

دانشکده مهندسی معدن و ژئوفیزیک  
پایان نامه کارشناسی ارشد مهندسی اکتشاف معدن

عنوان:

شبیه سازی نمودار شاخص فتوالکتریک با شبکه های عصبی مصنوعی

محقق:

الهام بخشی

استاد راهنما:

دکتر علی مرادزاده

استاد مشاور:

دکتر علی اکبر قره ویسی

(زمستان ۱۳۸۲)

به نام نامی حضرت دوست

که هر چه داریم از ارادت اوست

و

هر چه نداریم ز مصلحت اوست.

تقدیم به پدر و مادرم

عزیزان و معلمان نخستین زندگیم

تقدیم به بلند نفسانی که تواضع و فروتنی را به من آموختند

تقدیم به آنانی که به من آموختند

آن جا که عشق فرمان می دهد

محال سر تسلیم فرود می آورد

## تقدیر و تشکر:

الهی شکر از یاریت که پاهای لرزان مرا در راه علم توانا ساختی و به امیدت که تا همیشه در وادی علم استوارشان سازی.

اکنون که انجام این پروژه به اتمام رسیده است بر خود لازم می دانم که سپاس بی کران خود را از کلیه اساتید ارجمند دانشکده، خصوصاً آقای دکتر رضا خالو کاکائی- ریاست دانشکده مهندسی معدن و ژئوفیزیک، و همچنین آقایان دکتر علی مرادزاده و دکتر علی اکبر قره‌ویسی که زحمت راهنمایی این پروژه را بر عهده داشته اند بیان کنم.

در ضمن من در انجام این پروژه خود را مدیون همه دوستان و عزیزانی می دانم که به هر نوعی از کمک و همراهی آن‌ها بهره برده‌ام، خصوصاً آقای مهندس مجتبی صدیق‌عربانی که مطمئناً بدون همراهی ایشان کار بس دشوارتری را پیش رو داشتم.

همچنین لازم به ذکر است که این پروژه با حمایت شرکت ملی مناطق نفت خیز جنوب انجام شده است و من بر خود لازم می دانم که از کلیه مسئولین و پرسنل محترم این شرکت خصوصاً آقای طحان پسر- رئیس سابق امور پژوهش و توسعه، آقای عطائی- رئیس فعلی امور پژوهش و توسعه ، آقای احمدی راد رئیس اداره پتروفیزیک، آقای مهندس فکور، آقای مهندس افتخار و آقای مهندس علی‌رضا عاضدی که به عنوان مشاور صنعتی همکاری صمیمانه ای با اینجانب داشته اند کمال تشکر و قدردانی را نمایم.

## پیشگفتار:

اکتشاف منابع نفت و گاز، پایه تمام فعالیت‌های دیگر صنعت نفت بوده و بر مبنای علوم و فنون مختلف و بسیار گسترده‌ای استوار است که متخصصان متبحر و با تجربه فراوانی را با درجات تحصیلی و علمی و فنی بالا طلب می‌نماید. از آنجایی که منابع نفت و گاز، نسبت به حجم سنگ‌های پوسته زمین بسیار اندک بوده و ماهیت طبیعی آن‌ها نیز شناخته شده نمی‌باشد. لذا کشف هر یک از آن‌ها بسیار وقت‌گیر (در حدود ۴ تا ۵ سال)، پرهزینه و توأم با احتمالات (اکثراً کم‌تر از ۱۰ درصد) خواهد بود. شبکه‌های عصبی مصنوعی، یکی از جدیدترین تکنیک‌های تحقیقی در حال حاضر می‌باشند که افراد متعددی از رشته‌های گوناگون علمی را به خود جلب کرده و هر کدام از این افراد پشتوانه علمی متفاوتی را به این تکنیک افزوده‌اند. با توجه به اهمیت ذخایر هیدروکربوری (نفت و گاز)، و نقش چاه‌پیمایی در پیش‌بینی و تخمین مقدار هیدروکربور، نمودارهای پتروفیزیکی و ... و همچنین پیدایش روش نوین شبکه‌های عصبی مصنوعی و نقش مؤثر آن در حل مسائل ژئوفیزیکی و مهندسی نفت؛ جرقه‌های اولیه برای تعریف این پایان‌نامه زده شد. پس از مطالعه مقالات مختلف در این زمینه و مشورت با اساتید راهنمایم و همچنین تمایل و همکاری شرکت ملی مناطق نفت‌خیز جنوب، علاقه‌مند شدم که تحقیقی در مورد پیش‌بینی و مدل‌سازی نمودارهای چاه‌پیمایی به روش شبکه عصبی مصنوعی در قالب پایان‌نامه کارشناسی ارشد، انجام دهم. موج ناگهانی گرایش به شبکه‌های عصبی که به یک‌باره در دانشگاه‌های مختلف کشور ایجاد شده است و همچنین ادامه روند انتخاب موضوعات مختلف توسط دانشجویان در سال‌های آینده، بیان‌گر این است که شبکه‌های عصبی مصنوعی در آینده بیش از این در صنعت کشورمان گسترش خواهند یافت. البته این امر مستلزم ارائه مقاله، برگزاری کنفرانس، تعریف پایان‌نامه و ... می‌باشد تا بتوان این موضوع جدید را به صنعت معرفی نموده و شایستگی‌هایش را به اثبات رساند. امیدوارم که پایان‌نامه حاضر قدم کوچکی در مسیر اعتلای علم و صنعت کشورمان باشد.

در این پایان‌نامه از مراجع مختلفی استفاده شده که در فهرست منابع، نخست منابع فارسی و متعاقباً منابع انگلیسی قرار می‌گیرند و شماره مرجع مورد نظر درون [ ] آورده شده است و فرمت

مرجع‌دهی بر اساس استاندارد<sup>1</sup> SEG و دستورالعمل دانشگاه صنعتی شاهرود صورت گرفته است. در مورد جداول و اشکال نیز به همین ترتیب عمل شده است. همچنین لازم به ذکر است که دو کلمه پتروفیزیک و چاه‌پیمایی با یکدیگر معادل نیستند و علم پتروفیزیک به تخمین پارامترهای مختلفی نظیر لیتولوژی، تخلخل، اشباع سیالات و ... از روی نمودارهای چاه‌پیمایی می‌پردازد و چاه‌پیمایی به تهیه نمودارها و بررسی خصوصیات آنها مربوط می‌شود؛ ولی گاهی اوقات در برخی مقالات و کتب مشاهده می‌شود که این دو کلمه به جای یکدیگر استفاده می‌شوند.

## 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 چاه‌پیمایی 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 منحنی نمودارهای چاه‌های مجاور به طریق مصنوعی ایجاد نمود که بدین‌منظور از تکنیک شبکه‌های عصبی مصنوعی در این پایان‌نامه استفاده شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی که با الهام از مغز انسان پایه‌ریزی شده‌اند از سال ۱۹۹۱ در کارهای زمین‌شناسی و ژئوفیزیکی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. اساس عملکرد این شبکه‌ها بر پایه پردازش اطلاعات بر مبنای آموزش قبلی است. پس از آموزش مناسب می‌توان ورودی‌های جدید را به شبکه عصبی مصنوعی ارائه نمود و خروجی(ها) را تخمین زد. این تکنیک قادر است روابط غیرخطی بین ورودی‌ها و خروجی(ها) را در هر نوع مسئله تخمینی بشناسد. طراحی یک شبکه عصبی مصنوعی برای مهندسی اکتشاف نفت، شامل تعیین کردن سیستمی است که بتواند داده‌های ورودی که بیش‌تر شامل نمودارهای چاه‌پیمایی و اطلاعات لرزه‌نگاری است را گرفته و خروجی(ها) را که بیش‌تر شامل نمودارهای خاص چاه‌پیمایی و یا تغییرات نفوذپذیری، تخلخل، لیترولوژی و به عبارت دیگر پارامترهای مهم پتروفیزیکی مخزن در توسعه یک میدان نفتی هستند را پیش‌بینی کند.

در این پایان‌نامه، رهیافت فوق برای مدل‌سازی یک شبکه عصبی مصنوعی و تعمیم آن جهت پیش‌بینی و تخمین یکی از مهم‌ترین نمودارهای پتروفیزیکی چاه تحت عنوان فاکتور فتوالکتریک (Pef) به کار می‌رود. بدین‌منظور 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، یک برنامه کامپیوتری بر اساس الگوریتم پس انتشار خطا برای شبکه مورد نظر نوشته شد.

پس از طراحی شبکه مورد نظر و انجام بررسی‌های لازم، پارامترهای مؤثر بر پیش‌بینی نمودار Pef 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 (ماتریس وزن و بردار بایاس)، این شبکه برای هر یک از چاه‌ها تعمیم داده شد. پس از انجام مراحل فوق، نمودار Pef

## فهرست مطالب

عنوان ..... صفحه

### فصل اول: کلیات

۱-۱- مقدمه .....	۱
۲-۱- تاریخچه شبکه‌های عصبی مصنوعی .....	۳
۱-۲-۱- تاریخچه شبکه‌های عصبی مصنوعی با قانون یادگیری پس انتشار خطا .....	۴
۳-۱- سابقه مطالعات انجام شده .....	۵
۴-۱- ضرورت انجام مطالعه .....	۶
۵-۱- هدف و روش انجام مطالعه .....	۷
۶-۱- نگاهی به فصل‌های پایان نامه .....	۸

### فصل دوم: نمودارهای چاه‌پیمایی مورد استفاده در ارزیابی

۱-۲- مقدمه .....	۱۰
۲-۲- تاریخچه چاه‌پیمایی .....	۱۰
۳-۲- نمودارهای چاه‌پیمایی .....	۱۱
۴-۲- نمودارهای مورد استفاده در مطالعه حاضر .....	۱۱
۵-۲- نمودار صوتی .....	۱۲
۱-۵-۲- ابزار نمودارگیری صوتی .....	۱۲
۲-۵-۲- شکل ظاهری نمودار صوتی .....	۱۳
۶-۲- نمودارهای رادیواکتیو .....	۱۳
۱-۶-۲- مواد رادیواکتیو .....	۱۴
۲-۶-۲- انواع برخورد‌های اشعه گاما ( $\gamma$ ) با اجسام .....	۱۴
۳-۶-۲- نمودار پرتو گاما .....	۱۶
۴-۶-۲- نمودار جرم مخصوص یا دانسیته سازند (LDT) .....	۱۷
۵-۶-۲- نمودار نوترون جبران شده (CNL) یا شاخص هیدروژن گاما (NPHI) .....	۱۸
۷-۲- نمودارهای مقاومت ویژه الکتریکی .....	۱۹
۱-۷-۲- نمودارهای جریان متمرکز یا لاترولاگ .....	۱۹
۲-۷-۲- نمودارهای القایی .....	۲۱

### فصل سوم: زمین‌شناسی میدان نفتی اهواز

۱-۳- مقدمه .....	۲۳
۲-۳- موقعیت میدان نفتی اهواز .....	۲۳



عنوان	صفحه
۳-۳- مخزن آسماری میدان اهواز.....	۲۵
۴-۳- ساختمان مخزن آسماری .....	۲۶
۵-۳- چینه شناسی و محیط رسوبی.....	۲۶
۶-۳- زون بندی .....	۲۸

### فصل چهارم: مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی

۱-۴- مقدمه.....	۳۰
۲-۴- مبانی بیولوژیکی شبکه‌های عصبی مصنوعی .....	۳۱
۳-۴- اجزای تشکیل دهنده شبکه عصبی مصنوعی.....	۳۲
۱-۳-۴- نرون‌ها (عناصر محاسباتی).....	۳۲
۲-۳-۴- لایه‌ها.....	۳۲
۳-۳-۴- مدل پایه یک نرون مصنوعی .....	۳۳
۴-۴- مفاهیم شبکه‌های عصبی مصنوعی .....	۳۵
۱-۴-۴- ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی .....	۳۶
۱-۴-۴- الف - شبکه‌های عصبی مصنوعی پیشخور.....	۳۷
۱-۴-۴- ب - شبکه‌های عصبی مصنوعی پسخور.....	۳۹
۲-۴-۴- توابع محرک ( تبدیل ).....	۳۹
۳-۴-۴- شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان سیستم‌های دینامیکی آموزش پذیر.....	۴۲
۳-۴-۴- الف - گونه‌های مختلف آموزش در شبکه‌های عصبی مصنوعی.....	۴۳
۴-۴-۴- آموزش شبکه عصبی مصنوعی .....	۴۶
۵-۴-۴- کنترل آموزش.....	۴۶
۵-۴-۴- تعمیم یافتگی در مقابل حفظ .....	۴۷
۶-۴-۴- تعیین بهترین اندازه برای شبکه.....	۴۷
۷-۴-۴- پرسپترون .....	۴۷
۸-۴-۴- قانون پس انتشار خطا .....	۴۹
۱-۸-۴- الگوریتم پس انتشار خطا.....	۴۹
۲-۸-۴- محدودیت الگوریتم پس انتشار خطا.....	۵۴

### فصل پنجم: پیش‌بینی نمودار Pef با شبکه عصبی مصنوعی

۱-۵- اطراحی شبکه مورد نظر .....	۵۶
۲-۵- انتخاب مجموعه داده‌ها.....	۵۷
۳-۵- آماده کردن الگوهای ورودی .....	۵۸
۴-۵- نحوه ارائه داده‌های یادگیری.....	۵۹

عنوان	صفحه
۵-۵- تعداد نرون‌های لایه میانی .....	۵۹
۵-۶- برنامه‌نویسی کامپیوتری .....	۶۵
۵-۶-۱- معرفی نرم افزار Matlab .....	۶۵
۵-۶-۲- برنامه‌نویسی .....	۶۶
۵-۷- آموزش شبکه عصبی مصنوعی Pef .....	۶۹
۵-۷-۱- نتایج بررسی چاه‌های ۱۳۸ و ۱۳۹ در مرحله یادگیری .....	۷۰
۵-۸- معیارهای اتمام آموزش .....	۷۴
۵-۹- تعمیم‌دهی .....	۷۵
۵-۹-۱- تعمیم شبکه عصبی مصنوعی Pef .....	۷۵
۵-۹-۲- نتایج بررسی چاه‌های ۱۳۸ و ۱۳۹ در مرحله تعمیم .....	۷۶

#### فصل ششم: جمع‌بندی، نتیجه‌گیری و پیشنهادات

۶-۱- جمع‌بندی .....	۸۱
۶-۱-۱- قابلیت‌های عملیاتی شبکه پرسپترون چند لایه (MLP) .....	۸۱
۶-۱-۲- معایب شبکه‌های عصبی مصنوعی .....	۸۲
۶-۲- نتیجه‌گیری .....	۸۲
۶-۳- پیشنهادات .....	۸۴
فهرست منابع .....	۸۶
پیوست (الف): نتایج ارزیابی چاه‌ها .....	۹۱
پیوست (ب): مشخصات زون‌های مختلف سازند آسماری .....	۱۰۷

## فهرست جداول

صفحه	عنوان
۱۳	جدول (۱-۲): سرعت و زمان سیر موج در سازندهای مختلف
۴۲	جدول (۱-۴): توابع تبدیل با علائم قراردادی
۵۸	جدول (۱-۵): مشخصات چاه های انتخابی از میدان نفتی اهواز

## فهرست اشکال

صفحه	عنوان
۱۵	شکل (۱-۲): مقدار Pef در برخی از سنگ‌ها و کانی‌ها
۱۶	شکل (۲-۲): لاگ چاه پیمایی شامل نمودار Pef
۲۱	شکل (۳-۲): لاگ چاه پیمایی شامل نمودارهای گاما، دانسیته، مقاومت‌ویژه و Pef
۲۴	شکل (۱-۳): موقعیت میدان نفتی اهواز در میان میادین نفتی جنوب غرب ایران
۲۵	شکل (۲-۳): نقشه پراکندگی چاه‌های مورد استفاده در این پروژه، واقع در میدان نفتی اهواز
۲۷	شکل (۳-۳): شمای کلی واحدهای سنگ‌چینه‌ای حوضه رسوبی زاگرس
۳۱	شکل (۱-۴): طرح یک نرون بیولوژیکی
۳۴	شکل (۲-۴): مدل پایه یک نرون مصنوعی
۳۴	شکل (۳-۴): ورودی‌ها باید از آستانه معینی تجاوز کنند تا نرون بتواند آتش کند
۳۵	شکل (۴-۴): شیوه عملکرد یک نرون مصنوعی
۳۸	شکل (۵-۴): ساختار الگوریتم پس انتشار خطا
۳۹	شکل (۶-۴): شبکه پسخور
۴۱	شکل (۷-۴): تابع تبدیل سیگموئیدی
۴۱	شکل (۸-۴): تابع تبدیل سیگموئیدی
۴۴	شکل (۹-۴): حداقل واقعی و حداقل محلی
۴۸	شکل (۱۰-۴): ساختار یک شبکه پرسپترون چند لایه
۵۳	شکل (۱۱-۴): الگوریتم پس انتشار خطا
	شکل (۱۵-الف): پاسخ شبکه Pef (A) را در برابر Pef (T) مطلوب با تعداد ۵۰ نرون لایه میانی نشان می‌دهد
۶۱	شکل (۱۵-ب): پاسخ شبکه Pef (A) را در برابر Pef (T) مطلوب با تعداد ۴۰ نرون لایه میانی نشان می‌دهد
۶۱	شکل (۱۵-ج): پاسخ شبکه Pef (A) را در برابر Pef (T) مطلوب با تعداد ۳۰ نرون لایه میانی نشان می‌دهد
۶۲	شکل (۱۵-د): پاسخ شبکه Pef (A) را در برابر Pef (T) مطلوب با تعداد ۲۰ نرون لایه میانی نشان می‌دهد
۶۲	شکل (۱۵-ه): پاسخ شبکه Pef (A) را در برابر Pef (T) مطلوب با تعداد ۱۰ نرون لایه میانی نشان می‌دهد
۶۳	شکل (۲-۵): شبکه با دو لایه میانی که Pef (A) پیش‌بینی شده را در برابر Pef مطلوب (T) با تعداد ۱۰ نرون در لایه میانی اول و ۱۲ نرون در لایه میانی دوم نشان می‌دهد
۶۴	

۶۴	شکل (۳-۵): شبکه پرسپترون سه لایه با یک لایه میانی
۶۸	شکل (۴-۵): فلوجارت برنامه تهیه شده مربوط به مرحله یادگیری (Training)
۶۹	شکل (۵-۵): فلوجارت برنامه تهیه شده مربوط به مرحله تعمیم (Generalization)
۷۰	شکل (۵-۶الف): منحنی تغییرات مجموع مربعات خطا در برابر سیکل انجام شده برای چاه ۱۳۸
۷۱	شکل (۵-۶ب): منحنی تغییرات مجموع مربعات خطا در برابر سیکل انجام شده برای چاه ۱۳۹
۷۱	شکل (۵-۷الف): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای آموزش چاه ۱۳۸
۷۲	شکل (۵-۷ب): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای آزمایش چاه ۱۳۸
۷۲	شکل (۵-۷ج): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای آزمون چاه ۱۳۸
۷۲	شکل (۵-۸الف): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای آموزش چاه ۱۳۹
۷۳	شکل (۵-۸ب): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای آزمایش چاه ۱۳۹
۷۳	شکل (۵-۸ج): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای آزمون چاه ۱۳۹
۷۴	شکل (۵-۹الف): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای تعمیم چاه ۱۳۸
۷۶	شکل (۵-۹ب): مقایسه بین منحنی های Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای تعمیم چاه ۱۳۸
۷۷	شکل (۵-۹ج): مقایسه بین منحنی های Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای تعمیم چاه ۱۳۸ برای نمونه های ۵۵۰ تا ۷۵۰
۷۷	شکل (۵-۱۰الف): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای تعمیم چاه ۱۳۹
۷۸	شکل (۵-۱۰ب): مقایسه بین منحنی های Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای تعمیم چاه ۱۳۹
۷۸	شکل (۵-۱۰ج): مقایسه بین منحنی های Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای تعمیم چاه ۱۳۹ برای نمونه های ۶۵۰ تا ۱۲۰۰
۷۹	شکل (پ الف ۱-): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای آموزش چاه ۲۴۵

شکل (پ-الف ۲): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای آزمایش	چاه ۲۴۵
۹۲	.....
شکل (پ-الف ۳): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای آزمون	چاه ۲۴۵
۹۳	.....
شکل (پ-الف ۴): منحنی تغییرات مجموع مربعات خطا در برابر سیکل انجام شده برای	چاه ۲۴۵
۹۳	.....
شکل (پ-الف ۵): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای تعمیر	چاه ۲۴۵
۹۴	.....
شکل (پ-الف ۶): مقایسه بین منحنی های Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای تعمیر	چاه ۲۴۵
۹۴	.....
شکل (پ-الف ۷): مقایسه بین منحنی های Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای تعمیر چاه	۲۴۵ برای نمونه های ۱۰۰۰ تا ۱۵۰۰
۹۵	.....
شکل (پ-الف ۸): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای آموزش	چاه ۲۴۶
۹۵	.....
شکل (پ-الف ۹): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای آزمایش	چاه ۲۴۶
۹۶	.....
شکل (پ-الف ۱۰): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای آزمون	چاه ۲۴۶
۹۶	.....
شکل (پ-الف ۱۱): منحنی تغییرات مجموع مربعات خطا در برابر سیکل انجام شده برای	چاه ۲۴۶
۹۷	.....
شکل (پ-الف ۱۲): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای تعمیر	چاه ۲۴۶
۹۷	.....
شکل (پ-الف ۱۳): مقایسه بین منحنی های Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای تعمیر	چاه ۲۴۶
۹۸	.....
شکل (پ-الف ۱۴): مقایسه بین منحنی های Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای تعمیر چاه	۲۴۶ برای نمونه های ۴۵۰ تا ۱۰۰۰
۹۸	.....
شکل (پ-الف ۱۵): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای آموزش	چاه ۲۵۳
۹۹	.....
شکل (پ-الف ۱۶): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای آزمایش	چاه ۲۵۳
۹۹	.....
شکل (پ-الف ۱۷): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای آزمون	چاه ۲۵۳
۱۰۰	.....

شکل (پ-الف-۱۸): منحنی تغییرات مجموع مربعات خطا در برابر سیکل انجام شده برای	چاه ۲۵۳
۱۰۰.....	
شکل (پ-الف-۱۹): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای تعمیر	چاه ۲۵۳
۱۰۱.....	
شکل (پ-الف-۲۰): مقایسه بین منحنی های Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای تعمیر	چاه ۲۵۳
۱۰۱.....	
شکل (پ-الف-۲۱): مقایسه بین منحنی های Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای تعمیر چاه	۲۵۳ برای نمونه های ۱۰۰۰ تا ۱۵۰۰
۱۰۲.....	
شکل (پ-الف-۲۲): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای آموزش	چاه ۲۵۹
۱۰۲.....	
شکل (پ-الف-۲۳): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای آزمایش	چاه ۲۵۹
۱۰۳.....	
شکل (پ-الف-۲۴): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای آزمون	چاه ۲۵۹
۱۰۳.....	
شکل (پ-الف-۲۵): منحنی تغییرات مجموع مربعات خطا در برابر سیکل انجام شده برای	چاه ۲۵۹
۱۰۴.....	
شکل (پ-الف-۲۶): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای تعمیر	چاه ۲۵۹
۱۰۴.....	
شکل (پ-الف-۲۷): مقایسه بین منحنی های Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای تعمیر	چاه ۲۵۹
۱۰۵.....	
شکل (پ-الف-۲۸): مقایسه بین منحنی های Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای تعمیر چاه	۲۵۹ برای نمونه های ۱۵۰ تا ۷۰۰
۱۰۵.....	
شکل (پ-الف-۲۹): بررسی ساختارهای مختلف شبکه با یک لایه میانی و تعداد مختلف نرون ها	برای هر کدام از ۶ حلقه چاه
۱۰۶.....	
شکل (پ-ب-۱): نقشه کنتور زیرزمینی (U.G.C) میدان نفتی اهواز بر اساس شروع سازند	آسماری
۱۱۲.....	

فصل اول:

کلیات



## فصل اول: کلیات

### ۱-۱- مقدمه:

ارزیابی مخزن، نقش بسیار مهمی در صنعت نفت ایفا می‌کند. مهم‌ترین پارامترهای پتروفیزیکی<sup>۱</sup> مورد نیاز برای ارزیابی کمی یک مخزن شامل تخلخل، اشباع هیدروکربور، ضخامت، نفوذپذیری و البته جنس سنگ مخزن می‌باشند. برای اندازه‌گیری هر یک از پارامترهای مذکور، دو روش مستقیم<sup>۲</sup> و غیرمستقیم<sup>۳</sup> وجود دارد. روش مستقیم، دسترسی مستقیم به نمونه سنگ مخزن از طریق مغزه‌گیری و اندازه‌گیری هر یک از پارامترهای مذکور در آزمایشگاه است که با توجه به هزینه بالای مغزه‌گیری، 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 اندازه‌گیری پارامترهای مذکور، علم چاه‌پیمایی<sup>۴</sup> نام دارد. چاه‌پیمایی یکی از رشته‌های مهم در اکتشاف و استخراج نفت و گاز می‌باشد و پیدایش نمودارهای الکتریکی آن به بیش از نیم قرن پیش برمی‌گردد. از آن زمان تاکنون بسیاری از ابزارهای چاه‌پیمایی 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. استفاده از این نمودارها در ایران به اواخر سال ۱۹۳۰ میلادی برمی‌گردد و امروزه در کلیه چاه‌هایی که به منظور اکتشاف و یا استخراج حفاری می‌شوند، متناسب با نیاز، مجموعه‌ای از این نمودارها در چاه رانده<sup>۵</sup> می‌شوند. محاسبات و آنالیز اطلاعات و داده‌های مختلف چاه‌پیمایی نقش مهمی در مطالعه و بهره‌برداری از مخازن هیدروکربوری دارد. این محاسبات دارای

---

1-Petrophysic  
2-Direct Method  
3-Indirect Method  
4-Well Logging  
5 -Run

ماهیتی بسیار تخصصی و پیچیده می‌باشند. یکی از موارد مهم و عمده کسب اطلاعات خام از این مخازن، برداشت نمودارهای 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<sup>۱</sup> اشاره نمود [۱۵]. از شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدل سازی و شبیه سازی سیستم‌های غیرخطی استفاده می‌شود، همچنین برای حل مسائلی که رابطه ریاضی خاصی بین پارامترها وجود ندارد می‌توان از شبکه‌های عصبی مصنوعی کمک گرفت [۸]. در مقایسه با روش زمین آمار که مستلزم رسم واریوگرام‌های<sup>۲</sup> 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 [۱۵] 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

1 -Artificial Neural Networks: ANN

2 -Variogram

است. به خاطر وجود شباهت‌های ساختاری بین این شبکه‌ها با ساختار عصبی مغز انسان، این شبکه‌ها همانند مغز انسان دارای قابلیت‌ها و ظرفیت‌های 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 قانون یادگیری پس انتشار خطا که برای انجام این تحقیق به‌کار رفته است توضیحاتی داده می‌شود و در ادامه ضرورت و هدف انجام پروژه پی‌گیری خواهد شد.

## ۲-۱- تاریخچه شبکه‌های عصبی مصنوعی:

شبکه‌های عصبی مصنوعی با الهام از سیستم عصبی مغز انسان به وجود آمده‌اند. این شبکه‌ها قابلیت یادگیری دارند و قادرند روابط (الگوهای) بین ورودی‌ها و خروجی‌ها را تشخیص دهند. پس از آموزش مناسب می‌توان ورودی‌های جدید را به شبکه عصبی ارائه نمود و خروجی را تخمین زد. پیدایش شبکه‌های عصبی را می‌توان به اواخر قرن نوزدهم و اوایل قرن بیستم برگرداند، اما دیدگاه جدید شبکه‌های عصبی مصنوعی به سال ۱۹۴۳ و مقاله وارن مک‌کلوث<sup>۱</sup> و والتر پیتز<sup>۲</sup> برمی‌گردد [۲۳]، که در آن مدل اولیه نرون<sup>۳</sup> معرفی شده و نشان داده شده است که شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌توانند هر تابع حسابی و منطقی<sup>۴</sup> را محاسبه نمایند. در طی ۱۵ سال بعد، مطالعات و تحقیقات وسیعی بر روی جزییات مدل نرون و ارتباط شبکه‌های عصبی مصنوعی با برخی از سیستم‌های منطقی مانند ماشین‌های با حالات محدود انجام گرفت.

نخستین کاربرد عملی شبکه‌های عصبی مصنوعی در سال ۱۹۵۷، زمانی که فرانک روزنبلات<sup>۵</sup> شبکه پرسپترون<sup>۶</sup> یک لایه را معرفی نمود [۲۸] مطرح شد؛ هدف او از این کار تعیین وزن‌های مناسب شبکه برای انجام هر کار خاص بود. در همین زمان بود که ویدرو<sup>۷</sup> و هوف<sup>۸</sup> [۳۶] شبکه دیگری به نام

---

1-Warren McCulloch  
2-Walter Pitts  
3- Neuron  
4 -Arithmetic and Logical Function  
5 -Frank Rosenblatt  
6 -Perceptron  
7 -Widrow  
8 -Hoff

آدلاین<sup>۱</sup> را که از لحاظ ساختار شبیه شبکه پرسپترون بود، معرفی نمودند. در روش‌هایی که توسط این افراد معرفی شد، وزن‌های شبکه در طی یک فرآیند تکراری تغییر کرده و چنان تنظیم می‌گردند که خطای خروجی شبکه به حداقل برسد.

مینسکی<sup>۲</sup> و پاپرت<sup>۳</sup> [۲۴] در سال ۱۹۶۹ نشان دادند که شبکه پرسپترون یک لایه تنها قادر به حل گروه کوچکی از مسائل می‌باشد. در خلال دهه ۱۹۸۰، رشد تکنولوژی میکروپروسورها روند صعودی داشت و تحقیقات بر روی شبکه‌های عصبی فزونی یافت و ایده‌های بسیار جدیدی مطرح شدند. در این زایش دوباره شبکه‌های عصبی دو نگرش قابل تأمل می‌باشد:

استفاده از مکانیسم تصادفی جهت توضیح عملکرد یک طبقه وسیع از شبکه‌های برگشتی<sup>۴</sup> که می‌توان آن‌ها را جهت ذخیره‌سازی اطلاعات استفاده نمود، این ایده توسط جان‌هاپفیلد<sup>۵</sup> [۱۷] مطرح شد. دومین ایده مهم که کلید توسعه شبکه‌های عصبی مصنوعی در دهه ۱۹۸۰ شد، الگوریتم «پس انتشار خطا»<sup>۶</sup> می‌باشد که توسط دیوید راملهارت<sup>۷</sup> و جیمز مک‌کلند<sup>۸</sup> [۲۹] مطرح گردید. با بروز این دو ایده شبکه‌های عصبی مصنوعی متحول شدند [۲۲]. اساس عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی به صورت پردازش اطلاعات بر مبنای آموزش قبلی است و در کارهای مهندسی نفت معمولاً آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی با استفاده از الگوریتم پس انتشار خطا می‌باشد.

### ۱-۲-۱- تاریخچه شبکه‌های عصبی مصنوعی با قانون یادگیری پس انتشار خطا:

در دهه ۱۹۸۰ با ابداع روش پس انتشار خطا، بار دیگر اهمیت و کاربرد شبکه‌های مصنوعی مد نظر قرار گرفت. از قانون یادگیری «پس انتشار خطا» برای آموزش شبکه‌های پرسپترون چند لایه<sup>۹</sup> استفاده می‌کنند. هر چند استفاده از عبارت «پس انتشار (BP)» عملاً پس از سال ۱۹۸۵ متداول گشت، لکن نخستین توصیف الگوریتم BP توسط پاول وربز<sup>۱۰</sup> در سال ۱۹۷۴ در رساله دکترایش مطرح

1 -ADAPtive LINear Element (ADALINE)

2 -Minsky

3 -Papert

4 -Feedback (Recurrent)

5 -John Hopfield

6 -Error Back-Propagation: BP

7 -Daivid Rumelhart

8 -James McClelland

9 -Multi-layer Perceptron: MLP

10 -Paul Werbos

شد. در این رساله، الگوریتم BP تحت مفهوم شبکه‌های عمومی ارائه شد. این الگوریتم در دنیای شبکه‌های عصبی مصنوعی ظاهر نشد تا این که در اواسط دهه ۱۹۸۰ الگوریتم BP دوباره کشف و به طور وسیعی مطرح شد. این الگوریتم به طور مستقل در سال ۱۹۸۵ توسط گروه دیوید راملهارت [۲۹] تدوین و تکمیل گردید. توسعه الگوریتم BP با فراهم آوردن روش محاسباتی مؤثری، تحولی در شبکه‌های عصبی مصنوعی ایجاد نمود؛ زیرا شبکه‌های MLP با قاعده آموزش BP، هم‌چنان بیش‌ترین کاربرد را در حل مسائل فنی - مهندسی دارند. همان‌طور که قبلاً اشاره شد در بعضی موارد در بخش‌هایی از یک چاه و یا برای کل چاه ممکن است نمودار خاصی از نمودارهای چاه‌پیمایی که برای ارزیابی مخزن نیز بسیار مهم می‌باشند، وجود نداشته باشد و برداشت مجدد آن‌ها نیز به دلایل اشاره شده میسر نباشد، پس در این‌جا ضروری است که به گونه‌ای بتوان مسئله را حل کرد. یکی از روش‌های مؤثر برای حل این مسئله، استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد.

### ۳-۱- سابقه مطالعات انجام شده:

شبکه‌های عصبی مصنوعی توانایی آن را دارند که روابط و وابستگی‌های شدیداً غیرخطی و پیچیده را از حجم عظیمی از داده‌ها یاد بگیرند [۸]. اطلاعات و دانش آموخته شده توسط شبکه در اتصالات شبکه ذخیره شده و بازیافت این اطلاعات نیز به راحتی و با ارجاع یک سری داده‌های ورودی به شبکه انجام می‌شود [۱۳]. به عنوان مثال در مورد کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی و تخمین تخلخل و نفوذپذیری می‌توان به کارهای هانگ<sup>۱</sup> [۱۸] و هانگ و همکارانش<sup>۲</sup> [۱۹] و محقق و همکاران<sup>۳</sup> [۲۵] اشاره نمود. در برخی از کارهای تحقیقاتی انجام شده در زمینه پتروفیزیک می‌توان به کار آقای والز و همکارانش<sup>۴</sup> [۳۴ و ۳۵] 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<sup>۵</sup> و همکاران در سال ۱۹۹۸ [۲۱] نشان دادند که چگونه می‌توان به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی و با استفاده از داده‌های لرزه‌ای و

1-Huang and Williamson

2-Huang , Shimeld , Williamson and katsube

3- Mohagheh et al.

4-Walls et al.

5-Liu.Z., and Liu.J.

اطلاعات نمودارهای صوتی؛ اقدام به پیش‌بینی نمودار تخلخل و نمودارهای شیلی نمود. آقای هامپسون<sup>۱</sup> و همکاران در سال ۲۰۰۰ با استفاده از داده‌های لرزه‌ای و شبکه‌های عصبی مصنوعی نمودار تخلخل را پیش‌بینی کردند [۱۴].

در زمینه چاه‌پیمایی می‌توان کار آقای زنگ و همکاران<sup>۲</sup> در سال ۱۹۹۹ را نام برد که ایشان به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی به مدل‌سازی مستقیم داده‌های لاترولاگ دوگانه<sup>۳</sup> و میکرولاترولاگ دوگانه<sup>۴</sup> پرداخته‌اند [۳۹]. آقای زنگ در سال ۲۰۰۰ نیز با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی اقدام به مدل‌سازی<sup>۵</sup> مدل‌های مختلف زمین با استفاده از داده‌های لاتروگ دوگانه با قدرت تفکیک‌پذیری بالا نمود [۴۰]. آقای جرالدفیتز<sup>۶</sup> و همکارانش در سال ۱۹۹۹ با استفاده از نمودارهای وایرلاین<sup>۷</sup> (نمودار تخلخل نوترون، دانسیته، امواج طولی و امواج عرضی و لاتروگ دوگانه) و شبکه‌های عصبی مصنوعی، شکستگی‌های موجود در زمین را پیش‌بینی کردند [۱۲]، در ضمن خانم ماری پولتن<sup>۸</sup> 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].

#### ۴-۱- ضرورت انجام مطالعه:

در ارزیابی‌های پتروفیزیکی هنگامی که نمودارهای لازم برای یک چاه به اندازه کافی در دسترس نباشند، نمی‌توان یک تفسیر دقیق و واقعی از سنگ‌شناسی و اشباع سیالات درون چاه ارائه نمود. این مسئله به ویژه در پردازش و تفسیر مجدد نمودارهای قدیمی حائز اهمیت می‌باشد. به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی و با استفاده از داده‌های پتروفیزیکی چاه‌هایی که دارای مجموعه کامل نمودارهای چاه‌پیمایی هستند، نمودارهای مورد نظر تخمین زده می‌شوند. با نگاهی به کارهای تحقیقاتی انجام شده و مطالب مذکور در مباحث پیشین مشخص می‌شود تاکنون کاری که منحصرأ مربوط به پیش‌بینی نمودارهای چاه‌پیمایی با استفاده از سایر نمودارهای چاه‌پیمایی موجود باشد، صورت نگرفته

1 -Hampson et al.

2 - Zhang et al.

3 - Dual Laterolog: DLL

4 -Microlaterolog

5 - Forward Modeling

6 - Fits Gerald et al.

7 - Wireline Logs

8 -Mary M.Poulton

است. با توجه به توانمندی شبکه‌های عصبی مصنوعی در پردازش، تفسیر و تشخیص روابط پیچیده بین داده‌های مختلف (به عنوان مثال نمودارهای مختلف چاه‌پیمایی)، تقریب توابع غیرخطی، طبقه‌بندی و تفکیک الگو، به نظر می‌رسد که با استفاده از این روش بتوان در این زمینه کار مؤثری را ارائه نمود. از مزایای این روش نسبت به روش زمین‌آمار در این است که مهم‌ترین مسئله در زمین‌آمار رسم واریوگرام می‌باشد که برای رسم آن باید تعداد نمونه‌های موجود، به اندازه کافی باشند و همچنین فاصله نمونه‌گیری نیز مهم است و چون هدف از این پروژه پیش‌بینی نمودار برای چاه‌ها می‌باشد، و به علت این که در یک میدان نفتی ممکن است چاه‌ها از یکدیگر فاصله زیادی داشته باشند، استفاده از روش شبکه‌های عصبی، در صورتی که به جواب مورد نظر همگرا شود توصیه می‌گردد. از این رو ضروری است در این زمینه مطالعات بیشتری صورت گیرد که پایان‌نامه حاضر در راستای تحقق این مهم انجام شده است.

#### ۵-۱- هدف و روش انجام مطالعه:

هدف از این مطالعه طراحی یک شبکه عصبی مصنوعی و تعمیم آن جهت پیش‌بینی نمودارهای چاه‌پیمایی در چاه‌های قدیمی و یا چاه‌های فاقد نمودار به کمک داده‌های چاه‌های مجاور می‌باشد که مطالعات موردی آن برای میدان نفتی اهواز صورت می‌گیرد. بدین منظور ابتدا با توجه به نوع کار و بررسی مقالات مختلف مربوط به این موضوع، شبکه مورد نظر انتخاب گردید، سپس ورودی‌های مؤثر برای پیش‌بینی نمودار مورد نظر انتخاب شدند و آن‌گاه به کمک شرکت ملی مناطق نفت‌خیز جنوب، یک میدان نفتی انتخاب گردید و اطلاعات چاه‌پیمایی موجود مربوط به تعداد محدودی چاه واقع در این میدان (میدان اهواز) به صورت فایلی جداگانه در اختیار ما قرار داده شد. سپس جزئیات طراحی شبکه عصبی مصنوعی مورد نظر بررسی شد و الگوریتم مربوط به این کار تهیه گردید و برنامه آن در محیط کاری نرم‌افزار Matlab نوشته شد و نتایج حاصل از اجرای برنامه بر روی داده‌های واقعی مربوط به چاه‌های مختلف تست شد. مراحل انجام کار بدین صورت است که ابتدا شبکه به کمک اطلاعات موجود آموزش داده می‌شود و پس از انتخاب شبکه بهینه و رسم منحنی‌های مربوط، پارامترهای مجهول پیش‌بینی می‌گردند.

## ۱-۶- نگاهی به فصل‌های پایان‌نامه:

در نگارش متن پایان‌نامه، سعی شده است به نکات مهم و اساسی در زمینه چاه‌پیمایی و شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداخته شود. این پایان‌نامه مشتمل بر شش فصل می‌باشد:

در فصل اول به بیان کلیات و نقش چاه‌پیمایی در صنعت نفت و توضیح شبکه‌های عصبی مصنوعی و تاریخچه مختصری در مورد آن‌ها پرداخته شده و ضرورت و هدف انجام پایان‌نامه نیز شرح داده شده است و پس از آن در فصل دوم به بررسی برخی از نمودارهای چاه‌پیمایی مورد استفاده در این پایان‌نامه که شامل نمودارهای تخلخل، اشعه گاما، مقاومت ویژه، قطرسنجی و نمودار فاکتور جذب فتوالکتریک<sup>۱</sup> می‌باشند؛ پرداخته شده است. فصل سوم به توصیف زمین‌شناسی ناحیه مورد مطالعه اختصاص دارد. در فصل چهارم مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی و کلیات مربوط به آن‌ها شرح داده شده است. فصل پنجم که مهم‌ترین قسمت کار می‌باشد به چگونگی انجام پروژه و آنالیز داده‌ها اختصاص دارد و در نهایت در فصل ششم به بیان نتیجه‌گیری پرداخته می‌شود. با توجه به این‌که نمودارهای حاصل از اجرای برنامه مربوط به ۶ حلقه چاه می‌باشند، در متن، فقط نمودارهای مربوط به ۲ حلقه چاه آورده شده و بقیه نمودارها در پیوست (الف) نمایش داده شده‌اند، در پیوست (ب) مشخصات زون‌های مختلف سازند آسماری توضیح داده شده و اطلاعات نمودارهای چاه‌پیمایی مورد استفاده در ارزیابی در پیوست، به صورت CD آورده شده‌اند.

---

1- Photo Electric Factor: Pef



## فصل دوم:

نمودارهای چاه پیمایی  
مورد استفاده در ارزیابی

## فصل دوم: نمودارهای چاه‌پیمایی مورد استفاده در ارزیابی

### ۱-۲- مقدمه:

در فصل قبل به بیان مطالب کلی در مورد شبکه‌های عصبی مصنوعی و چاه‌پیمایی، هدف از اجرای پایان‌نامه و ساختار آن پرداخته شد و در این فصل نمودارهای چاه‌پیمایی مورد استفاده در این ارزیابی به طور مختصر شرح داده می‌شوند. در مطالعات چاه‌پیمایی، با توجه به شرایط چاه، تعدادی از پارامترهای فیزیکی که در شناخت زمین‌شناسی لایه‌های زیرین مفید می‌باشند اندازه‌گیری می‌شوند که با تلفیق نتایج بدست آمده از روش‌های مختلف چاه‌پیمایی در کنار دیگر اطلاعات موجود، می‌توان یک ارزیابی پیوسته از لایه‌های زمین‌شناسی زیر سطح زمین به دست آورد. مهم‌ترین پارامترهای پتروفیزیکی مورد نیاز برای ارزیابی کمی یک مخزن شامل تخلخل، اشباع هیدروکربور، ضخامت، نفوذپذیری، سنگ مخزن و لیتولوژی می‌باشند.

### ۲-۲- تاریخچه چاه‌پیمایی:

اولین نمودار الکتریکی در سال ۱۹۲۷ میلادی در یکی از چاه‌های میدان نفتی Pchelbornn و Alsace از استان‌های شمال غربی فرانسه رانده شد. این نمودار یک گراف ساده از مقاومت‌ویژه الکتریکی سازندهای سنگی چاه بود که به وسیله روش ایستگاهی<sup>۱</sup> ثبت گردید. ابزار اندازه‌گیری درون چاهی که سوند<sup>۲</sup> نامیده می‌شود، در مقابل هر کدام از لایه‌های درون چاه متوقف می‌شد و مقاومت اندازه‌گیری شده به صورت دستی رسم می‌شد. در سال ۱۹۲۹ میلادی، اولین نمودارهای مقاومت‌ویژه برای مقاصد اقتصادی در ونزوئلا، ایالات متحده آمریکا و روسیه مورد استفاده قرار گرفتند. اهمیت این نمودارها در تطابق لایه‌های هیدروکربن‌دار، در صنعت نفت به سرعت مورد توجه قرار گرفت. سپس از آن در سال ۱۹۳۱ میلادی نمودار پتانسیل خودزا نیز به نمودار مقاومت مخصوص افزوده شد و در

1 - Station

2 - Sond

همان سال برادران شلومیرژه روش ثبت مداوم و پیوسته را تکمیل کردند و اولین ثبات قلمی را نیز توسعه دادند. در سال ۱۹۳۶ ثبات مربوط به عکس برداری و بعضی از نمودارهای الکتریکی دیگر، نمودار مقاومت ویژه جانبی، نمودار شیبسنجی<sup>۱</sup>، پرتو گاما و نمودار نوترون معرفی و به تدریج توسعه داده شدند. پس از سال ۱۹۴۹ میلادی نمودار نوترون به صورت یک تعیین کننده تخلخل مورد توجه واقع شد و در سال‌های بعد نیز نمودارهای دیگر ابداع و به بازار عرضه شدند. نقش نمودارگیری در چاه‌های نفت به حدی است که می‌توان گفت ارزیابی دقیق مخازن، تعیین وضعیت لایه‌ها در اعماق مختلف زمین، وضعیت سیمان در پشت لوله جداری و موارد دیگر بدون استفاده از این نمودارها تقریباً غیر ممکن است [۳۱].

#### ۲-۳- نمودارهای چاه‌پیمایی:

یک نمودار چاه‌پیمایی، گرافی است در مقابل عمق که پارامترها و یا کمیت‌های فیزیکی اندازه‌گیری شده در یک چاه و یا پارامترهای مشتق شده از آن‌ها را به صورت منحنی عرضه می‌کند. تقریباً تمام نمودارهای مدرن مجموعه‌ای از چندین نمودار هستند [۳۰].

#### ۲-۴- نمودارهای مورد استفاده در مطالعه حاضر:

از آن‌جایی که توضیح کلیه نمودارهای چاه‌پیمایی و مطالب مربوط به آن‌ها به علت حجم زیاد، در این مطالعه مقدور نمی‌باشد، لذا فقط در مورد نمودارهای مورد استفاده توضیح مختصری داده می‌شود، این نمودارها عبارتند از:

نمودار صوتی با علامت DT، اشعه گاما با علامت GR<sup>۲</sup>، نمودار جرم مخصوص لایه یا دانسیته سازند با علامت RHOB یا  $\rho_b$ <sup>۳</sup>، نمودار نوترون اصلاح شده با علامت NPHI<sup>۴</sup>، نمودارهای

---

1 -Dipmeter

2 -Gamma Ray:GR

3- Bulk Density: pb

4- Neutron Porosity Hydrogen Index:NPHI

مقاومت‌ویژه الکتریکی ( نمودارهای LLD<sup>۱</sup>، LLS<sup>۲</sup>، MSFL<sup>۳</sup> در گل‌های پایه نمکی و نمودارهای القایی در گل‌های پایه نفتی ) و نمودار فاکتور فتوالکتریک با علامت Pef . دستگاه‌های اندازه‌گیری نمودارهای صوتی، نوترون اصلاح شده، جرم مخصوص لایه (همراه با نمودار فاکتور فتوالکتریک) را به ترتیب BHC<sup>۴</sup>، CNT<sup>۵</sup> و LDT<sup>۶</sup>، می‌نامند.

## ۲-۵- نمودار صوتی<sup>۷</sup>:

این دستگاه را که به اختصار BHC می‌نامند امواج صوتی را به درون سازند فرستاده و سپس زمان گذر امواج صوتی را در یک فوت سازند اندازه‌گیری می‌کند. این دستگاه قدیمی بوده و به مرور تکنیک آن توسعه داده شده است. با استفاده از اطلاعات ثبت شده توسط نمودارهای صوتی پارامترهایی از قبیل تخلخل، لیتولوژی و خواص فیزیکی و مکانیکی سنگ‌ها (جرم حجمی، مدول یانگ و ...) محاسبه می‌گردد [۳۲].

## ۲-۵-۱- ابزار نمودارگیری صوتی:

ابزار نمودارگیری صوتی در ساده‌ترین شکل خود، از یک فرستنده که پالس صوتی را می‌فرستد و از یک گیرنده که پالس صوتی را ثبت می‌کند تشکیل گردیده است. نمودار صوتی به طور ساده یک برداشت عمقی از مدت زمان  $t$ ، زمانی که لازم است تا موج صوتی طول یک فوت از سازند را طی کند، می‌باشد. 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 می‌کند [۳۱].

- 
- 1- Deep Laterolog: LLD
  - 2- Shallow Laterolog: LLS
  - 3-Micro Spherically Focused log: MSFL
  - 4-Bore Hole Compensated Sonic Tool: BHC
  - 5 -Compensated Neutron Tool: CNT
  - 6- Litho Density Tool: LDT
  - 7- Sonic Log

## ۲-۵-۲- شکل ظاهری نمودار صوتی:

سرعت صوت در سازندها از ۶۰۰۰ تا ۲۳۰۰۰ فوت بر ثانیه متغیر است. معمولاً واحد میکرو ثانیه بر فوت برای زمان سیر موج صوتی در سازندها استفاده می‌شود. در یک سازند متراکم دولومیتی سرعت صوت حدود  $44 \mu \text{sec/ft}$  و برای آب حدود  $190 \mu \text{sec/ft}$  می‌باشد. زمان عبور موج صوتی معمولاً بر روی تراک‌های ۲ و ۳ نمودار با مقیاس خطی ثبت می‌شود [۳۱]. در جدول (۱-۲) سرعت و زمان سیر موج در سازندهای مختلف نشان داده می‌شود.

جدول (۱-۲): سرعت و زمان سیر موج در سازندهای مختلف [۶]

نوع سنگ	سرعت صوت در خمیره سنگ (فوت بر ثانیه) $V_m$	زمان سیر صوت در خمیره سنگ (میکروثانیه بر فوت) ( $\Delta t_m$ )
ماسه سنگ مست	۱۷۰۰۰	۵۸/۸
ماسه سنگ نیمه متراکم	۱۸۰۰۰ - ۱۹۵۰۰	۵۵/۶
ماسه سنگ متراکم	۱۹۰۰۰	۵۲/۶
سنگ آهک	۲۱۰۰۰ - ۲۳۰۰۰	۴۳/۵ تا ۴۷/۶
دولومیت	۲۳۰۰۰ - ۲۶۰۰۰	۳۸/۵ تا ۴۳/۵
شیل	۱۶۰۰۰ - ۶۰۰۰	۱۶۷
کلسیت	۲۲۰۰۰	۴۵/۵
انیدریت	۲۰۰۰۰	۵۰
گرانیت	۲۰۰۰۰	۵۰
ژیپس	۱۹۰۰۰	۵۲/۶
کوارتز	۱۸۰۰۰	۵۵/۶
نمک	۱۵۰۰۰	۶۶/۷
لوله جداری فولادی	۱۷۰۰۰	۵۷

## ۲-۶- نمودارهای رادیواکتیو:

سالهاست که استفاده از خواص رادیواکتیویته طبیعی سنگ‌ها و تحریک تشکیلات، توسط چشمه های مصنوعی رادیواکتیویته و دریافت جواب‌های حاصل، در مطالعات چاه‌پیمایی مرسوم شده است. اساس روش‌های مختلف رادیواکتیو بر خواص رادیواکتیویته طبیعی سنگ‌ها و یا پرتودهی آن‌ها توسط

منابع مصنوعی رادیواکتیو و ثبت پرتوهای گسیل شده از آن‌ها مبتنی است، بنابراین در این روش‌ها بررسی رادیواکتیو سنگ‌ها اساس کار خواهد بود. روش‌های مرسوم رادیواکتیویته عبارتند از:

- ۱- اندازه‌گیری تشعشعات طبیعی گاما.
- ۲- بمباران سازند توسط اشعه گاما و بررسی تشعشعات حاصله.
- ۳- بمباران سازند توسط اشعه نوترون و بررسی تشعشعات حاصله [۶].

#### ۲-۶-۱- مواد رادیواکتیو:

موادی که از خود پرتوهای  $\alpha$ ،  $\beta$ ،  $\gamma$  گسیل می‌دارند را مواد رادیواکتیو گویند. ماده ممکن است به طور طبیعی از خود پرتو گسیل کند، که در این صورت به آن رادیواکتیو طبیعی گفته می‌شود و اگر با پرتو دهی توسط عناصر دیگر به ماده رادیواکتیو تبدیل شود، به آن رادیواکتیو مصنوعی گویند. از جمله رادیواکتیوهای طبیعی و با ارزش در مطالعات چاه‌پیمایی می‌توان به عناصر پتاسیم، توریم و اورانیوم اشاره کرد [۶].

#### ۲-۶-۲- انواع برخورد های اشعه گاما ( $\gamma$ ) با اجسام:

پرتوهای گاما ذرات بدون جرمی هستند که با سرعت نور انتشار می‌یابند. این فوتون‌های گاما با مواد مختلف واقع در سر راهشان برخورد کرده و بر حسب انرژی‌شان سه نوع برهم‌کنش می‌تواند پیش‌آید، با توجه به هدف این پایان‌نامه که پیش‌بینی نمودار  $P_{ef}$  می‌باشد فقط در مورد اثر فتوالکتریک توضیح داده می‌شود:

➤ تولید جفت

➤ پراکندگی کامپتون

➤ اثر فتوالکتریک:

در اثنای برخورد فوتون با الکترون، فوتون مذکور می‌تواند تمام انرژی خود را به صورت انرژی جنبشی به الکترون بدهد. در این صورت، الکترون از مدار خارج شده و فوتون از بین می‌رود. در این حال پرتوهای گاما جذب می‌شوند. هر چه انرژی پرتوهای گاما ضعیف‌تر و عدد اتمی عنصرهای مورد برخورد بیشتر باشد؛ اثر فتوالکتریک بزرگ‌تر است. به این ترتیب اندازه‌گیری انجام شده توسط دریچه

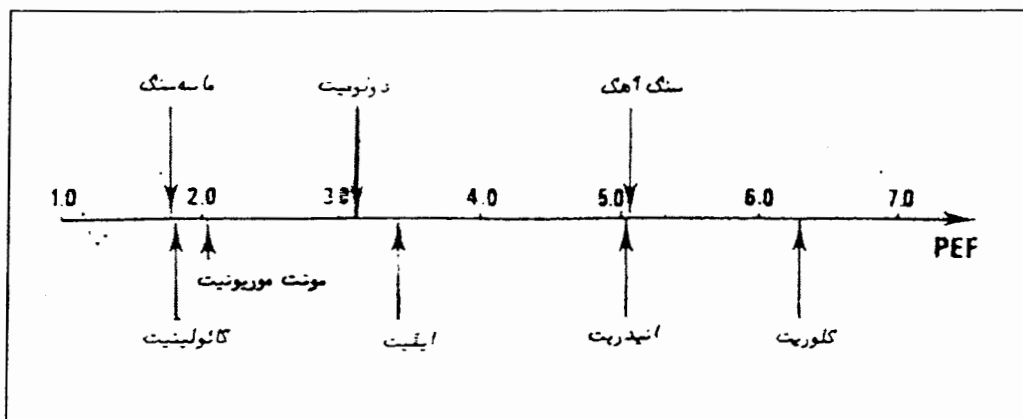
دریچه کم انرژی برای تعیین تعداد تشعشعات گامایی که در معرض جذب فتوالکتریک قرار دارند به کار می‌رود و پارامتری به نام Pef حاصل می‌گردد که مشخص کننده لیتولوژی سنگ‌ها است. متغیر اثر فتوالکتریک عمدتاً مشخص کننده خمیره سنگ یا اطلاعات سنگ‌شناسی است و تأثیر بسیار اندکی از تخلخل و سیال درون آن را به همراه خواهد داشت. تعریف Pef تعداد الکترون‌ها در اتم (Z) سازند می‌باشد. به عبارت دیگر:

$$Pef = \left( \frac{Z}{10} \right)^{3.6} \quad (1-2)$$

که در آن:

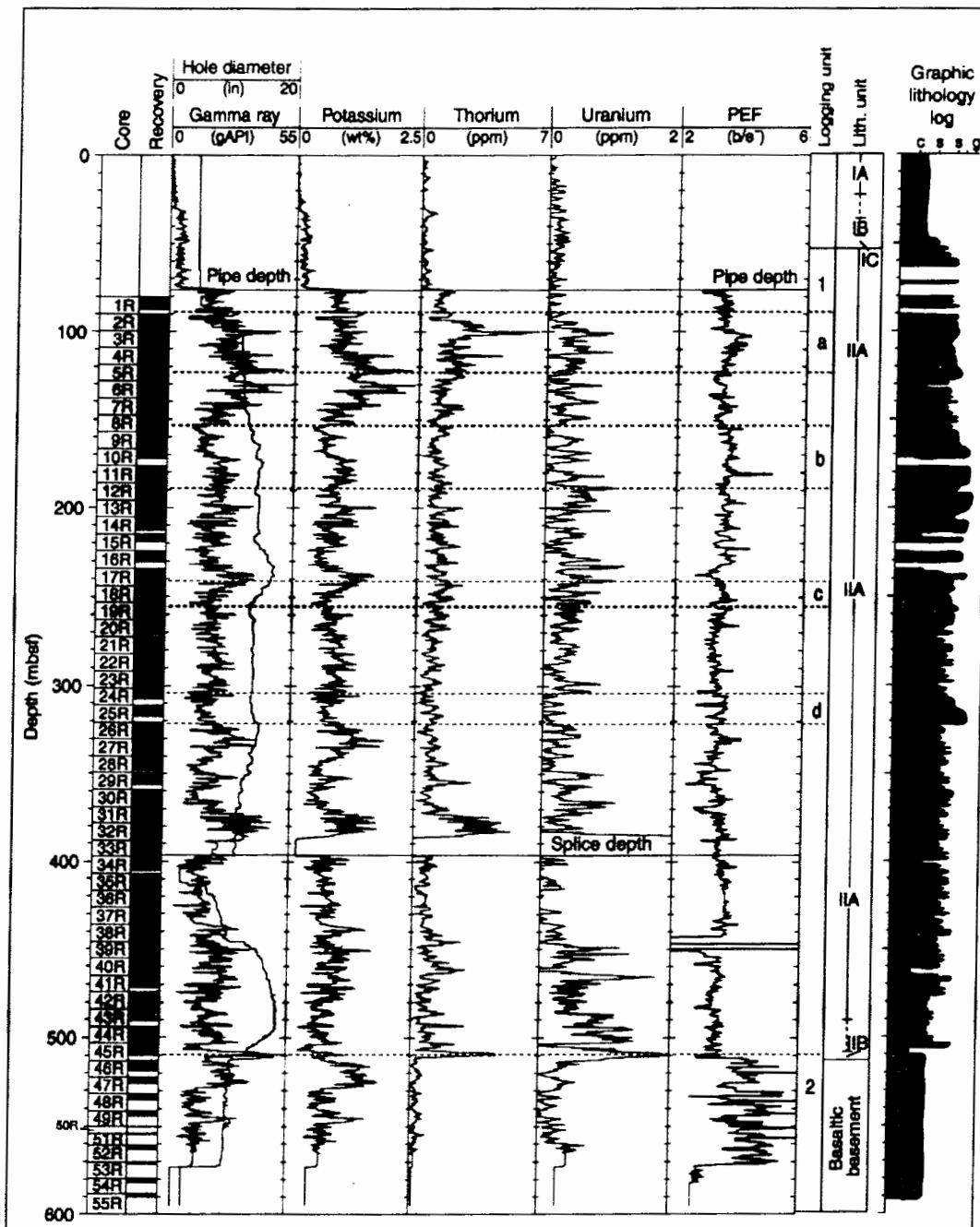
Z: عدد اتمی عنصر مورد نظر است [۶].

تغییرات مقادیر Pef برای سنگ آهک، ماسه‌سنگ و دولومیت بر روی هم پوشش نداشته و مقادیر متفاوتی دارند. در شکل (۱-۲) مقدار Pef در برخی از سنگ‌ها و کانی‌ها نشان داده می‌شود.



شکل (۱-۲): مقدار Pef در برخی از سنگ‌ها و کانی‌ها [۶]

همان‌طور که گفته شد از نمودار Pef برای تعیین لیتولوژی سازه‌ها استفاده می‌شود و ترکیب سنگ‌شناسی سازند آسماری بیش‌تر شامل دولومیت با  $Pef = 3.1$ ، ماسه سنگ با  $Pef = 1.806$  و آهک با  $Pef = 5.084$  است و از آنجایی که هدف این پایان‌نامه پیش‌بینی نمودار فوق است، در شکل (۲-۲) نمای یک لاگ چاه‌پیمایی که شامل نمودار Pef نیز می‌باشد نشان داده می‌شود.



شکل (۲-۲): لاگ چاه پیمایی شامل نمودار Pef [۴۲]

### ۲-۶-۳- نمودار پرتو گاما :

این نمودار سالهاست که مورد استفاده قرار می‌گیرد و در چند سال اخیر، قدم‌هایی در جهت توسعه و تفسیر مربوط به آن برداشته شده و با ظهور طیف نگار اشعه گامایی طبیعی، دنیای جدیدی



به روی امکانات تفسیر گشوده شده است [۷]. نمودار اشعه گاما، برای ثبت رادیوکتیویته طبیعی زمین در اعماق مختلف استفاده می‌شود. 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 می‌نمایند به وجود می‌آیند و قادرند تا چند اینچ در سنگ‌ها نفوذ نمایند. بخشی از این تشعشعات ساطع شده در اطراف چاه که وارد گل حفاری شده‌اند، می‌توانند توسط گیرنده اشعه گاما دریافت گردند. گیرنده برای هر اشعه گامای دریافت شده یک ضربان الکتریکی مجزا به وجود می‌آورد. پارامترهای ثبت شده برابر با تعداد ضربان‌های دریافت شده توسط گیرنده در واحد زمان هستند [۶].

### ➤ مشخصات نمودار پرتو گاما:

نمودار پرتو گاما در واحد API<sup>۱</sup> یا GAPI مقیاس‌بندی می‌شود. یک GAPI عبارت است از  $\frac{1}{200}$  بازتاب تولید شده از یک درجه‌بندی استاندارد که سازندگی مصنوعی است و دارای مقادیر شناخته شده‌ای از توریم، اورانیوم و پتاسیم می‌باشد و در انستیتوی نفت آمریکا در هوستون تگزاس نگهداری می‌شود. نمودار گاما، معمولاً در قسمت چپ بیش‌تر نمودارها (تراک ۱) ثبت می‌گردد و مقیاس آن از چپ به راست در واحدهای (۰-۱۰۰) یا (۰-۱۵۰) API انتخاب می‌شود. عناصر رادیواکتیو در شیل‌ها (پتاسیم ۴۰) به علت قابلیت نفوذپذیری کم آن‌ها جمع می‌گردند و بدین علت رادیواکتیو بالایی را نشان می‌دهند و منحنی نمودار گامای 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 شیئی را از لایه‌های قابل نفوذ تمیز دهد لذا می‌توان از آن به عنوان نموداری در تشخیص قابلیت نفوذپذیری استفاده کرد [۳۱].

### ۲-۶-۴- نمودار جرم مخصوص یا دانسیته سازند:

دستگاه دیگر اندازه‌گیری تخلخل، LDT است که این دستگاه علاوه بر جرم مخصوص توده سنگ، اندیکس جذب فوتوالکتریک (Pef) را نیز اندازه‌گیری می‌کند. با این دستگاه مواد رادیو

1- American Petroleum Institute: API

اکتیو طبیعی اشعه گاما با انرژی متوسط به درون سازند فرستاده می شوند. گیرنده های مورد استفاده در این دستگاه بسیار حساس بوده و تشعشعات گاما در دو دریچه جداگانه اندازه گیری شده و توسط کابل به زمین فرستاده می شوند. دریچه های پرانرژی تنها حاوی اطلاعات مربوط به جرم مخصوص هستند در حالی که دریچه کم انرژی علاوه بر جرم مخصوص، اطلاعات مربوط به اثر فوتوالکتریک را نیز در بر دارد.

### ➤ شکل ظاهری نمودار جرم مخصوص:

منحنی جرم مخصوص مستقیماً بر حسب گرم بر سانتی متر مکعب ( $g/cc$ ) مقیاس بندی می شود. اگر این دستگاه به تنهایی رانده شود، مقیاس منحنی  $\rho^b$  (در سیستم C.S.U. با حروف RHOB نشان داده می شود) معمولاً از ۲ تا ۳ گرم بر سانتی متر مکعب می باشد. ولی معمولاً این دستگاه به همراه دستگاه نوترون رانده می شود که در این حالت از ۱/۹۵ تا ۲/۹۵ گرم بر سانتی متر مکعب تقسیم بندی می گردد. منحنی جرم مخصوص در تراک ۲ و ۳ ثبت می گردد. منحنی  $\Delta\rho$  (در بعضی جاها DRHO) منحنی تصحیح کننده ای<sup>۱</sup> است که مقادیر جرم مخصوص کم یا زیاد شده ای را که بر اثر اندود گل به وجود می آید، نشان می دهد. نمودار جرم مخصوص بر اساس این نمودار به صورت اتوماتیک تصحیح می گردد [۳۲].

### ۲-۶-۵- نمودار نوترون جبران شده (CNL)<sup>۲</sup> یا شاخص هیدروژن گاما (NPHI)

اساساً نمودارهای نوترون برای توصیف سازندها، از نظر میزان تخلخل و تعیین آن به کار می روند. این نوع نمودارها نسبت به مقدار هیدروژن موجود در سازند واکنش نشان می دهند. بنابراین در سازندهای تمیزی که حفرات آن ها با آب و یا هیدروکربن پر شده باشد، نمودار نوترون مقدار تخلخل پر شده از سیال را منعکس می نماید. زون های گازدار را اغلب می توان از مقایسه نمودار نوترون با سایر نمودارهای تخلخل تشخیص داد. ترکیبی از نمودار نوترون با یک یا چند نمودار تخلخل دیگر قادر

1 -Correction Curve

2-Compencated Neutron Log: CNL

است اطلاعات دقیقی از مقدار تخلخل و نوع لیتولوژی سازند در اختیار قرار دهد و حتی به کمک آن می‌توان مقدار شیل موجود در سازند را مورد ارزیابی قرار داد [۷].

## ۷-۲- نمودارهای مقاومت ویژه الکتریکی:

یکی دیگر از متغیرهای فیزیکی که اغلب در نمودارگیری مد نظر قرار می‌گیرد و در ارزیابی مخازن هیدروکربوری و بررسی سازندهای آبدار مورد توجه می‌باشد، مقاومت ویژه الکتریکی است. ابزارهای مقاومت ویژه الکتریکی در تعیین لیتولوژی، مشخص نمودن مرز لایه‌ها و اندازه‌گیری مقاومت مخصوص سازند استفاده می‌شوند. به طور کلی به منظور بررسی مقاومت الکتریکی سازند، یکی از دو دستگاه زیر را می‌توان به کار برد:

۱- دستگاه‌های با سیستم الکترودی

۲- دستگاه‌های با سیستم القایی ( دارای سیم پیچ )

در سیستم الکترودی، از طریق الکترودها (توسط چشمه جریان) جریان به درون سازند ارسال و اختلاف پتانسیل توسط یک سری الکترودهای دیگر اندازه‌گیری می‌شود و در نهایت نمودار مقاومت ویژه الکتریکی ثبت می‌گردد. گل حفاری در این روش باید هادی جریان باشد.

در دستگاه‌های با سیستم القایی، میدان الکترومغناطیسی توسط سیم پیچ اولیه به درون گمانه ارسال می‌گردد که این میدان جریانی را در سازند القاء می‌کند. جریان القایی ایجاد شده سبب تشکیل میدان الکترومغناطیس ثانویه می‌شود که به وسیله سیم پیچ گیرنده ثبت و تبدیل به هدایت ویژه الکتریکی ( عکس مقاومت ویژه الکتریکی ) می‌گردد. گل حفاری غیر هادی یا سبک نمی‌تواند در برداشت‌های این سیستم محدودیت ایجاد کند [ ۶].

## ۷-۲-۱- نمودارهای جریان متمرکز یا لاترولاج:

برای آن‌که هر چه بهتر لایه‌های نازک را بررسی کنیم و ناحیه آغشته شده را از ناحیه بکر دست نخورده تشخیص دهیم و همچنین برای به دست آوردن مقاومت ویژه واقعی ( $R_t$ ) و تعیین حد

ومرز طبقات نازک از نمودارگیرهای تمرکزدهنده جریان استفاده می کنیم. در این دستگاه ها به دلیل تمرکز جریان به صورت افقی، سازندهای نازکی که در برابر دستگاه قرار می گیرند به طور کامل 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 [۶].

### ➤ اصول کار نمودارهای جریان متمرکز یا لاترولوگ دوگانه<sup>۱</sup> (DLL):

دستگاه نمودارگیری DLL، جریانی را به طور جانبی به شکل صفحه‌ای کم ضخامت به درون سازند می فرستد. این عمل توسط جریان دو طرفه‌ای که جریان اندازه‌گیری را در کانون متمرکز کرده و به صورت دیسک پهنی ثابت نگه می‌دارد، حاصل می‌شود. با اندازه‌گیری ولتاژی که برای ایجاد این جریان لازم است می‌توان مقاومت‌ویژه را به دست آورد. در واقع دستگاه اندازه‌گیری مقاومت‌ویژه لاترولوگ 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 یا مقاومت‌ویژه ناحیه عمیق 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 یا مقاومت‌ویژه عمق توسط را اندازه‌گیری می‌کنند [۷].

### ➤ نمودار کروی متمرکز شده<sup>۲</sup> (SFL):

دستگاه SFL، قابلیت هدایت سازند را از حاشیه دیواره چاه (ناحیه شسته شده) اندازه‌گیری نموده و اطلاعاتی را از ناحیه نسبتاً کم عمق، برای ارزیابی اثرات نفوذ تراویده گل بر مقادیر اندازه‌گیری شده مقاومت مخصوص ناحیه عمیق فراهم می‌سازد. سیستم SFL شامل یک گروه الکتروود است که بر روی سوند القایی نصب شده و شبیه نمودار جانبی عمل می‌نماید، با این تفاوت که تمرکز آن کم عمق‌تر است. سیگنال حاصل از اندازه‌گیری پس از تبدیل به جریان DC، متناسب با قابلیت هدایت سازند، به سطح زمین ارسال می‌گردد [۷].

1- Dual Laterolog: DLL

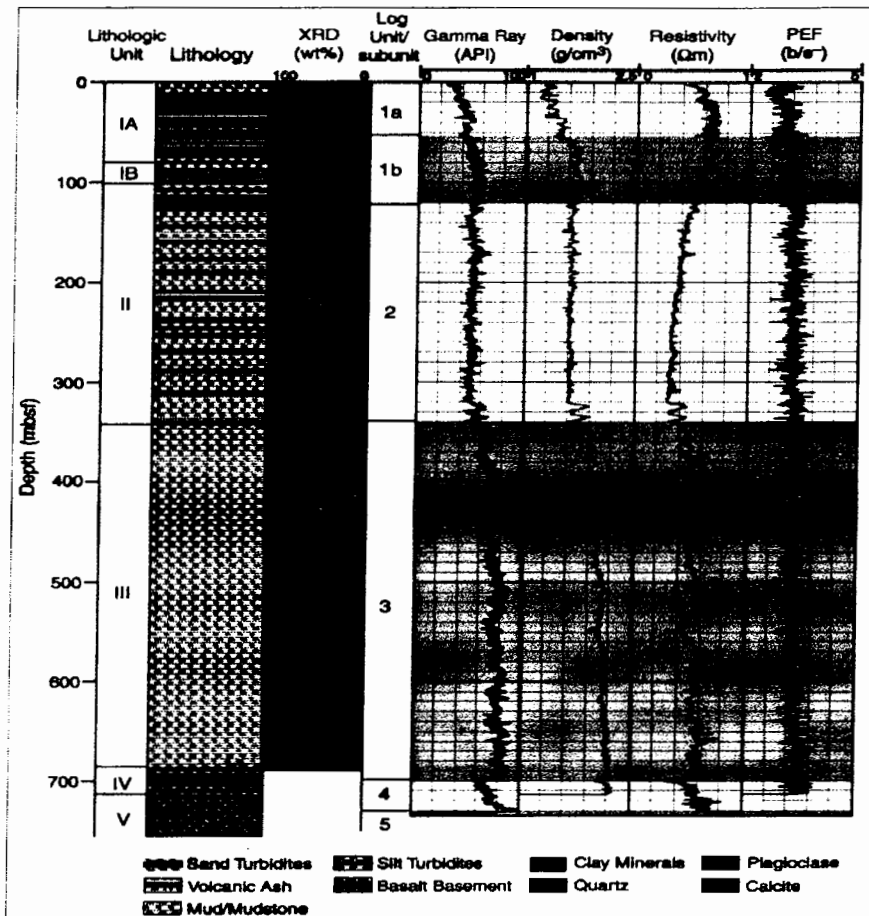
2 -Spherical Focused Log: SFL

➤ نمودار کروی متمرکز شده کوچک (MSFL):

به منظور بررسی مقاومت لایه‌های نازک از دستگاهی مشابه SFL با فواصل کوچک الکترونی استفاده می‌شود [۶].

### ۲-۷-۲- نمودارهای القایی:

نمودارگیری القایی عبارت از اندازه‌گیری قابلیت هدایت الکتریکی لایه‌ها (عکس مقاومت ویژه) می‌باشد و در چاه‌هایی استفاده می‌گردد که با گل نفت پایه، هوا و یا آب شیرین حفاری شده باشند. در شکل (۲-۴) یک لاگ چاه‌پیمایی که شامل نمودارهای گاما، دانسیته، مقاومت ویژه و نمودار Pef است، نشان داده می‌شود.



شکل (۲-۴): لاگ چاه‌پیمایی شامل نمودارهای گاما، دانسیته، مقاومت ویژه و Pef [۴۲]

## فصل سوم:

زمین شناسی

میدان نفتی اهواز

### فصل سوم: زمین‌شناسی میدان نفتی اهواز

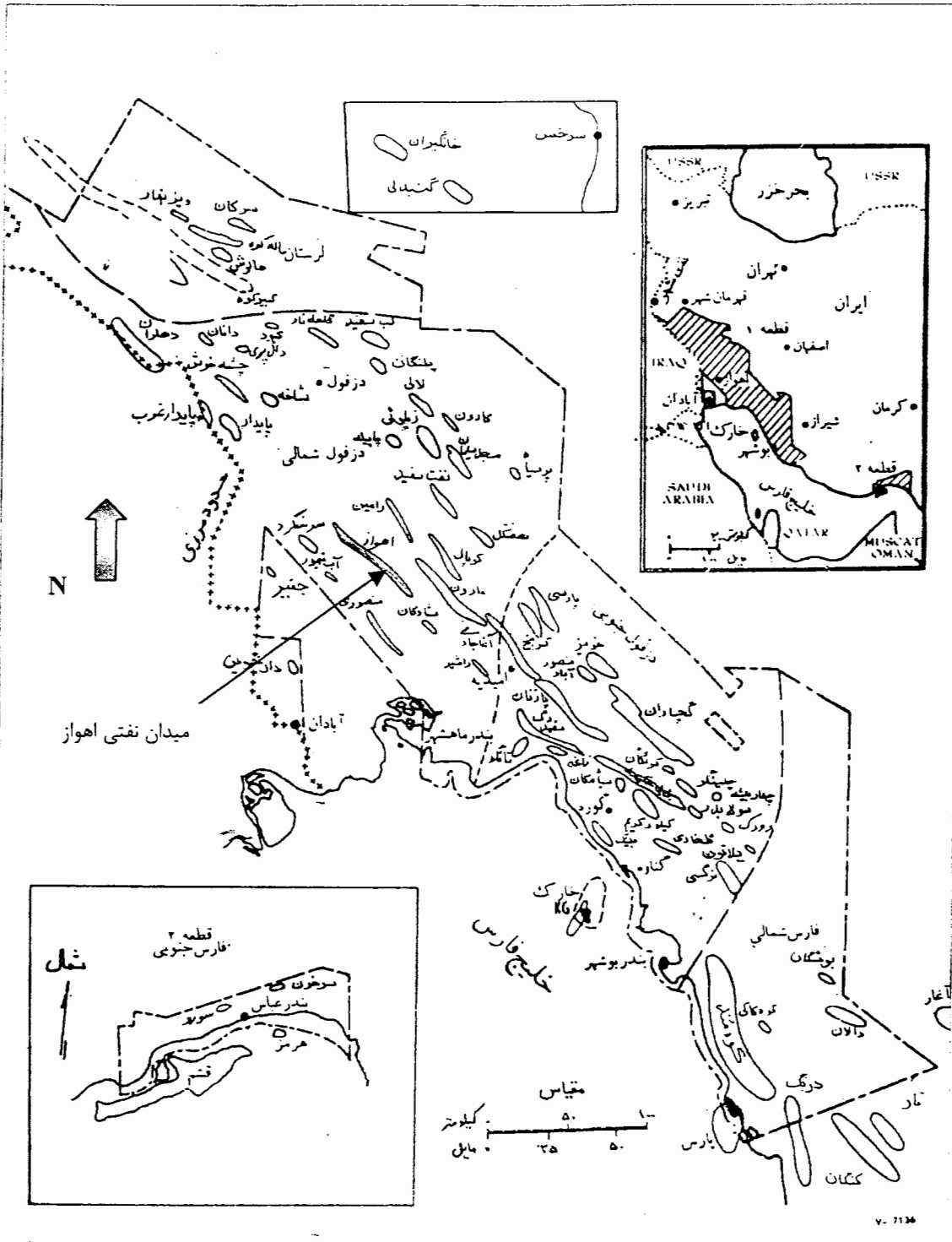
در فصل قبل انواع نمودارهای چاه‌پیمایی مورد استفاده در این پایان‌نامه تشریح گردیدند و حال در این فصل به زمین‌شناسی ناحیه مورد نظر پرداخته می‌شود.

#### ۳-۱- مقدمه:

میدان اهواز در حاشیه شهر اهواز قرار گرفته شکل (۳-۱)، به طوری که فرودگاه این شهر بر روی قسمت‌های غربی میدان واقع شده است. تاکنون سه مخزن آسماری، بنگستان و خامی در این میدان کشف شده است که از این میان مخازن آسماری و بنگستان آن در حال تولید می‌باشند و در انجام این پروژه مخزن آسماری مورد مطالعه قرار گرفته است. در ادامه در مورد موقعیت میدان نفتی اهواز و سازند آسماری که یکی از مهم‌ترین مخازن تولیدی در این میدان است و زون‌های موجود در آن بحث خواهد شد [۲].

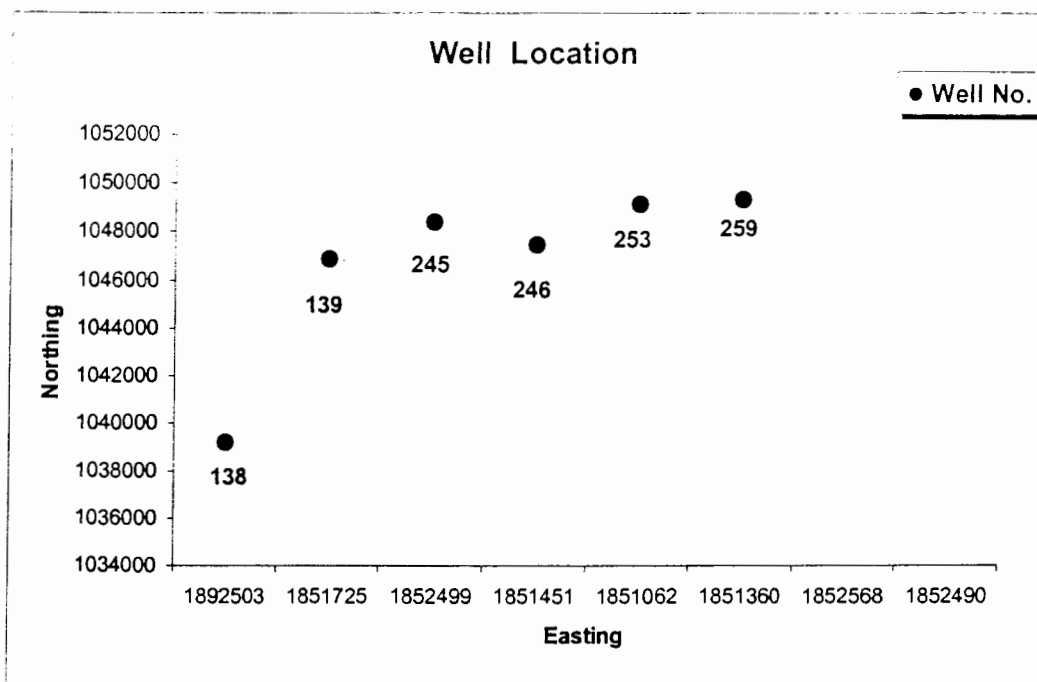
#### ۳-۲- موقعیت میدان نفتی اهواز:

میدان نفتی اهواز در منطقه دزفول شمالی، در غرب میدان نفتی مارون و تقریباً موازی با آن قرار گرفته است. این میدان دارای جهت شمال غربی - جنوب شرقی است و بین دو طول جغرافیایی ۴۸ درجه و ۳۰ دقیقه تا ۴۹ درجه و ۱۲ دقیقه و در عرض جغرافیایی ۳۲ درجه و ۳۱ دقیقه قرار دارد. ابعاد میدان حدود ۶۷×۶ کیلومتر مربع و مساحت تقریبی آن ۴۰۲ کیلومتر مربع می‌باشد. اکتشاف این میدان با حفر چاه شماره ۶ کریت در سال ۱۳۳۵ صورت گرفته است. میدان اهواز ساختاری تاقدیسی دارد و تقریباً از آخرین چین‌های ناحیه زاگرس به حساب می‌آید و کم و بیش متقارن است [۲]. شکل (۳-۱) مربوط به موقعیت میدان نفتی اهواز است و شکل (۳-۲) نقشه پراکندگی چاه‌های مورد استفاده در این پروژه را نشان می‌دهد، همچنین قسمتی از نقشه U.G.C میدان اهواز که چاه‌های مورد استفاده در این ارزیابی را شامل می‌شود در پیوست-ب آورده شده است.



شکل (۱-۳): موقعیت میدان نفتی اهواز در میان میدانی نفتی جنوب غرب ایران (۲).





شکل (۲-۳): نقشه پراکندگی چاه‌های مورد استفاده در این پروژه، واقع در میدان نفتی اهواز

### ۳-۳- مخزن آسماری میدان اهواز:

مخزن آسماری میدان اهواز یکی از مهم‌ترین و با ارزش‌ترین مخازن نفتی جنوب غرب ایران می‌باشد که تاکنون چندین بار مورد مطالعه زمین‌شناسی قرار گرفته است. در سال ۱۹۷۳ میلادی برای نخستین بار گروه مک کورد<sup>۱</sup> [۱۱] با استفاده از اطلاعات ۵۰° حلقه چاه اقدام به مطالعه جامع این مخزن نمودند که بخشی از کار ایشان مشتمل بر مطالعه زمین‌شناسی، گسترش لایه‌ها، زون‌بندی و تهیه مقاطع چینه‌ای بوده است. ادامه مطالعه زمین‌شناسی این مخزن در سال ۱۹۷۵ میلادی توسط اسپیرز<sup>۲</sup> با ۸۹ حلقه چاه انجام گرفت و پس از آن مطالعات دیگری نیز در این مخزن انجام شد و بالاخره در سال ۱۹۹۱ میلادی، شرکت شلومبرژه<sup>۳</sup> مخزن فوق را مورد مطالعه جامع قرار داد. گروه مک کورد مخزن آسماری میدان فوق را به ۱۱ زون جداگانه و گروه مطالعاتی شرکت شلومبرژه مخزن فوق را به ۱۶ زون جداگانه تقسیم کرده است [۲].

1-McCord  
2- Speers  
3- Schlumberger

### ۳-۴- ساختمان مخزن آسماری:

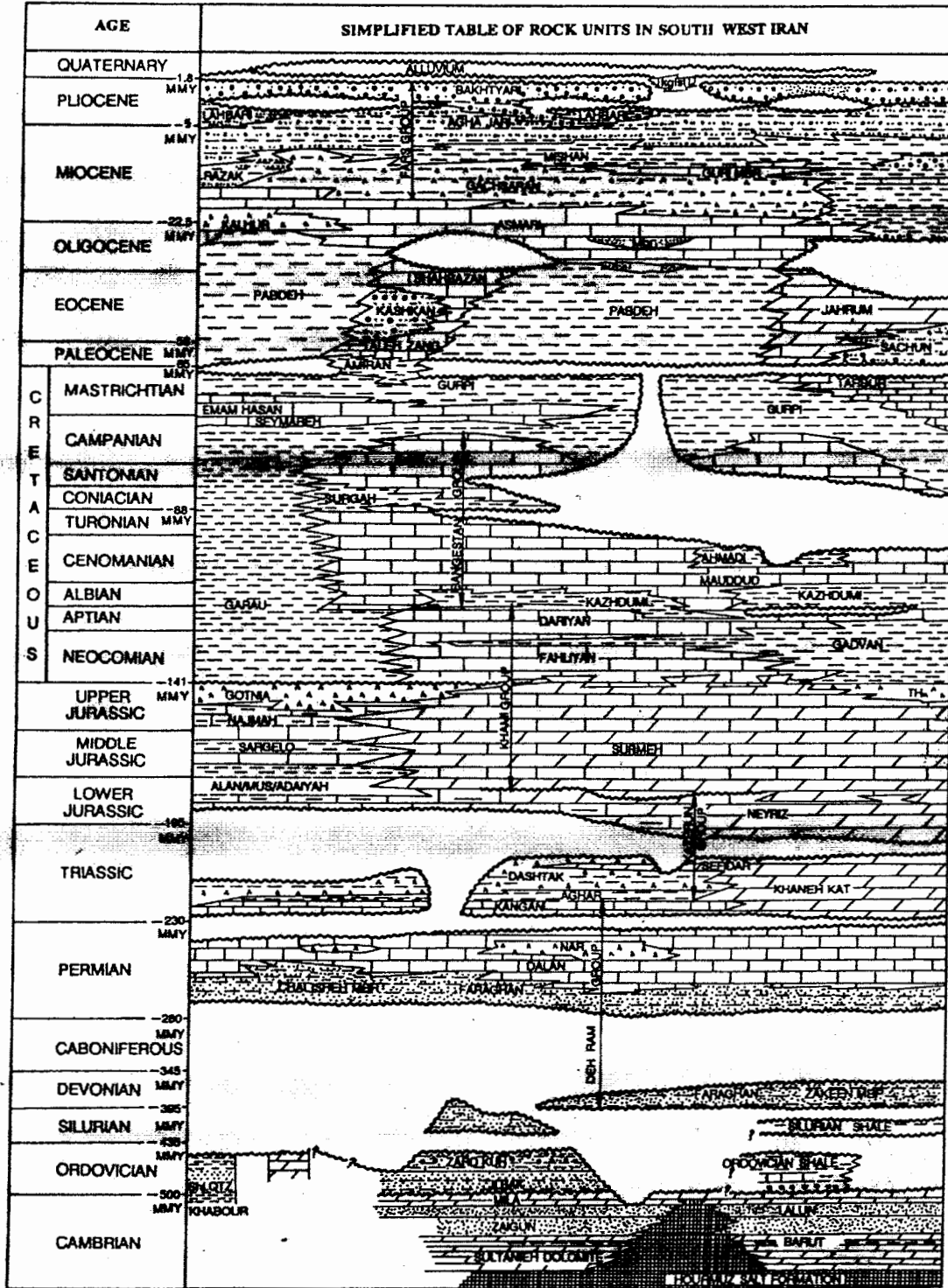
این میدان تاقدیسی موج‌دار (سینوسی شکل) و تا حدودی متقارن است که طول آن ۶۷ و عرض آن ۶ کیلومتر و در راستای شمال غرب - جنوب شرق قرار دارد. شیب لایه‌های آن در دامنه شمالی بین ۱۰ تا ۲۱ درجه و شیب لایه‌ها در دامنه جنوبی بین ۶ تا ۱۲ درجه متغیر می‌باشد. مطابق آخرین نقشه لرزه‌نگاری موجود به شماره (IR/۳۵۳۴۷ به تاریخ ۱۳۷۰ شمسی) در قسمت‌های شمال شرق و جنوب غرب این میدان گسل‌های رورانه وجود دارند که تا افق‌های بنگستان و خامی نیز امتداد دارند [۲].

### ۳-۵- چینه‌شناسی و محیط رسوبی

سازند آسماری در میدان اهواز به طور متوسط ۴۰۰ متر ضخامت دارد و دارای ترکیب سنگ شناسی پیچیده‌ای است که انواع سیلیسی کلاسیت‌ها (مثل ماسه‌سنگ، سیلتستون و شیل) و کربنات‌ها (مثل دولومیت و آهک) در آن دیده می‌شود. مخزن آسماری در میدان اهواز شامل ۱۱ زون است و آهک‌ها در زون‌های مختلف این مخزن به طرز متفاوتی دولومیتی گشته‌اند که این امر تأثیر به‌سزایی در بهبود کیفیت مخزن دارد [۴]. بخش ماسه‌سنگی سازند آسماری در میدان اهواز، خود به دو بخش زیرین و بالایی تقسیم می‌شود که بخش زیرین شامل لایه پنجم (زون‌های A11, A10) و لایه چهارم (زون‌های A7, M2) می‌باشد. ماسه‌ها در لایه پنجم به صورت طبقات و توده‌های عدسی ناپیوسته بوده که در یک محیط فلات قاره‌ای<sup>۱</sup> بر جای گذاشته شده‌اند. ماسه‌ها در لایه چهارم به صورت توده‌های وسیع پیوسته ماسه‌ای<sup>۲</sup> در امتداد ساحل جنوب غربی حوضه آسماری تشکیل یافته‌اند. سن این بخش از رسوبات ائوسن بالایی - الیگوسن می‌باشد. بخش بالایی ماسه‌سنگ‌های سازند آسماری در واقع ادامه ماسه‌سنگ غار از نواحی جنوب شرقی عراق و شمال شرقی کویت بوده که به داخل حوضه رسوبی آسماری گسترش یافته است. این بخش شامل لایه سوم (زون A6)، لایه دوم (زون‌های A5, A4, A3) و لایه اول (زون‌های A1, A2) می‌باشد و سن این بخش از رسوبات به یکی-تانی از میوسن پایینی نسبت داده می‌شود. لازم به ذکر است که لایه پنجم سازند آسماری در

1- Off Shore  
2- Sheet Sand

واقع بخش تدریجی سازند پابده به سازند آسماری در نظر گرفته می شود [ ۲ ]. در شکل (۳-۳) شمای سنگ چینه‌ای حوزه رسوبی زاگرس نشان داده می شود.



شکل (۳-۳): شمای کلی واحدهای سنگ چینه‌ای حوزه رسوبی زاگرس (۳).

### ۳-۶- زون بندی:

موضوع مطالعه جامع مخزن آسماری میدان اهواز از سال‌ها قبل مد نظر بوده است. در بررسی مجموع مطالعاتی که روی مخزن آسماری میدان اهواز انجام گرفته، به نظر می‌رسد کار گروه مطالعاتی مک کورد، علیرغم اشکالاتی که دارد در زمان خود دارای نوآوری بوده است. مک کورد مخزن آسماری میدان اهواز را به زون‌های A1 تا A7، زون M2 و زون‌های A10, A11 تقسیم کرد. در میدان اهواز، آسماری بالایی شامل زون‌های A1، A2 و آسماری میانی شامل A3 تا A6 می‌باشد. حد بالایی آسماری پایینی در این میدان نیز با شروع زون A7 آغاز می‌گردد. همچنین زون‌های A10، A11 نیز به عنوان زون‌های تدریجی پابده به آسماری محسوب می‌شوند.

از لحاظ سنگ‌شناسی زون‌های A1، A3، A5، A7 عمدتاً از کربنات، زون‌های A2، A4، A6 و M2 عمدتاً از ماسه‌سنگ و زون‌های A10، A11 عمدتاً از شیل تشکیل یافته‌اند [۲]. مشخصات کامل زون‌های مختلف سازند آسماری در پیوست ب آورده شده‌اند.

به عنوان جمع‌بندی مطالب این فصل می‌توان گفت که مخازن عمده تولید نفت و گاز در میدان اهواز شامل سازندهای آسماری و بنگستان می‌باشند و سازند آسماری میدان اهواز از ۱۱ زون تشکیل شده است که عمدتاً شامل کربنات، ماسه‌سنگ و شیل می‌باشد. در فصل بعد مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی و تئوری مربوط به آن‌ها برای روشن شدن بیشتر مسئله و آماده ساختن ذهن خواننده، قبل از پرداختن به جنبه عملی موضوع، مورد بررسی قرار می‌گیرد.

## فصل چهارم:

مبانی شبکه های

عصبی مصنوعی

## فصل چهارم: مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی

### ۴-۱- مقدمه:

در فصل قبل زمین‌شناسی میدان نفتی اهواز تشریح گردید و زون‌های مختلف موجود در این مخزن و لیتولوژی آن‌ها مورد بحث قرار گرفت و در این فصل به معرفی شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداخته می‌شود. شبکه‌های عصبی مصنوعی دستگاه‌ها یا نرم‌افزارهایی هستند که بر اساس ساختمان عصبی مغز انسان سازمان یافته‌اند و رفتارهایی را از خود نشان می‌دهند که مشابه آن در کارکرد مغز انسان وجود دارد و یا آن که قابل تفسیر به یکی از رفتارهای آدمی است. بررسی‌ها نشان می‌دهد که این شبکه‌ها قابلیت یادگیری، یادآوری، فراموش کردن، استنتاج، شناخت الگو، طبقه‌بندی اطلاعات و بسیاری دیگر از مهارت‌های مغز انسان را دارند. استفاده فن شناسی از این شبکه‌ها در جاهایی است که کامپیوترهای دیجیتال متداول امروزی علیرغم سرعت و دقت فوق العاده، هنوز قادر به رقابت با مغز انسان نیستند [۱۶]. با توجه به آن چه تاکنون گفته شد تئوکوهنن<sup>۱</sup> [۲۰] تعریف زیر را از شبکه‌های عصبی مصنوعی ارائه می‌کند:

«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.»

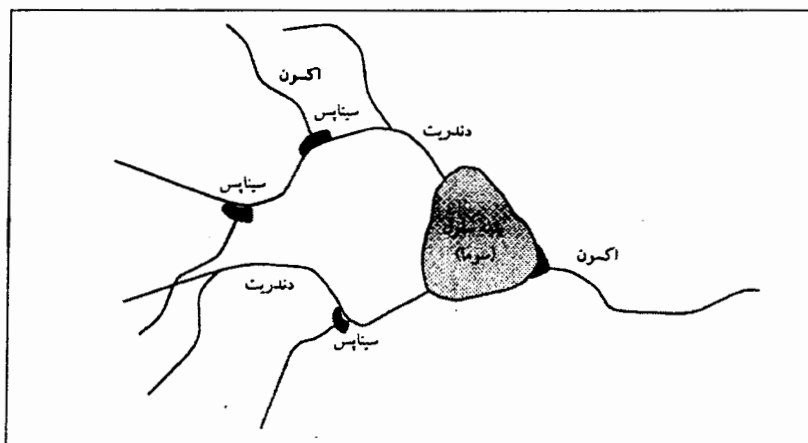
شبکه‌های عصبی مصنوعی در زمینه‌های مختلفی مانند زیست‌شناسی، پزشکی، مهندسی، امور اداری، مطالعات آماری، مدیریت و مسائل نظامی استفاده می‌شوند [۲۲]. از کاربرد شبکه‌های عصبی در صنعت نفت می‌توان به اکتشاف، مهندسی مخزن، تولید، عملیات حفاری و... اشاره نمود [۲۷].

---

1- Tuevo Kohonen

#### ۴-۲- مبانی بیولوژیکی شبکه‌های عصبی مصنوعی:

مغز انسان شگفت‌انگیزترین کامپیوتر کربنی موجود است که جرم آن کمی بیش از ۱/۳۶ کیلوگرم و تقریباً محتوی  $10^{11}$  سلول عصبی غیر قابل تقسیم می‌باشد که به هر کدام از این سلول‌ها نرون می‌گویند [۸]. تمام فعالیت‌ها و رفتارهای انسان بازتاب فعالیت این واحد کوچک است. هر نرون با تعداد زیادی نرون دیگر در ارتباط است به نحوی که این ارتباط بین نرون‌ها، یک شبکه متراکم به نام شبکه عصبی را به وجود آورده است. از نقطه نظر پردازش اطلاعات، یک سیگنال از طریق دندریت‌ها یا همان شاخه‌های سلول عصبی به سوی هسته سلول حرکت نموده و پس از پردازش، نتیجه از طریق اکسون<sup>۱</sup> یا محور سلول به خارج منتقل می‌گردد. نقاط اتصال یک اکسون با دندریت‌های سلول دیگر، سیناپس<sup>۲</sup> نام دارد. سیناپس‌ها حافظه‌ای برای تجارب یا دانش از پیش فرا گرفته انسان هستند. بلوک ساختمانی پایه یک سیستم عصبی، همان نرون است. در شکل (۴-۱) طرح یک نرون بیولوژیکی که شامل یک هسته سلولی، دندریت‌ها و یک اکسون می‌باشد، نشان داده می‌شود.



شکل (۴-۱): طرح یک نرون بیولوژیکی [۱]

هر نرون به وسیله شارش مواد بیوشیمیایی از طریق سیناپس عمل می‌کند. عبور این مواد بیوشیمیایی از طریق اتصالات سیناپس، تغییراتی در غلظت مایع یونی موجود در نرون به وجود می‌آورد که این تغییرات به نوبه خود منجر به تحولاتی در پتانسیل الکتروشیمیایی نرون می‌شود. این ورودی‌ها

1 - Axon  
2- Synapse

ورودی‌ها می‌توانند تحریک‌کننده (مثبت) بوده و باعث افزایش پتانسیل الکتروشیمیایی قبلی سیناپس‌های نرون گردند و یا بالعکس می‌توانند بازدارنده (منفی) باشند و منجر به کاهش این پتانسیل الکتروشیمیایی شوند. اگر برآیند پتانسیل از آستانه معینی بیش‌تر شود، آن‌گاه نرون یک سلسله پالس‌هایی را در طول اکسون به سوی سیناپس‌های نرون‌های دیگر گسیل می‌کند. هر نرون به صورت یک پردازش‌گر موازی عمل می‌نماید، زیرا به طور موازی پالس‌هایی را از نرون‌های همسایه خود دریافت می‌دارد و سپس به طور موازی پالس‌هایی را به سیناپس‌های مجاور خود گسیل می‌کند [۳۳].

#### ۳-۴- اجزای تشکیل‌دهنده شبکه عصبی مصنوعی<sup>۱</sup>:

برای این‌که بدانیم یک شبکه عصبی مصنوعی چگونه کار می‌کند، باید با اجزای تشکیل‌دهنده آن آشنا شویم:

#### ۳-۴-۱- نرون‌ها (عناصر محاسباتی)<sup>۲</sup>:

نرون عنصر اصلی شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد و کوچک‌ترین واحد پردازش‌گر اطلاعات است که اساس عملکرد شبکه‌های عصبی را تشکیل می‌دهد. نرون یک تابع محرک (تبدیل) ریاضی<sup>۳</sup> را برای پردازش اطلاعات بردار ورودی به کار می‌برد و یک بردار خروجی به عنوان نتیجه تولید می‌کند. مانند سیستم عصبی بیولوژیکی، نرون‌ها به وسیله رشته‌هایی<sup>۴</sup> به هم مرتبط هستند که سیگنال‌ها را در سرتاسر آن‌ها انتقال می‌دهند. هر رشته ارتباطی یک بردار وزن همراه دارد که سیگنال انتقالی را تنظیم می‌کند.

#### ۳-۴-۲- لایه‌ها<sup>۵</sup>:

یک شبکه عصبی مصنوعی در حالت کلی سه لایه دارد. لایه ورودی، میانی (پنهان)<sup>۶</sup>، خروجی. لایه ورودی، اطلاعات (مجموعه‌ای از ترکیب‌های معرف الگو) را از محیط دریافت کرده و آن را به لایه میانی انتقال می‌دهد. هر نرون واقع شده در لایه ورودی با تمام نرون‌ها در لایه میانی مرتبط است، به طوری که عملکرد پردازش اطلاعات به صورت موازی و همزمان انجام می‌گیرد. به طور مشابه، لایه

- 
- 1- ANN Components
  - 2 Processing Elements
  - 3 - Activation Function
  - 4 - Links
  - 5 - Layers
  - 6 - Hidden Layer



میانی با لایه خروجی ارتباط دارد. لایه میانی، لایه‌ای است که تحلیل‌های واقعی اطلاعات را از محیط به شبکه عرضه می‌کند. لایه خروجی این تحلیل را دریافت می‌کند و آن را به یک تفسیر معنی‌دار تبدیل کرده و پس از محاسبه به محیط برمی‌گرداند [۸].

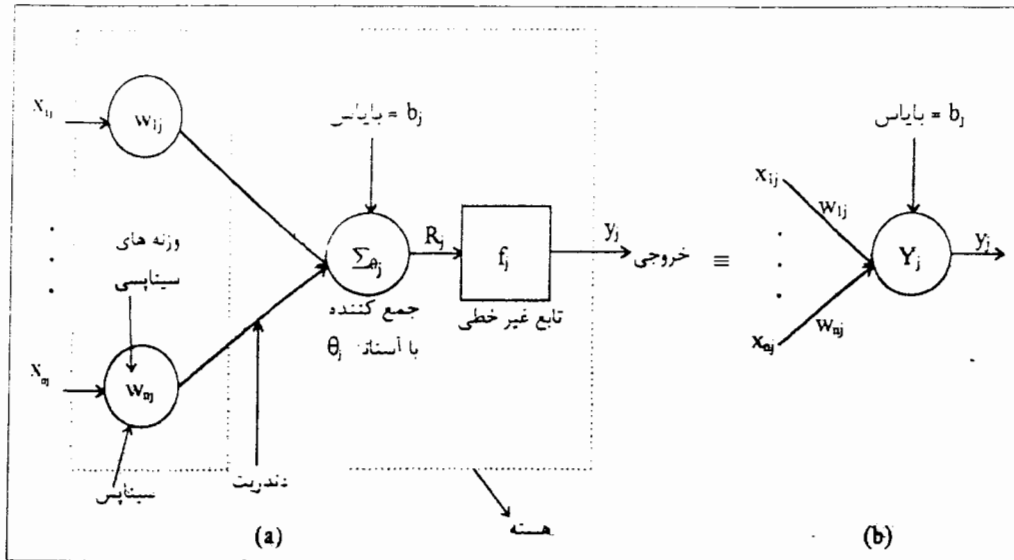
#### ۴-۳-۲- مدل پایه یک نرون مصنوعی:

یک نرون طبیعی دنیایی از پیچیدگی‌ها را در خود جای داده است و به همین خاطر ارائه یک مدل مصنوعی برای آن به نحوی که بتواند تمام خصوصیات آن را داشته باشد، کاری فوق‌العاده مشکل است. بنابراین در مدلی که ارائه می‌گردد سعی می‌شود خصوصیات اصلی یک نرون طبیعی لحاظ شود. اصطلاحاً به این مدل مصنوعی، نرون مصنوعی یا عنصر پردازش‌گر یا گره گفته می‌شود. یک نرون مصنوعی  $Z$  به طور کلی از  $n$  ورودی  $x_{ij}$  تشکیل شده که  $i$  شماره نرون‌های مبدأ است که از  $1$  تا  $n$  متغیرند و خروجی‌های خود را به نرون  $Z$  می‌فرستند و  $Z$  شماره نرون مورد نظر یا نرون مقصد است. هر ورودی  $x_{ij}$  قبل از این که وارد نرون  $Z$  شود وزن دار می‌گردد، یعنی در ضریب  $w_{ij}$  ضرب می‌شود. این کار معادل تأثیر سیناپس بر سیگنال ورودی، قبل از ورود به نرون مورد نظر است. علاوه بر این نرون مصنوعی از یک بایاس  $w_{oj}^1$  برخوردار است. در واقع بایاس، یک سیگنال ورودی به نرون  $Z$  از نرون  $o$  است که خروجی آن همواره  $1$  است ( $x_{oj} = 1$ ) و وزن بین نرون  $o$  و نرون  $Z$  همان  $w_{oj}$  است. نرون  $Z$  همچنین یک آستانه  $\theta_j$  را داراست و در صورتی که ورودی خالص به نرون، بیش‌تر یا مساوی این آستانه بشود نرون آتش می‌کند (یک سیگنال تولید می‌کند)، که این آستانه  $\theta_j$  معادل همان پتانسیل پسماند در نرون طبیعی است. نرون مصنوعی  $Z$  برای تعیین خروجی خود از تابع غیر خطی  $f_j$  بهره می‌گیرد که این تابع غیرخطی به تابع محرک یا تبدیل معروف است. این تابع با توجه به ورودی‌های خالص به نرون  $Z$ ،  $Y_{inj}$  و مقدار آستانه، خروجی  $Y_j$  نرون را تعیین می‌کند. در شکل (۲-۴) مدل پایه یک نرون مصنوعی نشان داده شده است. تابع عملکرد این مدل پایه به صورت زیر بیان می‌شود:

$$Y_j = f_j \left( \sum x_{ij} w_{ij} \right)$$

$$Y_{inj} = \sum x_{ij} w_{ij} = x_{oj} w_{oj} + \sum x_{ij} w_{ij}$$

$$= (1)b_j + \sum x_{ij} w_{ij}$$



شکل (۲-۴): مدل پایه یک نرون مصنوعی [ ۳۵ ]

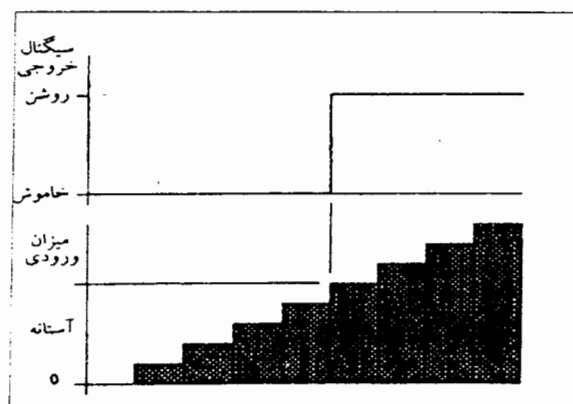
(a): شکل تحلیلی یک نرون مصنوعی

(b): علامت اختصاری نرون به همراه ورودی های آن

شرط آتش نمودن (تولید یک سیگنال) نرون (یعنی  $Y_j = 1$ ) این است که:

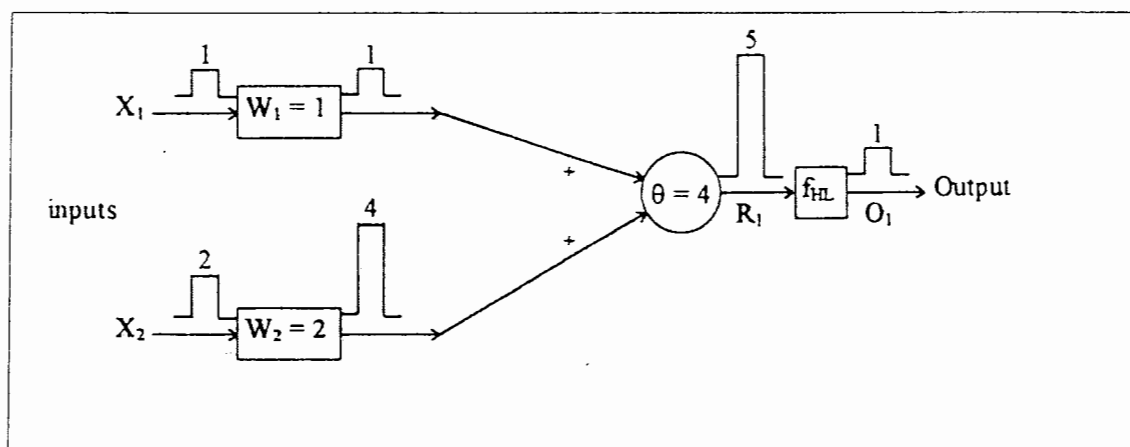
$$Y_{ij} \geq \theta_j$$

که در شکل (۳-۴) این مسئله به طور شماتیک نشان داده شده است.



شکل (۳-۴): ورودی های نرون باید از آستانه معینی تجاوز کنند تا نرون بتواند آتش کند (یک سیگنال تولید کند) [۱]

شکل (۴-۴) نشان‌دهنده عملکرد یک نرون است. این نرون هنگام آتش در خروجی (۱) را ارسال می‌کند. هدف استفاده از یک تابع غیر خطی، محدود کردن خروجی در یک باند مشخص است. یعنی خروجی یک نرون به ازای یک ورودی بسیار کوچک یا خیلی بزرگ از حد معینی تجاوز نمی‌کند. این مطلب از زیست‌شناسی اقتباس شده است که در آن سیگنال ورودی به طور پیوسته توسط گیرنده‌های ورودی محدود می‌گردد. نرون‌های طبیعی نیز به همین روش خروجی خود را محدود می‌کنند. به همین دلیل در این‌جا برای شبیه‌سازی این مفهوم از توابع غیر خطی با خاصیت اشباع‌پذیری استفاده شده است، اما این توابع لزوماً مشابه نمونه‌های طبیعی نیستند. بر اساس نوع کاربرد و الگوریتم آموزش مورد استفاده، توابع غیر خطی مختلفی به کار گرفته می‌شوند [۳۷].



شکل (۴-۴): شیوه عملکرد یک نرون مصنوعی [۳۷]

#### ۴-۴- مفاهیم شبکه‌های عصبی مصنوعی:

در این بخش اصول اساسی که به وسیله آن‌ها می‌توان شبکه‌های عصبی را به شکل ریاضی تشریح کرد، بیان می‌گردد. این اصول از طبیعت مغز انسان اقتباس شده‌اند و ریاضیات سعی می‌کند که به کمک این اصول، رفتار نرون‌ها و شبکه‌های بوجود آمده توسط آن‌ها را بیان کند. مشخصات اساسی یک شبکه عصبی مصنوعی به چهار بخش تقسیم می‌گردد:

الف) ساختار شبکه

ب) توابع محرک یا تبدیل

ج) الگوریتم آموزش شبکه

د) شیوه به کارگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی

در برخی متون، بخش‌های (ب)، (ج) و (د) را تحت یک عنوان به نام ویژگی‌های عملیاتی یا دینامیک نرون‌ها بیان می‌کنند.

الف) 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.

ب) تابع محرک، خروجی یک نرون را به ازای یک ورودی معین مشخص می‌کند.

ج) الگوریتم آموزش، نحوه آموزش شبکه را برای یک سری الگوهای آموزشی معین نشان

می‌دهد.

د) شیوه به کارگیری شبکه عصبی مصنوعی نشان می‌دهد که چگونه می‌توان پاسخ شبکه یا

خروجی آن را به ازای یک الگوی ورودی مشخص کرد [ ۳۷ ].

#### ۴-۴-۱- ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی:

ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی به صورت لایه‌ای است و از یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و یک یا چند لایه میانی تشکیل شده‌اند. هر لایه شامل تعدادی گره<sup>۱</sup> یا نرون می‌باشد که گره‌ها به وسیله شبکه و با وزن‌های متفاوت به هم مربوط شده‌اند. بر اساس نحوه اتصال گره‌ها به یکدیگر شبکه‌های عصبی به دو گروه تقسیم می‌شوند:

➤ شبکه‌های عصبی مصنوعی پیشخور<sup>۲</sup>

➤ شبکه‌های عصبی مصنوعی پسخور<sup>۳</sup>

نرون‌ها به صورت طبیعی به روش خاصی به هم اتصال می‌یابند تا یک شبکه عصبی را تشکیل دهند. این نحوه قرار گرفتن نرون‌ها می‌تواند به گونه‌ای باشد که شبکه تک لایه یا چند لایه را به وجود

---

1-Node

2 - Feed Forward Networks

3 -Recurrent or Feedback

آورد. در بسیاری از مدل‌های شبکه‌های عصبی از قبیل پرسپترون، تناظر خطی<sup>۱</sup> و مدل آموزش تشدید سازگار<sup>۲</sup> خروجی واحدهای یک لایه فقط اجازه تحریک نرون‌های لایه بعد را دارد. اما در برخی مدل‌ها مانند شبکه‌های تولید خروجی هر واحد می‌تواند واحدهای همان لایه را تحریک نماید. قدرت محاسبات عصبی از تعداد نرون‌های اتصال یافته در ساختار شبکه نشأت می‌گیرد. معمولاً شبکه‌های بزرگ‌تر توانایی محاسباتی بیش‌تری را عرضه می‌کنند. مرتب نمودن نرون‌ها در لایه‌ها یا طبقات مختلف، تقلیدی از ساختار بخش معینی از مغز می‌باشد و ثابت شده که توانایی شبکه‌های عصبی مصنوعی چند لایه از شبکه‌های تک لایه بیش‌تر است. متداول‌ترین ساختار عصبی مورد استفاده، همان شبکه‌های عصبی چند لایه با الگوریتم «پس انتشار خطا» می‌باشد [۱].

#### ۴-۴-۱ الف - شبکه‌های عصبی مصنوعی پیشخور:

در این نوع شبکه‌ها، چون ورودی(ها) برای تولید خروجی(ها) از میان نرون عبور می‌کنند؛ به شبکه‌های پیشخور معروفند. در این‌جا نوعی از شبکه‌های عصبی مصنوعی پیشخور، که به شبکه عصبی چند لایه پیشخور موسوم است؛ معرفی می‌شود. فرق این شبکه با شبکه تک لایه در این است که بین لایه ورودی و لایه خروجی، یک یا چند لایه به نام لایه(های) پنهان وجود دارد. وظیفه این لایه‌ها ارتباط دادن لایه ورودی به لایه خروجی می‌باشد. شبکه با داشتن این لایه پنهان قادر می‌گردد روابط غیر خطی را از داده‌های ارائه شده استخراج نماید [۲۳].

از قانون یادگیری پس انتشار خطا (BP) برای آموزش شبکه‌های عصبی چند لایه پیشخور که عموماً شبکه‌های چند لایه پرسپترون (MLP) هم نامیده می‌شوند، استفاده می‌کنند. قانون پس انتشار خطا از دو مسیر اصلی تشکیل می‌شود:

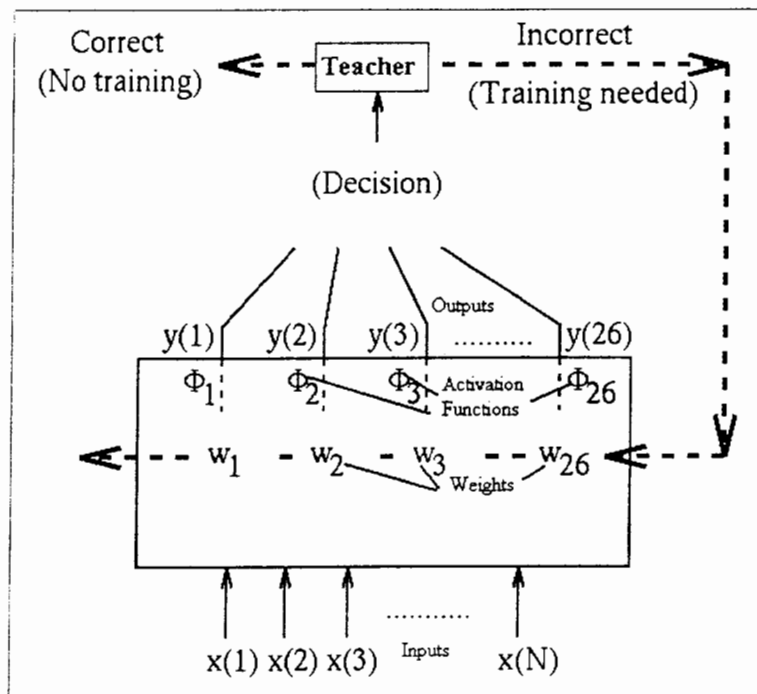
مسیر اول به مسیر رفت<sup>۳</sup> موسوم می‌باشد که در این مسیر، بردار ورودی به شبکه MLP اعمال می‌شود و تأثیراتش از طریق لایه‌های میانی به لایه‌های خروجی انتشار می‌یابد. بردار خروجی تشکیل یافته در لایه خروجی، پاسخ واقعی شبکه MLP را تشکیل می‌دهد. در این مسیر پارامترهای شبکه، ثابت و بدون تغییر در نظر گرفته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

1 - Linear Association

2 - Adaptive Resonance Trainig: ART

3-Forward Path

مسیر دوم به مسیر برگشت 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 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. در شکل (۵-۴) ساختار پس انتشار خطا نشان داده شده است.



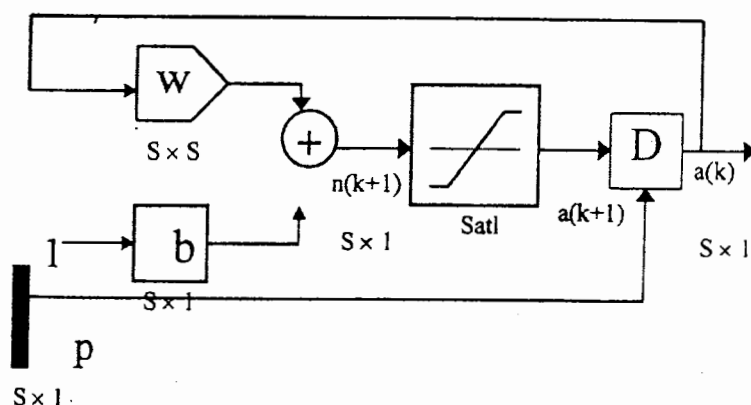
شکل (۵-۴): ساختار الگوریتم پس انتشار خطا [۴۳]

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 [۳۷].

#### ۴-۱-۴-ب - شبکه‌های عصبی مصنوعی پسخور:

تفاوت شبکه‌های پسخور با شبکه‌های پیشخور این است که در شبکه‌های پسخور، حداقل یک سیگنال برگشتی از نرون به همان نرون(ها) یا نرون‌های لایه قبل وجود دارد. در شکل (۴-۶) نمای یک شبکه پسخور نشان داده شده است.



شکل (۴-۶): شبکه پسخور [۸]

#### ۴-۲-۴-توابع محرک (تبدیل):

عملکرد اساسی یک نرون مصنوعی شامل دریافت یک سیگنال ورودی وزن دار 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 شاید به چهار دسته تقسیم شوند: خطی، دودویی (باینری)، سیگموئیدی و احتمالی. رایج‌ترین توابع تبدیل به شرح ذیل می‌باشند:

> توابع خطی:

$$\left. \begin{aligned} f(x) &= x \\ f(x) &= mx + b \end{aligned} \right\} \quad (۲-۴)$$

این توابع 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. همچنین از این توابع می‌توان در لایه خروجی نیز استفاده نمود.

### ➤ توابع دودویی<sup>۱</sup>:

$$\begin{cases} f(x) = 1 & x \geq b \\ f(x) = 0 & x < b \end{cases} \quad (۳-۴)$$

این توابع برای تبدیل داده‌های پیوسته به یک واحد باینری استفاده می‌شود. این عملکرد وقتی که شبکه ساختاری به منظور دسته‌بندی یا طبقه‌بندی داشته باشد، بسیار مفید است.

### ➤ توابع سیگموئیدی<sup>۲</sup>:

$$f(x) = \frac{1}{(1 + e^{-\alpha x})} \quad \text{محاسبه‌ای}^۳: \quad (۴-۴)$$

$$f(x) = \tanh(x) \quad \text{تانژانت هیپربولیکی}^۴: \quad (۵-۴)$$

$$f(x) = \tanh(1.5x) \quad \text{تانژانت هیپربولیکی}: \quad (۶-۴)$$

$$f(x) = \frac{1}{(1 + e^{-\alpha x})^{-2}} \quad \text{محاسبه‌ای متقارن}^۵: \quad (۷-۴)$$

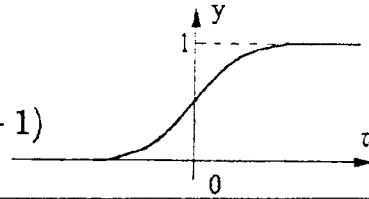
توابع سیگموئیدی (منحنی‌های به شکل S) توابع محرک مفیدی هستند. به ویژه پیشنهاد می‌شود که از آن‌ها در شبکه‌های عصبی که با عملکرد «پس انتشار خطا» آموزش می‌بینند، استفاده شود [۱۰]. زیرا رابطه ساده بین مقدار تابع در یک نقطه و مقدار مشتق تابع در آن نقطه، حجم محاسبات را در طول آموزش کاهش می‌دهد. در اشکال (۷-۴) و (۸-۴) توابع تبدیل سیگموئیدی نشان داده می‌شوند.

- 
- 1- Binary Functions
  - 2- Sigmoid Functions
  - 3- Logistic
  - 4- Hyperbolic Tangent
  - 5 - Symmetric Logistic



**Sigmoidal unipolar:**

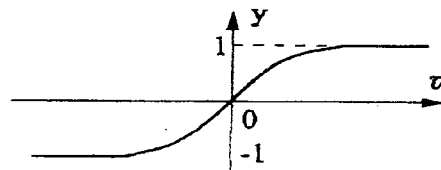
$$y = \varphi(v) = \frac{1}{1 + e^{-\beta v}} = \frac{1}{2}(\tanh(\beta v/2) + 1)$$



شکل (۷-۴): تابع تبدیل سیگموئیدی [۴۱]

**Sigmoidal bipolar:**

$$\varphi(v) = \tanh(\beta v)$$



شکل (۸-۴): تابع تبدیل سیگموئیدی [۴۱]

## ➤ توابع احتمالی:

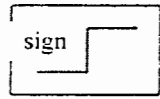
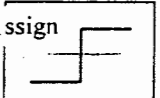
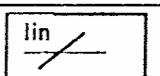
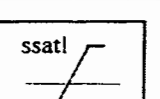
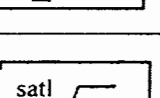
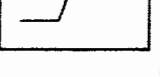
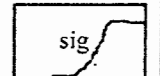
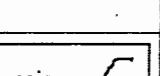
$$f(x) = e^{-x^2} \quad \text{گوسی}^2: \quad (۸-۴)$$

$$f(x) = 1 - e^{-x^2} \quad \text{گوسی کامل}^3: \quad (۹-۴)$$

توابع احتمالی در کاربردهای شبکه‌های عصبی مصنوعی منحصر به فرد هستند زیرا بر خلاف سایر توابع، آن‌ها توابع صعودی نمی‌باشند. تابع گوسی به شکل منحنی زنگوله‌ای کلاسیک می‌باشد که مقادیر زیاد را در میان مقادیر کم و مقادیر در بازه متوسط را در بین مقادیر زیاد ترسیم می‌کند [۱۰]. جدول (۱-۴) انواع توابع محرک را با علائم اختصاری آن‌ها نشان می‌دهد.

- 
- 1 - Probabilistic Funtions
  - 2 - Gaussian
  - 3 - Gaussian Complement

جدول (۴-۱): توابع تبدیل با علائم قراردادی [۸]

ردیف	نام	تعریف تابع	علائم قراردادی
۱	آستانه‌ای دو مقداره	$a = 0, n < 0$ $a = 1, n \geq 0$	
۲	آستانه‌ای دو مقداره متقارن	$a = -1, n < 0$ $a = 1, n \geq 0$	
۳	خطی	$a = n$	
۴	آستانه‌ای خطی متقارن	$a = -1, n < -1$ $a = n, -1 \leq n \leq 1$ $a = 1, n > 1$	
۵	آستانه‌ای خطی	$a = 0, n < 0$ $a = n, 0 \leq n \leq 1$ $a = 1, n > 1$	
۶	سیگموئیدی	$a = \frac{1}{1 + e^{-n}}$	
۷	تانژانت هیپربولیکی	$a = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$	
۸	خطی مثبت	$a = 0, n < 0$ $a = n, n \geq 0$	

#### ۴-۳- شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان سیستم‌های دینامیکی آموزش پذیر:

بین تمام خواصی که از شبکه‌های عصبی مصنوعی نام بردیم، 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 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 [۸].

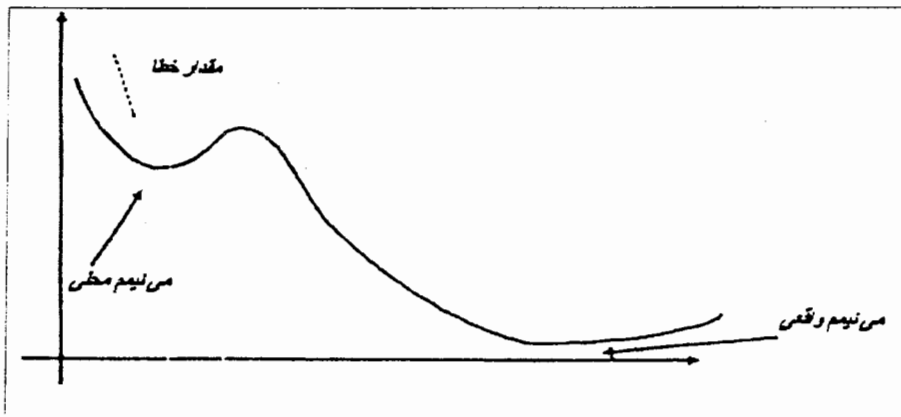
#### ۴-۲-۴ الف - گونه‌های مختلف آموزش در شبکه‌های عصبی مصنوعی:

آموزش شبکه عصبی عبارت است از فرآیندی که به وسیله آن شبکه عصبی خود را برای یک محرک سازگار می‌کند، به نحوی که پس از تعدیل مناسب پارامترهای شبکه، پاسخ مطلوب را ارائه دهد. در خلال آموزش، شبکه پارامترهای خود یعنی وزن‌های سیناپس را در پاسخ به ورودی محرک تعدیل می‌کند به نحوی که خروجی واقعی شبکه به خروجی مطلوب همگرا شود. همان طوری که برای هر فرد یک شیوه آموزشی خاص مناسب است، برای هر شبکه عصبی مصنوعی نیز روش‌های خاصی متناسب است. در ادامه به انواع روش‌های آموزش اشاره شده است [۳۷].

#### ➤ آموزش با ناظر!

در این شیوه آموزش، ورودی‌های شبکه و خروجی‌های متناظر با آن‌ها از قبل مشخص می‌باشند. در زمان آموزش شبکه، یک ورودی به شبکه اعمال می‌شود. شبکه در پاسخ به آن ورودی محرک، پاسخ خروجی را نتیجه می‌دهد. این خروجی با خروجی مطلوب متناظر با همین ورودی مقایسه می‌شود. حال اگر خروجی واقعی با خروجی مطلوب مغایرت داشته باشد، شبکه یک سیگنال خطا تولید می‌کند که از این سیگنال فقط برای محاسبه میزان تغییری که باید بر وزن‌های سیناپس اعمال شود، استفاده می‌گردد. این روند آن قدر تکرار می‌شود تا خروجی واقعی، همان خروجی مطلوب یا نزدیک به آن شود. روند حداقل نمودن خطا به یک مقدار ویژه به نام معلم یا ناظر نیازمند است که عمل مقایسه بین خروجی واقعی و خروجی مطلوب را انجام دهد و شبکه را با توجه به این میزان سیگنال خطا تعدیل نماید تا این‌که آموزش لازم را ببیند. به همین دلیل به این شیوه آموزشی،

آموزش با ناظر گفته می‌شود. توجه به این نکته مهم است که در خلال آموزش، وزن‌ها به نحوی تعدیل یابند که خطا به حداقل برسد. در زمان آموزش ممکن است به مقادیری برای وزن‌ها برسیم که ظاهراً حداقل خطا در خروجی ایجاد می‌نمایند، اما اگر روند آموزش ادامه داده شود ابتدا خطا افزایش یافته و به یک حداقل دیگر می‌رسد که از حداقل اولی کم‌تر است. به آن حداقل اول، حداقل محلی<sup>۱</sup> گفته می‌شود. حال اگر روند آموزش را ادامه داده ولی میزان خطا هرگز از میزان خطای دوم کم‌تر نشود به این حداقل خطا، حداقل مطلق<sup>۲</sup> گویند. این مطلب در شکل (۹-۴) نشان داده شده است. تمام الگوریتم‌های آموزش، سعی می‌کنند که به این حداقل برسند [۳۳].



شکل (۹-۴): حداقل واقعی و حداقل محلی [۲۲]

### ➤ آموزش تقویت یافته<sup>۳</sup>:

در این شیوه نیز مانند روش آموزش با ناظر، به یک معلم نیاز می‌باشد اما در این روش معلم تعیین نمی‌کند که خروجی واقعی چه اندازه با خروجی مطلوب متفاوت است. بلکه مشخص می‌کند که خروجی واقعی، خروجی مطلوب است یا خیر (pass/fail). که pass نشان می‌دهد خروجی واقعی همان خروجی مطلوب است و fail نشان‌دهنده مغایرت این دو است. بنابراین سیگنال خطای تولیدی در این روش باینری می‌باشد. اگر سیگنال خطا وضعیت عدم تطابق دو خروجی (واقعی و مطلوب) را نشان دهد، آن‌گاه شبکه پارامترهای خود را به طور مکرر تعدیل می‌نماید تا این‌که به خروجی مطلوب

1 - Local Minimum  
2 - Actual Minimum  
3 - Reinforced Learning

برسد. در این روش نشان‌دهنده‌ای وجود ندارد که معین کند پاسخ خروجی در جهت صحیح در حال حرکت است یا این که پاسخ خروجی به چه میزانی به پاسخ مطلوب نزدیک است. هنگام استفاده از این روش باید حدود معینی بنا نهاده شود تا این که شبکه به طور نامحدود، سعی در بدست آوردن خروجی مطلوب ننماید [۳۳].

### ➤ آموزش بدون ناظر<sup>۱</sup>:

شبکه کوهنن با عملکرد خود سازمانده، یک نوع شبکه بدون ناظر است و ساختار آن تنها با دو لایه، ساده ترین نوع نسبت به سایر ساختارها می‌باشد: لایه ورودی و لایه خروجی. شبکه کوهنن قادر به یادگیری بدون حضور خروجی های مطلوب در الگوهای نمونه است. این شبکه‌ها می‌توانند الگوهای داده ها را به تعداد مشخصی از مجموعه ها تفکیک کنند [۲۷]. در این روش بر خلاف شیوه آموزش با ناظر نیازی به معلم نیست، یعنی خروجی هدف وجود ندارد. در خلال آموزش، شبکه الگوهای آموزشی خود را از طریق ورودی‌هایش دریافت می‌کند و به شکل دلخواه، آن‌ها را در طبقه‌های مختلفی، دسته‌بندی می‌کند. هنگامی که یک شبکه ورودی را دریافت می‌کند، پاسخی در خروجی ظاهر می‌شود که نشان‌دهنده طبقه‌ای است که ورودی بدان تعلق دارد. اگر طبقه‌ای برای این ورودی یافت نشد، آن‌گاه یک طبقه جدید تشکیل می‌شود [۳۷].

### ➤ آموزش رقابتی<sup>۲</sup>:

آموزش رقابتی شکلی از آموزش بدون ناظر است. در این شبکه‌ها چنان که از نام آن‌ها برمی‌آید، خروجی های سلول های عصبی با یکدیگر به رقابت می‌پردازند تا یکی از آن‌ها که دارای امتیاز بیشتری است در رقابت برنده شود و در بین سلول‌ها متمایز شود. شبکه‌هایی که از این شیوه آموزش استفاده می‌کنند در لایه خروجی خود از چند نرون تشکیل شده‌اند، هنگامی که یک ورودی به شبکه اعمال می‌شود تمام نرون‌های خروجی با یکدیگر رقابت می‌کنند تا یکی از نرون‌های خروجی مقدار

---

1 - Unsupervised Learning  
2 - Competitive Learning

غیر صفر داشته باشد، که به آن نرون برنده می‌گویند. شبکه همینگ<sup>۱</sup> را شاید بتوان یکی از ساده ترین نمونه‌های شبکه‌های رقابتی دانست [۳۷].

#### ۴-۴-۴ آموزش<sup>۲</sup> شبکه عصبی مصنوعی:

بعد از آماده‌سازی فایل داده‌های ورودی و انتخاب ساختار اختصاص یافته جهت انجام عملکرد مربوطه (به عنوان مثال ساختار پس انتشار خطا)، فرآیندهای یادگیری به کار برده می‌شوند. در یادگیری با ناظر مجموعه‌ای از داده‌های ورودی و داده‌های خروجی تصحیح شده یا مطلوب<sup>۳</sup> برای آموزش شبکه به کار می‌روند. شبکه با استفاده از الگوی ورودی آموزش، خروجی مربوط به آن را تولید می‌کند. این خروجی با بردار مطلوب نظیر مقایسه می‌شود و اختلاف بین آن دو برای تنظیم بردارهای وزن و بایاس<sup>۴</sup> به کار می‌رود. به روش‌های تنظیم بردارهای وزن و بایاس یک شبکه، «قوانین یادگیری»<sup>۵</sup> گفته می‌شود. شبکه‌های پس انتشار خطا به دلیل قابلیت‌های پیش‌بینی و توانایی تعمیم‌پذیری بالا در مورد مسائل مختلف معروف هستند [۲۰].

#### ۴-۴-۵ کنترل آموزش:

برای کنترل آموزش شبکه می‌توان از شرایط کنترلی مختلفی استفاده کرد که متداول‌ترین آن‌ها به شرح ذیل است:

- ۱- اگر تعداد تکرارها از حد معینی بیش‌تر شود، آن‌گاه آموزش متوقف شود (در این‌جا منظور از تکرار، عرضه تمامی الگوها به شبکه است).
- ۲- اگر  $\alpha$  (در این حالت  $\alpha$  همان سرعت آموزشی است) از حد معینی کم‌تر شود، آن‌گاه آموزش متوقف می‌شود.
- ۳- اگر مجموع مربعات خطا در خروجی کم‌تر از حد معینی بشود، آن‌گاه آموزش متوقف شود.
- ۴- اگر تغییرات تمامی وزن‌ها از حد معینی کم‌تر شود. آن‌گاه آموزش متوقف گردد [۳۳].

---

1 - Heming  
2 - Training  
3 - Target  
4 - Weights and Biases  
5 - Learning Rules

#### ۴-۵- تعمیم‌یافتگی<sup>۱</sup> در مقابل حفظ<sup>۲</sup>:

یکی از ویژگی‌های مهم شبکه‌های عصبی، قدرت تعمیم‌یافتگی آن‌هاست. تعمیم‌یافتگی یعنی توانایی شبکه در پاسخ‌گویی درست به الگوهایی که تا به حال با آن‌ها مواجه نشده است. البته شرط صحت پاسخ شبکه این است که روابط درونی بین مولفه‌های بردار ورودی، همان روابط موجود در بردارهای آموزشی از قبل آموخته شده باشد. توانایی درونیابی از میان داده‌های آموزشی، لزوماً به مفهوم خوب تعمیم‌یافتگی نیست. یک شبکه طبقه‌بندی کننده‌ای که به شکل مناسب آموزش دیده، باید به یک داده آزمایشی با همان دقتی که به داده آموزشی پاسخ می‌دهد، جواب دهد. اما اگر با دقت کم‌تری به داده آموزشی پاسخ بدهد، آن‌گاه این نتیجه استنباط می‌شود که درجه آزادی شبکه به میزان درستی انتخاب نشده است [۳۷].

#### ۴-۶- تعیین بهترین اندازه برای شبکه:

درجه آزادی در یک شبکه عصبی مصنوعی عبارت است از تعداد اتصالات داخلی شبکه که با تعداد نرون‌های لایه پنهان در ارتباط مستقیم است. در حال حاضر روشی برای تعیین تعداد لایه‌های پنهان وجود ندارد و تنها روشی که پیشنهاد می‌گردد، روش سعی و خطاست. با افزایش تعداد نرون‌های لایه پنهان از یک مقدار کوچک به مقادیر بزرگ، ابتدا مجموع خطاها کاهش می‌یابد اما پس از رسیدن مقدار نرون‌ها به اندازه معین، این خطا شروع به افزایش می‌نماید. بدین روش می‌توان بهترین اندازه برای شبکه را انتخاب نمود [۳۷].

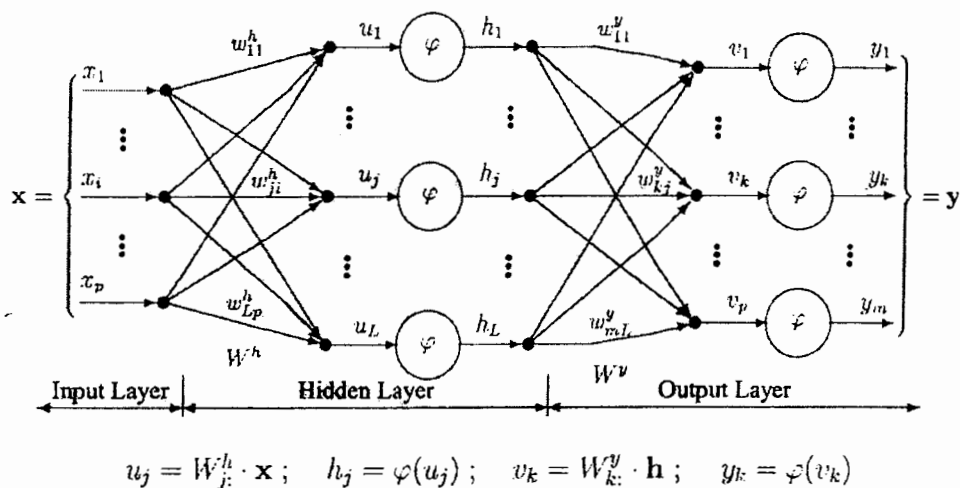
#### ۴-۷- پرسپترون<sup>۱</sup>:

در بخش‌های قبلی سعی شد تا با دیدی کلی، مطالبی راجع به بیولوژی شبکه‌های عصبی طبیعی و نحوه مدل‌سازی یک شبکه عصبی مصنوعی بر اساس نمونه طبیعی آن ارائه گردد و هم چنین نحوه آموزش و عملکرد یک شبکه عصبی مصنوعی و پارامترهای مهم در طراحی آن مورد توجه قرار گیرد، تا بدین‌وسیله آمادگی لازم برای تحلیل یک شبکه عصبی مصنوعی به نام پرسپترون حاصل

---

1 - Generalize  
2- Memorize  
3 - Perceptron

شود. طبق تحقیقات به عمل آمده و مرور مقالات مختلف موجود در این زمینه، مشخص شد که شبکه پرسپترون با الگوریتم پس انتشار خطا کارایی بیشتری در حل مسائل مهندسی نفت و به ویژه چاه‌پیمایی دارد [۳۸]. پرسپترون اولین شبکه عصبی مصنوعی بود که در سال ۱۹۵۸ توسط فرانک روزنبلات ارائه گردید. وی روان‌شناس و متخصص در بیولوژی نرونی بود. او سعی کرد مدلی ریاضی ارائه دهد که بتواند کار شناسایی الگوی سیستم بینایی انسان را شبیه‌سازی کند. بر همین اساس در حال حاضر از پرسپترون در کاربردهایی نظیر طبقه‌بندی اشکال، شناسایی نمادها و سیستم بینایی روبات استفاده می‌شود. در شکل (۱۰-۴) ساختار یک پرسپترون چند لایه نشان داده می‌شود که اولین لایه وزن‌ها (بین واحدهای ورودی و واحدهای لایه پنهان) دارای مقادیر تصادفی ثابتی هستند و در حین آموزش تغییر نمی‌کنند در حالی که دومین لایه وزن‌ها (بین واحدهای لایه پنهان و واحد لایه خروجی) تعلیم‌پذیر هستند.



شکل (۱۰-۴): ساختار یک شبکه پرسپترون چند لایه [۴۳]

پرسپترون تک لایه قادر است الگوهای به طور خطی تفکیک‌پذیر را طبقه‌بندی کند، در حالی که پرسپترون چند لایه می‌تواند الگوهای به طور غیرخطی تفکیک‌پذیر را نیز طبقه‌بندی نماید؛ به همین دلیل امروزه در اکثر موارد، به منظور شناسایی الگو و طبقه‌بندی آن‌ها از پرسپترون چند لایه به خاطر قدرت آن در تفکیک‌پذیری استفاده می‌شود. برای آموزش پرسپترون چند لایه از الگوریتم



آموزشی «پس انتشار خطا» استفاده می‌گردد. در هنگام استفاده از این الگوریتم تمام توابع محرک (تبدیل) در تمام لایه‌ها (لایه ورودی می‌تواند هر تابع محرک دلخواهی داشته باشد) باید دارای خصوصیات زیر باشند:

الف) پیوسته باشند.

ب) مشتق‌پذیر باشند.

ج) یکنوای افزایشی باشند [۳۳].

#### ۸-۴- قانون پس انتشار خطا:

از قانون یادگیری پس انتشار خطا برای آموزش شبکه‌های عصبی چند لایه پیشخور که عموماً شبکه‌های چند لایه پرسپترون هم نامیده می‌شوند، استفاده می‌کنند، به عبارتی توپولوژی شبکه‌های MLP با قانون یادگیری پس انتشار خطا تکمیل می‌شود.

در مورد قانون پس انتشار خطا در بخش (۴-۴-۱-الف) توضیحات کامل ارائه شده است. در شبکه‌های MLP، مدل هر نرون دارای یک تابع محرک غیرخطی است که مشتق‌پذیر نیز می‌باشد. در این حالت، ارتباط بین پارامترهای شبکه و سیگنال خطا کاملاً پیچیده و غیرخطی می‌باشد [۸].

#### ۸-۴-۱- الگوریتم پس انتشار خطا:

در این بخش مراحل اجرای الگوریتم پس انتشار خطا با توجه به ساختار شبکه عصبی چند لایه نشان داده شده در شکل (۴-۱۱) توضیح داده می‌شود:

مرحله صفر: تعیین وزن‌ها (وزن‌ها 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 پیش‌رو (تزریق ورودی‌ها به شبکه و یافتن پاسخ آن‌ها):

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 می‌کند (لایه پنهان).

مرحله (۴): هر کدام از واحدهای لایه پنهان، مجموع ورودی‌های وزن‌دار شده خویش را معین می‌کنند ( $Z_j, j = 1, \dots, p$ )

$$Z_{inj} = v_{oj} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij}$$

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

$$Z_j = f(Z_{inj})$$

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 وزن‌دار شده خویش را محاسبه می‌کند:

$$Y_{ink} = w_{ok} + \sum_{j=1}^p Z_j w_{jk}$$

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

$$Y_k = f(Y_{ink})$$

پس انتشار خطا:

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:

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

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

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

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

که در رابطه بالا،  $\alpha$  سرعت آموزش است ( $\alpha \in [0,1]$ ) و وظیفه آن کنترل میزان تأثیر خطا در تعدیل وزن‌هاست و  $\mu$  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.  $\delta_k$  عبارت است از خطا در خروجی نرون  $K$  سپس ارسال  $\delta_k$  به تمام واحدهای لایه پایین‌تر.

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

$$\delta_{inj} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk}$$

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

$$\delta_j = \delta_{inj} f'(Z_{inj})$$

سپس مقدار تغییرات وزن و بایاس منتهی به خود را به منظور تعدیل وزن ها و بایاس در پایان محاسبه می کند:

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

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

مرحله (۸): هر کدام از واحدهای لایه خروجی، وزن ها و بایاس خود را تعدیل می کند ( $j=0, \dots, p$ ):

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

هر کدام از واحدهای لایه پنهان، وزن ها و بایاس خود را تعدیل می کند ( $i=0, \dots, n$ ):

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

مرحله (۹): در صورتی که شرایط توقف حاصل شود (مجموع مربعات خطا از حد معینی کم تر 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 می توان استفاده نمود:

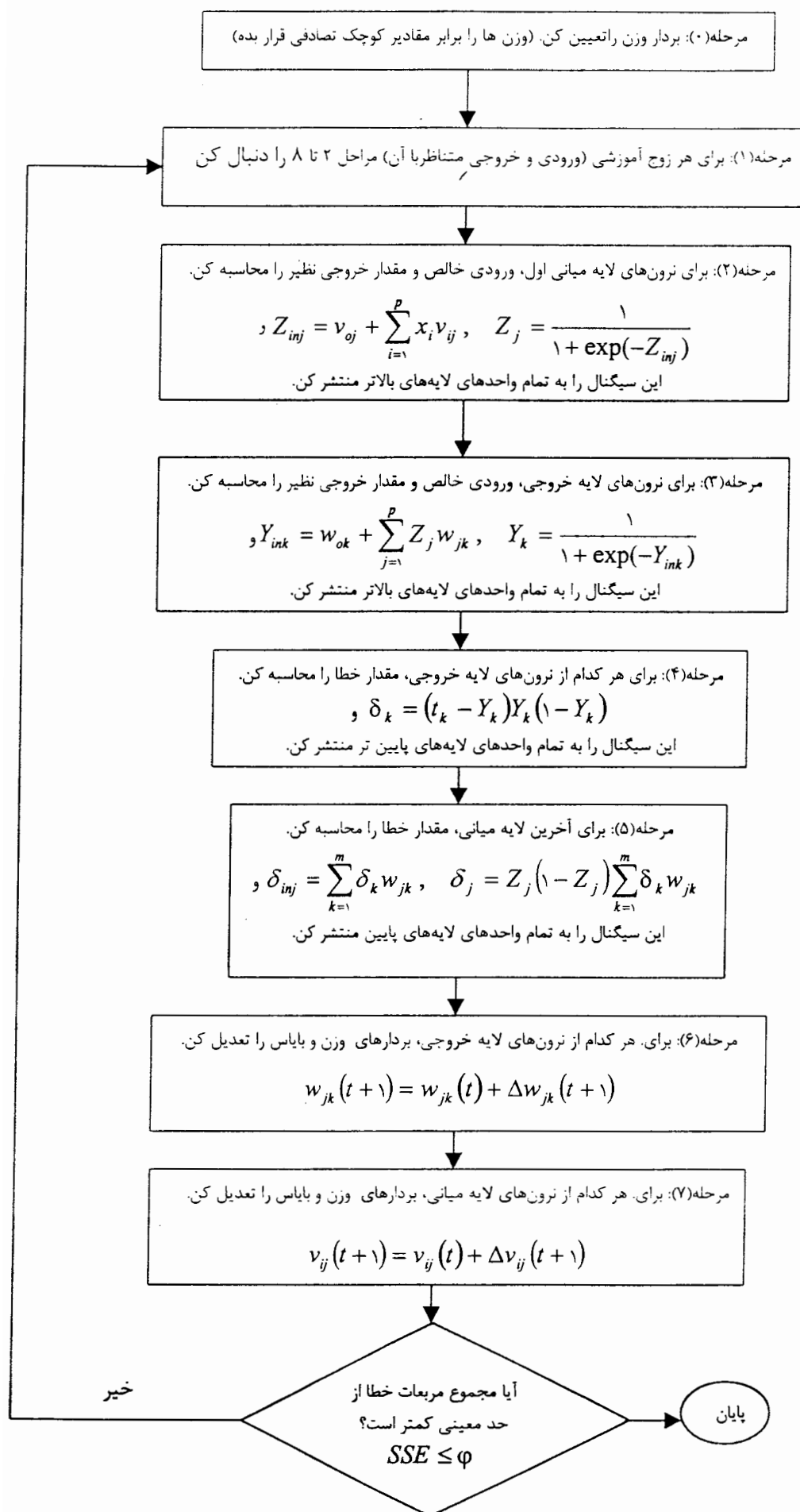
الف) میانگین مربعات خطا<sup>۱</sup> در هر سیکل<sup>۲</sup> کم تر از مقدار از پیش تعیین شده باشد و یا این که فرم تغییرات در پارامترهای شبکه پس از هر سیکل خیلی کوچک باشد. باید توجه داشت که تعداد

1 - Mean Square Error: MSE

2 - Epoch

تکرار در هر سیکل به اندازه تعداد نمونه‌های یادگیری می‌باشد. مثلاً اگر ۱۰۰ تا داده نمونه یادگیری موجود است، سیکل برابر با ۱۰۰ مرحله تکرار می‌گردد.

ب) نرم‌گرادیان خطا، خیلی کوچک باشد [۳۷]. در شکل (۴-۱۱) الگوریتم پس انتشار خطا نشان داده می‌شود.



شکل (۴-۱۱): الگوریتم پس انتشار خطا

#### ۴-۸-۲- محدودیت الگوریتم پس انتشار خطا:

جهت محاسبه حساسیت‌ها برای نرون‌های مختلف در شبکه پرسپترون چند لایه، لازم است از توابع نرون‌ها مشتق‌گیری شود. از این رو باید توابعی مورد استفاده قرار بگیرند که دارای مشتق باشند، به عبارتی دیگر مشتق‌پذیری توابع تبدیل تنها محدودیتی است که در الگوریتم BP وجود دارد. یکی از انواع متداول توابع تبدیل که شرط فوق را دارا می‌باشند، توابع سیگموئیدی هستند یکی از دلایل عمده استفاده از چنین توابعی سادگی مشتق آن‌هاست که استفاده از روش پس انتشار خطا را بسیار ساده تر می‌کند. در توابع سیگموئیدی مقدار خروجی  $op_j$  توسط رابطه زیر به دست می‌آید:

$$op_j = f(net) = \frac{1}{1 + \exp(-knet)} \quad (۴-۶)$$

چنانچه مشتق آن را نسبت به  $(net)$  به دست آوریم، نتیجه زیر حاصل می‌شود:

$$f'(net) = \frac{k \exp(-knet)}{1 + \exp(-knet)^2} = kf(net)(1 - f(net)) = kop_j(1 - op_j) \quad (۴-۷)$$

بنابراین مشتق تابع، صرفاً تابع ساده‌ای از خروجی است [ ۱ ].

اکنون که در این فصل کلیاتی در مورد شبکه‌های عصبی مصنوعی و خصوصیات مربوط به آن‌ها توضیح داده شد و خصوصیات برخی از شبکه‌ها و همچنین شبکه پرسپترون بیان شد؛ در فصل بعد روش انجام کار و نتایج حاصل از آن‌ها به همراه نمودارها و اشکال مربوط به آن‌ها بیان خواهد شد.

## فصل پنجم:

پیش‌بینی نمودار  
*Pef* با شبکه‌های عصبی  
مصنوعی

## فصل پنجم: پیش‌بینی نمودار Pef با شبکه‌های عصبی

در فصل‌های گذشته، در مورد برخی از نمودارهای چاه‌پیمایی، زمین‌شناسی منطقه مورد مطالعه و شبکه‌های عصبی مصنوعی توضیحاتی داده شد تا ذهنیت لازم برای بیان مطالب این فصل ایجاد گردد. در این فصل روش انجام کار برای طراحی شبکه عصبی مناسب و تهیه برنامه کامپیوتری لازم برای پیش‌بینی نمودار Pef و نتایج حاصل از انجام برنامه نشان داده خواهد شد. لازم به ذکر است که پس از طراحی شبکه مورد نظر، کلیه مراحل یادگیری شبکه (آموزش-آزمایش و آزمون) توسط داده‌های واقعی مربوط به ۶ حلقه چاه واقع در میدان نفتی اهواز انجام می‌شود و پس از آن در مرحله تعمیم، نمودار Pef برای هر کدام از این چاه‌ها پیش‌بینی می‌گردد. همان‌طور که قبلاً اشاره شد هدف از انجام این پایان‌نامه، تهیه الگوریتمی برای مدل‌سازی یک شبکه عصبی مصنوعی است که بتواند برای پیش‌بینی مقادیر Pef در یک مخزن به کار رود. در این مطالعه سعی شده که پس از آشنایی با مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی و شناخت ساختار و عملکرد آن‌ها، یک مدل شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم پس انتشار خطا (BP-ANN) طراحی شود و پیرامون عملکرد و تعمیم‌پذیری و تنظیم پارامترهای مربوطه تحقیق و بررسی به عمل آید.

### ۵-۱- طراحی شبکه مورد نظر و روش کار:

برای انجام این کار، ابتدا با توجه به هدف مورد نظر که پیش‌بینی یک نمودار و یا قسمتی از آن می‌باشد و در دسترس بودن پارامترهای ورودی و خروجی و همچنین بررسی کارهای انجام شده در این زمینه [۲۶]، شبکه مورد نظر (پرسپترون) انتخاب گردید، زیرا معمولاً برای حل مسائلی که مربوط به پیش‌بینی باشند از این شبکه استفاده می‌شود [۲۲]. مراحل انجام کار به این ترتیب است که پس از مطالعه ویژگی‌های شبکه پرسپترون و بررسی پارامترهای مؤثر بر پیش‌بینی نمودار Pef، نسبت به طراحی شبکه اقدام شد. همان‌طور که در بخش‌های قبلی ذکر شد برای انجام این کار از اطلاعات تعدادی چاه واقع در سازند آسماری میدان اهواز استفاده شده است، البته اطلاعات مربوط به ۱۰ حلقه



حلقه چاه در اختیار ما قرار داده شد ولی از آن جایی که فقط تعداد ۶ حلقه از این چاه‌ها دارای نمودار Pef بودند و با توجه به این که یادگیری شبکه پرسپترون از نوع با ناظر است، این ۶ حلقه چاه برای انجام کار انتخاب شدند. پارامترهای ورودی مورد نیاز برای آموزش شبکه شامل نمودارهای مقاومت ویژه، دانسیته، نوترون اصلاحی، صوتی و گاما می‌باشند، به عبارت دیگر لایه ورودی شبکه شامل ۷ نرون می‌باشد و لایه خروجی نیز از یک نرون تشکیل شده است. تعداد نرون‌های لایه ورودی و خروجی توسط صورت مسئله مشخص می‌شوند ولی در انتخاب تعداد لایه‌های میانی و تعداد نرون‌های آن‌ها معمولاً این کار به کمک روش سعی و خطا انجام می‌گیرد. بدین منظور، شبکه‌ای با یک لایه پنهان در نظر گرفته شد و پاسخ شبکه به ازای ۵ نرون میانی تست شد و با افزایش یک‌به‌یک آن‌ها تا ۵۵ نرون و بررسی روند الگوریتم در هر مرحله و مقایسه نتایج هر ۶ حلقه چاه، در نهایت ۱۰ نرون برای لایه میانی انتخاب شد. (زیرا در این حالت مقدار خطا به حداقل ممکن رسید و همچنین پاسخ های شبکه به مقدار واقعی نزدیک تر بود). که نتایج این ارزیابی را می‌توان در شکل (پ-الف-۲۹) مشاهده نمود.

لازم به ذکر است که به روش سعی و خطا تابع تبدیل تانژانت سیگموئیدی برای لایه میانی و تابع تبدیل خطی نیز برای لایه خروجی انتخاب گردیدند.

پس از آن شبکه با دو لایه پنهان مورد بررسی قرار گرفت (روش سعی و خطا) و از آن جایی که پاسخ شبکه در دو حالت تقریباً یکسان بود شکل (۵-۲)، در نهایت شبکه سه لایه با ۱۰ نرون میانی به عنوان شبکه بهینه انتخاب شد در ادامه الگوریتم مربوط به پیش‌بینی نمودار شاخص فتوالکتریک (Pef) تهیه گردید و سپس برنامه آن توسط نرم افزار Matlab نوشته شد و پس از صرف زمان زیاد فرم اجرایی برنامه آماده کار گردید که فلوچارت آن در شکل‌های (۵-۴) و (۵-۵) نشان داده شده است. مراحل انجام کار در بخش‌های بعد به تفصیل شرح داده می‌شود.

## ۵-۲- انتخاب مجموعه داده‌ها:

انتخاب مجموعه داده‌ها یکی از مهم‌ترین مراحل انجام کار می‌باشد که در جدول (۵-۱) مشخصات چاه‌های انتخابی و نمودارهای لازم مربوط به آن‌ها نشان داده می‌شود.

هر یک از الگوهای ورودی به شبکه به صورت زوج الگوی ورودی - خروجی می‌باشند. به عبارت دیگر، قرائت‌های مربوط به نمودارهای مقاومت ویژه، دانسیته، نوترون اصلاحی، صوتی و اشعه گاما به عنوان داده‌های ورودی خام و داده‌های نمودار Pef به عنوان خروجی مطلوب به طور همزمان به صورت پیشخور وارد شبکه می‌شوند.

جدول (۵-۱): مشخصات چاه‌های انتخابی از میدان نفتی اهواز

شماره چاه	عمق (متر)	نمودارهای استفاده شده
۱۳۸	۲۵۱۱-۲۸۵۲/۸	LLD,LLS,MSFL,RHOB,NPHI,DT,GR
۱۳۹	۲۵۳۲-۲۸۵۲/۶	LLD,LLS,MSFL,RHOB,NPHI,DT,GR
۲۴۵	۲۶۱۹-۲۹۷۴/۲	LLD,LLS,MSFL,RHOB,NPHI,DT,GR
۲۴۶	۲۵۸۴/۵-۲۹۴۱/۲	LLD,LLS,MSFL,RHOB,NPHI,DT,GR
۲۵۳	۲۶۱۳/۵-۳۰۳۱/۷	LLD,LLS,MSFL,RHOB,NPHI,DT,GR
۲۵۹	۲۶۵۳-۲۸۷۲/۴	LLD,LLS,MSFL,RHOB,NPHI,DT,GR

### ۵-۳- آماده کردن الگوهای ورودی:

آماده‌سازی داده‌ها، اغلب پیچیده‌ترین بخش کاربرد شبکه‌های عصبی است. بخشی از این پیچیدگی به انتخاب حالات محقق یافته‌ای که الگوی صحیح را در اختیار بگذارند برمی‌گردد (به عنوان مثال در مجموعه حاضر حالات مختلف انتخاب پارامترهای ورودی مؤثر بر Pef تست شدند و در نهایت نمودارهای مقاومت ویژه، دانسیته، نوترون اصلاحی، صوتی و گاما به عنوان پارامترهای ورودی انتخاب شدند) و بخش دیگر به تغییر مقیاس داده‌های آموزشی مربوط می‌شود. بهترین وضعیت برای شبکه‌های عصبی هنگامی است که تمام ورودی‌ها و خروجی‌ها در بازه  $[0,1]$  یا  $[-1,1]$  قرار گیرند و یا به عبارتی نرمالایز شوند. در انجام این پایان نامه کلیه داده‌های ورودی و خروجی در بازه  $[-1,1]$  نرمالایز شدند. یکی از دلایل نرمالایز کردن ورودی‌ها در دامنه  $[0,1]$  یا  $[-1,1]$  این است که توابع محرکی (تبدیلی) مانند تابع تبدیل سیگموئیدی نمی‌توانند بین مقادیر خیلی بزرگ فرق بگذارند. به عنوان مثال تابع سیگموئیدی می‌تواند به راحتی بین ۱ و ۲ فرق بگذارد ولی تشخیص مقادیر ۱۰۰۰ و

۵۰۰۰ برای آن مشکل است. این مسئله امر آموزش را با دشواری مواجه می‌سازد. مهم‌ترین دلیل تبدیل مقیاس ورودی‌ها به دامنه  $[0,1]$  یا  $[-1,1]$  کمک به آموزش شبکه است.

#### ۵-۴- نحوه ارائه داده‌های یادگیری:

با توجه به این که آموزش شبکه از روی مجموعه داده‌های یادگیری ورودی - خروجی صورت می‌گیرد، در انتخاب و نحوه ارائه داده‌های یادگیری به شبکه عصبی مصنوعی باید دقت نمود. زیرا در فرآیند یادگیری از اطلاعات موجود در نمونه‌های یادگیری، برای فهم و استنتاج نگاشت مفروض و پیاده‌سازی تقریبی آن استفاده می‌شود [۸]. در این پروژه در مرحله آموزش، برای هر یک از چاه‌ها به طور جداگانه الگوهای ورودی (یعنی قرائت‌های خام نمودارهای چاه‌پیمایی) و Pef مربوط به عنوان سه مجموعه آموزشی<sup>۱</sup>، آموزشی - آزمایشی<sup>۲</sup> و آزمون<sup>۳</sup> (اعتبارسنجی) انتخاب شدند، به این صورت که اطلاعات مربوط به هر چاه را به سه دسته تقسیم نموده و حدوداً ۸۰٪ از داده‌ها برای آموزش، و بقیه برای آزمایش و آزمون (اعتبارسنجی) شبکه استفاده می‌شوند. به عبارت دیگر برای هر چاه یک شبکه Pef با ساختار یکسان در نظر گرفته می‌شود. از مجموعه داده‌های آزمون بیش‌تر برای مقایسه پیش‌بینی‌های شبکه استفاده می‌شود و این مجموعه از داده‌ها در فرآیندهای آموزش و آزمایش شبکه به کار برده نمی‌شوند. برای شکل‌دهی به الگوهای ورودی، هر یک از مجموعه‌های انتخابی به صورت یک ماتریس دو بعدی در نظر گرفته می‌شود یعنی داده‌های خام مربوط به هر مجموعه به صورت یک ماتریس  $(N \times 7)$  می‌باشند که به عنوان مثال در ستون‌های اول تا سوم نمودارهای مقاومت‌ویژه (LLd)، LLS و MSFL)، در ستون چهارم دانسیته، در ستون پنجم نوترون اصلاحی، در ستون ششم نمودار صوتی و در ستون هفتم نمودار گاما قرار می‌گیرند و به همین ترتیب داده‌های مربوط به Pef مطلوب در یک ماتریس ستونی  $(N \times 1)$  قرار می‌گیرند. و پس از مرتب‌سازی داده‌های ورودی، فایل داده‌ها به شکل مت فایل (\*mat) ذخیره می‌شوند.

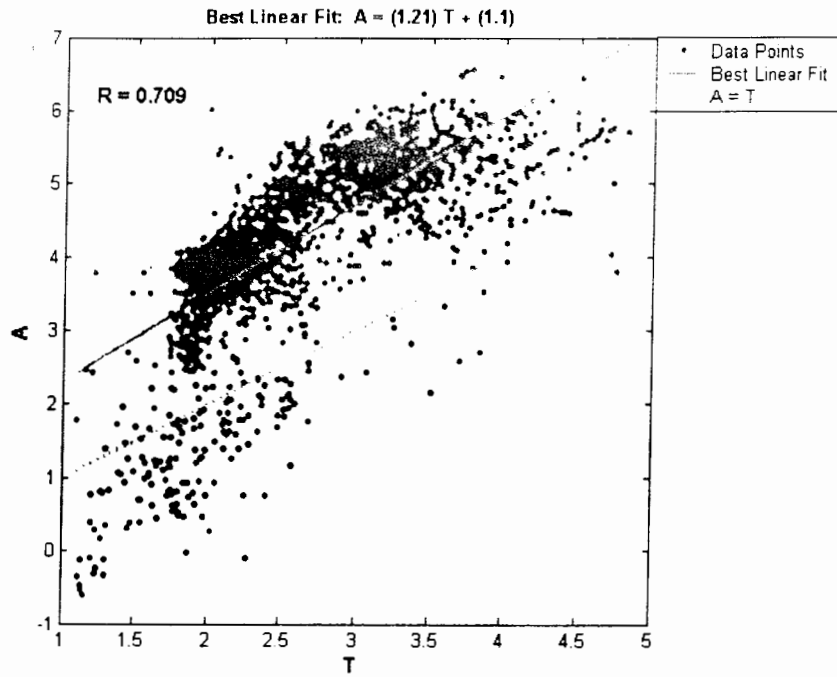
#### ۵-۵- تعداد نرون‌های لایه میانی:

- 
- 1 - Normalize
  - 1 - Training
  - 2 - Training - Testing Patterns
  - 3 - Validation or Production

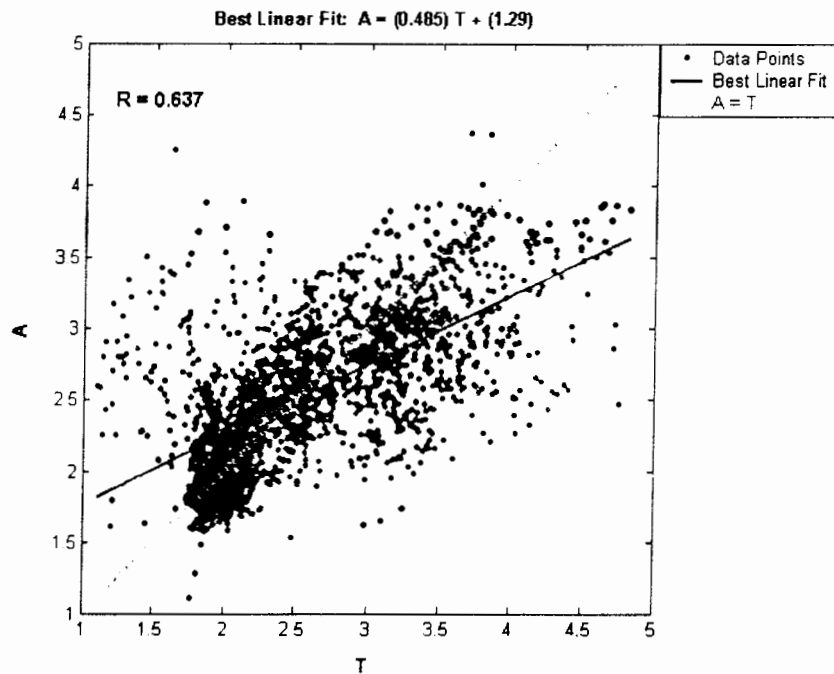
اندازه لایه مخفی، به عبارت روشن‌تر، تعداد نرون‌های مخفی، سوال مهمی است که عموماً مطرح می‌شود، خصوصاً زمانی که از شبکه‌های MLP برای حل مسائل فنی و مهندسی استفاده می‌گردد. باید اقرار داشت که آنالیز واقعی و دقیق این مسئله در کل بسیار پیچیده است. دلیل این امر، یکی پیچیدگی خاص خود شبکه MLP است و دیگری طبیعت تصادفی و غیرقابل تشخیص بسیاری از روندهای یادگیری است که به طور موفقیت‌آمیزی همگرا می‌شوند. از این‌رو اندازه یک لایه مخفی عموماً به طور تجربی به دست می‌آید و در حالت کلی راه دیگری میسر نیست [۳۴]. یک روش تجربی برای تعیین تعداد نرون‌های لایه مخفی به شرح ذیل است:

برای یک شبکه عصبی با اندازه معقول (به طور مثال با صدها و یا هزاران ورودی) تعداد نرون‌های مخفی یک مقدار نسبتاً کوچکی از تعداد ورودی‌ها انتخاب می‌گردد. اگر شبکه MLP به جواب مطلوب همگرا نشود، تعداد نرون‌های لایه مخفی را افزایش می‌دهند و اگر شبکه همگرا شد و از قدرت تعمیم خوبی هم برخوردار بود، در صورت امکان تعداد نرون‌های کم‌تری مورد آزمایش قرار می‌گیرند؛ و در نهایت روی یک اندازه مناسب بر اساس عملکرد کلی سیستم توافق می‌گردد. به طور کلی تعداد بیش‌تر الگوها و تعداد کم‌تر نرون‌های لایه میانی برای شبکه بهتر است. به هر حال رابطه مناسبی بین تعداد الگوها و نرون‌های میانی وجود دارد. تعداد خیلی کم الگوها و تعداد خیلی زیاد نرون‌های میانی باعث می‌شود که شبکه به حالت از بر کردن دست یابد، یعنی شبکه در طول آموزش خوب کار می‌کند ولی در مراحل آزمایش و آزمون جواب مطلوبی ارائه نمی‌دهد. به طور کلی یک شبکه با تعداد حداقل نرون‌های میانی بهتر از همان شبکه با تعداد بیش‌تر نرون‌ها کار می‌کند [۳۴].

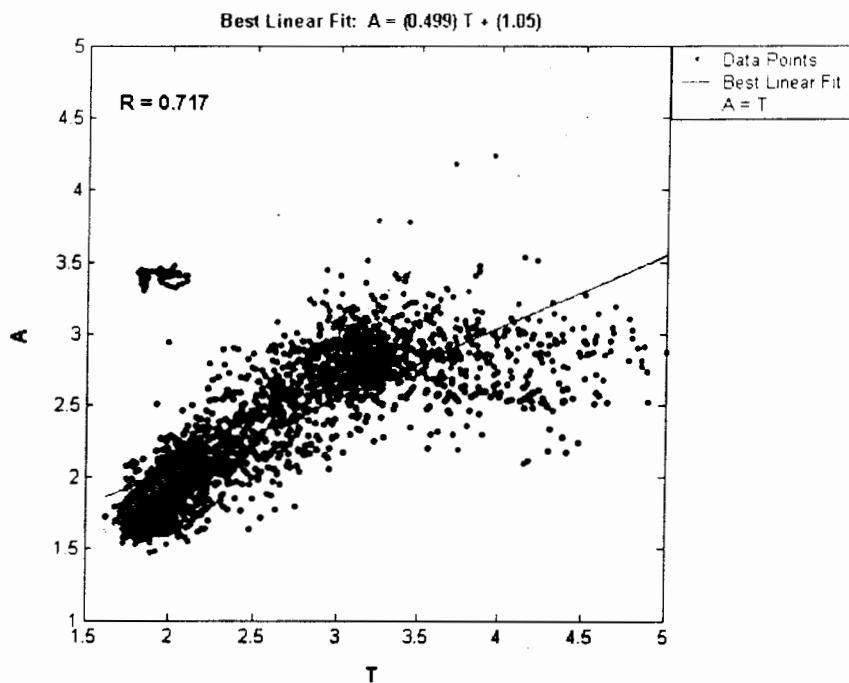
در این پروژه برای شبکه Pef در ابتدا تعداد ۵ نرون برای لایه میانی در نظر گرفته شد و سپس با افزایش آن‌ها تا ۵۵ نرون و بررسی روند الگوریتم در هر مرحله، حالت مناسب ۱۰ نرون برای لایه میانی انتخاب گردید. در شکل‌های (۱-۵ الف)، (۱-۵ ب)، (۱-۵ ج)، (۱-۵ د) و (۱-۵ ه) در مورد تعداد نرون‌های لایه میانی و تأثیر آن‌ها بر عملکرد شبکه، بحث می‌شود. در شکل (۱-۵ الف) پاسخ شبکه Pef در مرحله تعمیم با تعداد ۵۰ نرون میانی و در شکل‌های (۱-۵ ب)، (۱-۵ ج)، (۱-۵ د) و (۱-۵ ه) پاسخ شبکه Pef در مرحله تعمیم با تعداد نرون‌های ۴۰، ۳۰، ۲۰ و ۱۰ نشان داده می‌شود. لازم به ذکر است که کلیه حالت‌های فوق برای تک‌تک چاه‌ها بررسی شد و پاسخ هر کدام از چاه‌ها به حالت‌های یاد شده تقریباً یکسان بود.



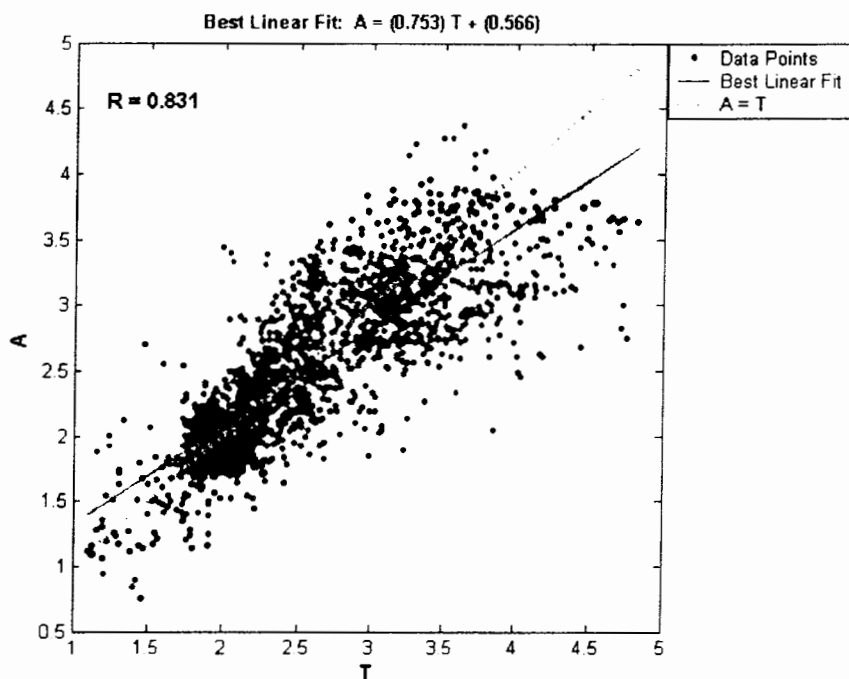
شکل (۵-۱-الف): پاسخ شبکه Pef (A) را در برابر Pef مطلوب (T) با تعداد ۵۰ نرون لایه میانی نشان می دهد.



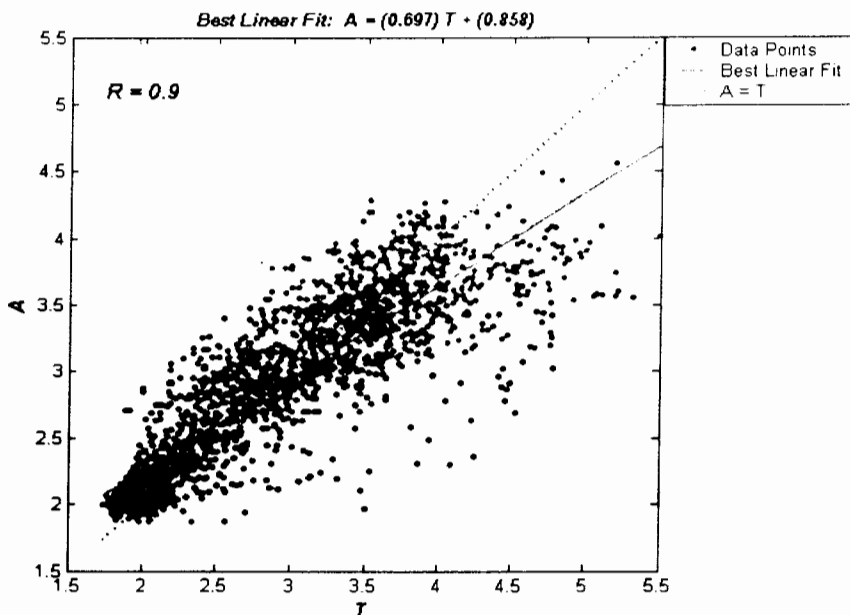
شکل (۵-۱-ب): پاسخ شبکه Pef (A) را در برابر Pef مطلوب (T) با تعداد ۴۰ نرون لایه میانی نشان می دهد.



شکل (۵-۱-ج): پاسخ شبکه Pef (A) را در برابر Pef مطلوب (T) با تعداد ۳۰ نرون لایه میانی نشان می دهد.

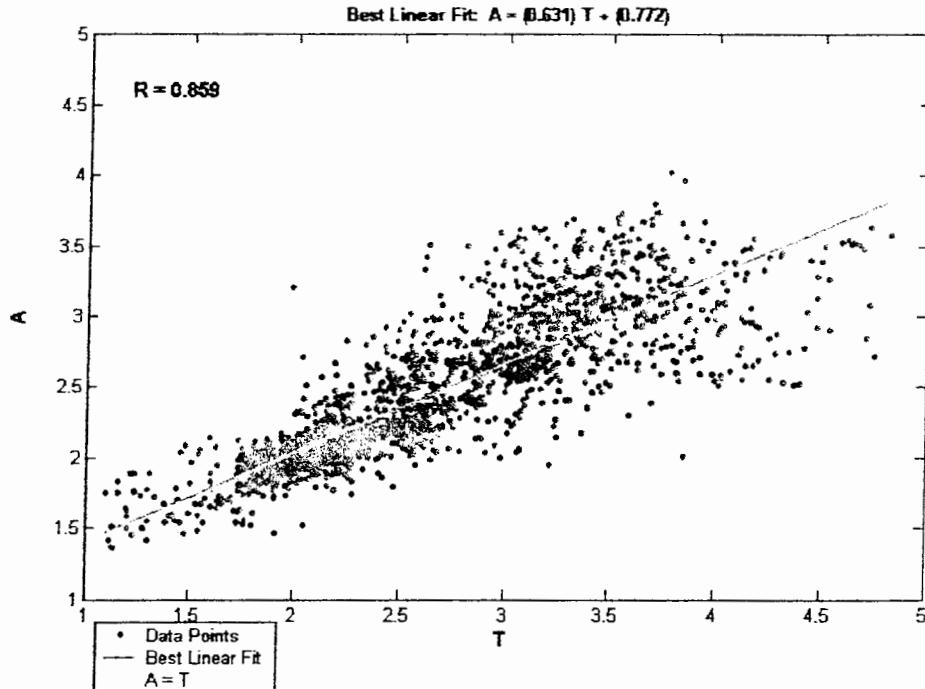


شکل (۵-۱-د): پاسخ شبکه Pef (A) را در برابر Pef مطلوب (T) با تعداد ۲۰ نرون لایه میانی نشان می دهد.

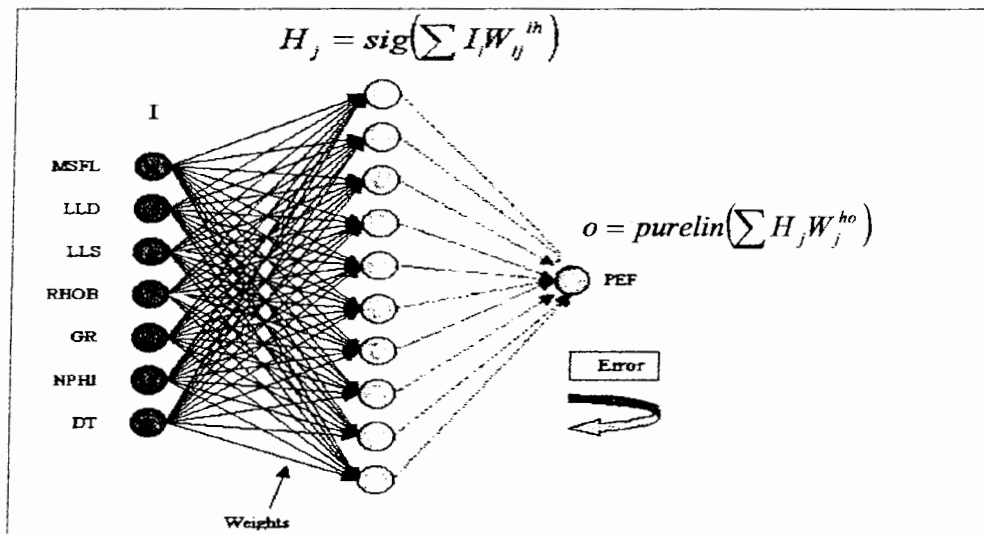


شکل (۵-۱-۵): پاسخ شبکه Pef (A) را در برابر Pef مطلوب (T) با تعداد ۱۰ نرون لایه میانی نشان می دهد.

از بررسی شکل های صفحات قبل مشاهده می شود که پاسخ شبکه به ازای ۱۰ نرون در لایه میانی مناسب تر می باشد. برای تعیین تعداد لایه های میانی ابتدا شبکه به ازای دو و سپس یک لایه میانی مورد بررسی قرار گرفت. در حالت دو لایه تعداد نرون های مختلفی برای لایه های میانی در نظر گرفته شد و در نهایت به ازای ۱۰ نرون در لایه میانی اول و ۱۲ نرون در لایه میانی دوم، پاسخ مناسبی حاصل شد که با پاسخ شبکه یک لایه تقریباً یکسان بود. به علت این که پاسخ شبکه به ازای یک و دو لایه میانی تقریباً یکسان بود، شبکه ای با یک لایه میانی شامل ۱۰ نرون به عنوان شبکه بهینه انتخاب شد. در شکل (۵-۲) نتایج خروجی شبکه به ازای دو لایه میانی و تعداد ۱۰ نرون در لایه میانی اول و ۱۲ نرون در لایه میانی دوم در مرحله تعمیم نشان داده می شود و شکل (۵-۳) نشان دهنده شبکه طراحی شده می باشد. شبکه عصبی مصنوعی پس انتشار خطا برای پیش بینی Pef، یک شبکه ساده سه لایه است که از نمودارهای مقاومت ویژه، دانسیته، نوترون اصلاحی، صوتی و نمودار گاما به عنوان ورودی استفاده می کند و ساختار شبکه از ۷ نرون در لایه ورودی و ۱۰ نرون در لایه میانی و یک نرون (نمودار Pef) در لایه خروجی تشکیل شده است.



شکل (۲-۵): شبکه با دو لایه میانی که Pef (A) پیش‌بینی شده را در برابر Pef مطلوب (T) با تعداد ۱۰ نرون در لایه میانی اول و ۱۲ نرون در لایه میانی دوم نشان می‌دهد.



شکل (۳-۵): شبکه پرسپترون سه لایه با یک لایه میانی



## ۵-۶- برنامه‌نویسی کامپیوتری

با توجه به مطالب گفته شده و الگوریتم پس انتشار خطا که در فصل‌های قبلی توضیح داده شد، اقدام به نوشتن برنامه کامپیوتری توسط نرم‌افزار Matlab گردید که فلوجارت آن نیز در ادامه نشان داده می‌شود.

## ۵-۶-۱- معرفی نرم افزار Matlab:

کلمه Matlab از دو بخش تشکیل شده است که بخش اول آن (Mat) مخفف کلمه ماتریس و بخش دوم آن (Lab) مخفف کلمه آزمایشگاه می باشد و Matlab در اصل آزمایشگاه ماتریس‌ها معنی می شود [۹].

Matlab یک برنامه نرم افزاری قوی جهت دانشجویان و محققین رشته‌های ریاضی و فنی و مهندسی است که کاربردهای ویژه آن در ریاضیات پیشرفته، جبر خطی، کنترل، مهندسی سیستم، مخابرات و ... می‌باشد. قدرت زیاد این نرم افزار آن را به یک زبان برنامه نویسی مناسب برای نوشتن برنامه‌های حاوی مبانی پیشرفته ریاضی درآورده است. Matlab قابلیت کار با کامپیوترهای مختلف، از کامپیوترهای بزرگ و متوسط گرفته تا کامپیوترهای شخصی (PC) <sup>۱</sup> را دارد و انتقال اطلاعات بین این سیستم‌ها به راحتی امکان پذیر است. قابلیت کار با استفاده از زیر برنامه‌هایی به زبان‌های C و فرترن در محیط این نرم افزار، قابلیت عمده دیگر آن است. اگر کسی با زبان‌های برنامه نویسی دیگری نظیر فرترن، پاسکال، بیسیک، برای نوشتن برنامه‌های محاسباتی و ریاضی پیچیده از قبیل عملیات ماتریسی کار کرده باشد و مشکلات آن را به عینه دیده باشد، ارزش کار با Matlab را بهتر می‌فهمد. در محیط Matlab ورودی‌ها اساساً به صورت ماتریسی در نظر گرفته می‌شوند و هیچ نیازی به مشخص کردن ابعاد ماتریس و نوع ورودی‌ها نمی‌باشد. در Matlab، حتی اعداد اسکالر ماتریس‌های (X) به حساب می‌آیند و بردارها حالت خاصی از ماتریس‌های سطری یا ستونی در نظر گرفته می‌شوند و این رمز قدرت Matlab در عملیات محاسباتی پیچیده می‌باشد [۵].

---

1-Personal Computer:PC

## ۵-۶-۲- برنامه‌نویسی:

به منظور دستیابی به نتایج قابل قبول و آشنایی بهتر با عملکرد شبکه عصبی مصنوعی، از جعبه ابزار شبکه عصبی<sup>۱</sup> در نرم‌افزار Matlab استفاده شد. به دو طریق می‌توان در محیط کاری Matlab، به مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی پرداخت. در روش اول کاربر می‌تواند در منوی ابزار شبکه عصبی<sup>۲</sup> بدون دستیابی به الگوریتم اجرایی و تنها از طریق تعیین مشخصات مربوط به شبکه و آماده‌سازی داده‌ها به مدل‌سازی انواع شبکه با ساختارهای متنوع بر اساس نوع مسئله اقدام نماید. همچنین، کاربر می‌تواند در محیط کاری Matlab و با استفاده از دستوراتی که به صورت زیر برنامه تدوین شده‌اند و با فرض آشنایی با الگوریتم ساختار مورد نظر، اقدام به برنامه‌نویسی کامپیوتری در پنجره دستور<sup>۳</sup> نرم‌افزار Matlab نماید. بدیهی است که در این صورت، کاربر دارای اختیارات بیشتری برای مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی نسبت به طریق اول می‌باشد. در این پروژه، از دستورات موجود در پنجره دستور نرم‌افزار Matlab برای برنامه‌نویسی کامپیوتری نهایی استفاده شد که شامل برنامه‌های زیر می‌باشد:

### برنامه TRAINING.m :

این برنامه مربوط به یادگیری شبکه می‌باشد و هر سه مرحله آموزش، آزمایش و آزمون را به طور همزمان اجرا می‌کند. فایل ورودی به این برنامه که شامل داده‌های خام نمودارهای چاه‌پیمایی و Pef اندازه‌گیری شده نظیر می‌باشد، در یک مت - فایل (\*.mat) ذخیره می‌شود و به هنگام اجرای برنامه، فراخوانی می‌شود. با هر بار اجرای برنامه، پارامترهای اولیه برای شبکه توسط خود برنامه به طور تصادفی در نظر گرفته می‌شوند و پس از چندین بار تکرار فایل آموزش (TRAINING.m) شبکه بهینه به صورت یک مت - فایل (\*.mat) در محیط کاری مطلب ذخیره<sup>۴</sup> می‌شود. منحنی مجموع مربعات خطا در برابر تعداد سیکل برای هر مرحله از آموزش به طور جداگانه و در کنار هم ترسیم می‌شود و پس از توقف آموزش در سیکل مناسب، ضریب همبستگی بین Pef پیش‌بینی شده توسط

---

1 - Neural Network Toolbox

2 - NN Toolbox

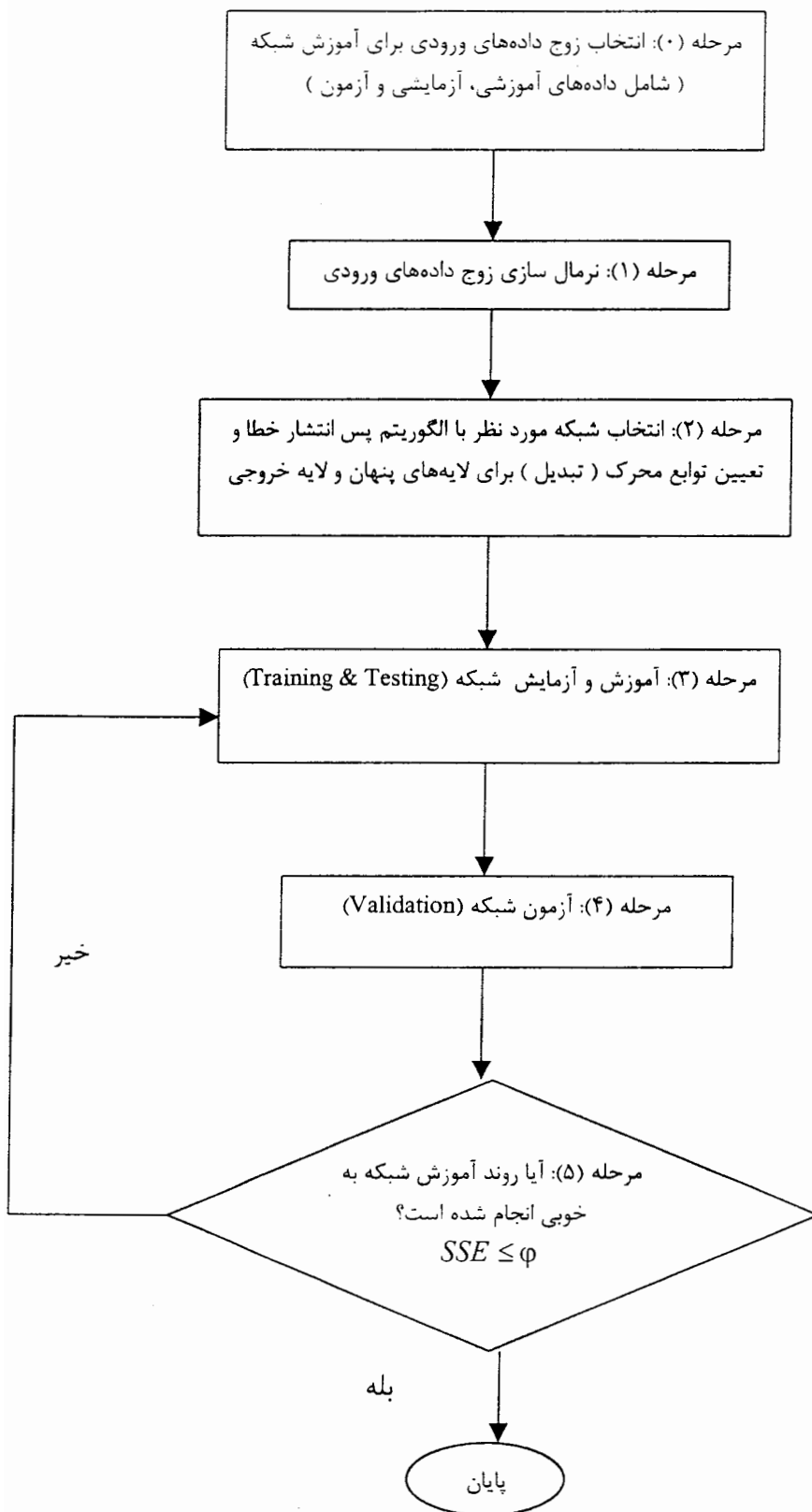
3 - Command Window

4 - Save Workspace As..

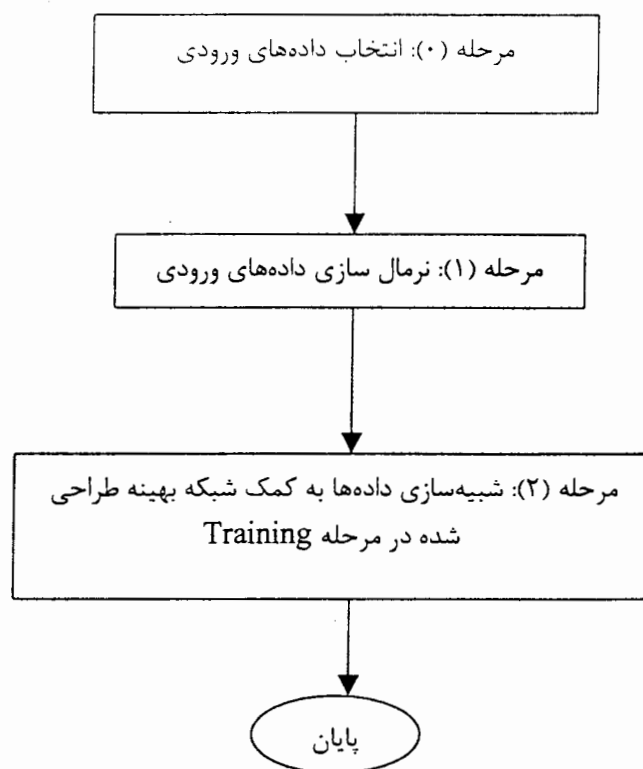
شبکه و Pef اندازه گیری شده، محاسبه می گردد. برای آشنایی بیشتر و درک بهتر چگونگی نوشتن برنامه، فلوجارت آن در شکل (۴-۵) نشان داده شده است.

#### برنامه GENERALZATION.m :

این برنامه مربوط به تعمیم شبکه می باشد که قبل از اجرای آن شبکه بهینه از محیط کاری مطلب فراخوانی<sup>۱</sup> شده و با اجرای این برنامه خروجی مورد نظر (Pef) دریافت می شود. فایل ورودی به این برنامه تنها شامل داده های خام نمودارهای چاه پیمایی بوده که در یک مت - فایل ذخیره می شوند. برای بررسی بهتر عملکرد شبکه Pef، منحنی های Pef پیش بینی شده توسط شبکه و Pef اندازه گیری شده، به همراه ضریب همبستگی به عنوان خروجی ارائه می گردند که فلوجارت آن در شکل (۵-۵) نشان داده شده است.



شکل (۴-۵): فلوچارت برنامه تهیه شده مربوط به مرحله یادگیری (Training)



شکل (۵-۵): فلوچارت برنامه تهیه شده مربوط به مرحله تعمیم (Generalization)

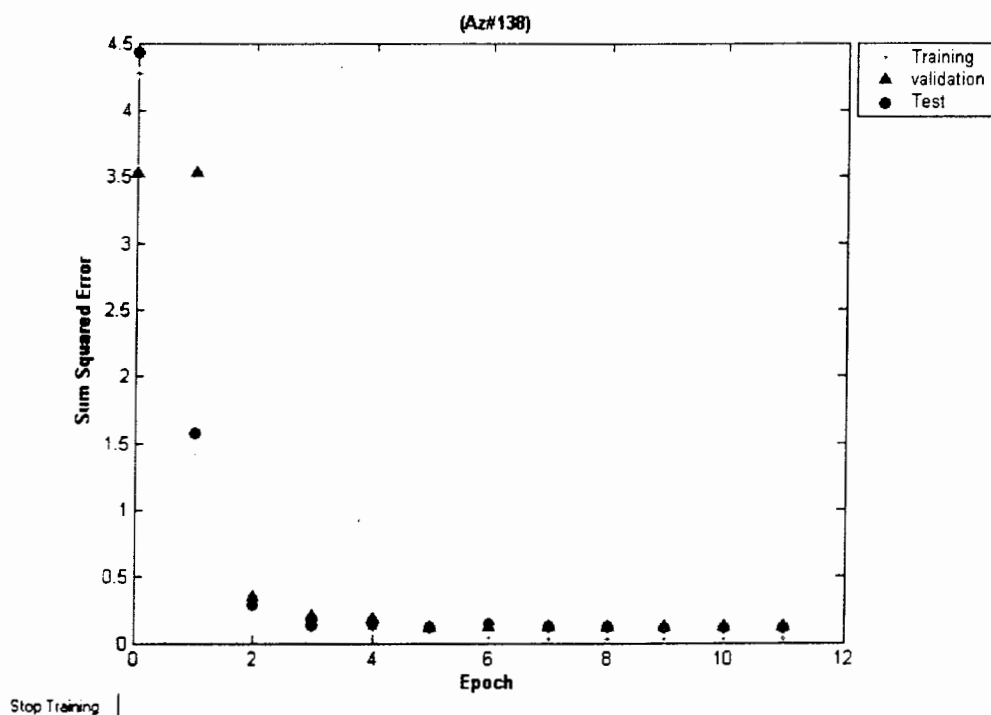
### ۵-۷- آموزش شبکه عصبی مصنوعی Pef:

در هنگام اجرای برنامه یادگیری، ابتدا ترانهاده هر یک از ماتریس‌های داده‌ها محاسبه شده و سپس برای انجام عمل یادگیری وارد شبکه می‌شوند. با توجه به الگوریتم مورد نظر و ساختار شبکه، فرآیند یادگیری شبکه آغاز شده و منحنی تغییرات مجموع مربعات خطا در برابر تعداد تکرار یا سیکل برای هر کدام از مراحل یادگیری (آموزش، آزمایش و آزمون) پس از پایان الگوریتم توقف، رسم می‌گردد. شکل‌های (۵-۶الف) و (۵-۶ب) منحنی تغییرات مجموع مربعات خطا در برابر تعداد سیکل انجام شده برای مجموعه داده‌های آموزشی، آزمایشی و آزمون (اعتبارسنجی) را برای چاه‌های شماره ۱۳۸ و ۱۳۹ نشان می‌دهند.

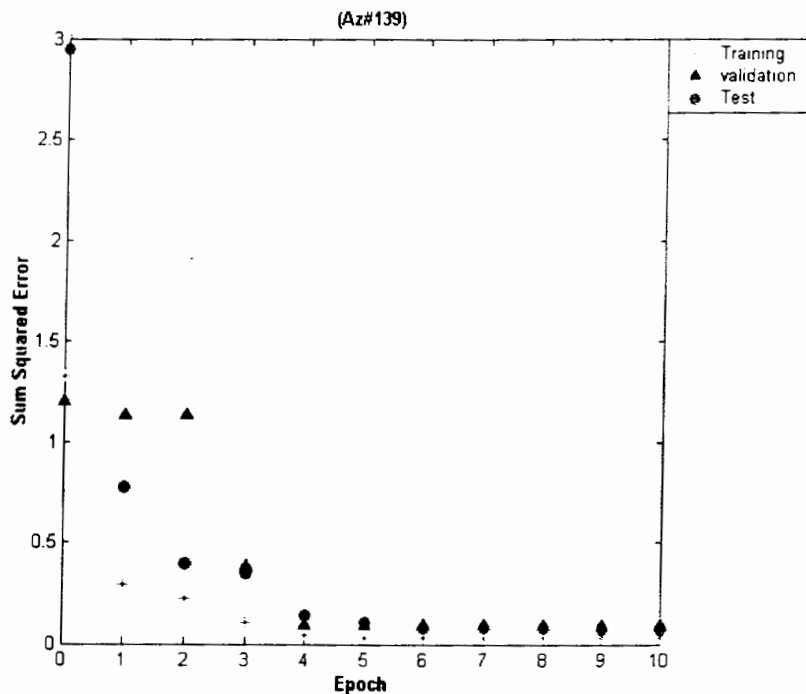
در هر سیکل، تعداد مراحل تکرار الگوریتم با تعداد الگوهای ورودی برابر است. به عبارت دیگر، اگر الگوهای ورودی برابر با  $M$  و تعداد سیکل‌ها برابر با  $N$  باشند، آن‌گاه تعداد کل تکرار برابر با

$M \times N$  خواهد بود. در انجام این پروژه برای هر کدام از مراحل یادگیری (آموزش-آزمایش و آزمون)، پس از پایان الگوریتم توقف، ضریب همبستگی بین Pef شبکه و Pef اندازه‌گیری شده محاسبه شده به صورت نموداری نشان داده می‌شود. در شکل‌های (الف-۷-۵)، (ب-۷-۵) و (ج-۷-۵) ضریب همبستگی فوق برای چاه شماره ۱۳۸ و در شکل‌های (الف-۸-۵) و (ب-۸-۵)، (ج-۸-۵) برای چاه شماره ۱۳۹ نشان داده است و نتایج مربوط به بررسی چاه‌های ۲۴۵ و ۲۴۶ و ۲۵۳ و ۲۵۹ در پیوست (الف) آورده شده‌اند. البته شایان ذکر است که علاوه بر آموزش تک‌تک چاه‌ها به طور جداگانه، اطلاعات مربوط به ۶ حلقه چاه نیز با هم ترکیب شدند تا پاسخ شبکه به ازای این تعداد از اطلاعات نیز بررسی شود ولی به علت کمبود حافظه کامپیوتر، برنامه اجرا نشد اما شبکه به ازای اطلاعات ترکیبی حاصل از ۳ چاه، به جواب خوبی همگرا گردید.

#### ۷-۵-۱: نتایج بررسی چاه‌های ۱۳۸ و ۱۳۹ در مرحله یادگیری:

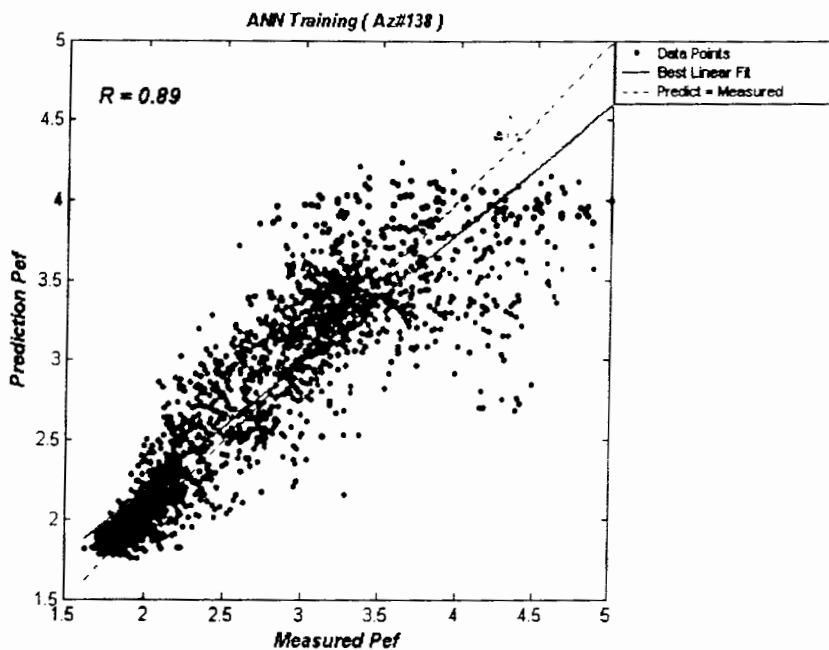


شکل (الف-۶-۵): منحنی تغییرات مجموع مربعات خطا در برابر سیکل انجام شده را برای چاه ۱۳۸ نشان می‌دهد.

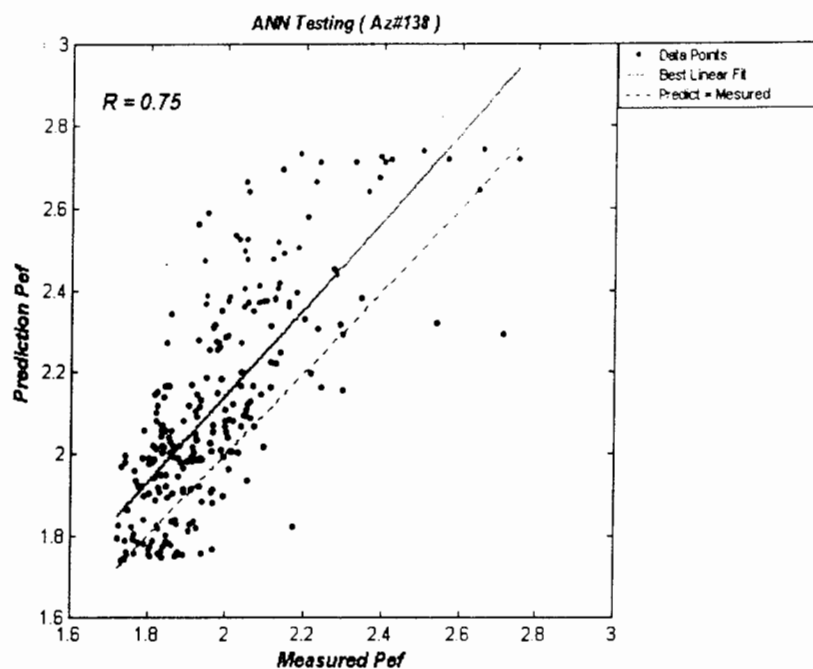


Stop Training |

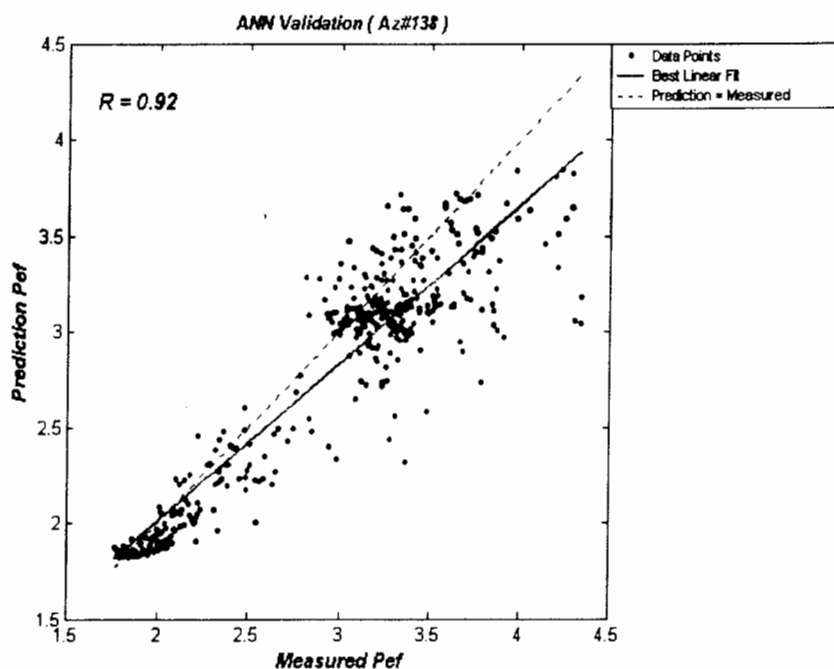
شکل (۵-۶ ب): منحنی تغییرات مجموع مربعات خطا در برابر سیکل انجام شده را برای چاه ۱۳۹ نشان می دهد.



شکل (۵-۷ الف): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده را برای آموزش چاه ۱۳۸ نشان می دهد.

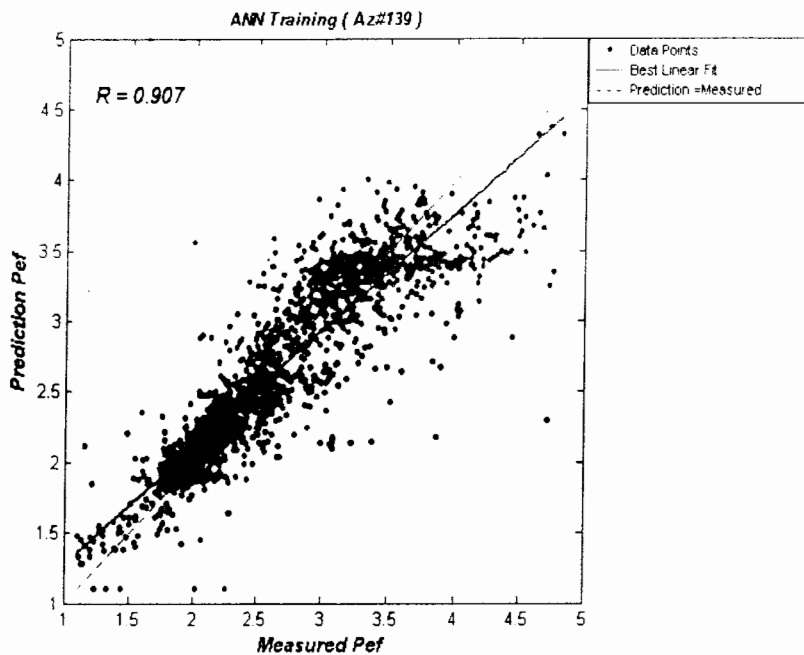


شکل (۵-۷-ب): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه‌گیری شده را برای آزمایش چاه ۱۳۸ نشان می‌دهد.

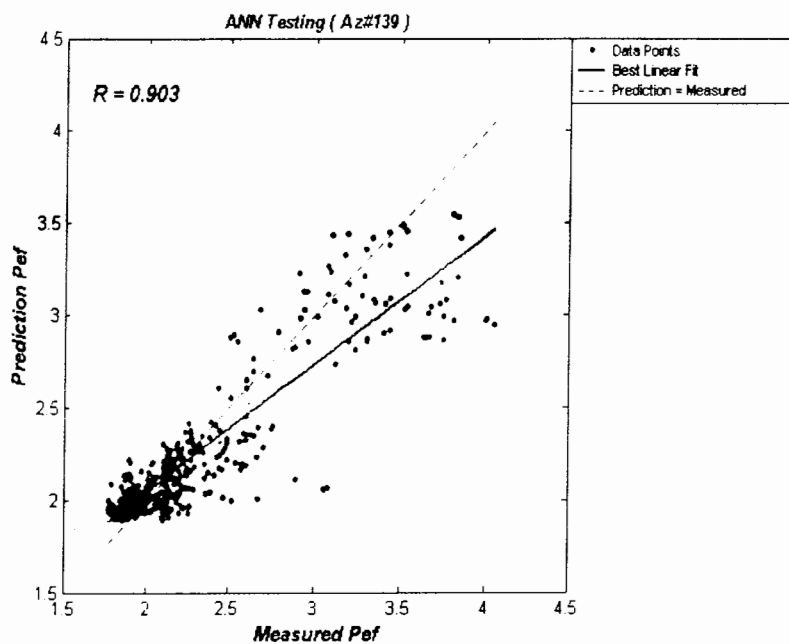


شکل (۵-۷-ج): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه‌گیری شده را برای آزمون چاه ۱۳۸ نشان می‌دهد.

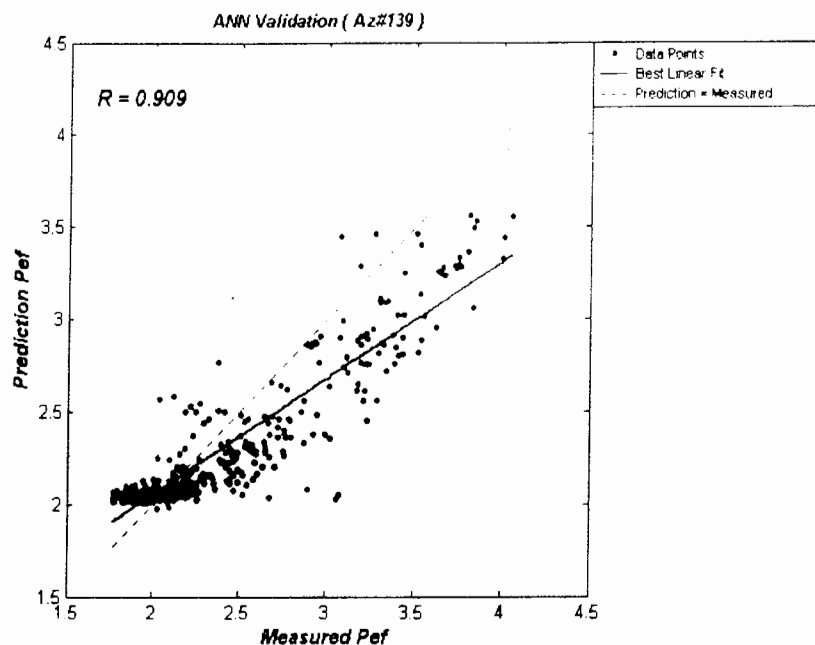




شکل (۵-۸-الف): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه‌گیری شده را برای آموزش چاه ۱۳۹ نشان می‌دهد.



شکل (۵-۸-ب): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه‌گیری شده را برای آزمایش چاه ۱۳۹ نشان می‌دهد.



شکل (۵-۸-ج): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه‌گیری شده را برای آزمون چاه ۱۳۹ نشان می‌دهد.

#### ۵-۸- معیارهای اتمام آموزش:

فرآیند یادگیری باید آن‌قدر ادامه یابد تا خطای شبکه از یک مقدار قابل قبولی کمتر شود. بنابراین یکی از معیارهای اتمام آموزش، رسیدن به خطای مطلوب است. یکی دیگر از معیارهای اتمام آموزش، تعداد دفعات ارائه مثال‌های آموزشی به شبکه است. به هر بار ارائه داده‌های آموزشی به شبکه یک سیکل (اپک) گفته می‌شود. تنظیم تعداد سیکل‌ها به سرعت همگرایی شبکه بستگی دارد. مثلاً اگر خطای حداقل (می‌نیمم)  $0.001$  و تعداد سیکل‌ها ۱۰۰ در نظر گرفته شود، اگر شبکه قبل از ۱۰۰ سیکل به خطای  $0.001$  برسد، آموزش متوقف می‌شود همچنین اگر تا سیکل ۱۰۰، شبکه به خطای مورد نظر نرسید به دلیل اتمام سیکل‌ها، آموزش قطع می‌گردد.

یکی دیگر از معیارهای اتمام آموزش، نرخ تغییرات مربعات خطا در هر سیکل است. زمانی که این مقدار از یک حد مورد نظر کمتر باشد، آموزش متوقف می‌شود؛ متأسفانه این مسئله باعث اتمام زود هنگام آموزش می‌گردد. معیار دیگر اتمام فرآیند یادگیری، آزمون (اعتبارسنجی) نام دارد. این معیار قدرت تعمیم شبکه را در هر سیکل نشان می‌دهد. بعد از هر سیکل، شبکه توسط داده‌هایی که در دسته داده‌های آموزشی قرار نداشتند، آزموده می‌شود و زمانی که خطای حاصل شروع به افزایش

می‌کند، یادگیری متوقف می‌شود. این معیار، بسیار سودمند است، چرا که از آموزش بیش از اندازه<sup>۱</sup> شبکه جلوگیری می‌کند. در آموزش بیش از اندازه، شبکه بیش از حد خود را به داده‌های آموزشی نزدیک می‌کند و به همین دلیل قدرت تعمیم شبکه کاهش می‌یابد.

#### ۹-۵- تعمیم‌دهی<sup>۲</sup>:

یکی از ویژگی‌های عمده شبکه‌های عصبی مصنوعی توانایی آن‌ها در تعمیم‌دهی است، به صورتی که می‌توانند الگوهایی را که در جریان آموزش مشاهده نکرده‌اند به درستی طبقه‌بندی کنند. پرسپترون چند لایه این عمل را با فراگیری ویژگی‌های برجسته الگوهای ورودی در جریان آموزش و کد کردن آن‌ها در واحدهای درونی خود انجام می‌دهد. بدین صورت الگوهای ناشناخته بر اساس اشتراک ویژگی‌های برجسته آن‌ها با سایر الگوها طبقه‌بندی می‌شوند. در نتیجه آموزش توسط نمونه‌ها امکان‌پذیر می‌شود، زیرا تنها لازم است مجموعه محدودی از الگوها به شبکه آموزش داده شود. شبکه الگوهای مشابه را با تعمیم خاصیت‌هایی که فراگرفته است طبقه‌بندی می‌کند. لیکن ورودی‌های متفرقه و ناخواسته نیز بر اساس شباهت صرف آن‌ها با الگوهای اصلی طبقه‌بندی می‌شوند. این خاصیت تعمیم است که شبکه‌های پرسپترون چند لایه‌ای را نسبت به سایر روش‌های بازشناسی الگوها و سیستم‌های هوشمند در مقابله با مسائل واقعی توانمندتر می‌کند.

#### ۹-۵-۱- تعمیم شبکه عصبی مصنوعی برای نمودار Pef:

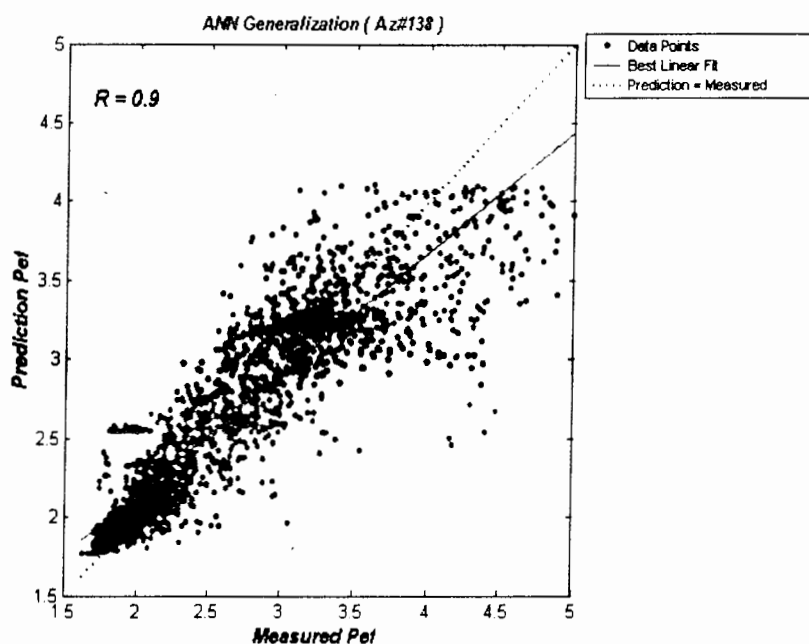
شبکه پس از آموزش می‌تواند در برابر الگوهای ورودی جدید پاسخ مناسبی ارائه دهد. برای تعمیم شبکه Pef، داده‌های خام مربوط به قرائت‌های نمودارهای مقاومت‌مخصوص، دانسیته، نوترون اصلاحی، نمودار صوتی و نمودار اشعه گاما از سازند آسماری برای چاه‌های ۱۳۸، ۱۳۹، ۲۴۵، ۲۴۶، ۲۵۳ و ۲۵۹ به شبکه مربوط به طور پیشخور و بدون Pef مطلوب نظیر اعمال شد و به طور متوسط ضریب همبستگی  $R=0.9$  بین Pef شبکه و Pef اندازه‌گیری شده به دست آمد. به عبارت دیگر آموزش شبکه Pef به خوبی انجام شد. در شکل‌های (۵-۷-الف) و (۵-۷-ب) و (۵-۸-الف) و (۵-۸-ب) نتایج

---

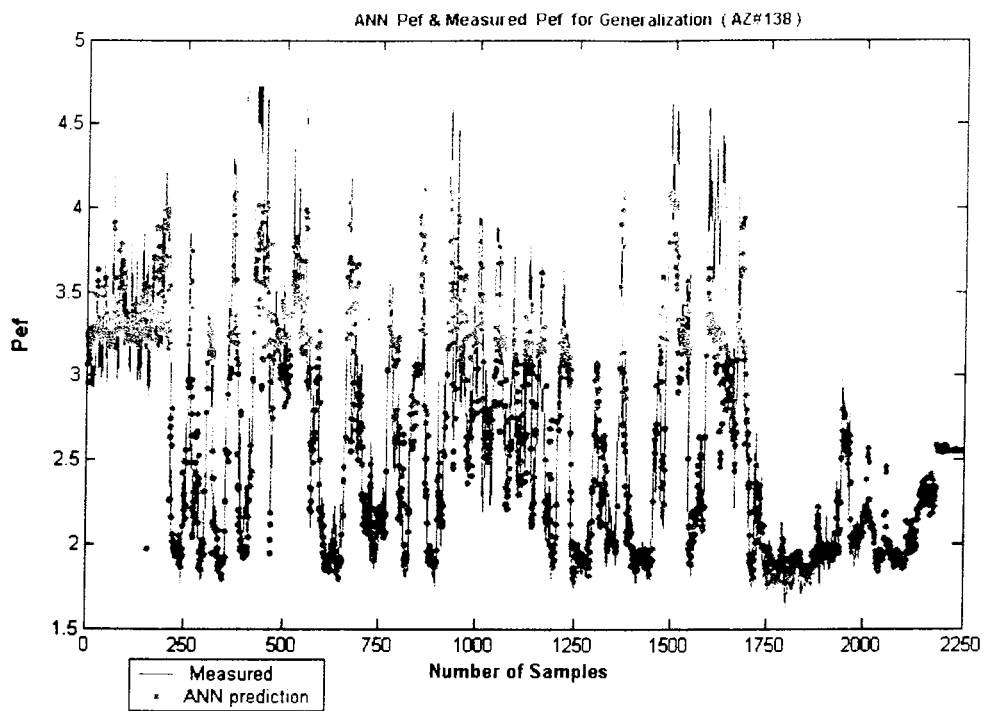
1 - Over Training  
2 - Generalization

تعمیم شبکه Pef به صورت ضریب همبستگی (R) و به صورت مقایسه بین منحنی‌های Pef شبکه و Pef اندازه‌گیری شده برای چاه‌های شماره ۱۳۸ و ۱۳۹ نشان داده می‌شوند و نتایج تعمیم مربوط به چاه‌های ۲۴۵ و ۲۴۶ و ۲۵۳ و ۲۵۹ در پیوست (الف) آورده می‌شوند. با توجه به این‌که در شکل‌های (۵-۹ب) و (۵-۱۰ب) تعداد نمونه‌ها بسیار زیاد است و نمی‌توان نتایج را به خوبی بررسی نمود، برای مشاهده بهتر تطابق منحنی‌های Pef شبکه و Pef اندازه‌گیری شده، این نمودارها برای تعداد کم‌تری از نمونه‌ها رسم گردید که در شکل‌های (۵-۹ج) و (۵-۱۰ج)، و نمودارهای مربوط به چاه‌های ۲۴۵، ۲۴۶، ۲۵۳ و ۲۵۹ در پیوست (الف) ارائه می‌گردند.

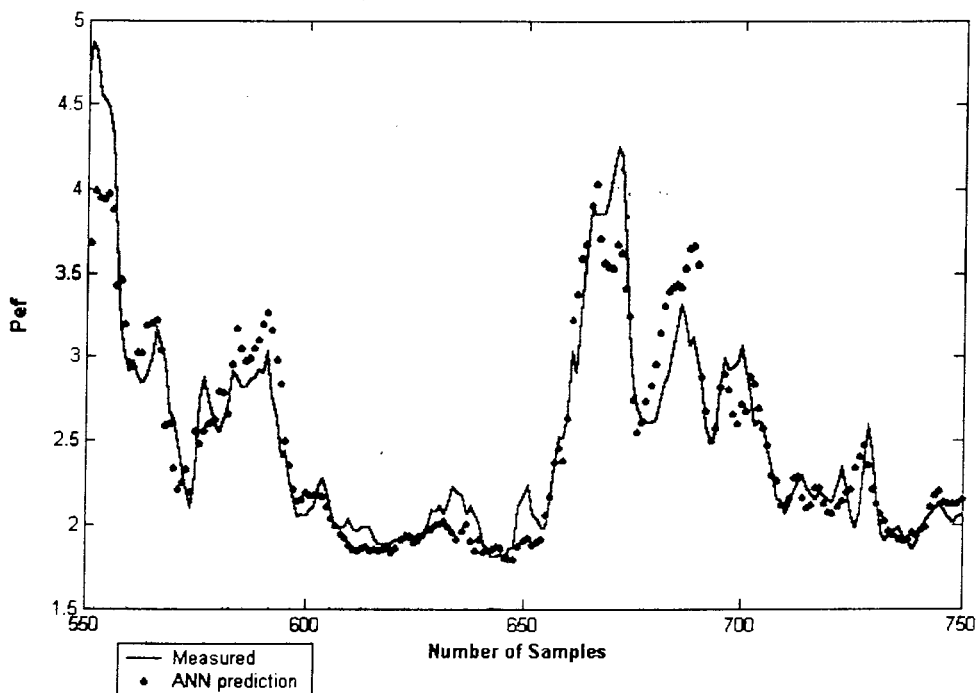
#### ۵-۹-۲- نتایج بررسی چاه‌های ۱۳۸ و ۱۳۹ در مرحله تعمیم:



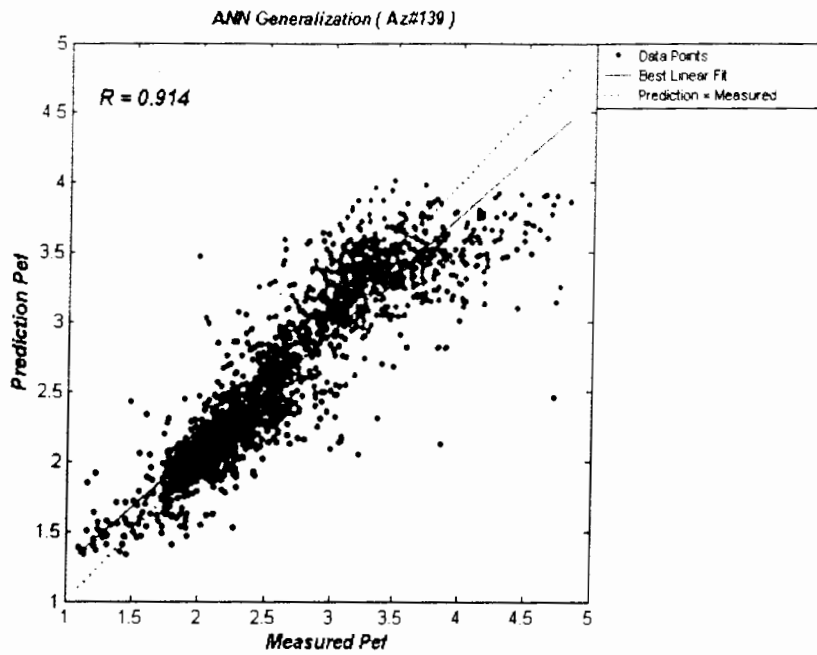
شکل (۵-۹-الف): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه‌گیری شده را برای تعمیم چاه ۱۳۸ نشان می‌دهد.



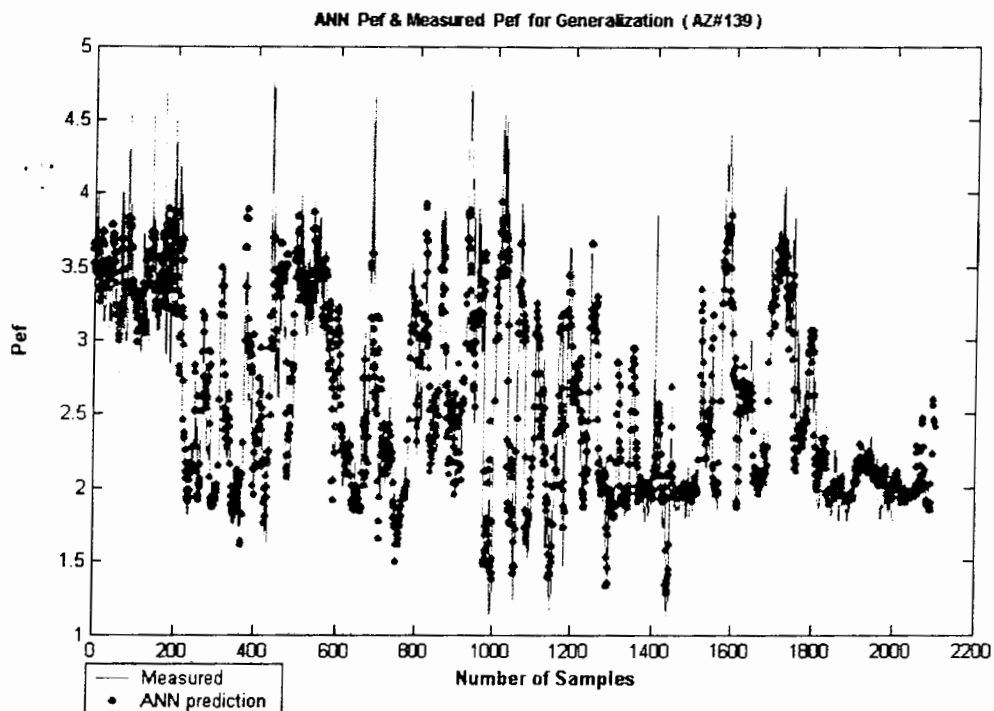
شکل (۵-۹-ب): مقایسه بین منحنی های Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده را برای تعمیم چاه ۱۳۸ نشان می دهد.



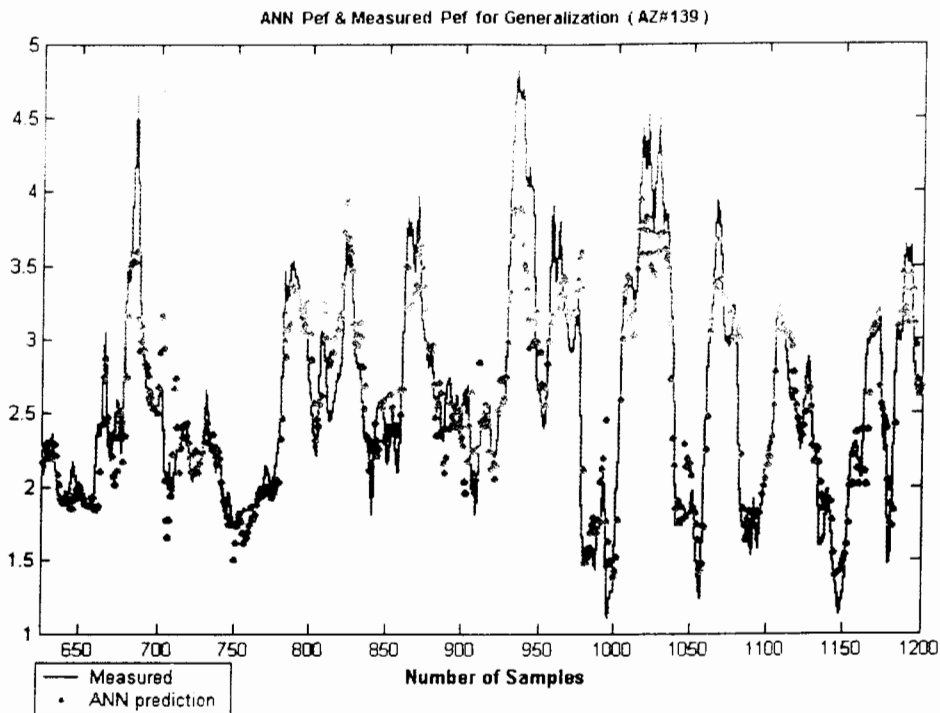
شکل (۵-۹-ج): مقایسه بین منحنی های Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده را برای تعمیم چاه ۱۳۸، مربوط به نمونه های ۵۵۰ تا ۷۵۰ را نشان می دهد.



شکل (۵-۱۰-الف): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه‌گیری شده را برای تعمیم چاه ۱۳۹ نشان می‌دهد.



شکل (۵-۱۰-ب): مقایسه بین منحنی‌های Pef شبکه و Pef اندازه‌گیری شده را برای تعمیم چاه ۱۳۹ نشان می‌دهد.



شکل (۵-۱۰-ج): مقایسه بین منحنی های Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای تعمیم چاه ۱۳۹، مربوط به نمونه های ۶۵۰ تا ۱۲۰۰ را نشان می دهد.

با مشاهده و بررسی کلیه نمودارهای ارائه شده، که تعدادی از آنها در این بخش و بقیه در پیوست (الف) آورده شده اند، نتیجه می گیریم شبکه پرسپترون سه لایه که برای پیش بینی نمودار Pef طراحی شده به خوبی پاسخ گوی نیاز ما می باشد و این امر بیان گر این نکته است که شبکه به خوبی آموزش داده شده است.

## فصل ششم:

جمع بندی، نتیجه گیری و

پیشنهادات



## فصل ششم: جمع‌بندی، نتیجه‌گیری و پیشنهادات

شبکه‌های عصبی مصنوعی با وجود این‌که با سیستم عصبی طبیعی قابل مقایسه نیستند، ویژگی‌هایی دارند که آن‌ها را در بعضی از کاربردها مانند تفکیک الگو، بهینه‌سازی، مدل‌سازی و به طور کلی در هر جا که نیاز به یادگیری یک نگاشت خطی و یا غیرخطی باشد، ممتاز می‌نمایند.

### ۶-۱-۶ جمع‌بندی:

#### ۶-۱-۱-۶ قابلیت‌های عملیاتی شبکه پرسپترون چند لایه (MLP) :

یک MLP با یک لایه پنهان قادر است هر مرزبندی غیرخطی را تقریب بزند و همچنین توانایی تخمین قابل قبولی از نگاشت‌های غیرخطی را از روی مجموعه مثال‌های ارائه شده از مسئله دارد، اما در عمل محدودیت‌هایی وجود دارد؛ اول انتخاب مناسب اندازه شبکه، دوم پیچیدگی زمان یادگیری و سوم توانایی تعمیم‌دهی شبکه به داده‌های یادگرفته نشده است. انتخاب صحیح اندازه شبکه در حل مسائل بسیار مهم می‌باشد. اگر شبکه کوچک‌تر از حد لازم باشد، آن‌گاه توانایی مدل‌سازی صحیح مسئله را نخواهد داشت و اگر اندازه شبکه از حد لازم بزرگ‌تر باشد، آن‌گاه شبکه به حالتی دچار می‌شود که اصطلاحاً می‌گویند دچار عمل از برکردن شده است، یعنی این‌که روابط بین الگوهای ورودی را یاد نگرفته و فقط آن‌ها را حفظ کرده است؛ در این حالت شبکه در مرحله تعمیم‌دهی پاسخ خوبی ارائه نخواهد داد. در صورتی‌که دانش اولیه از مسئله موجود نباشد، با روش سعی و خطا می‌توان اندازه مناسبی برای شبکه به دست آورد، ولی در عمل باید تعداد نرون‌های لایه پنهان شبکه را کم‌تر از تعداد نمونه‌های یادگیری گرفت، در غیر این‌صورت همان‌طور که در بالا نیز ذکر شد شبکه صرفاً نمونه‌های یادگیری را به خاطر خواهد سپرد که در نتیجه توان تعمیم‌دهی شبکه پایین خواهد آمد. توان تعمیم‌دهی، اندازه‌ای است که نشان می‌دهد شبکه تا چه حدی مسئله واقعی را از روی نمونه‌های یادگیری آموخته است. توان تعمیم‌دهی را می‌توان با بررسی پاسخ شبکه به ازای نمونه‌های یادگرفته

نشده آزمود. تعمیم‌دهی به طور کلی به سه پارامتر شدیداً وابسته است؛ اول: اندازه شبکه، دوم: پیچیدگی مسئله و سوم تعداد نمونه‌های داده‌های یادگیری.

#### ۶-۱-۲- معایب شبکه‌های عصبی مصنوعی:

علیرغم تمام مزایای جالب توجه شبکه‌های عصبی، اشکالاتی نیز به این شبکه‌ها وارد است، که می‌توان به موارد ذیل اشاره نمود:

(۱) به طور کلی، شبکه‌های عصبی مصنوعی در درون‌یابی<sup>۱</sup> عملکرد خوبی دارند ولی در برون‌یابی<sup>۲</sup> چندان قوی نیستند. آن‌ها می‌توانند الگوهایی را که قبلاً دیده‌اند تشخیص دهند و الگوهای میانی را نیز که ندیده‌اند؛ در حیطه توانایی خود قرار دهند. ولی الگوهایی که خارج از گستره الگوهای آموزش داده اولیه شبکه هستند را نمی‌توانند به خوبی طبقه‌بندی کنند؛ زیرا نمونه‌های چندانی را برای مقایسه در اختیار ندارند. به عبارت دیگر، اگر الگوهای تازه‌ای بین دو الگوی آشنا قرار گرفته باشند، شبکه آن‌ها را به عنوان نمونه‌ای از الگوی مهم‌تر، طبقه‌بندی می‌کنند، ولیکن چنان‌چه الگوی جدید با هیچ کدام از الگوهای قبلی که شبکه دیده است شباهت نداشته باشد؛ طبقه‌بندی به خوبی انجام نمی‌گیرد.

(۲) هرچه حجم داده‌های آموزشی افزایش یابد، زمان آموزش شبکه نیز افزایش می‌یابد، علاوه بر این انتخاب داده‌های آموزشی مناسب، تأثیر مستقیم بر راندمان آموزشی شبکه دارد.

(۳) تا کنون روش مشخصی برای تعیین ساختار بهینه شبکه، معرفی نشده است. به همین دلیل باید از روش‌های سعی و خطا برای یافتن ساختار بهینه استفاده کرد [۳۳].

#### ۶-۲- نتیجه‌گیری:

با توجه به مجموعه بحث‌های انجام شده و نتایج حاصل از بررسی مدل، نتایج نهایی ذیل را می‌توان ارائه نمود:

(۱) برای مدل‌سازی عصبی یک فرآیند، شناسایی درست متغیرهای اصلی و مؤثر در حل آن بسیار مهم می‌باشد و متغیرهایی که برای مدل‌های دیگر استفاده می‌شوند، لزوماً برای مدل‌سازی

عصبی همان مسئله مناسب نیستند و ممکن است به همه آن متغیرها و پارامترها نیازی نباشد. از اینرو باید متغیرهای اصلی و مؤثر بر سیستم شناسایی شده و به کار برده شوند.

۲) داده‌ها و الگوهای آموزشی، رکن اساسی شبکه‌های عصبی مصنوعی به حساب می‌آیند، از اینرو در انتخاب و به کار بردن آن‌ها باید تمام دقت لازم را به کار برد. از طرف دیگر این داده‌ها باید کل فضای مسئله را پوشش دهند. بنابراین مهم‌ترین مسئله در شبیه‌سازی عصبی یک فرآیند پس از شناسایی صحیح متغیرها، انتخاب داده‌های مناسب است.

۳) شبکه عصبی مصنوعی مدل شده، به خوبی توانایی پیش‌بینی خروجی فرآیند را داراست و از نظر دقت، قابل مقایسه با Pef حاصل از نمودارهای چاه‌پیمایی می‌باشد که در شکل‌های مختلف ارائه شده، قابل مشاهده است. ضریب همبستگی حاصل از تعمیم شبکه Pef برای چاه‌های مختلف به ترتیب زیر است:

برای چاه ۱۳۸  $R=0.9$  ، برای چاه ۱۳۹  $R=0.914$  ، برای چاه ۲۴۵  $R=0.798$  ، برای چاه ۲۴۶  $R=0.848$  ، برای چاه ۲۵۳  $R=0.89$  و برای چاه ۲۵۹  $R=0.831$  . البته با توجه به این‌که مراحل یادگیری و تعمیم شبکه به کمک داده‌های واقعی صورت گرفته و نوع داده‌ها در پاسخ شبکه بسیار مهم می‌باشد؛ در چاه‌هایی که اطلاعات خوبی موجود نبود (Bad Data) درصد خطای بیش‌تری مشاهده شد.

۴) مقیاس گذاری داده‌ها یک مرحله ضروری برای آموزش شبکه می باشد و مقیاس گذاری داده‌ها در بازه  $[-1,1]$  به طور بسیار زیادی سرعت آموزش را افزایش می دهد.

۵) یکی از مهم ترین مزایای روش شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به سایر روش ها ( روش های آماری و محاسبات عددی ) این است که روش شبکه‌های عصبی مصنوعی از داشتن یک شکل تابع مشخص بی نیاز است.

۶) کاری که شبکه‌های عصبی مصنوعی در کمک به مهندسين نفت انجام می دهند، در واقع ارتباط دادن بین متغیرهایی است که هیچ کدام از روش های آماری و معادلات پیچیده ریاضی قادر به انجام آن نیستند.

۷) هیچ قانون خاصی برای تعیین تعداد لایه های میانی و تعداد نرون های آن وجود ندارد و معمولاً این کار به روش سعی و خطا انجام می‌شود.

۸) بهترین توابع تبدیل مورد استفاده در شبکه‌های MLP توابع پله‌ای (Hard Limiter) و (Sigmoidal) می‌باشند؛ ولی تابع سیگموئیدی محبوب‌ترین تابع مورد استفاده است، چرا که یکنواخت است، دارای حد و مرز بوده و مشتق آن ساده است و در عین حال یک تابع غیرخطی نیز می‌باشد.

۹) در صورتی که برای یک چاه نمودار Pef نباشد و هدف پیش‌بینی این نمودار در تمام طول آن چاه باشد، بهتر است که اطلاعات چاه‌های مجاور را با یکدیگر ترکیب نمود تا شبکه دید بهتری نسبت به وضعیت منطقه پیدا کند و در نتیجه پاسخ دقیق‌تری ارائه دهد.

### ۳-۶- پیشنهادات:

۱) پیشنهاد می‌شود شبکه‌ای طراحی گردد که قبل از پیش‌بینی نمودار Pef، ابتدا عمل طبقه‌بندی<sup>۱</sup> را انجام دهد و سپس به کمک شبکه طراحی شده در این پروژه، برای هر لیتولوژی به طور جداگانه نمودار Pef پیش‌بینی شود.

۲) پیشنهاد می‌شود در کارهای بعدی، از تلفیق منطق فازی<sup>۲</sup> و شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده شود، زیرا در نقاطی که شبکه به جواب مناسبی همگرا نمی‌شود می‌توان از منطق فازی کمک گرفت زیرا منطق فازی ما را به پاسخ مطلوب نزدیک‌تر می‌کند و دقت کار بالاتر می‌رود [۳۸].

فهرست منابع

## فهرست منابع:

- ۱) بیل، آر، جکسون، تی. مترجم: البرزی، م. ۱۳۸۰. آشنایی با شبکه‌های عصبی. دانشگاه صنعتی شریف، ۱۳۷.
  - ۲) دشتی، صمیمی، ۱۳۶۹. مطالعه زمین‌شناسی مخزن آسماری میدان اهواز، گزارش شماره پ - ۴۲۲۱، شرکت ملی نفت ایران، مناطق نفت‌خیز جنوب.
  - ۳) علوی‌نائینی، م. ۱۳۷۲. زمین‌شناسی ایران - چینه‌شناسی زاگرس. سازمان زمین‌شناسی کشور، ۴۸۸.
  - ۴) غفرانی، ا.، رضایی، م. ۱۳۸۱. بررسی فرآیند دولومیتی شدن و تأثیر آن بر کیفیت مخزن سازند آسماری در میدان اهواز، ششمین همایش انجمن زمین‌شناسی ایران، ۵۵۳-۵۵۵، دانشگاه کرمان.
  - ۵) فکور، ع.، ۱۳۷۱. آشنایی با زبان Matlab. جهاد دانشگاهی مشهد، ۳۴۷.
  - ۶) مرادزاده، ع.، قوامی ریایی، ر.، ۱۳۸۰. چاه‌پیمایی برای مهندسين. دانشگاه صنعتی شاهرود، ۲۴۶.
  - ۷) موحد، ب.، ۱۳۷۸. مبانی چاه‌پیمایی. دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۳۲۷.
  - ۸) منهج، م.ب.، ۱۳۷۹. مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی. دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۷۱۵.
- 9) Baafi, E.Y., 2000. Introduction to MATLAB, 102.
  - 10) Callan,R.,1999.The essence of neural networks,Southhampton Institute.Prentice Hall Europe.
  - 11) Cord, D.R.M.a.a., 1975. Petrophysical Evaluation System,Program Discription.
  - 12) FitzGerald, E., Bean,C.,and Reilly,R., 1999. Fracture-frequency prediction from borehole wireline logs using artificial neural networks:. *Geophys.Prosp.*,47, 1031-1044.
  - 13) Ghaboussi.J, 1992. potential applications of neurobiological computational models in geotechnical engineering. *Forth International Symposium on Numerical Models in Geomechanics.Swansea,U.k*, 543-555.
  - 14) Hampson,D.,Schuelke,J.,and Quieren,J., 2000. Use of multi-attribute transforms to predict log properties from seismic data. *Geophysics*, 66, 220-236.

- 15) Helle H.B., B.A.a.U.B., 2001. Porosity and permeability prediction from wireline logs using artificial neural networks: a North Sea case study. *Geophysical Prospecting*, **49**, 431-444.
- 16) Hertz, J., Krogh, A., Palmer, R.G., 1991. Introduction to the Theory of Neural Computation. Addison-Wesley Publishing Company, Redwood City, CA.
- 17) Hopfield, J., and Tank, D., 1985. Neural computation of decisions in optimization problems, *Biological Cybernetics*, 141-152.
- 18) 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.
- 19) 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.
- 20) Kohonen, T., 1984. Self-Organization and associative memory.
- 21) Liu, Z., and Liu, J., 1998. Seismic-controlled nonlinear extrapolation of well parameters using neural networks. *Geophysics*, **63**, 2035-2041.
- 22) Marilyn McCord Nelson and W.T. Illingworth, 1991. A Practical Guide to Neural Nets. Addison-Wesley Publishing Company, 344.
- 23) McCulloch, W.S., and Pitts, W., 1943. A logical calculus of Ideas Immanent Nervous Activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, **5**, 133-155.
- 24) Minsky, M.L.a.P., S.A., 1969. Perceptrons, MIT Press, Cambridge, MA.
- 25) Mohaghegh, S., Arefi, R., Bilgesu, H.I., Ameri, S., Rose, D., 1994. Design and development of an artificial neural network for estimation of formation permeability. *SPE 28237, Proceeding of SPE petroleum computer conference, Dallas TX.*
- 26) Pan, L., 2001. The Application of Artificial Neural Networks in logging Interpretation. *Rocky Mountain (53rd) and South\_Central (35th) Sections, GSA, Joint*

*Annual Meeting.*

- 27) Poulton.M., 2002. Neural networks as an intelligence amplification tool:A review of applications. *Geophysics*, **67**, 979-993.
- 28) Rosenblatt.F, 1958. The perceptron: probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain. *Psychol.Rev*, **65**, 386-408.
- 29) Rumelhart, D.E., and McClelland,J.L, 1986. *Parallel Distributed processing, Exploration in the Microstructure of Cognition*, MIT Press,Cambridge,MA.
- 30) Schlumberger,1989.*Cased Hole Log Interpretation-Principles/Applications*, Schlumberger Press,.
- 31) Schlumberger, 1989. *Log Interpretation-Principles/Applications*, Schlumberger Press,.
- 32) Schlumberger, 1987. *Open Hole Log Interpretation-Principles/Applications*, Schlumberger Press,.
- 33) Takagi, T., Yamakoshi,Y.,Yamaura,M.Kondow,and R.Matsushima,, 1982. A New Algorithm of an Accurate Fault Location for EHV/UHV Transmission Lines:Part II-Laplace Transform Method, *IEEE Transactions on Power Systems*:PAS-101, 564-573.
- 34)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.
- 35) 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.
- 36) Widrow, B., Hoff,M.E, 1960. *Adaptive Switching Circuits*,IRE part 4, WeSCON Report,N.Y.



- 37) Wiszniewski, A., 1983. Accurate Fault Impedance Locating Algorithm. *IEEE Proceedings-C, Generation, Transmission, Distribution*, 6, 311-314.
- 38) Wong, K.W., Fung, C.C., Myers, D., 1999. A generalized neural - fuzzy well log interpretation model with a reduced rule base. *The Sixth International Conference of Neural Information Processing ICONIP*, 188 - 191.
- 39) 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.
- 40) 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.
- 41) <http://www.ivorix.com/en/products/tech/spike/spike.html>.
- 42) [www.odp.tamu.edu/publications/195-IR/chap-04/C4-f84.html](http://www.odp.tamu.edu/publications/195-IR/chap-04/C4-f84.html) .
- 43) [www.techfak.uni-bielefeld.de/.../reknet/reknet\\_e.html](http://www.techfak.uni-bielefeld.de/.../reknet/reknet_e.html) .
- 44) [www.tlfq.ulaval.ca/axl/asia/irancarte.html](http://www.tlfq.ulaval.ca/axl/asia/irancarte.html).

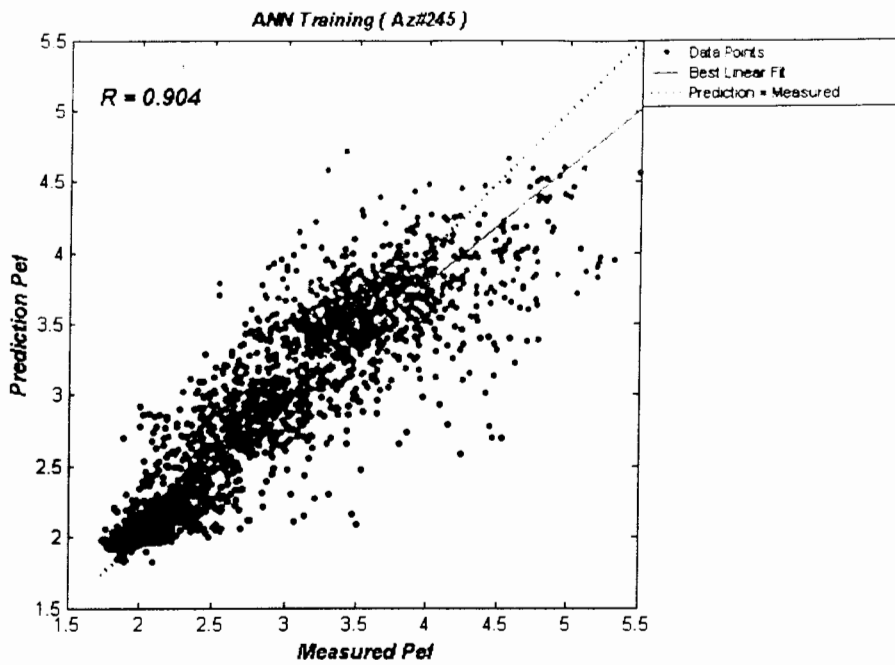
پیوست (الف):

نتایج ارزیابی

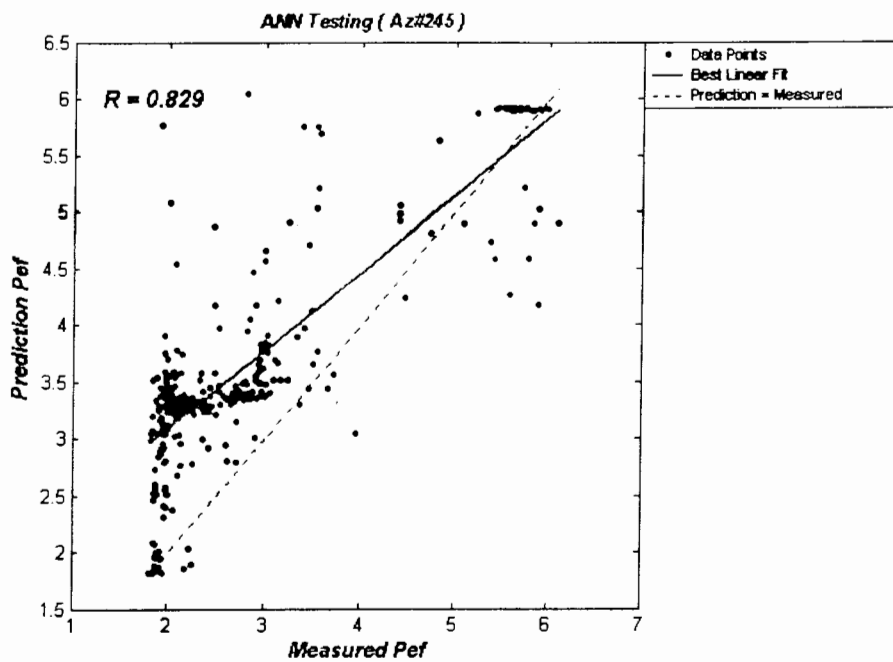
چاه‌ها

## پیوست (الف): نتایج ارزیابی چاه‌ها

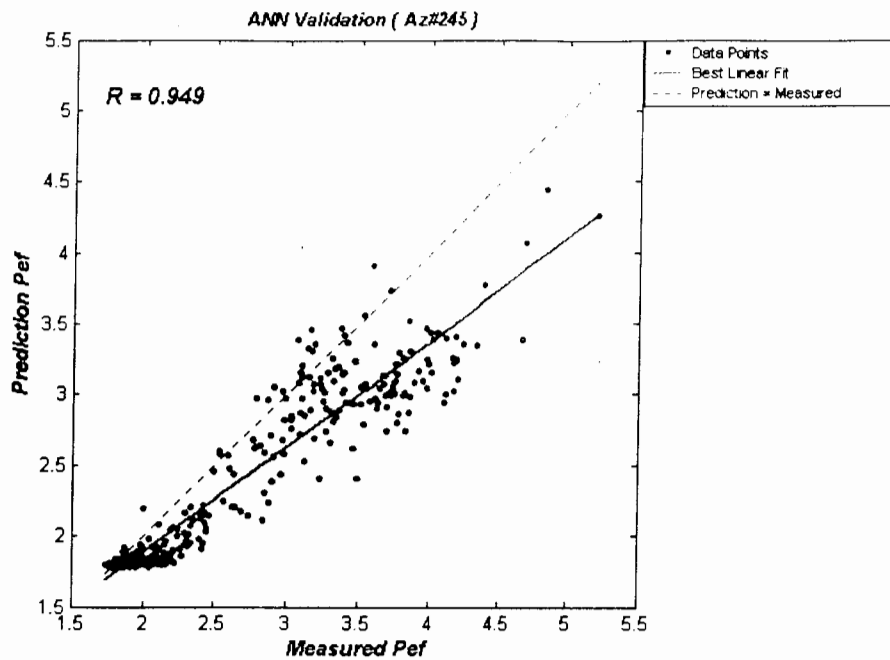
همان‌گونه که در فصل پنجم نتایج آموزش و تعمیر چاه‌های ۱۳۸ و ۱۳۹ نشان داده شد، در این بخش نتایج آموزش و تعمیر مربوط به چاه‌های ۲۴۵ و ۲۴۶ و ۲۵۳ و ۲۵۹ نشان داده می‌شود. با مشاهده نتایج حاصل از اجرای برنامه، مشخص می‌شود که ضریب همبستگی خوبی بین داده‌های نمودارهای اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده وجود دارد. همچنین برای جلوگیری از یکسان شدن شماره اشکال در متن و پیوست، در پیوست‌ها اشکال به صورت (پ-الف-؟) و (پ-ب-؟) شماره گذاری شده‌اند به‌عنوان مثال شکل (پ-الف-۱) یعنی شکل شماره (۱) مربوط به پیوست (الف) و (پ-ب-۱) یعنی شکل شماره (۱) مربوط به پیوست (ب).



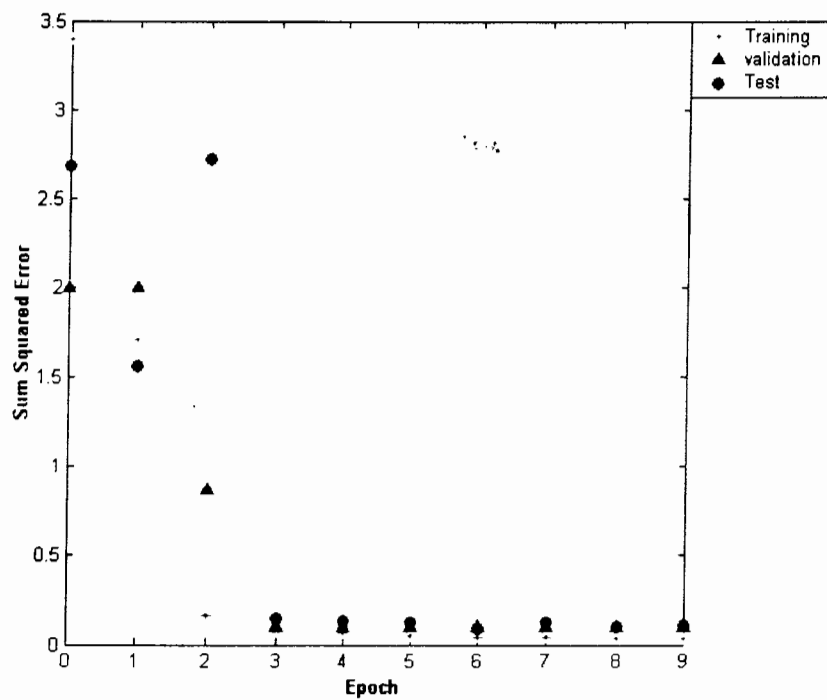
شکل (پ-الف-۱): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده را برای آموزش چاه ۲۴۵ نشان می دهد.



شکل (پ-الف-۲): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده را برای آزمایش چاه ۲۴۵ نشان می دهد.

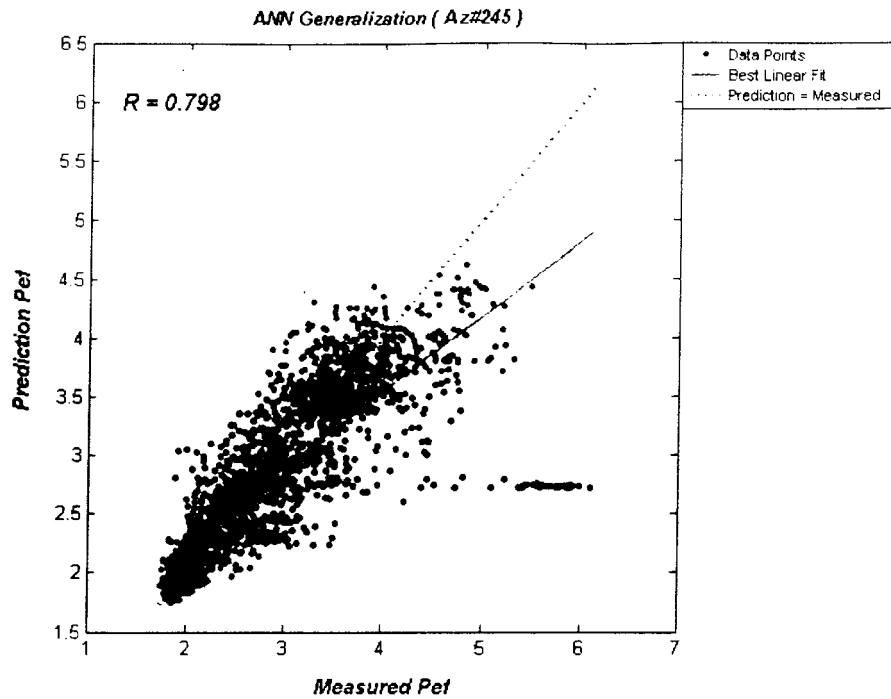


شکل (پ-الف-۳): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده را برای آزمون چاه ۲۴۵ نشان می دهد.

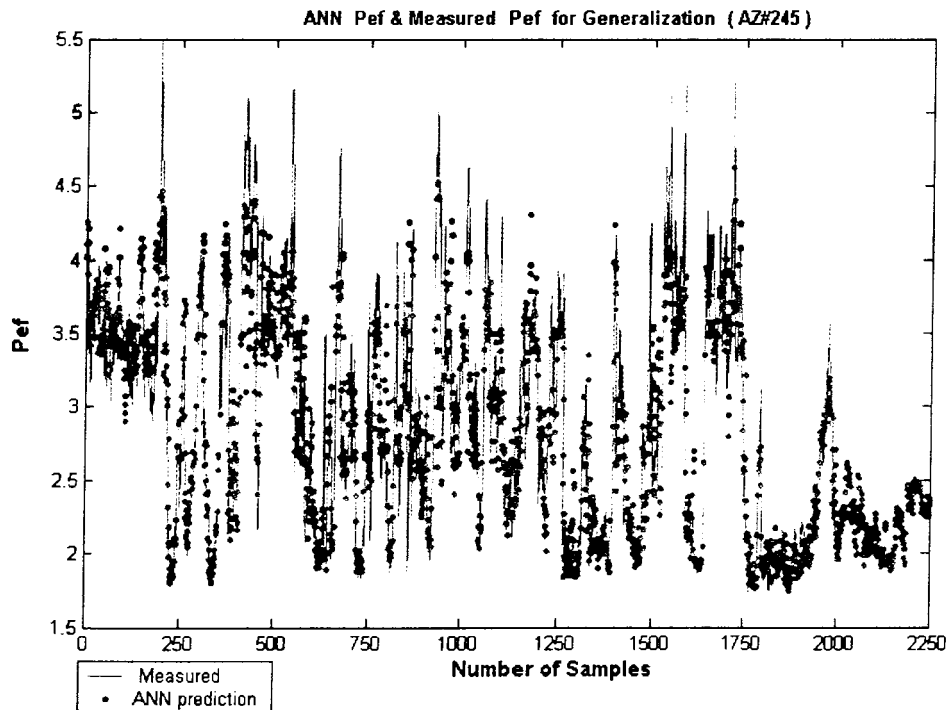


Stop Training |

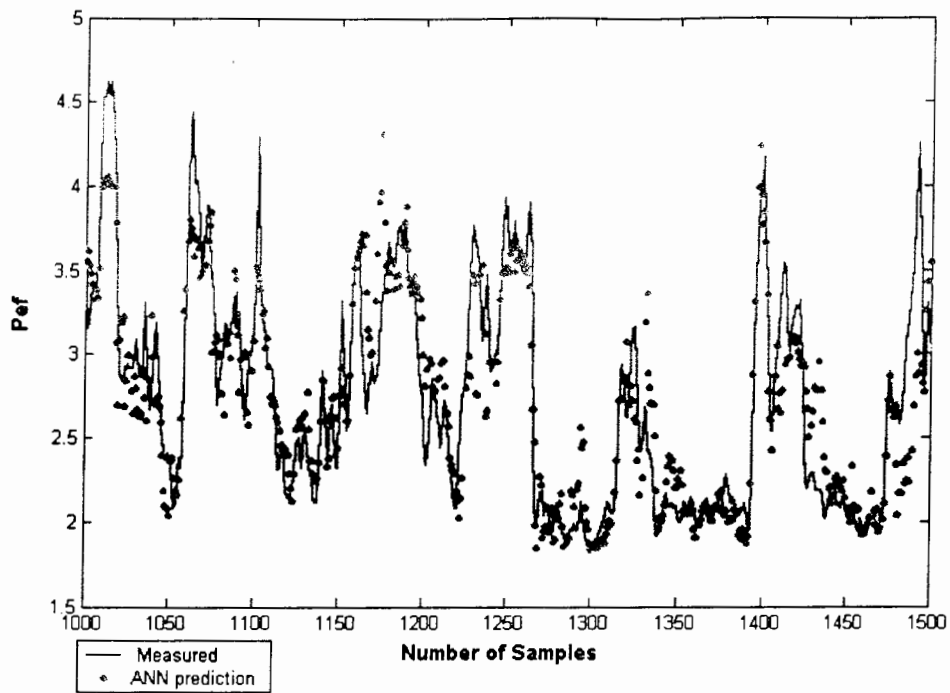
شکل (پ-الف-۴): منحنی تغییرات مجموع مربعات خطا در برابر سیکل انجام شده را برای چاه ۲۴۵ نشان می دهد.



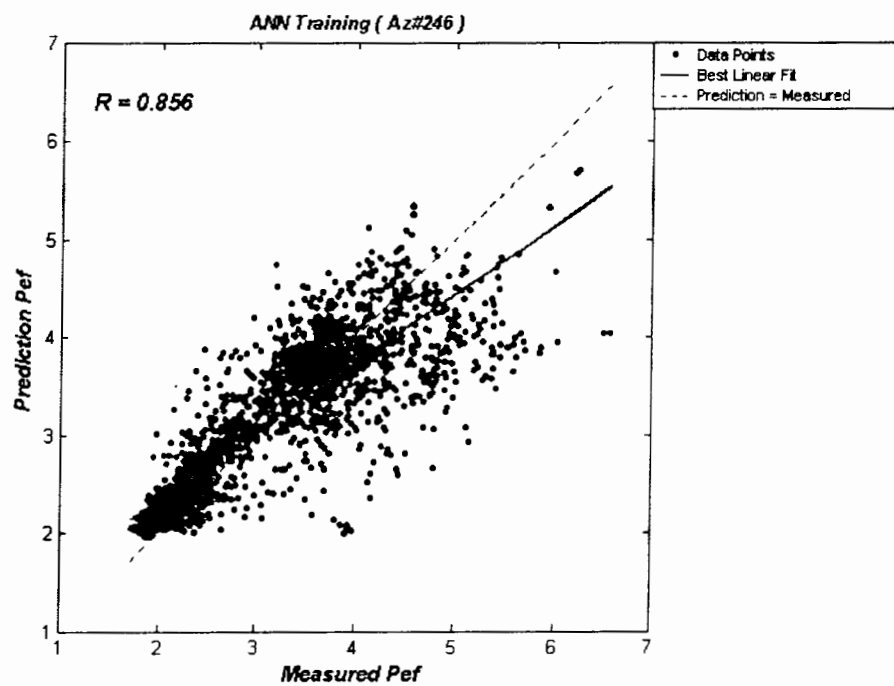
شکل (پ-الف-۵): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده را برای تعمیم چاه ۲۴۵ نشان می دهد.



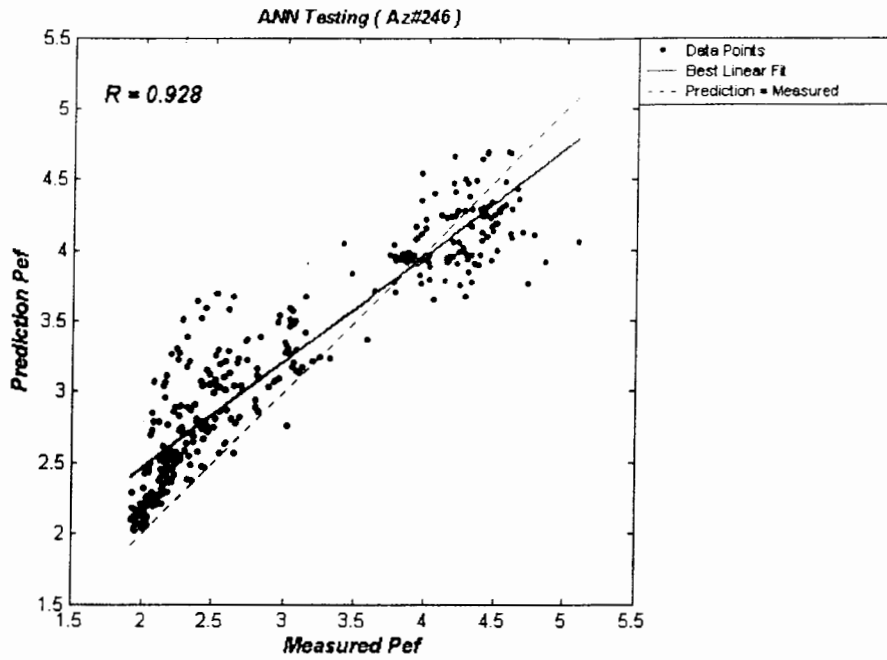
شکل (پ-الف-۶): مقایسه بین منحنی های Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده را برای تعمیم چاه ۲۴۵ نشان می دهد.



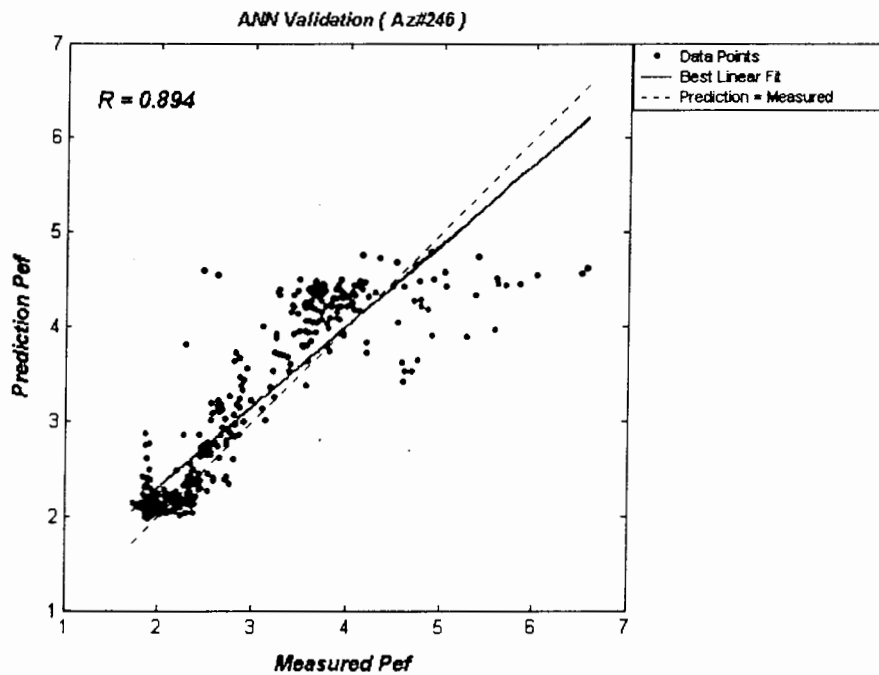
شکل (پ-الف-۷): مقایسه بین منحنی های Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای تعمیم چاه ۲۴۵، مربوط به نمونه های ۱۰۰۰ تا ۱۵۰۰ را نشان می دهد.



شکل (پ-الف-۸): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده را برای آموزش چاه ۲۴۶ نشان می دهد.

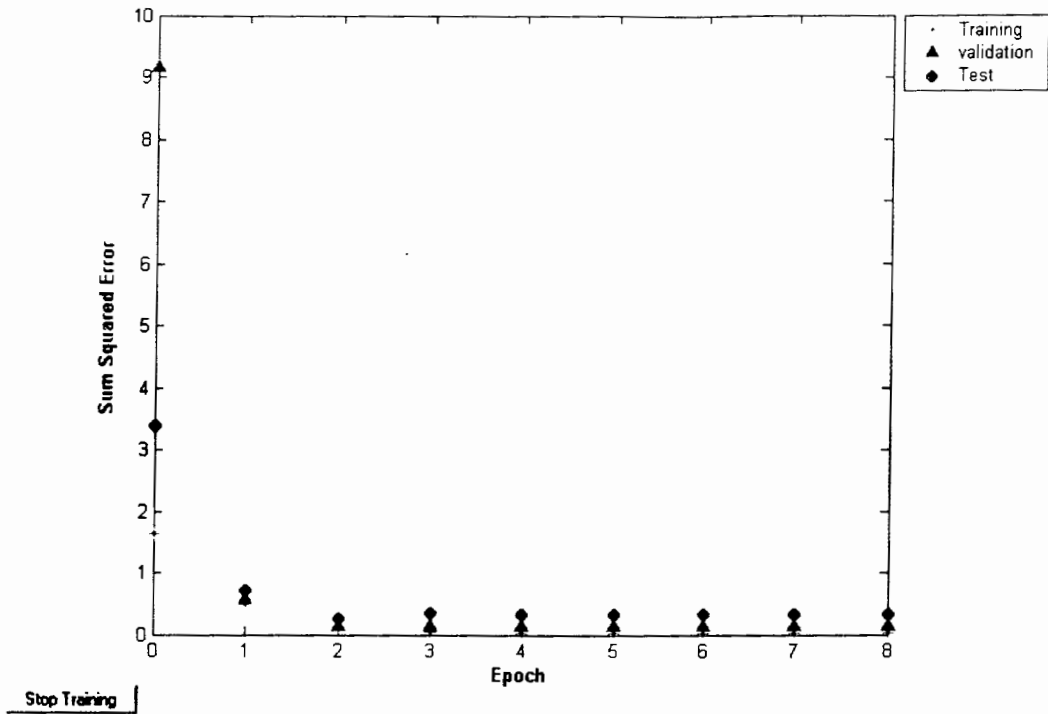


شکل (پ-الف-۹): ضریب همبستگی (R) بین شبکه Pef و اندازه گیری شده را برای آزمایش چاه ۲۴۶ نشان می دهد.

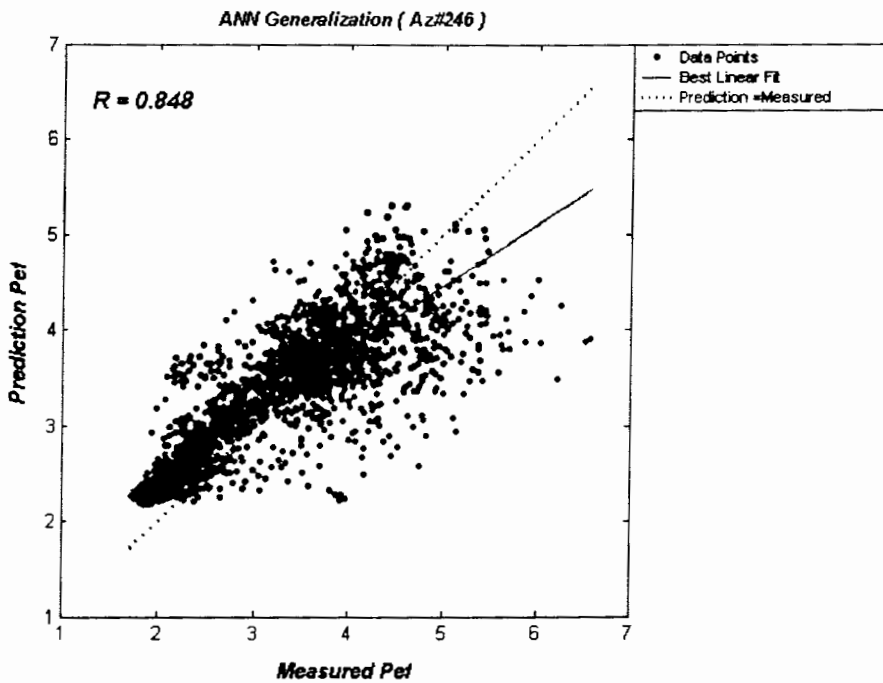


شکل (پ-الف-۱۰): ضریب همبستگی (R) بین شبکه Pef و اندازه گیری شده را برای آزمون چاه ۲۴۶ نشان می دهد.

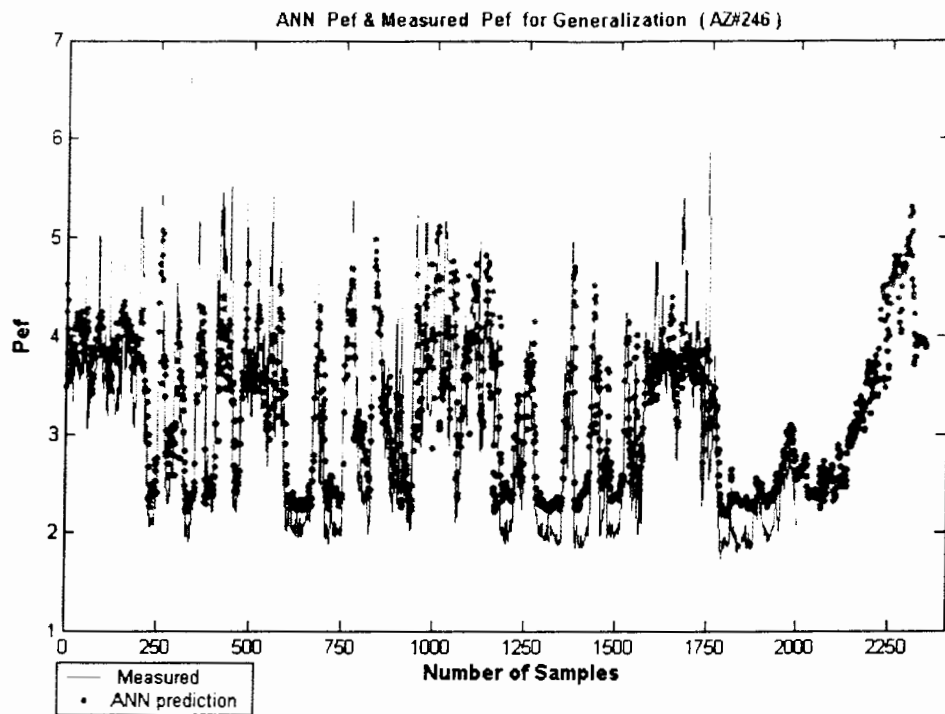




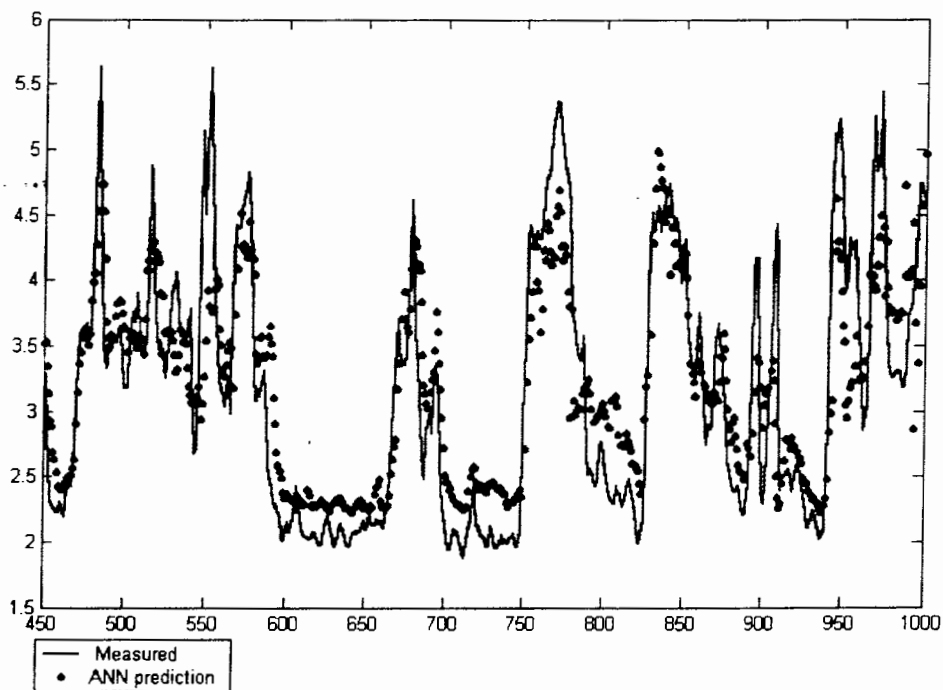
شکل (پ-الف-۱۱): منحنی تغییرات مجموع مربعات خطا در برابر سیکل انجام شده را برای چاه ۲۴۶ نشان می دهد.



شکل (پ-الف-۱۲): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده را برای تعمیم چاه ۲۴۶ نشان می دهد.

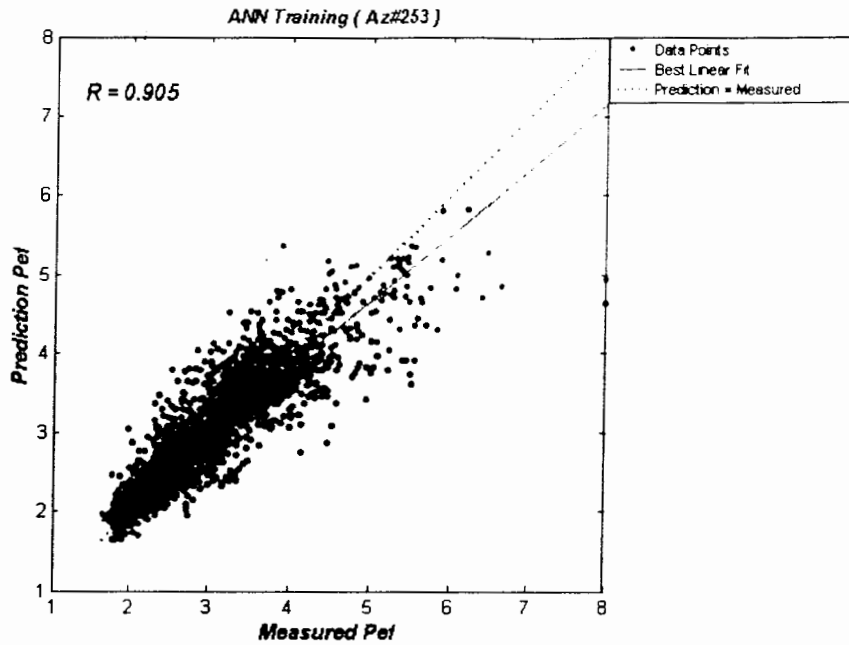


شکل (پ-الف-۱۳): مقایسه بین منحنی های Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده را برای تعمیم چاه ۲۴۶ نشان می دهد.

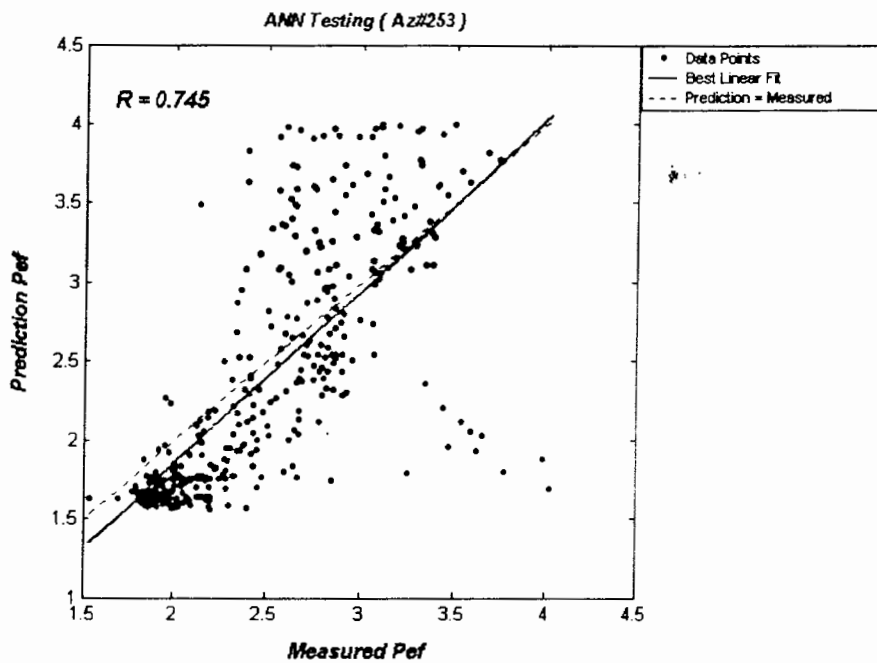


شکل (پ-الف-۱۴): مقایسه بین منحنی های Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده را برای تعمیم چاه ۲۴۶، مربوط به نمونه های

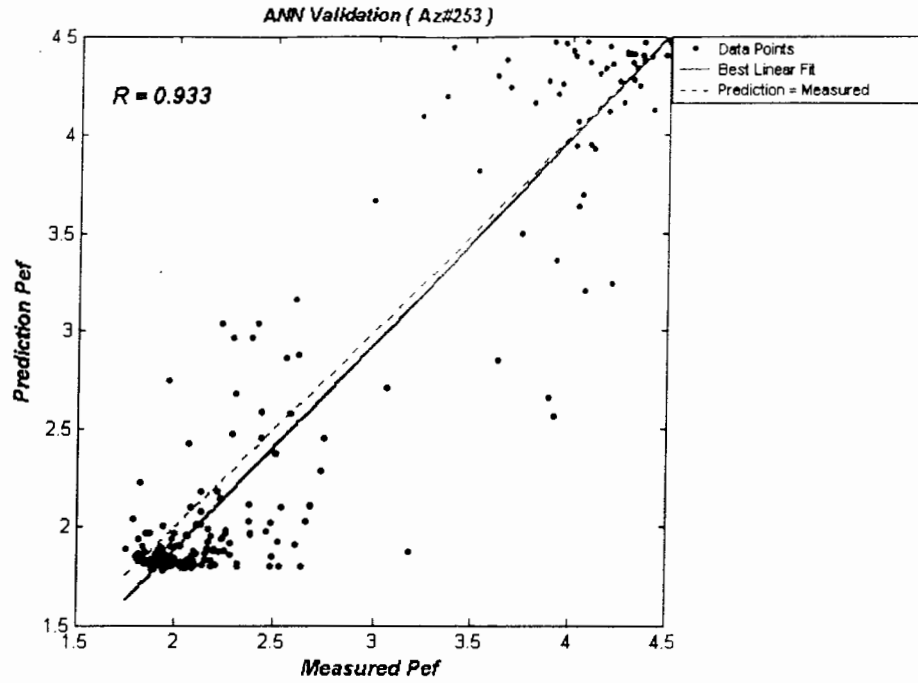
۴۵۰ تا ۱۰۰۰ را نشان می دهد.



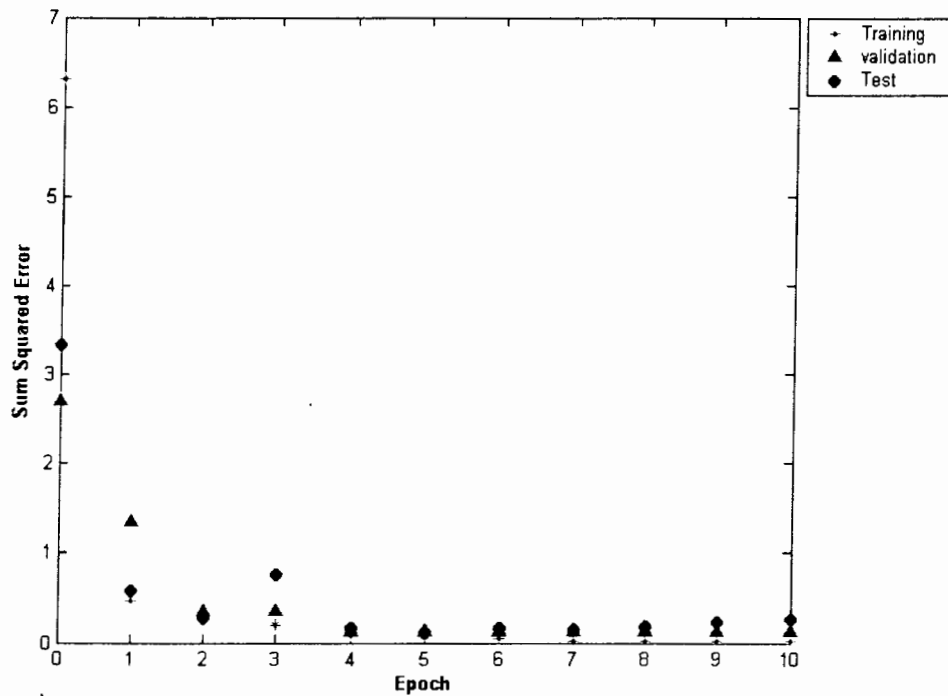
شکل (پ-الف-۱۵): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده را برای آموزش چاه ۲۵۳ نشان می دهد.



شکل (پ-الف-۱۶): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده را برای آزمایش چاه ۲۵۳ نشان می دهد.

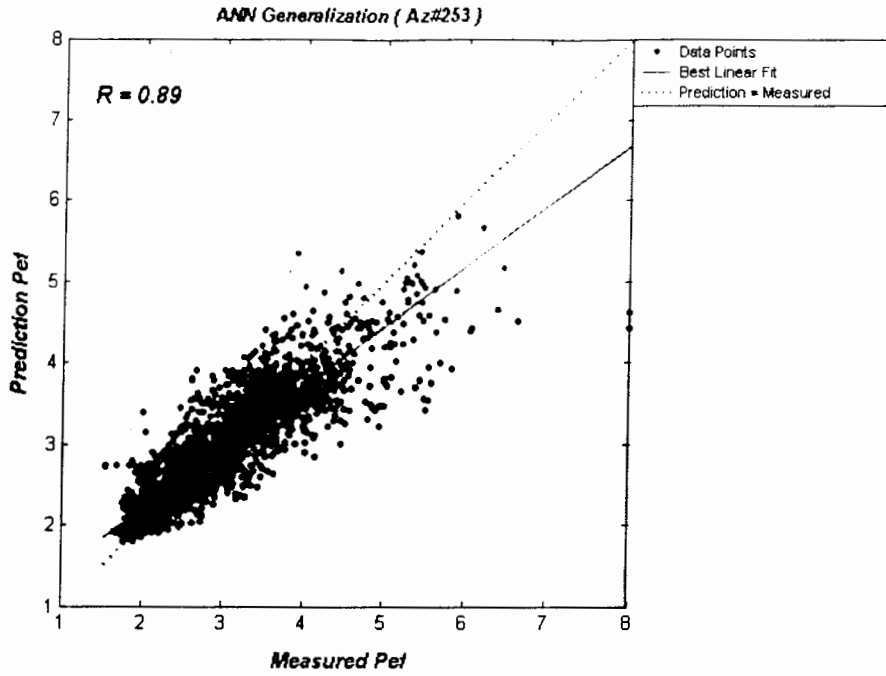


شکل (پ-الف-۱۷): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده را برای آزمون چاه ۲۵۳ نشان می دهد.

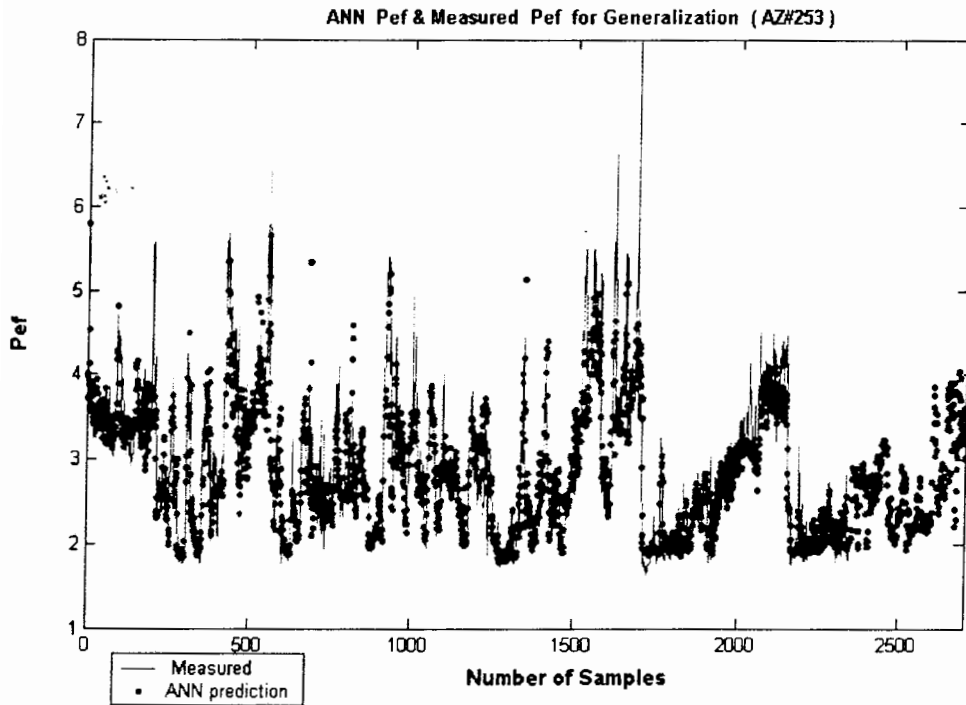


Stop Training

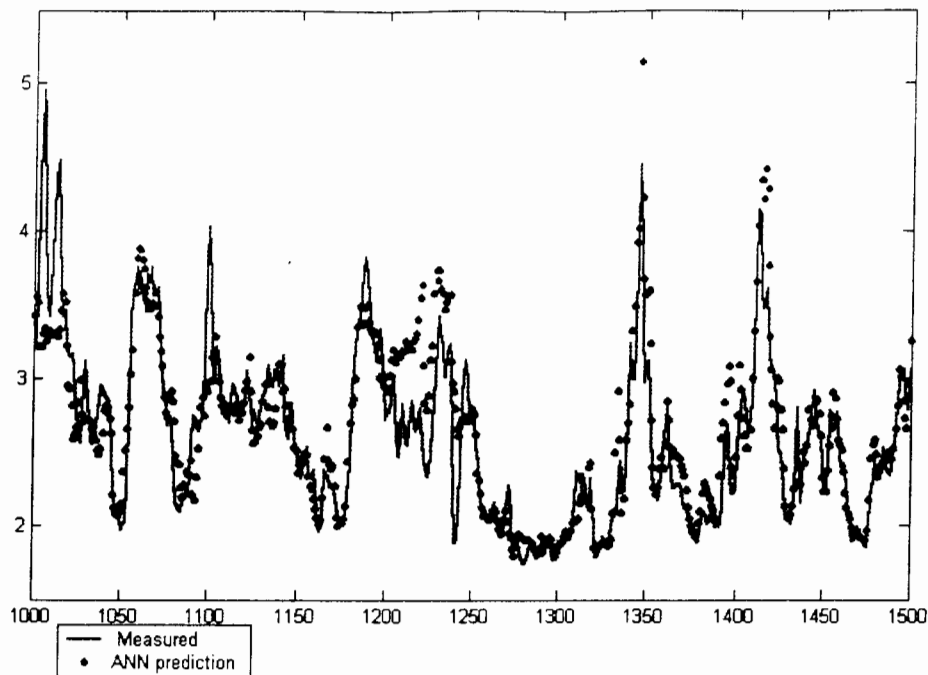
شکل (پ-الف-۱۸): منحنی تغییرات مجموع مربعات خطا در برابر سیکل انجام شده را برای چاه ۲۵۳ نشان می دهد.



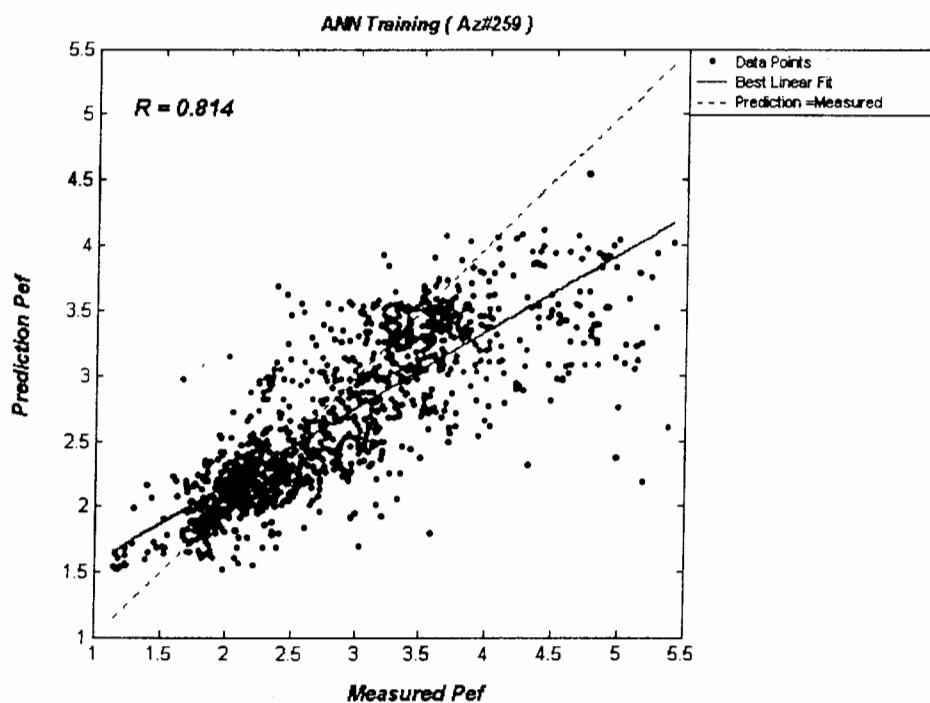
شکل (پ-الف-۱۹): ضریب همبستگی (R) بین شبکه Pef و اندازه گیری شده را برای تعمیم چاه ۲۵۳ نشان می دهد.



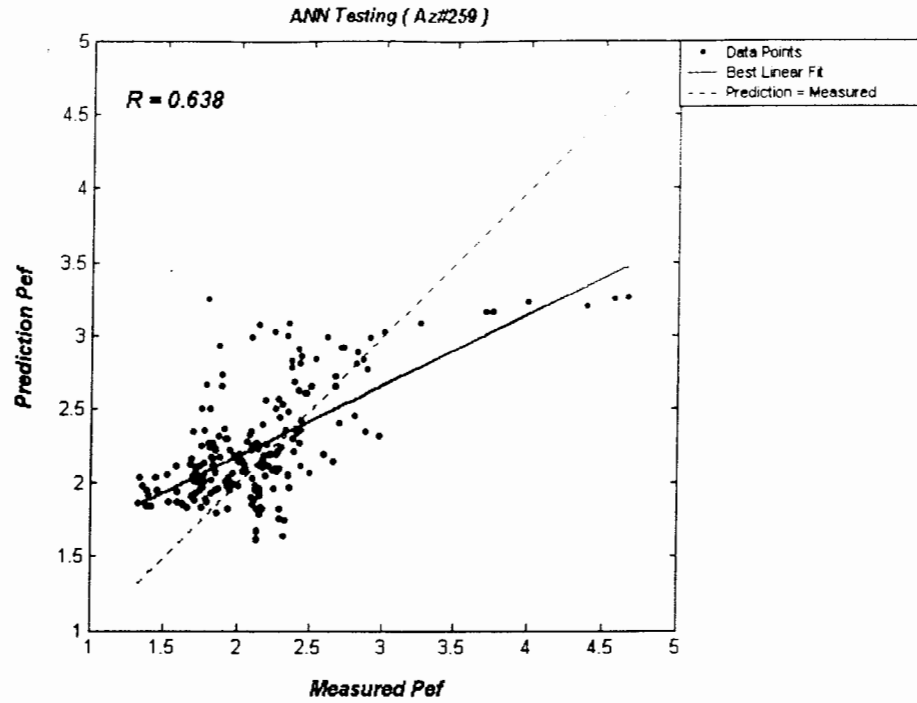
شکل (پ-الف-۲۰): مقایسه بین منحنی های Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده را برای تعمیم چاه ۲۵۳ نشان می دهد.



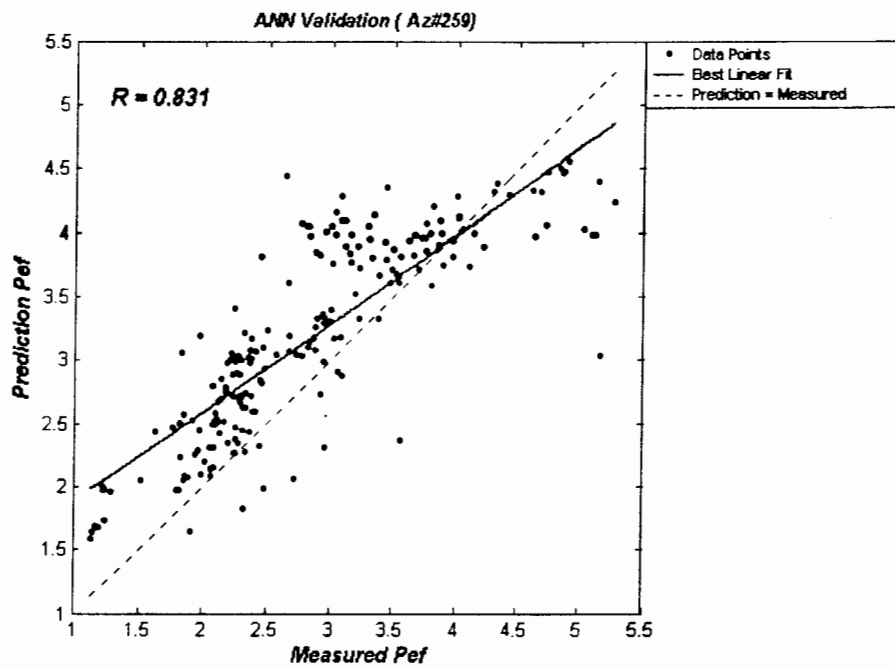
شکل (پ-الف-۲۱): مقایسه بین منحنی های Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده برای تعمیم چاه ۲۵۳، مربوط به نمونه های ۱۰۰۰ تا ۱۵۰۰ را نشان می دهد.



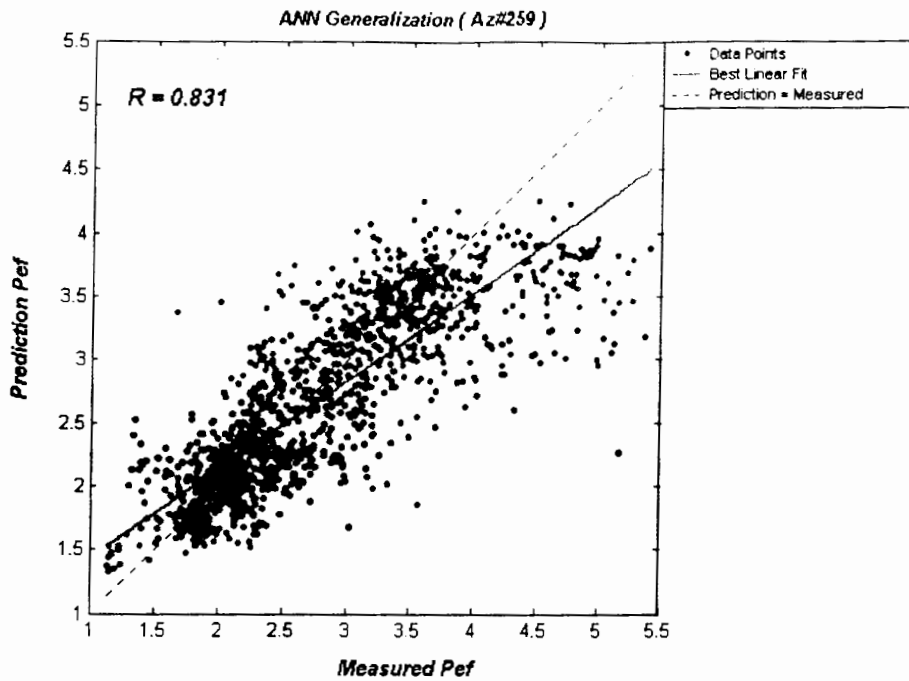
شکل (پ-الف-۲۲): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده را برای آموزش چاه ۲۵۹ نشان می دهد.



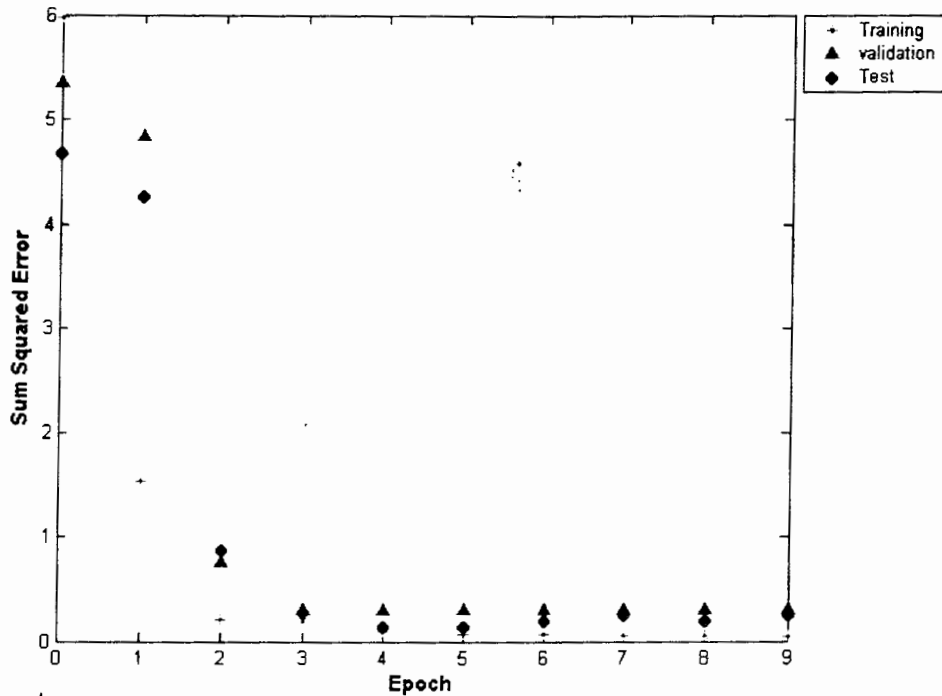
شکل (پ-الف-۲۳): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده را برای آزمایش چاه ۲۵۹ نشان می دهد.



شکل (پ-الف-۲۴): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده را برای آزمون چاه ۲۵۹ نشان می دهد.

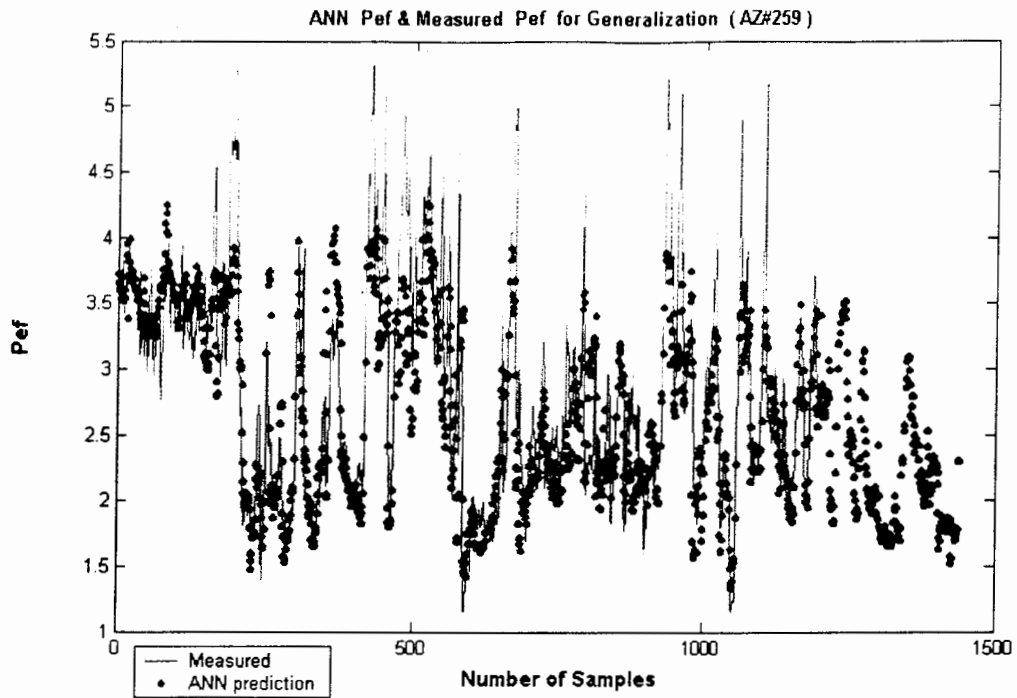


شکل (پ-الف-۲۵): ضریب همبستگی (R) بین Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده را برای تعمیم چاه ۲۵۹ نشان می دهد.

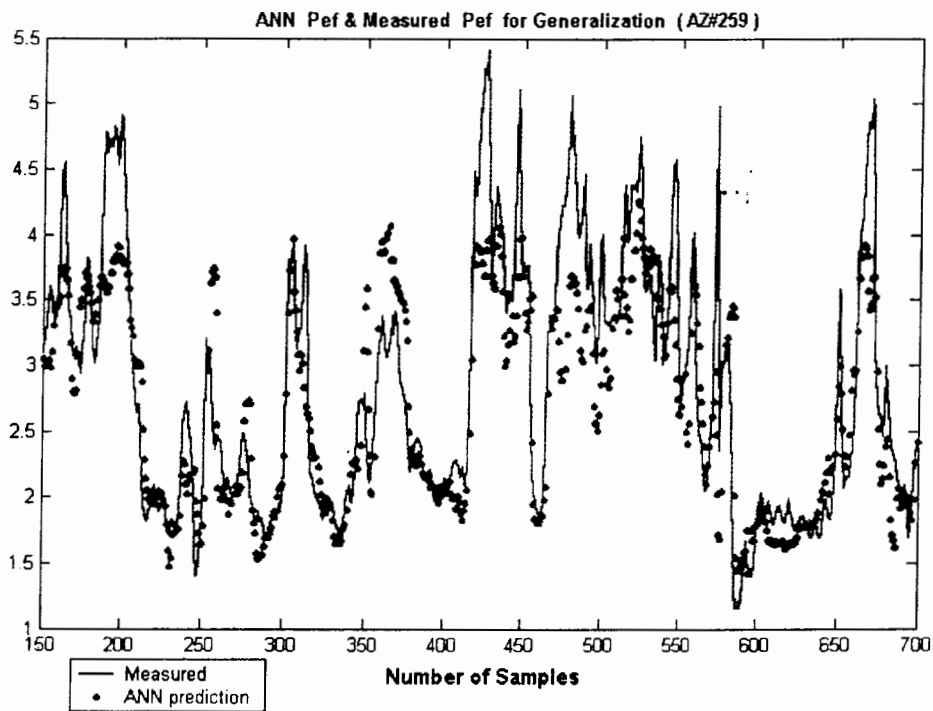


شکل (پ-الف-۲۶): منحنی تغییرات مجموع مربعات خطا در برابر سیکل انجام شده را برای چاه ۲۵۹ نشان می دهد.



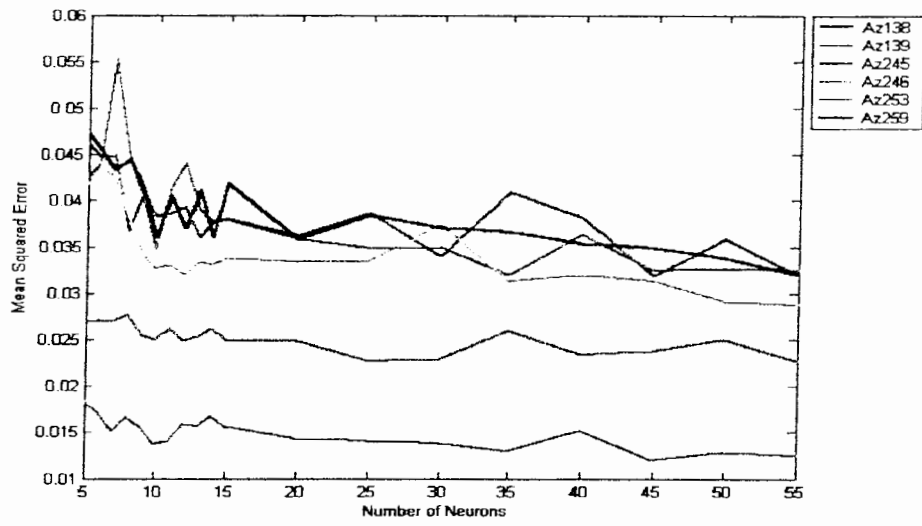


شکل (پ-الف-۲۷): مقایسه بین منحنی های Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده را برای تعمیم چاه ۲۵۹ نشان می دهد.



شکل (پ-الف-۲۸): مقایسه بین منحنی های Pef شبکه و Pef اندازه گیری شده را برای تعمیم چاه ۲۵۹، مربوط به نمونه های

۱۵۰ تا ۷۰۰ را نشان می دهد.



شکل (پ-الف-۲۹): بررسی ساختارهای مختلف شبکه با یک لایه میانی و تعداد مختلف نرون‌ها برای هر کدام از ۶ حلقه چاه

پیوست (ب):

مشخصات زون‌های مختلف

سازند آسماری

## پیوست (ب): مشخصات زون‌های مختلف سازند آسماری

### زون A-1:

این زون عمدتاً از سنگ‌های دولومیتی و ندرتاً از انیدریت و آهک تشکیل شده است و در بالاترین قسمت از سازند آسماری فوقانی قرار دارد. محیط رسوبی این زون یک محیط دریایی محدود کم عمق می‌باشد. لایه‌های شیلی در این زون دیده نشده ولی وجود رس در زمینه سنگ‌های آهکی به تأیید رسیده است. جایگزینی انیدریت با فسیل‌ها و پرشدگی آن در شکستگی‌ها به وفور دیده می‌شود. ضخامت کلی این زون در ستیغ، یال‌های شمالی و جنوبی تغییرات عمده‌ای ندارد [۲].

### زون A-2:

این بخش که قسمت پایینی سازند آسماری فوقانی را شامل می‌شود به هنگام حفاری با ظهور ماسه و شیل‌های سبز یا خاکستری قابل تشخیص است و حد فوقانی این زون به وسیله یک لایه شیل که در سرتاسر میدان گسترش دارد، مشخص می‌گردد. این زون از تناوب مکرر لایه‌های ماسه‌سنگ، شیل و کربنات تشکیل شده است و ضخامت کل لایه‌های ماسه‌ای و کربناته در طول میدان ثابت نبوده و دستخوش تغییرات محسوسی می‌باشد. کربنات‌های موجود در این زون در بعضی جاها تخمی کاذب<sup>۱</sup> هستند و لایه‌های ماسه‌ای حاوی رس و کربنات بوده و شبیه لایه‌های ماسه‌ای زون‌های پایین‌تر است [۲].

### زون A-3:

این زون قسمت بالایی آسماری میانی را شامل است و به راحتی در سرچاه حفاری با مشاهده لایه‌های شیلی قرمز رنگ، الیت و یا فسیل *Peneroplis evolutus* موجود در تراشه‌های حفاری قابل تشخیص می‌باشد. بر روی نمودار، حد فوقانی این زون با یک لایه نازک شیلی مشخص می‌شود که این شیل معمولاً بر روی یک لایه کربنات قرار دارد. ضخامت لایه‌های ماسه‌ای این زون و تخلخل آن‌ها شدیداً متغیر است [۲].

#### زون A-4:

این زون از نظر سنگ‌شناسی در اکثر قسمت‌ها مشابه زون بالایی است و در سر چاه در ضمن حفاری می‌توان با مشاهده فسیل‌های *Archaias kirkunkensis*, *Austrotrillina howchini* درون تراشه‌های حفاری، حد بالایی آن را مشخص نمود. بر روی نمودار الکتریکی حد فوقانی این بخش شروع یک لایه شیلی است که اغلب بر روی یک لایه ماسه‌ای قرار دارد. این لایه شیل به استثناء تغییرات محلی در طول میدان گسترش دارد. میزان تخلخل لایه‌های ماسه‌ای در این زون بسیار متغیر است و در ارتباط معکوس با انتشار رس در این لایه‌ها می‌باشد [۲].

#### زون A-5:

این زون دارای لایه‌های متعدد شیلی است، به طوری که در بعضی قسمت‌ها حدود ۳۰ درصد از ضخامت کل زون A-5 را شامل می‌شود. شروع این زون با یک لایه چند متری کربناته بوده که در زیر آخرین لایه شیلی با شیل ماسه‌ای بخش A-4 قرار گرفته است. به هنگام حفاری با ظهور اولین فسیل‌های ذیل این بخش قابل تشخیص است:

*Meancropsina Anahensis*, *Asterigina SP.*, *Archaias SP.*, *Peneroplis thomasi*

*Sphaerogypsina SP* از نظر سنگ‌شناسی این زون تقریباً مشابه زون‌های A-3, A-4 می‌باشد [۲].

#### زون A-6:

حد بالایی این زون با یک لایه چند متری کربنات شروع می‌شود و در زیر آخرین لایه شیل زون بالایی خود (A-5) قرار دارد. فسیل‌های موجود در این زون شبیه زون بالایی هستند ولی کربنات‌ها دارای میانگین تخلخل بیش‌تری نسبت به کربنات‌های A-5 هستند. اختلاف دیگری که بین این زون و زون بالایی دیده می‌شود این است که در زون A-5 به علت تغییرات میزان رس و گسترش ماسه، درصد میانگین تخلخل ماسه شدیداً متغیر است، در صورتی که در زون A-6 به علت یکنواختی، میانگین تخلخل ۲۲/۸ درصد می‌باشد [۲]. یکی از خصوصیات ماسه‌های این زون در این است که

ماسه‌ها معمولاً ترد و ریزدانه تا متوسط با جورشدگی بسیار خوب نسبتاً زاویه‌دار و کمی جور شده<sup>۱</sup> می‌باشند. گسترش لایه‌های ماسه‌ای در این زون در طول میدان متغیر است ولی به طور کلی می‌توان گفت که این زون به دو قسمت نامساوی تقسیم می‌شود که حدود  $\frac{1}{3}$  بخش بالایی آن شامل کربنات با لایه‌های شیل و  $\frac{2}{3}$  باقیمانده اکثراً ماسه با لایه‌های نازک شیل و ندرتاً کربنات است [۲].

### زون A-7:

حد بالایی این زون معادل حد فوقانی آسماری تحتانی است. این زون به هنگام حفاری به راحتی قابل تشخیص است و عمدتاً از دولومیت یا دولومیت‌های ماسه‌ای تشکیل شده که در برگیرنده کلیه فسیل‌های آسماری تحتانی می‌باشند. در بخش میانی این زون یک لایه ماسه‌ای چند متری دیده می‌شود، که در طول میدان گسترش دارد. یکی از خصوصیات پتروفیزیکی کربنات‌های این زون این است که تخلخل و تراوایی<sup>۲</sup> بیش‌تری نسبت به سنگ‌های کربناته زون‌های A-5, A-6 دارد و دارای درصد اشباع آب کم‌تری است [۲].

### زون M-2:

این زون عمدتاً از ماسه تشکیل شده است و لایه‌های نازک و ضخیم شیل به طور پراکنده در آن دیده می‌شوند. ضخامت این زون متغیر بوده و بیش‌ترین ضخامت آن حدود ۱۰۰ متر است. فسیل‌های موجود در لایه‌های کربناته این زون شبیه به زون A-7 می‌باشند. قابل ذکر است که در این زون در محدوده شمال غرب میدان در تمامی بخش یک<sup>۳</sup> و همچنین در قسمت میانی در محدوده بین چاه‌های ۱۳۲ و ۹۵ (قسمتی از S4-S3 و قسمتی از S5) یک لایه کربناته ضخیم (اکثراً دولومیتی) دیده می‌شود که از نظر خواص پتروفیزیکی با لایه‌های کربناته فوقانی خود (A-7) کاملاً متفاوت است. گسترش این لایه کربناته در شمال غرب میدان باعث گردیده است که حد فوقانی این

---

1- Subangular - Subrounded

2- Porosity & Permeability

3 - Sector

زون M-2 در بسیاری از چاه‌ها، با یک لایه نازک ماسه‌سنگ مشخص گردد. جهت تعیین حد فوقانی زون M-2، گسترش این لایه کربناته باید حتماً در نظر گرفته شود [۲].

#### زون A-10:

این زون عمدتاً از لایه‌های ضخیم شیل تشکیل شده است و لایه‌های ماسه‌ای نازک به طور پراکنده در آن دیده می‌شوند. حد فوقانی این زون بر اساس ظهور لایه‌های ضخیم شیل در قسمت‌های انتهایی میدان انتخاب شده است و جهت تعیین حد فوقانی آن در قسمت میانی میدان باید بر اساس تطابق با چاه‌های انتهایی میدان و در نظر گرفتن گسترش لایه‌های ماسه اقدام گردد. تعیین حد فوقانی این زون هنگام حفاری مشکل بوده و فقط بر اساس محاسبه با استفاده از نمودار چاه‌های مجاور امکان‌پذیر است. این زون به همراه زون زیرین خود (A11) بخش حد واسط<sup>۱</sup> سازند پابده می‌باشد و به همین دلیل دارای ضخامت یکنواختی نیست [۲].

#### زون A-11:

این زون عمدتاً از شیل تشکیل شده است و لایه‌های ماسه‌ای در آن به مراتب از زون A10 کم‌تر هستند. حد فوقانی این زون در گذشته به دلیل عدم وجود اطلاعات کافی بدون معیار خاصی تعیین گردید و بر اساس مطالعات اخیر حد فوقانی این زون، با شروع یک لایه کربنات یا ماسه‌ای که در منتهی‌الیه شمال غرب و جنوب شرق، زیر آخرین لایه ضخیم شیل A10 دیده می‌شود، مشخص می‌گردد و در بخش‌های میانی بر اساس تطابق صورت پذیرفته است. تعیین حد فوقانی این زون به هنگام حفاری مشکل است و همانند زون A10 باید بر اساس تطابق تعیین شود [۲].

#### شکستگی:

مطالعه شکستگی‌های سنگ مخزن با استفاده از نتایج نمودار FMS<sup>۲</sup> چاه‌های ۱۸۶ و ۱۹۲ میدان و نیز اطلاعات حاصل از مغزه‌های ۸ حلقه چاه نشان داده‌اند که این سازند در مقایسه با برخی

---

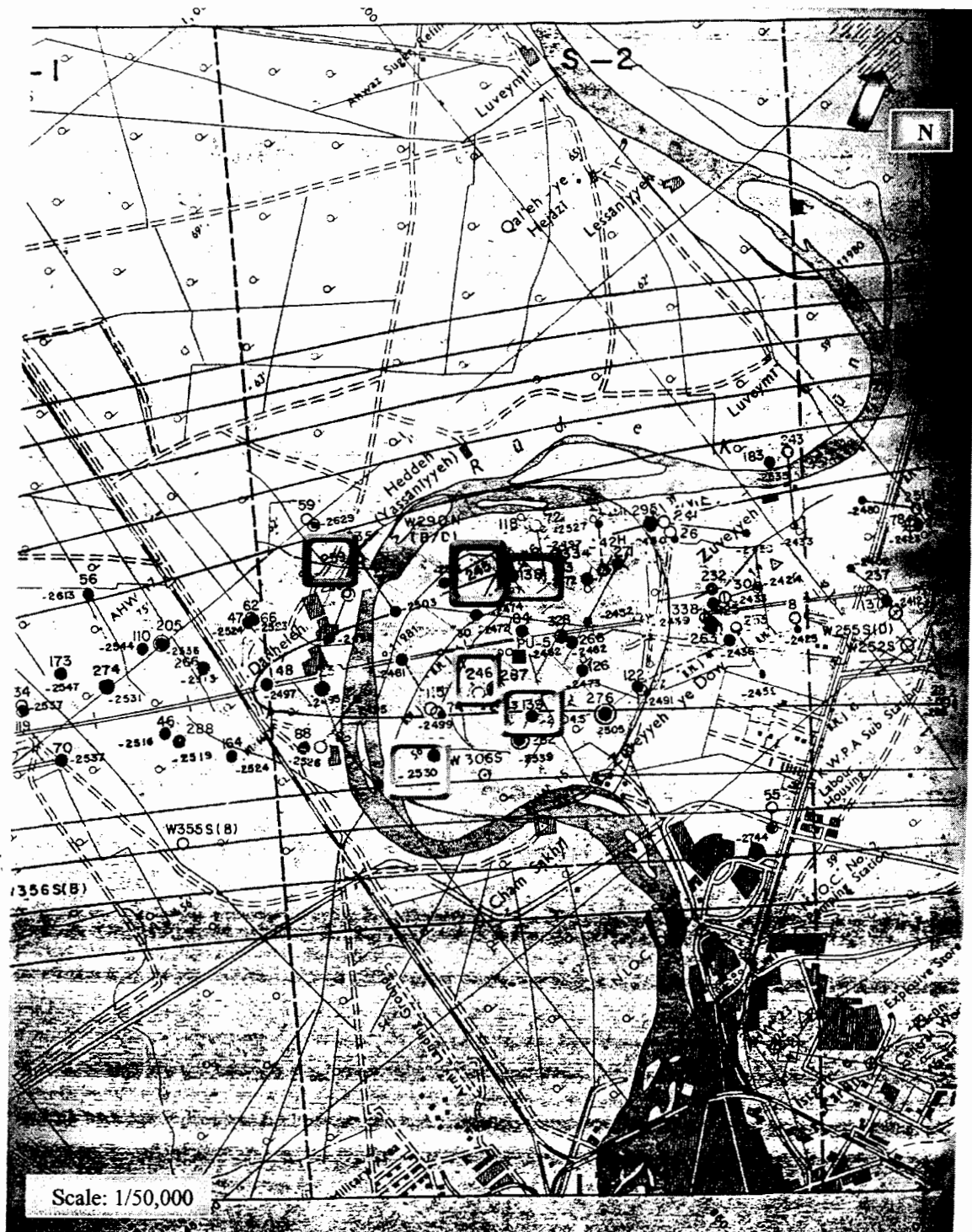
1 - Transitional Zone

2 - Formation Micro Scanner: FMS

از میادین هم‌جوار از قبیل میدان مارون (مخزن آسماری) از شدت شکستگی کم‌تری برخوردار است که احتمال می‌رود ناشی از حجم زیاد رسوبات ماسه‌سنگی موجود در این سازند باشد.

بررسی‌ها همچنین نشان می‌دهند که اکثر شکستگی‌ها نتیجه چین‌خوردگی<sup>۱</sup> هستند که از ناحیه ستیغ ساختار به سمت دامنه‌های شمالی و جنوبی و نیز دماغه‌ها از میزان پارامترهای آن از قبیل تعداد شکستگی، فواصل شکستگی، بازشدگی و ... کاسته می‌گردد که این کاهش در جهت افزایش عمق نیز صادق می‌باشد [۲].





شکل (پ - ب - ۱): قسمتی از نقشه کنتور زیرزمینی (U.G.C) میدان نفتی اهواز بر اساس شروع سازند آسماری [۲]

همان‌طور که در شکل بالا مشاهده می‌شود چاه‌های ۱۳۸، ۱۳۹، ۲۴۵، ۲۴۶، ۲۵۳ و ۲۵۹ که اطلاعات آن‌ها در انجام این ارزیابی استفاده گردیده، با کادر مشخص شده‌اند.



**Abstract:**

Well logging is one of the main methods used in oil and gas exploration. Determination of petrophysical and lithological parameters using well logging data, requires accessibility of various well logs. To have a correct evaluation of petrophysical parameters, sometimes it is necessary to use neural network techniques to artificially construct unlogged curves.

These nets are based on processing the data according to previous training. Having trained the net, new inputs can be entered to the artificial neural network and the outputs are determined. This technique can distinguish non-linear relations between inputs and outputs in all estimation problems. Design of an artificial neural network in oil exploration projects includes determination of a system that can get well logging curves and seismic data as input and estimate specific well logging curves or permeability, porosity, lithology or other important reservoir parameters in an oil field development, as output.

In this project, this approach is used for modeling an artificial neural network and its development to estimate photoelectric factor (a very important well log).

Various well logging data for 6 holes in Asmary Formation in Ahvaz Oil Field were studied and a computer program was written according to the algorithm prepared after net error diffusion. After designing the network, factors affecting the prediction of Pef. curve were outlined. Then for each training process, trial and error of the network, data matrix was selected. When the network parameters were adjusted (weight matrix and bias vector), the network was developed for all the holes. Having satisfied all this procedure, the predicted Pef curve by artificial neural network was compared with that of obtained from measured curves and the network was convergent with RMS error of 0.01 and correlation coefficient of 0.9.

## **Abstract:**

Well logging is one of the main methods used in oil and gas exploration. Determination of petrophysical and lithological parameters using well logging data, requires accessibility of various well logs. To have a correct evaluation of petrophysical parameters, sometimes it is necessary to use neural network techniques to artificially construct unlogged curves.

These nets are based on processing the data according to previous training. Having trained the net, new inputs can be entered to the artificial neural network and the outputs are determined. This technique can distinguish non-linear relations between inputs and outputs in all estimation problems. Design of an artificial neural network in oil exploration projects includes determination of a system that can get well logging curves and seismic data as input and estimate specific well logging curves or permeability, **porosity, lithology or other important reservoir parameters in an oil field development, as output.**

In this project, this approach is used for modeling an artificial neural network and its development to estimate photoelectric factor (a very important well log).

Various well logging data for 6 holes in Asmary Formation in Ahvaz Oil Field were studied and a computer program was written according to the algorithm prepared after net error diffusion. After designing the network, factors affecting the prediction of Pef. curve were outlined. Then for each training process, trial and error of the network, data matrix was selected. When the network parameters were adjusted (weight matrix and bias vector), the network was developed for all the holes. Having satisfied all this procedure, the predicted Pef curve by artificial neural network was compared with that of obtained from measured curves and the network was convergent with RMS error of 0.01 and correlation coefficient of 0.9.