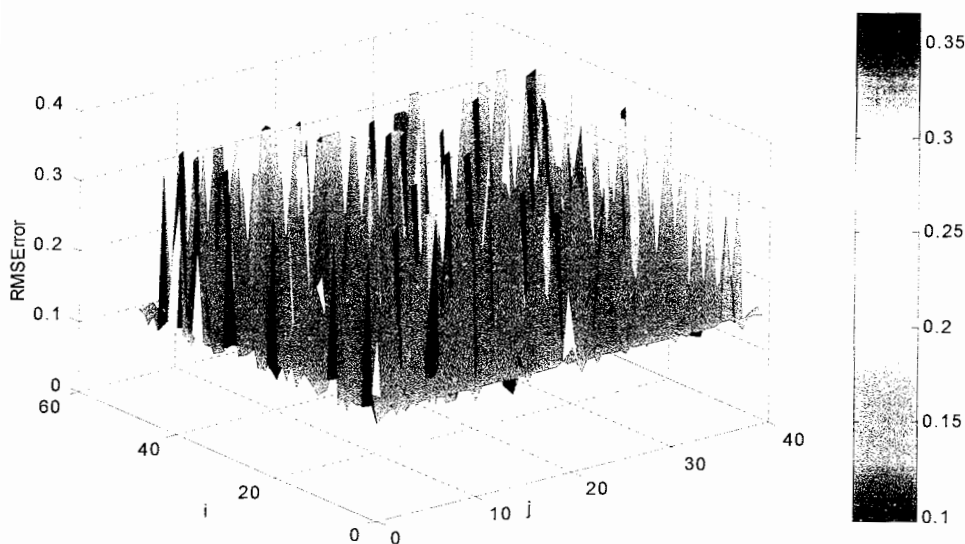
۵ مقدار مطلوب					معیار مقایسه
96.192	96.221	96.222	96.277	96.347	PSC
0.091477	0.09016	0.086462	0.086288	0.085642	MSE
1.0021	0.9897	0.98695	0.98558	0.93067	Infinite Norm
0.11571	0.11428	0.11396	0.1138	0.10746	RMS

1 . Percent Similarity

جدول (۲-۴): تعداد نرونهای لایه میانی متناظر با مقادیر مطلوب معیارها

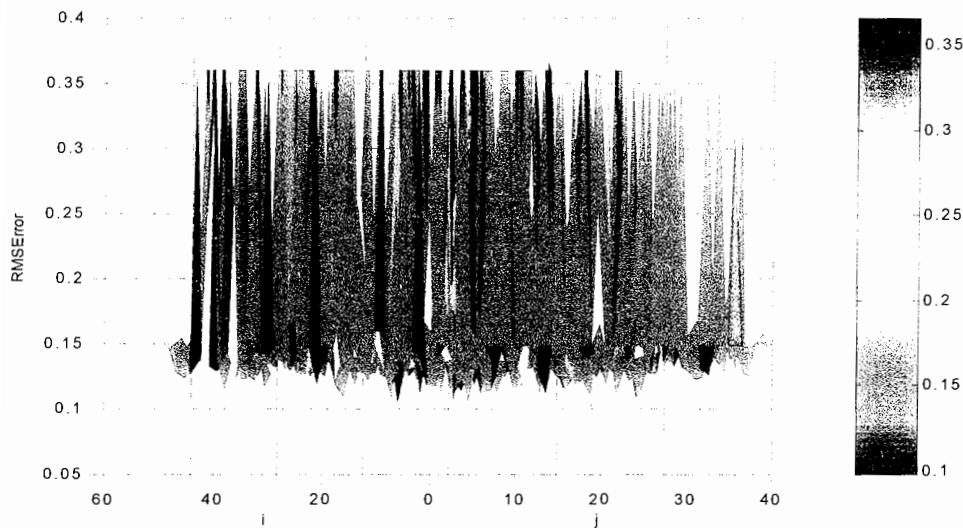
۵ نرون متناظر مطلوب					معیار مقایسه
35	47	15	48	50	PSC
12	26	15	35	50	MSE
14	15	59	19	35	Infinite Norm
14	15	59	19	35	RMS

بنابر این تعداد ۱۵ نرون برای لایه میانی انتخاب می شود. چرا که با مقایسه تمام معیارها به صورت همزمان مشاهده می شود در مجموع نتایج بهتری به دست آمده است. اگر شبکه ای با دو لایه میانی را در نظر بگیریم خطای به دست آمده چندان تغییر نمی کند. این موضوع در شکل زیر نشان داده شده است.



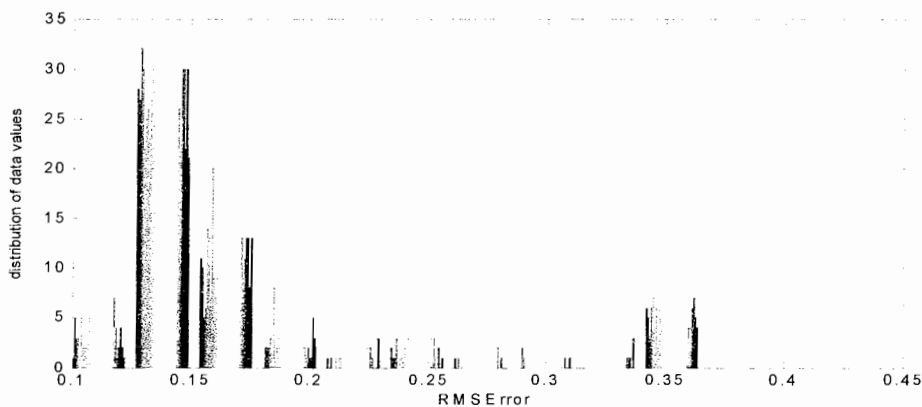
شکل (۲-۵): خطای RMS به دست آمده از شبکه با ۲ لایه میانی برای تعداد نرونهای مختلف لایه میانی

i و j به ترتیب نشان دهنده تعداد نرون در لایه پنهان اول و لایه پنهان دوم می باشند. برای تصمیم گیری بهتر در نمای افقی شکل صفحه بعد را داریم.



شکل (۲-۶): خطای به دست آمده از تعداد نرونهای مختلف لایه های میانی در نمای افقی

این شکل نشان می دهد که کمترین خطای میانگین مربعات خطا برای تعداد نرونهای مختلف در لایه اول و دوم پنهان بیشتر در بازه ۰/۱ تا ۰/۱۵ قرار دارد و نسبت به خطا برای شبکه ۳ لایه به طور محسوسی کمتر نشده است. این موضوع با توجه به هیستوگرام زیر به خوبی محسوس است که خطا بیشتر در اطراف ۰/۱۵ تغییر می کند.



شکل (۲-۷): هیستوگرام خطای به دست آمده برای شبکه با ۲ لایه میانی

با توجه به مطالب اخیر حتی اگر خطای حداقل کمتری نیز به دست آید چون این مقدار تغییر در خطا زیاد نیست و همچنین شبکه ۴ لایه نسبت به شبکه ۳ لایه بسیار بزرگ تر خواهد شد شبکه ای با ۲ لایه پنهان رد شد و همان شبکه ۳ لایه که دارای ۱ لایه پنهان است به عنوان شبکه بهینه انتخاب گردید. می توان درصد تشابه را نیز برای شبکه با ۲ لایه پنهان بررسی کرد که

پس از بررسی لازم برای در صد تشابه نیز همان تعداد نرون را به دست می آوریم و از رسم شکل صرفنظر شده است.

برای تعیین نوع توابع تحریک فرآیند مشابهی انجام شده است. انواع مختلف توابع تحریک وجود دارد که هر کدام به دلایلی به کار می روند. در این مطالعه تاکنون به شبکه ای سه لایه با ساختار ۱-۱۵-۷ رسیده ایم و چون برای هر نرون باید یک تابع تحریک تعریف کرد در مجموع به تعداد نرونها یعنی ۲۳ تابع تحریک نیاز است. اما نرونهای هر لایه دارای نقشی مشابه هم هستند. یعنی نرونهای لایه اول پردازش اولیه را انجام داده و ورودی ها را روی نرونهای لایه میانی توزیع می کنند. در لایه میانی پردازش اصلی انجام می گیرد و در انتها در لایه آخر پس از پردازش نهائی خروجی های شبکه تولید می شوند. لذا برای هر لایه یک نوع تابع تحریک فرض شد این فرض تعداد درجات آزادی شبکه را بسیار کاهش می دهد و ۲۳ تابع تحریک را به ۳ تابع تحریک کاهش می دهد.

تابع تحریک برای لایه اول و لایه دوم تابع سیگموئیدی^۱ انتخاب شد زیرا داده های ما دارای طبیعتی غیر خطی هستند و همچنین بعد از نرمال کردن در فاصله [۱-۱] قرار می گیرند. این تابع نسبت به داده های بزرگ و کوچک به اندازه کافی حساس است و همچنین در کارهای مربوط به پیش بینی از این تابع استفاده می شود [۲۷].

برای لایه خروجی از تابعی خطی استفاده کردیم تا خروجی به رنج مشخصی محدود نشود و لایه خروجی بتواند به آزادی خروجی خود را بزرگ کند.

۲-۲-۴ تعیین روش یادگیری

در این مطالعه ۹ روش آموزش برای شبکه های پیشرو به کار برده شد تا بهترین روش از نظر زمان و کارائی که با پارامترهای مربوطه مشخص شده اند به دست آید. تمام این روشها از گرادیان تابع کارائی^۲ برای چگونگی تنظیم وزن ها برای مینیمم کردن آن تابع استفاده می کنند که از روش پس انتشار خطا به دست می آید. الگوریتم اصلی پس انتشار خطا که در آن وزن ها در مسیر گرادیان منفی حرکت می کنند در فصل ۱ توضیح داده شد. البته روشهای آموزش ذکر شده برای افزایش دقت و سرعت همگرائی بسیار پیچیده شده اند که برای مطالعه بیشتر می توان به منبع [۳۷] مراجعه کرد.

با اعمال تغییراتی در نحوه تغییر وزن ها و بایاس ها سرعت و نوع همگرائی الگوریتم را می توان تغییر داد. نتیجه این کار به وجود آمدن انواع مختلف روش آموزشی است. ما تنها ۹ مورد را برای انتخاب بهترین روش در تحقیق مورد نظر به کار بردیم که شامل موارد زیر هستند.

• روش^۳ Levenberge-Marquardt

1. Sigmoid
2. Performance Function
3. Trainlm

- روش ^۱ BFGS Quasi-Newton
- روش ^۲ Resilient Backpropagation
- روش ^۳ Scaled Conjugate Gradient
- روش ^۴ Conjugate Gradient with Powell/Beale Restarts
- روش ^۵ Fletcher-Powell Conjugate Gradient
- روش ^۶ Polak-Ribiere Conjugate Gradient
- روش ^۷ One-Step Secant
- روش ^۸ Variable Learning Rate Backpropagation

در حقیقت خیلی مشکل است که بدانیم کدام روش برای یک مسئله مفروض سریعترین خواهد بود. این امر به فاکتورهای زیادی شامل پیچیدگی مسئله ، تعداد داده های آموزش، تعداد وزن ها و بایاس های شبکه، خطای نهائی و محل کاربرد شبکه که در شناسائی الگو باشد یا در تقریب توابع (رگرسیون) وابسته خواهد بود[۳۷].

مسئله مورد بررسی ما را می توان در گروه دوم یعنی تقریب توابع دسته بندی کرد. جدول ۲-۵ زمان آموزش و ضریب رگرسیون برای داده های آزمون و پیش بینی شده و همچنین ضریب درصد تشابه و میانگین مربعات خطا را برای آن داده ها برای روشهای آموزش مختلف نشان می دهد. جدول ۲-۵ نشان می دهد که کدام روش یادگیری سریعتر است. ما با ۹ روش یادگیری مسئله را آموزش دادیم که نتایج آن در زیر آمده است. برای هر روش با توجه به اینکه وزنه های اولیه تصادفی انتخاب می شوند فرآیند آموزش را ۱۰ بار تکرار کردیم و در انتها میانگین پارامترها را به دست آوردیم.

جدول ۲-۵ نشان می دهد که چرا ما روش آموزش لونیبرگ-مارکوارت(Lm) را به عنوان روش بهینه انتخاب کردیم. این روش هم خطای کمتری تولید می کند و هم ضریب رگرسیون بالائی را نتیجه می دهد. همچنین بیشترین ضریب تشابه را به دست می دهد. هر چند این روش زمان زیادی می گیرد اما برای مسائل off-line زمان چندان اهمیت ندارد.

- 1 . Trainbfg
- 2 . Trainrp
- 3 . Trainscg
- 4 . Traincgb
- 5 . Traincgf
- 6 . Traincgp
- 7 . Trainoss
- 8 . Traingdx

جدول (۲-۵): عملکرد شبکه در ارتباط با انواع مختلف روشهای آموزش

روش آموزش	PSC		RMSError		R		Time (second)	
	Std	Average	Std	Average	Std	Average	Std	Average
Trainbfg	10.383	86.619	0.12	0.299	0.37	0.563	6.865	9.469
Traincgb	6.251	92.309	0.083	0.219	0.222	0.761	4.194	10.328
Traincgf	2.989	92.883	0.071	0.244	0.112	0.77	3.428	10.748
Traincgp	6.239	92.189	0.087	0.235	0.222	0.757	3.391	9.043
Traingdx	4.666	90.729	0.032	0.329	0.412	0.536	3.791	9.843
Trainlm	0.293	95.04	0.04	0.178	0.019	0.874	7.753	22.852
Trainoss	9.584	88.445	0.118	0.272	0.368	0.614	6.823	11.231
Trainrp	1.426	94.366	0.057	0.189	0.101	0.833	3.156	10.913
Trainscg	0.633	93.774	0.044	0.23	0.031	0.806	3.665	10.544

شبکه ای که با استدلال های قبلی به دست می آید شبکه پرسپترون ۳ لایه از نوع پیشرو است که در لایه اول آن ۷ نرون با توابع عضویت سیگموئیدی، در لایه دوم که تنها لایه پنهان شبکه است ۱۵ نرون آن هم با توابع عضویت سیگموئیدی و در لایه خروجی یک نرون برای پیش بینی یک پارامتر با تابع عضویت خطی وجود دارد. برای این شبکه وزن ها و بایاس های آن در فرآیند آموزش به دست می آیند. این پارامترهای شبکه چنان ساخته می شوند تا شبکه بهترین نگاشت ورودی به خروجی را در مورد مجموعه داده های از نوع آموزش به دست آورد. همبستگی وزن ها و بایاس های شبکه مقدار دهی اولیه شدند شبکه برای آموزش آماده است شبکه می تواند برای تقریب توابع (رگرسیون غیر خطی) یا دسته بندی و شناسایی الگو ها آموزش ببیند. فرآیند آموزش به مجموعه ای از رفتارهای مطلوب شبکه شامل مثالهای ورودی و خروجی های مناسب نیاز دارد. ما این مجموع از داده ها را از داخل داده های اصلی و به صورت تصادفی انتخاب کردیم در بخش آماده سازی داده ها به تفصیل توضیح داده شده است که برای هر چه مقدار داده برای آموزش در نظر گرفته شده است.

در طول آموزش وزنها و بایاس های شبکه متناوباً برای مینیمم کردن تابع کارایی شبکه یعنی performFcn تنظیم می شوند. ما این تابع را میانگین مربعات خطا یا mse در نظر گرفتیم که همان میانگین مربعات خطا بین خروجی های شبکه و خروجی های مطلوب است. روش آموزش بهینه با توجه به بخش قبل از نوع لوبنبرگ-مارکوارت به کار می رود.

پارامترهای آموزش برای trainlm شامل epochs و show و goal و time و min_grad و max_fail و mu و mu_dec و mu_inc و mu_max و mem_reduc می باشند. Show فرآیند آموزش را به کاربر نشان می دهد و اگر این پارامتر به Nan تنظیم شود فرآیند آموزش نشان داده نمی شود و تا حدودی در حافظه مورد نیاز برنامه صرفه جوئی می شود. پارامترهای بعدی برای کنترل فرآیند آموزش به کار می روند. معیارهای کنترل شامل

• تعداد تکرارها(epochs)

• هدف(goal)

- اندازه گرادیان (grad)
- زمان آموزش (time)
- حافظه مورد نیاز (mem)

می باشند. اگر تعداد تکرارها از epochs بیشتر شود یا اگر تابع کارایی یعنی performFcn کمتر از هدف goal شود یا اگر اندازه گرادیان کمتر از min_grad شود یا اگر زمان آموزش بیشتر از time شود آموزش متوقف می شود. همچنین برای بهبود تعمیم پذیری شبکه از نرخ یادگیری متغیر استفاده می شود. u مقدار اولیه برای μ است. این مقدار هر وقت که تابع کارایی با یک گام کاهش یابد در μ_dec ضرب می شود. و هر گاه که یک گام باعث افزایش تابع کارایی شود در μ_inc ضرب می شود. اگر μ از μ_max بیشتر شود الگوریتم متوقف می شود. پارامتر mem_reduc برای کنترل کردن مقدار حافظه مورد نیاز الگوریتم به کار می رود [۳۷].

به نظر می رسد این الگوریتم برای آموزش شبکه های عصبی پیشخور با اندازه متوسط^۱ (دارای بیشتر از چند صد وزن) بهترین روش باشد این موضوع در بخش قبل نشان داده شده است. همچنین اعمال آن با استفاده از Matlab به دلیل ساختار ماتریسی آن زبان و کدهای داخلی آماده نوشته شده آسان است.

مشخصات شبکه ای که برای آموزش استفاده می شود در ادامه آمده است.

Architecture:

```

NumInputs: 1
NumLayers: 2
BiasConnect: [1; 1]
InputConnect: [1; 0]
LayerConnect: [0 0; 1 0]
OutputConnect: [0 1]
TargetConnect: [0 1]
NumOutputs: 1 (read-only)
NumTargets: 1 (read-only)
    
```

Subobject structures:

```

Inputs: {1x1 cell} of inputs
Layers: {2x1 cell} of layers
Outputs: {1x2 cell} containing 1 output
Targets: {1x2 cell} containing 1 target
Biases: {2x1 cell} containing 2 biases
InputWeights: {2x1 cell} containing 1 input weight
LayerWeights: {2x2 cell} containing 1 layer weight
    
```

Functions:

```

AdaptFcn: 'trains'
InitFcn: 'initlay'
PerformFcn: 'mse'
    
```


TrainFcn: 'trainlm'

Parameters:

AdaptParam: Passes

TrainParam: .epochs, .goal, .max_fail, .mem_reduc, .min_grad, .mu,

.mu_dec, mu_inc, .mu_max, .show,

Weight and bias values:

IW: {2x1 cell} containing 1 input weight matrix

LW: {2x2 cell} containing 1 layer weight matrix

B: {2x1 cell} containing 2 bias vectors

و پارامترهای آموزش در جدول ۲-۶ آمده است.

جدول (۲-۶): پارامترهای آموزش برای شبکه طراحی شده

Net.adaptParam.passes	1
Net.trainParam.epochs	100
Net.trainParam.goal	0.001
Net.trainParam.max_fail	5
Net.trainParam.mem_reduc	1
Net.trainParam.min_grad	1.00E-10
Net.trainParam.mu	0.001
Net.trainParam.mu_dec	0.1
Net.trainParam.mu_inc	10
Net.trainParam.mu_max	1.00E+10
Net.trainParam.show	20

پس معماری شبکه با وزن ها و بایاس های به دست آمده کامل می شود و می تواند برای هدف بعدی و کاربرد عملی شبکه عصبی که همان پیش بینی یک پارامتر پتروفیزیکی است به کار رود.

۲-۲-۵ روش ارزیابی شبکه

با توجه به نوع مسئله از انواع مختلف خطا می توان استفاده کرد. ما عملکرد شبکه عصبی را با استفاده از جذر میانگین مربعات خطا^۱ بین خروجی های شبکه نسبت به ورودی های آزمون و خروجی های مطلوب مربوط به همان ورودیها بررسی می کنیم. ضریب رگرسیون بین خروجی مطلوب و خروجی مشاهده شده و همچنین درصد ضریب تشابه از دیگر معیارهای مقایسه هستند. ما مختصری در مورد هر کدام توضیح داده و روش محاسبه آن را بیان می کنیم.

1 . Root Mean Square Error : (RMS)

۲-۲-۵-۱ جذر میانگین مربعات خطا

ما از خطای ماکزیمم (نرم بینهایت) و میانگین مربعات خطا نیز استفاده کردیم. اما در نهایت جذر میانگین مربعات خطا را انتخاب کردیم. برای محاسبه RMS، با توجه به اینکه داده ها در ابتدا و قبل از اعمال به شبکه نرمال شده اند، خروجی های شبکه نیز در فضای نرمال به دست می آیند و اندازه ها واقعی نخواهند بود لذا ابتدا مقادیر با عملیات پس پردازش به اندازه واقعی برگشته سپس خطا را به دست می آوریم. اگر خروجی شبکه برای داده های آزمون $Test.T$ بردار yn باشد، ابتدا با الگوریتم زیر این داده ها پس پردازش می شوند.

$$y = 0.5(yn + 1) \times (\max t - \min t) + \min t \quad (4-2)$$

$$tt = 0.5(Test.T + 1) \times (\max t - \min t) + \min t$$

که y و tt به ترتیب خروجی شبکه نرمال نشده و خروجی مطلوب متناظر با داده های آزمون است. $\max t$ و $\min t$ بردار مینیمم و ماکزیمم مربوط به خروجی ها در فضای قبل از نرمال است. حال خطای بین دو بردار نرمال نشده خروجی به دست آمده از شبکه یعنی y و خروجی مطلوب tt را با استفاده از رابطه زیر به دست می آوریم.

$$RMS = \frac{\max(|y - tt|)}{\sqrt{\text{length}(y - tt)}} \quad (5-2)$$

که در آن $\text{length}(y - tt)$ طول بردار $y - tt$ است که برابر طول بردار y یا طول بردار tt می باشد. همچنین خطای با نرم بینهایت (بیشترین خطای بین عناصر دو بردار) به صورت زیر محاسبه شده است.

$$\text{InfError} = \max(|b - a|) \quad (6-2)$$

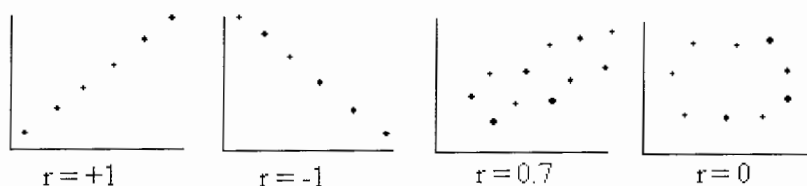
۲-۲-۵-۲ ضریب رگرسیون و نمودار پراکنش^۱

در مورد داده های جفتی می توان ارتباط^۲ آماری یا همبستگی^۳ را مطرح نمود. نمودار پراکنش، توزیع دو متغیر کمی را نشان می دهد و همیشه باید قبل از محاسبه ضریب همبستگی و انجام آنالیز رگرسیون آن را بررسی کرد. این نمودار وجود رابطه آماری بین دو متغیر را نشان می دهد. یک نمودار بیضی شکل دلیلی بر وجود رابطه خطی است و هر چه این بیضی باریکتر باشد رابطه خطی قویتر است. یک نمودار دایره ای شکل نشان دهنده عدم وجود رابطه بین دو متغیر است.

می توان از بین نقاط مربوط به نمودار پراکنش بیضی شکل خط مستقیمی عبور داد که بیشتر از خطوط دیگر به نقاط نزدیکتر باشد این خط را خط رگرسیون می نامند که در مطالعه ما معیاری برای پس پردازش است.

1 . Scatter Plot
2 . Association
3 . Correlation

یک ضریب همبستگی آماره ای است جهت اندازه گیری قدرت یا درجه یک رابطه خطی بین دو متغیر که هر کدام با واحدهای خود اندازه گیری شده اند. مشهورترین ضریب همبستگی ضریب پیرسون^۱ است [۳۹]. این ضریب به گونه ای تعریف شده است که مقادیری بین -۱ و ۱ را می گیرد. هر چه قدر مطلق این ضریب بزرگتر باشد بیضی مربوط به نمودار پراکنش باریکتر می شود و نقاط نمودار پراکنش به خط رگرسیون نزدیکتر هستند. زمانی یک همبستگی کامل رخ می دهد که بتوان مقدار یک متغیر را از روی مقدار متغیر دیگر دقیقاً پیش بینی کرد. در این حالت ضریب همبستگی +۱ یا -۱ است و کلیه نقاط در نمودار پراکنش بر روی خط رگرسیون قرار می گیرند. اگر رابطه ای بین دو متغیر وجود نداشته باشد این ضریب مقدار صفر دارد. این مطالب در شکل ۲-۸ به خوبی نشان داده شده است.



شکل (۲-۸): ضرایب رگرسیون و پراکنندگی متقابل داده ها [۳۹]

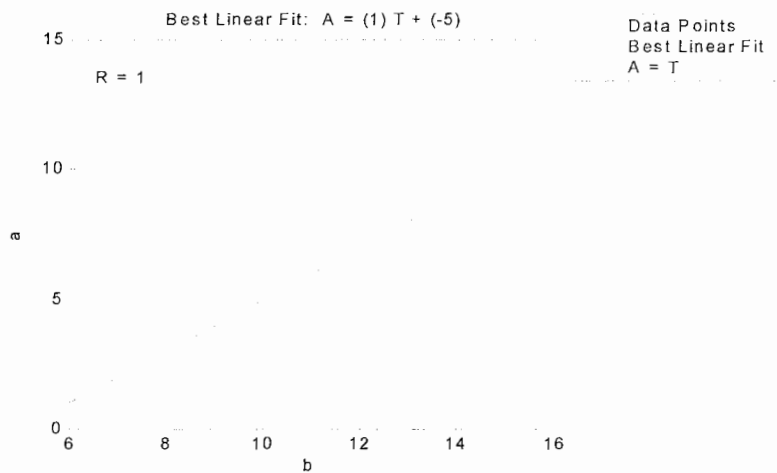
اگر با خارج کردن تصادفی تعدادی از مشاهدات شکل نمودار پراکنش تغییر نکند احتمالاً رابطه بین دو متغیر واقعی است.

هنگامی که بیش از دو متغیر وجود دارد می توان ماتریس همبستگی^۲ را برای آنها تشکیل داد که ماتریسی است از ضریب همبستگی بین هر متغیر با کلیه متغیرهای دیگر.

پس از روی نمودار پراکنش می توان به وجود یا عدم وجود رابطه خطی بین متغیرها پی برد و همچنین مقدار ضریب همبستگی پیرسون را حدس زد و سپس از روی ضریب همبستگی شدت رابطه بین دو متغیر را بررسی کرد. ضریب همبستگی پیرسون یا ضریب رگرسیون نمی تواند معیاری برای خطا باشد و تنها شدت یک رابطه خطی بین دو متغیر را نشان می دهد [۳۹]. یک مثال به خوبی این موضوع را مشخص می کند. دو بردار A و B را به صورت هم بعد $A=[1\ 2\ 3\ 4\ 5\ 6\ 7\ 8\ 9]$ و $B=[6\ 7\ 8\ 9\ 10\ 11\ 12\ 13\ 14\ 15]$ در نظر بگیریم، کاملاً مشخص است که خطای با نرم بینهایت برابر ۵ و خطای میانگین مربعات برابر $1/5811$ خواهد بود. این خطاها بسیار بزرگ هستند و این در حالی است که ضریب همبستگی با توجه به شکل ۲-۹ بیشترین مقدار را دارا بوده و برابر ۱ است.

1 . Pearson Correlation Coefficient

2 . Correlation Matrix



شکل (۲-۹): ضریب رگرسیون برای دو بردار a و b

۲-۲-۵-۳ ضریب درصد تشابه^۱ (PSC)

این ضریب برای محاسبه کیفیت پیش بینی شبکه انتخاب شده است [۴۰] و به صورت زیر به دست می آید.

$$PSC = 200 \frac{\sum_{i=1}^p \min(T_i, O_i)}{\sum_{i=1}^p (T_i + O_i)} \quad (۲-۶)$$

که در آن T و O به ترتیب خروجی مطلوب و خروجی واقعی شبکه هستند و p تعداد الگوها یا مجموعه داده های ورودی خروجی می باشد. هر چه این درصد بزرگتر باشد تشابه بیشتری بین خروجی پیش بینی شده با خروجی مطلوب به دست می آید.

۲-۳-۳ پیش بینی پارامتر شاخص فتوالکتریک

شبکه عصبی طراحی شده در بخش قبل در این بخش برای پیش بینی پارامتر PEF به کار می رود. در پیش بینی پارامترها تمام مراحل آماده سازی داده ها ، پیش پردازش داده ها ، تعیین نوع و معماری شبکه و نوع آموزش شبکه به طریقی که اشاره شد انجام می شود و در اینجا تنها به نتایج اشاره می شود و از ذکر جزئیات خودداری می کنیم.

با توجه به اینکه شبکه در شروع و مقاردهای اولیه برای وزن ها و بایاس ها به صورت تصادفی عمل می کند این امر ممکن است در خطای نهائی تاثیر بگذارد. زیرا هر بار شبکه با مجموعه متفاوتی از وزن ها و بایاس ها به تعادل می رسد و هنگام آزمون و تعمیم، خروجی که تابعی از این

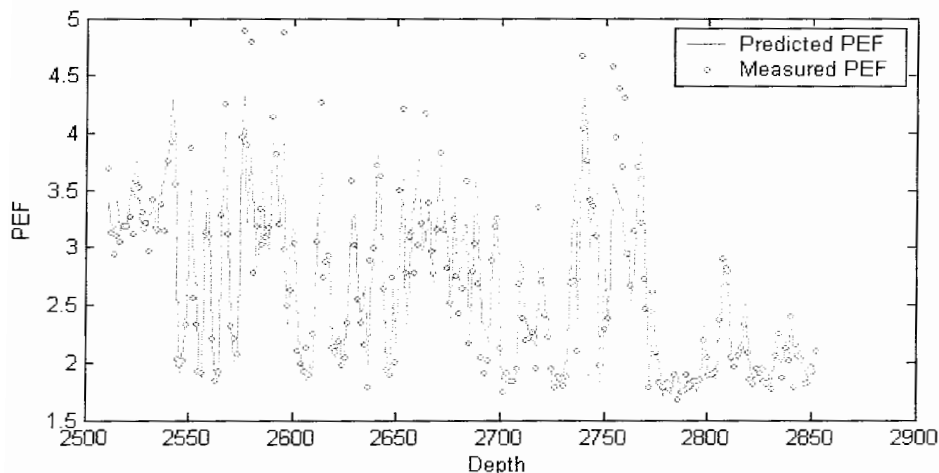
1 . Percent Coefficient Similarity

پارامترها است از این تغییر متاثر خواهد شد. برای حل این مشکل ما شبکه را ۲۰ بار آموزش دادیم و در نهایت بهترین رفتار را برای شبکه در نظر گرفتیم. در مراحل پیش بینی و برای مقایسه شبکه های به دست آمده از چندین شکل استفاده شده است. یعنی برای داده های آزمون در مرحله تعمیم و همچنین داده های آموزش در مرحله آموزش، برای هر چاه نمودارهای زیر رسم شده اند.

- نمودار پیش بینی شده (PEF) به همراه مقدار واقعی آن برحسب عمق چاه
- نموداری برای دقیق شدن روی نمودار قبلی در عمق مشخص
- خطای مرحله آموزش برحسب گامهای آموزش
- نمودار پراکنش برای پارامتر پیش بینی شده و مقدار مطلوب آن به همراه ارتباط خطی این دو مقدار

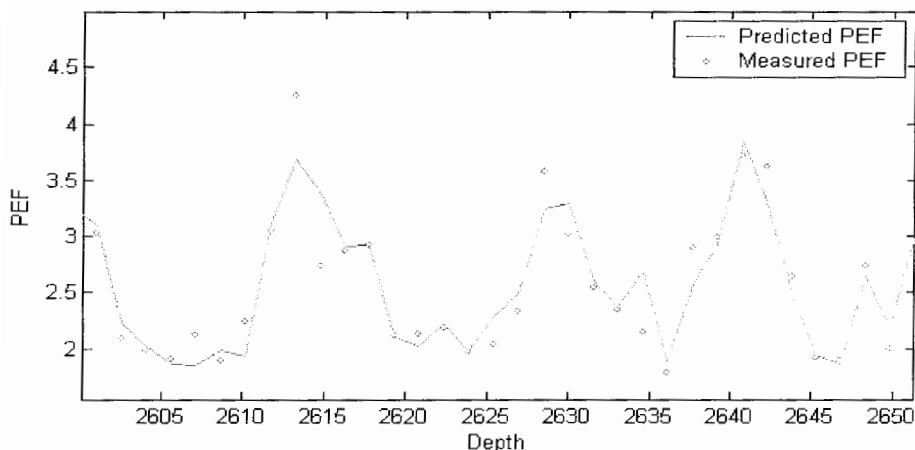
شکل های ۲-۱۰ تا ۲-۱۳ نتایج پیش بینی پارامتر PEF را برای چاه شماره ۱۳۸ نشان می

دهد .



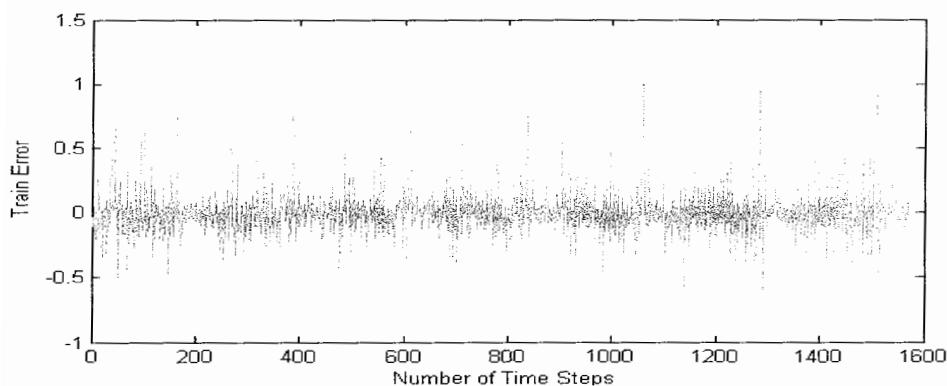
شکل(۲-۱۰): مقایسه PEF پیش بینی شده در مرحله تعمیم با PEF اندازه گیری شده برای چاه ۱۳۸

شکل ۲-۱۰ نشان می دهد پیش بینی برای PEF بزرگتر از ۴ کمتر از مقدار مطلوب است که می تواند نشان از وجود نویز در این رنج از داده ها باشد که شبکه نتوانسته است به این مقادیر برسد. این امر در شکل ۲-۱۱ بهتر نشان داده شده است.



شکل (۱۱-۲): مقایسه PEF پیش بینی شده در مرحله تعمیم با PEF اندازه گیری شده برای چاه ۱۳۸ در ۵۰ متر

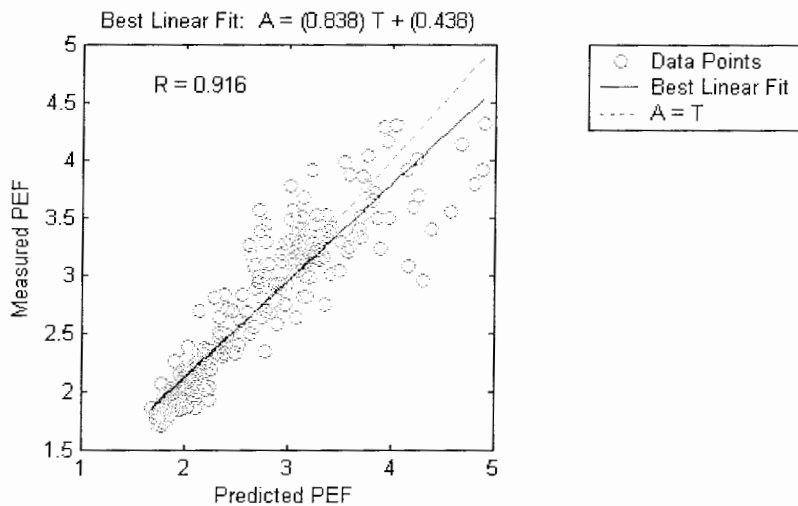
در شکل ۱۲-۲ خطای MSE در مرحله آموزش نشان داده شده است.



شکل (۱۲-۲): خطای آموزش برای PEF پیش بینی شده با PEF اندازه گیری شده در چاه ۱۳۸

با توجه به شکل ۱۲-۲ ملاحظه می شود که خطا در طول آموزش در اطراف صفر نوسان دارد که این امر به طور شهودی و بدون در نظر گرفتن داده های اعتبار سنجی، نشان از یک آموزش خوب دارد.

شکل ۱۳-۲ نمودار پراکنش و ضریب رگرسیون را برای داده های مطلوب و داده های پیش بینی شده نشان می دهد. در این شکل مشاهده می شود که پیش بینی هایی که چندان مناسب نیستند در داده های بالاتر از ۴ می باشند.

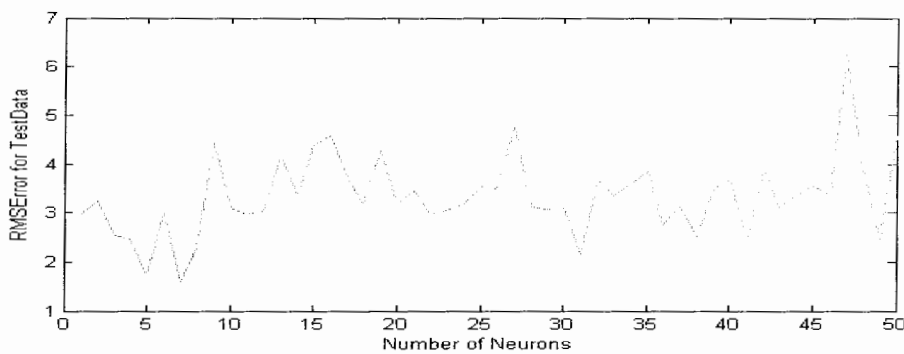


شکل (۲-۱۳): ضریب همبستگی PEF پیش بینی شده با PEF اندازه گیری شده در چاه ۱۳۸

نتایج برای دیگر چاه ها در پیوست الف آمده است.

۲-۴- طراحی شبکه عصبی برای پیش بینی DT

برای پیش بینی پارامتر DT ما تمامی فرض های قبلی را دوباره در نظر گرفتیم با این تفاوت که تعداد نرونهای لایه پنهان را با توجه به شکل زیر ۷ در نظر گرفتیم. ما برای این کار از چاه ۱۳۸ که به نظر می رسد بدترین رفتار را داشته باشد استفاده می کنیم.

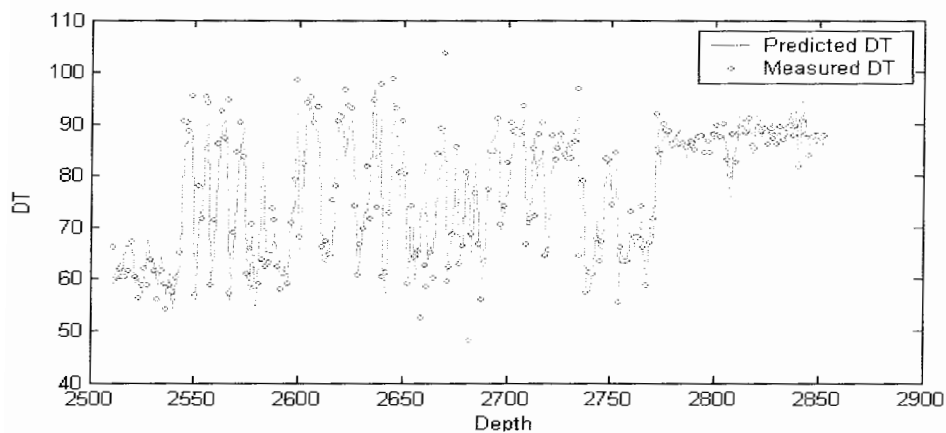


شکل (۲-۱۴): خطای RMS به دست آمده در چاه ۱۳۸ برای تعداد نرونهای مختلف لایه میانی در پیش بینی DT

تمام مشخصات شبکه طراحی شده مانند شبکه طراحی شده برای PEF است به استثنای تعداد نرون در لایه میانی که ۸ نرون کمتر از آن شبکه می باشد که از شکل ۲-۱۴ نتیجه می شود.

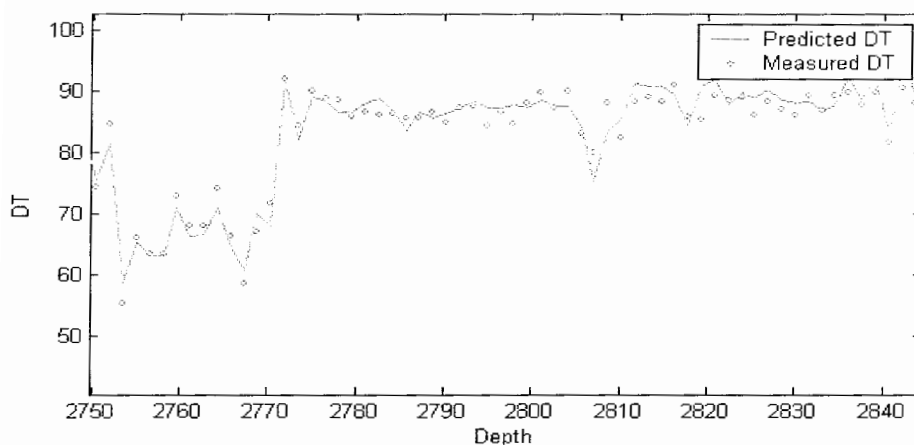
۲-۵- پیش بینی پارامتر زمان گذر موج صوتی

آماده سازی و تمام مراحل مانند بخش ۲-۱ و ۲-۲ انجام شده است و سپس شبکه به دست آمده روی تمام چاه ها اعمال شده است که تنها نتایج برای چاه ۱۳۸ می آید و نتایج دیگر چاه ها در پیوست الف نشان داده می شود.



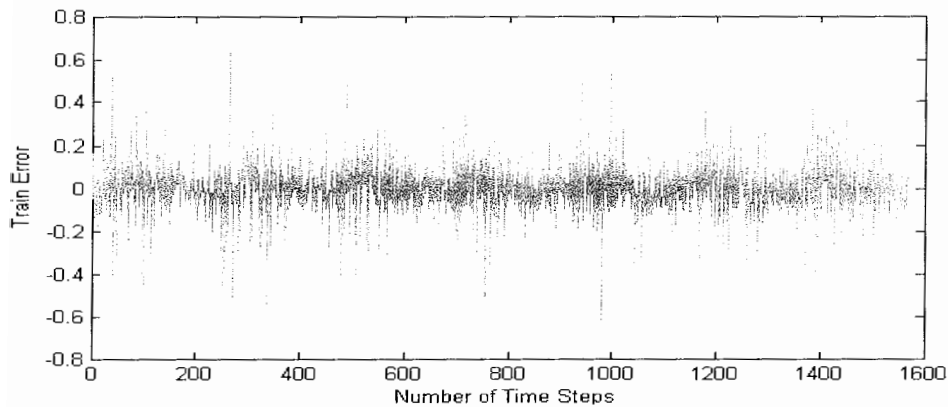
شکل (۲-۱۵): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۱۳۸ در عمق چاه

با توجه به شکل ۲-۱۵ می توان گفت پیش بینی برای DT کمتر از ۶۰ بیشتر از مقدار مطلوب است که می تواند نشان از وجود نویز در این رنج از داده ها باشد. این امر در شکل ۲-۱۶ بهتر نشان داده شده است.



شکل (۲-۱۶): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۱۳۸ برای ۱۰۰ متر

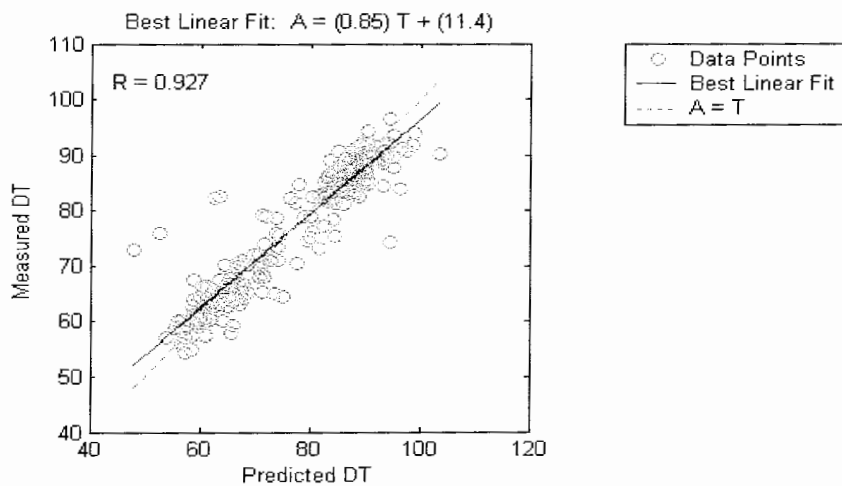
شکل ۲-۱۷ خطای MSE در مرحله آموزش را نشان می دهد.



شکل (۱۷-۲): خطای آموزش برای DT پیش بینی شده با DT اندازه گیری شده در چاه ۱۳۸

با توجه به شکل ۱۷-۲ ملاحظه می شود که مشابه پیش بینی PEF خطا در طول آموزش در اطراف صفر نوسان دارد که این امر به طور شهودی و بدون در نظر گرفتن داده های اعتبار سنجی، نشان از یک آموزش خوب دارد.

شکل ۱۸-۲ نمودار پراکنش و ضریب رگرسیون را برای داده های مطلوب و داده های پیش بینی شده نشان می دهد. در این شکل مشاهده می شود که پیش بینی هایی که چندان مناسب نیستند در داده های کمتر از ۶۰ می باشند.



شکل (۱۸-۲): ضریب همبستگی DT پیش بینی شده با DT اندازه گیری شده در چاه ۱۳۸

شکل ۱۸-۲ برای پیش بینی DT نسبت به پیش بینی PEF در شکل ۱۳-۲، نشان از یک پیش بینی بهتر دارد و مشاهده می شود که داده ها در اطراف خط رگرسیون جمع شده اند که می توان گفت بین مقدار DT پیش بینی شده و مقدار مطلوب DT رابطه ای تقریباً خطی وجود دارد.

۲-۶- جمع بندی

در این فصل ابتدا یک شبکه عصبی برای پیش بینی پارامتر شاخص فتو الکتریک طراحی شده است. این شبکه با توجه به مطالعات قبلی یک شبکه از نوع پرسپترون است. سپس برای تمام چاه ها پارامتر PEF را پیش بینی کردیم. در بخش بعد مراحل طراحی و پیش بینی را با اختلافهای جزئی برای پارامتر DT در مورد تمام چاه ها تکرار کردیم. نتایج با معیارهای موردنظر مقایسه می شوند. که با توجه به شکل های ۲-۱۳ و ۲-۱۸ مشاهده می شود پیش بینی برای DT بهتر از PEF انجام شده است. شکل های ۲-۱۰ تا ۲-۱۳ در مقایسه با شکل ها ۲-۱۵ تا ۲-۱۸ نشان از پیش بینی خوب DT نسبت به پیش بینی PEF دارد. برای هر دو پیش بینی نتایج خطاها و ضریب رگرسیون قابل اعتماد است.

با توجه به شکل ۲-۱۳ میتوان گفت که برای پیش بینی PEF در مقادیر واقعی بزرگتر از ۴ پیش بینی شبکه بیشتر از مقدار اندازه گیری شده است اما برای مقادیر بین ۳ و ۴ پیش بینی کمتر از مقادیر واقعی است. این مسئله برای پیش بینی DT به صورت دیگری است در این مورد با توجه به شکل ۲-۱۸ مقادیر واقعی و پیش بینی شده تقریباً معادل هستند و اختلاف بیشتر در داده های کمتر از ۶۰ می باشد.

در فصل بعد ما برای بهبود رفتار این شبکه ها به طراحی یک پیش پردازش گر فازی خواهیم پرداخت.

۳-۱- مقدمه

در این فصل برای افزایش دقت پیش بینی پارامترهای DT و PEF تکنیک پیش پردازش فازی را به شبکه طراحی شده در فصل ۲ اعمال می کنیم. آنچه که پیش پردازش فازی را از دیگر پیش پردازش ها متمایز می کند استفاده از اطلاعات مفسر در پیش بینی پارامترها است. لزوم استفاده از پیش پردازش فازی در فصل ۱ توضیح داده شده است و اکنون هدف طراحی یک سیستم استدلال فازی است که بتواند اطلاعات اگر- آنگاه فازی به دست آمده از دانش تجربی را به داده ها اعمال کند.

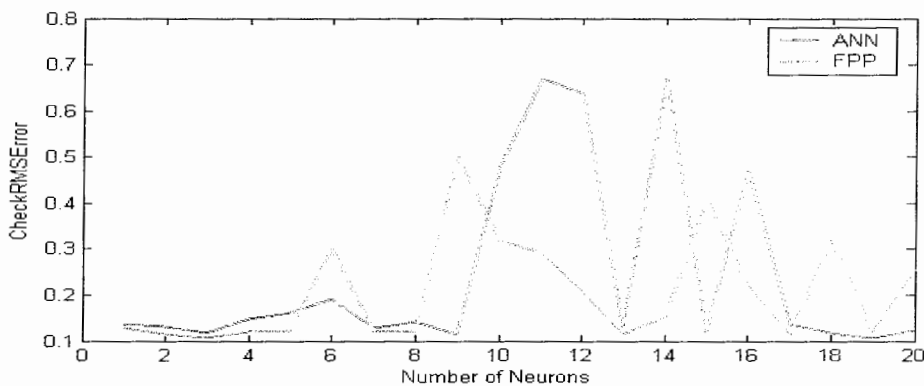
۳-۲- طراحی سیستم استنتاج فازی برای پیش بینی PEF

پیش پردازش فازی در چند مرحله انجام می شود:

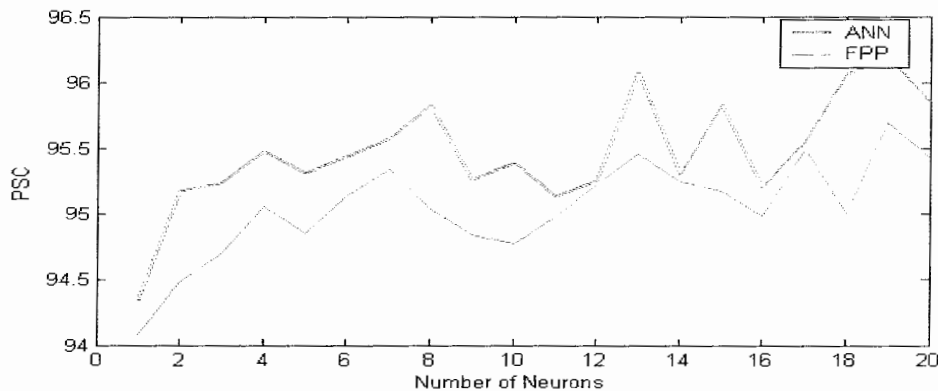
۱. پیدا کردن قواعد اولیه فازی
۲. ترکیب قواعد اگر-آنگاه فازی برای شناسایی سیستم
۳. طراحی یک موتور استنتاج فازی

۳-۲-۱- پیدا کردن قواعد فازی

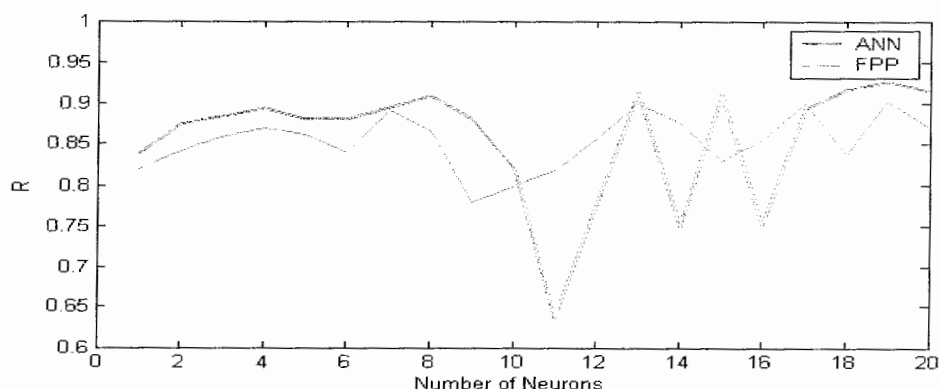
در مورد ارتباط بین متغیرهای مقاومت ویژه با خروجی PEF و DT رابطه ای که بتواند قواعدی فازی از آن به دست آورد وجود ندارد و به نظر می رسد متغیرهای مقاومت ویژه LLD، LLS و MSFL ارتباط قابل توجهی با متغیر PEF یا DT ندارند و از هم مستقل می باشند. بعد از طراحی پیش پردازش فازی ما سیستم مورد نظر را روی ۴ ورودی دیگر اعمال کردیم و سپس داده های مربوط به مقاومت ویژه را به آنها اضافه کرده و به شبکه عصبی اعمال کردیم. به این معنی که ۳ سری داده مقاومت در پیش پردازش دخالت ندارند اما به شبکه اعمال می شوند. با انجام این کار نتایج به دست آمده چندان رضایت بخش نبود و حتی گاهی خطای شبکه با پیش پردازش فازی بیشتر از شبکه بدون پیش پردازش بود. در شکل های ۱-۳ تا ۳-۳ این نتیجه برای چاه ۲۵۳ نشان داده شده است. در این شکل ها معیارهای مقایسه را برای تعداد نرون مختلف در لایه میانی نشان داده ایم. علاوه بر آن برای مقایسه نتایج پیش بینی صرف با شبکه عصبی (بدون پیش پردازش فازی) نیز در شکل ها نشان داده شده است.



شکل (۱-۳): خطای RMS مربوط به سیستم پیش پردازش فازی برای نرونهای مختلف در لایه میانی شبکه عصبی



شکل (۲-۳): ضریب درصد تشابه مربوط به سیستم پیش پردازش فازی برای نرونهای مختلف در لایه میانی شبکه عصبی



شکل (۳-۳): ضریب رگرسیون مربوط به سیستم پیش پردازش فازی برای نرونهاي مختلف در لایه میانی شبکه عصبی

در اینجا هم مشابه فصل ۲ هدف پیدا کردن تعداد نرون لایه میانی می باشد که شکل های ۱-۳ تا ۳-۳ نشان می دهند خطا در مجموع بسیار بالاتر از مقدار مورد نظر در فصل ۲ است. به نظر می رسد که داده های مقاومت ویژه دارای نویز زیادی باشند و چون پیش پردازش تنها روی متغیرهای دیگر اعمال می شود این داده های نویزی تغییر نمی کنند و به صورت خام به شبکه اعمال می شوند و حتی پیش پردازش با حذف بعضی داده های نویزی می تواند داده های مقاومت ویژه متناظر را که مطلوب هستند از بین ببرد و شبکه بعضی الگوها را که تا حدودی مطلوب هستند برای آموزش از دست می دهد. در اینجا نویز روی داده های غیر مقاومت پخش شده است و رفتار مطلوب شبکه بیشتر ناشی از الگوهای مناسب موجود در داده های مقاومت است. حذف این الگوها باعث مختل شدن آموزش شبکه خواهد شد.

با این نتیجه ما تنها روابط بین متغیرهای RHOB و NPHI و DT و GR را با PEF زمانی که هدف پیش بینی PEF باشد و همچنین روابط بین متغیرهای RHOB و NPHI و PEF و GR را با DT زمانی که هدف پیش بینی DT باشد به دست آوردیم. این روابط در نهایت به صورت قواعد اگر-آنگاه فازی برای پیش پردازش موردنظر در می آیند. با توجه به مطالب فوق سیستم دارای ۴ ورودی و ۱ خروجی خواهد بود و از ورودی های مقاومت ویژه الکتریکی صرف نظر شد. قواعد به دست آمده در زیر می آیند. این قواعد با مطالعه چارت های مربوطه شرکت

شلومبرژه [۴۱] در زیر می آیند.

- اگر RHOB زیاد باشد آنگاه PEF زیاد است.
- اگر NPHI کم باشد آنگاه PEF زیاد است.
- اگر DT زیاد باشد آنگاه PEF کم است.
- اگر GR کم باشد آنگاه PEF کم است.

۳-۲-۲- ترکیب قواعد اگر-آنگاه فازی برای شناسایی سیستم

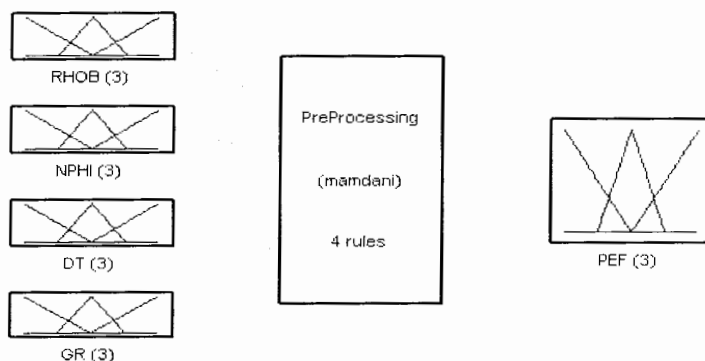
در این مرحله باید قواعد را چنان ترکیب کرد که سیستم بتواند داده های مخدوش را شناسایی و حذف کند. برای این کار ما قواعد بخش قبل را به عنوان فرض اولیه در نظر می گیریم و به نتایج زیر می رسیم.

- اگر RHOB زیاد باشد و DT زیاد باشد و GR کم باشد و PEF زیاد باشد آنگاه داده غلط است.
- اگر NPHI کم باشد و PEF کم باشد آنگاه داده غلط است.

می توان تعداد قواعد زیادی از این دسته قواعد اولیه استخراج کرد اما تعداد قواعد زیاد لزوماً به معنی بهبود رفتار سیستم نیست و باید تا حد امکان تعداد قواعد را کم در نظر گرفت و همچنین نباید قواعد همدیگر را نقض کنند. به یک معنی آنها باید فضای ورودی (قسمت اگر) را با تعداد قواعد کافی به فضای خروجی (قسمت آنگاه) بنگارند و این نگاشت باید کامل باشد تا الگوهای ورودی - خروجی از دست نروند.

۳-۲-۳- طراحی یک موتور استنتاج فازی

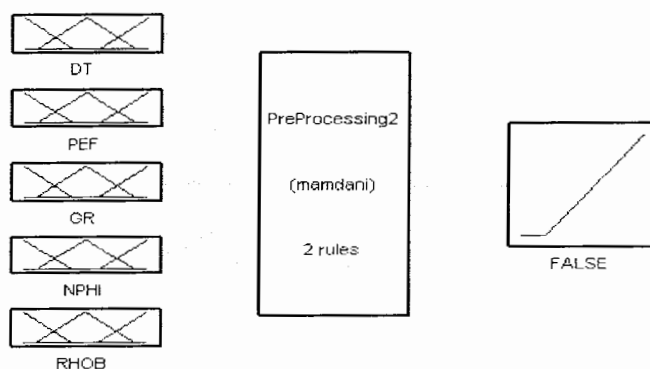
مرحله بعد در نظر گرفتن سیستم استنتاج فازی است. ما موتور استنتاج ممدانی را برای این منظور طراحی کردیم. در اینجا می توان دو رهیافت برای ورودی به خروجی در نظر گرفت. رهیافت اول به این صورت است که از قواعد اولیه استفاده کنیم یعنی سیستم با استفاده از نگاشت قواعد اولیه یک خروجی تولید کند و سپس خطای این خروجی نسبت به خروجی واقعی سنجیده شود و سیستم نسبت به حذف داده هائی که بیشترین خطاها را تولید می کنند اقدام کند. مشخصات این سیستم در شکل زیر می آید.



System PreProcessing: 4 inputs, 1 outputs, 4 rules

شکل (۳-۴): سیستم استنتاج فازی برای پیش پردازش در رهیافت اول

در رهیافت دوم ما از قواعد ترکیبی بخش قبل استفاده می کنیم یعنی سیستم با استفاده از دو قاعده اگر – آنگاه بخش قبل به تمام داده ها یک درجه اعتبار یعنی یک درجه درستی یا یک درجه نادرستی نسبت می دهد. دامنه (رنج) و چگونگی نسبت دادن این درجه اعتبار به وسیله قواعد و توابع عضویت ورودی و خروجی تعیین می شود. در این حالت ما برای خروجی باید یک تابع عضویت به نام FALSE تعریف کنیم تا شناسائی داده های نامطلوب میسر شود و سپس می توان داده های با درجه نادرستی بالا را حذف کرد. مشخصات این سیستم در شکل زیر آمده است.



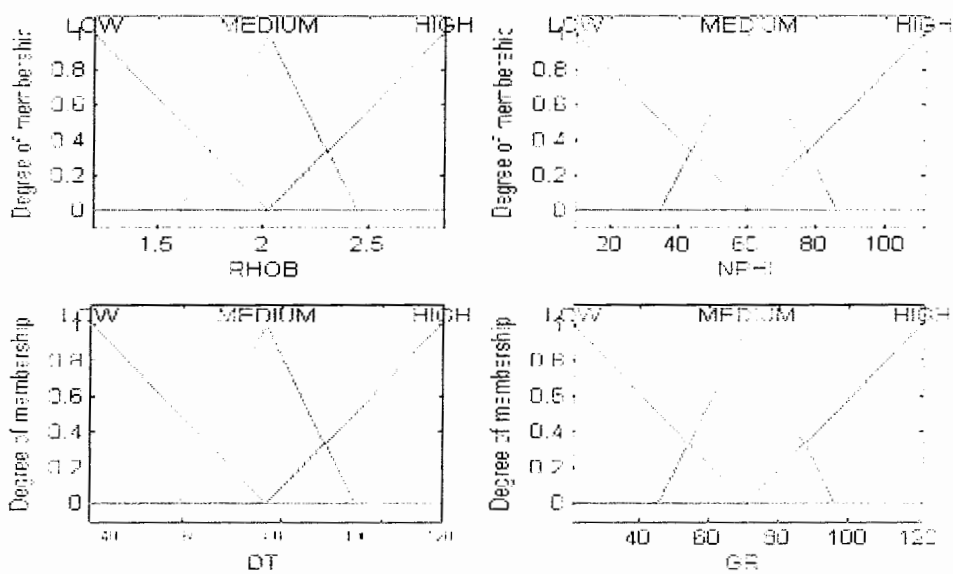
System PreProcessing2: 5 inputs, 1 outputs, 2 rules

شکل (۳-۵) : سیستم استنتاج فازی برای پیش پردازش در رهیافت دوم

عملا هر دو رهیافت عمل مشابهی انجام می دهند و به نتیجه تقریبا یکسانی می رسند ما از هر دو روش استفاده کردیم ولی در نهایت رهیافت اول را برای سیستم نهائی اعمال کردیم. پس از ساخت سیستم ممدانی با توجه به تعداد ورودی – خروجی ها در هر مرحله، ورودی و خروجی موردنظر به سیستم شناسانده می شود و برای هر ۴ ورودی و خروجی موردنظر توابع عضویت در نظر گرفته می شود. ما تابع عضویت تمام ورودی ها و خروجی ها را مثلی در نظر گرفتیم [۴۱]. تابع عضویت مثلی ساختمان ساده ای دارد پارامترهای آن به طور شهودی با شکل آن مربوط شده اند.

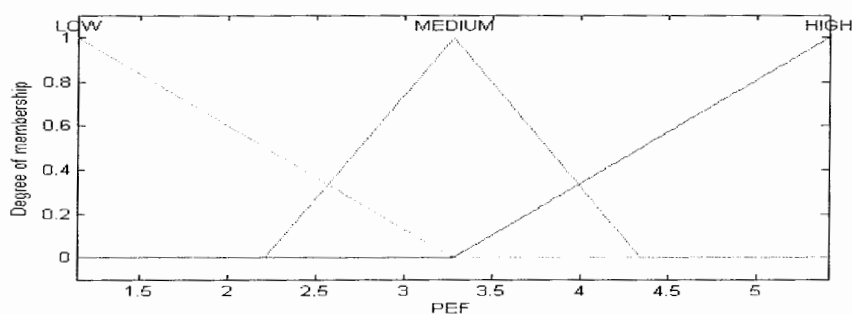
ما برای هر متغیر ۳ تابع عضویت در نظر گرفتیم که به ترتیب نشان دهنده مجموعه های فازی پائین ، متوسط و بالا هستند.

با توجه به محدوده تغییرات پارامترها مقدار پارامتر کوچکتر از نصف محدوده را پایین و بزرگتر از نصف را بالا تعریف کردیم. مقادیر بزرگتر از ربع اول و کوچکتر از ربع آخر را متوسط در نظر گرفتیم. مجموعه های فازی در شکل ۳-۶ برای متغیرهای ورودی آمده اند.



شکل (۳-۶): توابع عضویت ورودی برای پیش پردازش فازی

توابع عضویت برای متغیر خروجی که همان PEF می باشد در شکل ۳-۷ نشان داده شده اند.



شکل (۳-۷): تابع عضویت خروجی برای پیش پردازش فازی مربوط به پیش بینی PEF

مرحله بعد اعمال قواعد به شبکه است. هر قاعده باید دارای یک وزن باشد تا اگر لازم شد بتوان به بعضی قواعد اهمیت بیشتری داد. ما همه وزن ها را ۱ در نظر گرفتیم به جز قاعده مربوط به DT و PEF که چون قاعده ای محکم نیست برای آن ضریب ۰/۳ اعمال شد به این ترتیب تمام قواعد اهمیت یکسان نخواهند داشت.

دیگر پارامترهای شبکه به صورت زیر تنظیم شده اند. این پارامترها در فصل ۱ شرح داده شده اند.

Name: 'Preprocessing'
 Type: 'mamdani'
 AndMethod: 'min'


```
OrMethod: 'max'  
DefuzzMethod: 'centroid'  
ImpMethod: 'min'  
AggMethod: 'max'  
Input: [1x4 struct]  
Output: [1x1 struct]  
Rule: [1x4 struct]
```

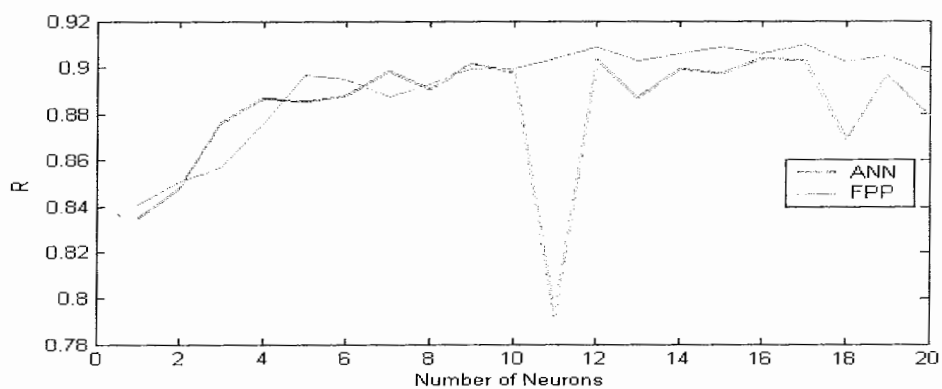
این سیستم اکنون آماده است تا برای عمل پیش پردازش به کار رود. در بخش بعد این سیستم به تمام چاه ها اعمال می شود.

۳-۳- پیش بینی PEF

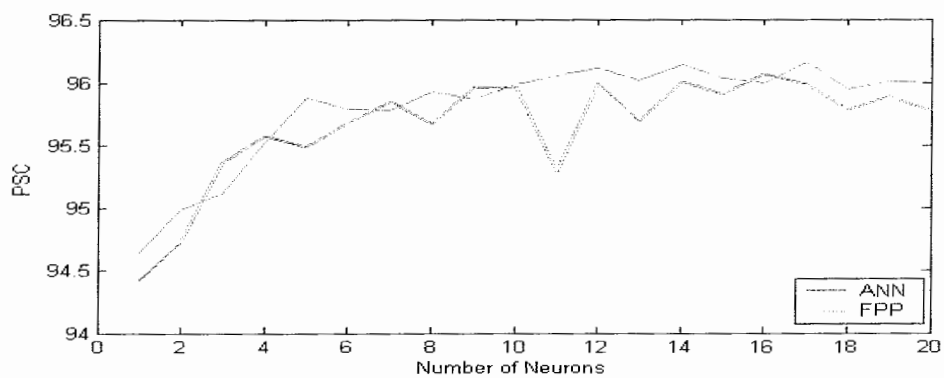
داده ها قبل از اعمال به شبکه از سیستم استنتاج فازی به منظور عمل پیش پردازش، می گذرند. سیستم از روی ۴ ورودی RHOB ، NPHI ، DT و GR خروجی PEF را به دست می آورد که هر کدام از این خروجی ها با درجه ای از درستی قواعد را ارضاء می کنند. سپس این خروجی با داده های اصلی مقایسه می شود و اختلاف آنها به دست می آید. اکنون ما می توانیم داده هایی را که خطاهای بالا تولید می کنند مشاهده کنیم. این داده ها همان هایی هستند که قواعد را به خوبی ارضاء نمی کنند و در امر آموزش شبکه اخلال به وجود می آورند. با توجه به فازی بودن مسئله تمام داده ها با درجه ای که از روی خطا به دست می آید به داده های غلط تعلق دارند به این معنی که تمام داده ها هم درست هستند و هم نادرست می باشند و در نهایت امر این مفسر است که باید تصمیم بگیرد که تعداد داده هایی را که نمی خواهد در آموزش شبکه دخالت داشته باشند تعیین نماید.

ما بعد از پیش پردازش از روی شکل خطا تعداد ۴۰ داده را از کل تعداد تقریبی ۲۰۰۰ داده حذف کردیم و سپس داده ها را بدون تغییر به شبکه عصبی طراحی شده در فصل ۲ اعمال کردیم. نتایج به دست آمده در این مرحله با نتایج حاصل از فصل ۲ مقایسه می شوند. تنها چاه های ۱۳۸ و ۲۵۹ برای مرحله طراحی به کار رفته اند. برای هر کدام پارامترهای R ، PSC و CheckRMSError بر حسب تعداد نرون در لایه میانی رسم می شود تا تعداد نرون بهینه لایه میانی به دست آید.

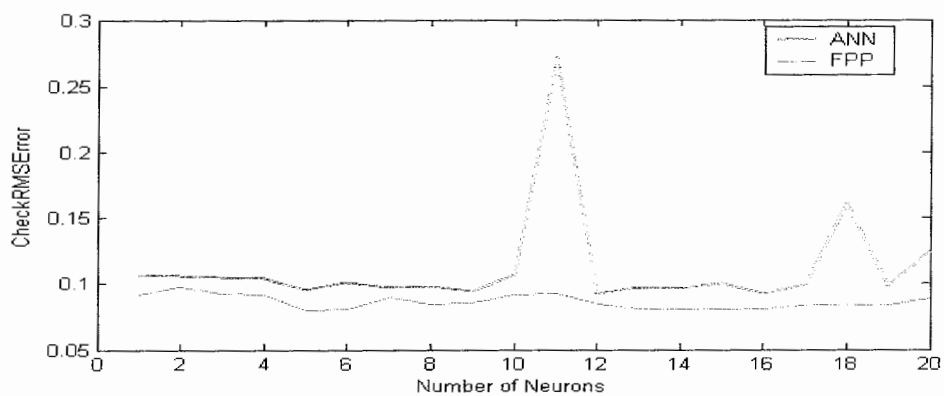
شکل های ۳-۸ تا ۳-۱۰ برای چاه ۱۳۸ و شکل های ۳-۱۱ تا ۳-۱۳ برای چاه ۲۵۹ نشان می دهند که چند نرون برای لایه میانی انتخاب شود. با توجه به این شکل ها برای لایه میانی ۹ نرون در نظر می گیریم. ملاحظه می شود که نسبت به تعداد نرون لایه میانی فصل ۲ کاهش خوبی نشان می دهد این امر از حجم شبکه می کاهد و مستقیماً زمان آموزش و تعمیم را کاهش می دهد لذا ما برای مقایسه زمان را بررسی نمی کنیم. در ادامه این شبکه با پیش پردازش را به چاه ۱۳۸ اعمال می کنیم.



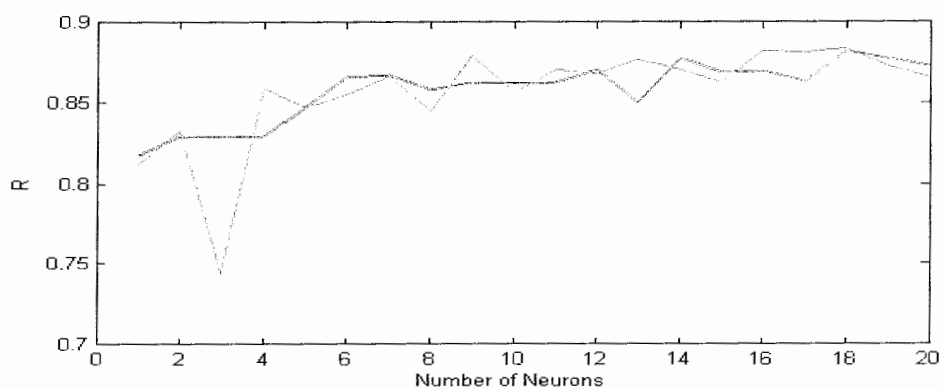
شکل (۸-۳): ضریب رگرسیون برای سیستم پیش پردازش فازی در چاه ۱۳۸



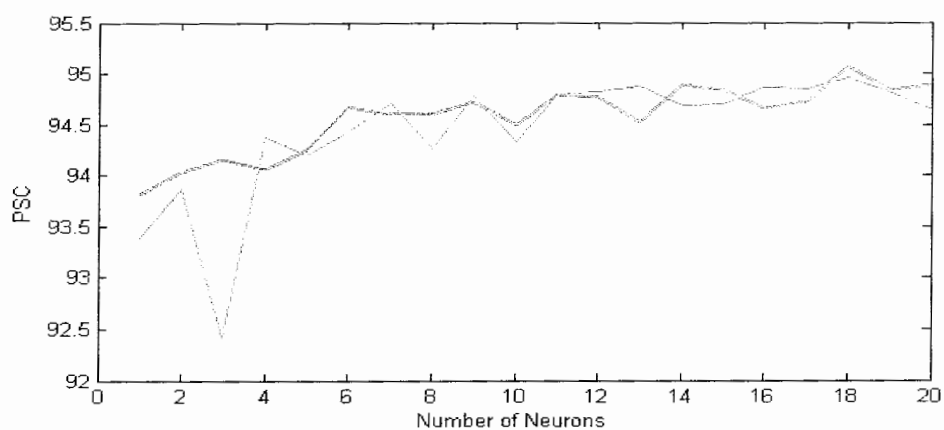
شکل (۹-۳): ضریب درصد تشابه برای سیستم پیش پردازش فازی در چاه ۱۳۸



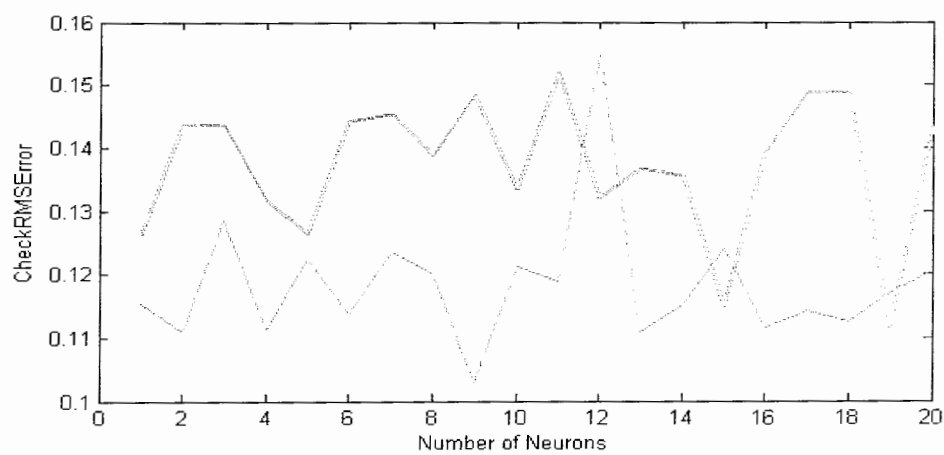
شکل (۱۰-۳): خطای RMS برای سیستم پیش پردازش فازی در چاه ۱۳۸



شکل (۱۱-۳): ضریب رگرسیون برای سیستم پیش پردازش فازی در چاه ۲۵۹

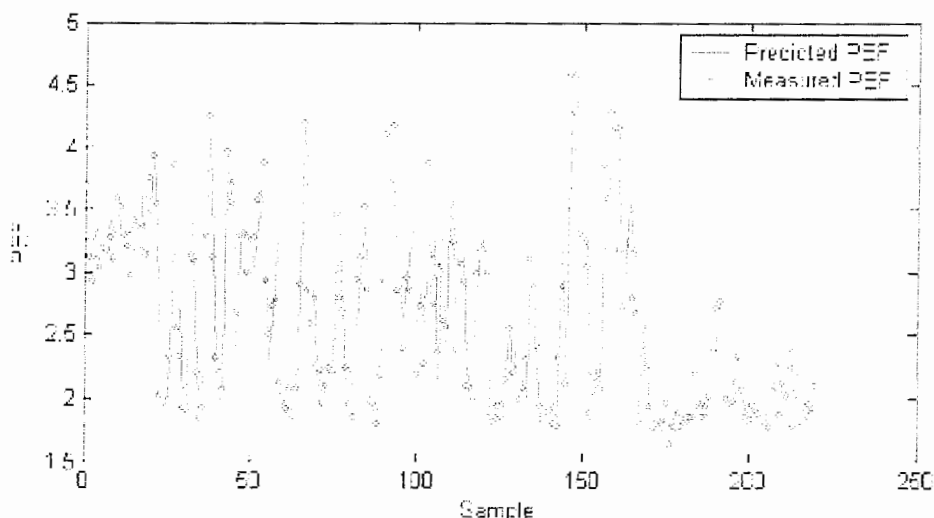


شکل (۱۲-۳): ضریب درصد تشابه برای سیستم پیش پردازش فازی در چاه ۲۵۹

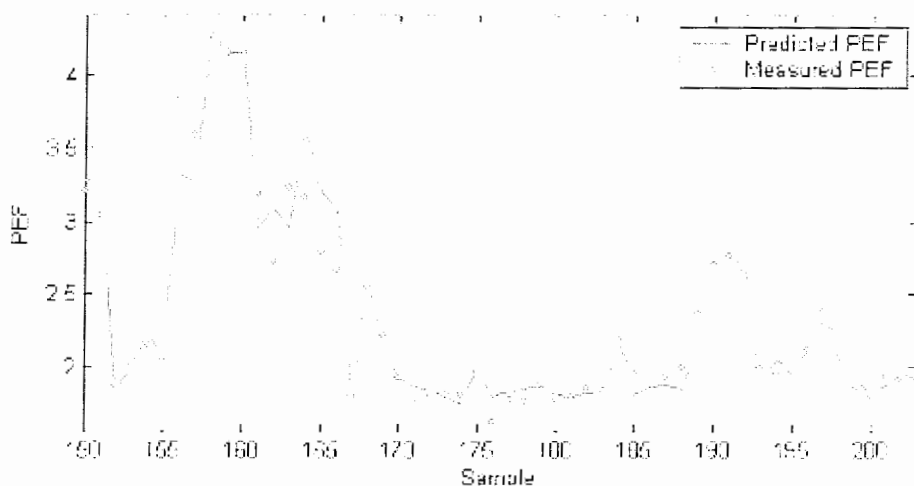


شکل (۱۳-۳): خطای RMS برای سیستم پیش پردازش فازی در چاه ۲۵۹

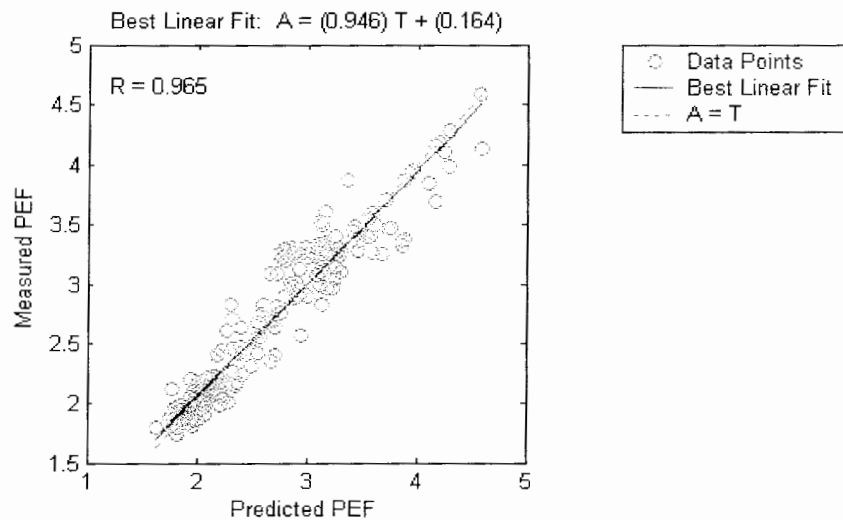
با توجه به شکل های بالا برای لایه میانی ۹ نرون در نظر می گیریم. اکنون ساختار شبکه به صورت ۴-۹-۱ می باشد که در مقایسه با شبکه پیش بین PEF ، ۱-۱۵-۷ در فصل ۲ بسیار کوچک تر شده است و تعداد ۶ نرون از لایه میانی را کاهش داده است. در ادامه این شبکه با پیش پردازش فازی در مرحله تعمیم برای نمودار PEF در چاه ۱۳۸ در اشکال ۳-۱۴ تا ۳-۱۶ نشان داده می شود و نتایج برای دیگر چاه ها در پیوست ب می آید.



شکل (۳-۱۴): مقایسه PEF پیش بینی شده در مرحله تعمیم با PEF اندازه گیری شده برای چاه ۱۳۸



شکل (۳-۱۵): مقایسه PEF پیش بینی شده در مرحله تعمیم با PEF اندازه گیری شده برای چاه ۱۳۸ در بعضی نمونه ها



شکل (۳-۱۶): ضریب همبستگی PEF پیش بینی شده با PEF اندازه گیری شده مرحله تعمیم برای چاه ۱۳۸

شکل های ۳-۱۴ تا ۳-۱۶ که رفتار شبکه عصبی با پیش پردازش فازی را نشان می دهد نشان می دهند در مقایسه با شکل های متناظر ۲-۹ تا ۲-۱۲ که مربوط به شبکه عصبی بدون پیش پردازش فازی در چاه ۱۳۸ است، رفتار بهتر شده است. نتایج در فصل ۶ به تفصیل بررسی خواهند شد.

شکل ۳-۱۶ هماهنگی خوبی بین PEF اندازه گیری شده با PEF پیش بینی شده نشان می دهد با این تفاوت که مقادیر پیش بینی شده بیشتر از مقادیر واقعی هستند البته این تفاوت چندان زیاد نیست.

۳-۴- طراحی پیش پردازش فازی برای پیش بینی نمودار صوتی

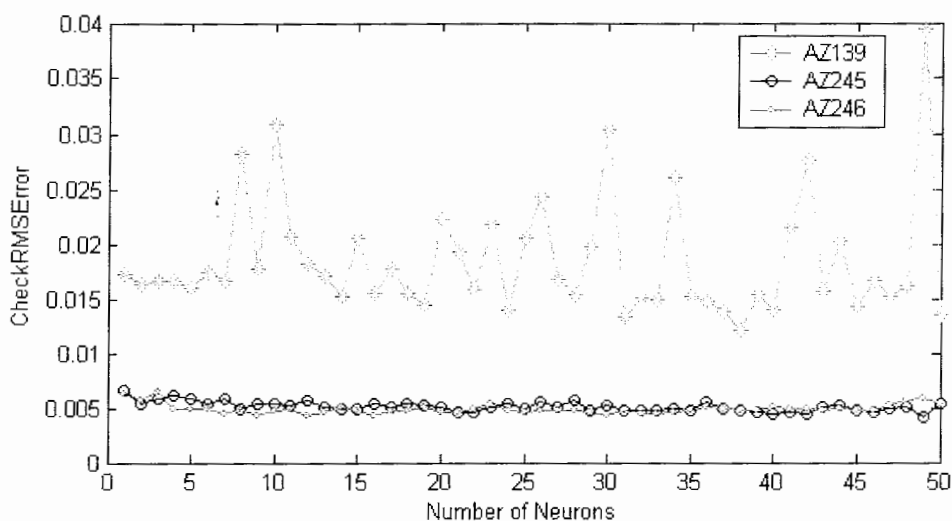
برای پیش بینی DT تمام کارهای طراحی و اعمال به صورت قبل انجام می شود. سیستم مشابه قبل طراحی می شود. قواعد مربوطه همان قواعد قبل می باشند اختلاف در تعداد نرون لایه میانی شبکه عصبی است که در بخش بعد توضیح داده می شود.

۳-۵- پیش بینی DT

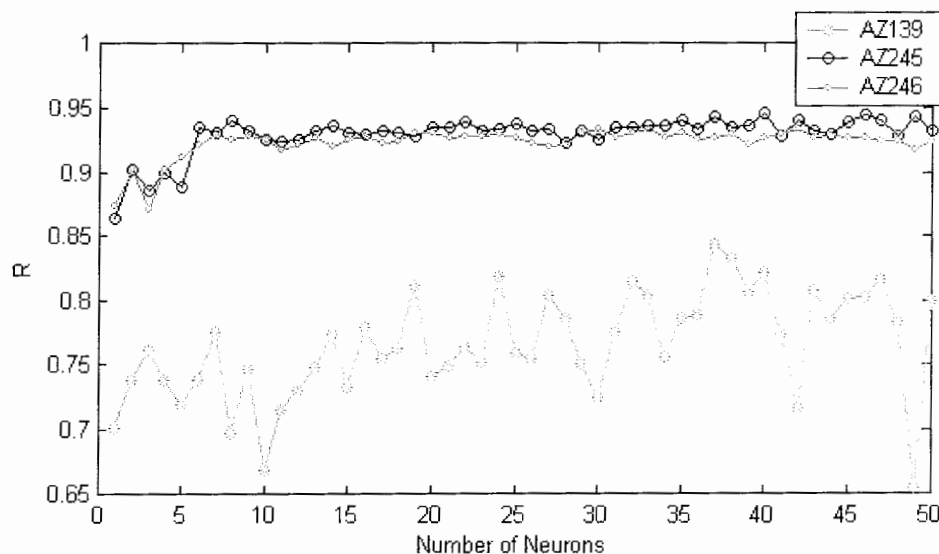
ما از ۳ چاه برای تعیین تعداد نرونهای لایه میانی استفاده کرده ایم. نمودارهای لازم برای چاه های ۱۳۹ و ۲۴۵ و ۲۴۶ در شکل های ۳-۱۷ تا ۳-۱۹ رسم شده اند. همانند بخش ۳-۲ داده ها قبل از اعمال به شبکه از سیستم استنتاج فازی به منظور عمل پیش پردازش، می گذرند. سیستم از روی ۴ ورودی RHOB و NPFI و PEF و GR خروجی DT را به دست می آورد که هر کدام از این خروجی ها با درجه ای از درستی قواعد را ارضاء می کنند. سپس این خروجی با داده های اصلی مقایسه می شود و اختلاف آنها به دست می آید. مانند قبل ما داده هائی را که خطاهای بالا تولید

می کنند حذف می کنیم. با توجه به فازی بودن مسئله تمام داده ها با درجه ای که از روی خطا به دست می آید به داده های غلط تعلق دارند به این معنی که تمام داده ها هم درست هستند و هم نادرست می باشند و در نهایت امر این مفسر است که باید تصمیم بگیرد که تعداد داده هائی را که نمی خواهد در آموزش شبکه دخالت داشته باشند چقدر هستند.

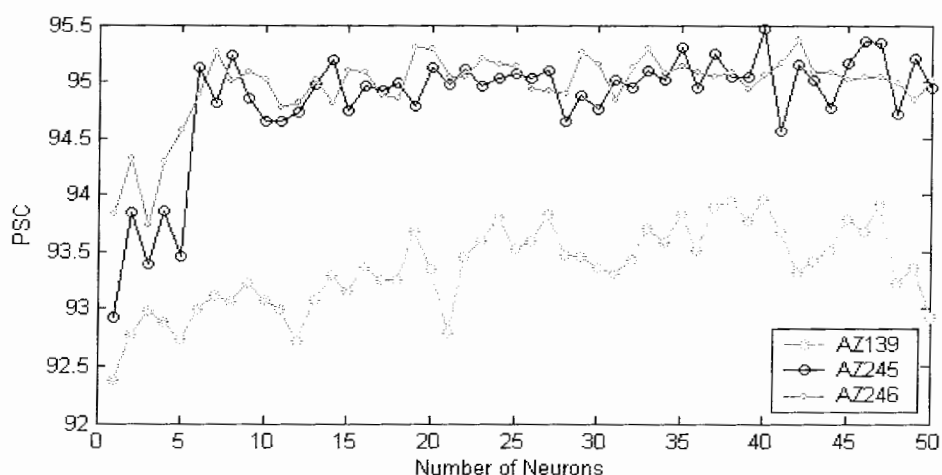
شکل های ۳-۱۷ تا ۳-۱۹ نشان می دهند که رفتار سیستم برای داده های چاه ۱۳۹ از دیگر چاه ها متفاوت است و به نظر می رسد ناشی از نویزی بودن داده های ۱۳۹ نسبت به دیگر داده ها باشد.



شکل (۳-۱۷): خطای RMS برای سیستم پیش پردازش فازی در پیش بینی DT



شکل (۳-۱۸): ضریب رگرسیون برای سیستم پیش پردازش فازی در پیش بینی DT

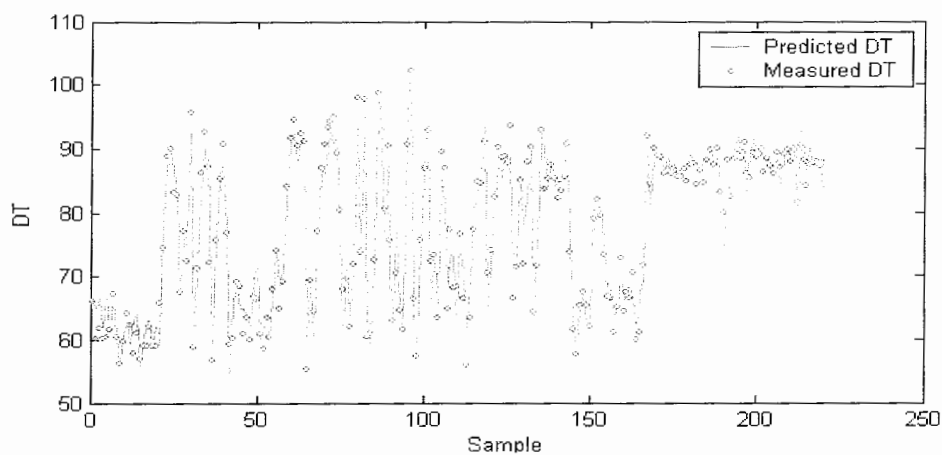


شکل (۳-۱۹): ضریب درصد تشابه برای سیستم پیش پردازش فازی در پیش بینی DT

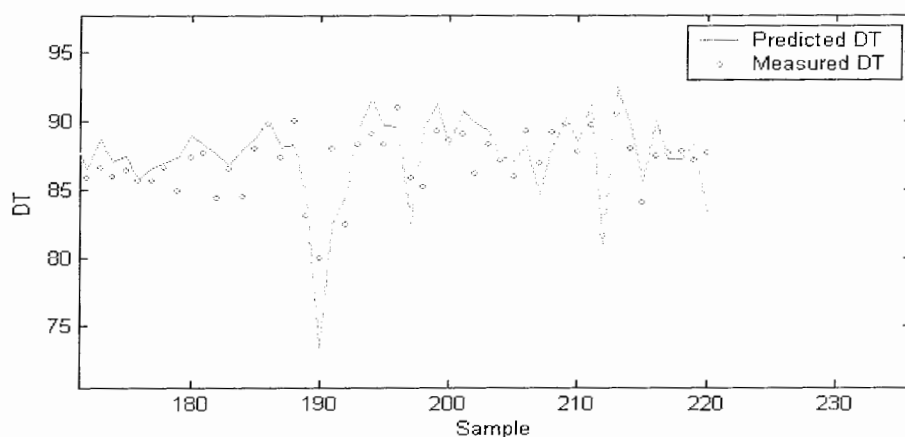
با توجه به شکل های ۳-۱۷ تا ۳-۱۹ تعداد نرون لایه میانی را ۷ عدد در نظر می گیریم چرا که خطای کمتری نتیجه می دهد و در همان حال ضریب درصد تشابه و رگرسیون بالایی به دست می دهد. ملاحظه می شود تعداد نرون ها برابر تعداد نرون لایه میانی در شبکه اصلی است و کمتر نشده است اما در مقایسه با شکل های مربوط به شبکه عصبی تنها نتایج بسیار بهتر شده است. در ادامه این شبکه روی داده های تمام چاه ها اعمال می شود و با فصل ۲ مقایسه خواهد شد.

ما بعد از پیش پردازش از روی شکل خطا تعداد ۵۰ داده را حذف کردیم و سپس داده ها را بدون تغییر به شبکه عصبی طراحی شده در فصل ۲ اعمال کردیم. شبکه اکنون دارای ساختار ۱-۷-۴ می باشد.

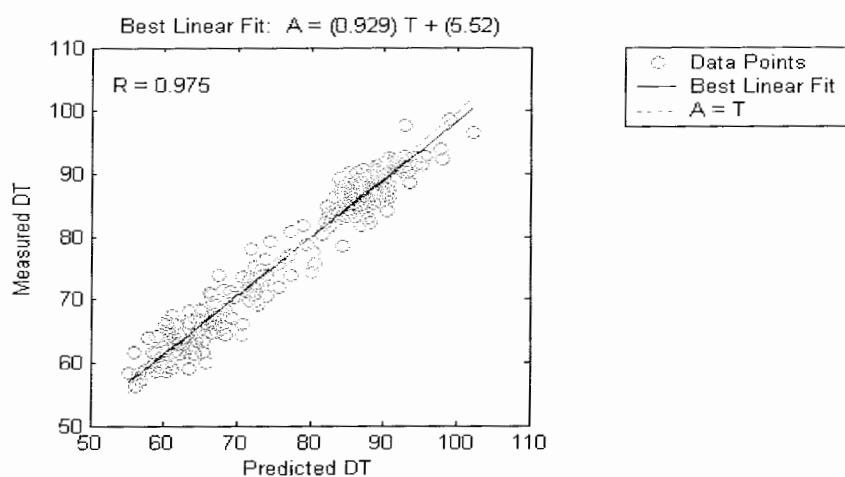
برای مقایسه نتایج با فصل ۲ مقایسه می شوند. ما جهت جلوگیری از طولانی شدن بحث در اینجا نتایج حاصل از عملکرد این شبکه با پیش پردازش فازی را برای پیش بینی DT چاه ۱۳۸ در اشکال ۳-۲۰ تا ۳-۲۲ نشان می دهیم و نتایج پیش بینی برای دیگر چاه ها در پیوست ب می آید.



شکل (۳-۲۰): مقایسه DT پیش بینی شده با DT اندازه گیری شده برای داده های تعمیر چاه ۱۳۸



شکل (۳-۲۱): مقایسه DT پیش بینی شده با DT اندازه گیری شده برای تعمیر چاه ۱۳۸ در بعضی نمونه ها



شکل (۳-۲۲): ضریب همبستگی DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده در چاه ۱۳۸

شکل ۳-۲۲ همانند شکل ۳-۱۶ برای PEF، هماهنگی خوبی بین DT اندازه گیری شده با DT پیش بینی شده نشان می دهد با این تفاوت که مقادیر پیش بینی شده کمتر از مقادیر واقعی هستند البته مشابه PEF این تفاوت چندان زیاد نیست. شکل ۳-۲۲ از شبکه با پیش پردازش فازی به دست آمده است، در مقایسه با شکل ۲-۱۷ که مربوط به شبکه عصبی بدون پیش پردازش است عملکرد پیش پردازش فازی بهتر نمایان است. ملاحظه می شود که نتیجه بهتر شده است. و ضریب رگرسیون از ۰/۹۲۷ به ۰/۹۷۵ رسیده است. تحلیل های دقیق و مفصل در فصل ۶ خواهد آمد.

۳-۶- جمع بندی

در این فصل ابتدا یک سیستم پیش پردازش فازی برای پیش پردازش داده ها قبل از اعمال به شبکه عصبی طراحی شد. پیش بینی پارامتر شاخص فتو الکتریک و زمان گذر موج هدف این شبکه عصبی است. سپس برای تمام چاه ها پارامتر PEF را پیش بینی کردیم. در بخش بعد مراحل طراحی و پیش بینی را با اختلافهای جزئی برای پارامتر DT در مورد تمام چاه ها تکرار کردیم. نتایج با معیارهای موردنظر مقایسه می شوند. که مشاهده می شود پیش بینی برای DT و PEF بسیار خوب انجام شده است یعنی خطاها بسیار کم شده اند و تاثیر پیش پردازش فازی کاملاً مشهود است. شکل ۳-۱۶ به همراه شکل ۳-۲۲ نشان می دهند که پیش بینی برای PEF و DT به خوبی صورت گرفته است و در مقایسه با شکل های ۲-۱۲ و ۲-۱۷ از فصل ۲ که شبکه عصبی را بدون پیش پردازش به کار بردیم ضریب رگرسیون بسیار بیشتر شده است و تفاوت مقادیر اندازه گیری شده و با مقادیر پیش بینی شده در پیش بینی PEF و DT بسیار جزئی است. نتایج کامل تر در فصل ۶ می آید. در فصل بعد سیستم های عصبی و عصبی- فازی را برای پیش بینی نمودار DT و PEF یک چاه از روی اطلاعات چاه های اطراف طراحی می کنیم.

فصل ۴: پیش بینی پارامترهای یک چاه از روی اطلاعات چاه های مجاور آن

منطق کلاسیک شبیه شخصی است که با یک لباس رسمی مشکی، بلوز سفید آهاردار، کروات مشکی، کفش های براق و غیره به یک میهمانی رسمی آمده است و منطق فازی تا حدی شبیه فردی است که با لباس غیررسمی، شلوار جین، تی شرت و کفش های پارچه ای آمده است. این لباس ها را در گذشته نمی پذیرفتند ولی امروزه جور دیگری است.

لطفی زاده

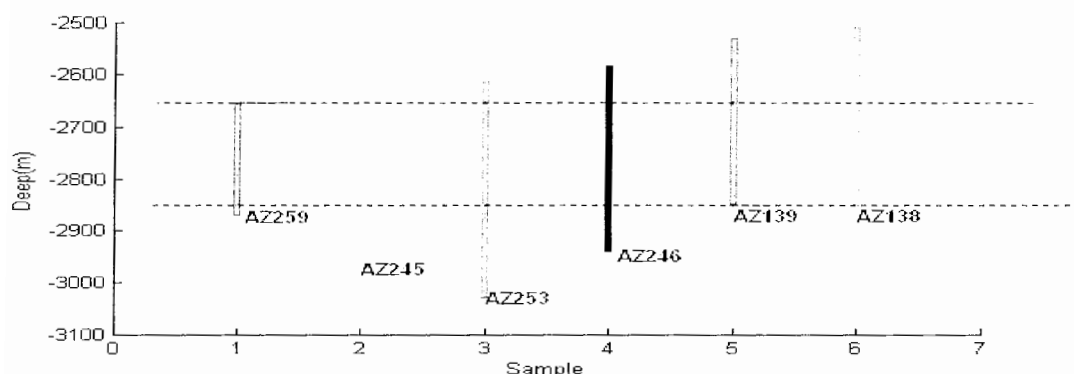
۴-۱- مقدمه

در این فصل ما از اطلاعات چندین چاه مجاور برای پیش بینی پارامتر های یک چاه دیگر که فاصله آن حداقل باشد استفاده کردیم. با توجه به مختصات چاه ها در شکل ۲-۱ می توان سه انتخاب را در نظر گرفت.

ما در مرحله اول از داده های چاه های ۱۳۹ و ۲۴۶ برای پیش بینی پارامتر PEF و DT از چاه ۲۴۵ و سپس از داده های چاه های ۲۵۹ و ۲۴۶ برای پیش بینی پارامتر های مورد نیاز چاه ۲۵۳ و در انتها از اطلاعات چاه های ۲۵۳ و ۲۴۵ برای پیش بینی نمودارهای موردنظر چاه ۲۴۶ استفاده می کنیم. با توجه به مختصات چاه ها به نظر می رسد انتخاب چاه ۱۳۸ به دلیل فاصله نسبتا زیاد مناسب نباشد.

در قدم اول از فرض های طراحی شبکه های عصبی فصل های ۲ و ۳ استفاده می کنیم و یک ساختار مناسب برای شبکه عصبی مصنوعی پیش بین به دست می آوریم سپس پیش پردازش فازی را روی این داده ها اعمال می کنیم. انتظار می رود در شبکه عصبی فازی بتوان در مقایسه با شبکه بدون پیش پردازش فازی به ضریب رگرسیون و درصد تشابه بهتری دست یافت.

۴-۲- طراحی و اعمال یک شبکه عصبی مصنوعی برای پیش بینی PEF
 برای پیش بینی شاخص فتو الکتریک و زمان گذر موج صوتی از اطلاعات قبلی استفاده شده و شبکه پرسپترون سه لایه با توابع تحریک سیگموئیدی در لایه اول و دوم (پنهان) و از تابع خطی برای لایه آخر استفاده می شود. تمام مراحل مجدداً تکرار می شوند و اختلاف اساسی وجود ندارد. در بخش آماده سازی داده ها با توجه به عمق های مختلف چاه ها ، ابتدا یک عمق مشترک برای همه چاه ها به دست می آوریم و پیش بینی را در این عمق انجام می دهیم. این عمل لازم است زیرا داده ها باید تا حد امکان دارای الگوهای مرتبط باشند. با توجه به عمق اولیه چاه ها ، عمق مشترک از ۲۶۵۳ تا ۲۸۵۲/۶ متر یعنی به طول ۱۹۹/۶ متر می باشد. عمق اولیه برای تمام چاه ها در شکل ۴-۱ آمده است. عمق مشترک در این شکل به صورت نقطه چین نشان داده شده است.



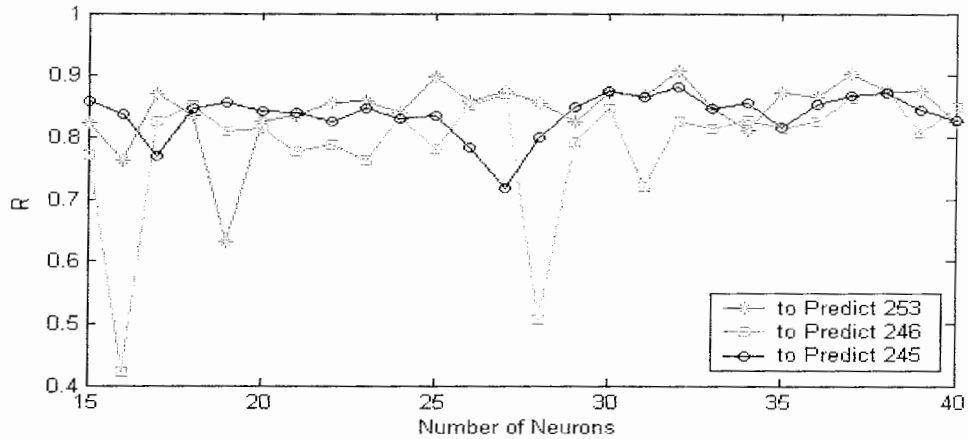
شکل (۴-۱) : عمق چاه ها در مقایسه با هم همراه با عمق مشترک (نقطه چین) در نظر گرفته شده برای چاه ها

برای بازه عمق موردنظر تعداد هر سری داده ۶۵۷ عدد می باشد. با توجه به این عمق و همچنین با در نظر گرفتن این نکته که شبکه باید بداند کدام داده ها در یک عمق مشابه هستند داده های چاه ها را در ماتریسی با ابعاد $657 \times (1+8+8=17)$ قرار دادیم. ما تمام داده های ورودی را در کنار داده های خروجی مطلوب در این ماتریس آورده ایم. شکل این ماتریس به صورت زیر است.

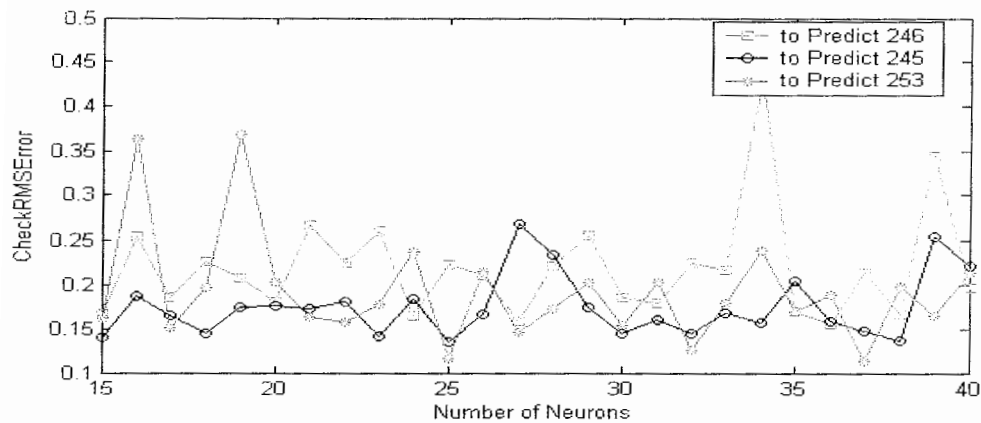
$$DataToInput = [Data253, Data245, Data246] \quad (4-1)$$

با توجه به شکل ماتریس داده ها که در رابطه ۴-۱ آورده شده است برای هر چاه ۸ سری داده وجود دارد که در این بخش داده های PEF چاه های مجاور نیز سهیم هستند. یعنی ما از تمام اطلاعات موجود در چاه های مجاور استفاده کرده ایم. خروجی به صورت برداری است که تعداد داده های آن ۶۵۷ می باشد. با این آماده سازی شبکه با ۱۶ ورودی (پارامترهای PEF, DT, NPHI, RHOB, MSFL, LLS, LLD, GR) و یک خروجی PEF مربوط به چاه مورد تخمین ، برای پیش بینی PEF بررسی شد. برای پیش بینی DT ، خروجی زمان گذر موج در چاه مورد تخمین است و دیگر ورودی ها تغییری نمی کنند.

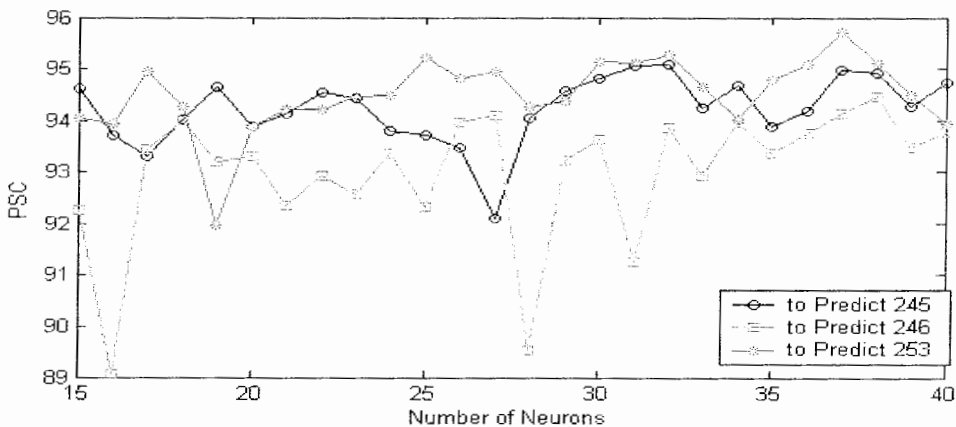
برای تعیین تعداد نرون لایه پنهان نتایج عملکرد شبکه برای پیش بینی پارامتر PEF در شکل های ۲-۴ تا ۴-۴ برای چاه های مورد نظر می آید.



شکل (۲-۴): ضریب رگرسیون برای تعداد نرون مختلف لایه میانی شبکه عصبی در هر سه انتخاب

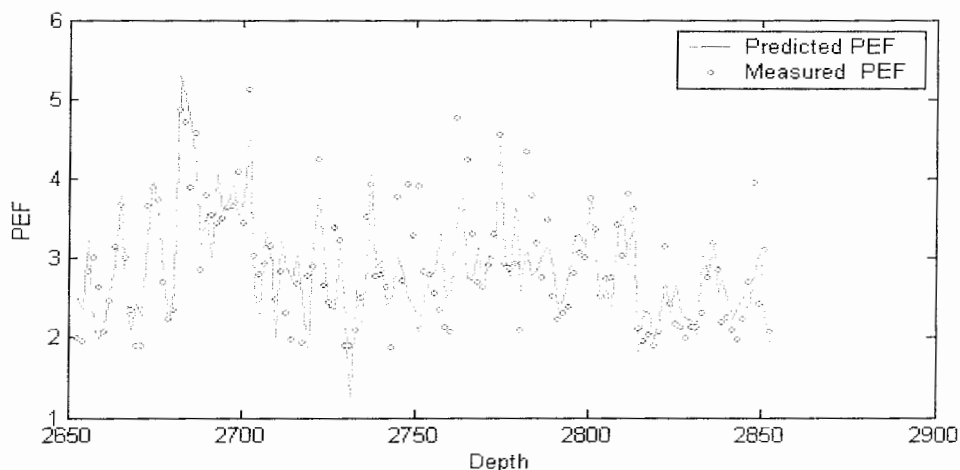


شکل (۳-۴): خطای RMS برای تعداد نرون مختلف لایه میانی شبکه عصبی در هر سه انتخاب



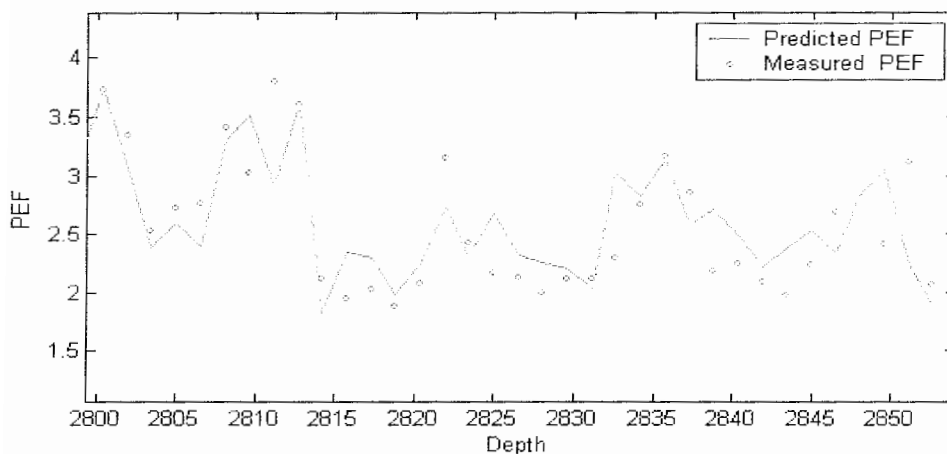
شکل (۴-۴): ضریب درصد تشابه برای تعداد نرون مختلف لایه میانی شبکه عصبی در هر سه انتخاب

با توجه به شکل های ۲-۴ تا ۴-۴ به نظر می رسد ۲۵ نرون برای لایه میانی انتخاب مناسبی باشد زیرا ما نتایج هر ۳ نوع معیار مقایسه (ضریب درصد تشابه ، خطای RMS و ضریب رگرسیون) را در مجموع برای هر ۳ چاه در نظر می گیریم . همچنین باید توجه داشت که شبکه سبک و کوچک تر را انتخاب می کنیم. شبکه حال دارای معماری به صورت ۱-۲۵-۱۶ می باشد. اکنون این شبکه برای پیش بینی PEF هر چاه ۲۰ بار اجرا می شود و بهترین رفتار در نظر گرفته می شود. نتیجه عملکرد شبکه در این حالت برای چاه ۲۴۵ در اشکال ۴-۵ تا ۴-۷ نشان داده شده است.



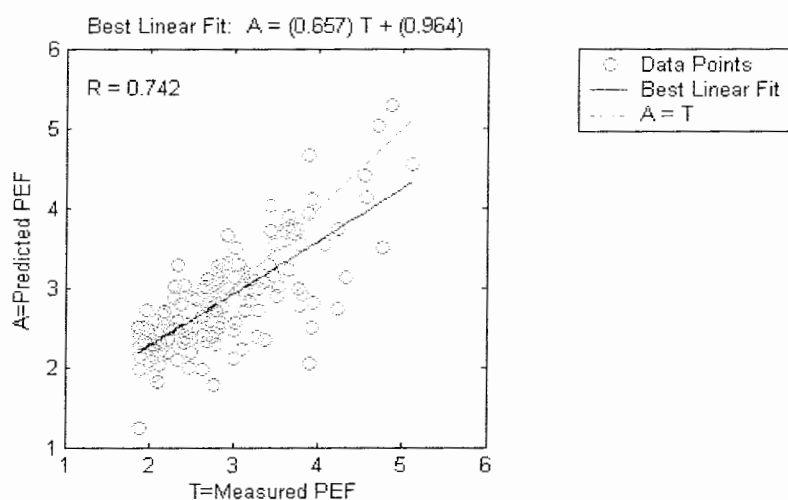
شکل (۴-۵): مقایسه PEF پیش بینی شده با PEF اندازه گیری شده چاه ۲۴۵ با استفاده از داده های چاه های ۱۳۹ و ۲۴۶

برای وضوح بهتر شکل ۴-۶ در یک عمق مشخص نتایج پیش بینی PEF را برای چاه ۲۴۵ نشان می دهد.



شکل (۴-۶): مقایسه PEF پیش بینی شده با PEF اندازه گیری شده چاه ۲۴۵ با استفاده از داده های چاه های ۱۳۹ و ۲۴۶ در یک بازه عمقی مشخص

اشکال ۶-۴ و ۷-۴ پیش بینی تقریباً خوبی را نشان می دهند اما در مقایسه با پیش بینی در چاه های منفرد ملاحظه می شود که نتایج چندان مناسب نیستند. این امر ممکن است از تفاوت زمین شناسی محل چاه مورد تخمین از چاه های اطراف باشد. زیرا از شکل ۱-۲ به وضوح مشاهده می شود که نمی توان یک ردیف از چاه ها به دست آورد که یک چاه تقریباً در اطراف خود داده های قابل اتکا داشته باشد. این امر در ضریب رگرسیون هم تاثیر گذاشته است. همانطور که ملاحظه می شود شکل ۷-۴ نسبت به شکل های ۲-۱۲، الف-۴، الف-۸، الف-۱۲، الف-۱۶ و الف-۲۰ ضریب رگرسیون پایینی را نشان می دهد.

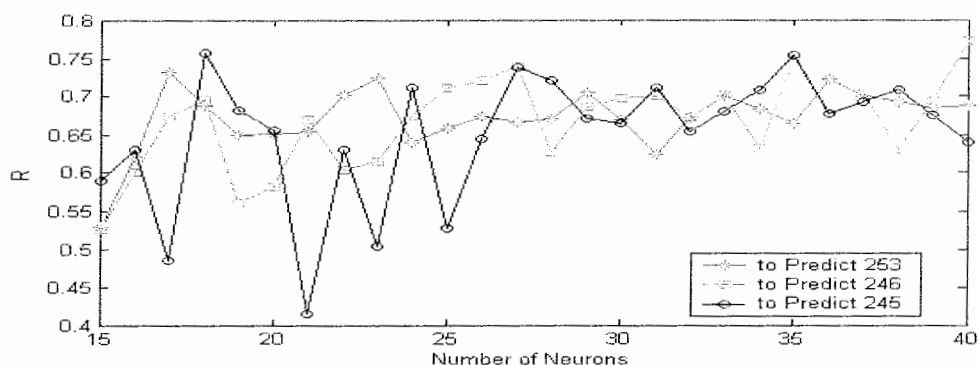


شکل (۷-۴): ضریب رگرسیون بین PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده در پیش بینی چاه ۲۴۵

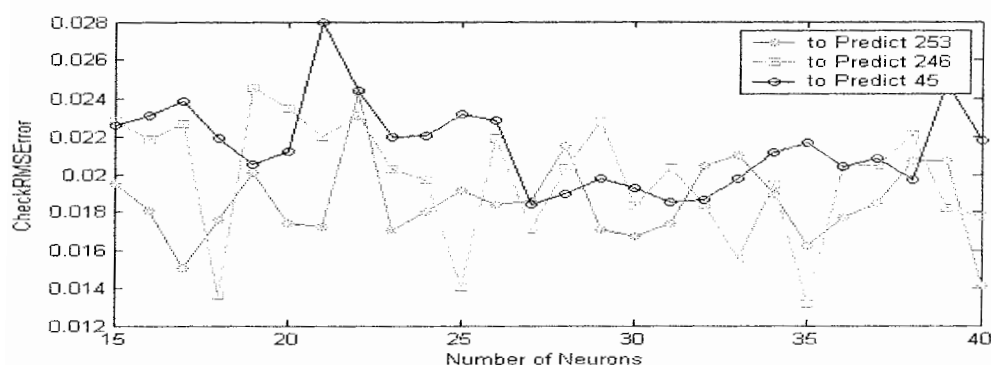
شکل ۷-۴ نشان می دهد که برای PEF بزرگتر از ۳/۵ مقادیر پیش بینی شده کمتر از مقادیر اندازه گیری شده اند اما برای دیگر مقادیر یعنی PEF کمتر از ۳/۵ نتایج تقریباً همانندند. نتایج برای دیگر چاه ها در پیوست ج آمده است.

۳-۴- طراحی و اعمال شبکه عصبی برای پیش بینی DT

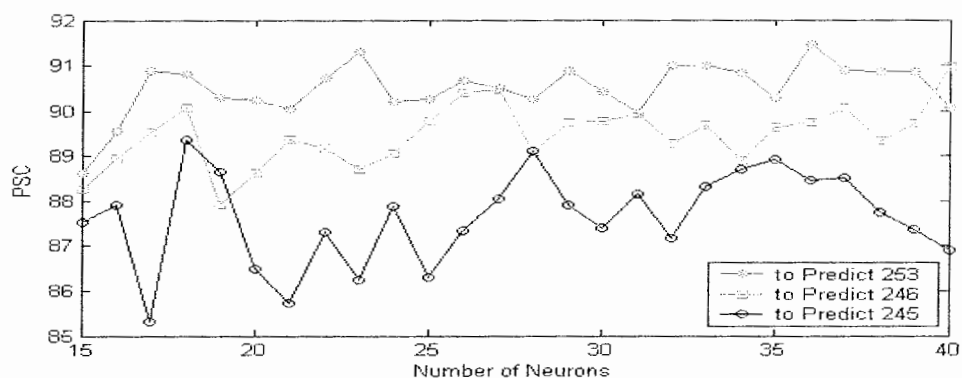
ابعاد ماتریس داده ها و شبکه طراحی شده مشابه قبل است. در اینجا نیز می خواهیم تعداد بهینه نرون میانی را به دست بیاوریم. شکل های ۴-۸ تا ۴-۱۰ برای تعیین بهترین تعداد نرون لایه میانی شبکه در ادامه می آیند.



شکل (۴-۸): ضریب رگرسیون برای تعداد نرون مختلف لایه میانی شبکه عصبی در هر سه انتخاب



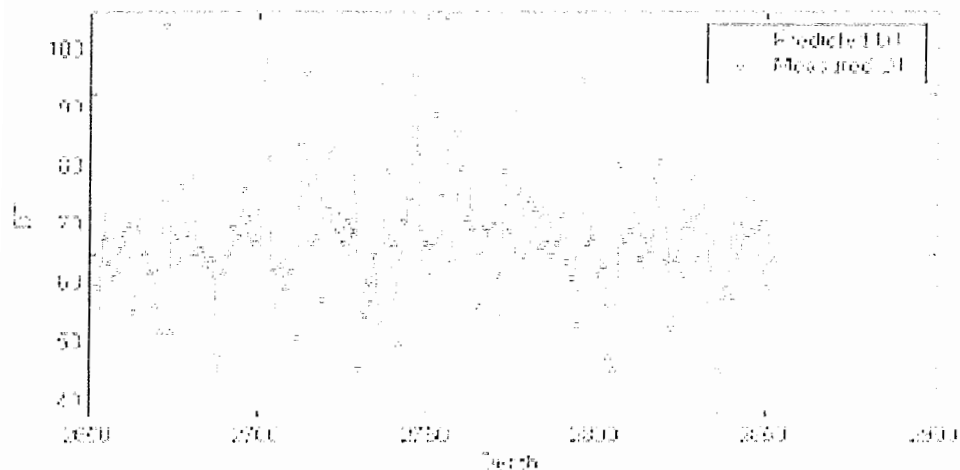
شکل (۴-۹): خطای RMS برای تعداد نرون مختلف لایه میانی شبکه عصبی در هر سه انتخاب



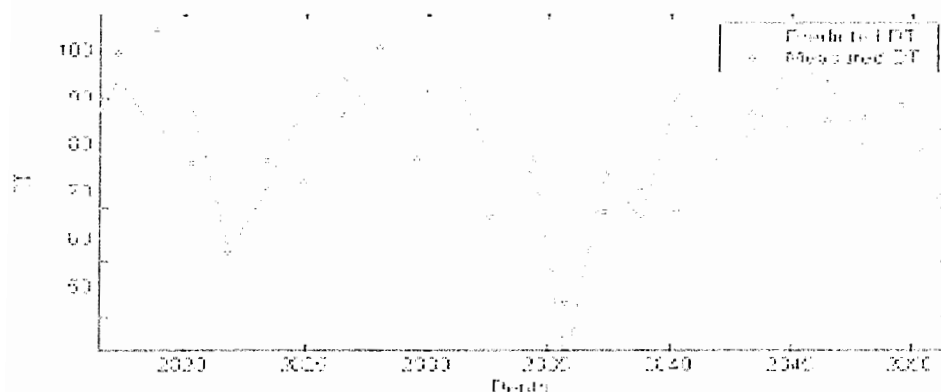
شکل (۴-۱۰): ضریب درصد تشابه برای تعداد نرون مختلف لایه میانی شبکه عصبی در هر سه انتخاب

با توجه به شکل های ۴-۸ تا ۴-۱۰ تعداد نرون در لایه میانی برابر ۱۸ فرض می شود و شبکه ای سه لایه با ۱۶ نرون در لایه اول و ۱۸ نرون در لایه دوم و ۱ نرون در لایه خروجی برای پیش بینی DT ساخته شد. استدلال مشابه بخش قبل است و در اینجا هم باید با در نظر گرفتن مقادیر کمینه برای خطای RMS و مقادیر بیشینه برای ضریب درصد تشابه و ضریب رگرسیون می توان در مجموع تعداد ۱۸ نرون در لایه میانی را مناسب تشخیص داد. البته باید اندازه شبکه طراحی شده

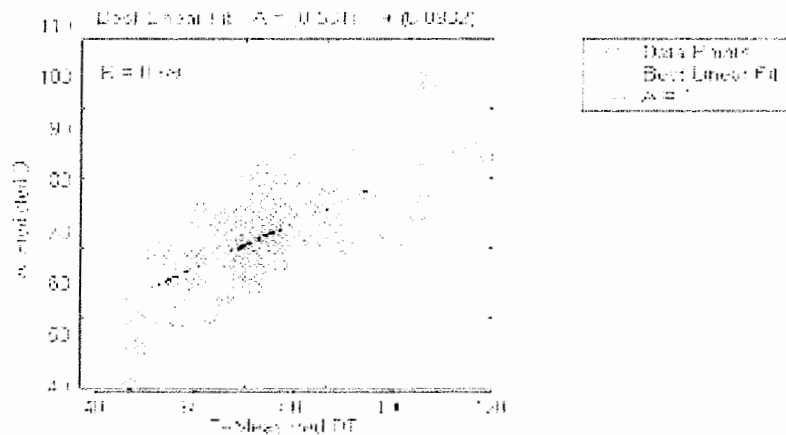
را هم در نظر گرفت چرا که مسلماً شبکه های کوچک با خطای قابل قبول، در مقایسه با شبکه های بزرگ که کاهش خطای کمی را نتیجه دهند، ارجحیت دارند. نتایج اعمال این شبکه جهت پیش بینی پارامتر DT از روی داده های چاه های مجاور برای چاه ۲۴۶ در اشکال ۴-۱۱ تا ۴-۱۳ می آید و برای بقیه چاه ها نتایج در پیوست ج آمده است.



شکل (۴-۱۱): مقایسه DT پیش بینی شده با DT اندازه گیری شده در چاه ۲۴۶ از روی داده های چاه های ۲۴۵ و ۲۵۳



شکل (۴-۱۲): مقایسه DT پیش بینی شده با DT اندازه گیری شده در یک بازه عمقی مشخص از چاه ۲۴۶ به کمک داده های چاه های ۲۴۵ و ۲۵۳



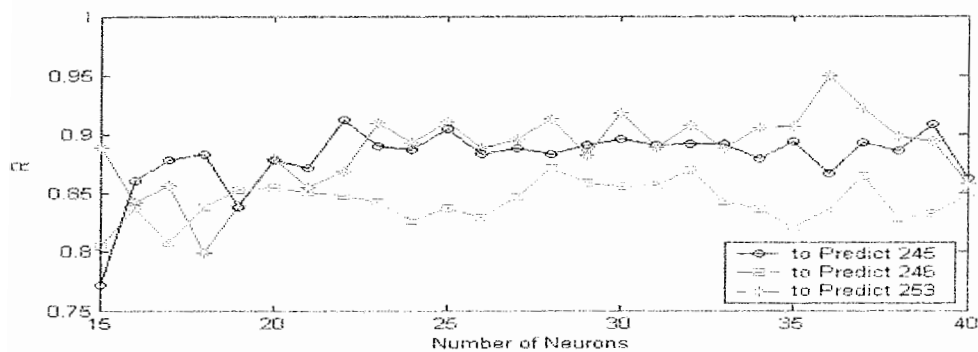
شکل (۴-۱۳): ضریب رگرسیون بین DT پیش بینی شده با DT اندازه گیری شده چاه ۲۴۶

شکل ۴-۱۳ نشان می دهد برای مقادیر DT کمتر از ۸۰ هماهنگی خوبی بین مقادیر اندازه گیری شده و مقادیر پیش بینی شده وجود دارد اما برای DT بیشتر از ۸۰ مقادیر پیش بینی شده از مقادیر اندازه گیری شده بیشتراند. نتایج دیگر چاه ها در پیوست ج آمده است. مشابه حالت قبل می توان در مقایسه شکل ۴-۱۳ نسبت به اشکال ۲-۱۷، ۳-۲۲، الف-۲۴، الف-۲۸، الف-۳۲، الف-۳۶ و الف-۴۰ به این نتیجه رسید که نتایج پیش بینی بهتر از فصل های قبل -یعنی پیش بینی در یک چاه از روی داده های خود آن چاه- نشده است. که این مسئله مشابه قبل مربوط به فاصله چاه ها از همدیگر و احتمال تفاوت داشتن زمین شناسی چاه ها نسبت به هم می باشد. در قسمت بعد پیش پردازش فازی را برای هر دو مورد پیش بینی DT و PEF به کار می بریم و نتایج را با دو جدول قبل مقایسه می کنیم.

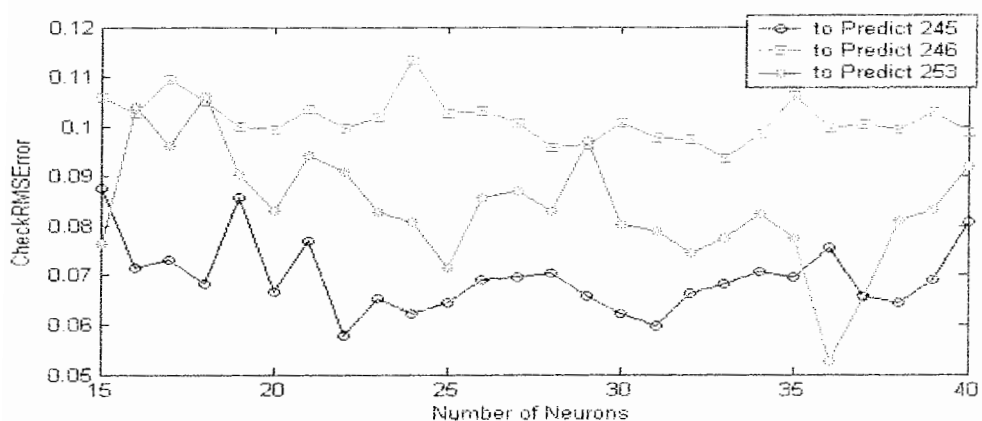
۴-۴- طراحی و اعمال شبکه عصبی با پیش پردازش فازی برای پیش بینی PEF

تمام مراحل مجدداً مانند فصل ۳ تکرار می شوند و اختلاف اساسی وجود ندارد. قواعد به کار رفته همان قواعد پیشین هستند تنها در این حالت چون ۱۶ ورودی وجود دارد و ما از ورودی های مقاومت ویژه استفاده نمی کنیم پس در مجموع سیستم فازی دارای ۱۰ ورودی (پارامترهای RHOB، DT، NPHI، GR و PEF مربوط به هر دو چاه ورودی) و یک خروجی PEF مربوط به چاه مورد تخمین است. برای پیش بینی DT، خروجی زمان گذر موج در چاه مورد تخمین است و ورودی ها تغییری نمی کنند.

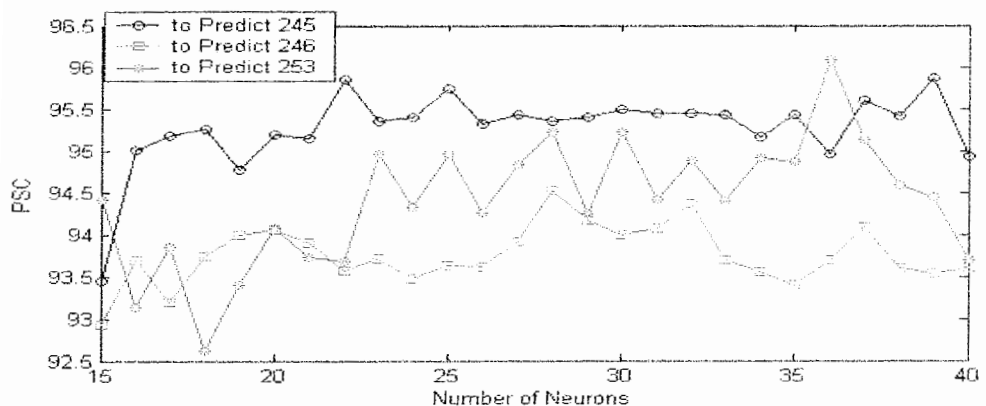
در این قسمت نیز برای تعیین تعداد مناسب نرون در لایه میانی، عملکرد شبکه با تعداد نرون مختلف در لایه میانی بررسی شد و نتایج برای هر ۳ چاه مورد نظر در شکل های ۴-۱۴ تا ۴-۱۶ نشان داده شده اند.



شکل (۴-۱۴): ضریب رگرسیون برای تعداد نرون مختلف لایه میانی شبکه عصبی در هر سه انتخاب



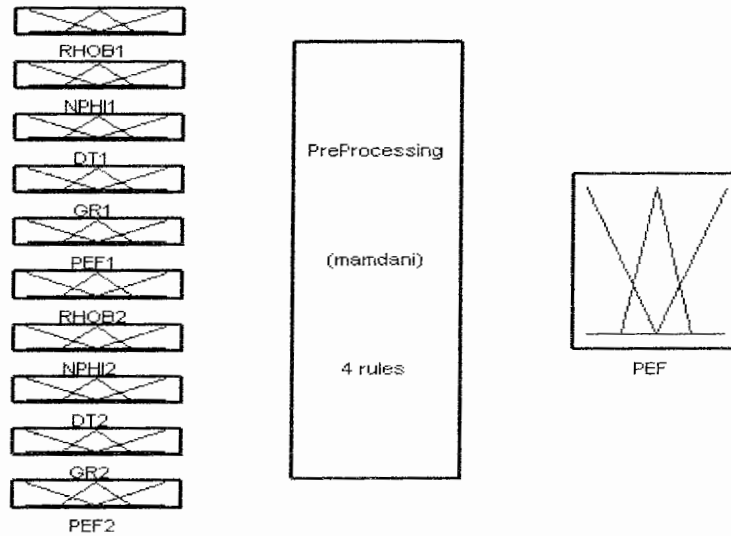
شکل (۴-۱۵): خطای RMS برای تعداد نرون مختلف لایه میانی شبکه عصبی در هر سه انتخاب



شکل (۴-۱۶): ضریب درصد تشابه برای تعداد نرون مختلف لایه میانی شبکه عصبی در هر سه انتخاب

به این ترتیب و با استدلالی مشابه بخش قبل برای این شبکه تعداد نرون در لایه میانی برابر ۲۲ عدد انتخاب می شود. اکنون شبکه دارای ساختار ۱-۲۲-۱۰ است.

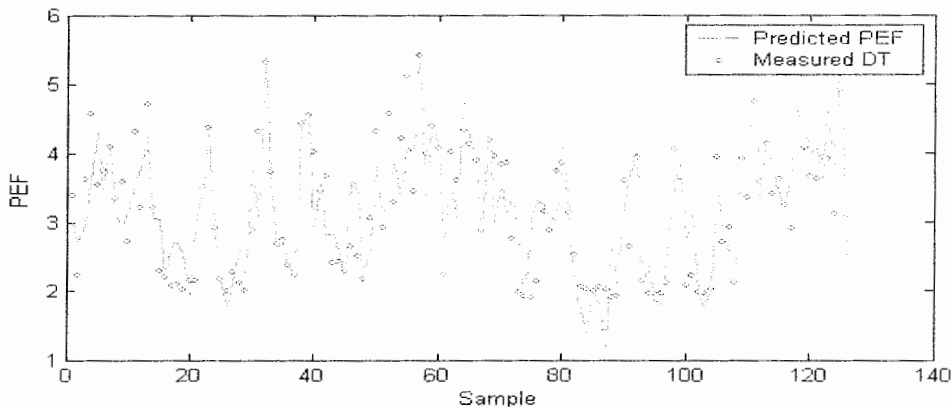
شمای کلی این سیستم در شکل ۴-۱۷ نشان داده شده است. ملاحظه می شود که سیستم بزرگتر از سیستم فصل ۲ می باشد.



System PreProcessing: 10 inputs, 1 outputs, 4 rules

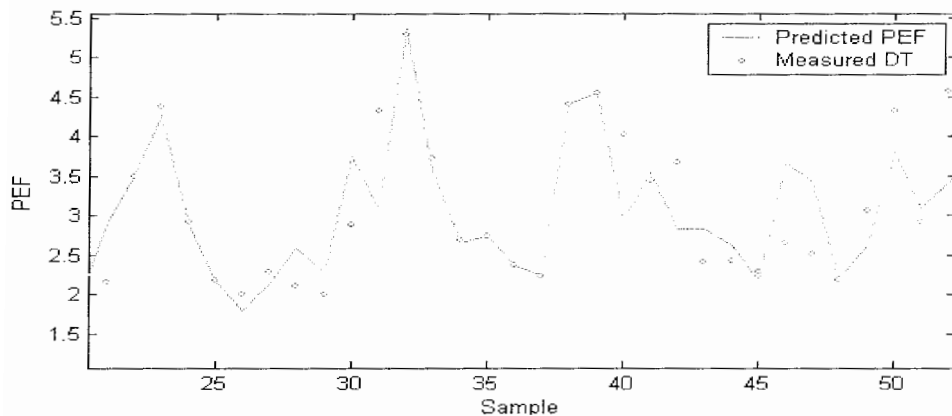
شکل (۴-۱۷) : سیستم پیش پردازش فازی برای شبکه عصبی پیش بین PEF

شکل ۴-۱۷ همچنین نشان می دهد که تمام توابع عضویت ها به صورت مثلثی می باشند. سیستم مددانی می باشد و دارای ۴ قاعده می باشد که در فصل ۳ بیان شده اند. در اینجا فقط نتایج عملکرد این شبکه را که سیستم پیش پردازش فازی آن در شکل ۴-۱۷ نشان داده شده است در پیش بینی پارامتر PEF چاه ۲۴۶ از روی چاه های مجاور در اشکال ۴-۱۸ تا ۴-۲۰ نشان می دهیم و برای دیگر چاه ها نتایج را در پیوست ج می آوریم.

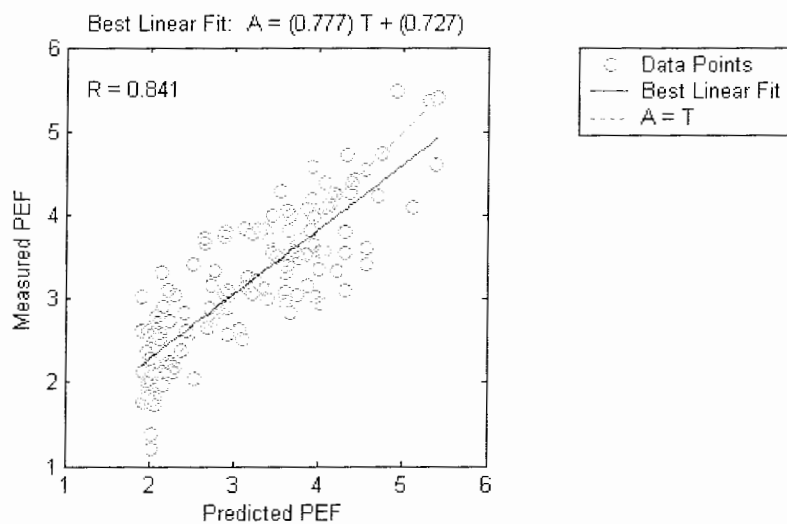


شکل (۴-۱۸) : مقایسه PEF پیش بینی شده با PEF اندازه گیری شده چاه ۲۴۶ به کمک داده های چاه های

۲۴۵ و ۲۵۳



شکل (۴-۱۹): مقایسه PEF پیش بینی شده با PEF اندازه گیری شده چاه ۲۴۶ در یک بازه عمقی مشخص با استفاده از داده های چاه های ۲۴۵ و ۲۵۳

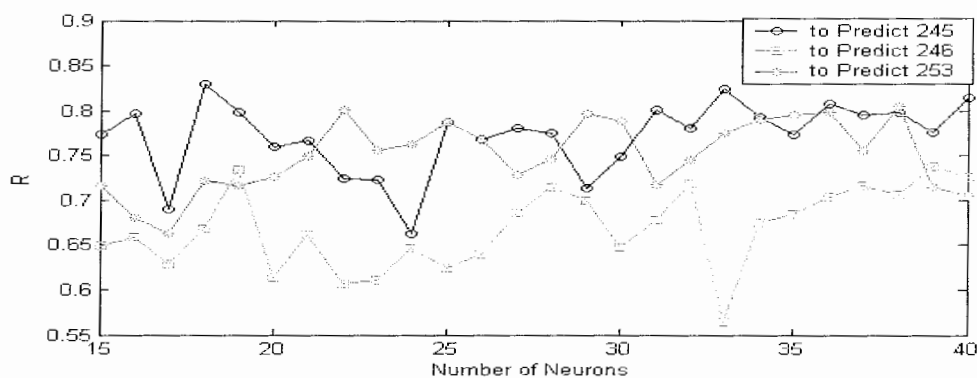


شکل (۴-۲۰): ضریب رگرسیون بین PEF پیش بینی شده با PEF اندازه گیری شده چاه ۲۴۶

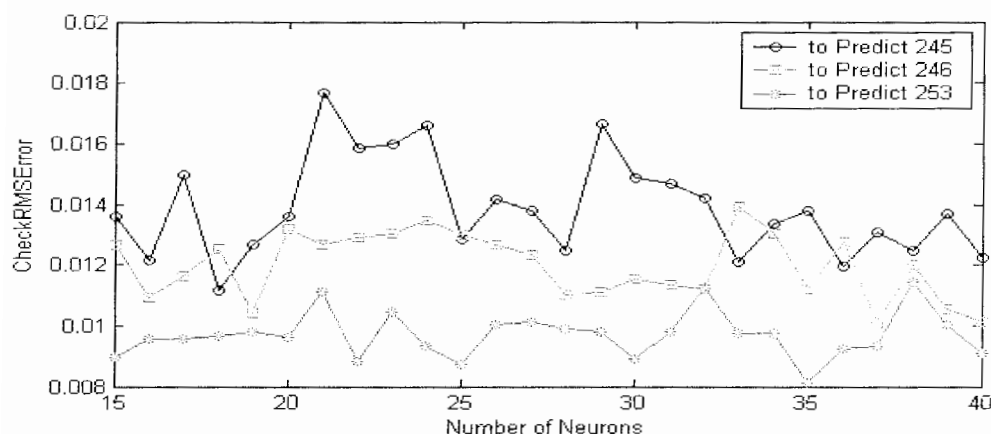
این شکل نشان می دهد که PEF پیش بینی شده از PEF اندازه گیری شده کمتر به دست آمده است. با مقایسه شکل ۴-۲۰ که با پیش پردازش فازی به دست آمده است و شکل ج - ۶ که از سیستم عصبی تنها نتیجه شده است مشاهده می شود که ضریب رگرسیون از ۰/۷۶۹ به ۰/۸۴۱ رسیده است که نشان از بهبود سیستم دارد. البته ملاحظه می شود که بهبود در نتایج نسبت به فصل ۲ کمتر است که این امر را می توان ناشی از دلایل بخش قبل دانست.

۴-۵- پیش پردازش فازی برای پیش بینی DT

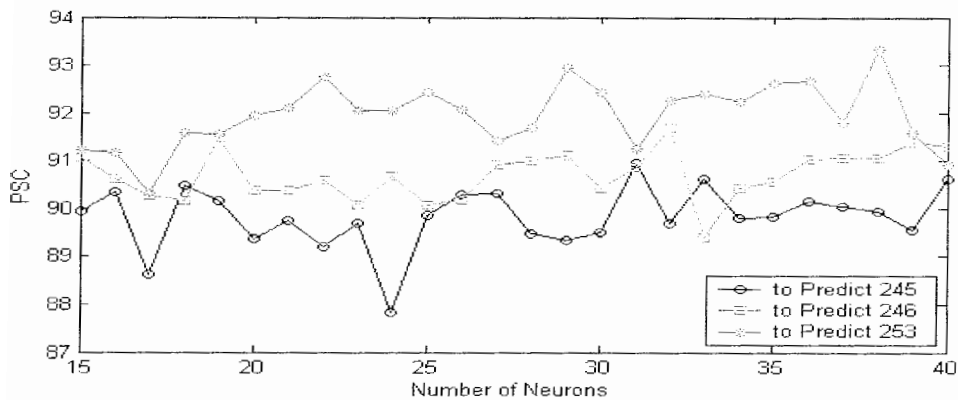
تمام مراحل مجدداً مانند فصل ۳ تکرار می شوند. قواعد به کار رفته همان قواعد پیشین هستند تنها در این حالت چون ۱۶ ورودی وجود دارد و ما از ورودی های مقاومت ویژه استفاده نمی کنیم پس در مجموع سیستم فازی دارای ۱۰ ورودی (پارامترهای DT، NPHI، RHOB، PEF، GR مربوط به هر دو چاه ورودی) و یک خروجی DT مربوط به چاه مورد تخمین است. در این حالت چون تعداد ورودی ها ۱۰ پارامتر است برای اعمال قواعد، قواعد فصل ۳ را باید تغییر داد زیرا ورودی های از یک نوع باید در قواعد مشابه هم عمل کنند. پس از آن عملکرد شبکه برای تعیین تعداد نرون در لایه میانی مورد ارزیابی قرار گرفت و نتایج آن به ازای تعداد نرون های مختلف برای چاه های مورد نظر در اشکال ۴-۲۱ تا ۴-۲۳ آمده است.



شکل (۴-۲۱): ضریب رگرسیون برای تعداد نرون مختلف لایه میانی شبکه عصبی در هر سه انتخاب

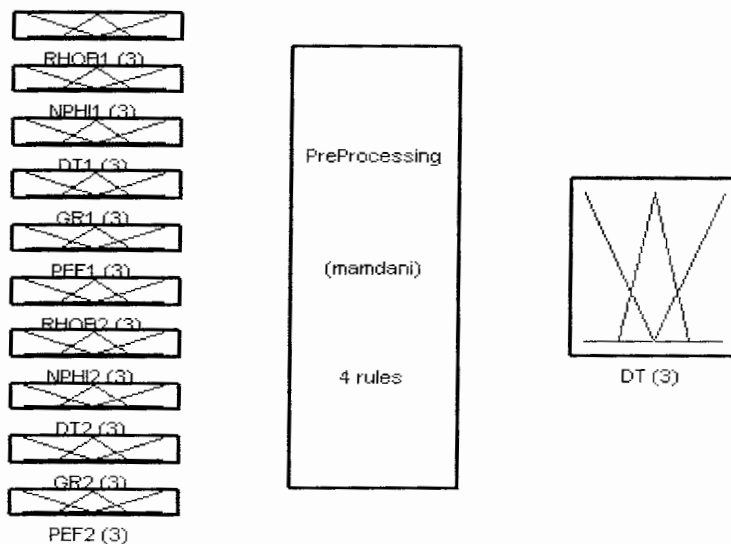


شکل (۴-۲۲): خطای RMS برای تعداد نرون مختلف لایه میانی شبکه عصبی در هر سه انتخاب



شکل (۴-۲۳): ضریب درصد تشابه برای تعداد نرون مختلف لایه میانی شبکه عصبی در هر سه انتخاب

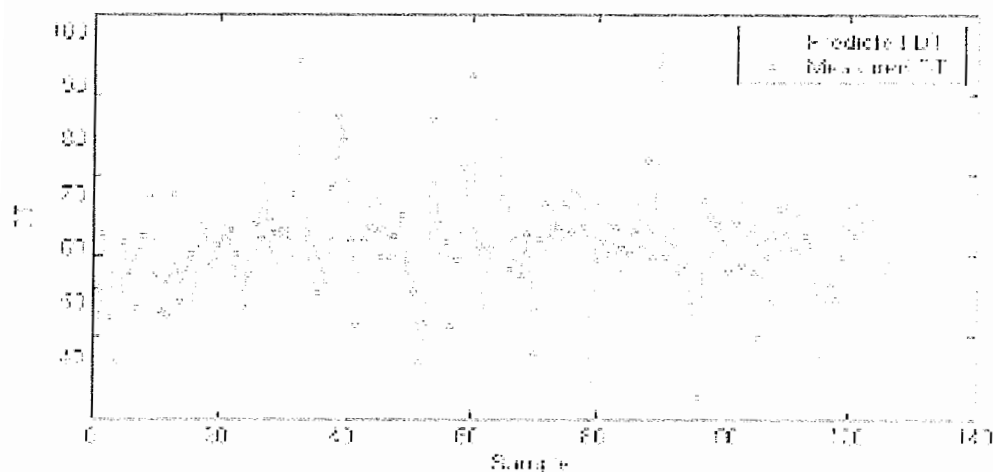
با توجه به شکل های ۴-۲۱ تا ۴-۲۳ به این نتیجه می رسیم که تعداد نرون در لایه میانی ۱۸ عدد به دست می آید. این تعداد نرون با توجه به استدلال بخش های قبل و با مشاهده این شکل ها به دست آمده است. سیستمی که برای پیش پردازش فازی به دست می آید در شکل ۴-۲۴ نشان داده شده است.



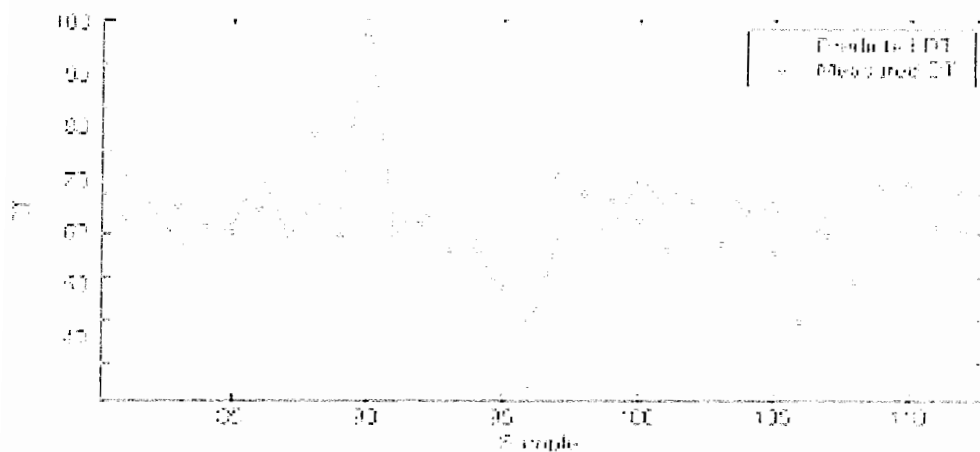
System PreProcessing: 10 inputs, 1 outputs, 4 rules

شکل (۴-۲۴): سیستم پیش پردازش فازی برای شبکه عصبی پیش بین DT

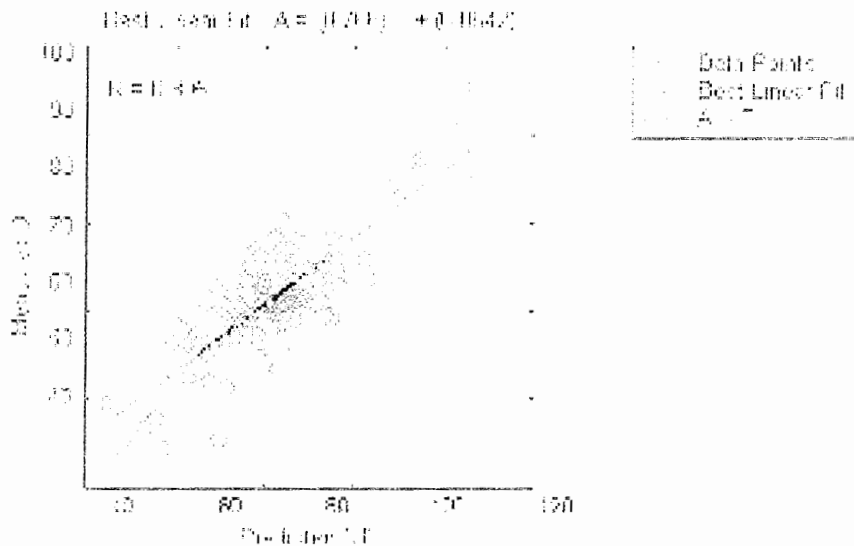
اکنون این شبکه با پیش پردازش را روی داده ها (۳ انتخاب برای پیش بینی چاه) اعمال می کنیم و فقط نتایج عملکرد شبکه را برای چاه ۲۴۶ در شکل های ۴-۲۵ تا ۴-۲۷ نشان می دهیم. برای دیگر چاه ها نتایج در پیوست ج می آید.



شکل (۴-۲۵): مقایسه DT پیش بینی شده با شبکه عصبی-فازی با DT اندازه گیری شده چاه ۲۴۶ به کمک داده های چاه های ۲۴۵ و ۲۵۳



شکل (۴-۲۶): مقایسه DT پیش بینی شده با شبکه عصبی-فازی با DT اندازه گیری شده چاه ۲۴۶ به کمک داده های چاه های ۲۴۵ و ۲۵۳ در یک بازه عمقی مشخص



شکل (۴-۲۷): ضریب رگرسیون بین DT پیش بینی شده با شبکه عصبی-فازی با DT اندازه گیری شده در پیش بینی چاه ۲۴۶

شکل های ۴-۲۵ تا ۴-۲۷ را که از شبکه عصبی با پیش پردازش فازی به دست آمده اند اگر با شکل های ۴-۱۱ تا ۴-۱۳ که مربوط به شبکه عصبی بدون پیش پردازش فازی می باشند، مقایسه کنیم به وضوح مشاهده می شود که منطق فازی عملکرد را بهبود بخشیده است. مثلاً ضریب رگرسیون در چاه ۲۴۶ از مقدار ۰/۸۴۱ به عدد ۰/۸۰۵ رسیده است که تقریباً تغییر زیادی به سمت بهبود رفتار نتیجه نشده است ولی در عوض تعداد نرون های لایه میانی از ۲۲ عدد به ۱۸ عدد رسیده است و کم کردن ۴ نرون در لایه میانی بدون کاهش چشمگیر در ضریب رگرسیون نشان از بهبود نسبی سیستم عصبی-فازی در مقابل سیستم عصبی دارد.

۴-۶- جمع بندی

در این فصل ابتدا با استفاده از یک شبکه عصبی طراحی شده، پارامترهای PEF و DT از یک چاه با استفاده از چاه های مجاور آن در دو مرحله پیش بینی شدند سپس برای بهبود عملکرد شبکه عصبی و بالا بردن قدرت تخمین آن یک سیستم استدلال فازی به عنوان پیش پردازشگر طراحی شد و سپس نتایج برای هر دو حالت با پیش پردازش و بدون پیش پردازش مشاهده شد. با توجه به نتایج پیش بینی PEF و DT از شبکه عصبی، شبکه برای پیش بینی DT رفتار خوبی از خود نشان داده است و می توان گفت در مجموع پیش بینی DT بهتر از PEF صورت می گیرد. در چاه ۲۴۶ شبکه عملکرد بسیار خوبی نسبت به دیگر چاه ها دارد. با اعمال پیش پردازش می توان گفت که ضریب رگرسیون بسیار بزرگتر از حالت بدون پیش پردازش است و با توجه به معیارهای دیگر پیش بینی بهبود یافته است. در این حالت دیگر از خطاهای نرم بینهایت بالا اثری نیست و عملکرد شبکه بسیار بهتر است.

شکل های ۲۷-۴ و ۱۲-۴ نشان از بهبود رفتار سیستم با پیش پردازش فازی دارد همچنین شکل ۲۰-۴ و شکل ج - ۶ یک تغییر مناسب در ضریب رگرسیون را نتیجه می دهند که با پیش پردازش فازی به دست آمده است. شکل ۷-۴ نتیجه شبکه عصبی بدون پیش پردازش فازی برای چاه ۲۴۵ است و در شکل ج - ۱۵ نشان از یک بهبود نسبی با پیش پردازش فازی می باشد. تنظیم قواعد و استفاده از توابع عضویت در نتیجه خروجی تاثیر زیادی دارد. در فصل بعد ما سیستمی را طراحی می کنیم تا بتوان از روی خود داده ها، سیستم با یک الگوریتم مشخص به تعداد قواعد و تعداد توابع عضویت برسد.

فصل ۵ : طراحی سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی برای پیش بینی شاخص فتوالکتریک و نمودار صوتی

به دلیل علت هایی که به طور مشابه ظاهر می شوند، ما معلول های مشابه را انتظار داریم. این جمع تمام نتایج تجارب ما است. دیوید هیوم تحقیقی درباره ی درک و فهم بشر

۵-۱- مقدمه

ساختار اصلی سیستم استنتاج فازی به صورت یک مدل است که مشخصات ورودی را به توابع عضویت ورودی و توابع عضویت ورودی را به قواعد و قواعد را به یک سری مشخصات خروجی و مشخصات خروجی را به توابع عضویت خروجی و توابع عضویت خروجی را به یک خروجی تک مقداری یا تصمیمی متناظر با خروجی می نگارد.

ما در فصل های قبل فقط توابع عضویت مثلثی را در نظر گرفتیم که پارامترهای آنها از قبل تعیین شده بودند. همچنین ما استنتاج فازی را برای مدل کردن سیستمی اعمال کردیم که ساختار قواعد آن از قبل و بوسیله مفسر کاملاً معلوم فرض شده است. در این فصل به معرفی سیستمی می پردازیم که قواعد و توابع عضویت را با توجه به داده ها انتخاب می کند.

۵-۲- سیستم استدلال عصبی - فازی تطبیقی^۱

این سیستم تکنیکهای استدلال فازی را برای مدل کردن داده ها به کار می برد. به این صورت که چون شکل تابع عضویت به پارامترهای آن بستگی دارد. لذا تغییر این پارامترها شکل تابع عضویت را تغییر می دهد و ما می توانیم با تغییر این پارامترها به یک سیستم بهینه برسیم و به جای فقط نگاه کردن داده ها برای تعیین پارامترها، توابع عضویت آنها را در فرآیندی تکراری تخمین می زنیم.

ما سیستم استنتاج فازی را برای مدل کردن مجموعه ای از داده های ورودی - خروجی به کار می بریم. در اینجا لزوما ساختار مدل از پیش تعیین شده ای بر اساس مشخصات متغیرهای سیستم در دسترس نیست یعنی سیستم به طور کامل شناسایی نشده است و قواعد ورودی-خروجی از قبل معین نیستند.

به جای انتخاب پارامترها از روی توابع عضویت داده شده، این پارامترها می توانند بر این مبنا انتخاب شوند که توابع عضویت را برای منطبق کردن تغییرات ورودی بر خروجی و هماهنگی با داده های ما تغییر دهند.

با استفاده از یک مجموعه داده های ورودی-خروجی ما یک سیستم استنتاج فازی می سازیم که پارامترهای توابع عضویت آن بوسیله دو الگوریتم پس انتشار خطا یا در ترکیب با یک روش کمترین مربعات تنظیم می شوند. این روش امکان یادگیری از روی داده ها را در اختیار سیستم استنتاج فازی قرار می دهد.

در روش مدل سازی ANFIS ابتدا یک مدل پارامتری فرض می شود (مشابه آنچه در ابتدای این بخش ذکر شد یعنی نسبت دادن ورودیها به توابع عضویت و سپس به قواعد و خروجی به توابع عضویت و ...). سپس داده های ورودی-خروجی مناسب برای آموزش جمع می شوند. در این صورت می توان از ANFIS برای آموزش مدل استفاده کرد تا با تبعیت از داده های آموزشی نسبت به تغییر پارامترهای توابع عضویت، با توجه به یک معیار خطای انتخاب شده اقدام کند.

اگر داده های آموزشی تمام الگوهای مورد نظر ورودی-خروجی را ارائه کنند یعنی فضای ورودی-خروجی را کاملا پوشش دهند، این روش مدل سازی خوب عمل می کند. اما در بعضی حالات داده های اندازه گیری شده همراه نویز هستند و داده های آموزشی تمام الگوهای مورد نظر را شامل نمی شوند. به همین دلیل اهمیت اعتبار سنجی مدل در این پروژه زیاد است. اعتبار سنجی مدل همانند فصل های قبل فرآیندی است که طی آن بردار های ورودی از مجموع داده های ورودی-خروجی که سیستم استدلال فازی^۲ آنها را آموزش ندیده است به FIS آموزش دیده، داده می شوند تا بررسی شود که FIS چقدر خوب خروجی های متناظر آنها را پیش بینی می کند. این داده ها همان داده های Test هستند. همچنین می توان برای اعتبار سنجی مدل از یک سری داده های

1 . Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)

2 . Fuzzy Inference System (FIS)

دیگر نیز استفاده کرد. اینها همان داده های Check هستند که پتانسیل و توانائی مدل را برای آموزش کنترل می کنند. در این صورت هنگام آموزش مدل متناظر با حداقل خطای داده های Check انتخاب می شود.

یک مسئله در اعتبار سنجی مدل برای مدل‌هایی که از روش های تطبیقی ساخته شده اند این است که انتخاب یک مجموعه داده که هم الگوهای ورودی-خروجی را در آموزش پوشش دهند و هم اعتبار شبکه را تحقق بخشند مشکل است و در صورت حضور نویز این امکان وجود دارد که داده های آموزش تمام الگوها را شامل نشوند. با توجه به تعداد زیاد داده های مطالعه حاضر خوشبختانه می توان گفت تمام الگوها در این داده ای آموزشی گنجانده شده اند و جدا کردن داده های Test و Check آسان خواهد بود. می توان گفت ایده اصلی استفاده از داده های Check برای اعتبار سنجی مدل، این است که بعد از یک نقطه مشخص در آموزش مدل شروع به برآزش بیش از حد^۱ می کند و با آموزش بیش از حد، داده های آموزش^۲ را یاد نمی گیرد بلکه آنها را در حافظه خود نگه می دارد. در اصل خطای مدل برای داده های آموزش همزمان با نزدیک شدن آموزش به آن نقطه کاهش پیدا می کند ولی بعد از آن خطای مدل برای داده های Check به شدت افزایش می یابد.

در ANFIS ما به جای تنظیم وزن های شبکه به تنظیم توابع عضویت اهمیت بیشتری می دهیم. از نظر ریاضی می توان یک ANFIS را معادل یک سیستم سوگنو در نظر گرفت [۴۲]. حال به معماری و الگوریتم این سیستم از روی شکل ۵-۱ می پردازیم. فرض کنید مسئله ما دارای ۲ ورودی u_1 و u_2 و ۱ خروجی y می باشد. اگر سیستم سوگنو مرتبه اول را با دو قاعده زیر در نظر بگیریم.

اگر u_1 به صورت A_1 باشد و u_2 به صورت B_1 باشد، آنگاه

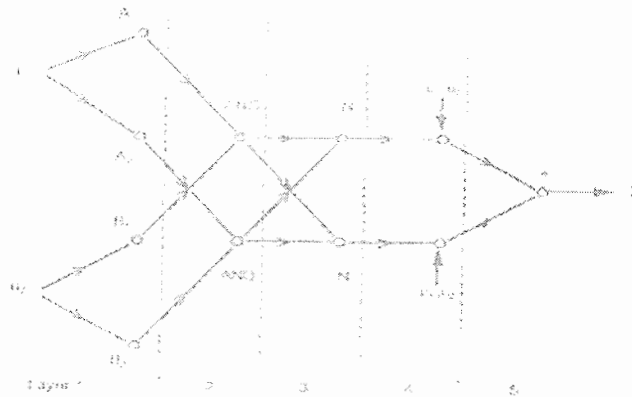
اگر u_1 به صورت A_2 باشد و u_2 به صورت B_2 باشد، آنگاه

اگر وزن هر قاعده (درجه آتش) به ترتیب α_1 و α_2 باشد. در این صورت برای دو ورودی مشخص u_1 و u_2 خروجی به صورت میانگین وزنی زیر به دست می آید.

$$y = \frac{\alpha_1 y_1 + \alpha_2 y_2}{\alpha_1 + \alpha_2} = \bar{\alpha}_1 y_1 + \bar{\alpha}_2 y_2 \quad (۱-۵)$$

شکل ۵-۱ شبکه ANFIS مربوطه را نشان می دهد.

- 1 . Over fitting
- 2 . Train



شکل (۵-۱): نمای کلی یک سیستم ANFIS با ۲ ورودی و ۱ خروجی [۴۲]

از روی این شکل می توان گفت:

۱. هر نرون i در لایه ۱ با یک تابع تحریک پارامتری تطبیق پذیر است. خروجی آن درجه عضویتی است که مطابق آن، ورودی داده شده تابع عضویت را ارضاء می کند. (یکی از $\mu_{A_1}(u_1), \mu_{B_1}(u_2), \mu_{A_2}(u_1), \mu_{B_2}(u_2)$) ما از تابع عضویت بل تعمیم یافته^۱ استفاده

کرده ایم یعنی $\mu(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2h}}$ که $\{a, b, c\}$ مجموعه پارامترها است. با تغییر این

پارامترها شکل تابع بل تعمیم یافته تغییر می کند. پارامترها در این لایه پارامترهای مقدمه^۲ نامیده می شوند.

۲. هر گره در لایه ۲ یک گره ثابت است که خروجی آن حاصل ضرب تمام ورودی های آن است. در اینجا می توان از هر AND فازی استفاده کرد. هر خروجی نرون نشان دهنده

درجه آتش α_i برای i امین قاعده است. به ترتیب α_1 و α_2 برای قواعد ۱ و ۲.

۳. هر گره در لایه ۳ یک گره ثابت است که نسبت درجه آتش i امین قاعده به مجموع تمام

درجه آتش های قواعد یعنی $\bar{\alpha}_i = \frac{\alpha_i}{\alpha_1 + \alpha_2}, i = 1, 2$ را محاسبه می کند تا درجه آتش

نرمال شده به دست آید.

۴. هر گره در لایه ۴ یک گره تطبیقی با خروجی $(c_{i1}u_1 + c_{i2}u_2 + c_{i0})$ می باشد

که $\bar{\alpha}_i$ درجه آتش نرمال شده از لایه ۲ و $\{c_{i1}, c_{i2}, c_{i0}\}$ مجموعه پارامتری این گره است. پارامترهای این لایه را پارامترهای نتیجه^۳ می نامیم.

۵. هر گره در لایه ۵ یک گره ثابت است که تمام ورودی های خود را جمع می کند.

1. Generalized Bell
2. Premise Parameters
3. Consequent Parameters

سیستم مورد نظر ما در این تحقیق دارای ۴، ۷ و گاهی ۱۶ ورودی است و ما سیستم ذکر شده در این بخش را برای مسئله مورد نظر تعمیم دادیم. وقتی پارامترهای مقدمه ثابت شدند، خروجی کلی به صورت ترکیبی خطی از پارامترهای نتیجه است. یعنی

$$\begin{aligned} y &= \frac{\alpha_1}{\alpha_1 + \alpha_2} y_1 + \frac{\alpha_2}{\alpha_1 + \alpha_2} y_2 \\ &= \bar{\alpha}_1 (c_{11}u_1 + c_{12}u_2 + c_{10}) + \bar{\alpha}_2 (c_{21}u_1 + c_{22}u_2 + c_{20}) \\ &= (\bar{\alpha}_1 u_1) c_{11} + (\bar{\alpha}_1 u_2) c_{12} + \bar{\alpha}_1 c_{10} + (\bar{\alpha}_2 u_2) c_{21} + (\bar{\alpha}_2 u_2) c_{22} + \bar{\alpha}_2 c_{20} \end{aligned} \quad (2-5)$$

که بر حسب پارامترهای نتیجه c_{ij} , ($i = 1, 2; j = 0, 1, 2$) خطی است.

الگوریتم هیبرید پارامترهای نتیجه c_{ij} را در مسیر پیش رو و پارامترهای مقدمه $\{a_i, b_i, c_i\}$ را در مسیر پس رو تنظیم می کند. در مسیر پیش رو ورودی های شبکه تا لایه ۴ که پارامترهای نتیجه با روش حداقل مربعات مشخص می شوند، به صورت پیش رو توزیع می شوند. همچنین در مسیر پس رو خطاها به صورت پس انتشار بر می گردند و پارامترهای مقدمه با روش کاهش گرادیان تنظیم می شوند. پس پارامترهای مربوط به توابع عضویت در طول فرآیند یادگیری تغییر می کنند و محاسبه و تنظیم این پارامترها با کمک بردار گرادیان انجام می شود و ما می توانیم دو روش زیر را برای آموزش و تنظیم کردن پارامترهای توابع عضویت به کار می بریم:

- پس انتشار برای تمام پارامترها (روش کمترین شیب)
- هیبرید شامل پس انتشار برای پارامترهای متناظر توابع عضویت ورودی و تخمین حداقل مربعات برای پارامترهای متناظر توابع عضویت خروجی.

هر چقدر سیستم اولیه به سیستم بهینه نزدیکتر باشد مدل راحت تر همگرا می شود در این مورد تجربیات بشری و قواعد مفسر کمک می کند.

ما سیستم اولیه را از نوع سوگنو فرض کرده و مقادیر اولیه پارامترهای آن را تنظیم کردیم. در حقیقت ANFIS تنها برای سیستمهای از نوع سوگنو تعریف می شوند. سپس در مراحل آموزش و تعمیم مشاهده شد که تعداد قواعد به شدت افزایش پیدا می کند زیرا که سیستم، یک ساختار FIS بر مبنای تعداد توابع عضویت ثابت تولید می کند و وقتی تعداد ورودی ها بیشتر از ۴ یا ۵ شود باعث انفجار تعداد قواعد خواهد شد. به این دلیل ما از دسته بندی فازی استفاده کردیم تا ابعاد را کاهش دهیم. دسته بندی فازی از نوع کاهشی، داده ها را به گروه هایی^۱ طبقه بندی می کند و یک سیستم تولید می کند که کمترین تعداد قاعده لازم برای مشخص کردن کیفیت پیش بینی را داراست.

۵-۲-۱- دسته بندی فازی

هدف دسته بندی مشخص کردن گروه های طبیعی نهفته در یک مجموعه بزرگ داده ها است تا رفتار سیستم را بتوان به صورت مختصر بیان کرد. ما از اطلاعات دسته بندی برای تولید یک سیستم استدلال فازی استفاده می کنیم تا با کمترین تعداد قواعد رفتار سیستم مدل شود. دو نوع دسته بندی فازی وجود دارد.

- روش خوشه بندی میان مرکز^۱ (FCM)
- روش خوشه بندی کاهشی یا زیر گروهی^۲

روش FCM راهی برای دسته بندی داده هاست که در آن هر نقطه داده متعلق به یک گروه با درجه ای خاص است که به وسیله تابع عضویت آن مشخص می شود. این روش نشان می دهد که چگونه داده های چند بعدی به تعداد مختلف گروه دسته بندی می شوند. در این روش تعداد دسته ها از قبل باید فرض شود. یعنی الگوریتم با ناظر^۳ است. در این صورت دسته بندی ابتدا با یک حدس اولیه برای مرکز دسته ها شروع می شود. این حدس اولیه که مشخص کننده میانگین مکانهای هر دسته است در بیشتر حالات اشتباه است. سپس هر مجموعه داده با یک درجه عضویت به یک گروه منسوب می شود. به وسیله تکرار و تغییر دادن مرکز دسته ها و درجه عضویت هر نقطه داده، FCM مرکز دسته ها را به سمت صحیح حرکت می دهد. این تکرار براساس حداقل کردن تابع مشخصی است که نشان دهنده فاصله هر مجموعه داده از یک دسته با وزن درجه عضویت آن می باشد [۴۲]. برای مطالعه الگوریتم این روش مراجع [۳۷] و [۴۲] پیشنهاد می شود.

اما اگر از تعداد گروههای موجود در داده ها اطلاع نداشته باشیم دسته بندی کاهشی^۴ یک الگوریتم سریع و یک مرحله ای برای تخمین تعداد گروهها و مرکز گروهها در یک مجموعه داده است. این الگوریتم برخلاف FCM یک الگوریتم بدون ناظر^۵ است.

این روش بر مبنای چگالی داده ها در فضای الگوهای مورد نظر بنا شده است. نقاط دارای بالاترین تعداد همسایگی برای مرکز دسته انتخاب می شوند سپس داده های داخل شعاع فازی از قبل مشخص شده حذف می شوند و الگوریتم راه خود را برای یافتن نقطه ای جدید با بیشترین همسایگی ادامه می دهد. این فرآیند تا زمانی که تمام داده ها امتحان نشده اند دنبال می شود.

- 1 . Fuzzy C-Means Clustering
- 2 . Subclustering
- 3 . Supervised
- 4 . Subtractive
- 5 . Unsupervised

فرض کنید تعداد K نقطه داده مشخص شده با بر دارهای m بعدی $u_k, k = 1, 2, \dots, K$ موجود است. فرض می کنیم داده ها نرمال شده اند. چون در مرحله اول هر مجموعه داده می تواند مرکز دسته باشد یک اندازه چگالی^۱ در نقطه u_k به صورت زیر تعریف می شود.

$$D_k = \sum_{j=1}^K \exp\left(-\frac{\|u_k - u_j\|}{(r_a/2)^2}\right) \quad (3-5)$$

که r_a یک ثابت مثبت است. بنابراین یک داده دارای چگالی بالایی است اگر تعداد داده های همسایه زیادی داشته باشد. یعنی همسایگی فازی با شعاع تاثیر r_a در محاسبه چگالی شرکت دارد. بعد از محاسبه اندازه چگالی برای تمام داده ها، داده ای با بالاترین چگالی به عنوان مرکز اولین دسته انتخاب می شود. فرض کنید نقطه u_{c_1} با چگالی D_{c_1} انتخاب شده است. سپس اندازه چگالی برای هر داده u_k به این صورت محاسبه می شود.

$$D_k' = D_k - D_{c_1} \exp\left(-\frac{\|u_k - u_{c_1}\|}{(r_a/2)^2}\right) \quad (4-5)$$

که ملاحظه می شود داده های نزدیک مرکز اولین دسته u_{c_1} چنان تاثیر می گذارند که به عنوان دسته بعدی انتخاب نشوند. ثابت شعاع همسایگی ای را تعریف می کند که در اندازه چگالی باید کم شود. معمولاً بیشتر از r_a است تا دسته های فازی خیلی به هم نزدیک نباشند توصیه می شود که $r_b = 1.5 * r_a$ باشد [۴۲].

بعد از اینکه اندازه چگالی جدید برای داده ها به دست آمد مرکز دومین دسته u_{c_2} انتخاب می شود و اندازه چگالی دوباره برای داده ها محاسبه می شود. این عملیات تا زمانی که تعداد دسته های کافی به دست آیند ادامه می یابد.

هنگام اعمال این روش به داده های ورودی-خروجی، هر کدام از مرکز دسته ها یک قاعده را نشان می دهند. به این صورت که مرکز دسته ها همان مرکز قسمت مقدمه (قسمت اگر آن قاعده) در نظر گرفته می شود.

یک مزیت مهم استفاده از دسته بندی فازی در پیدا کردن قواعد در این است که قواعد به دست آمده بسیار به رفتار داده ها نزدیک ترند تا زمانی که از دسته بندی استفاده نشود. این امر باعث کاهش مسئله انفجار قواعد با افزایش تعداد ورودی ها می شود.

۵-۳- پیش بینی شاخص فتو الکتریک

مراحل طراحی یک ANFIS به این ترتیب است.

۱. مشخص کردن داده های Train و Check و به فرمت مطلوب درآوردن داده ها

۲. مقدار دهی اولیه برای پارامترهای FIS که مورد نظر ماست. باید دقت کرد که برای بدست آوردن قابلیت تعمیم خوب مهم است که تعداد نقاط داده های آموزش چندین برابر بزرگتر از تعداد پارامترهای مورد تخمین توابع عضویت باشد [۴۲].
۳. آموزش دادن سیستم به دست آمده برای بدست آوردن سیستم نهائی.
۴. به دست آوردن خروجی سیستم برای ورودی های Check یا Test به منظور مقایسه رفتار سیستم.

۵-۳-۱- آماده کردن داده ها

قبل از هر کار به دلیل اینکه ابعاد داده های اولیه زیاد است و این سرعت همگرا شدن شبکه را بسیار کاهش می دهد تصمیم گرفته شد که ابتدا ابعاد داده ها کم شود. برای این منظور ما از هر ۳ داده یکی را به صورت تصادفی انتخاب کردیم با این کار نشان دادیم که رفتار داده های اولیه پس از کاهش بعد کماکان توسط داده های جدید تقلید می شود. ابعاد داده ها قبل و بعد از عملیات کاهش بعد در جدول ۵-۱ نشان داده شده است.

جدول (۵-۱): ابعاد داده ها قبل و بعد از کاهش بعد

شماره چاه	بعد اولیه	بعد نهائی
۱۳۸	۸×۲۲۴۳	۸×۷۴۸
۱۳۹	۸×۲۱۰۴	۸×۷۰۲
۲۴۵	۸×۲۳۳۱	۸×۷۷۷
۲۴۶	۸×۲۳۴۴	۸×۷۸۲
۲۵۳	۸×۲۷۴۷	۸×۹۱۶
۲۵۹	۸×۱۴۴۰	۸×۴۸۰

این داده ها از این بعد داده های اصلی خوانده می شوند. داده ها باید به صورت ماتریسی باشند که هر سطر آن با یک عنصر ورودی شروع شده و پس از همه ورودی ها در ستون آخر خروجی متناظر با آن مجموعه ورودی آمده باشد. پس از مشخص کردن فرم اصلی داده ها و به دست آوردن ماتریس ورودی که شامل داده های ورودی-خروجی است باید داده های نوع آموزش و اعتبار را مشخص کرد. ما اعتبار سنجی و همچنین کارائی سیستم طراحی شده را بر اساس رفتار آن نسبت به داده های اعتبار می سنجیم برای این منظور این داده ها به صورت تصادفی از داخل داده های اصلی انتخاب شدند تا تمام الگوهای داده های اصلی را شامل شوند. ۵۰ درصد داده ها را برای آموزش و ۵۰ درصد باقیمانده را برای بررسی عملکرد سیستم طراحی شده در نظر گرفتیم این دو نوع داده نباید هیچگونه اشتراکی داشته باشند زیرا رفتار سیستم باید نسبت به داده هائی بررسی شود که آنها را در جریان آموزش ندیده است و

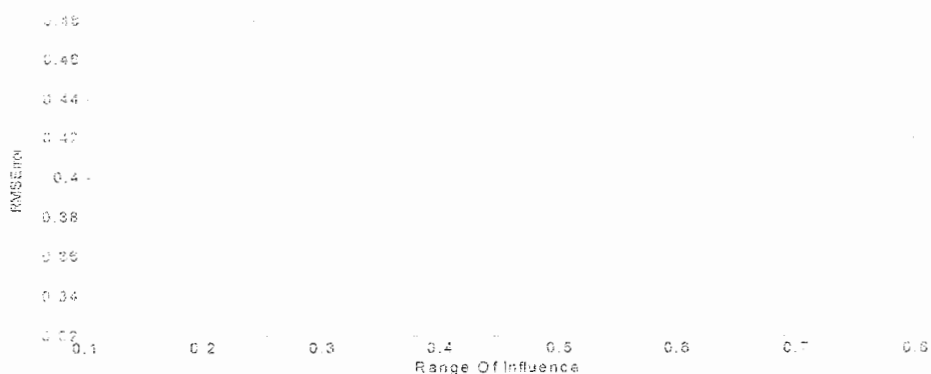
گرنه کاملاً مشخص است که سیستم نسبت به داده های آموزش رفتار خوبی دارد چرا که قبلاً ارتباط آنها را یاد گرفته است.

۵-۲-۲- مدل اولیه

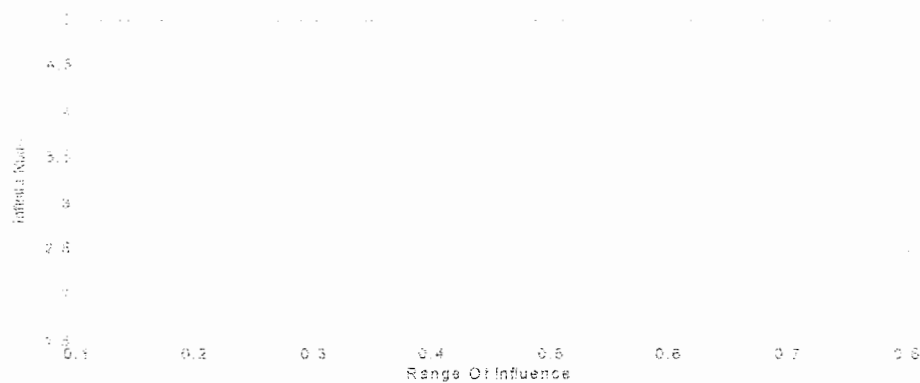
مدل اولیه بر اساس سیستم پیشنهادی دسته بندی فازی انتخاب شد. روش دسته بندی کاهشی هر دسته داده را به عنوان یک مرکز دسته بالقوه در نظر می گیرد و بر طبق چگالی داده های اطراف یک اندازه ای از تشابه و همانندی داده های اطراف با مرکز دسته محاسبه می کند. الگوریتم آن به این صورت است:

۱. پیدا کردن داده ای که دارای بیشترین پتانسیل برای مرکز اولین دسته باشد.
۲. حذف کردن تمام داده های که در مجاورت مرکز اولین دسته هستند (این مجاورت با شعاع تاثیر مشخص می شود) برای پیدا کردن مرکز دسته بعدی .
۳. تکرار این فرآیند تا زمانی که تمام داده ها داخل شعاع تاثیر از مرکز یک دسته ای باشند.

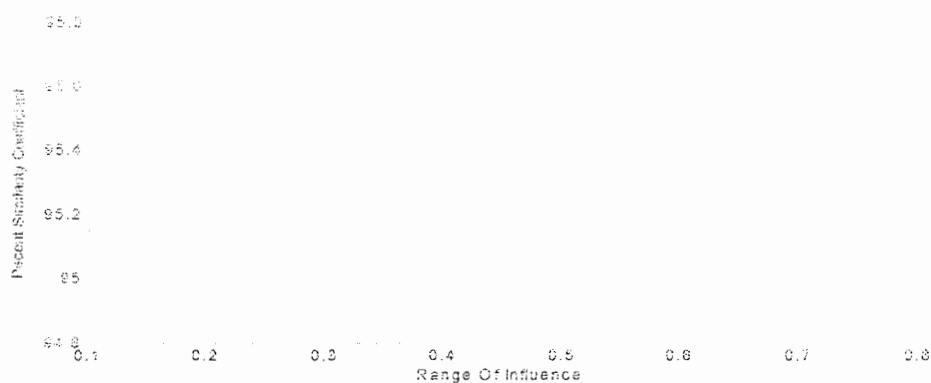
شعاع تاثیر عددی بین ۰ و ۱ می باشد (چون داده ها نرمال می شوند) که رنج تاثیر مرکز دسته را در هر بعد از داده ها مشخص می کند. مقادیر کوچک شعاع تاثیر معمولاً باعث پیدا شدن تعداد زیادی دسته در داخل داده ها می شود که این خود تعداد قواعد زیادی را نتیجه می دهد. بالعکس مقادیر بزرگ آن باعث کاهش تعداد دسته ها و لذا کاهش تعداد قواعد می شود. مقادیر بهینه برای شعاع تاثیر معمولاً بین ۰/۲ تا ۰/۵ به دست می آیند [۴۲]. ما مدل را به ازای شعاع تاثیر های مختلف، اما یکسان برای تمام ابعاد داده ها طراحی کردیم که نتایج مربوطه در شکل های ۲-۵ و ۳-۵ برای ۲ نوع خطا و در شکل ۴-۵ درصد ضریب تشابه نشان داده شده است.



شکل (۲-۵): خطای RMS برای شعاع تاثیرهای مختلف



شکل (۲-۵): خطای حداکثر برای شعاع تاثیرهای مختلف



شکل (۴-۵): درصد ضریب تشابه برای شعاع تاثیرهای مختلف

هدف ما با توجه به شکل های ۲-۵ تا ۴-۵ پیدا کردن بهترین شعاع تاثیر است. برای این منظور اگر ۵ مقدار خطای RMS می نیمم و همچنین ۵ مقدار PSC ماکزیمم را در جدول ۲-۵ در نظر بگیریم می توان شعاع تاثیر برای سیستم بهینه را به دست آورد.

جدول (۲-۵): معیارهای مقایسه رفتار سیستم برای شعاع تاثیر مختلف

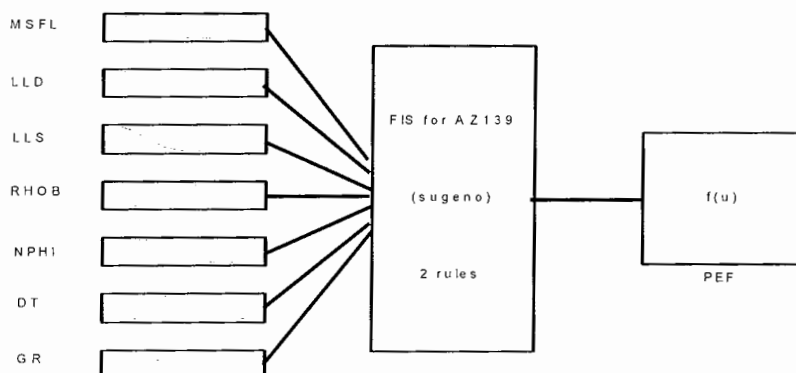
95.664	95.668	95.669	95.673	95.676	PSC
2.0268	2.0173	2.0092	1.9906	1.8451	Norm infinte
0.10653	0.10638	0.10623	0.10611	0.10591	Mse
0.3264	0.32616	0.32594	0.32575	0.32544	Rms

مقادیر شعاع تاثیر متناظر این معیارها را در جدول ۴-۵ می بینیم.

جدول (۴-۵): مقادیر متناظر شعاع تاثیر برای معیارهای مقایسه

0.57	0.55	0.19	0.54	0.53	PSC
0.56	0.55	0.54	0.53	0.18	Norm infinte
0.56	0.57	0.55	0.54	0.53	Mse
0.56	0.57	0.55	0.54	0.53	Rms

با توجه به شکل های ۲-۵ و ۳-۵ و ۴-۵ و جدول های ۲-۵ و ۳-۵ می توان سیستم بهینه را سیستمی با شعاع تاثیر برابر ۰/۵۳ در نظر گرفت. استدلال مشابه استدلال انجام شده در بخش ۴-۴ می باشد. شبکه به دست آمده در شکل ۵-۵ نشان داده شده است.



شکل (۵-۵): شمای کلی سیستم فازی برای پیش بینی PEF

این سیستم دارای ویژگی های زیر است.

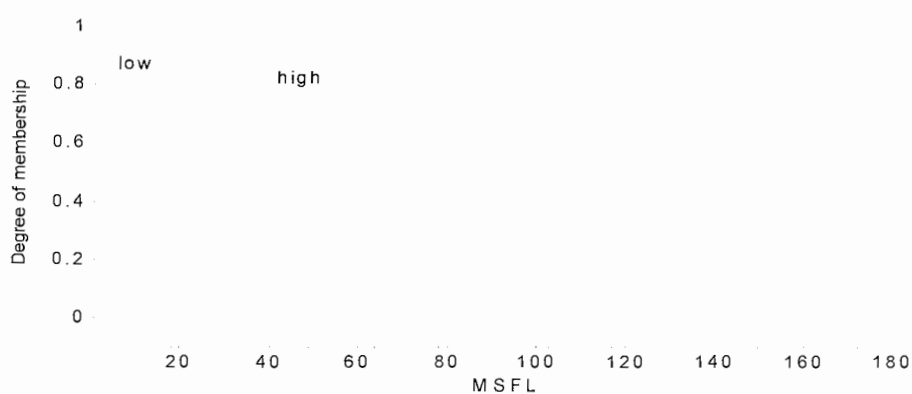
And Method: 'prod'
 Or Method: 'probor'
 Defuzz Method: 'wtaver'
 Imp Method: 'prod'
 Agg Method: 'max'

یعنی سیستم استدلال فازی از نوع سوگنو که برای هر بعد داده ها شعاع تاثیر ۰/۵۳ فرض شده است را به عنوان مدل اولیه فرض کردیم. شعاع تاثیر ۰/۵۳ به این معنی است که برای تمام داده ها رنج تاثیر مرکز دسته های فازی روی داده ها برابر ۵۳ درصد پهناى فضای داده ها است. همانطور که مشاهده شد این شعاع تاثیر با سعی و خطا به دست آمد. دیگر ویژگی های این سیستم در طول فرآیند آموزش و اعتبارسنجی در بخش های ۳-۳-۵ و ۴-۳-۵ بررسی خواهند شد.

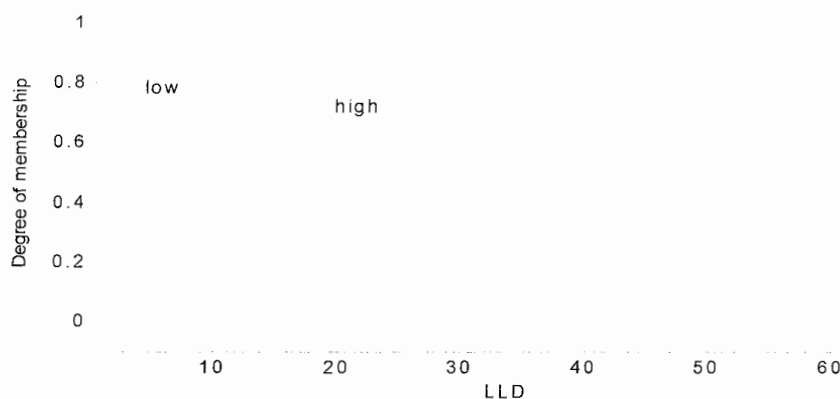
۳-۳-۵- آموزش مدل اولیه و به دست آوردن مدل نهایی

بعد از طراحی سیستم اولیه، اکنون باید این سیستم داده های آموزشی مشخصی را یاد بگیرد تا بتواند الگوهای فضای ورودی-خروجی را بشناسد. برای این منظور داده های آموزشی که نصف داده های اصلی و به صورت تصادفی انتخاب شده اند به مدل ارائه گردید. شبکه پس از آموزش اکنون بهینه است و می توان خروجی های مربوطه را به دست آورد. در مدل سازی اول ما سعی در پیش

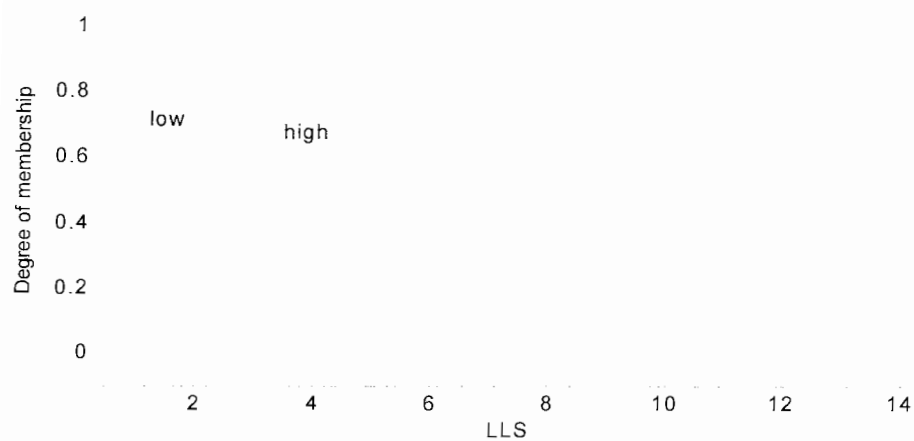
بینی پارامتر PEF از روی پارامترهای MSFL و LLD و LLS و RHOB و NPFI و DT و GR داریم لذا ۷ ورودی و ۱ خروجی خواهیم داشت که در مدل شکل ۵-۵ مشخص است. با استفاده از نتایج خوشه بندی کاهشی به این نتیجه می‌رسیم که سیستم بهینه دارای ۲ قاعده می‌باشد و برای هر کدام از ورودی‌ها دو تابع عضویت در نظر گرفته شده است. این توابع عضویت در شکل‌های ۵-۶ تا ۵-۱۲ نشان داده شده‌اند. در حقیقت انتخاب شعاع تاثیر برابر 0.53 باعث شده است که داده‌ها در دو دسته قرار بگیرند و لذا دو قاعده برای سیستم به دست می‌آید. هر متغیر ورودی نیز با استفاده از ۲ تابع عضویت نگاشته می‌شود.



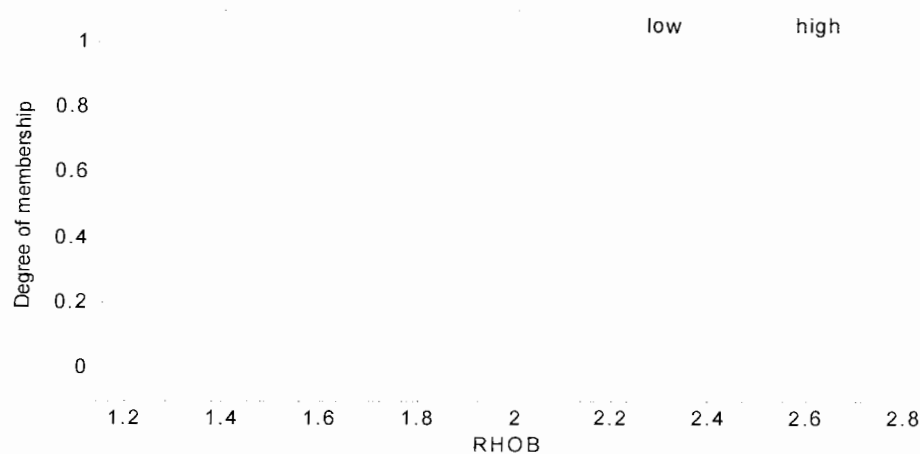
شکل (۵-۶): توابع عضویت برای MSFL (Ω_m)



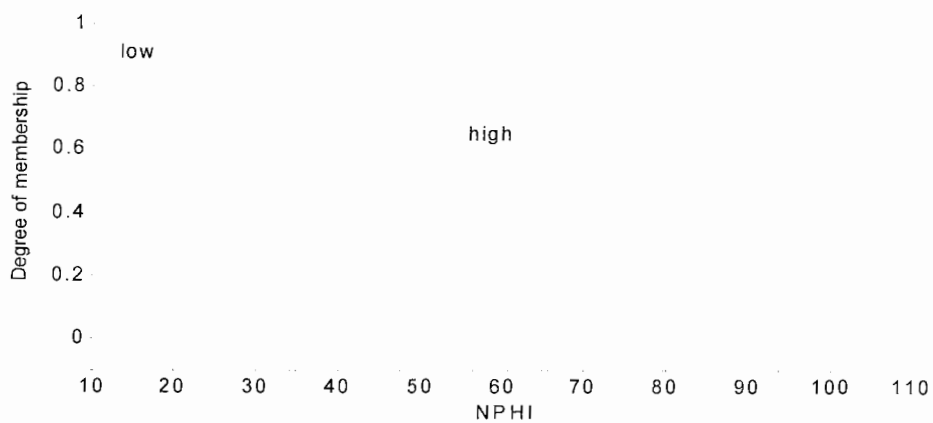
شکل (۵-۷): توابع عضویت برای LLD (Ω_m)



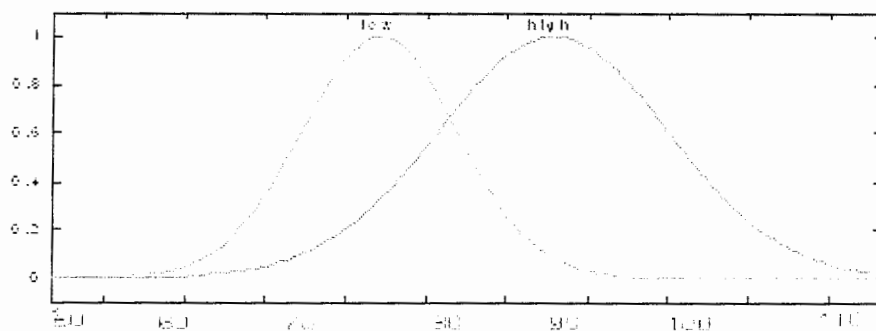
شکل (۸-۵): توابع عضویت برای $LLS (\Omega m)$



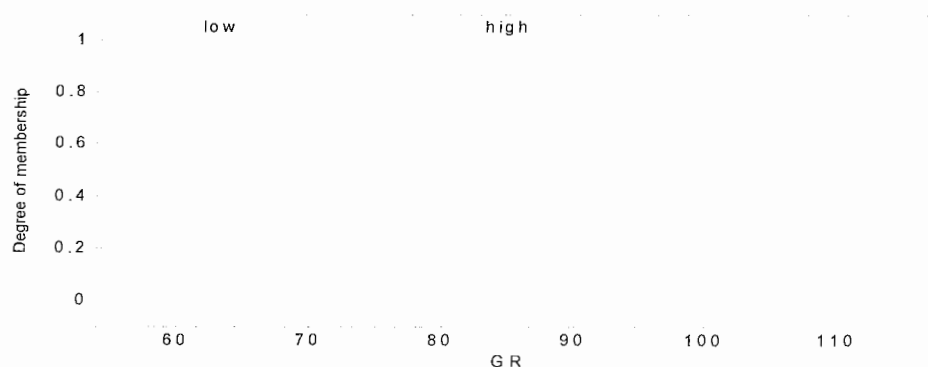
شکل (۹-۵): توابع عضویت برای $RHOB (gr / cm^3)$



شکل (۱۰-۵): توابع عضویت برای $NPHI (\% pu)$



شکل (۵-۱۱): توابع عضویت برای $DT (\mu sec/ft)$



شکل (۵-۱۲): توابع عضویت برای $GR (API)$

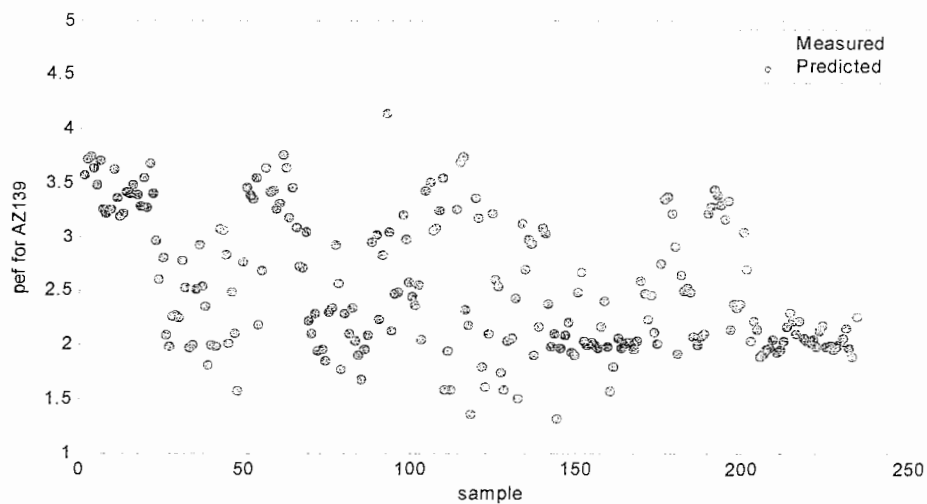
تابع عضویت خروجی برای سیستم های سوگنو ثابت و یا خطی می باشد. در این تحقیق برای خروجی دو تابع عضویت خطی در نظر گرفته شده است. قواعد سیستم به صورت زیر می باشند:

- اگر MSFL پایین و LLD پایین و LLS پایین و RHOB پایین و NPHI پایین و DT پایین و GR بالا است آنگاه PEF پایین باشد.
- اگر MSFL بالا و LLD بالا و LLS بالا و RHOB بالا و NPHI بالا و DT بالا و GR پایین است آنگاه PEF بالا باشد.

هر دو قاعده دارای وزن یکسان ۱ می باشند. توجه شود که این قواعد را سیستم از روی داده ها به دست آورده است و ممکن است دقیقاً با تجربیات ما مطابق نباشند. همچنین با توجه به تعداد توابع عضویت برای هر ورودی می توان گفت تعداد دسته های فازی برابر ۲ می باشد.

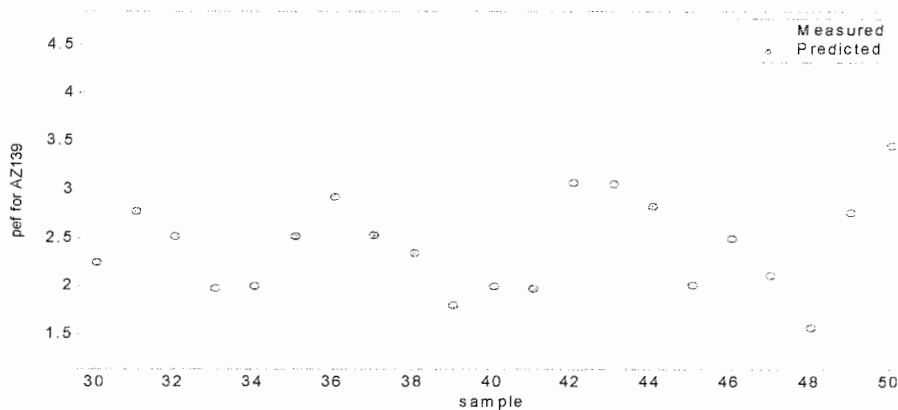
۵-۳-۴- آزمون سیستم به دست آمده

رفتار مدل بهینه در ارتباط با داده های اعتبار سنجی برای چاه شماره ۱۳۹ در شکل های ۵-۱۳ و ۵-۱۴ نشان داده شده است.



شکل (۵-۱۳): مقایسه PEF پیش بینی شده ANFIS و PEF اندازه گیری شده برای چاه ۱۳۹

که برای وضوح بیشتر نمونه های ۳۰ تا ۵۰ را جداگانه در شکل ۵-۱۴ نشان می دهیم.



شکل (۵-۱۴): مقایسه PEF پیش بینی شده ANFIS و PEF اندازه گیری شده برای چاه ۱۳۹ در ۲۰ نمونه

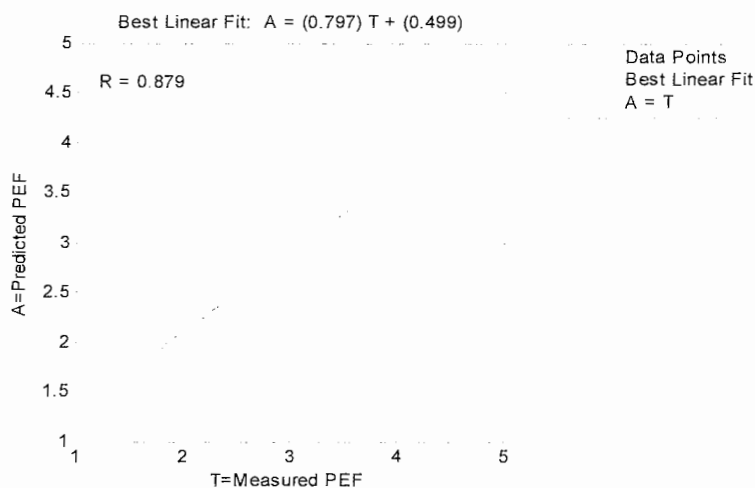
برای چاه شماره ۱۳۹ مقادیر خطا و در صد تشابه به صورت زیر است:

$$Rms = ۰/۳۲۵۴۴$$

$$Infinite Norm = ۱/۹۹۰۶$$

$$PSC = ۹۵/۶۷۶$$

همچنین در شکل ۵-۱۵ رگرسیون بین خروجی پیش بینی شده توسط مدل نسبت به مقادیر اندازه گیری شده PEF نشان داده شده است که خود مقدار ضریب رگرسیون بالائی را نشان می دهد. با توجه به این شکل ملاحظه می شود برای PEF بیشتر از ۲ مقادیر پیش بینی شده از مقادیر اندازه گیری شده بزرگتراند و این نشان از یک شیفت به بالا در خروجی های سیستم است. با توجه به مقدار خطای میانگین مربعات به دست آمده برای این مدل می توان عملکرد مدل را خوب در نظر گرفت و این خطا نشان می دهد که سیستم خوب آموزش دیده است.

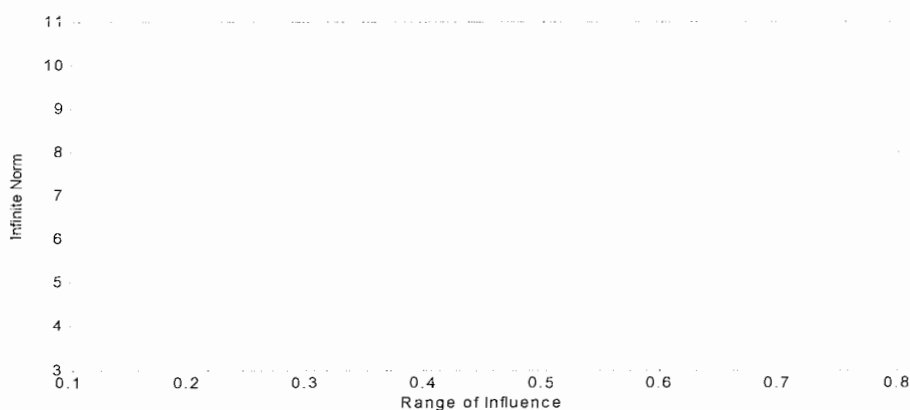


شکل (۵-۱۵): ضریب رگرسیون بین PEF پیش بینی شده ANFIS و PEF اندازه گیری شده برای چاه ۱۳۹

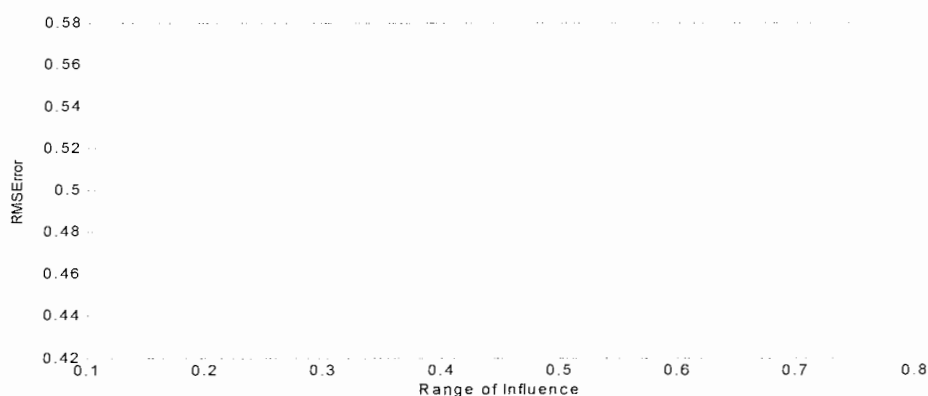
مراحل آماده سازی داده ها تا آزمون اعتبارسنجی را می توان برای چاه های دیگر نیز انجام داد. تمام مراحل بالا برای دیگر چاه ها نیز انجام شد که نتایج آن در پیوست د می آید.

۵-۴- پیش بینی پارامتر یک چاه از روی اطلاعات چاه های دیگر

قدم بعدی پیش بینی پارامتر های یک چاه از روی داده های چاه های اطراف است. برای این منظور اطلاعات چاه های ۱۳۸ و ۱۳۹ و ۲۴۵ و ۲۵۳ در هم ادغام شده و برای آموزش به کار رفت. در شکل های بعد رفتار این سیستم برای داده های اعتبار رسم شد است.



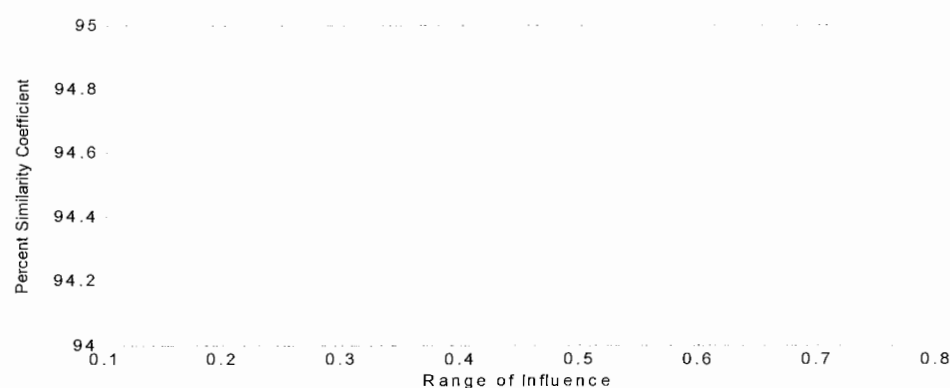
شکل (۵-۱۶): حداکثر خطای سیستم برای شعاع تاثیرهای مختلف



شکل (۵-۱۷): خطای RMS سیستم برای شعاع تاثیرهای مختلف

همانطور که ملاحظه می شود با افزایش شعاع تاثیر خطای میانگین زیاد می شود علت این می تواند زیاد بودن و دور بودن الگوهای ورودی موجود در داده ها از هم باشد که باعث می شود سیستم سعی کند آنها را در گروه های جداگانه قرار دهد و لذا به شعاع تاثیر کمی احتیاج دارد. شعاع تاثیر کم باعث می شود در حالت حدی هر مجموعه داده به صورت یک گروه درآید و سیستمی با تعداد بسیار زیادی از قواعد طراحی می شود که به دلیل انفجار قواعد عملاً در تعمیم مفید نیست.

همچنین درصد ضریب تشابه در شکل ۵-۱۸ نشان داده شده است.



شکل (۵-۱۸): درصد ضریب تشابه سیستم برای شعاع تاثیرهای مختلف

با توجه به شکل های ۵-۱۶ و ۵-۱۷ و ۵-۱۸ نتیجه می شود که نتایج برای طراحی یک سیستم خوب نبوده است لذا از این پیش بینی در این روش صرف نظر کردیم.

۵-۵-۵- پیش بینی پارامتر DT

۵-۵-۱- آماده سازی داده ها

برای این کار تمام مراحل ذکر شده قبلی انجام شد فقط با این تفاوت که فرم ماتریس داده های ورودی را تغییر دادیم. در این حالت ورودی ها به صورت بردار های ستونی در ماتریس داده ها قرار می گیرند. جدول ۵-۴ قسمتی از ماتریس داده ها را نشان می دهد.

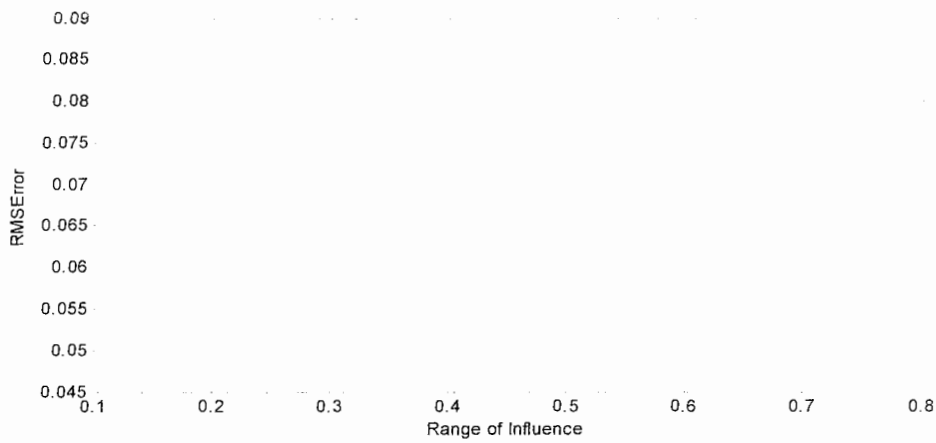
جدول (۵-۴): ماتریس ورودی- خروجی داده ها

MSFL	LLD	LLS	RHOB	NPHI	PEF	GR	DT
7.8828	32.696	19.65	2.5449	0.2251	3.1152	42.156	59.625
19.031	43.853	25.59	2.6563	0.1797	3.4121	34.844	55.625
19.266	39.503	21.34	2.7129	0.124	3.3691	50.781	58.375
8.0781	36.295	19.216	2.5996	0.1821	3.0938	40.063	60.25
7.7734	19.797	12.732	2.584	0.1938	3.2363	52.469	59.25
5.8047	12.745	9.1313	2.5781	0.1997	3.1426	45.906	61.875

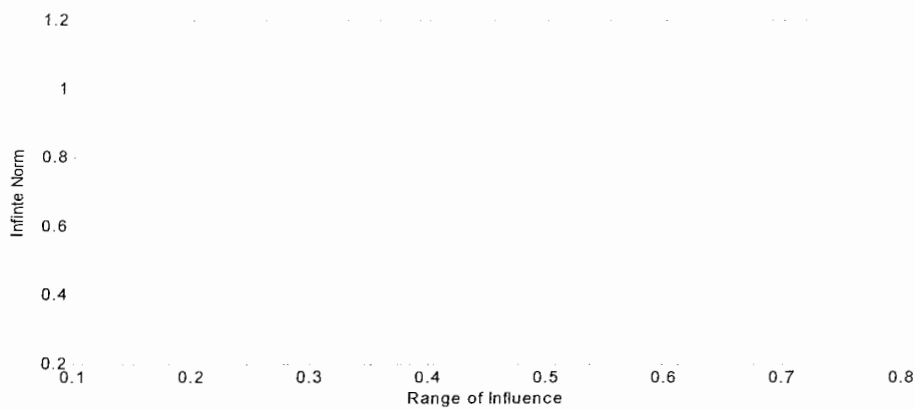
لذا از ذکر جزئیات مراحل آماده سازی داده ها ، طراحی مدل و آموزش مدل صرف نظر می شود.

۵-۵-۲- طراحی و آموزش مدل اولیه

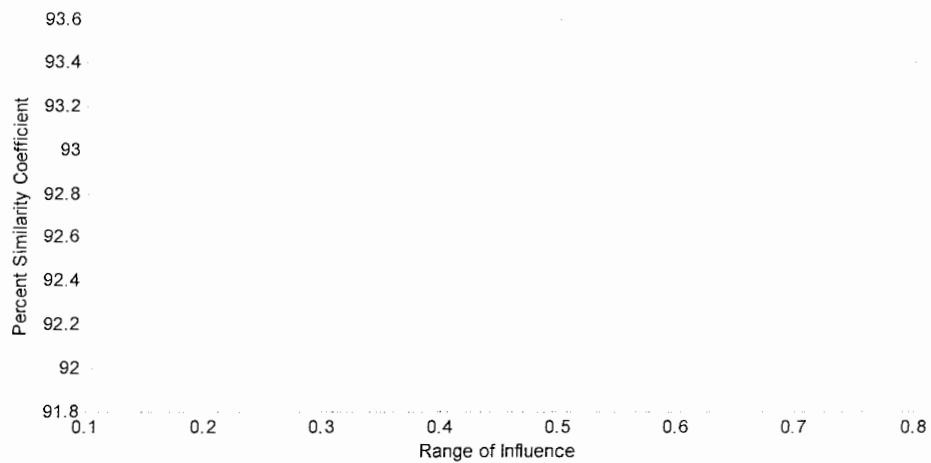
تمام مراحل آماده کردن داده ها و طراحی مدل اولیه مشابه قبل و برای همان چاه های ۱۳۹ و ۲۵۳ انجام شد و نتایج مربوطه در شکل های ۵-۱۹ تا ۵-۲۱ رسم شده اند.



شکل (۱۹-۵): خطای RMS سیستم برای شعاع تاثیرهای مختلف



شکل (۲۰-۵): خطای حداکثر سیستم برای شعاع تاثیرهای مختلف



شکل (۲۱-۵): درصد ضریب تشابه سیستم برای شعاع تاثیرهای مختلف

با توجه به شکل های ۱۹-۵ تا ۲۱-۵ ، در جدول ۵-۵ تعداد ۵ مقدار مطلوب این پارامترهای رسم شده آمده است:

جدول (۵-۵): معیارهای مقایسه رفتار سیستم برای شعاع تاثیر مختلف

93.243	93.325	93.379	93.382	93.48	PSC
0.26848	0.26576	0.2658	0.23242	0.23222	norm infinte
0.002145	0.002114	0.002105	0.002086	0.0020318	mse
0.046311	0.045983	0.045884	0.045677	0.045075	rmse

و برای شعاع تاثیر متناظر این پارامترها داریم:

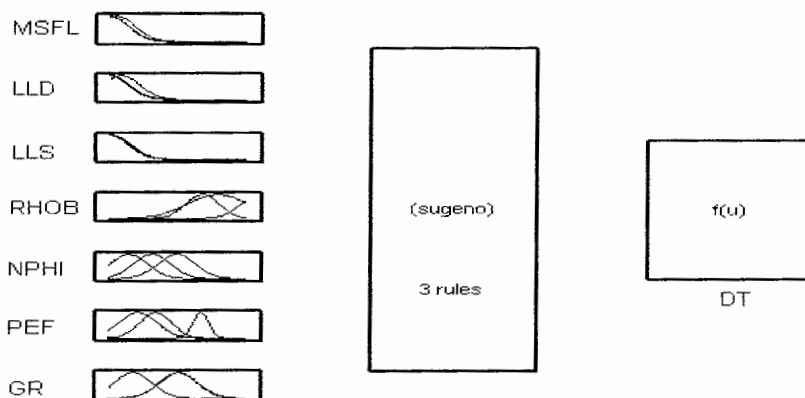
جدول (۶-۵): مقادیر متناظر شعاع تاثیر برای معیارهای مقایسه

0.43	0.4	0.39	0.41	0.38	PSC
0.26	0.31	0.46	0.45	0.44	norm infinte
0.4	0.41	0.29	0.39	0.38	mse
0.4	0.41	0.29	0.39	0.38	rmse

جدول ۶-۵ نشان می دهد که در پارامترهای PSC و MSE و RMSE شعاع تاثیر برابر ۰/۳۸ بهترین عملکرد را دارد. هر چند در پارامتر حداکثر خطای Norm Infinite عملکرد خوبی نداشته است اما چون مشابه استدلال فصل های ۲ و ۳ و ۴ باید تمام پارامترها را با هم در نظر گرفت، لذا می توان شعاع تاثیر برابر با ۰/۳۸ را مطلوب فرض کرد. حال با این اطلاعات سیستم زیر به دست می آید:

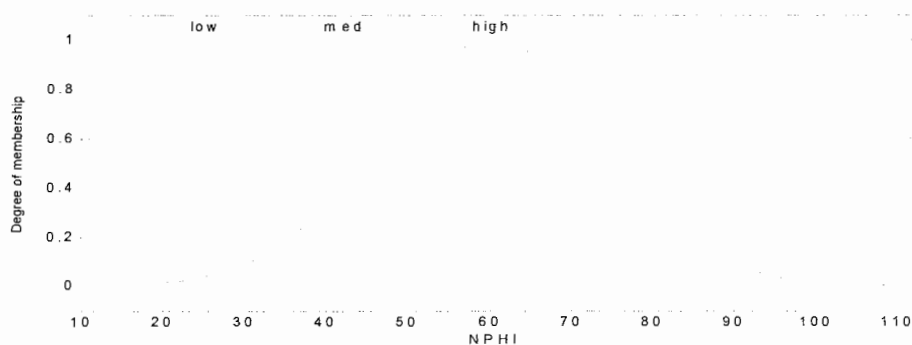
```
Type: 'sugeno'
AndMethod: 'prod'
OrMethod: 'probor'
DefuzzMethod: 'wtaver'
ImpMethod: 'prod'
AggMethod: 'max'
```

شمای کلی سیستم فازی برای پیش بینی DT که تا حال به دست آمده است در شکل ۲۲-۵ نشان داده شده است. از روی شکل ملاحظه می شود که سیستم دارای ۳ قاعده می باشد. با توجه به مطالب ذکر شده در بخش ۲-۵-۳ این تعداد قواعد به دست می آیند.

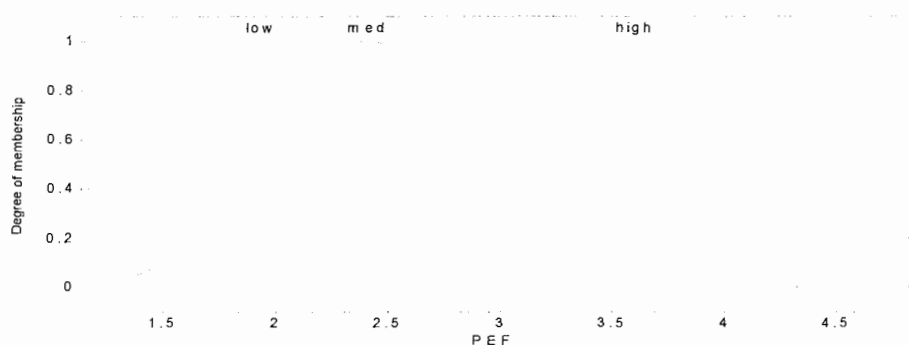


شکل (۵-۲۲): شمای کلی سیستم فازی برای پیش بینی DT

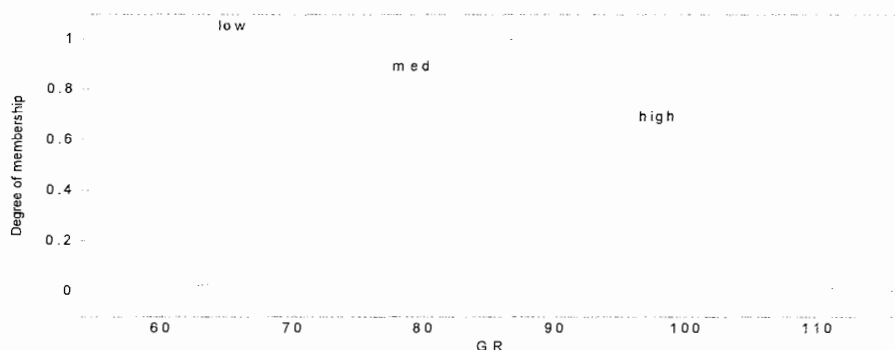
توابع عضویت برای بعضی از ورودی ها در شکل های ۵-۲۳ تا ۵-۲۵ رسم شده اند. همانطور که ملاحظه می شود تمام پارامترها دارای ۳ تابع عضویت هستند که مربوط به تعداد دسته های فازی می شود که از دسته بندی فازی به دست آمده است.



شکل (۵-۲۳): توابع عضویت برای (pu) NPHI



شکل (۵-۲۴): توابع عضویت برای PEF



شکل (۵-۲۵): توابع عضویت برای (API) GR

شکل های ۵-۲۳ تا ۵-۲۵ برای هر پارامتر ۳ تابع عضویت را نشان می دهند که با توجه به الگوریتم فازی تطبیقی به دست آمده اند. ما این توابع را به صورت پایین ، متوسط و بالا نام گذاری کرده ایم.

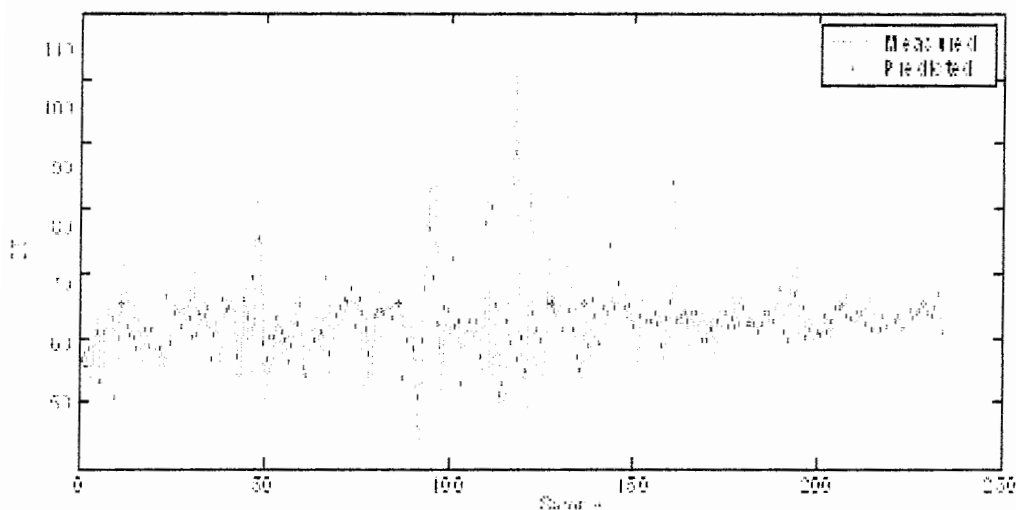
سیستم دارای سه قاعده زیر است:

- اگر MSFL کم باشد و LLD کم باشد و LLS کم باشد و RHOB کم باشد و NPHI کم باشد و PEF کم باشد و GR کم باشد، آنگاه DT کم است.
- اگر MSFL متوسط باشد و LLD متوسط باشد و LLS متوسط باشد و RHOB متوسط باشد و NPHI متوسط باشد و PEF متوسط باشد و GR متوسط باشد، آنگاه DT متوسط است.
- اگر MSFL زیاد باشد و LLD زیاد باشد و LLS زیاد باشد و RHOB زیاد باشد و NPHI زیاد باشد و PEF زیاد باشد و GR زیاد باشد، آنگاه DT زیاد است.

این قواعد نیز به مانند قواعد بخش قبل از روی داده ها و توسط سیستم تطبیقی طراحی شده به دست آمده اند و مشخصاً باید با توجه به توابع عضویت موردنظر برای هر متغیر سنجیده شوند. در این حالت تعداد دسته ها ۳ می باشد. مشخص است که قواعد نمی توانند کاملاً درست باشند و باید به مفهوم دسته بندی فازی توجه داشت.

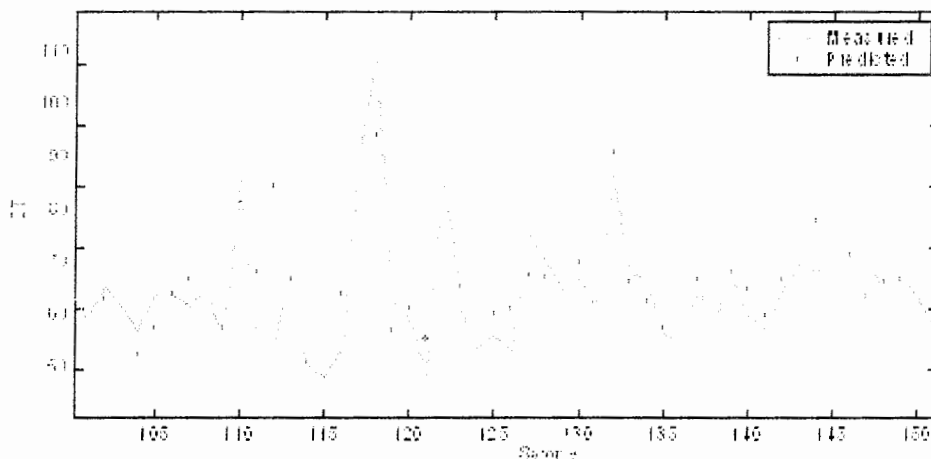
۵-۳-۵ - آزمون سیستم

رفتار سیستم در مرحله اعتبار سنجی در شکل های ۵-۲۶ تا ۵-۲۸ نشان داده شده است:



شکل (۵-۲۶): مقایسه DT پیش بینی شده ANFIS و DT اندازه گیری شده برای کل نمونه های آزمون در چاه ۱۳۹

و برای داده های ۱۰۰ تا ۱۵۰ داریم:

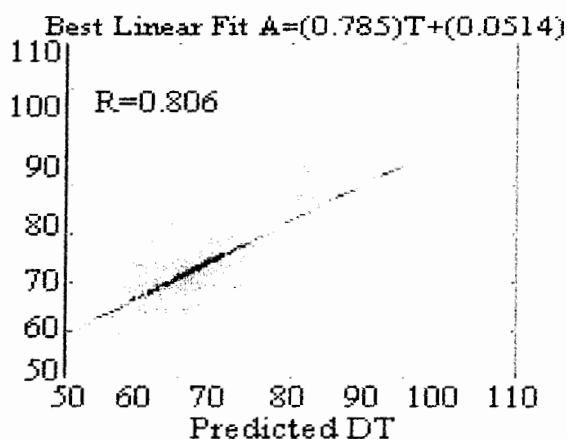


شکل (۵-۲۷): مقایسه DT پیش بینی شده ANFIS و DT اندازه گیری شده برای ۵۰ نمونه در چاه ۱۳۹

معیارهای مقایسه به صورت زیر می باشند:

RMSError=۰/۰۴۵۰۷۵
 InfiniteNorm=۰/۲۶۶۱۳
 MSError=۰/۰۰۲۰۳۱۸
 PSC=۹۳/۴۸

ضریب رگرسیون بین DT سیستم پیش بین و DT اندازه گیری شده برای چاه ۱۳۹ در شکل ۵-۲۸ نشان داده شده است.



شکل (۵-۲۸): مقایسه DT پیش بینی شده ANFIS و DT اندازه گیری شده در چاه ۱۳۹

در این شکل می بینیم که تراکم داده ها بیشتر در اطراف DT برابر ۷۰ می باشد و سیستم به پیش بینی خوبی رسیده است تنها در DT بیشتر از ۷۵ میکرو ثانیه بر فوت مقادیر پیش بینی شده به مقادیر اندازه گیری شده نرسیده اند.

۵-۶- جمع بندی

در این فصل یک سیستم تطبیقی طراحی شد تا بتواند از روی داده ها به یک ساختار ورودی - خروجی مناسب دست یابد. قواعد موجود در داده ها بدون تأثیر مفسر پیدا می شوند و از این قواعد برای پیش بینی PEF و DT استفاده می شود. مشاهده می شود که خطای پیش بینی DT نسبت به پیش بینی پارامتر PEF بالاتر است دلیل آن با توجه به مقایسه ماتریس ضریب همبستگی بین ورودی ها و خروجی در دو حالت تفسیر می شود. ماتریس ضرایب همبستگی در جدول ۵-۷ نشان داده شده است.

جدول (۵-۷): ضرایب همبستگی تمام متغیرها نسبت به همدیگر

MSFL	LLD	LLS	RHOB	NPHI	DT	GR	PEF	
1	0.78867	-0.10619	0.13383	-0.19365	-0.10332	-0.11419	0.14146	MSFL
0.78867	1	-0.14444	0.29463	-0.20622	-0.19976	-0.36738	0.38617	LLD
-0.10619	-0.14444	1	-0.7796	0.42416	0.4774	0.31086	-0.29215	LLS
0.13383	0.29463	-0.7796	1	-0.31838	-0.53768	-0.7003	0.67984	RHOB
-0.19365	-0.20622	0.42416	-0.31838	1	0.19541	0.088499	0.038534	NPHI
-0.10332	-0.19976	0.4774	-0.53768	0.19541	1	0.49424	-0.33066	DT
-0.11419	-0.36738	0.31086	-0.7003	0.088499	0.49424	1	-0.80968	GR
0.14146	0.38617	-0.29215	0.67984	0.038534	-0.33066	-0.80968	1	PEF

برای اینکه ارتباط متغیرها را با هم بررسی کنیم، ما مجموع قدرمطلق ضرایب همبستگی را برای هر دو حالت پیش بینی DT و PEF محاسبه کردیم و اکنون با مشاهده جدول قبل می توان گفت که قدرمطلق ضرایب همبستگی در مجموع برای حالت پیش بینی PEF بیشتر است. به این معنی که در پیش بینی DT ارتباط کلی بین ورودی ها و خروجی مورد نظر کمتر از پیش بینی PEF است.

برای پیش بینی PEF عملکرد سیستم را در مقایسه شکل های ۱۳-۵ و ۱۴-۵ و ۱۵-۵ که از سیستم تطبیقی به دست آمده است با شکل های الف-۱ و الف-۲ و الف-۴ که از شبکه عصبی بدون پیش پردازش به دست آمده است و شکل های ب-۱ و ب-۲ و ب-۳ که با پیش پردازش فازی به دست آمده اند بررسی می کنیم. ملاحظه می شود در حالت پیش پردازش فازی سیستم بهبود یافته است و ضریب رگرسیون از ۰/۹۰۳ به ۰/۹۶۱ تغییر کرده است اما در سیستم تطبیقی این مقدار به ۰/۸۷۹ کاهش یافته است.

برای پیش بینی DT شکل های ۲۶-۵ و ۲۷-۵ و ۲۸-۵ تطبیقی را با شکل های شبکه عصبی الف-۲۱ و الف-۲۲ و الف-۲۴ و شکل های عصبی فازی ب-۱۶ و ب-۱۷ و ب-۱۸ مقایسه می کنیم. مشخص است ضریب رگرسیون از ۰/۷۶۹ برای شبکه عصبی بدون پیش پردازش به ۰/۹۲۵ با پیش پردازش رسیده است و در سیستم تطبیقی این مقدار به ۰/۸۰۳ بیشتر شده است و این نشان از بهتر شدن عملکرد سیستم در پیش بینی DT دارد.

فصل ۶: نتیجه گیری و پیشنهادات

اگر دیگران همه اشتباه نکنند، ابدیت همواره می تواند با خطای آشکار محفوظ باشد.
جان کنت گالبریت

۶-۱- جمع بندی نتایج

در فصل ۲ ما یک شبکه عصبی برای پیش بینی دو پارامتر PEF و DT طراحی کرده و روی ۶ عدد چاه موجود از سازند آسماری اعمال کردیم سپس در بخش ۲-۵ نتایج به اجمال بررسی شد. در این فصل سعی می شود تا به تفصیل عملکرد تمام سیستمهای طراحی شده در فصلهای ۲ و ۳ و ۴ و همچنین سیستم تطبیقی فصل ۵ بررسی شود.

۶-۲- مقایسه عملکرد شبکه عصبی برای پیش بینی پارامترهای PEF و DT

در جدول ۶-۱ خطاهای RMS و نرم بینهایت به همراه ضریب رگرسیون و ضریب درصد تشابه برای تمام چاه ها را در مرحله آزمون (برای داده های آزمون) آورده ایم. ملاحظه می شود که از نظر ضریب درصد تشابه به ترتیب چاه های ۱۳۸ و ۲۵۹ دارای بهترین و بدترین عملکرد می باشند. اما با این حال باز می توان گفت ضریب درصد تشابه که در بدترین حالت برابر ۹۴/۸۸ درصد است، قابل قبول بوده و پیش بینی خوب صورت گرفته است. برای ضریب رگرسیون خطی بین خروجی پیش بینی شده و خروجی مطلوب چاه ۲۴۵ بهترین رفتار و چاه ۲۵۹ بدترین رفتار را دارد اما باز هم ملاحظه می شود که برای این چاه ضریب رگرسیون ۰/۸۸ ارتباط تقریباً خوبی بین PEF پیش بینی شده و PEF واقعی را نشان می دهد. برای خطای RMS و نرم بینهایت نیز به

ترتیب چاه های ۲۴۶ و ۲۵۳ بدترین رفتار و چاه ۱۳۹ بهترین رفتار را دارد. با این نتایج می توان گفت داده های چاه های ۲۴۶ ، ۲۵۳ و ۲۵۹ به شدت نویزی می باشند. برای کاهش اثر نویز می توان ابتدا داده ها را صاف کرد به این معنی که با توجه به لیتولوژی منطقه فیلتر های مورد نظر را اعمال کرد. یک راه دیگر استفاده از صافی میانگین متحرک است البته با این فرض اعمال می شود که نویز در داده ها در فرکانس های بالا اتفاق افتاده است.

جدول (۱-۶): شاخص های مقایسه عملکرد شبکه عصبی در مرحله تعمیم برای پیش بینی PEF

خطای آزمون				
چاه	PSC	R	InfNormError	RMSError
138	96.17	0.916	1.3504	0.090026
139	95.96	0.903	1.1126	0.076595
245	95.88	0.918	1.1975	0.078282
246	95.43	0.892	1.9011	0.12401
253	95.94	0.916	2.2278	0.095502
259	94.88	0.88	1.408	0.11733

در مرحله آموزش رفتار شبکه با داده های آموزش سنجیده می شود در جدول ۲-۶ نتایج مرحله آموزش برای تمام چاه ها آورده شده است. چاه ۲۴۵ در هر دو مورد خطا، بسیار خوب عمل کرده است اما برای چاه ۲۵۹ نتیجه به خوبی بقیه چاه ها نمی باشد. کاملاً مشخص است که خطای مرحله آموزش بسیار کمتر از خطا در مرحله تعمیم است که با توجه به اینکه شبکه عصبی داده های آموزش را قبلاً دیده است این موضوع درست به نظر می رسد.

جدول (۲-۶): خطاها برای مقایسه عملکرد شبکه عصبی در مرحله آموزش برای پیش بینی PEF

خطای آموزش		
چاه	InfNormError	RMSError
138	1.0005	0.025258
139	0.90944	0.023704
245	0.75841	0.018779
246	1.051	0.025953
253	1.5837	0.021677
259	1.4575	0.045908

در جدول (۳-۶) ضرایب همبستگی تمام ورودی ها نسبت به خروجی PEF آورده شده است.

جدول (۳-۶): ماتریس ضرایب همبستگی تمام ورودی ها نسبت به خروجی PEF

چاه	GR	DT	NPHI	RHOB	LLS	LLD	MSFL
138	0.004	-0.77	-0.42	0.772	-0.05	-0.23	0.586
139	-0.82	-0.36	-0	0.68	-0.3	0.376	0.151
245	-0.66	-0.39	0.163	0.425	-0.26	-0.22	0.305
246	-0.6	-0.05	0.35	0.199	-0.23	-0.22	0.364
253	-0.75	-0.32	0.008	0.68	0.199	0.201	0.324
259	-0.65	-0.31	-0.17	0.641	0.155	0.132	0.609

ما میانگین قدرمطلق ضرایب را برای هر چاه محاسبه کرده ایم و به ترتیب نزولی آورده ایم. در جدول زیر برای هر پارامتر مقایسه نشان داده شده است که شبکه در کدام چاه بهتر عمل کرده است. در جدول ۴-۶ به ترتیب برای هر خطا از بالا به پائین مقدار خطا زیاد می شود و برای پارامترهای دیگر برعکس از بالا به پائین مقدار آن کم می شود یعنی مشخصات از خوب در بالا به سمت ضعیف در پائین تغییر می کند.

جدول (۴-۶): عملکرد شبکه در ارتباط با پیش بینی PEF برای تمام شاخص های مقایسه در مرحله آموزش و تعمیم برای چاه های مختلف

میانگین قدرمطلق ضرایب همبستگی	خطای آموزش		خطای آزمون			
	RMSError	InfNormError	RMSError	InfNormError	R	PSC
138	245	245	139	139	245	138
139	253	139	245	245	253	139
259	139	138	138	138	138	253
253	138	246	253	259	139	245
245	246	259	259	246	246	246
246	259	253	246	253	259	259

مشاهده می شود که تنها پارامتر R نسبتاً مشابه پارامتر RMSError تغییر می کند و رفتار شبکه نسبت به شاخص های مختلف فرق می کند فقط خطاها تا حدودی با تغییرات ضریب همبستگی هماهنگ عمل می کنند و دیگر پارامترها چندان هماهنگ نیستند. به همین دلیل ما تصمیم گرفتیم تمام پارامترها را با هم بررسی کنیم چرا که ممکن است عملکرد یک شبکه با یک پارامتر خاص به تنهایی در مقایسه با پارامتر دیگر مناسب نباشد.

تحلیل های قبل را می توان برای پیش بینی DT عیناً انجام داد. جدول های ۵-۶ تا ۸-۶ نتایج عملکرد شبکه عصبی طراحی شده در فصل ۲ را بر روی چاه ها در این مورد نشان می دهند. با توجه به جدول ۵-۶ ملاحظه می شود که در مرحله تعمیم هماهنگی شاخص های مقایسه بیشتر از پیش بینی PEF است همچنین در مجموع و بدون در نظر گرفتن چاه ۱۳۸ که به نظر می رسد دارای داده مغشوش باشد، پیش بینی برای DT بهتر از PEF صورت گرفته است زیرا از روی

جدول ۵-۶ به خوبی مشاهده می شود که در مقایسه با جدول ۱-۶ نتایج بسیار بهتر است. در اینجا معیار خوب بودن پیش بینی در نظر گرفتن تمام معیارها است.

جدول (۵-۶): شاخص های مقایسه عملکرد شبکه عصبی در مرحله تعمیم برای پیش بینی DT

چاه	PSC	R	InfNormError	RMSError
138	97.911	0.92715	24.867	1.6578
139	93.75	0.79603	0.21108	0.014531
245	92.939	0.78933	0.20944	0.013691
246	91.838	0.72099	0.30992	0.020217
253	92.204	0.7563	0.13419	0.008092
259	88.846	0.69535	0.24787	0.020656

جدول (۶-۶): خطاها برای مقایسه عملکرد شبکه عصبی در مرحله آموزش برای پیش بینی DT

چاه	خطای آموزش	
	InfNormError	RMSError
138	0.62907	0.015881
139	0.83628	0.021797
245	0.72843	0.018037
246	1.3356	0.03298
253	0.5119	0.011673
259	1.0554	0.033241

و برای ماتریس ضرایب همبستگی برای داده های آزمون داریم:.

جدول (۷-۶): ماتریس ضرایب همبستگی تمام ورودیها نسبت به خروجی DT

چاه	GR	PEF	NPHI	RHOB	LLS	LLD	MSFL
246	0.49189	-0.02596	0.51232	-0.49629	-0.12789	-0.08435	-0.16631
253	0.5838	-0.31566	0.36884	-0.40187	-0.18146	-0.16812	-0.2043
259	0.4103	-0.34414	0.2907	-0.33513	-0.10256	-0.0966	-0.35994
138	0.15208	-0.79533	0.5819	-0.83031	-0.08975	0.022327	-0.46764
139	0.4998	-0.32709	0.19596	-0.54403	0.4835	-0.20916	-0.10588
245	0.40795	-0.33084	0.3607	-0.275	-0.04333	-0.03962	-0.32718

و با توجه به میانگین مجموع قدر مطلق ضرایب همبستگی و دیگر معیارها، جدول ۸-۶ به دست می آید.

جدول (۸-۶): عملکرد چاه ها در ارتباط با پیش بینی DT برای تمام شاخص های مقایسه در مرحله آموزش و

تعمیم

میانگین قدرمطلق ضرایب همبستگی	خطای آزمون				خطای آموزش	
	RMSError	InfNormError	R	PSC	RMSError	InfNormError
138	253	253	138	138	253	253
139	245	245	139	139	138	138
253	139	139	245	245	245	245
259	246	259	253	253	139	139
246	259	246	246	246	246	259
245	138	138	259	259	259	246

در اینجا هم مشابه جدول ۴-۶ مشاهده می شود که یک ارتباط قوی و تغییرات دقیقا یکسانی در این پارامترها وجود ندارد و بررسی تمام این پارامترها با هم مناسب تر است. نتایج برای داده های آموزش بررسی نخواهد شد و خطاها و معیارهای مرحله تعمیم برای ما از اهمیت بیشتری برخوردار هستند.

۳-۶- مقایسه عملکرد شبکه عصبی با پیش پردازش فازی برای پیش بینی PEF و DT

در فصل ۳ یک موتور استنتاج فازی را برای یک سیستم استدلال پیش پردازش طراحی کردیم. در بخش ۳-۲ ملاحظه شد که این سیستم برای پیش بینی PEF تعداد نرون لایه میانی را به ۹ عدد کاهش داده است. اکنون با اعمال این سیستم به داده ها تغییر در معیارهای خطا را بررسی می کنیم. ما شبکه را برای ۹ نرون در لایه میانی در نظر می گیریم که نسبت به تعداد ۱۵ نرون در حالت شبکه بدون پیش پردازش دارای عملکرد بسیار بهتر است. کاهش حجم شبکه خود باعث کاهش زمان آموزش و سادگی پیاده سازی سخت افزاری آن می شود. نتایج عملکرد شبکه فوق برای مرحله تعمیم در جدول زیر می آید.

جدول (۹-۶): شاخص های مقایسه عملکرد شبکه عصبی با پیش پردازش فازی در مرحله تعمیم برای پیش بینی PEF

چاه	CheckRMSError	PSC	R
138	0.036315	97.459	0.9646
139	0.033934	97.212	0.96064
245	0.044198	97.146	0.96238
246	0.048259	96.795	0.95837
253	0.043166	96.617	0.95168
259	0.040815	96.988	0.95972

از مقادیر مندرج در جدول ۹-۶ در مقایسه با جدول ۱-۶ مشاهده می شود که عملکرد این شبکه از رفتار شبکه عصبی بدون پیش پردازش بسیار بهتر شده است. در این حالت بدترین مقادیر برای خطای RMS ، R و PSC به ترتیب برابر ۰/۰۴۸۲۵۹ ، ۰/۹۵۱۶۸ و ۹۶/۶۱۷ می باشد که در

مقایسه با شبکه بدون پیش پردازش مشاهده می شود از مقادیر خوب جدول ۶-۱ بهتر می باشند و کاملاً مشخص است نتایج بسیار بهبود یافته اند. کاملاً واضح است که اگر نتایج را با شبکه با ۱۵ نرون لایه میانی مقایسه کنیم نتایج به طرز خیره کننده ای بهبود می یابند.

برای پیش بینی DT تعداد نرون لایه میانی ۷ عدد به دست آمد که برابر تعداد نرونهای میانی شبکه بدون پیش پردازش است. به نظر می رسد نتوان تعداد نرونهای لایه میانی را از تعداد ورودی ها کمتر کرد. با این حال جدول ۶-۱۰ نشان می دهد که خطاها بسیار کمتر شده اند و معیارهای رگرسیون و درصد ضریب تشابه نیز بزرگتر شده اند. نتایج برای پیش بینی DT در جدول زیر می آید.

جدول (۶-۱۰): شاخص های مقایسه عملکرد شبکه عصبی با پیش پردازش فازی مرحله تعمیم در پیش بینی DT

چاه	CheckInfNormError	CheckRMSError	PSC	R
138	0.1678	0.0098876	98.673	0.97518
139	0.070885	0.004939	95.497	0.92512
245	0.076502	0.005055	94.549	0.92581
246	0.073539	0.004849	94.852	0.91958
253	0.075865	0.004617	94.473	0.87888
259	0.10046	0.008521	93.03	0.89586

همانطور که ملاحظه می شود بدترین خطاهای این جدول از بهترین خطاهای شبکه عصبی بدون پیش پردازش بهتر است. نتایج چشم گیرند و تاثیر پیش پردازش فازی به وضوح دیده می شود.

۶-۴- مقایسه عملکرد شبکه عصبی با پیش پردازش فازی برای پیش بینی PEF و DT از اطلاعات چاه های مجاور با شبکه عصبی بدون پیش پردازش فازی

ما در بخش ۴-۱ یک شبکه عصبی طراحی کردیم تا بتوان از روی اطلاعات چند چاه مجاور یک پارامتر مشخص از چاه موردنظر را پیش بینی کرد. ابتدا برای پیش بینی PEF شبکه را طراحی و روی چاه های مورد نظر اعمال کردیم سپس همین عمل را برای پیش بینی DT تکرار کردیم. در جدول ۶-۱۱ مقدار شاخص های مقایسه برای پیش بینی PEF و در جدول ۶-۱۲ نتایج پیش بینی DT را برای مقایسه می آوریم.

جدول (۶-۱۱): شاخص های مقایسه عملکرد شبکه عصبی در مرحله تعمیم برای پیش بینی PEF

چاه مورد تخمین	R	PSC	CheckInfNormError	CheckRMSError
245	0.66118	87.911	0.26637	0.023273
253	0.67578	89.516	0.22323	0.019504
246	0.68953	89.772	0.17879	0.015621

و نتایج مربوط به پیش بینی DT در جدول زیر می آید.

جدول (۶-۱۲): شاخص های مقایسه عملکرد شبکه عصبی در مرحله تعمیم برای پیش بینی DT

CheckRMSError	CheckInfNormError	PSC	R	چاه مورد تخمین
0.16129	1.4447	93.185	0.7567	245
0.18437	2.1102	92.394	0.71019	253
0.21088	2.4136	92.479	0.76858	246

با توجه به نتایج پیش بینی PEF و DT که در جدول های ۶-۱۱ و ۶-۱۲ ذکر شده است، شبکه برای پیش بینی DT رفتار خوبی از خود نشان داده است و می توان گفت در مجموع پیش بینی PEF بدتر از DT صورت می گیرد. برای پیش بینی PEF در چاه ۲۴۶ شبکه عملکرد بسیار خوبی نسبت به دیگر چاه ها دارد. خطاها نسبت به خطاهای بخش های ۶-۱ و ۶-۲ نامطلوب ترند و این امر را می توان به فاصله چاه ها از همدیگر نسبت داد، که می توان تغییر در لیتولوژی را مهمترین نتیجه دور بودن چاه ها از هم دانست. همچنین در این حالت معیارهای خطا برای پیش بینی DT برای هر ۳ چاه بدتر است و نرمهای بینهایت بالایی به دست آمده است ولی R و PSC نسبتاً مقادیر بالایی به دست آمده است که با اغماض نشان دهنده پیش بینی خوبی است اما زمانی که از پیش پردازش فازی طراحی شده در بخش ۴-۳ و ۴-۴ استفاده می کنیم نتایج به طرز چشم گیری تغییر می کنند. جدول ۶-۱۳ نتایج تعمیم را برای پیش بینی DT و جدول ۶-۱۴ نتایج خطاها و معیارهای مقایسه را برای پیش بینی PEF نشان می دهد.

جدول (۶-۱۳): شاخص های مقایسه عملکرد شبکه عصبی با پیش پردازش فازی در مرحله تعمیم برای

پیش بینی DT

CheckRMSError	PSC	R	CheckInfNormError	چاه
0.013335	90.477	0.80685	0.14969	245
0.0065572	93.361	0.84194	0.073605	253
0.09597	92.347	0.80505	0.09597	246

جدول (۶-۱۴): شاخص های مقایسه عملکرد شبکه عصبی با پیش پردازش فازی در مرحله تعمیم برای

پیش بینی PEF

CheckRMSError	PSC	R	CheckInfNormError	چاه
0.062929	94.999	0.86682	0.70637	245
0.099069	93.281	0.8374	1.112	253
0.10872	93.814	0.84072	1.2204	246

با مشاهده خطاها می توان گفت که ضریب رگرسیون بسیار بزرگتر از حالت بدون پیش پردازش است و با توجه به معیارهای دیگر پیش بینی بهبود یافته است. در این حالت دیگر از خطاهای نرم بینهایت بالا اثری نیست و عملکرد شبکه بسیار بهتر است.

۵-۶- مقایسه عملکرد شبکه عصبی-فازی تطبیقی برای پیش بینی PEF و DT در فصل ۵ یک سیستم تطبیقی طراحی شد تا بتواند از روی داده ها به یک ساختار ورودی-خروجی مناسب دست یابد. قواعد موجود در داده ها قواعدی نیستند که از تجربه مفسر گرفته شده باشند بلکه سیستم این قواعد را از داخل داده ها به دست آورده است. همانطور که مشاهده می شود خطاها نسبت به حالت قبل بیشترند و همچنین ضریب رگرسیون و درصد تشابه کمتری به دست آمده است که این امر ناشی از نویز موجود در داده ها است که در این حالت برعکس فصل ۳ حذف نمی شوند بلکه در فرآیند مدل سازی موثراند. از قواعد به دست آمده برای پیش بینی PEF و DT استفاده می شود. مشاهده می شود که خطای پیش بینی DT نسبت به پیش بینی پارامتر PEF کمتر است اما ضریب رگرسیون خطی و درصد تشابه نیز کم شده است دلیل آن با توجه به مقایسه ماتریس ضریب همبستگی در جدول ۶-۱۵ بین ورودی ها و خروجی در دو حالت تفسیر می شود. برای پیش بینی PEF در چاه ۱۳۹:

$$\begin{aligned} \text{RMSError} &= 0.32544 \\ \text{Infinite Norm} &= 1/9906 \\ \text{PSC} &= 95/676 \\ \text{R} &= 0.879 \end{aligned}$$

و برای پیش بینی DT در چاه ۱۳۹:

$$\begin{aligned} \text{RMSError} &= 0.45075 \\ \text{Infinite Norm} &= 0.26613 \\ \text{PSC} &= 93/48 \\ \text{R} &= 0.806 \end{aligned}$$

جدول (۶-۱۵): ماتریس ضریب همبستگی بین ورودی ها و خروجی

MSFL	LLD	LLS	RHOB	NPHI	DT	GR	PEF	
1	0.78867	-0.10619	0.13383	-0.19365	-0.10332	-0.11419	0.14146	MSFL
0.78867	1	-0.14444	0.29463	-0.20622	-0.19976	-0.36738	0.38617	LLD
-0.10619	-0.14444	1	-0.7796	0.42416	0.4774	0.31086	-0.29215	LLS
0.13383	0.29463	-0.7796	1	-0.31838	-0.53768	-0.7003	0.67984	RHOB
-0.19365	-0.20622	0.42416	-0.31838	1	0.19541	0.088499	0.038534	NPHI
-0.10332	-0.19976	0.4774	-0.53768	0.19541	1	0.49424	-0.33066	DT
-0.11419	-0.36738	0.31086	-0.7003	0.088499	0.49424	1	-0.80968	GR
0.14146	0.38617	-0.29215	0.67984	0.038534	-0.33066	-0.80968	1	PEF

با توجه به جدول ۶-۱۵ می توان گفت:

میانگین مجموع قدرمطلق ضرائب همبستگی وقتی خروجی PEF باشد بیشتر از میانگین مجموع قدرمطلق ضرائب همبستگی است وقتی که خروجی DT باشد با توجه به شکل های ۵-۱۵ و ۵-۲۸ مشاهده می شود که سیستم برای PEF بیشتر از ۳/۵ مفادیری کمتر از مقدار واقعی تخمین زده است و برای DT بیشتر از ۸۰ نیز این امر اتفاق افتاده است یعنی در این حالت DT اندازه گیری شده از DT پیش بینی شده بیشتر است.

۶-۶- نتایج کلی حاصل از طراحی ها

- یکی از مهمترین مراحل در طراحی یک شبکه عصبی آماده کردن داده هاست لذا با توجه به نوع داده ها باید ارتباطی بین ورودی و خروجی موجود باشد تا بتوان فرآیند مدل سازی را منطقی ادامه داد.
- انتخاب داده ها باید به صورتی باشد که تمام الگوهای ورودی-خروجی در فضای آموزش قرار گیرند و مسئله پوشش کافی روی الگوهای موجود در داده ها داشته باشد.
- بهتر است قبل از فرآیند آموزش، داده ها را از فضای معمولی و طبیعی خود به یک فضای نرمال شده از جمله [۱ -۱] یا [۱ ۰] انتقال داد.
- بهترین تابع تحریک در لایه میانی برای مسائل مربوط به پیش بینی تابع سیگموئیدی است.
- مدل سازی عصبی -فازی تا حدود زیادی مسئله پیچیده شناخت فیزیک داده ها را برطرف می کند.
- بسیاری از فرآیندها از جمله انتخاب توابع تحریک در لایه میانی ، تعداد لایه های میانی و روش پیش پردازش با روش سعی و خطا انجام می شود و به همین دلیل دانش شبکه های عصبی به شدت آمیخته با سعی و خطا است و می توان آن را از نوع به اصطلاح Black Art دانست.
- آنجا که تعداد داده های آموزش زیاد بوده است نتایج شبکه عصبی بهتر می باشد.

۶-۷- پیشنهادات

- روی دیگر انواع سیستم های عصبی-فازی بررسی به عمل آید تا با توجه به نوع داده ها و تعداد دسته های آنها بتوان به توابع عضویت مطلوب دست یافت.
- از شبکه های عصبی مدولار نیز می توان برای بهتر کردن عملکرد پیش بینی شبکه استفاده کرد.
- می توان فرآیند پردازش در شبکه عصبی را فازی کرد. یعنی تغییر در وزن ها یا روش اعمال توابع تحریک را به صورت فازی بررسی کرد.
- اگر اطلاعات مغزه را نیز به مجموع داده های مسئله اضافه کرد انتظار می رود سیستم پیش بینی رفتار بهتری داشته باشد.
- بهتر است ابتدا لیتولوژی های موجود در داده ها را دسته بندی کرده و سپس برای هر دسته از این لیتولوژی پیش بینی را انجام داد.
- از الگوریتم های بهینه سازی مانند الگوریتم ژنتیک و ذوب شبیه سازی شده برای بهینه کردن پارامترهای توابع عضویت استفاده شود.

فهرست منابع

فهرست منابع

(a) منابع فارسی

- (۱) منہاج، م.ب.، ۱۳۷۹. مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی. دانشگاه صنعتی امیرکبیر .
- (۲) مرادزاده، ع.، قوامی ریایی، ر.، ۱۳۸۰. چاه‌پیمایی برای مهندسين. دانشگاه صنعتی شاهرود.
- (۳) کدخدائی ایلچی، ع.، رضایی م.، ۱۳۸۳، ارزیابی پارامترهای پتروفیزیکی مخزن با استفاده از تکنیک منطق فازی، کنفرانس مهندسی معدن

(b) منابع لاتین

- [4]. Callan, R., 1999. The essence of neural networks, Southhampton, Institute Prentice Hall Europe.
- [5]. Haykin, S., 1994. Neural Networks . Prentice Hall Inc.
- [6]. Muller, B. & Reinhardt J., 1990. Neural Networks: an Introduction . Springer Verlag.
- [7]. Schuster H.G., 1992. Application of Neural Networks . VCH.
- [8]. Denter, J.S., 1986. Neural Networks for Computing. Snow Bird U.T.
- [9]. Dagli, C.H., 1994. Artificial Neural Network for Intelligent Manufacturing. Chapman & Hall .
- [10]. Coax E., 1999. The Fuzzy Systems Handbook . AP Professional
- [11] Berkan, R.C., Trabatch, S.L., 1997. Fuzzy Systems Design Principles. IEEE Press.
- [12]. Zimmermann, H.J., 1986. Fuzzy Sets: Decision Making and Expert Systems. Busto Kluwer Academic.
- [13]. Witold, P. 1995. Fuzzy Sets Engineering . CRC Press.
- [14]. Altrock C.V., 1997. Fuzzy Logic and Neuro-Fuzzy Applications Explained . Moalem.
- [15]. Guanrong, C., 1992. Introduction to Fuzzy Sets, Fuzzy Logic and Fuzzy Control Systems. CRC Press.
- [16]. Helle H.B., 2001. Porosity and permeability prediction from wireline logs using artificial neural networks: a North Sea case study. *Geophysical Prospecting*, 49, 431-444.
- [17]. Huang, Z., and Williamson, M., 1997. Determination of porosity and permeability in reservoir intervals by artificial neural network modelling, offshore eastern Canada. *Geophysics*, 3, 245-258.

- [18].Huang, Z., Shimeld,J.,Williamson,M.,and Katsube,J.,1996. Permeability prediction with artificial neural network modeling in the Venture gas field,offshore eastern Canada. *Geophysics*, 61, 422-436.
- [19].Mohaghegh,S.,Arefi,R.,Bilgesu,H.I.,Ameri,S. and Rose,D., 1994. Design and development of an artificial neural network for estimation of formation permeability. *SPE 28237,Proceeding og SPE petroleum computer conference*,Dallas TX.
- [20]. Walls,J.,Taner,T.,Taylor,G.,Smith,M.,Derzhi,N., Carr,M., Drummonds, J. , McGuire,D.,Morris,S.,and Bregar,J, 2000. Seismic reservoir characterization of a mid-continent fluvial system using rock physics,poststack seismic attributes and neural networks:A case history:70th Ann. Internat.Mtg.,Soc.Expl. *Geophys.*, 1437-1439.
- [21]. Walls, J., Derzhi,N.,Dumas,D.,Guidish,T.,Taner,T.,and Taylor,G., 1999. North Sea reservoir characterization using rock physics,seismic attributes,and neural networks:A case history:69th Ann.Internat.Mtg.,*Soc.Expl. Geophys.*, 1572-1575.
- [22]. Liu, Z., and Liu,J.,1998. Seismic-controlled nonlinear extrapolation of well parameters using neural networks. *Geophysics*, 63, 2035-2041.
- [23]. Hampson,D.,Schuelke,J.,and Quieren,J., 2000. Use of multi-attribute transforms to predict log properties from seismic data. *Geophysics*, 66, 220-236.
- [24]. Zhang, L., Poulton.M.,Zhang,Z.,Chakravarthy S.,and Mezzatesta,A.,1999. Fast forward modeling simulation of resistivity well logs using neural networks:69th Ann.Internat.Mtg.,Soc.Expl. *Geophys.*, 124-127.
- [25]. Zhang, Z., Zhou,Z.,Frenkel,M.,Chunduru,R.,and Mezzatesta,A, 2000. Real-time inversion of array resistivity logging data using dimensional reduction and neural-network simulation:70th Ann.Internat.Mtg.,Soc.Expl. *Geophys.*, 1802-1805.
- [26]. FitzGerald, E., Bean,C.,and Reilly,R., 1999. Fracture-frequency prediction from borehole wireline logs using artificial neural networks:. *Geophys.Pros.*,47, 1031-1044.
- [27]. Poulton.M., 2002. Neural networks as an intelligence amplification tool:A review of applications. *Geophysics*, 67, 979-993.
- [28]. Nikraves,M. & Aminzadeh,F., 2001.Mining and Fusion of Petroleum Data with Fuzzy Logic and Neural Network Agents. *Journal of Petroleum Science and Engineering*,29, 145-160.
- [29]. Nikraves,M. & Aminzadeh F., 2001.Past Present and Future Intelligent Reservoir Characterization Trends. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 31,87-112.
- [30]. Qingwu, M. , Chengbin, L.,2000.Improved BP Network Algorithm Based on Fuzzy Logic and Application in Geophysics. *IEEE Proc.*22-30,

- [31]. Huang,H.&Wong, P.M.& Gedeon, T.D., 1996.An Improved Fuzzy Neural Network for Permeability Estimation from Wireline Logs in a Petroleum Reservoir.IEEE Proc.152-176,
- [32]. Chang, H. C. , Chen, H. C. , Fang, J.H.,, 1997.Lithology Determination from Well Logs with Fuzzy Associative Memory Neural Network.IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing vol.35 no.3,217-226.
- [33]. Blonda,P.,Bennardo,A.,Forgia,V.L.,Satalino,G.,1995.Modular Neural System Based on Fuzzy Clustering Network for Classification.IEEE Proc.320-334,
- [34].Zhu, Q., 2002.The Research of Classification Algorithm Based on Fuzzy Clustering and Neural Network. IEEE Proc.136.
- [35]. Wong, K.W. , Fung,C. C.,& Myers,D.,1999.A Generalized Neural-Fuzzy Well Log Interpretation Model with a Redused Rule Base.IEEE Proc.188-191.
- [36]. Kohonen, T., 1984. Self-Organization and associative memory.
- [37].Demuth,H.&Beale,M.2002.Neural Network Toolbox User's Guide.MathWorks,Inc.
- [38]. The MathWorks,2002.Fuzzy Logic Toolbox User's Guide.The MathWorks,Inc.
- [39]. Kinner,Paul R.,SPSS for windows mode simple release 10,2001,Psychology Press.
- [40].Wong,K.W.,Fung, C.C. ,Law, K.W.,2000.Fuzzy Preprocessing Rules for the Improvement of an Artificial Neural Network Well Log Interpretation Model.IEEE Proc.
- [41]. Schlumberger Chart Book Principle: 2001, Electronic Archive1999-2000.
- [42]. Jantzen J..1998.Neurofuzzy Modelling.Technical University of Denmark.

پیوست ها

پیوست (الف): نتایج ارزیابی چاه‌ها برای پیش‌بینی PEF و DT با شبکه عصبی

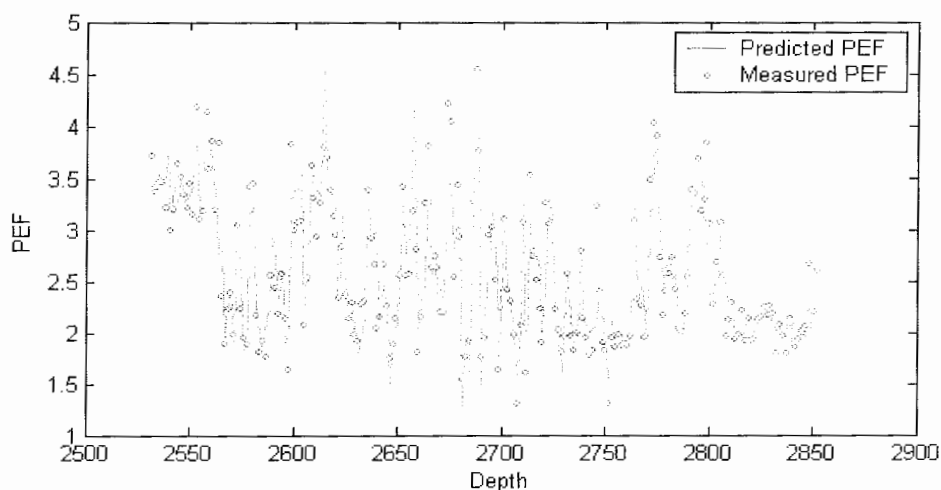
شبکه عصبی طراحی شده در فصل ۲ برای پیش‌بینی پارامترهای PEF و DT به کار می‌رود. معماری و مشخصات این شبکه برای پیش‌بینی هر دو پارامتر (به طور جداگانه) تقریباً یکسان است. در پیش‌بینی پارامترها تمام مراحل آماده‌سازی داده‌ها، پیش‌پردازش داده‌ها، تعیین نوع و معماری شبکه و نوع آموزش شبکه انجام می‌شود که در فصل ۲ بیان شد، انجام شده است. ما شبکه را به دلایل ذکر شده در فصل دوم ۲۰ بار آموزش دادیم و در نهایت بهترین رفتار را برای شبکه در نظر گرفتیم.

برای هر چاه نمودارهای زیر رسم شده‌اند.

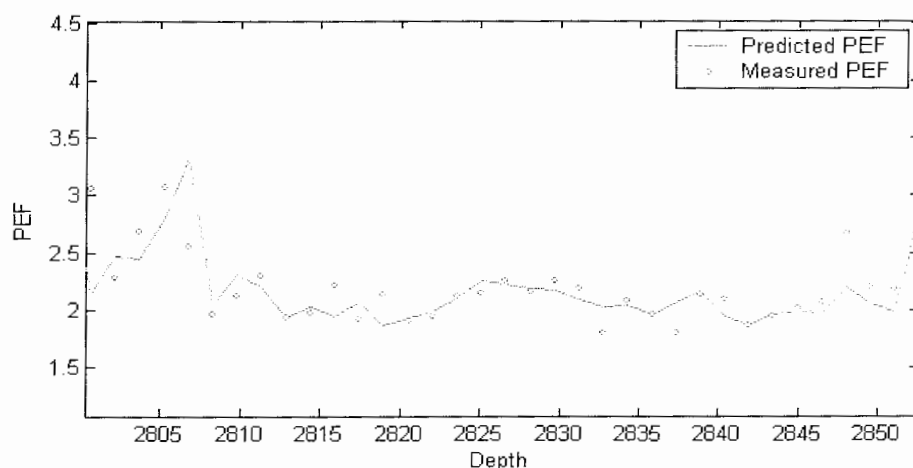
- پارامتر پیش‌بینی شده (PEF و DT) به همراه مقدار واقعی آن پارامتر برحسب عمق چاه
- نموداری برای دقیق شدن روی نمودار قبلی در عمق مشخص
- خطای مرحله آموزش برحسب گامهای آموزش
- نمودار پراکنش برای پارامتر پیش‌بینی شده و مقدار مطلوب آن پارامتر به همراه ارتباط خطی این دو مقدار

نتایج چاه‌های ۱۳۹ و ۲۴۵ و ۲۴۶ و ۲۵۳ و ۲۵۹ در این پیوست آمده است که نتایج، ضریب همبستگی و خطای قابل قبولی را نشان می‌دهند.

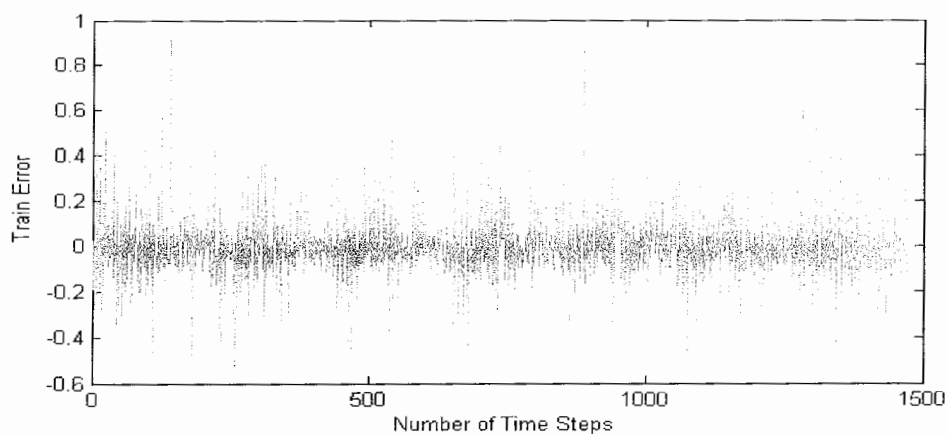
شکل‌های (الف-۱) تا (الف-۲۰) مربوط به پیش‌بینی PEF و بقیه شکلها از (الف-۲۱) تا (الف-۴۰) مربوط به پیش‌بینی DT می‌باشند.



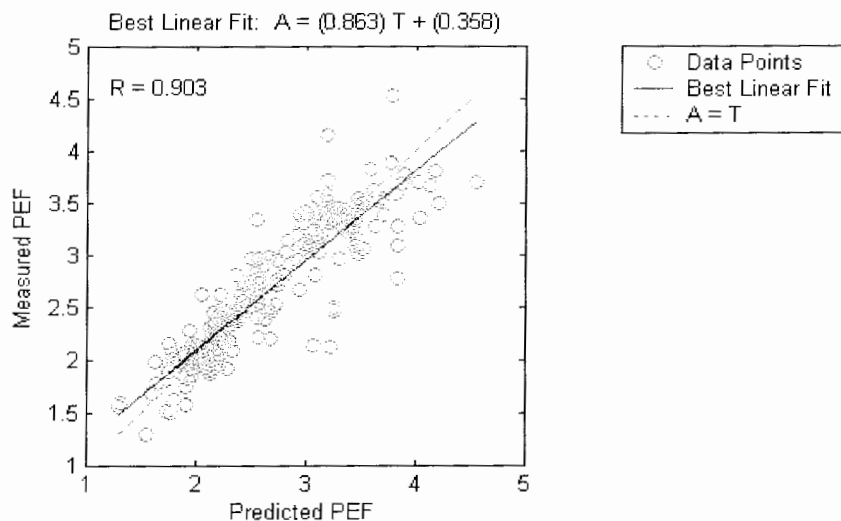
شکل (الف-۱): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۱۳۹ در کل عمق چاه



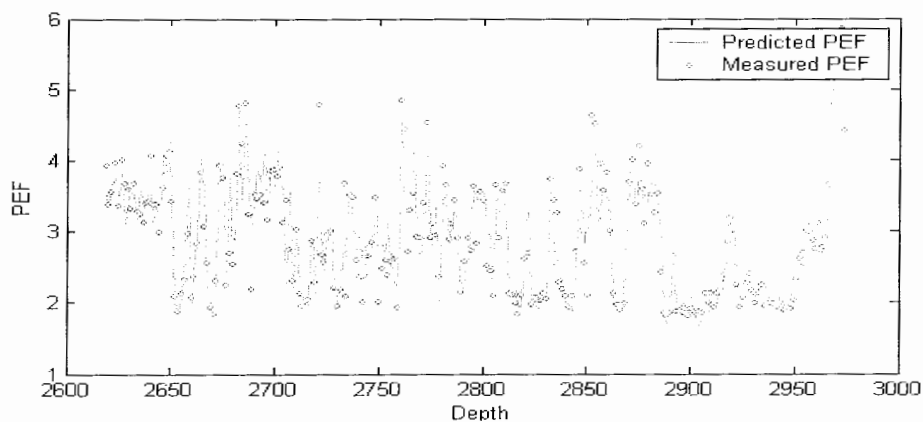
شکل (الف-۲): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۱۳۹ در یک عمق مشخص



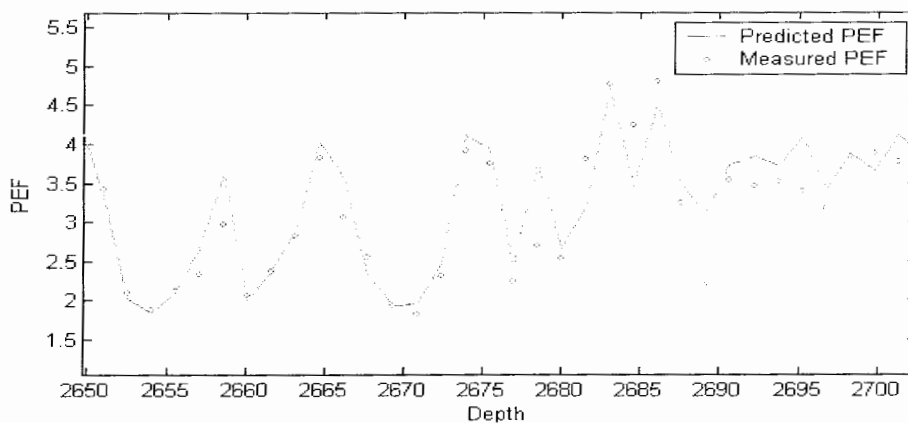
شکل (الف-۳): خطای آموزش برای PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده در چاه ۱۳۹



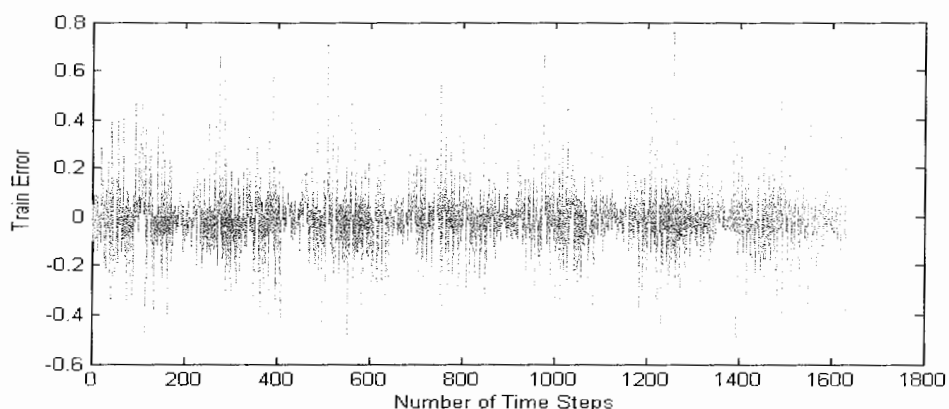
شکل (الف-۴): ضریب همبستگی PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده در چاه ۱۳۹



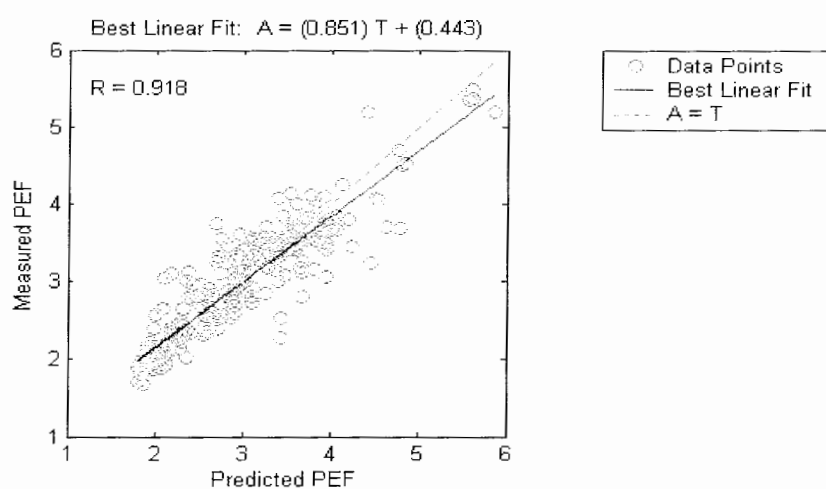
شکل (الف-۵): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۲۴۵ در کل عمق چاه



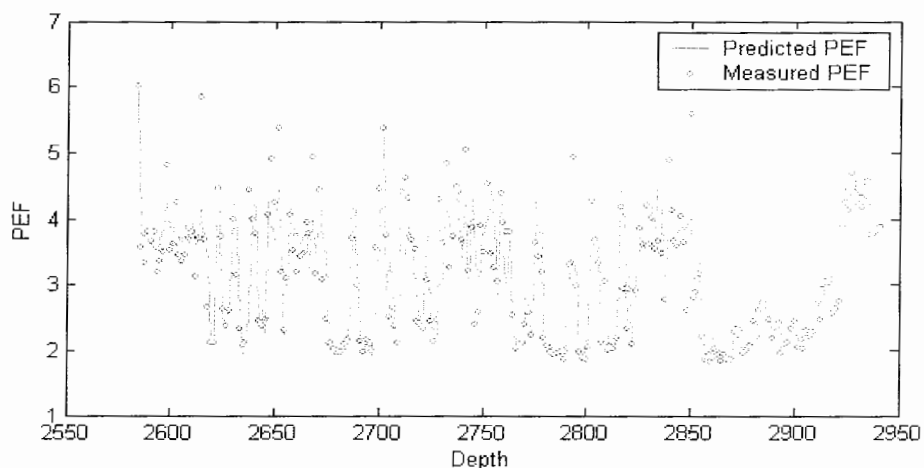
شکل (الف-۶): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۲۴۵ در یک بازه عمقی مشخص



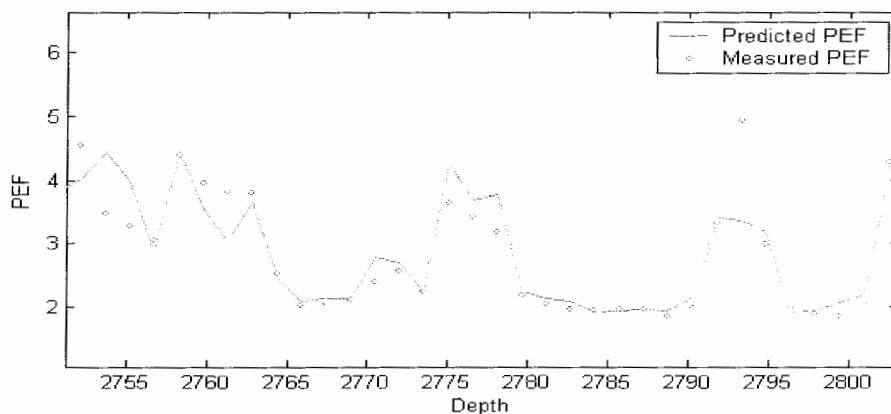
شکل (الف-۷): خطای آموزش برای PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده در چاه ۲۴۵



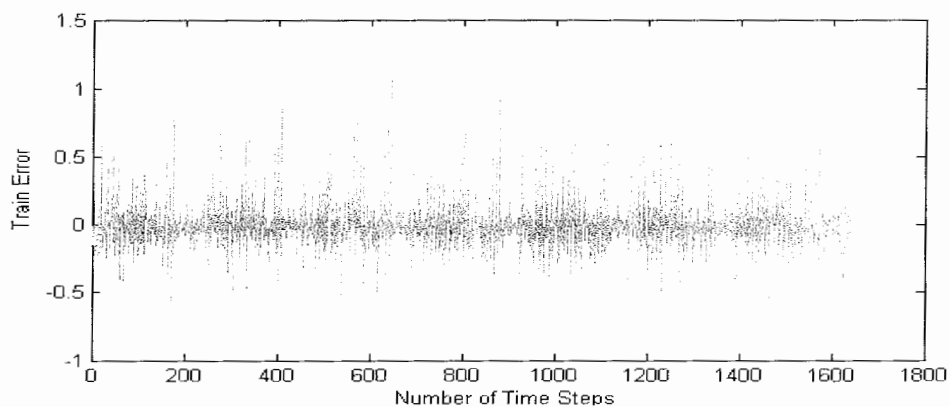
شکل (الف-۸): ضریب همبستگی PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده در چاه ۲۴۵



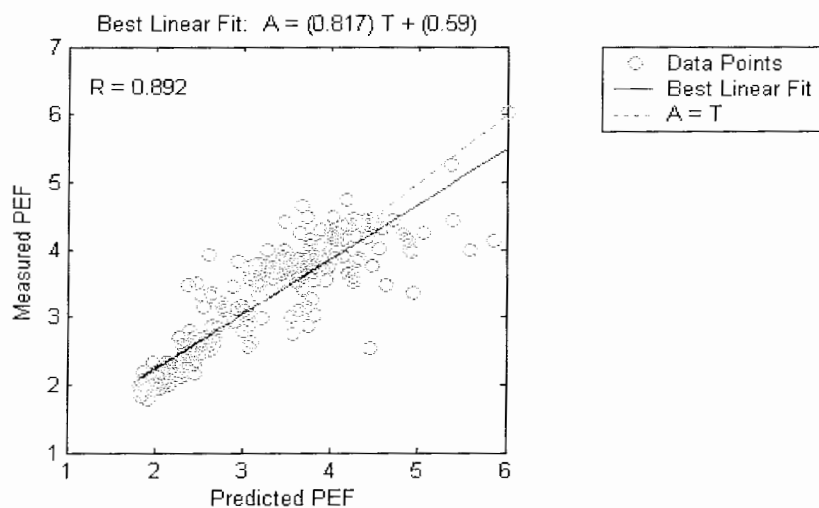
شکل (الف-۹): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۲۴۶ در کل عمق چاه



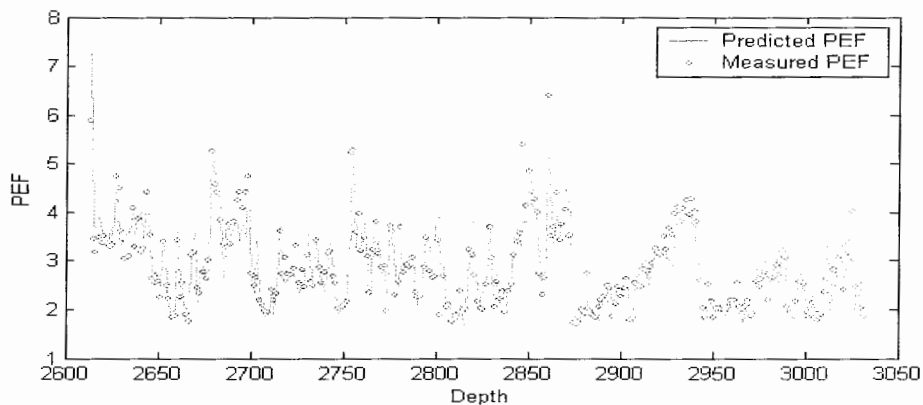
شکل (الف-۱۰): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۲۴۶ در یک بازه عمقی مشخص



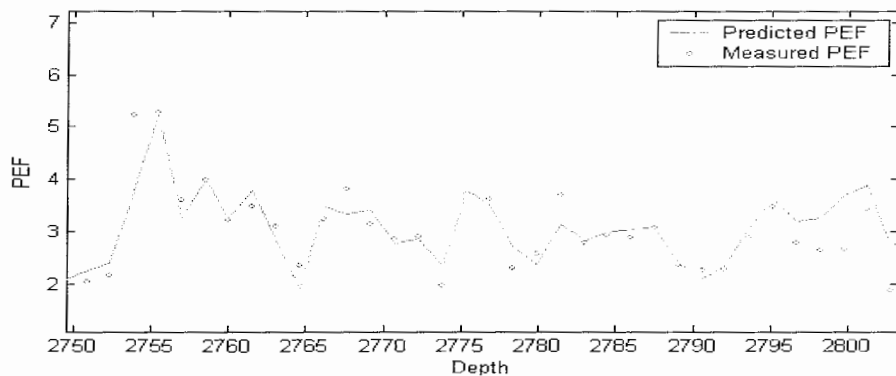
شکل (الف-۱۱): خطای آموزش برای PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده در چاه ۲۴۶



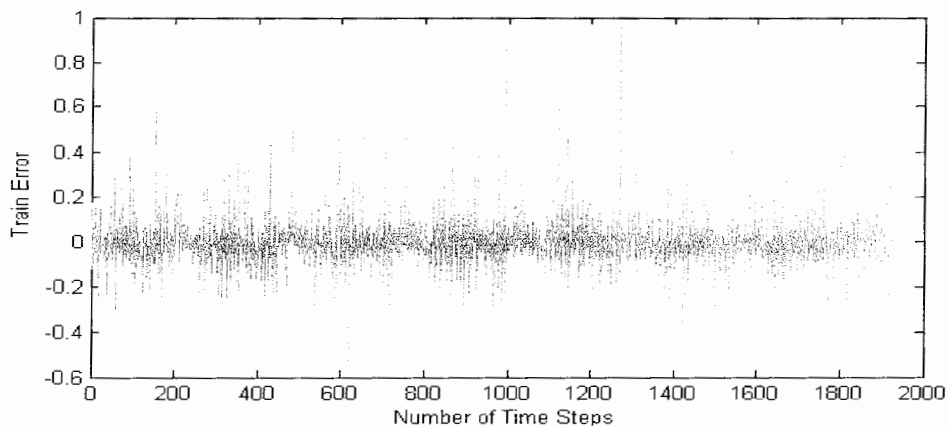
شکل (الف-۱۲): ضریب همبستگی PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده در چاه ۲۴۶



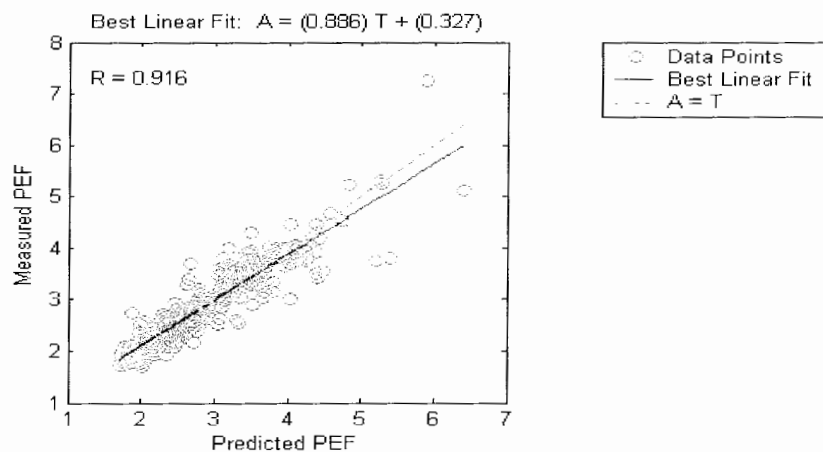
شکل (الف- ۱۳): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۲۵۳ در کل عمق چاه



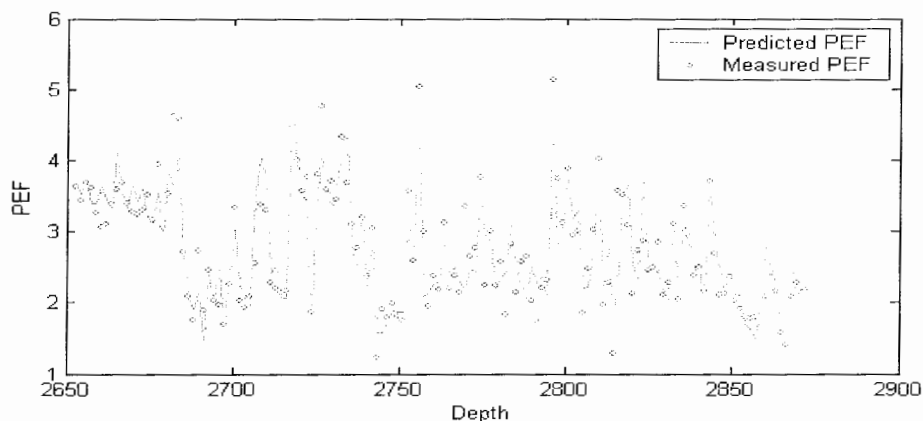
شکل (الف- ۱۴): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۲۵۳ در یک بازه عمقی مشخص



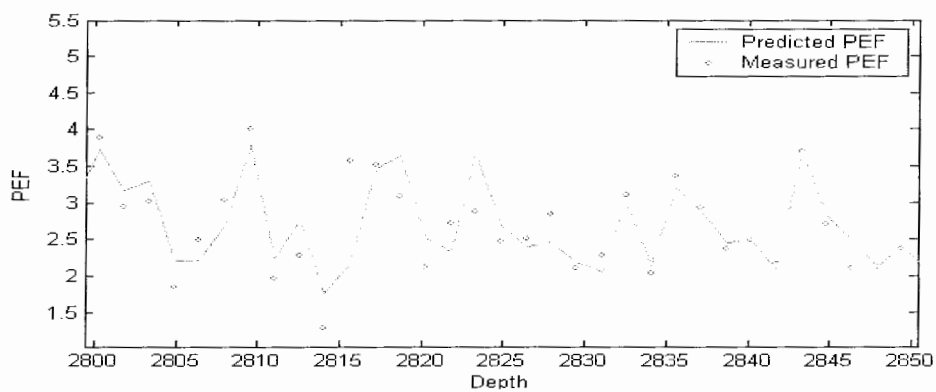
شکل (الف- ۱۵): خطای آموزش برای PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده در چاه ۲۵۳



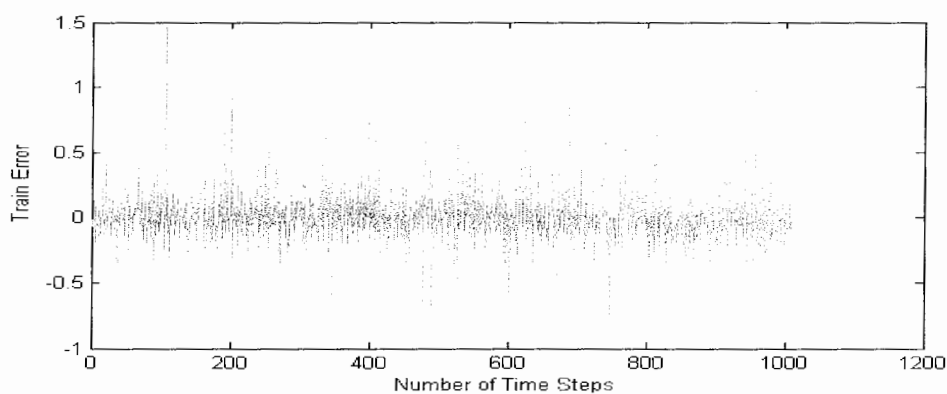
شکل (الف-۱۶): ضریب همبستگی PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده در چاه ۲۵۳



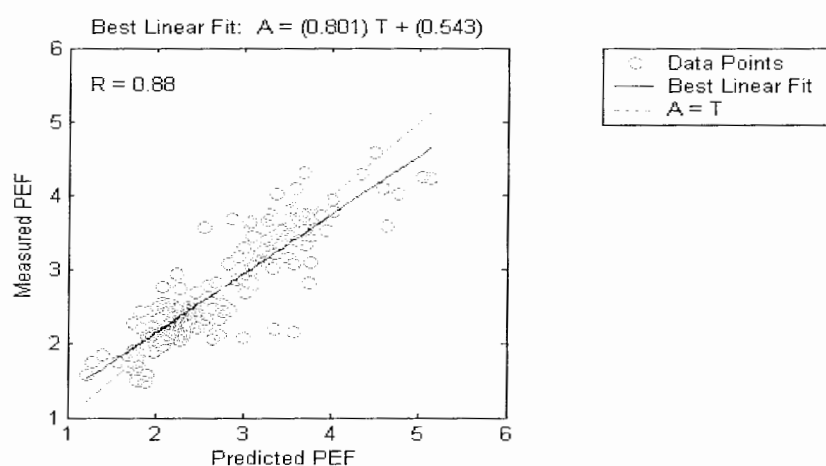
شکل (الف-۱۷): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۲۵۹ در کل عمق چاه



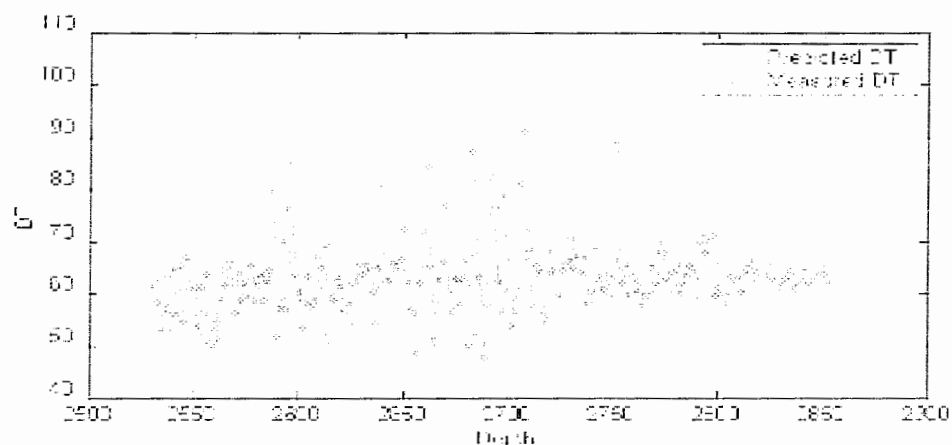
شکل (الف-۱۸): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۲۵۹ در یک بازه عمقی مشخص



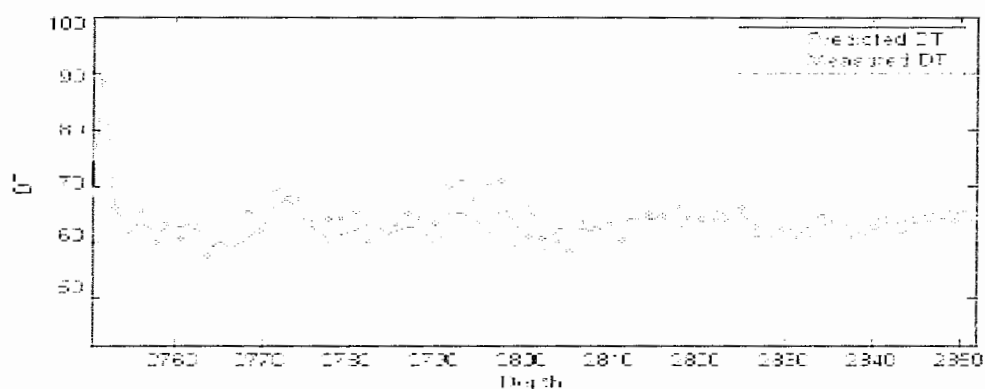
شکل (الف-۱۹): خطای آموزش برای PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده در چاه ۲۵۹



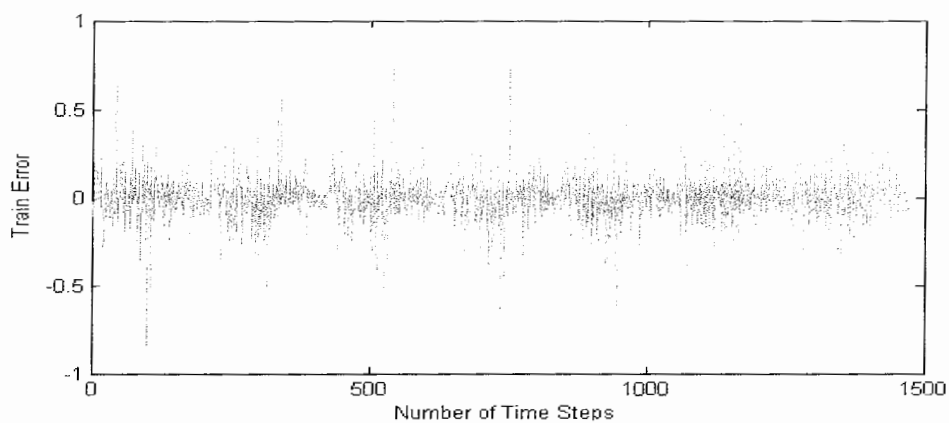
شکل (الف-۲۰): ضریب همبستگی PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده در چاه ۲۵۹



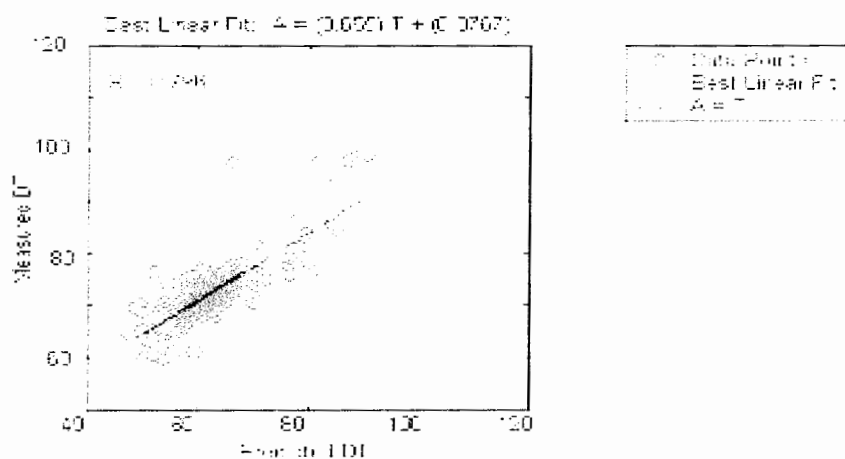
شکل (الف-۲۱): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۱۳۹ در کل عمق چاه



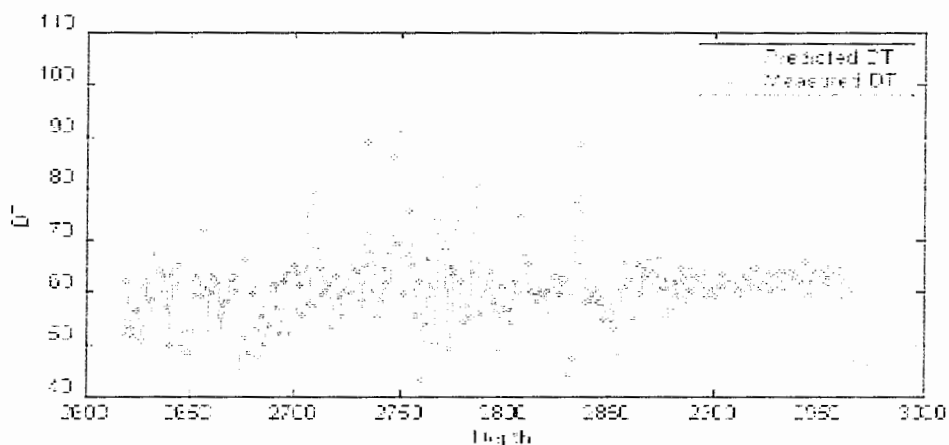
شکل (الف-۲۲): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیرم چاه ۱۳۹ در یک بازه عمقی مشخص



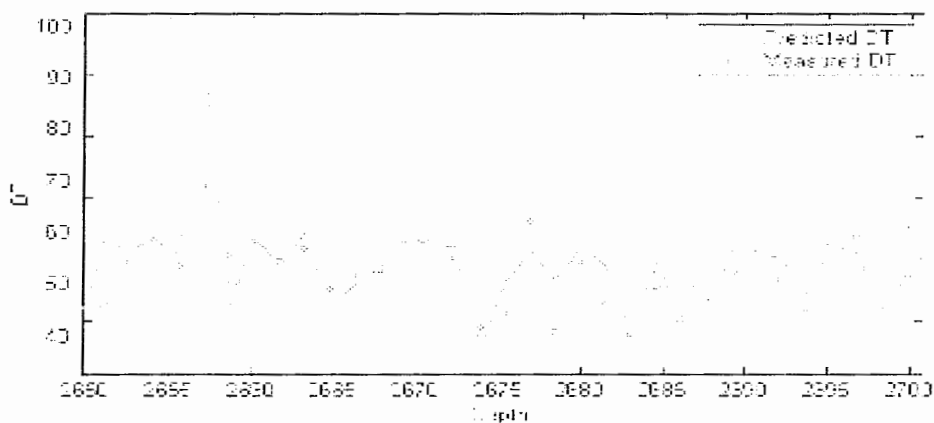
شکل (الف-۲۳): خطای آموزش برای DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده در چاه ۱۳۹



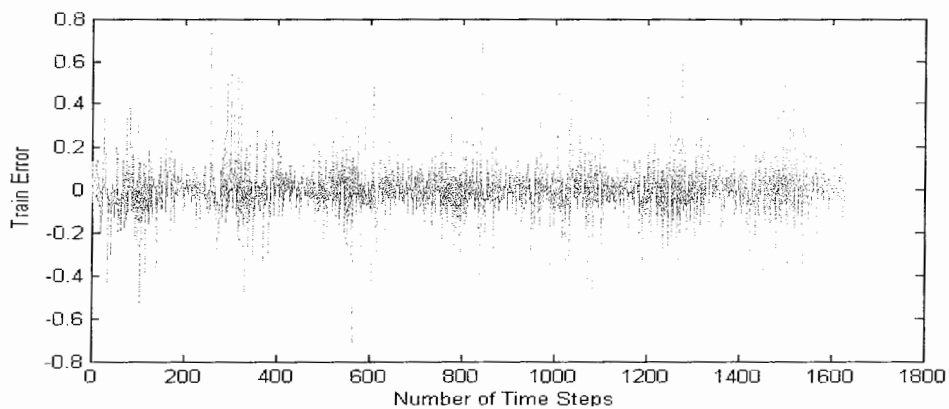
شکل (الف-۲۴): ضریب همبستگی DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده در چاه ۱۳۹



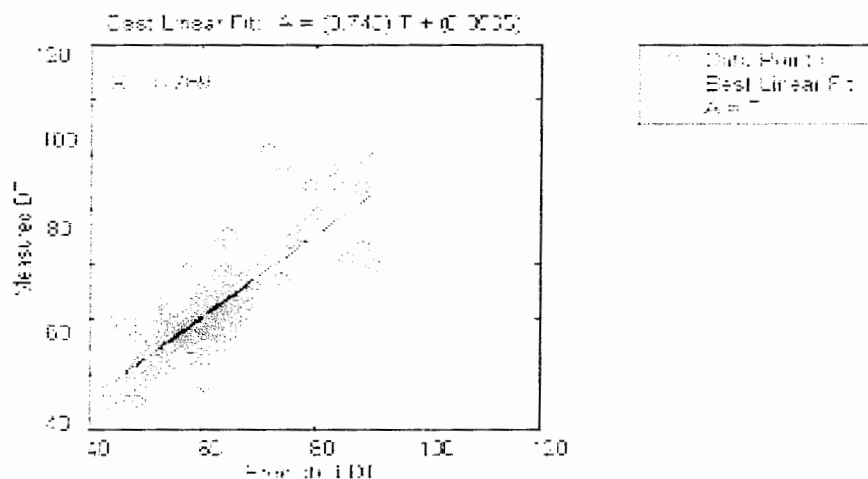
شکل (الف-۲۵): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۲۴۵ در کل عمق چاه



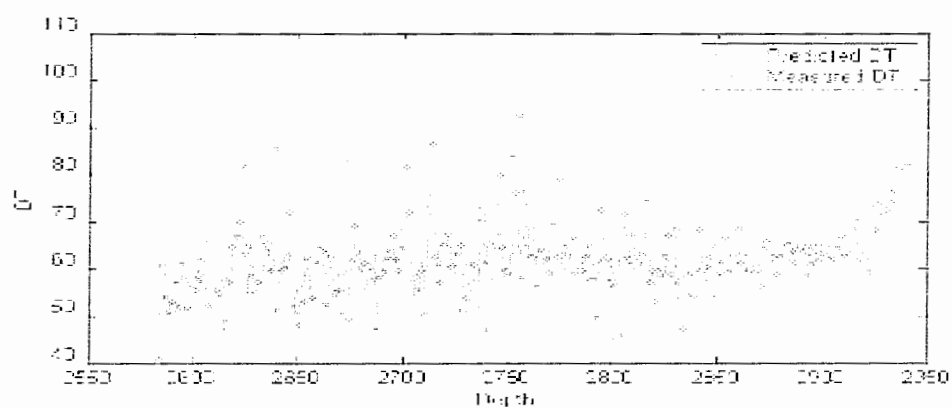
شکل (الف-۲۶): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۲۴۵ در یک بازه عمقی مشخص



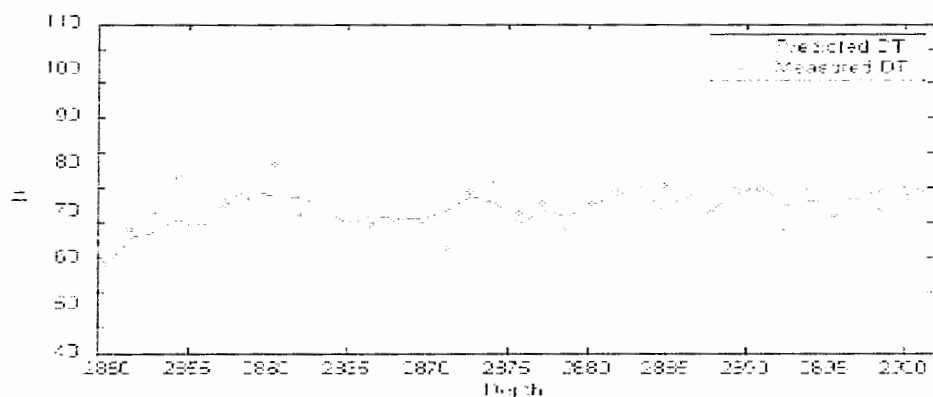
شکل (الف-۲۷): خطای آموزش برای DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده در چاه ۲۴۵



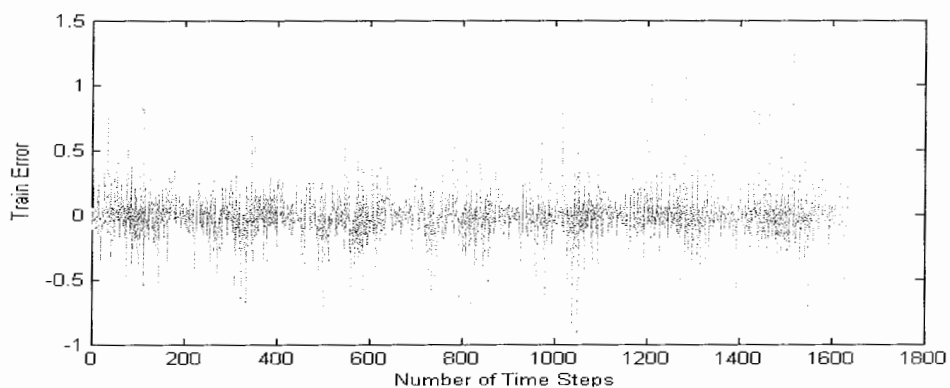
شکل (الف-۲۸): ضریب همبستگی DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده در چاه ۲۴۵



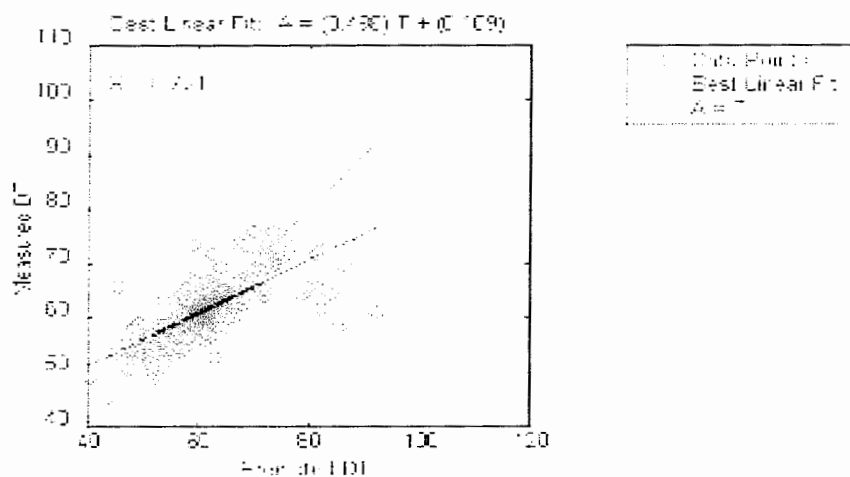
شکل (الف-۲۹): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۲۴۶ در کل عمق چاه



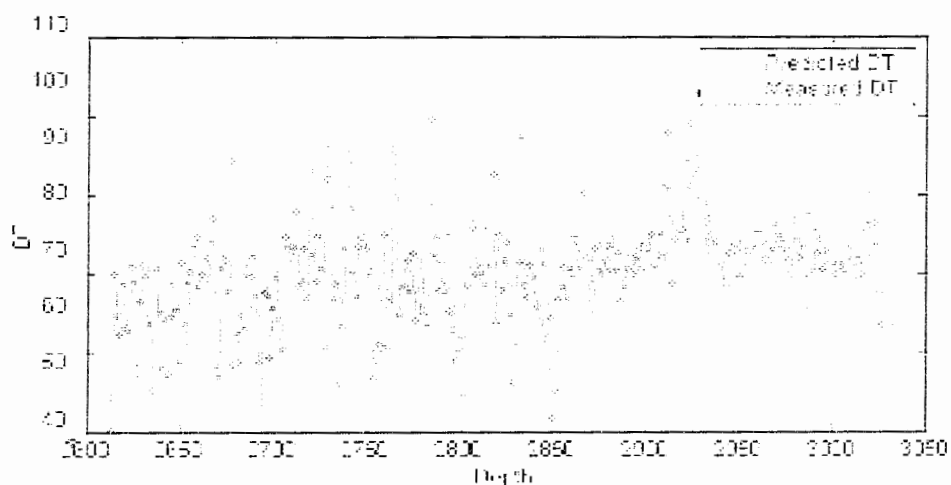
شکل (الف-۳۰): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۲۴۶ در یک بازه عمقی مشخص



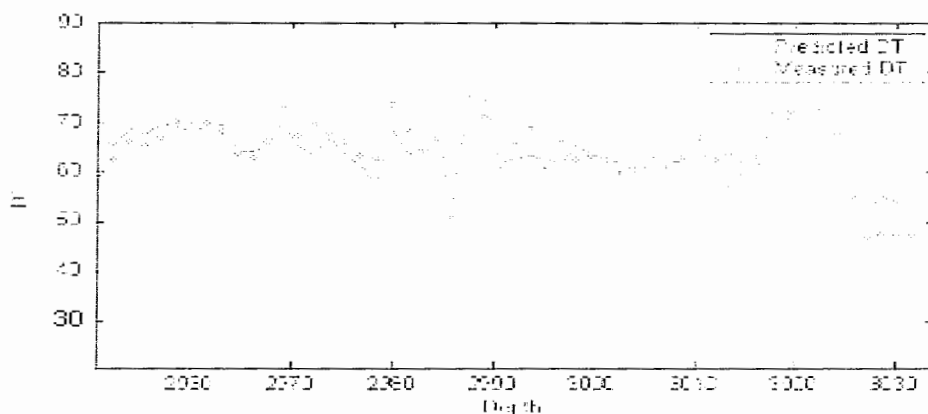
شکل (الف-۳۱): خطای آموزش برای DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده در چاه ۲۴۶



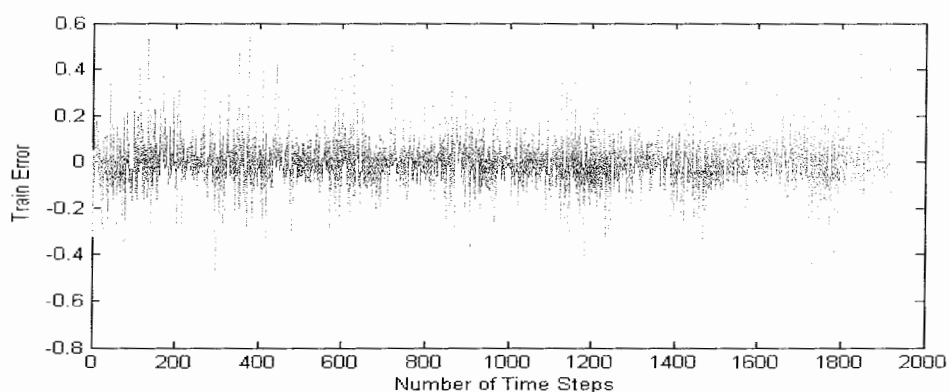
شکل (الف-۳۲): ضریب همبستگی DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده در چاه ۲۴۶



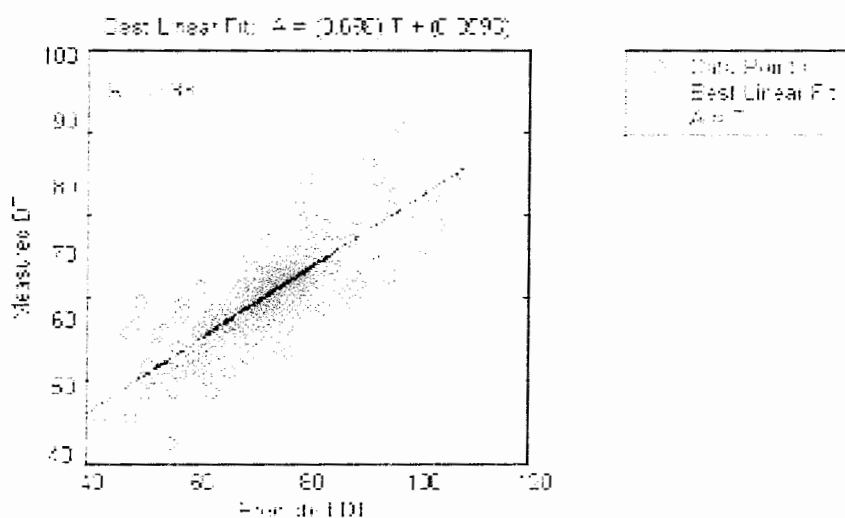
شکل (الف-۳۳): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۲۵۳ در کل عمق چاه



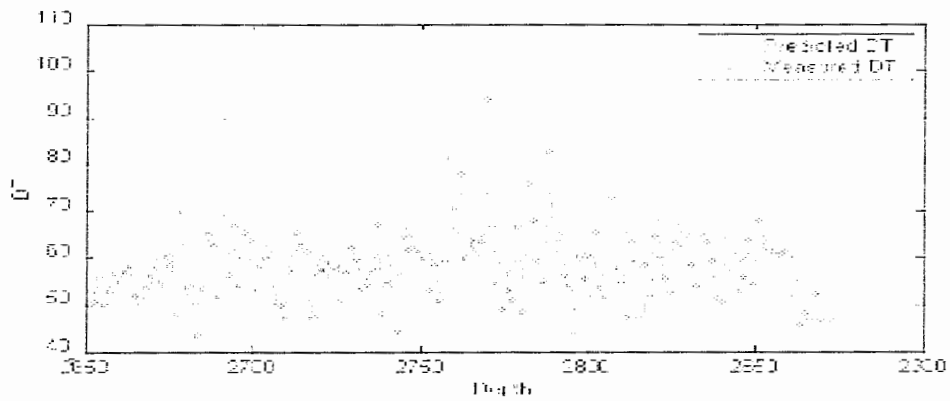
شکل (الف-۳۴): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۲۵۳ در یک عمق مشخص



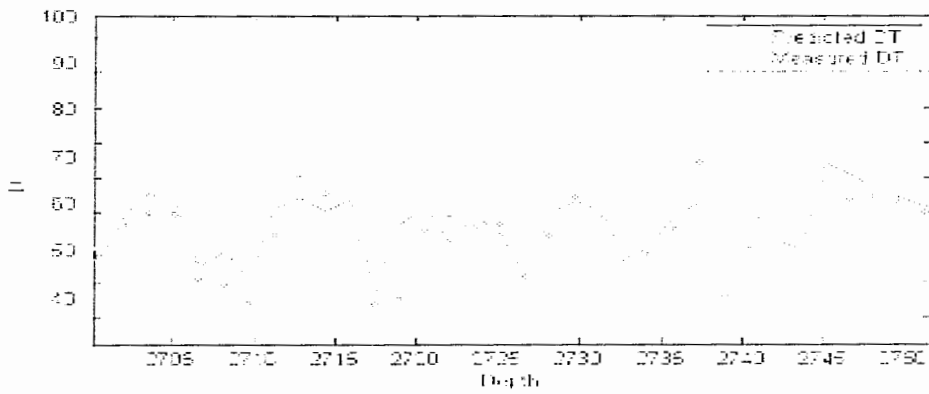
شکل (الف-۳۵): خطای آموزش برای DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده در چاه ۲۵۳



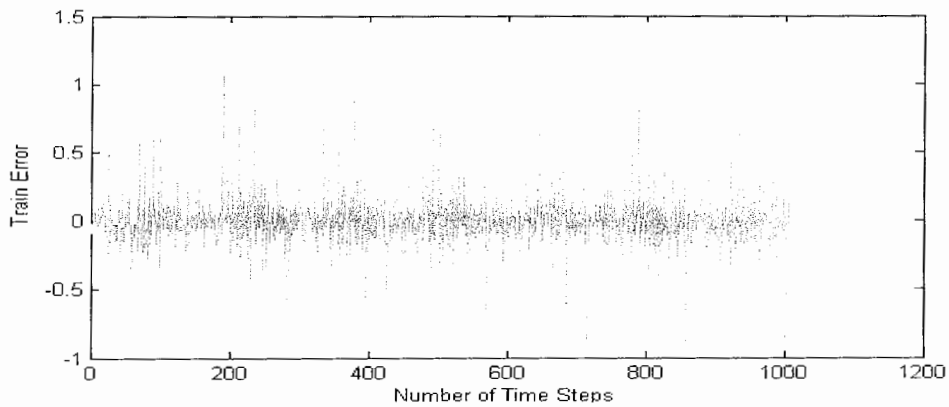
شکل (الف-۳۶): ضریب همبستگی DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده در چاه ۲۵۳



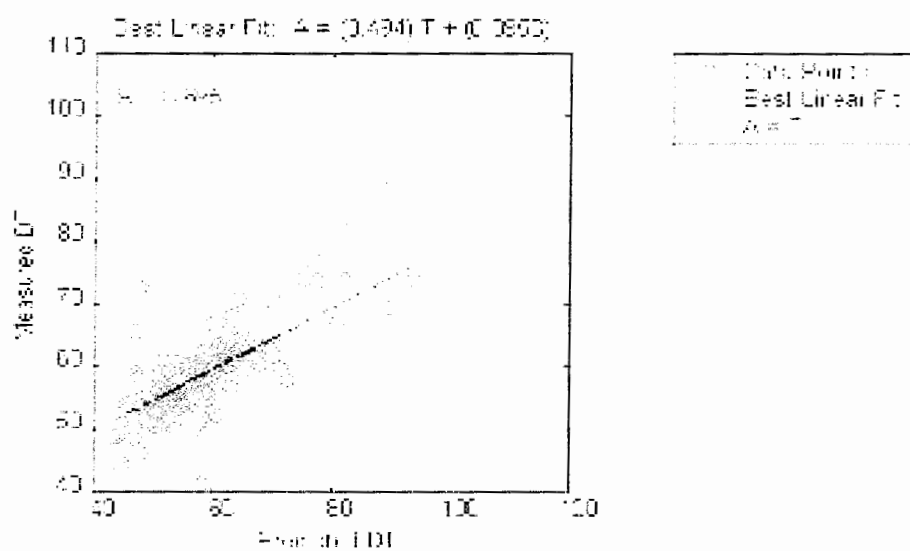
شکل (الف-۳۷): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۲۵۹ در کل عمق چاه



شکل (الف-۳۸): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۲۵۹ در یک بازه عمقی مشخص



شکل (الف-۳۹): خطای آموزش برای DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده در چاه ۲۵۹



شکل (الف-۴۰): ضریب همبستگی DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده در چاه ۲۵۹

پیوست (ب): نتایج ارزیابی چاه ها
برای پیش بینی PEF و DT با شبکه
عصبی - فازی

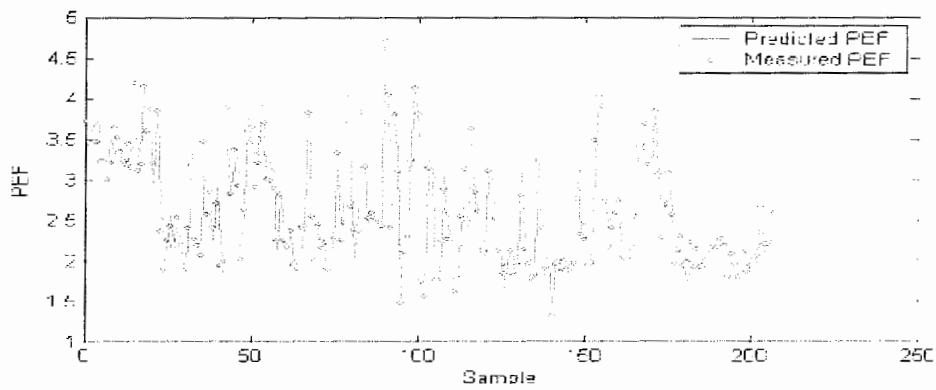
در فصل ۳ یک موتور استنتاج فازی را برای یک سیستم استدلال پیش پردازش طراحی کردیم. اکنون ما شبکه را برای دو حالت با پیش پردازش فازی و بدون پیش پردازش فازی مقایسه می کنیم. تمام ملاحظاتی که در فصل ۲ در نظر گرفتیم اینجا هم صادق اند. در پیش بینی پارامترها تمام مراحل آماده سازی داده ها ، پیش پردازش داده ها ، تعیین نوع و معماری شبکه و نوع آموزش شبکه و همچنین مراحل مربوط به پیش پردازش فازی که در فصلهای ۲ و ۳ بیان شد انجام شده است. ما شبکه را به دلایل ذکر شده در فصل دوم ۲۰ بار اعمال می کنیم و در نهایت بهترین رفتار را شبکه در نظر گرفتیم.

برای هر چاه نمودارهای زیر رسم شده اند.

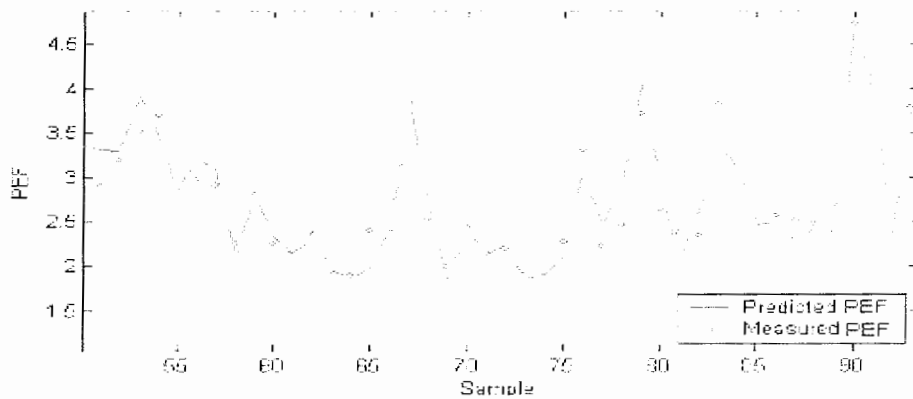
- پارامتر پیش بینی شده (PEF و DT) به همراه مقدار واقعی آن پارامتر برحسب شماره نمونه
- نموداری برای دقیق شدن روی نمودار قبلی در بعضی نمونه های مشخص
- نمودار پراکنش برای پارامتر پیش بینی شده و مقدار مطلوب آن پارامتر به همراه ارتباط خطی این دو مقدار

نتایج چاه های ۱۳۹ و ۲۴۵ و ۲۴۶ و ۲۵۳ و ۲۵۹ در این پیوست آمده است که نتایج، ضریب همبستگی و خطای قابل قبولی را نشان می دهند.

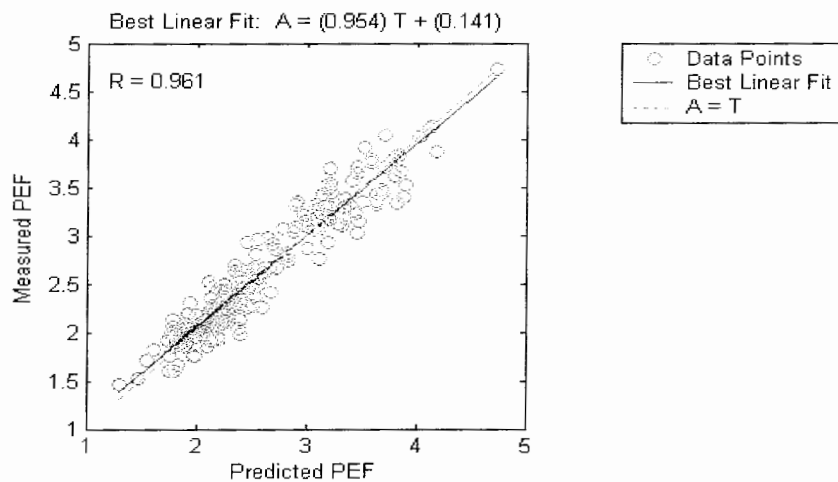
شکلهای (ب-۱) تا (ب-۱۵) مربوط به پیش بینی PEF و بقیه شکلها از (ب-۱۶) تا (ب-۳۰) مربوط به پیش بینی DT می باشند.



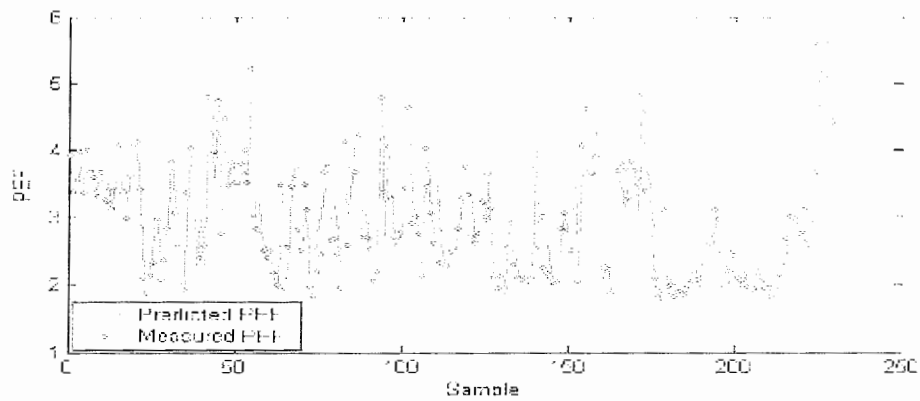
شکل (ب-۱): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۱۳۹ در کل نمونه ها



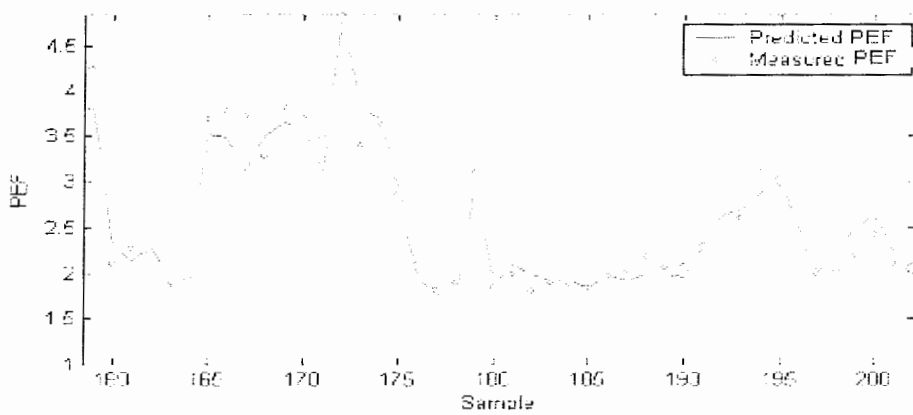
شکل (ب-۲): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۱۳۹ در بعضی نمونه ها



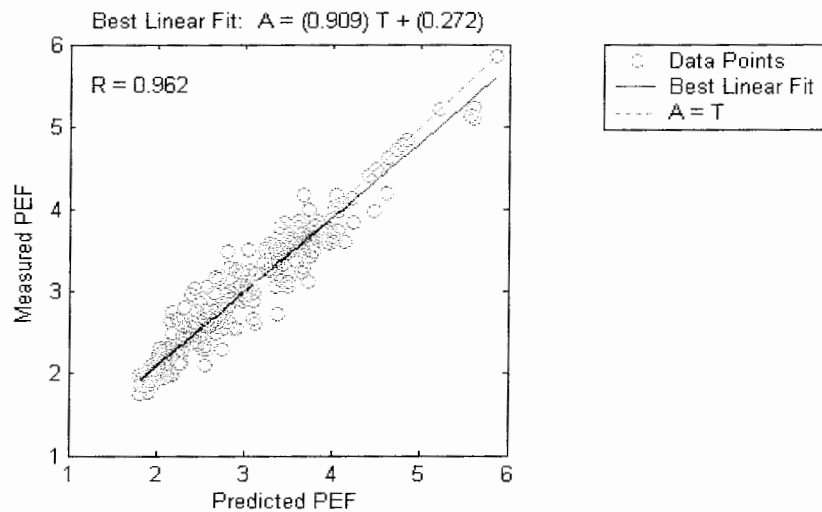
شکل (ب-۳): ضریب همبستگی PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده در چاه ۱۳۹



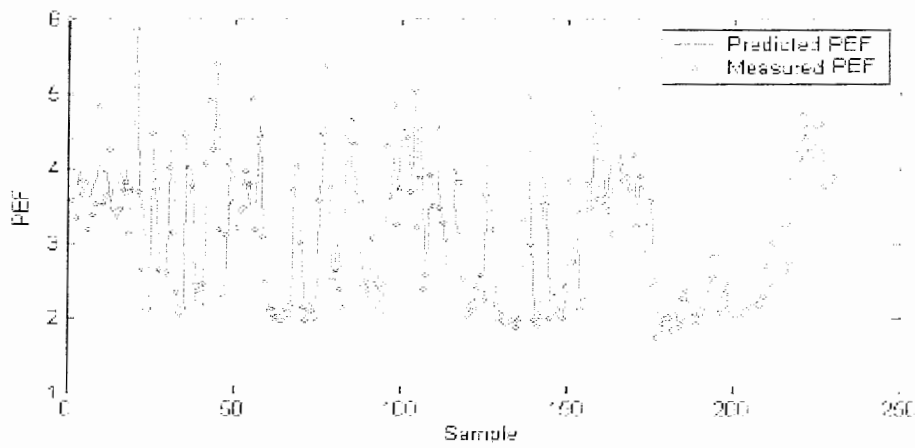
شکل (ب-۴): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۲۴۵ در کل نمونه ها



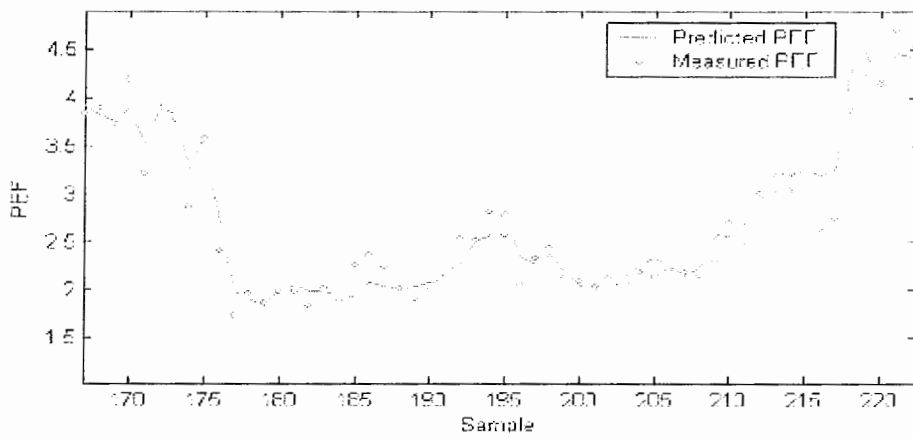
شکل (ب-۵): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۲۴۵ در بعضی نمونه ها



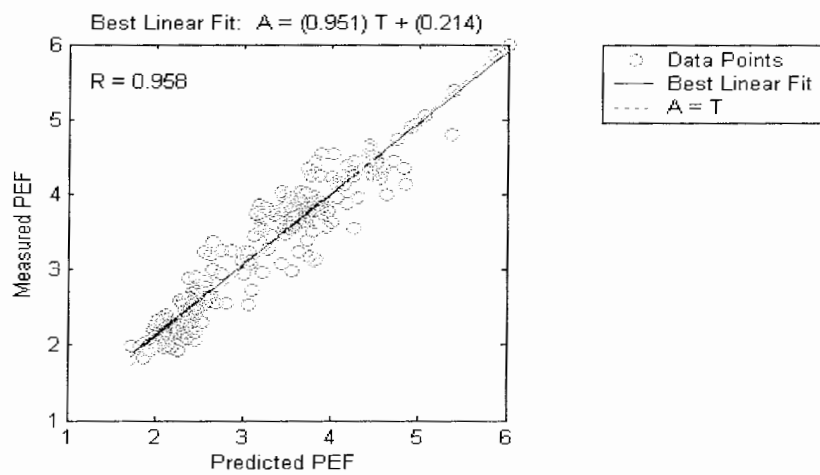
شکل (ب-۶): ضریب همبستگی PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده در چاه ۲۴۵



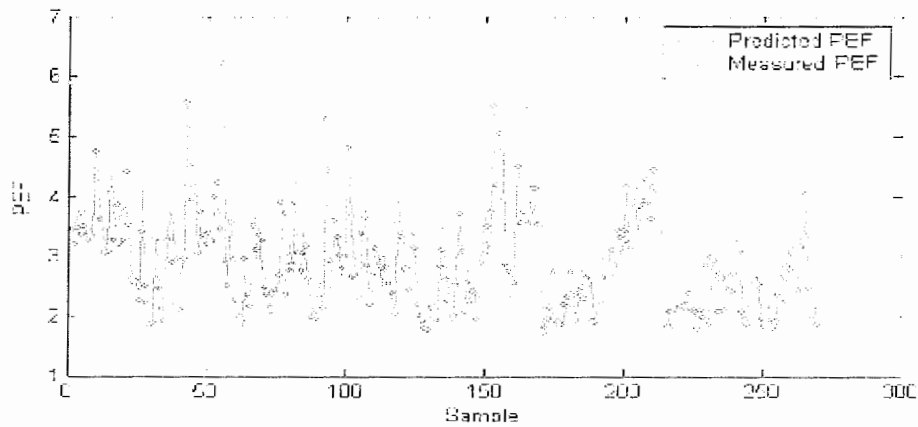
شکل (ب-۷): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۲۴۶ در کل نمونه ها



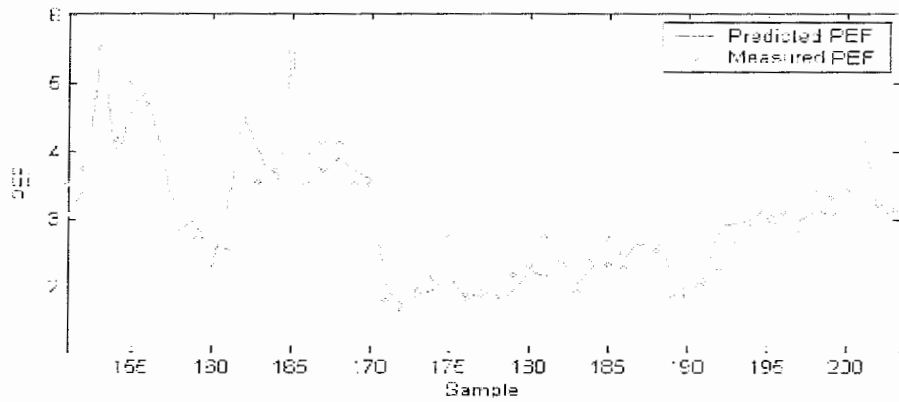
شکل (ب-۸): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۲۴۶ در بعضی نمونه ها



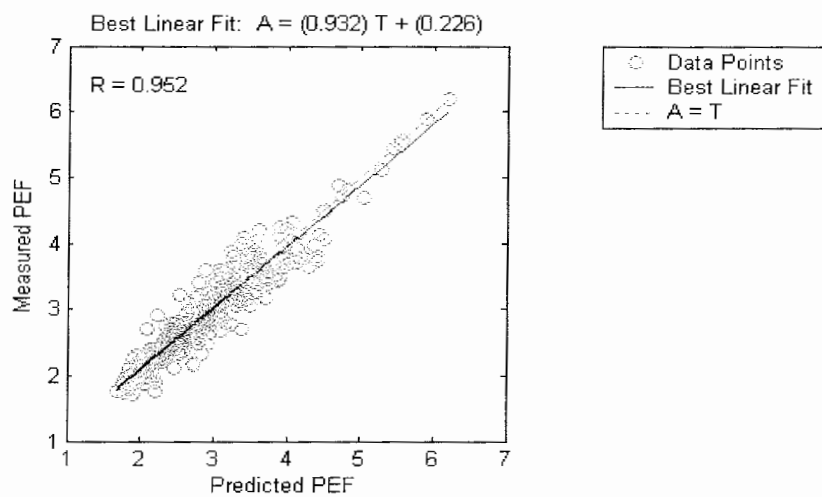
شکل (ب-۹): ضریب همبستگی PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده در چاه ۲۴۶



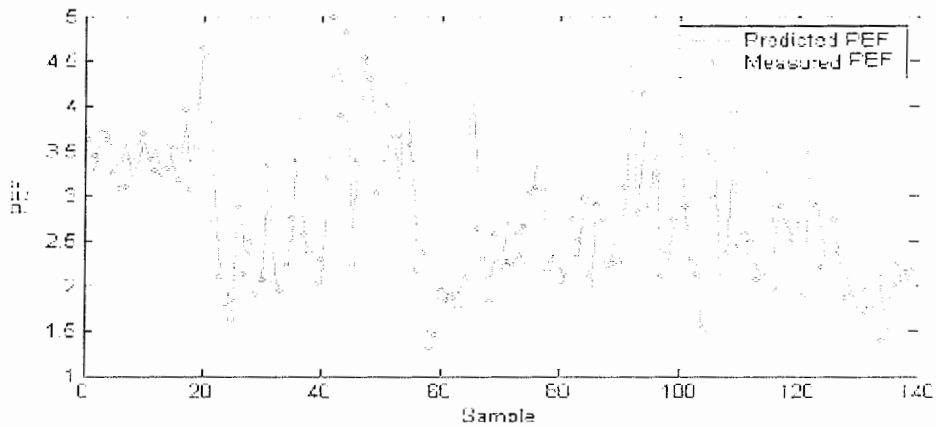
شکل (ب-۱۰): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۲۵۳ در کل نمونه ها



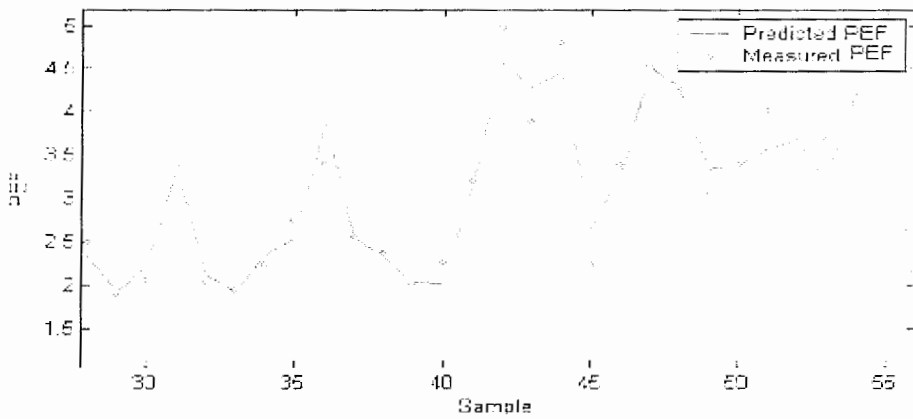
شکل (ب-۱۱): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۲۵۳ در بعضی نمونه ها



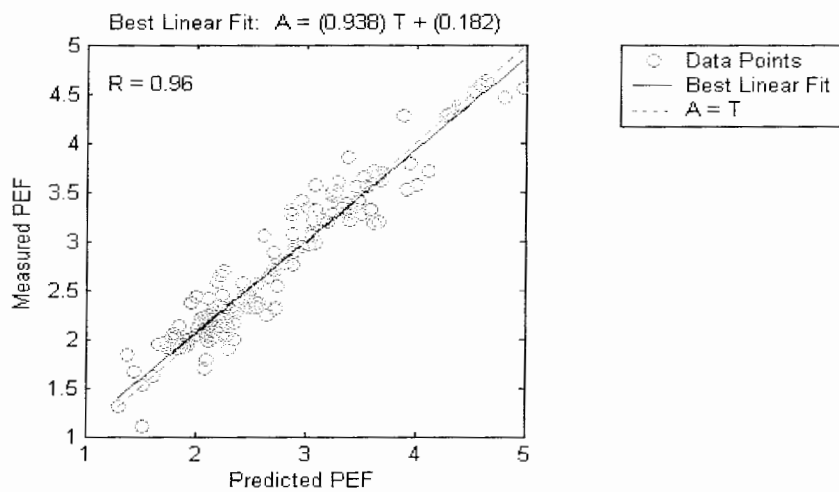
شکل (ب-۱۲): ضریب همبستگی PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده در چاه ۲۵۳



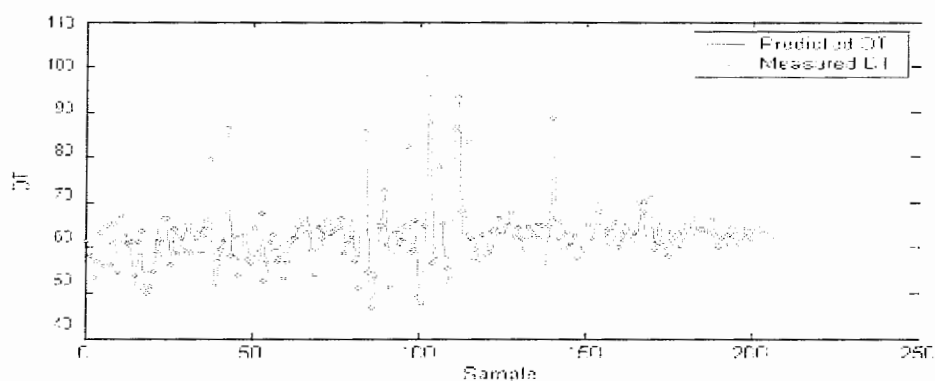
شکل (ب-۱۳): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۲۵۹ در کل نمونه ها



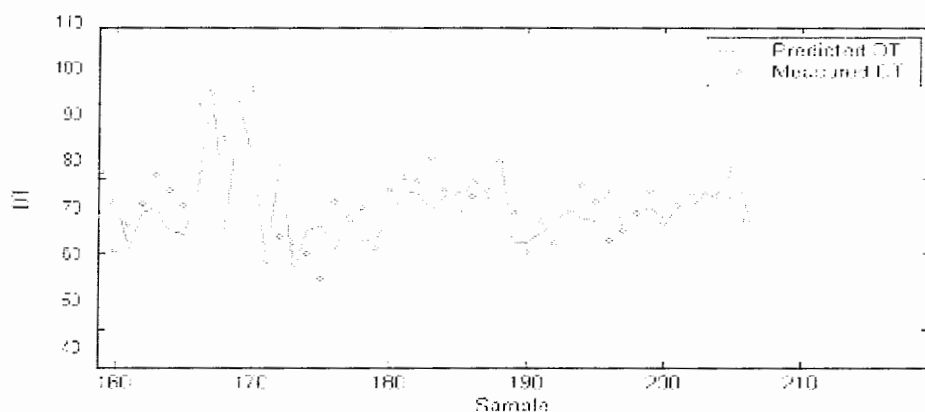
شکل (ب-۱۴): مقایسه PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۲۵۹ در بعضی نمونه ها



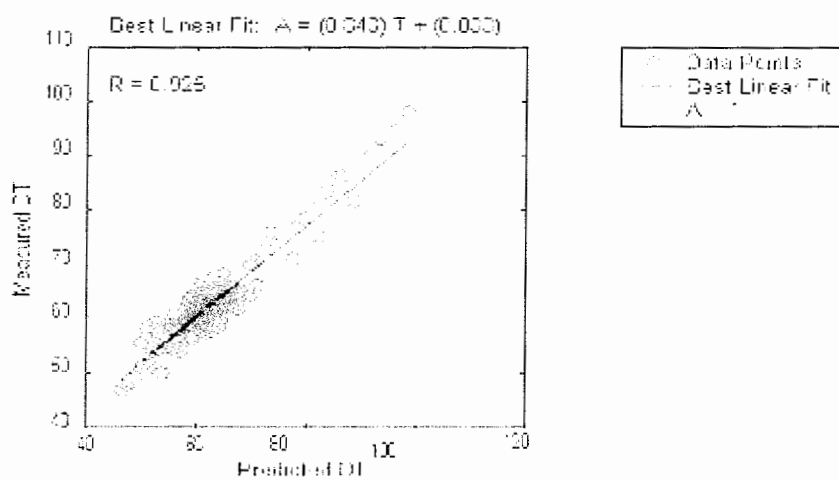
شکل (ب-۱۵): ضریب همبستگی PEF پیش بینی شده با اندازه گیری شده در چاه ۲۵۹



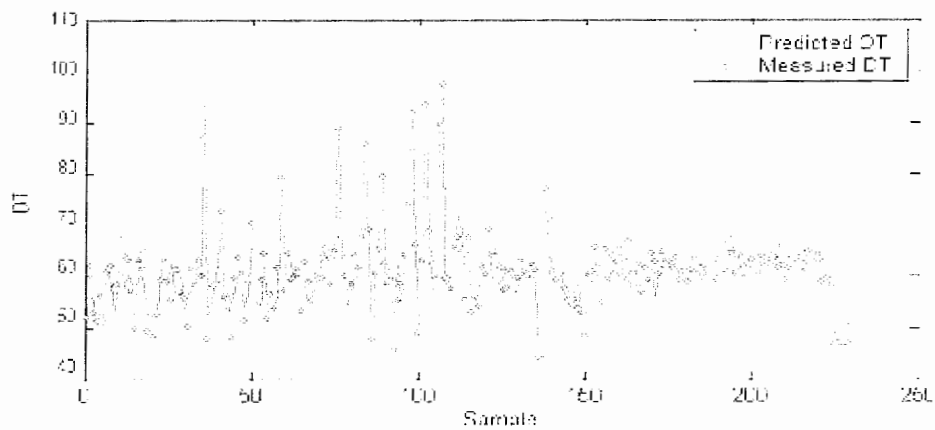
شکل (ب-۱۶): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۱۳۹ در کل نمونه ها



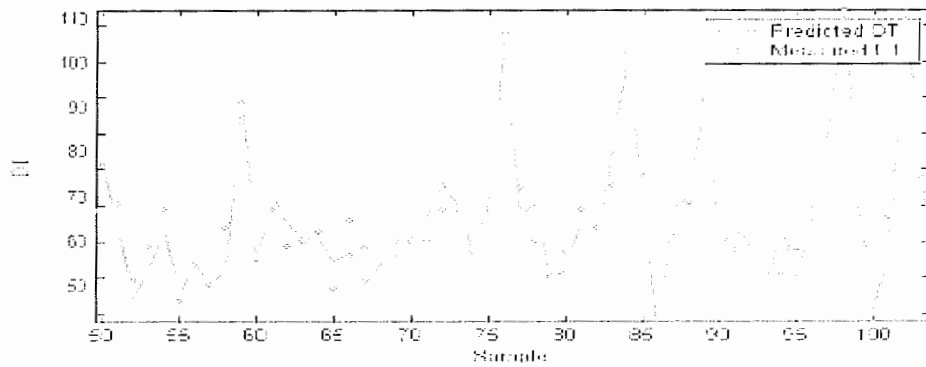
شکل (ب-۱۷): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۱۳۹ در بعضی نمونه ها



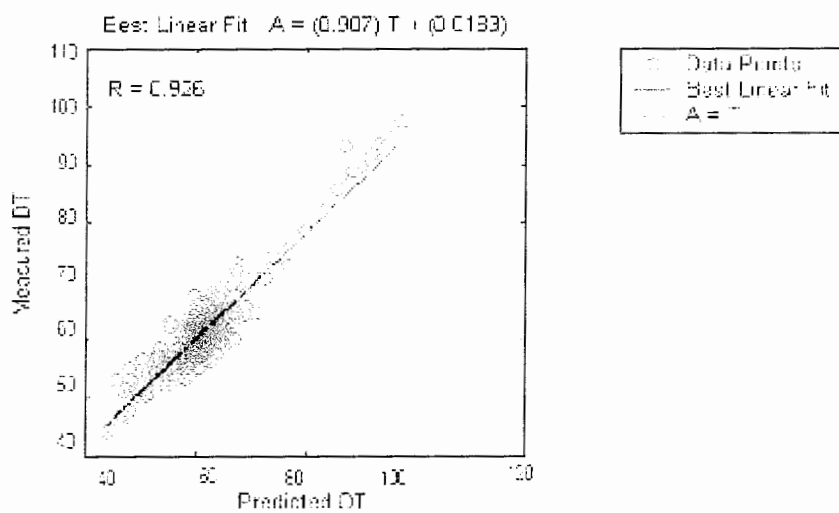
شکل (ب-۱۸): ضریب همبستگی DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده در چاه ۱۳۹



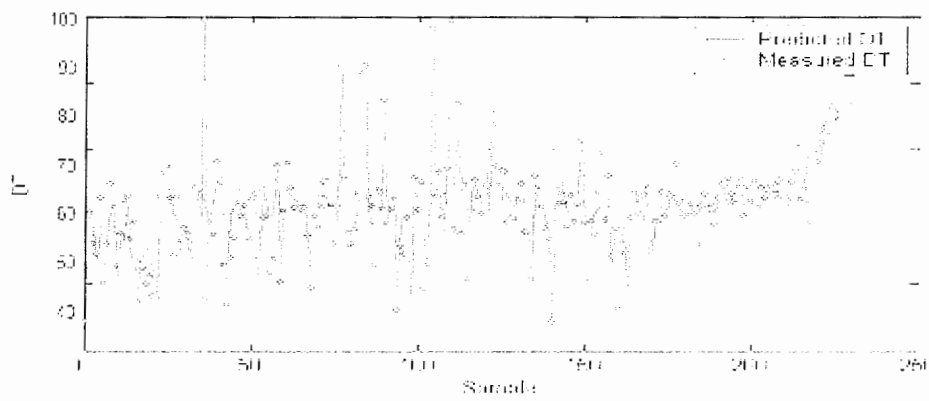
شکل (ب-۱۹): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۲۴۵ در کل نمونه ها



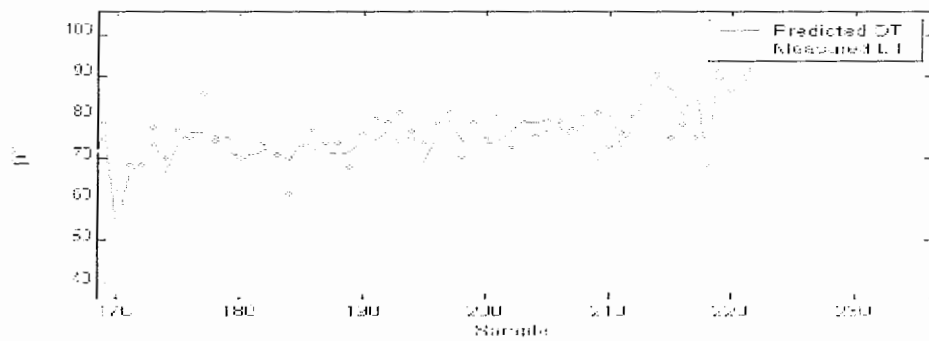
شکل (ب-۲۰): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۲۴۵ در بعضی نمونه ها



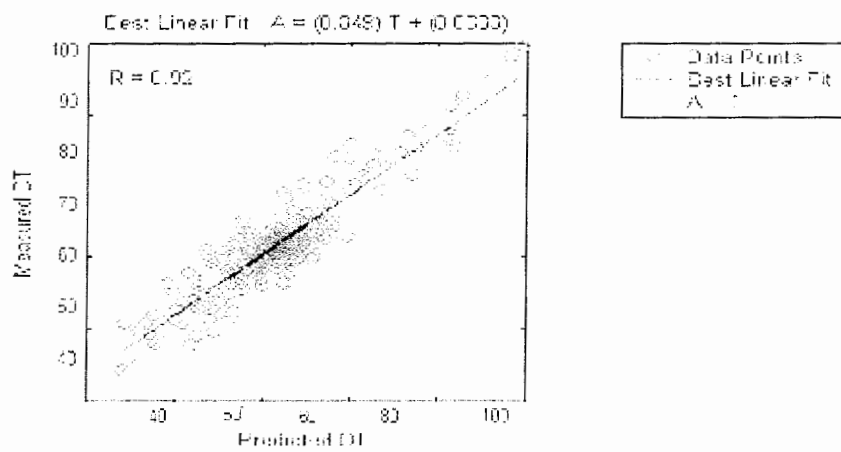
شکل (ب-۲۱): ضریب همبستگی DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده در چاه ۲۴۵



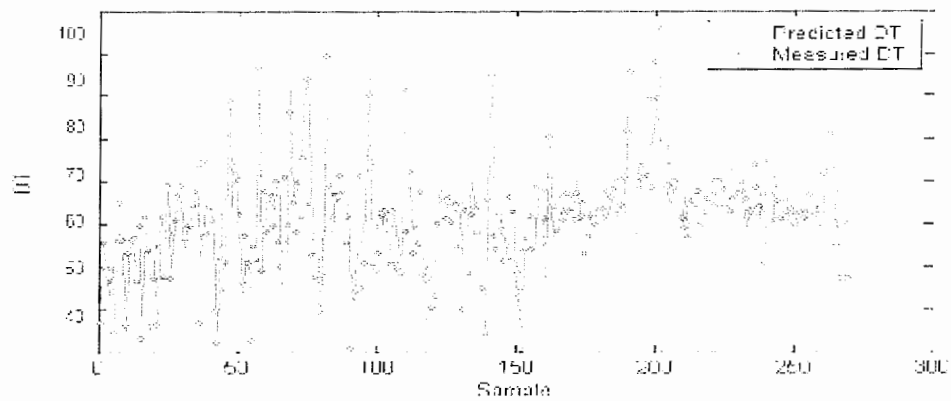
شکل (ب-۲۲): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۲۴۶ در کل نمونه ها



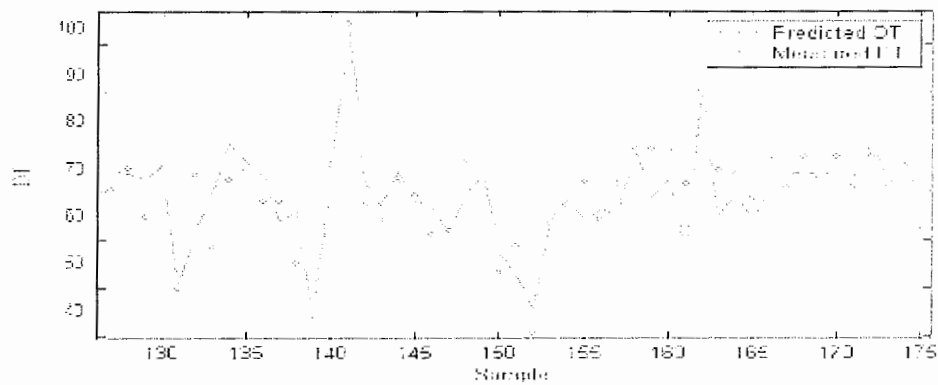
شکل (ب-۲۳): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۲۴۶ در بعضی نمونه ها



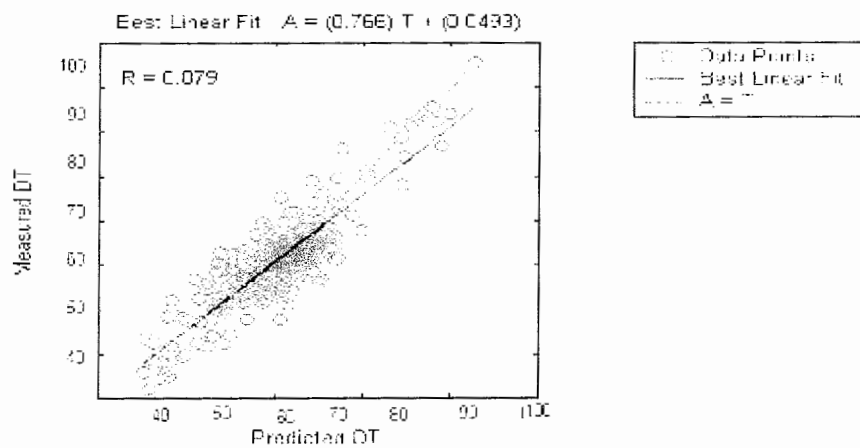
شکل (ب-۲۴): ضریب همبستگی DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده در چاه ۲۴۶



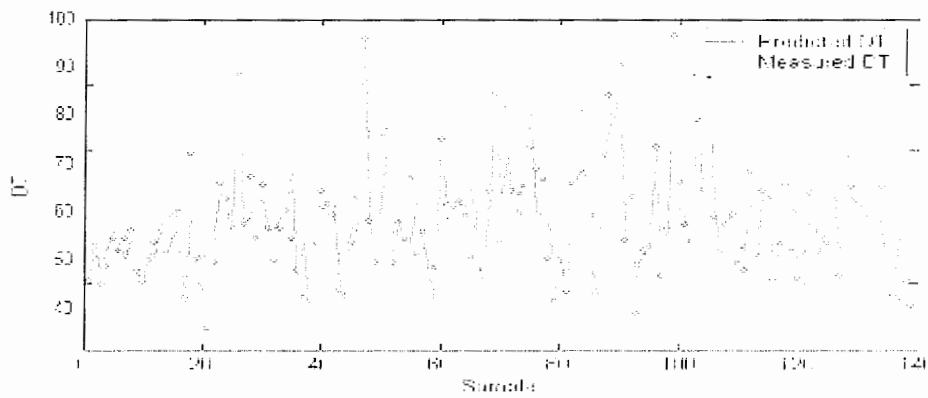
شکل (ب-۲۵): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۲۵۳ در کل نمونه ها



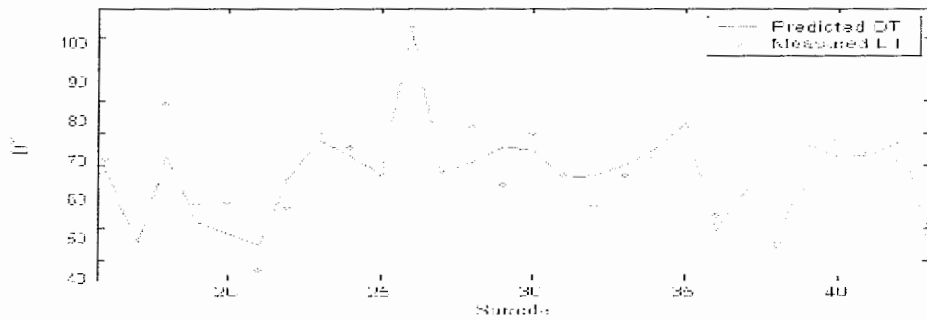
شکل (ب-۲۶): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۲۵۳ در بعضی نمونه ها



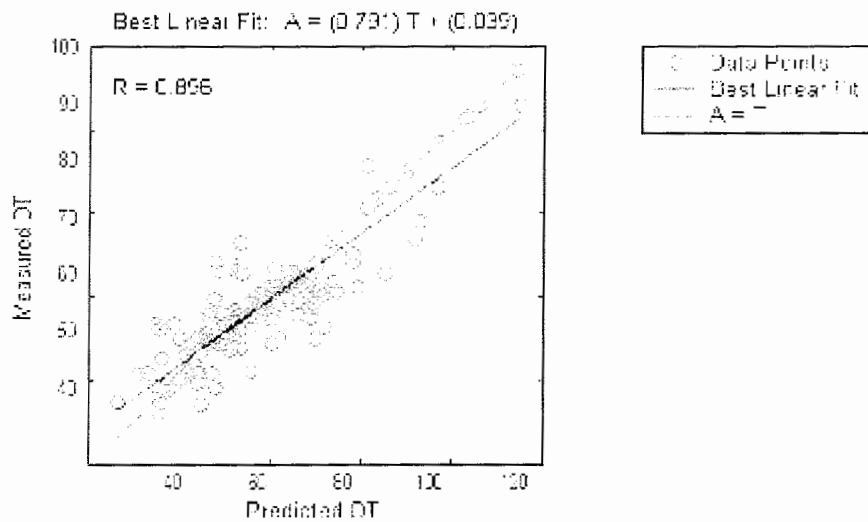
شکل (ب-۲۷): ضریب همبستگی DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده در چاه ۲۵۳



شکل (ب-۲۸): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۲۵۹ در کل نمونه ها



شکل (ب-۲۹): مقایسه DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده برای داده های تعمیم چاه ۲۵۹ در بعضی نمونه ها

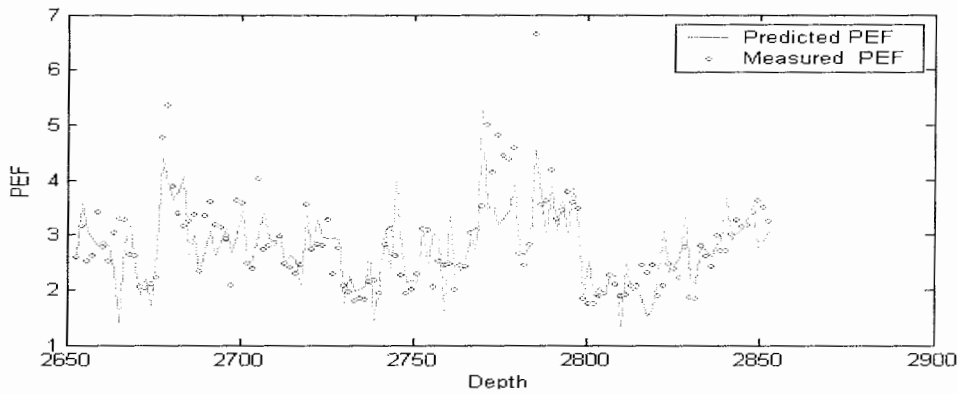


شکل (ب-۳۰): ضریب همبستگی DT پیش بینی شده با اندازه گیری شده در چاه ۲۵۹

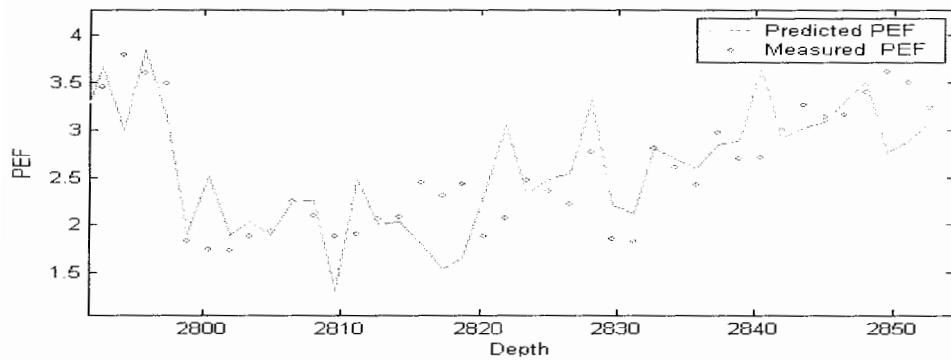
پیوست (ج): نتایج ارزیابی چاه های
مختلط برای پیش بینی PEF و DT با
شبکه عصبی با پیش پردازش و بدون
پیش پردازش

در فصل ۴ نتایج پیش بینی برای بعضی چاه ها آورده شده است. در اینجا نتایج پیش بینی دیگر چاه ها می آید. شکل‌های مورد نظر شامل موارد زیر است.

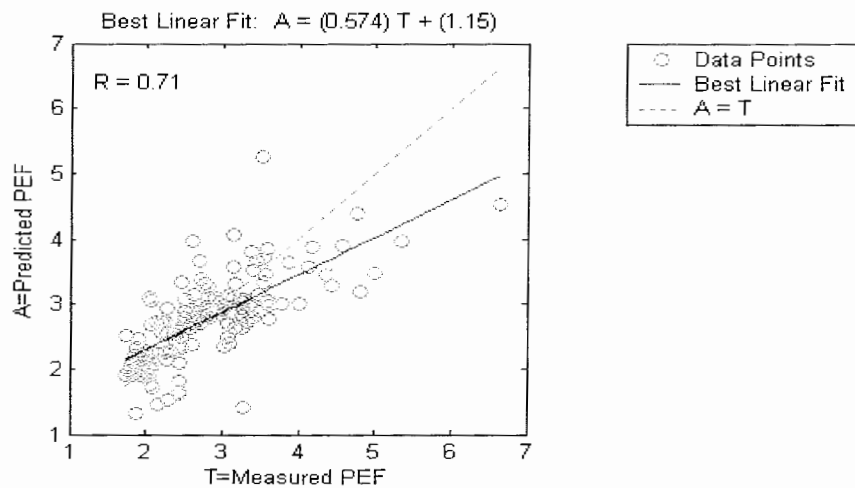
- پیش بینی PEF برای چاه ۲۵۳ با استفاده از شبکه عصبی
- پیش بینی PEF برای چاه ۲۴۶ با استفاده از شبکه عصبی
- پیش بینی DT برای چاه ۲۴۵ با استفاده از شبکه عصبی
- پیش بینی DT برای چاه ۲۵۳ با استفاده از شبکه عصبی
- پیش بینی PEF برای چاه ۲۴۵ با استفاده از شبکه عصبی با پیش پردازش فازی
- پیش بینی PEF برای چاه ۲۵۳ با استفاده از شبکه عصبی با پیش پردازش فازی
- پیش بینی DT برای چاه ۲۴۵ با استفاده از شبکه عصبی با پیش پردازش فازی
- پیش بینی DT برای چاه ۲۵۳ با استفاده از شبکه عصبی با پیش پردازش فازی



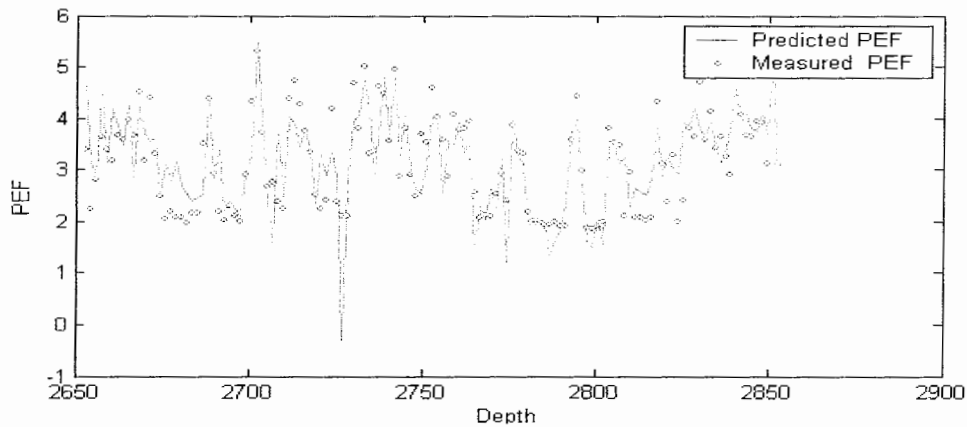
شکل (ج - ۱) : مقایسه PEF شبکه عصبی و PEF اندازه گیری شده برای چاه ۲۵۳ با استفاده از داده های چاه های ۲۴۶ و ۲۵۹ در کل عمق



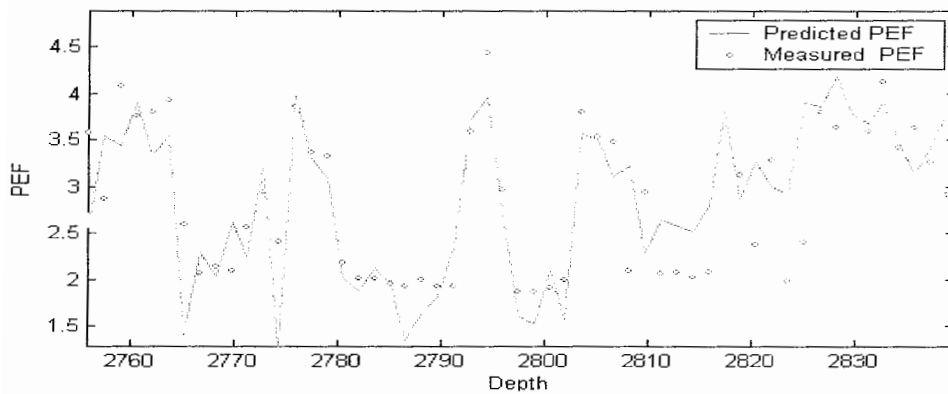
شکل (ج - ۲) : مقایسه PEF شبکه عصبی و PEF اندازه گیری شده برای چاه ۲۵۳ با استفاده از داده های چاه های ۲۴۶ و ۲۵۹ در یک عمق مشخص



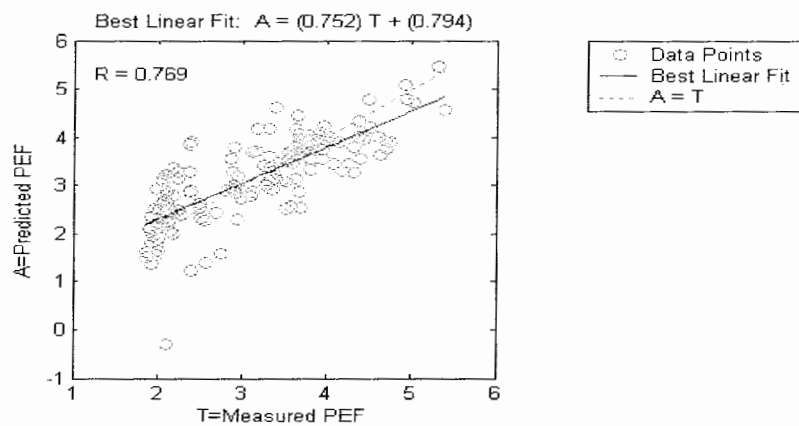
شکل (ج - ۳) : ضریب رگرسیون PEF شبکه عصبی و PEF اندازه گیری شده برای چاه ۲۵۳ با استفاده از داده های چاه های ۲۴۶ و ۲۵۹



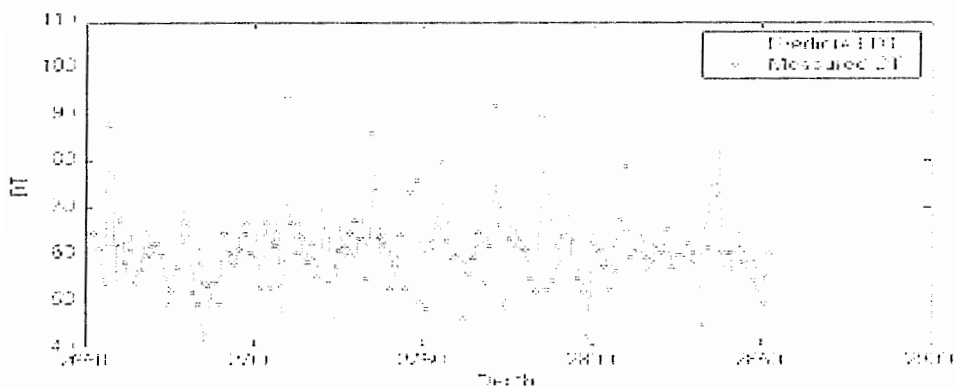
شکل (ج - ۴) : مقایسه PEF شبکه عصبی و PEF اندازه گیری شده برای چاه ۲۴۶ با استفاده از داده های چاه های ۲۴۵ و ۲۵۳ در کل عمق



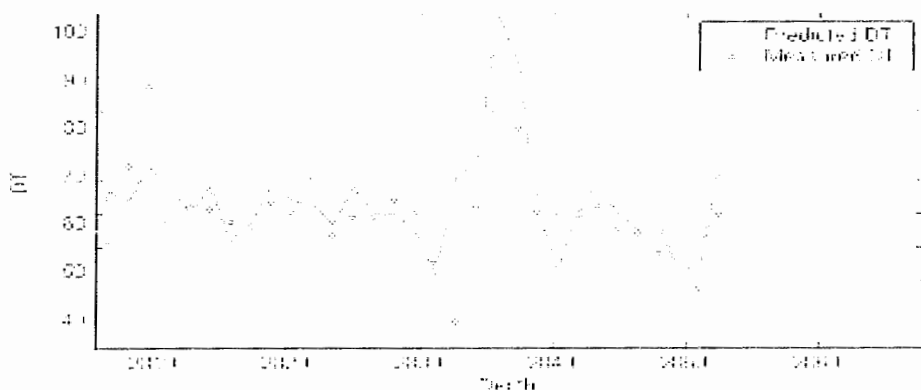
شکل (ج - ۵) : مقایسه PEF شبکه عصبی و PEF اندازه گیری شده برای چاه ۲۴۶ با استفاده از داده های چاه های ۲۴۵ و ۲۵۳ در یک عمق مشخص



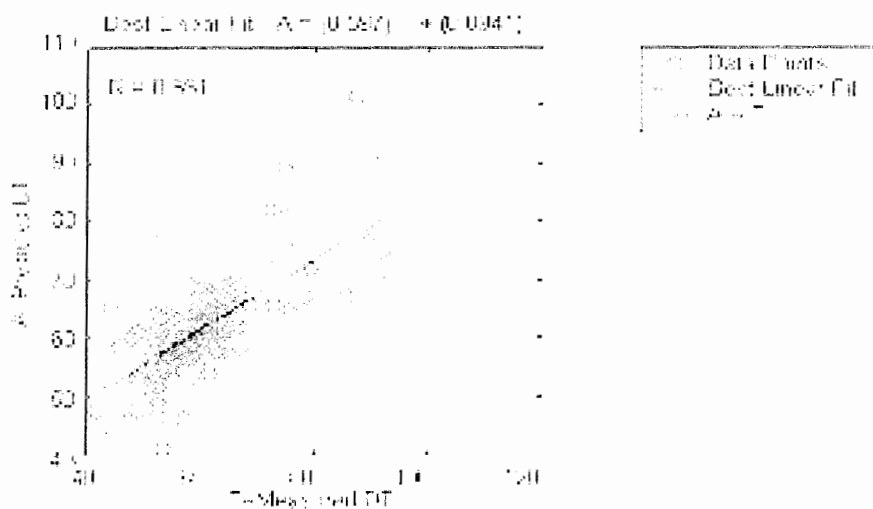
شکل (ج - ۶) : ضریب رگرسیون PEF شبکه عصبی و PEF اندازه گیری شده برای چاه ۲۴۶ با استفاده از داده های چاه های ۲۴۵ و ۲۵۳



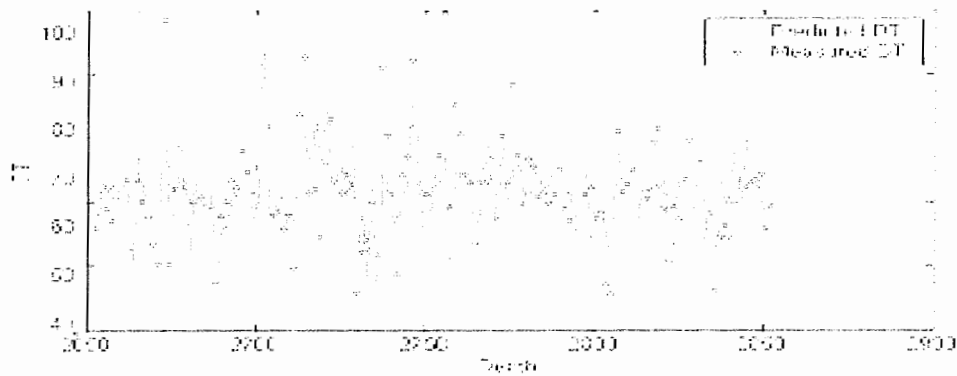
شکل (ج - ۷) : مقایسه DT شبکه عصبی و DT اندازه گیری شده برای چاه ۲۴۵ با استفاده از داده های چاه های ۱۳۹ و ۲۴۶ در کل عمق



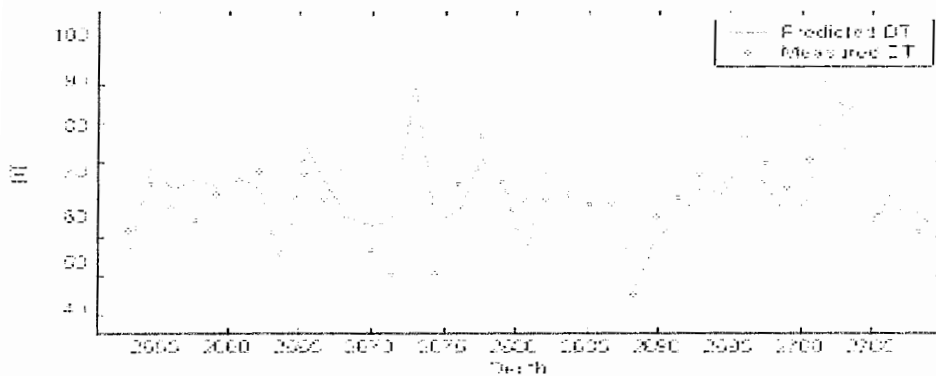
شکل (ج - ۸) : مقایسه DT شبکه عصبی و DT اندازه گیری شده برای چاه ۲۴۵ با استفاده از داده های چاه های ۱۳۹ و ۲۴۶ در یک عمق مشخص



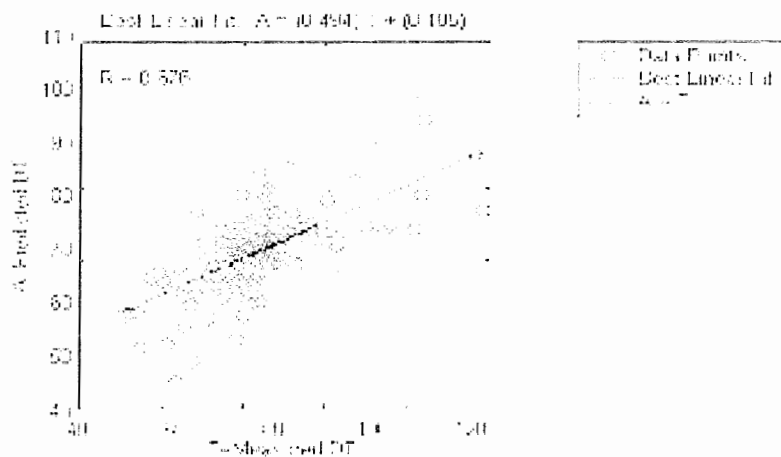
شکل (ج - ۹) : ضریب رگرسیون DT شبکه عصبی و DT اندازه گیری شده برای چاه ۲۴۵ با استفاده از داده های چاه های ۱۳۹ و ۲۴۶



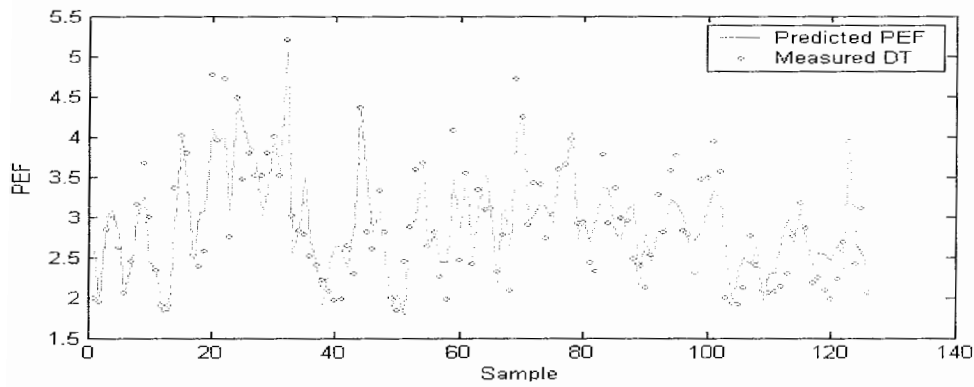
شکل (ج - ۱۰): مقایسه DT شبکه عصبی و DT اندازه گیری شده برای چاه ۲۵۳ با استفاده از داده های چاه های ۲۴۶ و ۲۵۹ در کل عمق



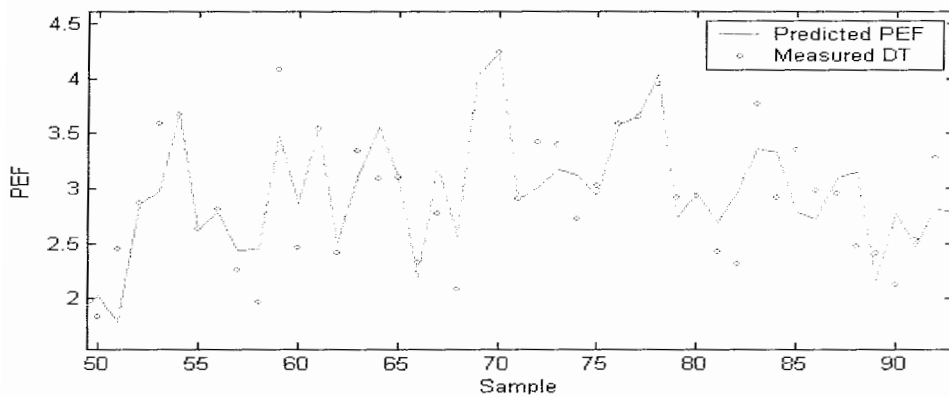
شکل (ج - ۱۱): مقایسه DT شبکه عصبی و DT اندازه گیری شده برای چاه ۲۵۳ با استفاده از داده های چاه های ۲۴۶ و ۲۵۹ در یک عمق مشخص



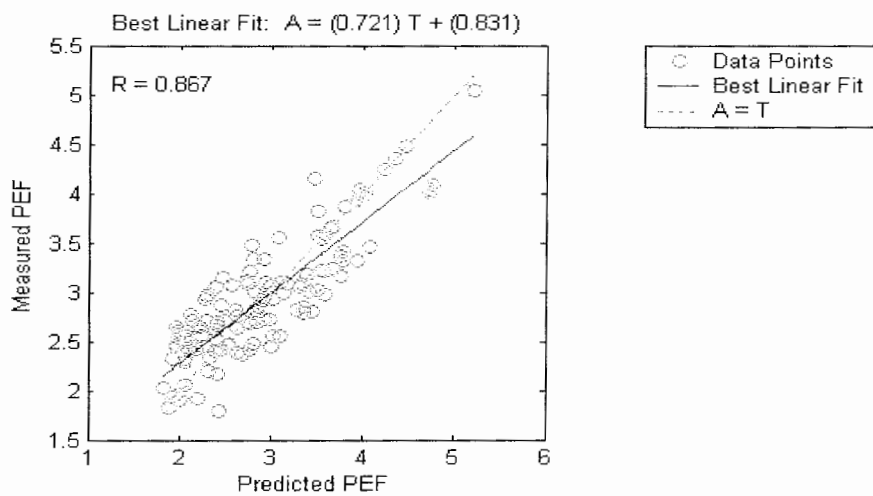
شکل (ج - ۱۲): ضریب رگرسیون DT شبکه عصبی و DT اندازه گیری شده برای چاه ۲۵۳ با استفاده از داده های چاه های ۲۴۶ و ۲۵۹



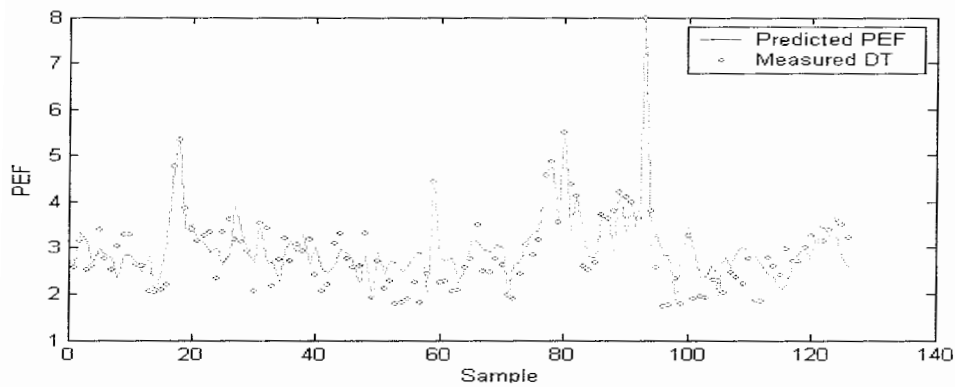
شکل (ج- ۱۳) : مقایسه PEF شبکه عصبی- فازی و PEF اندازه گیری شده برای چاه ۲۴۵ با استفاده از داده های چاه های ۱۳۹ و ۲۴۶ در کل نمونه ها



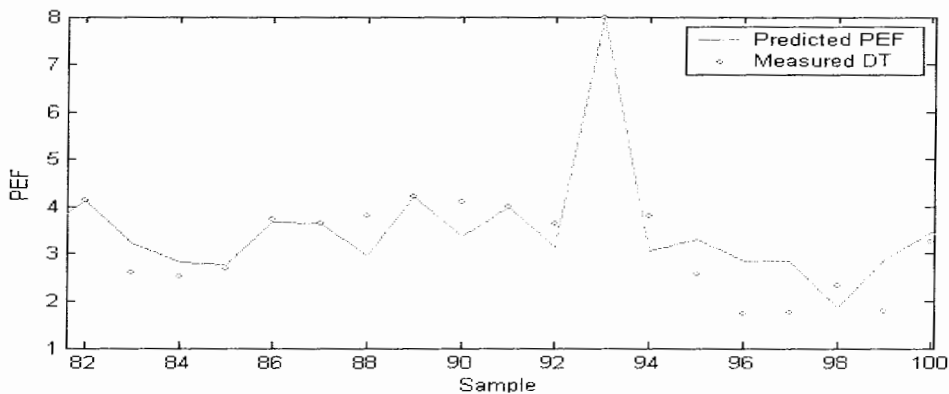
شکل (ج- ۱۴): مقایسه PEF شبکه عصبی- فازی و PEF اندازه گیری شده برای چاه ۲۴۵ با استفاده از داده های چاه های ۱۳۹ و ۲۴۶ در نمونه های مشخص



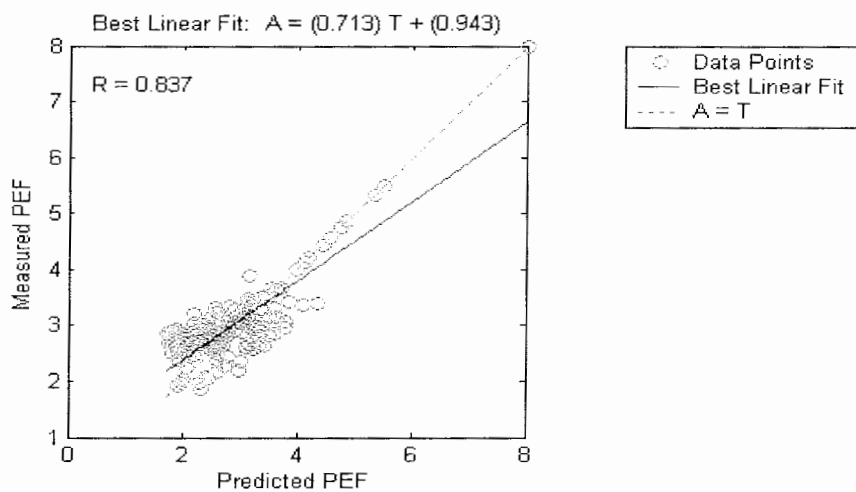
شکل (ج- ۱۵) : ضریب رگرسیون PEF شبکه عصبی- فازی و PEF اندازه گیری شده برای چاه ۲۴۵ با استفاده از داده های چاه های ۱۳۹ و ۲۴۶



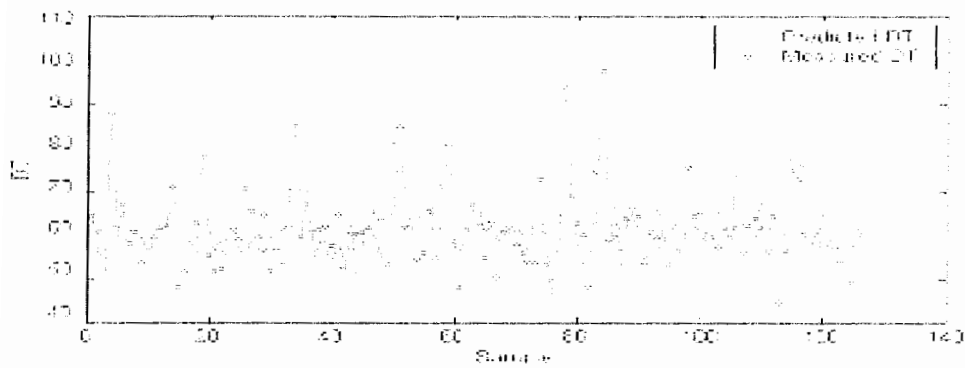
شکل (ج - ۱۶) : مقایسه PEF شبکه عصبی- فازی و PEF اندازه گیری شده برای چاه ۲۵۳ با استفاده از داده های چاه های ۲۴۶ و ۲۵۹ در کل نمونه ها



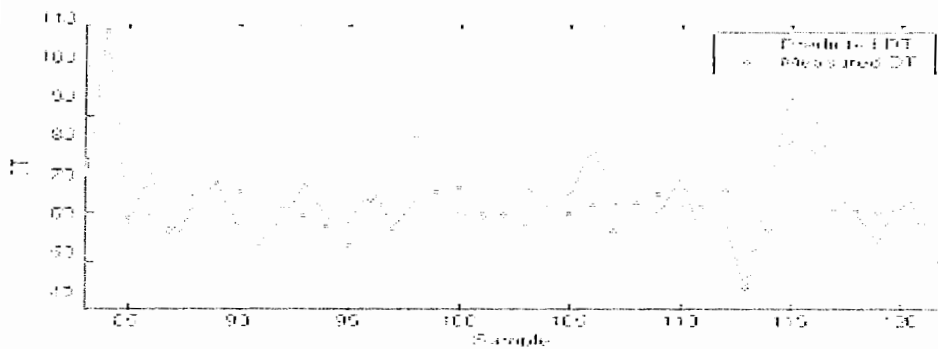
شکل (ج-۱۷): مقایسه PEF شبکه عصبی- فازی و PEF اندازه گیری شده برای چاه ۲۵۳ با استفاده از داده های چاه های ۲۴۶ و ۲۵۹ در نمونه های مشخص



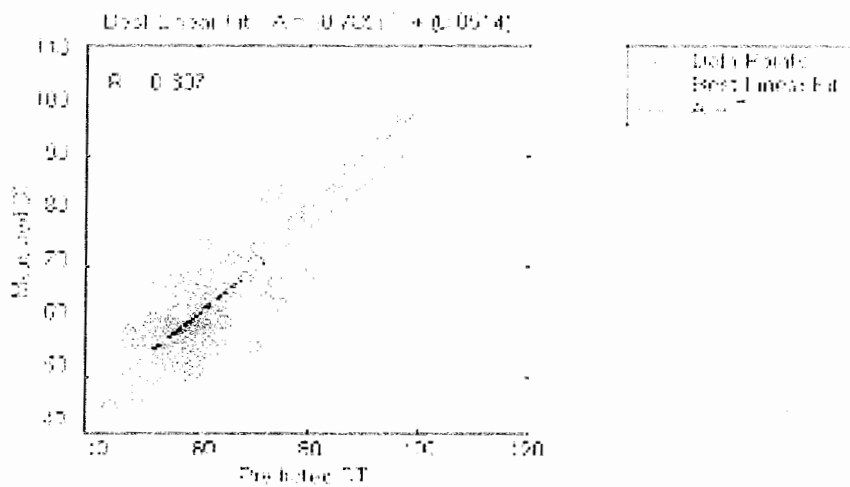
شکل (ج - ۱۸) : ضریب رگرسیون PEF شبکه عصبی - فازی و PEF اندازه گیری شده برای چاه ۲۵۳ با استفاده از داده های چاه های ۲۴۶ و ۲۵۹



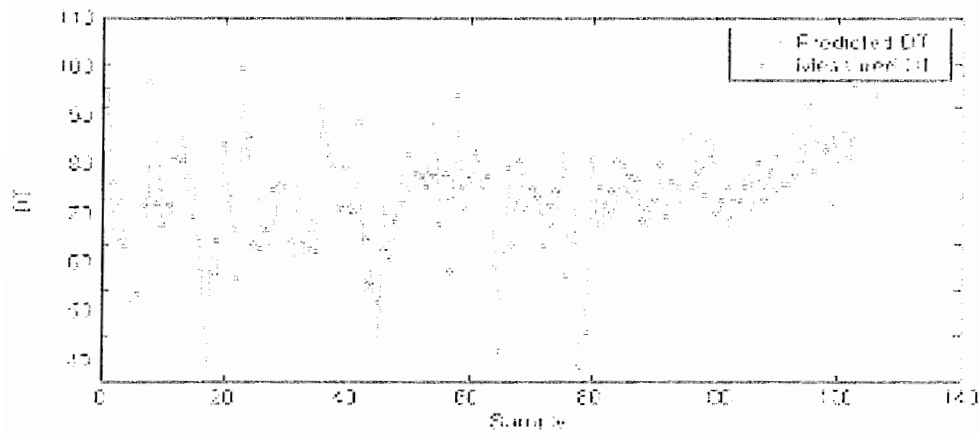
شکل (ج - ۱۹): مقایسه DT شبکه عصبی- فازی و DT اندازه گیری شده برای چاه ۲۴۵ با استفاده از داده های چاه های ۱۳۹ و ۲۴۶ در کل نمونه ها



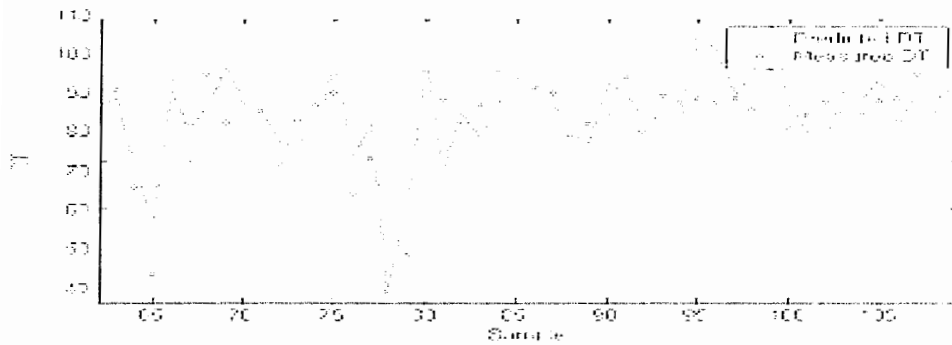
شکل (ج - ۲۰): مقایسه DT شبکه عصبی- فازی و DT اندازه گیری شده برای چاه ۲۴۵ با استفاده از داده های چاه های ۱۳۹ و ۲۴۶ در نمونه های مشخص



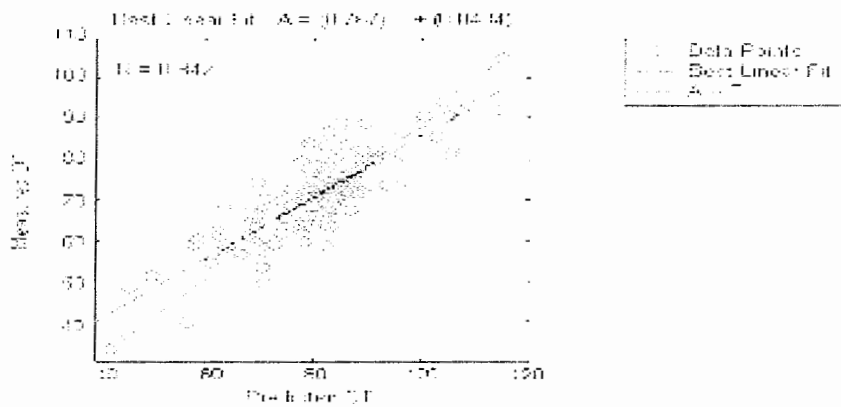
شکل (ج - ۲۱): ضریب رگرسیون DT شبکه عصبی- فازی و DT اندازه گیری شده برای چاه ۲۴۵ با استفاده از داده های چاه های ۱۳۹ و ۲۴۶



شکل (ج - ۲۲): مقایسه DT شبکه عصبی- فازی و DT اندازه گیری شده برای چاه ۲۵۳ با استفاده از داده های چاه های ۲۴۶ و ۲۵۹ در کل نمونه ها



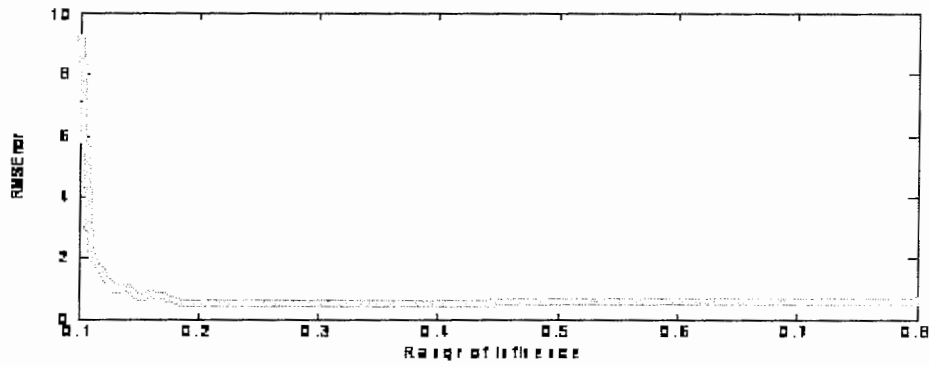
شکل (ج - ۲۳): مقایسه DT شبکه عصبی- فازی و DT اندازه گیری شده برای چاه ۲۵۳ با استفاده از داده های چاه های ۲۴۶ و ۲۵۹ در نمونه های مشخص



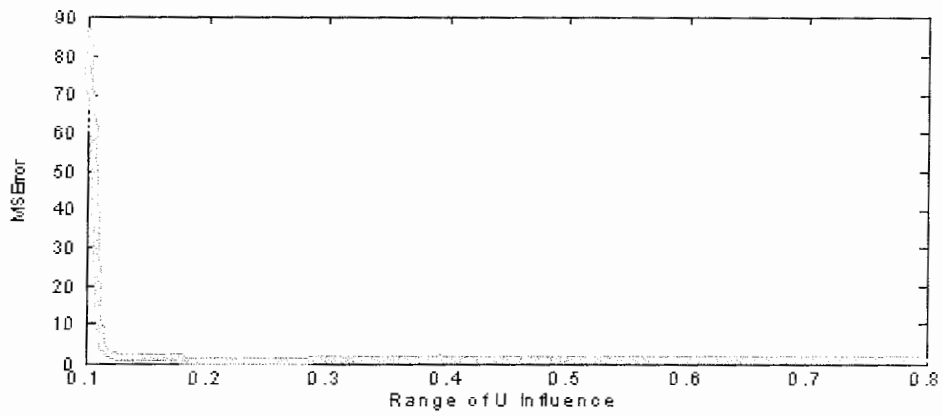
شکل (ج - ۲۴): ضریب رگرسیون DT شبکه عصبی- فازی و DT اندازه گیری شده برای چاه ۲۵۳ با استفاده از داده های چاه های ۲۴۶ و ۲۵۹

پیوست (د) : نتایج طراحی و
اعمال سیستم عصبی- فازی تطبیقی
برای پیش بینی PEF و DT

در فصل ۵ یک سیستم فازی - عصبی با کارکرد تطبیقی برای پیش بینی پارامتر PEF در چاه ۲۵۳ انجام شد که شکل های توابع عضویت و سیستم به همراه نتایج اعمال سیستم به داده های آزمون در این پیوست می آید.



شکل (د-۱): خطای RMS سیستم برای شعاع تاثیرهای مختلف در مرحله طراحی



شکل (د-۲): خطای MS سیستم برای شعاع تاثیرهای مختلف در مرحله طراحی



شکل (د-۳): ماکزیمم خطای سیستم برای شعاع تاثیرهای مختلف در مرحله طراحی



شکل (د-۴): ضریب درصد تشابه سیستم برای شعاع تأثیرهای مختلف در مرحله طراحی

جدول (د-۱): ۵ خطای حداقل برای معیار خطا و ۵ مقدار حداکثر برای psc در مرحله طراحی

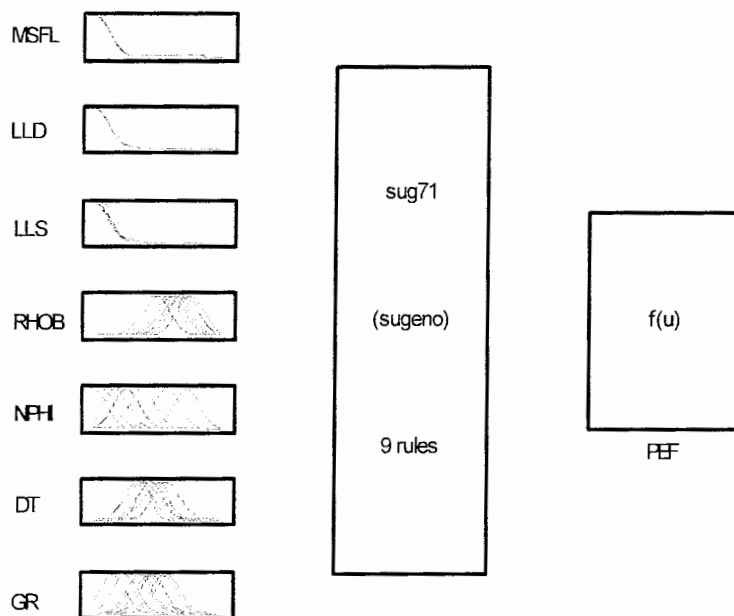
95.187	95.201	95.243	95.323	95.359	PSC
3.7938	3.777	3.7297	3.6846	3.5254	Norm infinte
0.19786	0.19757	0.19756	0.19676	0.19089	Mse
0.44481	0.44449	0.44448	0.44357	0.43691	Rmse

جدول (د-۲): ۵ مقدار متناظر شعاع تأثیر برای psc در مرحله طراحی

0.26	0.27	0.24	0.27	0.28	PSC
0.68	0.16	0.2	0.21	0.15	Norm infinte
0.54	0.47	0.55	0.27	0.28	Mse
0.54	0.47	0.55	0.27	0.28	Rmse

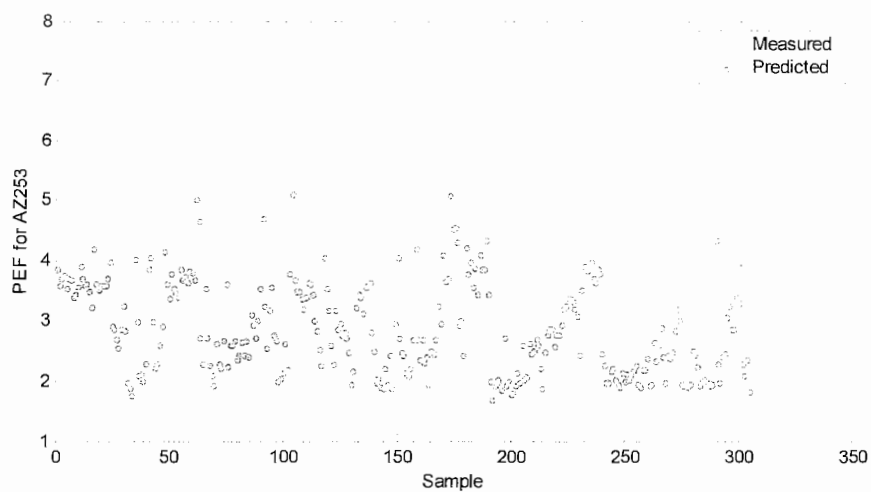
جدول (د-۳): مشخصات سیستم نهائی

مقدار ویژگی	مشخصه سیستم
'sugeno'	Type
'prod'	AndMethod
'probor'	OrMethod
'wtaver'	DefuzzMethod
'prod'	ImpMethod
'max'	AggMethod
1x7	Input
1x1	Output
1x9	Rule

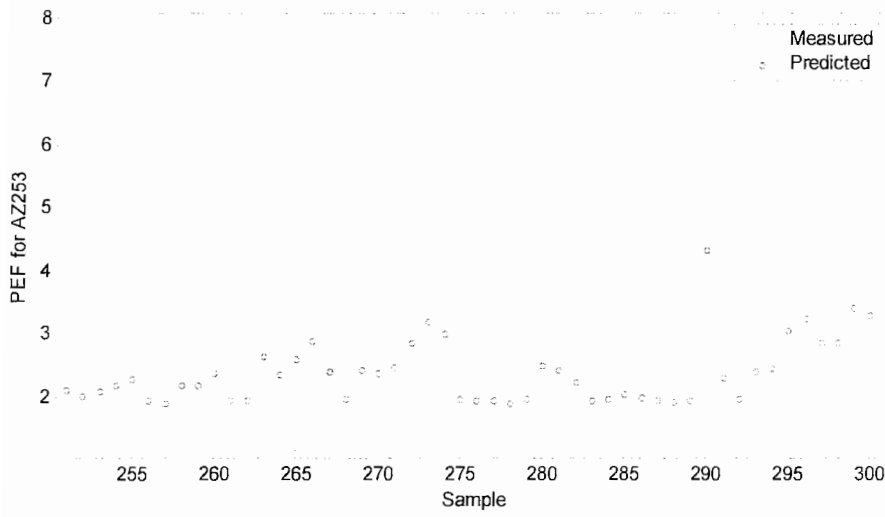


System sug71: 7 inputs, 1 outputs, 9 rules

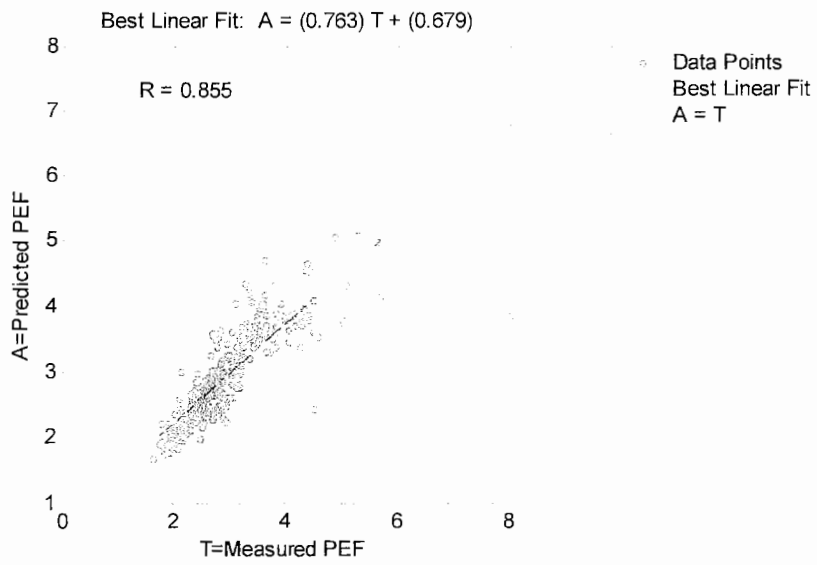
شکل (د - ۵): نمای کلی و تعداد قواعد سیستم بهینه با شعاع تاثیر برابر ۰.۲۸ در مرحله طراحی



شکل (د - ۶): مقایسه PEF سیستم با PEF اندازه گیری شده در مرحله آزمون برای کل نمونه ها



شکل (د - ۷): مقایسه PEF سیستم با PEF اندازه گیری شده در مرحله آزمون برای ۵۰ نمونه



شکل (د - ۸): ضریب رگرسیون بین PEF سیستم با PEF اندازه گیری شده در مرحله آزمون



Shahrood University of Technology
Faculty of Mining Engineering and Geophysics

Neuro-Fuzzy Modeling of Photoelectric and Sonic Transient Time Logs in Oil Wells

**This thesis submitted in part fulfillment of the degree of
Master of Science in Geophysics**

By:
J. Badri

Supervisors:
Dr. A. Moradzadeh
Dr. A.A. Gharaveisi

July 2005