

دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکده مهندسی معدن و ژئوفیزیک

پایان نامه کارشناسی ارشد

مهندسی اکتشاف معدن

تخمین نفوذپذیری از روی نگارهای چاه با استفاده از شبکه عصبی
مصنوعی در یکی از میادین نفتی خلیج فارس

دانشجو:

رضا روکی

اساتید راهنما:

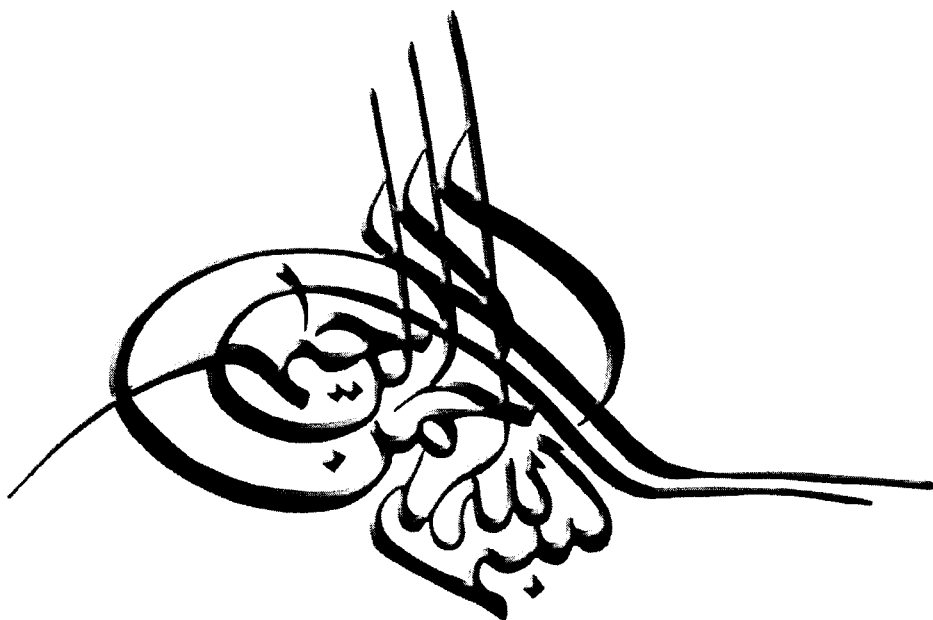
دکتر علی مراد زاده

دکتر فرامرز دولتی ارده جانی

استاد مشاور:

مهندس ماشاله رحیمی

تابستان ۱۳۸۶



تقدیم به آنان که

سپیده موی گشتند تا سپید روی بمانم
خمیده قامت گشتند تا راست قامت بمانم

پدر و مادر عزیزم

و برادران مهربانم

تشکر و قدردانی

سپاس و ستایش خدای را که همیشه مرا مورد لطف و عنایت خود قرار داده تا به کمک بزرگانی طی طریق کنم و هم اکنون این تحقیق را به پایان برسانم. از این رو ضمن تقدیر و تشکر از این عزیزان، توفیق روزافزون ایشان را از خداوند متعال خواستارم.

بدین وسیله از زحمات اساتید محترم آقای دکتر علی مرادزاده و آقای دکتر فرامرز دولتی ارده‌جانی و استاد مشاور مهندس ماشاله رحیمی که با رهنمودهای ارزشمندشان مرا در انجام هر چه بهتر این پایان‌نامه یاری فرمودند تشکر و سپاسگزاری می‌نمایم.

همچنین از اساتید محترم آقای دکتر رضا خالو کاکائی و آقای دکتر منصور ضیائی که زحمت داوری این پایان‌نامه را بر عهده داشتند، کمال تشکر و قدردانی را دارم.

در پایان از کلیه دوستان و عزیزانی که مرا در انجام این پایان‌نامه یاری نمودند، به خصوص آقای مهندس احمد آریافر صیمانه سپاسگزارم و آرزوی موفقیت برای ایشان دارم.

چکیده

نفوذپذیری یکی از خواص بسیار مهم مخازن نفت می باشد که قابلیت نفوذ یک سیال مانند نفت، گاز و یا آب را در آن شخص می کند. دانستن مقادیر صحیح نفوذپذیری به منزله یک ابزار موثر، کارآمد و مهم برای مهندسين نفت در امر فرآیند تولید و مدیریت یک میدان می باشد. برای تعیین نفوذپذیری سنگ مخزن دو روش مستقیم و غیر مستقیم وجود دارد. روش مستقیم عبارت از مغزه گیری و انجام آزمایشات روی آن و تعیین نفوذپذیری و یا آزمایش چاه می باشد که روش های پر هزینه و وقت گیری هستند. روش غیر مستقیم اندازه گیری نفوذپذیری به وسیله نگارهای چاه از طریق فرمولهای تجربی و روش های جدید هوش مصنوعی است. فرمولهای تجربی به علت طبیعت بسیار پیچیده مساله دقیق و قابل اعتماد نیستند. هدف این مطالعه استفاده از قابلیت شبکه های عصبی مصنوعی برای تعیین نفوذپذیری، در میدان پارس جنوبی از روی داده های موجود (نگارها و داده های مغزه) می باشد. مهمترین نگارها برای تعیین نفوذپذیری، نمودار صوتی، چگالی، نوترون، مقاومت ویژه، شاخص فتوالکتریک و پرتو گاما می باشند. در این راستا پس از بررسی مبانی نظری مربوط به نفوذپذیری، نگارهای چاه و شبکه های عصبی مصنوعی، نفوذپذیری افقی و قائم دو سازند کنگان و دالان در سه چاه میدان پارس جنوبی با استفاده از سه شبکه عصبی مصنوعی یعنی شبکه پس انتشار به روش توقف سریع، شبکه پس انتشار به روش منظم سازی و شبکه عصبی شعاعی رگرسیون عمومی و همچنین از روش رگرسیون خطی چند متغیره تخمین زده شد. با توجه به نتایج حاصل، همبستگی بین داده های پیش بینی و داده های مغزه برای دو سری داده آموزش و تست در روش توقف سریع به ترتیب برابر با ۰/۹۵ و ۰/۹۲، در روش منظم سازی برابر با ۰/۹۵ و ۰/۹۱، در شبکه شعاعی برابر ۰/۹۸ و ۰/۹۰ و در روش رگرسیون خطی ۰/۸۴ و ۰/۸۱ حاصل گردید. این نتایج نشان از توانایی بالای شبکه های مصنوعی برای تخمین در مقابل روشهای آماری دارد.

فهرست مطالب

عنوان	صفحه
تقدیم	الف
تشکر و قدردانی	ب
چکیده	ت
فهرست مطالب	ث
فهرست علائم و اختصارات	د
فهرست جداول	ر
فهرست اشکال	ز

فصل اول: کلیات

۱-۱ مقدمه	۱-۱
۱-۲ جایگاه و نقش چاه پیمایی در اکتشاف نفت	۳
۱-۳ مروری بر کاربردهای شبکه عصبی در صنعت نفت و گاز	۴
۱-۴ ضرورت پایان نامه	۶
۱-۵ اهداف و روش انجام پایان نامه	۶
۱-۶ ساختار پایان نامه	۶

فصل دوم: روشهای مستقیم تعیین نفوذپذیری و نگارهای مورد استفاده

۲-۱ مقدمه	۹
۲-۲ انواع نفوذپذیری	۱۰
۲-۲-۱ نفوذپذیری مطلق	۱۰
۲-۲-۲ نفوذپذیری موثر	۱۰
۲-۲-۳ نفوذپذیری نسبی	۱۲
۲-۳ فاکتورهای موثر در مقدار نفوذپذیری	۱۴

۱۴.....	۱-۳-۲ شکل و اندازه دانه‌ها.....
۱۵.....	۲-۳-۲ لایه‌بندی.....
۱۵.....	۳-۳-۲ سیمانی شدن.....
۱۶.....	۴-۳-۲ شکستگی و حلالیت.....
۱۶.....	۴-۲ روش‌های اندازه‌گیری مستقیم نفوذپذیری.....
۱۶.....	۱-۴-۲ اندازه‌گیری نفوذپذیری در آزمایشگاه.....
۱۷.....	۲-۴-۲ نفوذپذیری حاصل از داده‌های تست چاه.....
۲۰.....	۵-۲ نگارهای چاه‌پیمایی.....
۲۱.....	۱-۵-۲ نگار پتانسیل خودزا SP.....
۲۲.....	۲-۵-۲ نگار اشعه گامای طبیعی.....
۲۴.....	۳-۵-۲ نگار جرم مخصوص اصلاح شده سازند یا نمودار گاما-گاما (FDC).....
۲۴.....	۴-۵-۲ نگار پرتو نوترون اصلاح شده (CNL) یا شاخص هیدروژنی گاما (NPHI).....
۲۴.....	۵-۵-۲ نگار مقاومت ویژه.....
۲۵.....	۶-۵-۲ نگار صوتی.....
۲۶.....	فصل سوم: مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی.....
۲۷.....	۱-۳ مقدمه.....
۲۸.....	۲-۳ تاریخچه شبکه‌های عصبی مصنوعی.....
۳۰.....	۳-۳ مکانیک شبکه‌های عصبی.....
۳۳.....	۱-۳-۳ یادگیری با ناظر.....
۳۳.....	۲-۳-۳ یادگیری بدون ناظر.....
۳۳.....	۴-۳ شبکه پس انتشار (BNN).....
۳۶.....	۵-۳ آموزش شبکه.....
۳۹.....	۶-۳ پارامترهای شبکه.....
۴۰.....	۱-۶-۳ تعداد لایه‌های پنهان.....

۴۰	۳-۶-۲ تعداد نرونهای لایه پنهان
۴۱	۳-۶-۳ انتخاب نوع تابع محرک
۴۲	۳-۶-۴ مقدار دهی اولیه وزن‌ها و بایاس
۴۲	۳-۶-۵ نرخ یادگیری
۴۳	۳-۶-۶ گشتاور
۴۳	۳-۶-۷ معیارهای توقف آموزش
۴۳	۳-۷ شبکه‌های عصبی شعاعی
۴۶	۳-۸ شبکه عصبی رگرسیون عمومی
۴۷	۳-۹ مزایا و معایب شبکه‌های عصبی مصنوعی
۴۹	۳-۱۰ عوامل کلیدی در کاربرد موفقیت آمیز شبکه‌های عصبی

فصل چهارم: تخمین نفوذپذیری با شبکه‌های عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی چند

۵۰	متغیره
۵۱	۴-۱ مقدمه
۵۲	۴-۲ زمین‌شناسی منطقه
۵۴	۴-۲-۱ زمین‌شناسی ساختمانی
۵۴	۴-۲-۲ سن و سنگ‌شناسی سازندها
۶۰	۴-۲-۳ چاه‌های مورد مطالعه
۶۲	۴-۳ آماده‌سازی داده‌ها
۶۵	۴-۴ برنامه‌نویسی کامپیوتری
۶۶	۴-۵ طراحی شبکه عصبی پس انتشار خطا
۷۸	۴-۶ طراحی شبکه عصبی رگرسیون عمومی
۸۲	۴-۷ تخمین نفوذپذیری با استفاده از رگرسیون خطی چند متغیره
۸۲	۴-۷-۱ رگرسیون خطی ساده
۸۳	۴-۷-۲ رگرسیون خطی چند متغیره

۳-۷-۴ نتایج حاصل از رگرسیون خطی چند متغیره..... ۸۴

فصل پنجم: نتیجه گیری و پیشنهادات..... ۸۹

۱-۵ نتیجه گیری..... ۹۰

۲-۵ پیشنهادات..... ۹۳

منابع..... ۹۴

پیوست..... ۱۰۲

پیوست الف- نتایج حاصل از آموزش شبکه عصبی پس انتشار به روش توقف سریع..... ۱۰۳

پیوست ب- نتایج حاصل از آموزش شبکه عصبی پس انتشار به روش منظم سازی..... ۱۱۲

پیوست ج- نتایج حاصل از آموزش شبکه عصبی GRNN..... ۱۱۹

پیوست د- نتایج حاصل از روش رگرسیون خطی چند متغره برای تخمین نفوذپذیری قائم..... ۱۲۷

فهرست علائم و اختصارات

ϕ_e	تخلخل موثر
k	نفوذپذیری
A	سطح مقطع سنگ
q	دبی حجمی
u	سرعت داریسی
μ_o	گرانروی نفت
μ_w	گرانروی آب
ΔP	اختلاف فشار
k_H	نفوذپذیری افقی
k_I	نفوذپذیری قائم
SP	نگار پتانسیل خودزا
GR	نگار اشعه گاما
RHOB	نگار دانسیته
NPHI	شاخص هیدروژنی گاما
LLD	نگار لاترالوگ عمیق
LLS	نگار لاترالوگ کم عمق
MSFL	نگار تمرکز جریان کروی کوچک
DT	نگار صوتی
ANN	شبکه‌های عصبی مصنوعی
PNN	شبکه عصبی احتمالی
GRNN	شبکه عصبی رگرسیون عمومی
RNN	شبکه‌های عصبی شعاعی
BPNN	شبکه عصبی پس انتشار
MSE	میانگین مربعات خطا

MSW		میانگین مربعات وزنها
MSREG		میانگین مربعات خطای اصلاح شده
η		نرخ یادگیری
pdf		تابع چگالی احتمال
T		درجه پیچاپیچی
S_{wif}		سیال غیر قابل استحصال
NMR		نگار تشدید مغناطیسی هسته‌ای
LKH		لگاریتم نفوذپذیری افقی
LKV		لگاریتم نفوذپذیری قائم
X		طول جغرافیایی
Y		عرض جغرافیایی
RMS		جذر میانگین مربعات خطا
R		ضریب همبستگی

فهرست جداول

عنوان.....	صفحه.....
جدول (۱-۲): کیفیت مخازن از نظر درجه نفوذپذیری.....	۱۰.....
جدول (۱-۳): انواع توابع محرک با علائم اختصاری آنها.....	۴۱.....
جدول (۱-۴): عمق شروع K_1, K_2, K_3 و K_4 سازند کنگان و دالان.....	۶۱.....
جدول (۲-۴): نمونه‌ای از فایل مرتب شده اولیه داده‌ها.....	۶۳.....
جدول (۳-۴): ماتریس ضرایب همبستگی بین متغیرهای مستقل و لگاریتم نفوذپذیری.....	۶۵.....
جدول (۴-۴): نمونه‌ای از فایل نرمال شده داده‌های ورودی.....	۶۶.....
جدول (۵-۴): الگوریتم‌های آموزش مختلف در نرم افزار مطلب.....	۶۸.....
جدول (۶-۴): ضرایب همبستگی حاصل از برازش سه مدل رگرسیونی.....	۸۵.....
جدول (۷-۴): ضرایب مجهول هر کدام از متغیرهای مستقل در سه مدل رگرسیونی برازش شده.....	۸۵.....
جدول (۸-۴): مقایسه ضریب همبستگی حاصل روشهای مختلف در مرحله آموزش و تست.....	۸۸.....
جدول (الف-۱): نتایج مطلوب حاصل از آموزش شبکه پس انتشار به روش توقف سریع با ورودیها و نرونهای متفاوت.....	۱۰۴.....
جدول (الف-۲): تعداد و نوع متغیرهای انتخاب شده برای آموزش.....	۱۰۵.....
جدول (ب-۲): نتایج مطلوب حاصل از آموزش شبکه پس انتشار به روش منظم سازی با ورودیها و نرونهای متفاوت.....	۱۱۳.....
جدول (ج-۱): نتایج حاصل از آموزش شبکه عصبی شعاعی رگرسیون عمومی با ورودیها و فاکتور تعدیل‌های مختلف.....	۱۲۰.....

فهرست اشکال

عنوان..... صفحه

فصل دوم

- شکل (۱-۲): تصویر شماتیک که اثر اشباع شدگی بر روی نفوذپذیری نسبی دو سیال نفت و آب را نشان می‌دهد. با افزایش میزان آب در خلل و فرج سنگ، نفوذپذیری نفت کاهش می‌یابد..... ۱۲
- شکل (۲-۲): منحنی نفوذپذیری نسبی برای نفت و آب..... ۱۳
- شکل (۳-۲): تاثیر دانه‌های صفحه‌ای بزرگ بر نفوذپذیری..... ۱۴
- شکل (۴-۲): تاثیر دانه‌های مدور بزرگ بر نفوذپذیری..... ۱۴
- شکل (۵-۲): تاثیر دانه‌های کوچک و نامنظم بر نفوذپذیری..... ۱۵
- شکل (۶-۲): تاثیر مواد رسی بر روی تخلخل و نفوذپذیری..... ۱۶
- شکل (۷-۲): تصویری شماتیک از اندازه‌گیری نفوذپذیری..... ۱۷
- شکل (۸-۲): نمودار نیمه لگاریتمی تست افت فشار..... ۱۹
- شکل (۹-۲): نمودار نیمه لگاریتمی تست تولید فشار..... ۱۹
- شکل (۱۰-۲): نمودار مشتق فشار، نشان دهنده رژیم جریان شعاعی نامحدود..... ۲۰
- شکل (۱۱-۲): اصول اندازه‌گیری SP..... ۲۱
- شکل (۱۲-۲): نمونه‌ای از نمودار SP و بازتاب آن در سری شیل و ماسه‌سنگ..... ۲۲

فصل سوم

- شکل (۱-۳): طرح یک نرون بیولوژیکی..... ۲۷
- شکل (۲-۳): ساختار نرون ساده مصنوعی..... ۲۸
- شکل (۳-۳): شبکه تک لایه با R ورودی و S نرون در لایه میانی..... ۳۱
- شکل (۴-۳): ساختار پرسپترون چند لایه..... ۳۲
- شکل (۵-۳): آموزش شبکه عصبی با الگوریتم پس انتشار..... ۳۴

شکل (۴-۱۲): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست در روش توقف سریع.....	۷۳
شکل (۴-۱۳): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های اعتبار سنجی در روش توقف سریع.....	۷۳
شکل (۴-۱۴): منحنی تغییرات مجموع مربعات خطا و وزنها و همچنین تعداد پارامترهای موثر آموزش در مقابل تکرار در روش منظم سازی.....	۷۵
شکل (۴-۱۵): ساختار کلی شبکه پس انتشار خطا طراحی شده به روش منظم سازی.....	۷۶
شکل (۴-۱۶): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش با شش ورودی در روش منظم سازی.....	۷۶
شکل (۴-۱۷): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست در روش منظم سازی.....	۷۷
شکل (۴-۱۸): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش در روش منظم سازی.....	۷۷
شکل (۴-۱۹): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست در روش منظم سازی.....	۷۸
شکل (۴-۲۰): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش با نه ورودی در روش GRNN.....	۸۰
شکل (۴-۲۱): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست با نه ورودی در روش GRNN.....	۸۰
شکل (۴-۲۲): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش با نه ورودی در روش GRNN.....	۸۱
شکل (۴-۲۳): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست با نه ورودی در روش GRNN.....	۸۱
شکل (۴-۲۴): لگاریتم نفوذپذیری افقی حاصل از رگرسیون خطی چند متغیره با سه متغیر مستقل در مقابل لگاریتم نفوذپذیری مغزه.....	۸۷

شکل (۴-۲۵): لگاریتم نفوذپذیری افقی حاصل از رگرسیون خطی چند متغیره با چهار متغیر مستقل در مقابل لگاریتم نفوذپذیری مغزه..... ۸۷

شکل (۴-۲۶): لگاریتم نفوذپذیری افقی حاصل از رگرسیون خطی چند متغیره با شش متغیر مستقل در مقابل لگاریتم نفوذپذیری مغزه..... ۸۷

پیوستها

شکل (الف-۱): تصویر شماتیک از چگونگی ارتباط یکی از ورودیها با خروجی در لای ۱۰۶

شکل (الف-۲): مشخصات لایه پنهان اول ۱۰۷

شکل (الف-۳): مشخصات لایه پنهان دوم ۱۰۸

شکل (الف-۴): مشخصات لایه خروجی ۱۰۸

شکل (الف-۵): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های آموزش با شش ورودی در روش توقف سریع ۱۰۹

شکل (الف-۶): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های اعتبار سنجی در روش توقف سریع ۱۰۹

شکل (الف-۷): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های تست در روش توقف سریع ۱۱۰

شکل (الف-۸): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های آموزش در روش توقف سریع ۱۱۰

شکل (الف-۹): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های اعتبار سنجی در روش توقف سریع ۱۱۱

شکل (الف-۱۰): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های تست در روش توقف سریع ۱۱۱

شکل (ب-۱): تصویر شماتیک از چگونگی ارتباط یکی از ورودیها با خروجی در لایه‌های مختلف شبکه پس انتشار به روش منظم سازی ۱۱۵

شکل (ب-۲): مشخصات لایه پنهان شبکه عصبی پس انتشار خطا به روش منظم سازی ۱۱۵

شکل (ب-۳): مشخصات لایه خروجی شبکه عصبی پس انتشار خطا به روش منظم سازی..... ۱۱۶

شکل (ب-۴): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش با شش ورودی در روش منظم سازی..... ۱۱۶

شکل (ب-۵): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست در روش منظم سازی ۱۱۷

شکل (ب-۶): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش..... ۱۱۷

شکل (ب-۷): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست در روش منظم سازی..... ۱۱۸

شکل (ج-۱): نمای کلی از شبکه عصبی رگرسیون عمومی و تعداد لایه های آن برای یک ورودی..... ۱۲۳

شکل (ج-۲): مشخصات لایه پنهان شبکه عصبی رگرسیون عمومی..... ۱۲۳

شکل (ج-۳): مشخصات لایه خروجی شبکه عصبی رگرسیون عمومی..... ۱۲۴

شکل (ج-۴): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش با نه ورودی..... ۱۲۵

شکل (ج-۵): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست با نه ورودی..... ۱۲۵

شکل (ج-۶): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش با نه ورودی..... ۱۲۶

شکل (ج-۷): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست با نه ورودی..... ۱۲۶

شکل (د-۱): لگاریتم نفوذپذیری قائم حاصل از رگرسیون خطی چند متغیره با سه متغیر مستقل در مقابل لگاریتم نفوذپذیری مغزه..... ۱۲۸

شکل (د-۲): لگاریتم نفوذپذیری قائم حاصل از رگرسیون خطی چند متغیره با شش متغیر مستقل در مقابل لگاریتم نفوذپذیری مغزه..... ۱۲۸

شکل (د-۳): لگاریتم نفوذپذیری قائم حاصل از رگرسیون خطی چند متغیره با چهار متغیر مستقل
در مقابل لگاریتم نفوذپذیری مغزه ۱۲۸

فصل اول

کلیات

است. در این مطالعه برای تخمین نفوذپذیری از روی نگارهای چاه با استفاده از دو روش آنالیز رگرسیونی و تکنیک شبکه‌های عصبی مصنوعی در سازند کنگان و دالان به عنوان یکی از میادین هیدروکربوری خلیج فارس استفاده شده است.

۱-۲ جایگاه و نقش چاه‌نگاری در اکتشاف نفت

اگر بتوان تصور کرد که از چاهی به طور پیوسته از تمام سازندهای موجود نمونه تهیه شود، این سوال پیش می‌آید که اطلاعات چاه‌نگاری چه نقشی می‌تواند در مطالعات اکتشافی داشته باشد. در این حال زمین شناس، مهندس مخزن یا اکتشاف می‌تواند تمام اطلاعات مورد نیاز خود را از راه آزمایش مغزه‌ها به دست آورد. با این وجود هنوز مسائل و مشکلاتی وجود دارد:

الف- به دست آوردن اطلاعات از طریق مغزه، مشکل و یا بسیار پرهزینه است.

ب- کافی نبودن حجم مغزه برای انجام آزمایشهای مختلف روی آن

ج- عدم امکان مطالعاتی کمی توسط کامپیوتر، آنگونه که روی داده‌های چاه‌نگاری میسر است.

د- پیوستگی اطلاعات در مغزه‌گیری وجود ندارد.

به این ترتیب می‌توان به راحتی دریافت که فقط تکیه بر اطلاعات حاصل از مغزه‌ها و نادیده گرفتن اطلاعات چاه‌نگاری از نظر اقتصادی و دقت، منطق درستی ندارد. علاوه بر آن به دلایل تکنیکی همیشه مغزه‌گیری کامل امکان پذیر نیست و خطر فاصله افتادن بین اطلاعات مورد نیاز می‌تواند وجود داشته باشد.

اینها بعضی از دلایل عمده‌ای بودند که باعث شدند در پنجاه سال گذشته تکنیک‌های بررسی تکمیلی برای رفع تنگناهای موجود گسترش پیدا کنند. در این بین، بررسی‌های چاه‌نگاری یکی از عمده‌ترین این تکنیک‌ها را تشکیل می‌دهد. در این سالها، انواع نگارها و کارآیی آنها و نیز روشهای جدید تفسیر به طور روزافزونی گسترش یافتند.

نگارها به تعبیری نقش چشم زمین شناس را پیدا کرد. چشمی که کامل نیست، اما کور هم نیست. دستگاهها برای مهندسين مخازن جایگاه ویژه‌ای احراز کرده و نقش مهمی از نظر اقتصادی و به دست دادن اطلاعات ایفا می‌کنند [نوروزی، ۱۳۷۸].

در حال حاضر از ابزار چاه‌پیمایی افزون بر تهیه نگارهای متفاوت برای سرویس‌دهی‌های دیگر نیز استفاده می‌شود که می‌توان به تهیه نمونه‌های جداری^۱ از دیواره چاه‌ها، تهیه نمونه از گل حفاری درون چاه، اندازه‌گیری ویژگی‌های فیزیکی مایع حفاری، تهیه نمونه از آب سازند، مشبک نمودن لوله جداری^۲، بریدن لوله جداری و غیره اشاره نمود [رمضی، ۱۳۷۷].

۳-۱ مروری بر کاربردهای شبکه عصبی در صنعت نفت و گاز

عقل سلیم دلالت بر آن دارد یک مسئله ساده که می‌تواند با روشهای معمول حل گردد، لزومی ندارد که از روش شبکه عصبی یا هر روش دیگر هوش مصنوعی برای حل آن استفاده کرد. اگرچه در کل برای حل مسائل ساده، روشهایی مثل معادلات چند متغیره و دیفرانسیلی وجود دارد، ولی از شبکه‌های عصبی برای نشان دادن قابلیت‌های آن، به طور وسیع در حل مسائلی که با روشهای معمول وقت‌گیر و غیر ممکن است، استفاده زیادی می‌گردد. شبکه‌های عصبی دارای پتانسیل بالایی برای تولید نتایج دقیق از پایگاه داده‌های بزرگ می‌باشند. شبکه‌های عصبی باید در مواردی استفاده شوند که امکان استفاده از مدل‌سازی ریاضی، میسر نباشد. این ناشی از این حقیقت است که همه پارامترهای دخیل در یک فرآیند به خصوص، شناخته شده نیستند یا اینکه رابطه بین پارامترها برای مدل کردن سیستم بسیار پیچیده است. در چنین مواردی شبکه عصبی برای مشاهده رفتار سیستم می‌تواند بکار رود و رفتار سیستم را تقلید کند [Mohaghegh, 2000]. مطالعات زیادی در زمینه کاربرد شبکه‌های عصبی در صنعت نفت و گاز انجام شده است که در بین آنها می‌توان به موارد زیر اشاره نمود. پیش‌بینی تخلخل و نفوذپذیری [Huang and Williamson, 1997]، پیش‌بینی نفوذپذیری [Ali and Chawathe, 1999];

1 - Side well sampling

2 - Perforating

استفاده از داده‌های لرزه‌ای و شبکه‌های عصبی مصنوعی [Hampson et al, 2000]، تعیین پارامترهای مخزن با استفاده از داده‌های لرزه‌ای [Russell, 2004]، توسعه میدان [Doraisamy et al, 1998]، جریان دوفازی در لوله‌ها [Ternyik et al, 1995]، تعیین مدل‌های تفسیر تست چاه [Sung et al, 1995]؛ At Kaabi, 1993؛ Juniardi and Ershaghi, 1993]، آنالیز تکمیل چاه [Shelley et al, 1998]، پیش‌بینی خرابی سازند [Nikraves et al, 1996]، بهبود خواص مخازن شکسته [Ouense et al, 1998]؛ Zellou et al, 1995]، استفاده از شبکه عصبی برای کاهش هزینه موثر آنالیز نگارها در یک مقیاس ناحیه‌ای [Mohaghegh et al, 1999]، تولید نگارهای تشدید مغناطیسی^۱ با استفاده از نگارهای معمول از قبیل پتانسیل خودزا، اشعه گاما، قطر سنجی و مقاومت مخصوص [Mohaghegh et al, 1998]، استفاده از ویژگی‌های لرزه‌ای، نگارهای صوتی و دانسیته برای آموزش یک شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی نگار اشعه گاما در ماسه‌های نفتی آتاباسکا در غرب کانادا به خاطر بدست آوردن خواص مخزن و همچنین برای انتخاب بهترین محل چاه‌های تزریقی و تولیدی برای یک برنامه تزریق [Tonn, 2002]، استفاده از روش شبکه عصبی و منطق فازی برای تعیین خواص مخزن از روی داده‌های چاه‌نگاری در یکی از سواحل کره جنوبی [Lim, 2005]، مروری جامع بر مطالعات انجام شده در زمینه استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در کلیه مطالعات ژئوفیزیکی به ویژه مطالعات چاه‌پیمایی [Poulton, 2002]، همچنین علاقمندان می‌توانند یکسری از مقالات در زمینه کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در صنعت نفت در سایت [www.intelligentsolutionsinc.com/SPE.htm] مشاهده نمایند. در زمینه کاربرد شبکه‌های عصبی در ایران می‌توان به تعیین نفوذپذیری سنگ مخزن میدان پارسی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی [تدینی و همکاران، ۱۳۸۳]، تخمین تخلخل و نفوذپذیری میدان نفتی گچساران با استفاده از شبکه عصبی [جلالی لیچائی و همکاران، ۱۳۸۳]، تخمین نگارهای خام چاه‌نگاری با استفاده از روش شبکه عصبی در چاه‌های قدیمی نفت [خاکبازان و همکاران، ۱۳۸۳]، تخمین تخلخل سنگ مخزن با استفاده از سیستم شبکه‌های عصبی مصنوعی [کدخدائی ایلچی و همکاران، ۱۳۸۳]، شبیه سازی نگار فوتوالکتریک سازندهای نفتی به

کمک شبکه های عصبی مصنوعی [بخشی، ۱۳۸۲] شبیه سازی نگار فوتوالکتریک سازندهای نفتی به کمک شبکه های عصبی مصنوعی [امرادزاده و بخشی، ۱۳۸۵]، مدل سازی معکوس دوبعدی داده های مگنتولوریک با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی [طهماسبی، ۱۳۸۳]، پیش بینی نفوذپذیری از روی داده های چاهنگاری با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی در یکی از مخازن کربناته جنوب ایران [حبیبیان و همکاران، ۱۳۸۴]، مدل سازی نگاره های شاخص فتوالکتریک و زمان گذر صوت بکمک روش های عصبی- فازی در چاههای نفت [بدری، ۱۳۸۴] اشاره نمود. با توجه به نتایج حاصل در این مطالعات می توان به قابلیت شبکه های عصبی مصنوعی در زمینه تخمین پی برد. با توجه به اینکه میادین نفتی در مناطق مختلف از زمین شناسی متفاوتی برخوردار است، طراحی شبکه عصبی برای هر میدان با میدان دیگر تفاوت هایی خواهد داشت.

۴-۱ ضرورت پایان نامه

با توجه به اهمیت مخازن هیدروکربوری پارس جنوبی و از آنجایی که پارامتر نفوذپذیری یکی از مهمترین خواص سنگ مخزن می باشد لذا تعیین آن با دقت مناسب از اهمیت خاصی برخوردار است. بهترین روش برای تعیین این پارامتر آزمایش مغزه می باشد ولی چون امکان مغزه گیری از لحاظ اقتصادی در کلیه چاهها مقرون به صرفه نمی باشد، در نتیجه یکی از بهترین روش ها جهت تخمین با دقت مناسب این پارامتر، استفاده از توانمندیهای روش های هوش مصنوعی و اطلاعات موجود (مغزه، نمودارهای پتروفیزیکی) می باشد، که در این تحقیق مورد بررسی قرار می گیرد.

۵-۱ اهداف و روش انجام پایان نامه

هدف اصلی این تحقیق، تخمین نفوذپذیری در میدان نفتی- گازی پارس جنوبی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی از روی نگارهای چاه پیمایی می باشد. در این راستا ابتدا در مخزن مورد نظر چاههایی که در آنها مغزه گیری و نگارگیری انجام شده است انتخاب و پس از جمع آوری کامل اطلاعات شامل نتایج مغزه (نفوذپذیری و تخلخل و...) و همچنین اطلاعات نگارهای پتروفیزیکی و دیگر اطلاعات مرتبط، با

استفاده از دو روش رگرسیون خطی چند متغیره و شبکه عصبی مصنوعی، نفوذپذیری سنگ مخزن در دو سازند کنگان و دالان تخمین زده می‌شود. سپس دقت هر کدام از روشها با مقایسه با نفوذپذیری حاصل از آزمایش مغزه در چاههایی که مغزه‌گیری انجام شده است بررسی شده و بهترین روش جهت توسعه در کل چاههای نگارگیری شده در مخزن انتخاب می‌شود.

۱-۶ ساختار پایان‌نامه

این پایان‌نامه شامل پنج فصل می‌باشد. در فصل اول مقدمه‌ای از ضرورت، هدف و چگونگی انجام این مطالعه همچنین مروری بر کارهای انجام شده در زمینه استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در صنعت نفت ارائه شده است. در فصل دوم نفوذپذیری و روشهای مستقیم اندازه‌گیری آن و همچنین مختصری در مورد نگارهای چاه آورده شده است. در فصل سوم، به توضیح مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداخته می‌شود. فصل چهارم شامل زمین شناسی منطقه و طراحی شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی چند متغیره و مقایسه نتایج آنها می‌باشد. در فصل پنجم، جمع‌بندی، نتیجه‌گیری و پیشنهادات آورده شده است.

فصل دوم

روشهای مستقیم تعیین نفوذپذیری
و نگارهای مورد استفاده

۱-۲ مقدمه

نفوذپذیری به عنوان یکی از خواص بسیار مهم مخازن نفت، قابلیت نفوذ یک سیال مانند نفت، گاز و یا آب در آن است. هر چه نفوذپذیری بالاتر باشد نفت و گاز راحت تر در سنگ مخزن جریان می یابند و در نتیجه استخراج نفت با سرعت بیشتر و هزینه کمتری امکانپذیر است.

نفوذپذیری با k نشان داده می شود. هر چه درجه تخلخل موثر (ϕ_e) مخزن بیشتر باشد جریان نفت نیز راحت تر صورت می گیرد و نفوذپذیری آن مخزن بیشتر است. سرعت حرکت نفت یا گاز در یک محیط متخلخل به اختلاف فشار بین دو نقطه با فاصله معین از یکدیگر بستگی دارد. واحد نفوذپذیری داریسی^۱ است.

اگر در یک محیط متخلخل برای سیالی که گرانروی آن ۱ سانتی پواز است در اثر اختلاف فشار یک اتمسفر بین دو نقطه به فاصله ۱cm، سرعت ۱cm/s حاصل گردد، در این صورت نفوذپذیری چنین محیط متخلخلی برابر یک داریسی (۱d) خواهد بود. از آنجایی که این واحد بسیار بزرگ است از واحد میلی داریسی (۱md) که ۰/۰۰۱ داریسی است، استفاده می شود و معمولاً نفوذپذیری بر حسب این واحد بیان می شود. واحد داریسی از نام هنری داریسی گرفته شده که اولین بار آزمایش مربوط به حرکت سیالات در محیطهای متخلخل را انجام و معادله جریان را همان طور که در رابطه ۱-۲ آمده است، ارائه نمود.

$$u = \frac{q}{A} = \frac{k}{\mu} \frac{dp}{dx} \quad (1-2)$$

که در آن: A سطح مقطع سنگ (cm^2) و q دبی حجمی (cm^3) است. u سرعت داریسی است که سرعت واقعی سیال درون محیط متخلخل از این سرعت بیشتر است، $\frac{dp}{dx}$ گرادیان فشار در جهت حرکت سیال.

1 - Darcy

نفوذپذیری مطلق یک محیط متخلخل مستقل از نوع سیال بوده و فقط به نوع سنگ مخزن بستگی دارد. مخازنی که حاوی نفت و گاز هستند، ممکن است دارای نفوذپذیری از چند تا چندین هزار میلی داری باشند. نفوذپذیری نیز ممکن است مانند درجه تخلخل از نقطه‌ای به نقطه دیگر در یک مخزن تغییر کند. درجه مرغوبیت یک مخزن از نظر درجه نفوذپذیری در جدول (۱-۲) آورده شده است [ریاضی، ۱۳۸۰].

جدول (۱-۲): کیفیت مخازن از نظر درجه نفوذپذیری [ریاضی، ۱۳۸۰]

کیفیت مخزن	نفوذپذیری (k)
ضعیف	کمتر از ۱ میلی داری
متوسط	۱-۱۰ میلی داری
خوب	۱۰-۱۰۰ میلی داری
خیلی خوب	۱۰۰-۱۰۰۰ میلی داری

۲-۲ انواع نفوذپذیری

۱-۲-۲ نفوذپذیری مطلق^۱

نفوذپذیری مطلق، زمانی بکار برده می‌شود که فضاهای خالی صد در صد از یک سیال اشباع شده باشد. نفوذپذیری مطلق یک سنگ، خاص همان سنگ است و به نوع سیال درونی آن بستگی ندارد [رضایی، ۱۳۸۰].

۲-۲-۲ نفوذپذیری موثر^۲

نفوذپذیری موثر وقتی است که بیش از یک سیال در منافذ وجود داشته و یکی از آنها غالب باشد، شکل (۱-۲). بنابراین نفوذپذیری موثر تابع اشباع شدگی است. در یک سیستم آب - نفت تحت یک شیب

1- Absolute permeability

2- Effective permeability

فشار مشخص، نفت و آب به همراه یکدیگر در میان سیستم منافذ جریان پیدا کرده و نفوذپذیری موثر برای نفت (k_o) و آب (k_w) به صورت زیر محاسبه می‌شود:

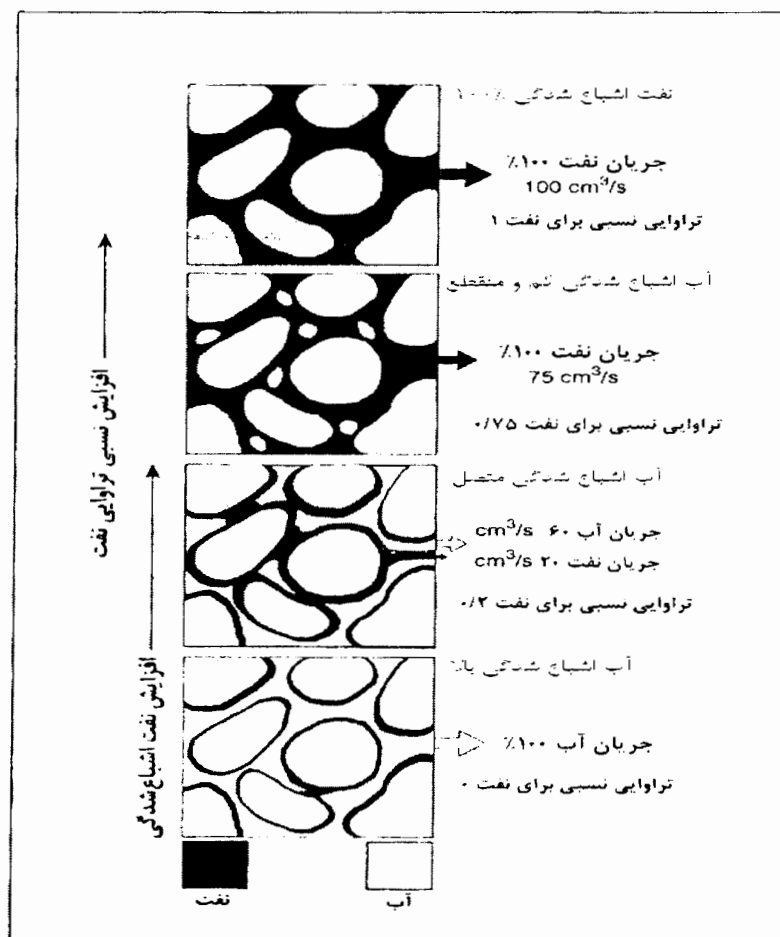
$$k_o = \frac{q_o \mu_o l}{\Delta P \cdot A} \quad (2-2)$$

و

$$k_w = \frac{q_w \mu_w l}{\Delta P \cdot A} \quad (3-2)$$

که در آن:

q_o دبی جریان نفت، q_w دبی جریان آب، μ_o گرانروی نفت، μ_w گرانروی آب و ΔP اختلاف فشار معمولاً دبی جریان کل (q_t)، در صورتی که یک فاز ۱۰۰ درصد منافذ را پر کرده باشد، از مجموع جریان فازها بیشتر است ($q_t > q_o + q_w$). بنابراین هر یک از فازها در پیشروی فاز دیگر در سیستم منافذ مداخله کرده و ممانعت بعمل می‌آورد. میزان جریان یافتن هر فاز، به نسبت نفوذپذیری به ویسکوزیته (k/μ) بستگی دارد. به طوری که مخازن گازی ممکن است قادر باشند با نفوذپذیری فقط چند میلی داری جریان یابند، در حالی که بیشتر مخازن نفتی برای این که جریان یابند نیاز به نفوذپذیری چند ده‌ها میلی داری دارند [رضایی، ۱۳۸۰].



شکل (۱-۲): تصویر شماتیک که اثر اشباع شدگی بر روی نفوذپذیری نسبی دو سیال نفت و آب را نشان می‌دهد. با افزایش

میزان آب در خلل و فرج سنگ، نفوذپذیری نفت کاهش می‌یابد [رضایی، ۱۳۸۰]

۳-۲-۲ نفوذپذیری نسبی^۱

نفوذپذیری نسبی از پارامترهای مهم است که وقتی دو یا بیش از دو سیال متحرک، مثل نفت و آب در میان فضاهای خالی وجود داشته باشد تعریف می‌گردد. نفوذپذیری نسبی برای یک فاز، از نسبت نفوذپذیری موثر به نفوذپذیری مطلق تعیین می‌گردد. برای مثال نفوذپذیری نسبی نفت، گاز و آب به صورت زیر است:

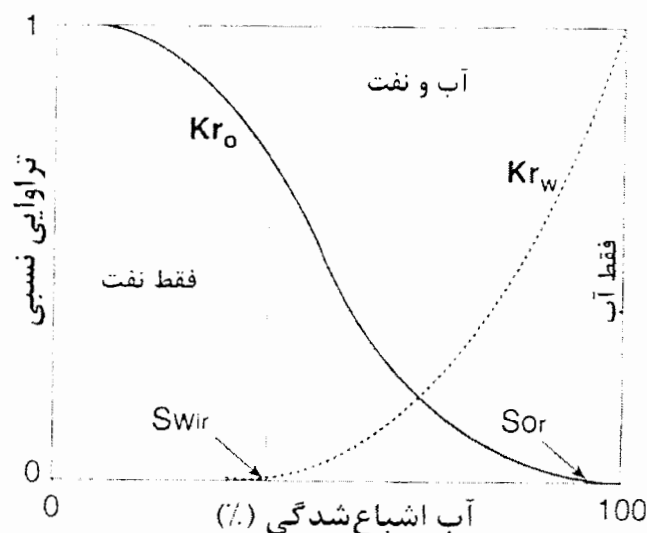
1- Relative permeability

$$k_{ro} = k_o / k \quad \text{برای نفت}$$

$$k_{rg} = k_g / k \quad \text{برای گاز}$$

$$k_{rw} = k_w / k \quad \text{برای آب}$$

که در آن: k نفوذپذیری مطلق و k_o ، k_g و k_w به ترتیب نفوذپذیری موثر نفت، گاز و آب می‌باشند. در یک مخزن حاوی نفت و آب، نفوذپذیری نسبی نفت می‌تواند بین صفر تا ۱ تغییر کند، که بستگی به مقدار اشباع آب دارد. هنگامی که اشباع آب افزایش می‌یابد، نفوذپذیری نفت کاهش می‌یابد تا این که به صفر برسد (شکل ۲-۲). این نقطه مصادف با اشباع نفت باقیمانده (S_{ro}) یا نفت غیر قابل تحرک در مخزن است. نفوذپذیری نسبی برای آب از طرف دیگر از صفر شروع می‌شود. نقطه شروع حرکت آب بستگی به مقدار اشباع آب غیر قابل استحصال^۱ (S_{wr}) دارد. از آن به بعد همچنان اشباع آب افزایش می‌یابد و در نتیجه تراوایی نسبی آب نیز افزایش می‌یابد [رضایی، ۱۳۸۰].



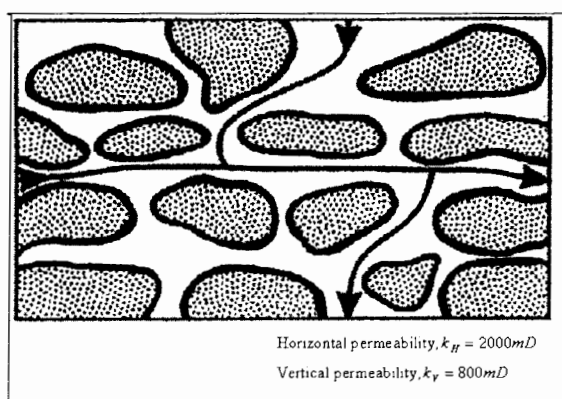
شکل (۲-۲): منحنی نفوذپذیری نسبی برای نفت و آب [رضایی، ۱۳۸۰]

1 - Irreducible water saturation

۳-۲ فاکتورهای موثر در مقدار نفوذپذیری

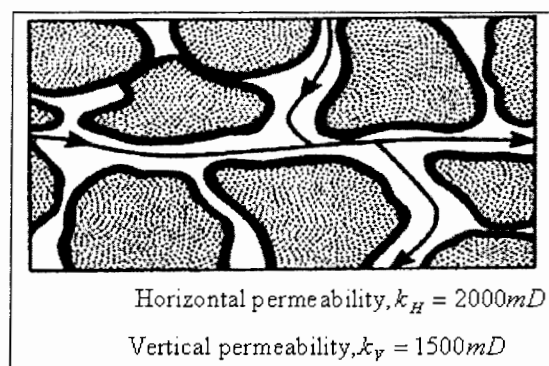
۳-۲-۱ شکل و اندازه دانه‌ها

اگر سنگ از دانه‌های بزرگ و کشیده تشکیل شده باشد و این ابعاد در جهت افقی مرتب شده باشند، نفوذپذیری افقی (k_H) بسیار بالا خواهد بود، در حالی که نفوذپذیری قائم (k_V) از متوسط تا بالا تغییر می‌کند (شکل ۳-۲).



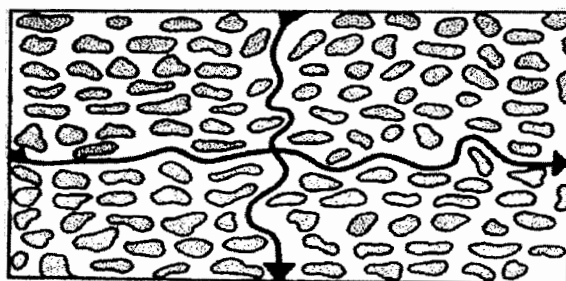
شکل (۳-۲): تاثیر دانه‌های صفحه‌ای بزرگ بر نفوذپذیری [Tiab and Donaldsson, 2004]

اگر سنگ از دانه‌های بزرگ و مدور تشکیل شده باشد، نفوذپذیری آن بسیار بالا خواهد بود و نفوذپذیری در دو جهت تقریباً یکسان خواهد بود (شکل ۴-۲).



شکل (۴-۲): تاثیر دانه‌های مدور بزرگ بر نفوذپذیری [Tiab and Donaldsson, 2004]

نفوذپذیری سنگ‌های مخازن معمولاً پایین است، بخصوص در جهت قائم اگر دانه‌های ماسه‌ای کوچک و دارای شکل نامنظم باشند (شکل ۵-۲). بیشتر مخازن در این رده قرار می‌گیرند. مخازن با نفوذپذیری جهتی، آنیزوتروپ نامیده می‌شوند. آنیزوتروپی در مشخصات جریان سیال تاثیر دارد [Tiab and Donaldsson, 2004].



Horizontal permeability, $k_H = 150mD$

Vertical permeability, $k_V = 15mD$

شکل (۵-۲): تاثیر دانه‌های کوچک و نامنظم بر نفوذپذیری [Tiab and Donaldsson, 2004]

۲-۳-۲ لایه‌بندی^۱

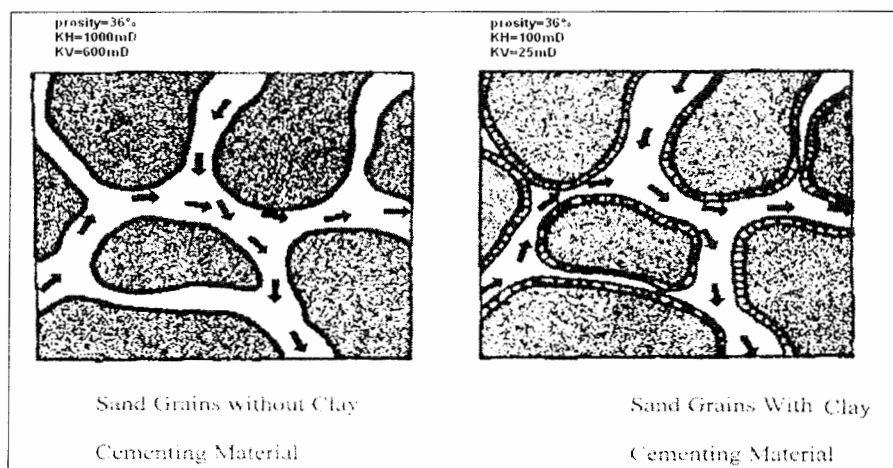
کانی‌های صفحه‌ای از قبیل مسکویت و شیل به صورت سدهایی در مقابل نفوذپذیری قائم عمل می‌کنند. در این مورد نسبت k_H/k_V از ۱/۵ تا ۳ تغییر می‌کند و ممکن است برای بعضی ذخایر به ۱۰ نیز برسد. بعضی اوقات k_V با توجه به شکستگی‌ها، درزه‌های قائم و کانالهای حل شده قائم، بیشتر از k_H است. در اصل درزه‌ها در صورتی که با رس یا کانی‌های دیگر پر شده باشند، به صورت سد برای نفوذپذیری افقی عمل می‌کنند [Tiab and Donaldsson, 2004].

۳-۳-۲ سیمانی شدن

همان‌گونه که شکل (۶-۲) نشان می‌دهد هر دو پارامتر نفوذپذیری و تخلخل، تحت تاثیر محتوای سیمانی شدن و موقعیت مواد سیمانی درون فضاها یا خالی قرار می‌گیرند که نتیجه آن کاهش تخلخل و

1- Lamination

تراوایی سنگ مخزن است.



شکل (۲-۶): تاثیر سیمان رسی بر روی تخلخل و نفوذپذیری [Tiab and Donaldsson, 2004]

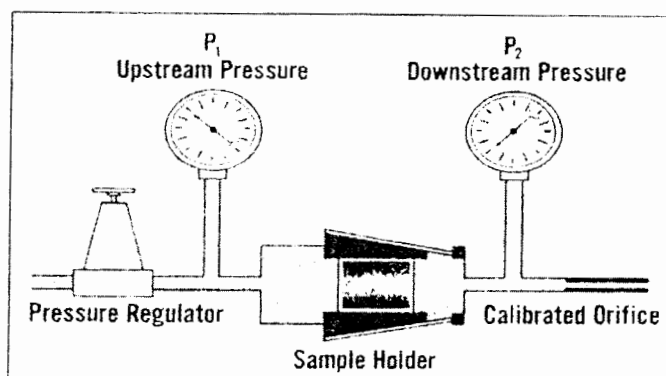
۴-۳-۲ شکستگی و حلالیت

در ماسه‌سنگ‌ها، شکستگی فاکتور مهمی برای نفوذپذیری ثانویه نمی‌باشد، مگر زمانی که ماسه سنگ‌ها به طور یک در میان با شیل، سنگ آهک و دولومیت قرار گرفته باشند. در کربنات‌ها انحلال کانی‌ها توسط آبهای اسیدی سطحی و زیر سطحی نفوذی، هنگامی که از میان فضاها، اولیه، شکافها، شکستگی‌ها و صفحات لایه‌ای می‌گذرند، نفوذپذیری سنگ مخزن را افزایش می‌دهد [Tiab and Donaldsson, 2004].

۴-۲ روش‌های اندازه‌گیری مستقیم نفوذپذیری

۴-۲-۱ اندازه‌گیری نفوذپذیری در آزمایشگاه

نفوذپذیری مخزن در آزمایشگاه می‌تواند با استفاده از پلاگ^۱ اندازه‌گیری شود. در شکل (۲-۷) به طور شماتیک نحوه اندازه‌گیری نفوذپذیری در یک نمونه سنگی نشان داده شده است.



شکل (۲-۷): تصویری شماتیک از اندازه‌گیری نفوذپذیری [رضایی، ۱۳۸۰]

برای تعیین نفوذپذیری از گاز خشک به عنوان یک سیال استاندارد استفاده می‌شود. زیرا این گاز کمترین واکنش را با سنگ‌ها دارد و به راحتی قابل استفاده است. در هنگام اندازه‌گیری نفوذپذیری در آزمایشگاه هوا (گاز خشک) به داخل نمونه‌ای خشک و تمیز با قطر و طول مشخص، تزریق شده و جریان می‌یابد. سپس با داشتن اختلاف فشار و سرعت جریان اندازه‌گیری شده، نفوذپذیری توسط معادله (۲-۱) محاسبه می‌گردد.

برای تعیین نفوذپذیری افقی (k_H) نمونه‌ها به موازات سطوح لایه‌بندی گرفته می‌شوند. چنانچه نفوذپذیری عمودی (k_V) مد نظر باشد، نمونه‌ها (مغزه) عمود بر سطوح لایه‌بندی گرفته می‌شوند. باید توجه داشت که مقدار نفوذپذیری عمودی معمولاً کمتر از نفوذپذیری افقی می‌باشد. این به دلیل وجود سدهای نفوذپذیری، نظیر سطوح غیر تراوای استولیتی و شیلی است که به موازات لایه‌بندی وجود دارند و نیز این که جهت یافتگی دانه‌ها در سطح بزرگتر به موازات لایه‌ها است [رضایی، ۱۳۸۰].

۲-۴-۲ نفوذپذیری حاصل از داده‌های تست چاه

با وجود مقادیر ارزشمند آنالیز مغزه و تفسیر نگارهای چاه، همیشه در مورد پتانسیل تولید یک چاه، بخصوص در طی مراحل اکتشاف تردید وجود دارد. این تردید بر طرف نمی‌گردد مگر اینکه یک نمونه

بزرگ از سیالات سازند در طی تست تولید که به عنوان تست ساقه حفاری^۱ نامیده می‌شود، بازیابی گردد. بازیابی سیالات بدست آمده به نفوذپذیری و تخلخل سازند تست شده و گرانروی سیالات داخل سازند بستگی دارد. تکنیکهای مختلفی برای آنالیز بازیابی سیال و منحنی‌های فشار برای تعیین اینکه آیا تست سازند، مشخص کننده تولید تجاری هست یا خیر، توسعه پیدا کرده است. برای استفاده از این منحنی‌های فشار، یکسری اطلاعات در مورد پاسخ منحنی به شرایط سازند لازم می‌باشد. اساس این اطلاعات، مستلزم دانستن معادلات تحلیلی مختلف توصیف کننده جریان سیال از محیط متخلخل است. این معادلات، حل معادلات پخش، با شرایط مرزی مختلف هستند که بیان کننده رابطه بین مشخصات محیط متخلخل از قبیل نفوذپذیری، تخلخل و خواص سیالات (نفت، گاز و آب) داخل سنگ مخزن است. اصول روش تست چاه، به این خاطر است که یک افت فشار در فشار ته چال^۲ ایجاد گردد که سبب می‌گردد تا سیالات مخزن با یک دبی ویژه از سازند به طرف چاه جریان یابد. این فرآیند پس از یک دوره شلیک^۳ به داخل چاه اتفاق می‌افتد. دوره تولید معمولاً به عنوان افت فشار^۴ شناخته می‌شود، در حالیکه دوره شلیک به داخل چاه تولید فشار^۵ نامیده می‌شود.

داده‌های عملی که از تست چاه حاصل می‌شوند عبارتند از:

نفوذپذیری به همراه تخلخل

شکل مخزن

فشار متوسط مخزن

محل مرزهای مخزن از قبیل گسل‌های پوشاننده^۶ در مجاورت چاه

متداول‌ترین روش برای تعیین ضریب نفوذپذیری شامل رسم داده‌های فشار در مقابل زمان، روی یک

کاغذ نیمه لگاریتمی می‌باشد (شکل (۸-۲) برای تست افت فشار و شکل (۹-۲) برای تست تولید فشار).

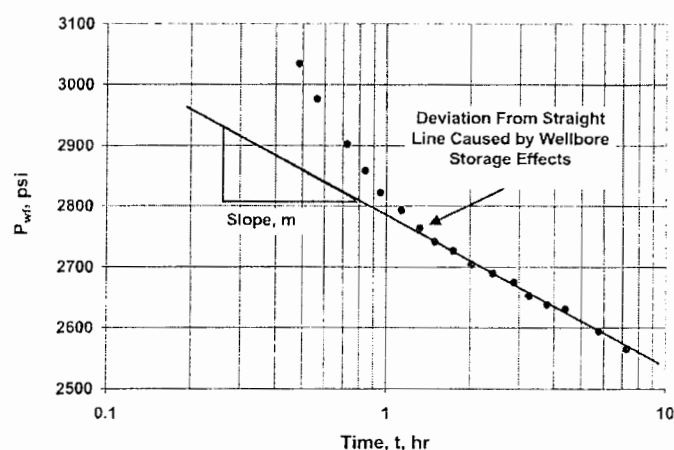
-
- 1 - Drill-stem test
 - 2 - Bottom-hole pressure
 - 3 - Shut-in period
 - 4 - Pressure drawdown
 - 5 - Pressure buildup
 - 6 - Sealing faults

پس از محاسبه شیب خط راست، ضریب نفوذپذیری از رابطه زیر تعیین می‌گردد [Tiab and Donaldsson, 2004]:

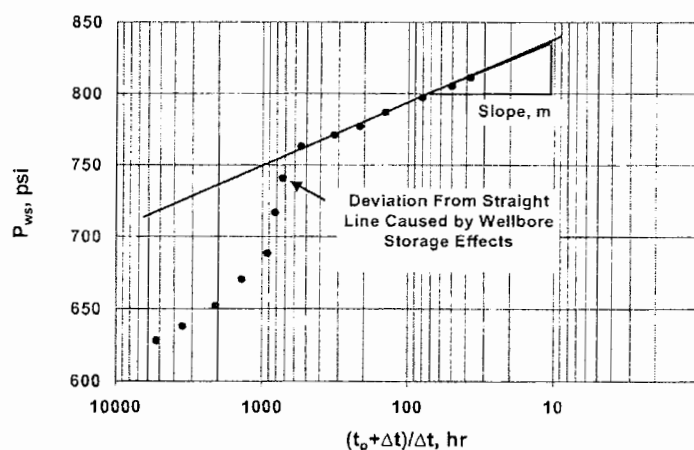
$$k = 162.6 \frac{q \mu B_0}{mh} \quad (4-2)$$

که در آن:

k : نفوذپذیری سازند (بر حسب میل داری)، q : نرخ جریان (STB/D)، μ : ویسکوزیته سیال (سانتی پواز)، B_0 : فاکتور حجمی ساند (bbl/STB)، h : ضخامت سازند، m : شیب خط راست (psi/log cycle)



شکل (۲-۸): نمودار نیمه لگاریتمی تست افت فشار [Tiab and Donaldsson, 2004]



شکل (۲-۹): نمودار نیمه لگاریتمی تست تولید فشار [Tiab and Donaldsson, 2004]

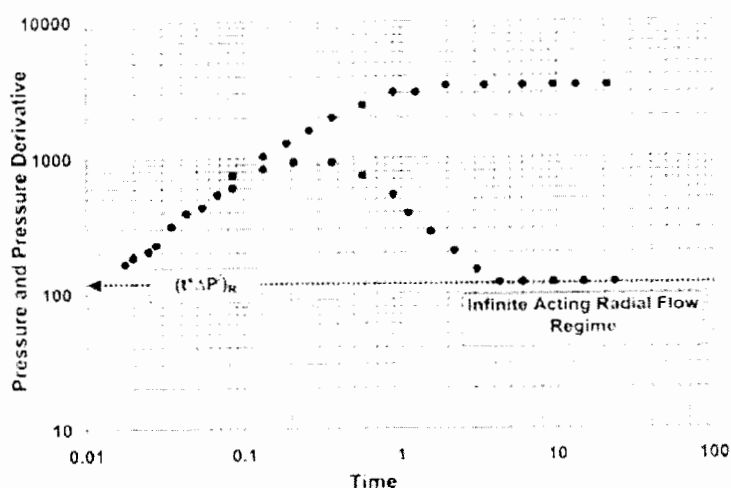
سایر پارامترهایی که از تست چاه به دست می‌آیند، شامل درجه آسیب دیدگی سازند در مجاورت چاه، تعداد و نوع مرزهای مخزن، درجه ارتباط با چاه‌های دیگر می‌باشند.

یک روش مدرن پیشرفته برای تحلیل داده‌های فشار، بر اساس رسم لگاریتم-لگاریتم (log-log) مشتق فشار $(t * \Delta p')_R$ بر حسب زمان می‌باشد که این موضوع در شکل (۲-۱۰) نشان داده شده است. با استفاده از استنتاج مستقیم تیاب، نفوذپذیری از رابطه زیر به دست می‌آید [Tiab and Donaldsson, 2004]:

$$k = \frac{70.6q\mu B_0}{h(t * \Delta p')_R} \quad (۲-۵)$$

که در آن:

$(t * \Delta p')_R$ از خط مستقیم افقی که مربوط به رژیم جریان شعاعی نامحدود است، بدست می‌آید. بر روی نمودار نیمه لگاریتمی، این رژیم جریان، مربوط به خط مستقیم شیب (m) است.



شکل (۲-۱۰): نمودار مشتق فشار، نشان دهنده رژیم جریان شعاعی نامحدود [Tiab and Donaldsson, 2004]

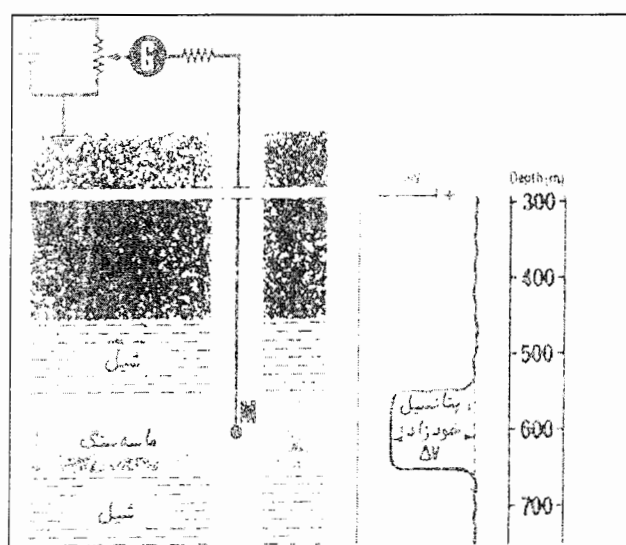
۲-۵ نگارهای چاه‌پیمایی

نگار چاه، منحنی است که تغییرات یک متغیر فیزیکی یا مشتقات آن را نسبت به عمق نشان می‌دهد. امروزه در عملیات چاه‌پیمایی معمولاً دو یا چند متغیر را به طور همزمان ثبت می‌کنند و نتیجه آنها را به

صورت یکسری نگار^۱ نمایش می‌دهند. نگارهای چاه پیمایی می‌توانند در اکتشافات نفتی، معدنی، آبهای زیرزمینی، مطالعات زمین شناسی و ژئوتکنیکی مورد استفاده قرار گیرند [مرادزاده و قوامی، ۱۳۸۰]. در این قسمت هدف، بحث مختصری در مورد نگارهای متداول مورد استفاده در پایان نامه است.

۲-۵-۱- نگار پتانسیل خودزا SP^۲

نگار پتانسیل خودزا، ثبت اختلاف پتانسیل طبیعی بین یک الکتروود متحرک در چاه و یک الکتروود مستقر در سطح زمین در مقابل عمق بوده و واحد مورد استفاده نیز میلی ولت است (شکل ۲-۱۱) [موحد، ۱۳۷۱].



شکل (۲-۱۱): اصول اندازه‌گیری SP [موحد، ۱۳۷۱].

۲-۵-۱-۱- موارد کاربرد SP

- مشخص کردن لایه‌های نفوذپذیر
- تعیین مرز لایه‌ها و بوجود آوردن امکان تطابق چینه‌ای آنها

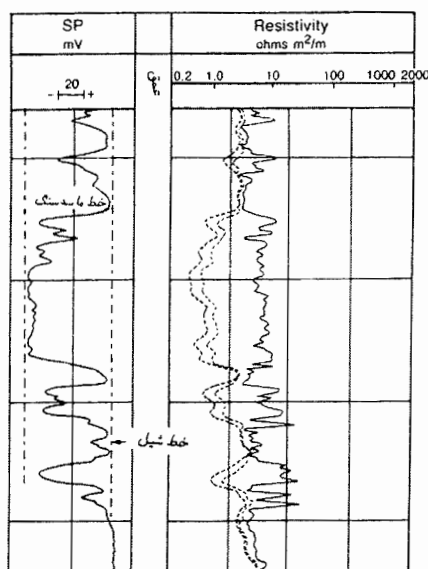
1 - One set log

2 - Spontaneous potential

- تعیین مقاومت مخصوص آب سازند (R_w)

- تشخیص کیفی لایه‌های شیلی

منحنی نگار SP در مقابل لایه‌های شیلی خط نسبتاً مستقیمی ثبت می‌نماید که خط پایه شیل نامیده می‌شود. این منحنی در مقابل سازندهای نفوذپذیر از خط پایه شیل منحرف می‌گردد و اگر لایه از ضخامت کافی برخوردار باشد به حداکثر انحراف، که خطی نسبتاً ثابت و مستقیم است و خط ماسه‌سنگ نامیده می‌شود، می‌رسد. این انحراف بسته به میزان شوری نسبی آب سازند و تراویده گل ممکن است بطرف راست یا چپ باشد، (شکل ۲-۱۲). SP در چاههای پر شده با گل حفاری غیرهادی بکار برده نمی‌شود. زیرا امکان برقراری ارتباط الکتریکی ممتد بین الکتروود سوند و سازند بوجود نمی‌آید. اگر شوری تراویده گل و آب سازند تقریباً برابر باشد، انحرافهای منحنی SP بسیار ضعیف است و نگار فاقد شکل مشخصی خواهد بود [موحد، ۱۳۷۱].



شکل (۲-۱۲): نمونه‌ای از نگار SP و بازتاب آن در سری شیل و ماسه‌سنگ [موحد، ۱۳۷۱]

۲-۵-۲ نگار اشعه گامای طبیعی (GR)

نگار اشعه گاما، ثبت ممتد رادیواکتیویته طبیعی سازند می‌باشد. تشعشعات رادیواکتیو از سه عنصر

طبیعی اورانیوم، توریم و پتاسیم ناشی می‌شود. در نتیجه بطور ساده نگار گامای طبیعی، ترکیبی از رادیواکتیویته سه عنصر می‌باشد. شیل‌ها در ارتباط مستقیم با مقدار ایزوتوپهای رادیواکتیو می‌باشند و این به خاطر وجود کانی‌های رسی دارای یون‌های رادیواکتیویته می‌باشد. البته همه شیل‌ها رادیواکتیویته نیستند و گزارش‌های ثبت شده توسط نگار اشعه گاما ضرورتاً مربوط به شیل‌ها نیست. نگار اشعه اساساً برای محاسبه حجم شیل کاربرد دارد. در مخازن دارای شکستگی، افزایش در اشعه گاما وجود دارد بدون اینکه سازند مورد بررسی حاوی شیل بالایی در سازند مشاهده شود. این افزایش مربوط به ته نشست نمک‌های اورانیوم در طول سطوح ناپیوسته شکستگی یا در درون شکافها می‌باشد [Pereira, 2004].

۲-۵-۱-۲ موارد کاربرد اشعه گاما

از آنجایی که اورانیوم، توریم و پتاسیم به مقدار زیادی در کانی‌های رسی، متمرکز می‌شوند، لذا این نگار برای برآورد حجم شیل ماسه‌سنگهای شیل‌دار کاربرد وسیعی دارد. اگر چه روش بسیار دقیقی نیست و مشخص کننده‌های دقیق‌تری برای شیل وجود دارد. نگار پرتو گاما بخصوص در مواردی برای تعیین لایه‌های نفوذپذیر مفیدند. که نگار SP حالت گرد شده دارد (در مقابل سازندهای با مقاومت مخصوص بالا) یا بدون شکل خاصی (وقتی $R_{mf}=R_w$) باشد و یا اینکه کلاً نتوان آن را بکار برد (در گل حفاری نفت پایه). این نگار در تطابق چینه‌ای چاههای لوله گذاری شده به طور وسیع بکار می‌رود.

بطور کلی موارد کاربرد این نگار عبارت است از [موحد، ۱۳۷۱]:

- ارزیابی میزان شیل سازند
- تشخیص و تعیین لایه قابل نفوذ
- ارزیابی سنگ معدن کانی‌های رادیواکتیو
- توصیف لایه‌های فاقد کانی‌های رادیواکتیو
- تطابق چینه‌ای چاه به چاه
- تطابق چینه‌ای در چاههای پوشیده با لوله جداری.

۲-۵-۳ نگار جرم مخصوص اصلاح شده سازند یا نمودار گاما-گاما (FDC)^۱

به منظور تخلخل و سنگ‌شناسی سازندها، از منابع رادیواکتیو مصنوعی می‌توان کمک گرفت. یکی از این روشها تاباندن پرتوی گامای مصنوعی به سازند و بررسی پرتوی گامای ثانویه ایجاد شده است. ، عمده‌ترین عامل موثر در افت انرژی پرتوی گامای تابیده شده، جرم مخصوص سازند مورد تابش قرار گرفته، است. بنابراین از این نمودار می‌توان برای تعیین میزان تخلخل و جنس سازند استفاده نمود [مرادزاده و قوامی، ۱۳۸۰].

۲-۵-۴ نگار پرتو نوترون اصلاح شده (CNL)^۲ یا شاخص هیدروژنی گاما (NPHI)^۳

پرتوی نوترون به طور طبیعی وجود ندارد و به وسیله یکی از چشمه‌های آن باید تولید شود. نوترون تولیدی در برخورد با هسته‌های هم جرم نوترون و سبک دچار بیشترین افت انرژی می‌شود. هیدروژن یکی از این هسته‌های سبک است که در فضاهای خالی سازند نفوذپذیر در ترکیب آب، هیدروکربورها، هوا و می‌تواند وجود داشته باشد. بنابراین دستگاه پرتوی نوترون اصلاح شده قادر به تعیین حجم این فضاهای خالی (تخلخل) خواهد بود. از این نمودار برای تعیین میزان تخلخل سنگ مخزن و جنس سازند استفاده می‌گردد [مرادزاده و قوامی، ۱۳۸۰].

۲-۵-۵ نگار مقاومت ویژه

یکی از متغیرهای فیزیکی که اغلب در نگارگیری مد نظر قرار می‌گیرد و در ارزیابی مخازن و بررسی سازندهای آبدار مورد توجه می‌باشد، مقاومت ویژه الکتریکی است. با توجه به دستگاههای سیستم الکتروودی و سیستم القایی، می‌توان مقاومت ویژه نرمال، جانبی و جریان متمرکز را ثبت نمود. بیشترین نگارهایی که در اغلب نگارگیریه‌ها ثبت می‌شوند، نگارهای لاترالوگ عمیق (LLD)^۴، لاترالوگ کم عمق

1 -Formation density compensated or gamma-gamma tools

2 -Compensated Neutron Log(CNL)

3 - Neutron Proximity Hydrogen Index(NPHI)

4 - Latralog Deep

(LLS)^۱ و تمرکز جریان کروی کوچک (MSFL)^۲ می‌باشند که در تشخیص ناحیه آغشته از ناحیه بکر و بدست آوردن مقاومت ویژه واقعی بخش بکر (R_1)، مقاومت ویژه ناحیه شسته شده (R_{x0}) و همچنین تعیین حد و مرز طبقات نازک مورد استفاده قرار می‌گیرند. از مقایسه سه نگار مذکور (LLD, LLS, MSFL) می‌توان به نفوذپذیری سازند، شوری یا شیرینی آب پر کننده فضاهای خالی و وجود هیدرو کربور پی برد [مرادزاده و قوامی، ۱۳۸۰].

۲-۵-۶ نگار صوتی (DT)

در سال ۱۹۵۴ میلادی شرکتی به نام دسر اطلس^۳ نمودارگیری صوتی را معرفی کرد. اساس اندازه‌گیری صوتی، ثبت مدت زمان طی شده^۴ امواج صوتی در سازندهای واقع در اعماق مختلف است. این زمان، زمان لازم برای طی واحد طول مسافت (معمولاً یک فوت) از لایه‌ها به موازات جداره چاه به وسیله امواج متراکم^۵ است و به صورت ΔT (با واحد میکرو ثانیه بر فوت) نشان داده می‌شود. بنابراین نمودار صوتی بازتابی از اندازه‌گیری مداوم سرعت در سازندهای می‌باشد. عمق نفوذ امواج در دستگاههای قدیمی کم بوده ولی در دستگاههای پیشرفته افزایش یافته است. بر اساس اطلاعات ثبت شده توسط نمودارهای صوتی به تعیین تخلخل، لیتولوژی و خواص فیزیکی و مکانیکی سنگ‌ها (جرم حجمی، مدول یانگ و...) می‌پردازند [مرادزاده و قوامی، ۱۳۸۰].

1 - Latralog Shallow

2 - Micro Spherical-focused Log

3 - Desser Atlas

4 - Interval transit time

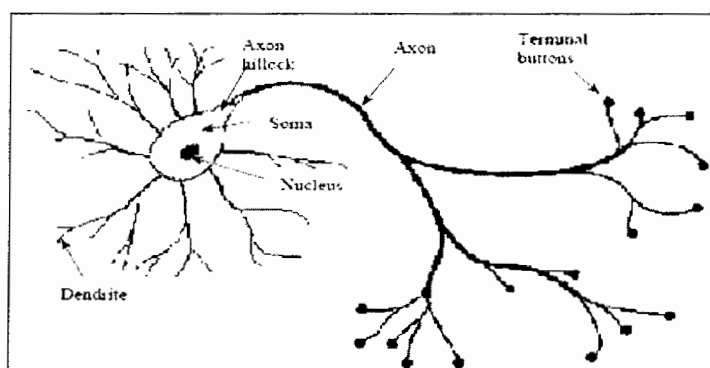
5 - Comperssional waves

فصل سوم

مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی

۳-۱ مقدمه

شبکه عصبی مصنوعی برنامه محاسباتی بر اساس ساختار سیستم طبیعی بیولوژیکی می‌باشد. هر نرون در مغز شامل سه جزء می‌باشد: دندریت^۱، بدنه سلول یا سوما^۲ و اکسون^۳ (شکل ۳-۱). دندریتها قسمت حساس نرون می‌باشند که سیگنال را از دیگر قسمت‌های نرون دریافت می‌کنند و به هسته سلول هدایت می‌کنند. سوما سیگنالها را جمع و پردازش می‌کند و از طریق اکسون به دیگر سلولها می‌فرستد. نرون بیولوژیکی اطلاعات را حمل و به نرون دیگر در یک شبکه زنجیره ای محرک می‌دهد [Rolon, 2004].



شکل (۳-۱): طرح یک نرون بیولوژیکی [Bhatt, 2002]

نرون مصنوعی نیز از توابع سه جزء نرون بیولوژیکی و روش منحصر به فرد آنها در یادگیری پیروی می‌کند. روش یادگیری در یک شبکه عصبی مصنوعی شبیه به روشی است که در مغز انسان انجام

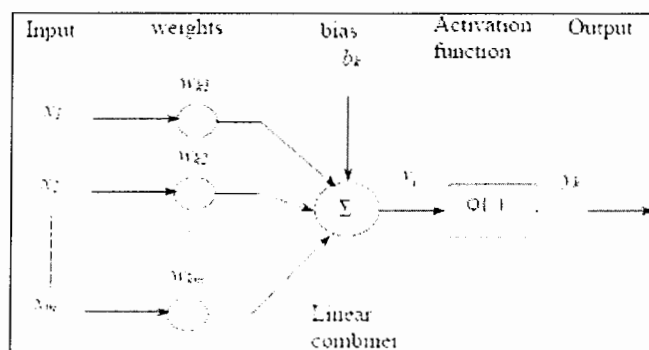
1 - Dendrite

2 - Soma

3 - Axon

می‌شود. شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)^۱، سیستم‌هایی هستند که به صورت ریاضی برای دریافت، پردازش و محرک اطلاعات طراحی شده‌اند. پردازش اطلاعات در نرونها انجام می‌گیرد. هر شبکه ساده شامل یک لایه ورودی، لایه میانی یا تابع محرک^۲ و لایه خروجی می‌باشد. لایه ورودی سیگنالها را از محیط خارج (یا دیگر نرونها) دریافت می‌کند. تابع محرک سیگنالهای ورودی را جمع و پردازش می‌کند.

این سیگنالها به لایه خروجی انتقال یافته و دوباره مخابره می‌گردند. لایه ورودی، لایه میانی و لایه خروجی در یک شبکه مصنوعی شبیه به توابع دندریت، سوما و اکسون در یک نرون بیولوژیکی می‌باشند. همان طور که در شکل (۲-۳) دیده می‌شود یک شبکه مصنوعی تعداد زیادی ورودی دارد که با هم ترکیب شده و پس از انجام عملیات پردازش، یک خروجی را نتیجه می‌دهد [Rolon, 2004].



شکل (۲-۳): ساختار نرون ساده مصنوعی [Bhatt, 2002]

۲-۳ تاریخچه شبکه‌های عصبی مصنوعی

پیش زمینه‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی به اواخر قرن نوزدهم و اوایل قرن بیستم بر می‌گردد. در این دوره، کارهای اساسی در فیزیک، روانشناسی و نروفیزیولوژی^۳ توسط دانشمندانی چون هرمان فون

1- Artificial Neural Networks (ANNs)

2 - Activation function

3 - Neuron-physiology

هلمهلتز^۱، ارنست ماخ^۲ و ایوان پاولف^۳ صورت پذیرفت. این کارهای اولیه عموماً بر تئوری‌های کلی یادگیری، بینایی و شرطی تاکید داشته‌اند و اصلاً به مدل‌های مشخص ریاضی عملکرد نرونها اشاره‌ای نداشته‌اند.

وارن مک کلوث^۴ و والتر پیتس^۵ (۱۹۴۳) برای اولین بار عملکرد مغز را توسط روابط ریاضی نشان دادند. دونالد هب^۶ این مسیر را ادامه داد و سرانجام فرانک روزنبلات^۷ و همکارانش (۱۹۵۸) شبکه پرسپترون^۸ را معرفی کردند که این شبکه قادر به شناسایی الگوها از یکدیگر بود. برنارد ویدرو^۹ (۱۹۶۰) طرح روزنبلات را توسعه داد و شبکه آدالاین^{۱۰} با قانون فراگیری جدید را ارائه داد. هر دوی این شبکه‌ها، پرسپترون و آدالاین، دارای این محدودیت بودند که توانایی طبقه‌بندی الگوهای را داشتند که به طور خطی از هم متمایز می‌شدند. ویدرو و روزنبلات هر دو از این امر آگاه بودند. آنها توانستند شبکه‌های چند لایه را مطرح نمایند، لکن نتوانستند الگوریتم‌های یادگیری شبکه‌های تک لایه را بهبود بخشند.

کایانلو^{۱۱} (۱۹۶۱) شبکه‌ای را عرضه کرد که شامل داده‌های متغیر با زمان بود. تئوکوهونن^{۱۲} و جیمز اندرسون^{۱۳} (۱۹۷۲) شبکه‌های جدیدی را عرضه کردند که به عنوان عناصر ذخیره ساز عمل می‌کرد. در همین دهه استفان گروسبرگ^{۱۴} روی شبکه‌های عصبی خودسازمانده^{۱۵} کار کرد. فعالیت در زمینه شبکه‌های عصبی در دهه ۶۰ قرن بیستم در قیاس با دهه ۸۰- به علت عدم بروز ایده‌های جدید و نبود کامپیوترهای سریع جهت پیاده سازی- کمرنگ می نمود. جان هاپفیلد (۱۹۸۲) شبکه‌های برگشتی

-
- 1 - Helmholtz
 - 2 - Ernst Mach
 - 3 - Ivan Pavlov
 - 4 - McCulloch
 - 5 - Walter Pitts
 - 6- Donald Hebb
 - 7 - Frank Rosenblatt
 - 8 - Perceptron
 - 9 - Bernurd Widrow
 - 10 - Adeline
 - 11 - Caianello
 - 12 - Teo Kohonen
 - 13 - James Anderson
 - 14 - Stephan Grossberg
 - 15- Self-Organize

(پسخور^۱) را معرفی کرد و دیوید رامله‌هارت^۲ و جیمز مک کلند^۳ در سال ۱۹۸۶ شبکه عصبی پس انتشار^۴ خطا را ارائه دادند که تولدی دوباره برای شبکه‌های عصبی به شمار می‌رود. در سالهای اخیر شبکه‌های عصبی در دو جهت تئوری و عملی توسعه بسیاری داشته است و این روند رشد در دوره‌هایی بسیار سریع و در دوره‌هایی کند بوده است و همچنان ادامه دارد. در طی این توسعه، ساختارها و روشهای یادگیری جدید ارائه می‌شود [منهاج، ۱۳۸۱].

۳-۳ مکانیک شبکه‌های عصبی

شبکه‌های عصبی مصنوعی تعمیم مدل‌های ریاضی ادراک انسان می‌باشند. کار آنها بر اساس فرضیات زیر می‌باشد:

- ۱- پردازش اطلاعات در واحد‌های ساده‌ای بنام نرون‌ها انجام می‌شود.
- ۲- سیگنالها از طریق اتصالهای ارتباطی بین نرون‌ها عبور می‌کنند.
- ۳- هر اتصال ارتباطی دارای وزن مخصوص بخود است که یک شبکه عصبی این وزن را در سیگنال عبوری ضرب می‌کند.
- ۴- هر نرون یک تابع محرک (معمولاً غیر خطی) را در ورودیها بکار می‌گیرد تا بتواند خروجی مطلوب را بدست آورد.

شبکه تک لایه شکل (۳-۳) دارای R واحد ورودی $P_1, \dots, P_R$ و S نرون می‌باشد. در این شبکه هر عضو ورودی از بردار P به هر ورودی نرون از طریق ماتریس وزن W متصل می‌گردد. نرون i ام واحد جمع‌کننده‌ای دارد که ورودیهای وزندار شده و بایاس را به شکل خروجی اسکالر $n(i)$ جمع می‌کند. $n(i)$ های

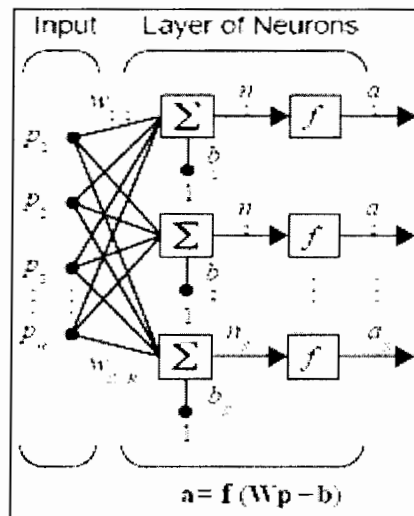
1 - Feedback

2 - David Ramelhart

3 - James Mccland

4 - Back Propagation Neural Network (BPNN)

مختلف تشکیل بردار ورودی خالص بردار n را می‌دهند. در نهایت خروجی‌های لایه نرون تشکیل بردار ستونی a را می‌دهند.



شکل (۳-۳): شبکه تک لایه با R ورودی و S نرون در لایه میانی [Demuth and Beale, 2002]

$$n_j = \sum_{i=1}^R (p_i w_{ij} + b_j), \quad j = 1, 2, \dots, S \quad (۱-۳)$$

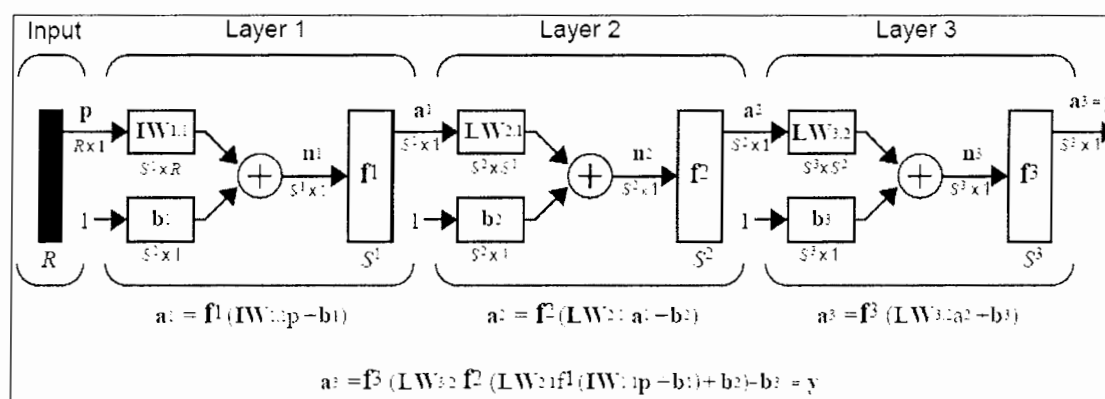
که w_{ij} وزنهای اتصال واحد ورودی p_i و واحد خروجی n_j و b_j بایاس مربوط به سلول j ام است. هرکدام از ماتریس‌های وزن (W)، ورودی (P) و بایاس (b) را می‌توان به صورت زیر نمایش داد:

$$W = \begin{bmatrix} w_{1,1} & w_{1,2} & \dots & w_{1,R} \\ w_{2,1} & w_{2,2} & \dots & w_{2,R} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{S,1} & w_{S,2} & \dots & w_{S,R} \end{bmatrix}, \quad P = \begin{bmatrix} p_1 \\ p_2 \\ \vdots \\ p_R \end{bmatrix}, \quad b = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_S \end{bmatrix}$$

نقش بایاس افزایش یا کاهش مجموعه وزندهار می‌باشد و به شبکه کمک می‌کند که الگوهای موجود را بهتر بشناسد. خروجی نهایی شبکه (a) با استفاده از تابع محرک $f(x)$ به صورت زیر محاسبه می‌گردد.

$$a_S = f(n_S) \quad (۲-۳)$$

وزنهای محاسبه شده از آموزش، ذخیره شده و اطلاعات را برای کاربردهای آتی آماده می‌کنند. شبکه‌های عصبی می‌توانند به سه ساختار تقسیم بندی شوند، شبکه تک لایه، شبکه چند لایه و شبکه با لایه رقابتی. تعداد لایه‌های شبکه بر اساس وزنهای اتصال دهنده در نرون، تعریف می‌شود. یک شبکه تک لایه فقط شامل یک لایه از وزنهای اتصال دهنده می‌باشد در حالی که شبکه‌های چند لایه شامل بیشتر از یک لایه وزنهای اتصال دهنده می‌باشند (شکل ۳-۴).



شکل (۳-۴): ساختار پرسپترون چند لایه [Demuth and Beale, 2002]

شبکه‌های پرسپترون چند لایه می‌توانند مسائل پیچیده‌تری را نسبت به شبکه‌های تک لایه حل کنند. شبکه‌های عصبی بر اساس نحوه اتصال گره‌ها به یکدیگر به دو گروه شبکه‌های با تغذیه پیشرو^۱ و شبکه‌های با تغذیه پسرو^۲ تقسیم می‌شوند که در شبکه‌های پیشرو تنها یک جریان یک طرفه از لایه ورودی به سمت لایه خروجی وجود دارد. در حالی که در یک شبکه پسرو، حداقل یک سیگنال خروجی از نرون به خودش یا به نرون قبلی خود بر می‌گردد. ساختار شبکه‌های مختلف توسط طرح اتصال بین نرون‌ها و لایه‌ها تعریف می‌شود. الگوریتم‌های یادگیری شبکه‌های عصبی به دو گروه اصلی تقسیم می‌شوند: یادگیری با ناظر^۳، یادگیری بدون ناظر^۱ [Rolon, 2004].

1 - Feed forward

2 - Feed backward

3 - Supervised Learning

۳-۳-۱ یادگیری با ناظر

یادگیری با ناظر بر اساس مقدار هدف یا خروجی مطلوب یاد می‌گیرد. در طی آموزش، شبکه سعی می‌کند که مقادیر ورودی را با مقادیر خروجی مطلوب تطبیق دهد. شبکه با استفاده از الگوی ورودی آموزشی، 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 به کار می‌رود [Rolon, 2004].

۳-۳-۲ یادگیری بدون ناظر

روش یادگیری بدون ناظر هیچ مقدار هدفی را ارائه نمی‌دهد. خروجی مطلوب شبکه شناخته شده نیست. در طی آموزش، شبکه یک سری از فشرده‌سازی داده‌ها از قبیل گروه‌بندی یا ساده‌سازی جهت‌ی را انجام می‌دهد.

شبکه، توزیع الگوها را می‌آموزد و یک طبقه‌بندی از آن الگو ایجاد می‌کند که در نتیجه آن الگوهای مشابه، با یک دسته خروجی یکسان مشخص می‌شوند. شبکه کوهنن^۲ بهترین مثال برای شبکه با یادگیری بدون ناظر می‌باشد [Rolon, 2004].

طبق الگوریتم‌های یادگیری انواع گوناگونی از شبکه‌های عصبی مصنوعی وجود دارند. از جمله، شبکه عصبی احتمالی^۳ (PNN)، شبکه عصبی رگرسیون عمومی^۴ (GRNN)، شبکه عصبی پس انتشار (BPNN) و شبکه‌های عصبی شعاعی^۵ (RNN) که به علت استفاده از شبکه پس انتشار و GRNN در این پایان‌نامه به توضیح این دو شبکه می‌پردازیم:

1 - Unsupervised Learning

2- Kohonen

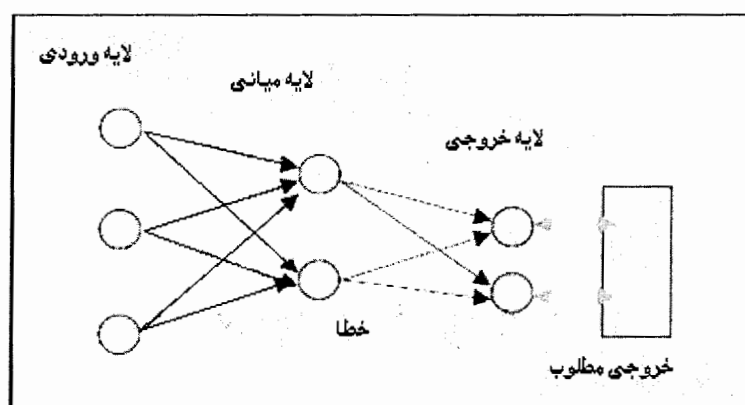
3 - Probabilistic Neural Network(PNN)

4 - General Regression Neural Network(GRNN)

5 - Radial Neural Networks(RNN)

۳-۴ شبکه پس انتشار (BPNN)

یک نوع شبکه عصبی با ناظر است که از قانون تصحیح خطا به عنوان یک قانون یادگیری قدرتمند استفاده می‌کند. در اصل الگوریتم پس انتشار دارای دو مسیر اصلی است. یکی مسیر رفت که در آن تاثیر بردار ورودی بر روی لایه خروجی از طریق لایه‌های میانی منتقل می‌گردد، شکل (۳-۵). در حین این کار پارامترهای شبکه، ثابت در نظر گرفته می‌شوند و بردار خروجی که در لایه خروجی ایجاد می‌شود، پاسخ واقعی شبکه است. در مسیر دوم یا مسیر برگشت، پارامترهای شبکه، به منظور اصلاح خطا تغییر می‌کند و سیگنال خطا در لایه خروجی تشکیل می‌شود. به عبارت دیگر، رویه فراگیری شبکه پس انتشار شامل فرستادن مقادیر ورودی به داخل شبکه و سپس محاسبه اختلاف بین خروجی محاسبه شده و خروجی مطلوب داده‌های آموزشی می‌باشد و اطلاعات مربوط به خطاها، دوباره برای اصلاح وزن به عقب باز می‌گردد تا بهترین و مناسبترین مقدار وزن برای آنها حاصل شود، [Rolon,2004].



شکل (۳-۵): آموزش شبکه عصبی با الگوریتم پس انتشار [At Qahtane,2000]

اکنون مراحل انجام الگوریتم پس انتشار را به صورت ریاضی بیان می‌کنیم، خطای خروجی سلول j (در لایه خروجی) در تکرار n ام (یعنی ارائه مثال آموزشی n ام) عبارت است از:

$$e_j(n) = d_j(n) - y_j(n) \quad (3-3)$$

که $d_j(n)$ پاسخ مطلوب و $y_j(n)$ خروجی سلول j است. اگر انرژی خطا برای سلول j ام را به صورت $\frac{1}{2}e_j^2(n)$ تعریف کنیم، انرژی خطای کل (برای تمام سلول‌های خروجی) عبارت است از [Haykin, 1990]:

$$E(n) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^c e_j^2(n) \quad (4-3)$$

که در آن c تعداد سلول‌های لایه خروجی است. فرض کنید تعداد مثال‌ها در مجموعه آموزشی، برابر N باشد. میانگین مربعات انرژی خطا با جمع کردن $E(n)$ ها در مثال 1 تا N و نرمال کردن آن به تعداد مثالها (N) به صورت زیر نشان داده می‌شود:

$$E_{av} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N E(n) \quad (5-3)$$

E_{av} تابعی از تمام پارامترهای آزاد شبکه (مانند اوزان اتصال و بایاس‌ها) می‌باشد. برای یک مجموعه آموزشی، E_{av} معرف تابع هزینه (تابع خطا) است. هدف فرآیند یادگیری حداقل نمودن E_{av} است. روش ساده آموزش، به روز کردن اوزان به صورت مثال به مثال در طی یک دوره^۱ آموزش است. هر دوره شامل یک بار ارائه کامل همه مجموعه مثال‌های آموزشی به شبکه است.

الگوریتم پس انتشار، مقدار تصحیح وزن معادل $\Delta w_{ji}(n)$ را به وزن قبلی $w_{ji}(n)$ اضافه می‌کند. این مقدار تصحیح وزن متناسب با مشتق جزئی $E(n)$ نسبت به $w_{ji}(n)$ ، یعنی $\frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)}$ است. مشتق جزئی مذکور، جهت جستجو را در «فضای اوزان»^۲ برای یافتن $w_{ji}(n)$ مناسب تعیین می‌کند. فرمول تعیین مقدار تصحیح وزن را می‌توان به صورت زیر نوشت [Haykin, 1990]:

$$\Delta w_{ji}(n) = -\eta \frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)} \quad (6-3)$$

η را نرخ یادگیری گویند. می‌توان ثابت کرد که:

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta \delta_j(n) y_i(n) \quad (7-3)$$

که در آن $\delta_j(n)$ گرادیان محلی نامیده می‌شود و برای سلول خروجی j ام برابر است با:

1 - Epoch
2 - Weight space

$$\delta_j(n) = e_j(n) \varphi'_j(v_j(n)) \quad (۸-۳)$$

در رابطه فوق φ' مشتق تابع محرک و v_j مجموعه وزندار می‌باشند. رابطه گرادیان محلی برای سلول‌های خروجی و سلول‌های میانی (لایه‌های پنهان) متفاوت است. رابطه ۳-۸ برای سلول‌های خروجی صادق است.

برای سلول زام میانی خواهیم داشت:

$$\delta_j(n) = \varphi'_j(v_j(n)) \sum_k \delta_k(n) w_{kj}(n) \quad (۹-۳)$$

به طور خلاصه مقدار تصحیح وزن $\delta v_{ji}(n)$ که بر روی وزن اتصال سلول i به j اعمال می‌شود را می‌توان مطابق رابطه ۳-۷ به صورت زیر تعریف کرد:

(خروجی سلول j). (گرادیان محلی). (نرخ یادگیری) = (مقدار تصحیح وزن)

گرادیان محلی بسته به اینکه سلول j در لایه خروجی باشد یا لایه‌های میانی به ترتیب از روابط ۳-۸ و ۳-۹ محاسبه می‌شود. محاسبه هر دو این روابط مستلزم مشتق‌گیری از تابع محرک است. برای مشتق پذیر بودن تابع محرک φ لازم است این تابع پیوسته باشد [Haykin, 1990].

۳-۵ آموزش شبکه

آموزش، فرآیندی است که با توجه به الگوهای ورودی و خروجی معلوم، منجر به دستیابی به وزنهای بهینه برای ورودی هر سلول شبکه عصبی می‌گردد که می‌توان توسط الگوریتم‌های مختلف آموزش را انجام داد. شبکه معمولاً بعد از چندین تکرار، الگوها را یاد می‌گیرد، این تکرار به بزرگی شبکه بستگی دارد. یک شبکه بزرگ احتیاج به وقت بیشتری نسبت به یک شبکه کوچک، برای آموزش دارد. اساساً شبکه بعد از رسیدن به یک تکرار ماکزیمم، متوقف می‌گردد. به همین خاطر از خطای مجاز مینیمم استفاده می‌شود که اختلاف بین مقدار خروجی شبکه و خروجی مطلوب است که باید کمتر از یک مقدار بخصوصی باشد. یعنی تا رسیدن به این مقدار خطا، وزنها با توجه به قانون پس انتشار خطا اصلاح می‌گردند. همچنین می‌توان آموزش را بعد از اینکه شبکه از معیار توقف معین که در ادامه توضیح داده می‌شود، برخوردار شد،

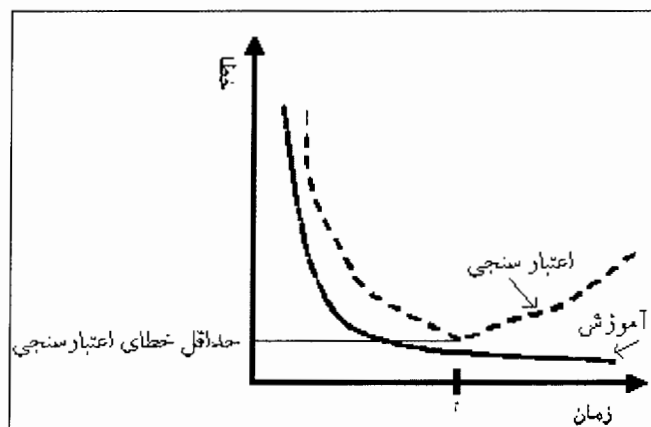
متوقف کرد. در طی آموزش، شبکه ممکن است بیش از اندازه تعلیم ببیند این بدان معنی است که در هنگام آموزش شبکه، خطا در مجموعه آموزش بعد از هر تکراری کم می‌شود و در تکرارهای زیاد این مقدار خطا به کمترین مقدار ممکن می‌رسد، در صورتی که شبکه برای داده‌های جدید، خطای زیادی را تولید می‌کند که ناشی از حفظ کردن الگوهای آموزشی توسط شبکه و قابلیت تعمیم کم آن است. این مشکل به عنوان بیش برآزش^۱ ذکر می‌گردد. بیش برآزش یک مشکل بحرانی در بیشتر ساختارهای شبکه-های عصبی متعارف می‌باشد [Rolon, 2004]. برای حل این مشکل دو روش توقف سریع^۲ آموزش شبکه و منظم سازی^۳ وجود دارد. در روش اول داده‌های موجود به سه زیر مجموعه آموزشی، اعتبار سنجی و تست طبقه بندی می‌شوند. مجموعه آموزشی برای محاسبه گرادیان، وزن‌ها و بایاس می‌باشد. خطای مجموعه اعتبارسنجی همراه آموزش شبکه رسم می‌گردد. معمولاً خطای مجموعه اعتبارسنجی در ابتدا آموزش همراه خطای آموزش کاهش می‌یابد ولی از یک زمانی به بعد مانند شکل (۳-۶) خطای مجموعه اعتبارسنجی شروع به افزایش می‌کند، این همان حالت بیش برآزش است که در این زمان باید آموزش متوقف گردد و وزن‌ها و بایاس‌ها در مینیمم خطای اعتبار سنجی برگردانده شوند. خطای تست در طی آموزش استفاده نمی‌شود ولی برای مقایسه مدل‌های مختلف می‌تواند استفاده گردد. در این روش باید سعی نمود تا الگوریتم‌هایی (الگوریتم پس انتشار جهنده^۴ یا الگوریتم‌های سریع دیگر جدول (۴-۵)) که خیلی سریع همگرا می‌شوند، استفاده نشوند. یکی دیگر از معایب این روش استفاده از مجموعه اعتبارسنجی است که باعث کاهش در تعداد داده‌های آموزشی و متعاقب آن باعث کاهش کارایی روش در زمانی که تعداد داده‌ها کم است، می‌گردد [Demuth and Beale, 2002].

1 - Over fitting

2 - Early stopping

3 - Regularization

4 - Resilient backpropagation



شکل (۳-۶): منحنی آموزش و اعتبارسنجی [Rolon,2004]

روش منظم‌سازی، براساس اصلاح تابع کارایی که معمولاً همان میانگین مربعات خطا (MSE)^۱ در مجموعه آموزشی است (رابطه ۳-۱۰) کار می‌کند [Demuth and Beale,2002].

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (e_i)^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i - a_i)^2 \quad (۳-۱۰)$$

که در آن:

t_i : خروجی مطلوب، a_i : خروجی شبکه و N : تعداد الگوهای آموزشی است.

با اضافه کردن عبارت میانگین مربعات وزن‌ها (MSW)^۲ می‌توان این تابع را به صورت رابطه ۳-۱۱ اصلاح نمود:

$$MSEREG = \gamma MSE + (1 - \gamma) MSW \quad (۳-۱۱)$$

که γ نسبت کارایی و $MSW = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N W_i$ است.

1 - Mean Squares Error(MSE)

2 - Mean Squares Weights(MSW)

استفاده از این تابع کارآیی باعث می‌شود که شبکه وزن‌ها و بایاس‌های کمتری داشته باشد و این شبکه را وادار می‌کند که پاسخ هموارتری ایجاد کند و کمتر به سوی بیش‌برازش پیش رود. مشکل اصلی در این روش تعیین مقدار بهینه نسبت کارآیی (γ) است [Demuth and Beale, 2002]. اگر مقدار این پارامتر زیاد در نظر گرفته شود ممکن است شبکه به سمت بیش‌برازش پیش رود و اگر این نسبت بیش از اندازه کوچک باشد، شبکه برازش مناسبی برای داده‌های آموزشی نخواهد داشت. پس مطلوب است که مقدار بهینه را با روشی که به طور اتوماتیک کار می‌کند، تعیین کنیم. یک روش برای این کار، روش منظم سازی بیزین^۱ است که با الگوریتم "trainbr" صورت می‌گیرد. این الگوریتم هنگامی بهتر کار می‌کند که ورودیها و خروجی‌های شبکه در بازه [۱-۱] مقیاس بندی شوند. در هنگام استفاده از این الگوریتم، مهم است که اجازه دهیم شبکه تا زمان همگرایی پارامترها اجرا گردد [Demuth and Beale, 2002].

آموزش ممکن است با پیغام "Maximum MU reached" متوقف گردد. این مشخصه خوبی برای همگرایی الگوریتم است. همچنین می‌توانید بگویید که الگوریتم همگرا شده زمانی که میانگین مربعات خطا و میانگین مربعات وزن‌ها مقدار ثابت گردند و هیچ تغییری نکنند. از معایب این روش زمان همگرایی طولانی‌تر آن نسبت به روش توقف سریع می‌باشد همچنین این روش آن‌چنان که برای تقریب توابع کاربرد دارد، در تشخیص الگو کارآیی خوبی ندارد [Demuth and Beale, 2002].

۳-۶ پارامترهای شبکه

پارامترهای زیر اثر مستقیم در نحوه عملکرد شبکه دارد. کاربر می‌تواند این پارامترها را کنترل کند.

۱- تعداد لایه‌های پنهان

۲- تعداد نرونها لایه پنهان

۳- تابع محرک (تابع فعال‌ساز)

۴- مقدار دهی اولیه به وزن‌ها و بایاس

1 - Bayesian Regularization

۵- نرخ یادگیری

۶- گشتاور^۱

۷- معیارهای توقف آموزش

۳-۶-۱- تعداد لایه‌های پنهان

بیشاپ^۲ (۱۹۹۵) نشان داد که یک شبکه با یک لایه پنهان که از تابع محرک سیگموئیدی^۳ استفاده می‌کند قادر به تقریب هر تابع پیوسته با تعداد معینی نرون در لایه پنهان می‌باشد. بیشتر تحقیقات نشان می‌دهد که یک لایه پنهان کافی است اما در بسیاری مواقع ممکن است اضافه کردن یک لایه پنهان دیگر باعث افزایش دقت و کاهش زمان یادگیری شود [Bishop, 1995]. ولی با همه این احوال بهترین روش برای تعیین تعداد لایه‌ها روش سعی و خطا می‌باشد.

۳-۶-۲- تعداد نرونهای لایه پنهان

تعداد نرونهای لایه پنهان، نقش بسیار مهمی در میزان دقت شبکه بازی می‌کند. بنابراین یافتن تعداد مناسب آنها، اهمیت بسیاری دارد. محققین تلاشهای زیادی در زمینه یافتن روشی برای انتخاب بهینه تعداد نرونهای لایه پنهان نمودند. برخی از آنها واسطه هندسی نرونهای ورودی و خروجی را به عنوان یک تعیین کننده خوب از تعداد نرونهای لایه پنهان در شبکه‌هایی که تعداد نرونهای خروجی در آنها کمتر از ورودی می‌باشد، پیشنهاد کردند. هخت و نیلسون^۴ (۱۹۸۷) بیان کردند که برای شبکه‌ای با یک لایه پنهان، تعداد $(n+1)$ نرون در این لایه نیاز است که (n) تعداد نرونهای ورودی می‌باشد. اما هیچ یک از این پیشنهادات در مورد مسائل مختلف عمومیت ندارد و تعداد بهینه نرونهای لایه پنهان تنها از طریق آزمون و خطا قابل حصول می‌باشد [Poulton, 2001].

1 - Momentum

2 - Bishop

3 - Sigmoid

4- Hecht and Nielsen

۳-۶-۳ انتخاب نوع تابع محرک

در شبکه پس انتشار خطا، هر تابع مشتق‌پذیر و پیوسته‌ای که به طور یکنواخت افزایش یابد، می‌تواند به عنوان تابع محرک استفاده شود. معمول‌ترین این توابع، سیگموئیدی، تانژانت هیپربولیک و خطی می‌باشند (جدول ۳-۱). انتخاب نوع تابع محرک به هدف مساله بستگی دارد. چنانچه شبکه یک مساله دسته‌بندی را حل کند، بهتر است از تابع سیگموئیدی یا تانژانت هیپربولیک در لایه خروجی استفاده شود. اگر هدف از حل مساله، تخمین تابع می‌باشد بهتر است از تابع محرک غیر خطی مانند سیگموئیدی برای نرون‌ها لایه پنهان و از تابع خطی برای لایه خروجی استفاده شود. خطی بودن تابع لایه خروجی اجازه می‌دهد تا شبکه مقادیر خارج از یک گستره محدود را هم تولید کند [Poulton, 2001]. در شکل (۳-۶) انواع توابع محرک آورده شده است.

جدول (۳-۱): انواع توابع محرک با علائم اختصاری آنها [منهاج، ۱۳۸۱]

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

۳-۶-۴ مقدار دهی اولیه وزن‌ها و بایاس

انتخاب مقدار اولیه مناسب برای وزن‌ها و بایاس‌ها بسیار مهم است. چنانچه این وزن‌ها خیلی بزرگ انتخاب شوند، توابع محرک سیگموئیدی سریعاً اشباع خواهند شد و احتمال گرفتار شدن شبکه در یک کمینه محلی^۱ افزایش می‌یابد. با یک انتخاب صحیح برای مقادیر اولیه وزن‌ها، می‌توان سرعت و دقت را در شبکه افزایش داد. بهتر است این انتخاب به گونه‌ای باشد تا ورودی خالص به زامین نرون لایه پنهان کمتر از (البته نه خیلی کمتر) یک شود. این امر در صورتی انجام می‌شود که وزن‌ها از مرتبه $\frac{1}{K_j}$ باشند که K_j تعداد نرون‌های ورودی است که زامین نرون لایه پنهان را تغذیه می‌کند. مقدار مناسب اولیه برای بایاس و وزن‌ها با آزمون و خطا حاصل می‌شود. مقدار بایاس اولیه برای لایه‌های مختلف می‌تواند متفاوت باشد. حضور بایاس باعث افزایش سرعت همگرایی در شبکه می‌شود [Poulton, 2001]. در هنگام طراحی شبکه عصبی با دستورات از پیش نوشته شده در راهنمای نرم‌افزار مقدار دهی اولیه وزن‌ها و بایاس‌ها به طور تصادفی صورت می‌گیرد.

۳-۶-۵ نرخ یادگیری

هر چقدر نرخ یادگیری η ، کوچکتر انتخاب شود، تغییرات ایجاد شده در پارامترهای شبکه پس انتشار پس از هر مرحله تکرار کوچکتر خواهد بود، که این منجر به کند شدن الگوریتم پس انتشار برای رسیدن به مقادیر بهینه می‌گردد. بر عکس با افزایش نرخ یادگیری η ، سرعت یادگیری الگوریتم پس انتشار افزایش یافته و باعث تغییرات فاحشی در پارامترهای شبکه در هر بار تکرار می‌گردد که گاهی اوقات موجب ناپایداری و نوسانی شدن نتایج شبکه می‌شود که به اصطلاح گویند پارامترهای شبکه واگرا شده است. معمولاً نرخ یادگیری بین صفر تا یک انتخاب می‌گردد. اختیار کردن بهینه این پارامتر هم مانند بعضی از پارامترهای دیگر با سعی و خطا انتخاب می‌گردد. ولی در ابتدا مقدار بزرگ انتخاب می‌شود و در حین آموزش شبکه به آرامی مقدار آن کاهش می‌یابد [Demuth and Beale, 2002].

1 - Local minimum

۳-۶-۶ گشتاور (ممنتوم)

همان طور که در قسمت قبلی گفته شد، اگر نرخ یادگیری کوچک انتخاب شود، روش BP بسیار کند عمل می‌کند و اگر بزرگ انتخاب شود باعث نوسانی شدن شبکه می‌گردد. این مسئله برای شبکه‌های چند لایه که دارای پارامترهای قابل تنظیم زیاد می‌باشند، بدین خاطر اتفاق می‌افتد که در سطح منحنی تابع ارزیابی، نواحی دره مانند (مینیمم محلی) به وجود می‌آید. برای جلوگیری از این مشکل، می‌توان یک جمله ممنتوم (گشتاور) در الگوریتم BP اضافه نمود. گشتاور به شبکه اجازه می‌دهد که نه تنها به تغییرات محلی پاسخ دهد بلکه به روندهای جدید در سطح خطا نیز پاسخ دهد. گشتاور شبیه کاری که یک فیلتر پایین گذر انجام می‌دهد، به شبکه اجازه می‌دهد که سیماهای کوچک در سطح خطا را نادیده بگیرد. بدون گشتاور شبکه نمی‌تواند از میان چنین کمینه‌های محلی عبور کند [Demuth and Beale, 2002].

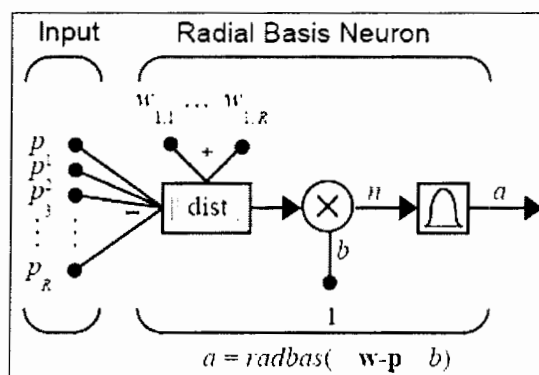
۳-۶-۷ معیارهای توقف آموزش

چندین معیار برای اتمام آموزش به کار می‌رود که هر کدام شایستگی خاص خودشان را دارند. یکی از این معیارها آن است که تغییرات اوزان بسیار کوچک شود و تقریباً دیگر تغییری از خود نشان ندهند. ملاک دیگر آن است که، آموزش وقتی به تعداد دفعات خاصی انجام شود، توقف پذیرد. معیار دیگر، حداقل شدن تابع خطا می‌باشد به این صورت که هرگاه میانگین مربعات خطا به مقدار معین تعریف شده رسید، آموزش پایان می‌پذیرد و یا اینکه اگر نرخ تغییرات میانگین مربعات خطا به اندازه کافی کوچک شد آموزش متوقف می‌گردد [Demuth and Beale, 2002]. در روش آموزش توقف سریع معیار توقف میانگین مربعات خطا است که آموزش شبکه با افزایش این معیار در سری داده‌های اعتبار سنجی متوقف می‌گردد. در روش منظم سازی معیار توقف یا تعداد دفعات تکرار یا نرخ تغییرات میانگین مربعات خطای اصلاح شده است (بخش ۳-۵).

۳-۷ شبکه‌های عصبی شعاعی (RNN)

شبکه‌های شعاعی احتیاج به نرونهاي بیشتری نسبت به شبکه‌های پس انتشار دارند ولی این شبکه‌ها

زمانی طراحی می‌شوند که آموزش شبکه‌های پیش‌خور استاندارد وقت زیادی می‌برد. این شبکه‌ها زمانی که بردارهای ورودی بیشتری وجود داشته باشد بهتر کار می‌کنند. در شکل (۷-۳) شبکه‌ای شعاعی با R ورودی را مشاهده می‌کنید.

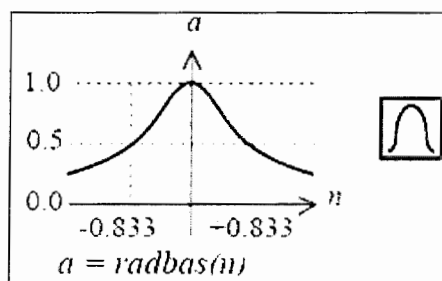


شکل (۷-۳): مدل نرون شبکه عصبی شعاعی [Demuth and Beale, 2002]

توجه داشته باشید اصطلاح ورودی شبکه یک نرون شعاعی، متفاوت از نرونهای شبکه پس انتشار است. در اینجا ورودی شبکه برای تابع محرک شعاعی، فاصله برداری بین بردار وزن w و بردار ورودی p ضرب در بایاس است. جعبه $\|dist\|$ در این شکل بردار ورودی p و ماتریس تک ردیفه وزن w را می‌گیرد و تولید ضرب نقطه‌ای از آن دو می‌کند. تابع محرک نرون شعاعی به صورت زیر می‌باشد:

$$radbas(n) = e^{-n^2} \quad (۱۲-۳)$$

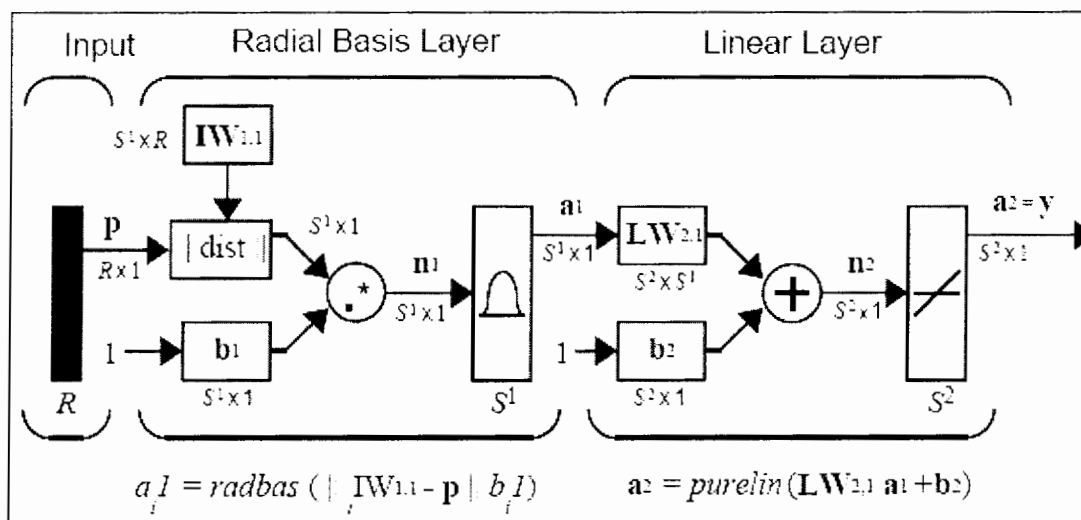
در شکل (۸-۳) نیز نمودار تابع محرک شعاعی را مشاهده می‌کنید.



شکل (۸-۳): تابع محرک استفاده شده در شبکه عصبی شعاعی [Demuth and Beale, 2002]

وقتی مقدار ورودی (فاصله بردار ورودی و بردار وزن) برابر صفر باشد، خروجی تابع محرک شعاعی مقدار ماکزیمم ۱ است. وقتی فاصله بین w و p کاهش می‌یابد، مقدار خروجی افزایش می‌یابد. بنابراین یک نرون شعاعی شبیه یک آشکار ساز، وقتی ورودی p کاملاً برابر با وزنش باشد، مقدار یک را تولید می‌کند. مقدار بایاس b حساسیت نرون شعاعی را تعدیل می‌کند. برای مثال اگر نرون، مقدار بایاس برابر با $0/1$ داشته باشد، با فاصله $8/326$ ($0/8326/b$) بین بردار ورودی p و بردار وزن w ، مقدار خروجی آن برابر با $0/5$ خواهد شد.

شبکه‌های شعاعی شامل دو لایه هستند: یک لایه شعاعی پنهان با $S1$ نرون و یک لایه خطی خروجی با $S2$ نرون (شکل ۳-۹).



شکل (۳-۹): ساختار شبکه عصبی شعاعی [Demuth and Beale, 2002]

که در آن:

R تعداد عناصر بردار ورودی، $S1$ تعداد نرون‌ها در لایه ۱، $S2$ تعداد نرون‌ها در لایه ۲، a_1^j : آمین عنصر از $a1$ و $I^{IW_{1,1}}$: آمین سطر از بردار $IW_{1,1}$ است.

جعبه $\|dist\|$ در این شکل بردار ورودی p و بردار وزنی ورودی $IW_{1,1}$ را دریافت و برداری تولید می‌کند که دارای $S1$ عنصر است. این عناصر، فواصل بین بردار ورودی و عناصر $i^{IW_{1,1}}$ تشکیل شده از سطرهای ماتریس وزن ورودی است.

بردار بایاس $b1$ و خروجی $\|dist\|$ از طریق عملگر "*" که ضرب عنصر به عنصر را انجام می‌دهد، با هم ترکیب می‌شوند. خروجی لایه اول برای یک شبکه پیش‌خور net ، از طریق کد زیر حاصل می‌گردد:

$$a\{1\} = \text{radbas}(\text{netprod}(\text{dist}(\text{net.IW}\{1,1\},p),\text{net.b}\{1\}))$$

خوشبختانه مجبور نیستیم کدهایی مثل خط فوق را بنویسیم. تمام جزئیات این شبکه به صورت پیش‌برنامه وجود دارند. براحتی می‌توان فهمید این شبکه چگونه یک بردار ورودی p را به خروجی $a2$ تبدیل می‌کند. اگر یک بردار ورودی را به چنین شبکه‌ای بدهیم، هر نرون در لایه پنهان شعاعی، خروجی را با توجه به نزدیکی بردار ورودی به هر نرون بردار وزن، ارائه می‌دهد. نرونهای شعاعی دارای بردارهای وزن کاملاً متفاوت از بردار ورودی p ، خروجی نزدیک به صفر را می‌دهند. بنابراین ورودیهای کوچک فقط تاثیر جزئی بر روی نرونهای خروجی خطی دارند. در مقابل نرون شعاعی، با بردار وزن نزدیک به بردار ورودی p ، مقدار خروجی نزدیک به ۱ تولید می‌کند [Demuth and Beale,2002].

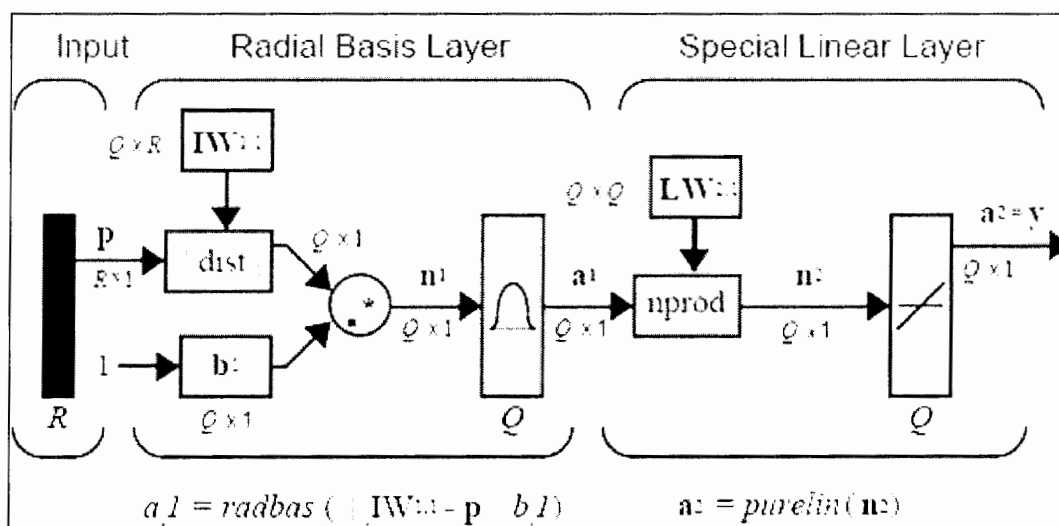
۳-۸ شبکه عصبی رگرسیون عمومی (GRNN)

GRNN را می‌توان به عنوان یک شبکه شعاعی نرمالیزه شده در نظر گرفت که برای هر واحد آموزشی یک نرون پنهان دارد [Rolon,2004]. این شبکه الگوریتم یادگیری تک گذر با ساختار موازی است که در سال ۱۹۹۰ توسط اسپچت^۱ اختراع شد [Artun et al,2005]. این شبکه قادر به تولید خروجی‌های پیوسته می‌باشد. این شبکه‌ها بر اساس تابع چگالی احتمال^۲ (pdf) پایه گذاری شده و از خصیصه‌های آن زمان آموزش سریع و مدل سازی توابع غیر خطی است. این شبکه حتی با داده‌های پراکنده در یک فضای اندازه‌گیری چند بعدی، تغییرات همواری از داده مشاهده‌ای را برای دیگر داده‌ها فراهم می‌کند. فرم

1 - Specht

2 - Probability density function(pdf)

الگوریتم این شبکه برای هر مسئله رگرسیونی در جایی که هیچ گونه فرضیاتی برای قضاوت خطی بودن وجود نداشته باشد می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد. این شبکه پارامترهای شبکه پس انتشار خطا را ندارد ولی در عوض فاکتور تعدیلی^۱ دارد که مقدار بهینه آن در طی چندین اجرا با توجه به میانگین مربعات خطا بدست می‌آید [Artun et al, 2005]. ساختار این شبکه شبیه به ساختار کلی شبکه شعاعی است فقط تفاوت جزئی در لایه دوم دارد شکل (۳-۱۰) [Demuth and Beale, 2002].



شکل (۳-۱۰): ساختار شبکه عصبی رگرسیون عمومی [Demuth and Beale, 2002]

۳-۹ مزایا و معایب شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی دارای مزایای زیر می‌باشند:

- ۱- شبکه‌های عصبی توان بالقوه‌ای برای حل مسائلی دارند که شبیه‌سازی آنها از طریق منطقی، تکنیک‌های تحلیلی و تکنولوژی‌های استاندارد نرم‌افزاری مشکل است.
- ۲- به دلیل پیشرفت‌های تکنیکی، از سرعت پردازش بالایی برخوردار شده است.

1 - Smooth factor

۳- گره‌های عصبی در مواقعی که شرایط تغییر می‌کند بسیار انعطاف‌پذیر هستند. همچنین نگهداری آنها بسیار ساده است.

۴- هر شبکه چند لایه، یک رابطه غیر خطی بین ورودیها و خروجیها را توسط اتصالات نرونها غیر خطی ایجاد می‌کند و احتیاج به هیچ نوع مفروضات در مورد اساس توزیع داده‌ها برای طراحی شبکه ندارد بنابراین محاسبات آماری لازم نمی‌باشد.

۵- ساختار موازی شبکه، آن را در محاسبات موازی توانا می‌کند. خسارت دیدن یک سری نرونها و اتصالات، باعث خسارت در کارایی همه شبکه نمی‌شود.

۶- توانایی یادگیری و تعمیم، قابلیت‌های دیگر شبکه هستند [Bhatt, 2002].

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

۱- به طور کلی، شبکه‌های عصبی مصنوعی در درون‌یابی عملکرد خوبی دارند ولی در برون‌یابی چندان قوی نیستند. آنها می‌توانند الگوهای را که قبلاً دیده‌اند تشخیص دهند و الگوهای میانی را نیز که ندیده‌اند، در حیطه توانایی خود قرار دهند. ولی الگوهای را 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.

۲- هر چه حجم داده‌های آموزشی افزایش یابد، زمان آموزش شبکه نیز افزایش می‌یابد. علاوه بر این انتخاب داده‌های آموزشی مناسب، تاثیر مستقیم بر راندمان آموزشی شبکه دارد.

۳- تاکنون 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.

۴- سیستم‌های شبکه‌های عصبی قادر به توضیح منطق و قاعده کار نیستند و اثبات درستی نتایج بسیار دشوار است چرا که در بسیاری از مسائل وزن‌های تعدیل شده قابل تفسیر نیستند. بنابراین منطقی که پشت تصمیم نهفته است را نمی‌توان روشن نموده و اثبات کرد.

۵- محاسبات شبکه‌های عصبی معمولاً محتاج به مقادیر زیادی داده برای آموزش و تست مدل است.

۳-۱-۶ عوامل کلیدی در کاربرد موفقیت آمیز شبکه‌های عصبی

مراحل ساخت یک مدل شبکه‌عصبی به منظور تخمین، طبقه‌بندی یا پیش‌بینی عبارتند از:

- ۱- شناخت متغیرهای ورودی و خروجی. ۲- نرمال کردن داده‌های ورودی و خروجی. ۳- انتخاب ساختار مناسب برای شبکه عصبی. ۴- آموزش با داده‌های آموزشی معرف. ۵- آزمودن شبکه با داده‌هایی که مستقل از مجموعه آموزشی و در صورت لزوم ادامه آموزش و تنظیم مثال‌های آموزشی، ساختار شبکه و پارامترهای آن.

اگر چه نیازی به دانستن دقیق کارکرد درونی شبکه‌های عصبی نیست، با این حال برای استفاده موفقیت آمیز از شبکه‌های عصبی رعایت موارد زیر ضروری است: انتخاب صحیح مجموعه آموزشی، ارائه داده‌ها به صورتی که توانایی تشخیص شبکه را ماکزیمم کند، تفسیر نتایج شبکه و درک جزئیات درون شبکه مانند ساختار آن و پارامترهای کنترل یادگیری. انتخاب صحیح اندازه لایه پنهان بسیار مهم است. هر چه تعداد نرون‌های لایه پنهان بیشتر شود قابلیت شبکه برای تشخیص الگو بیشتر می‌شود. این توانایی یک اشکال دارد و آن اینکه شبکه عصبی می‌تواند هر یک از مثال‌های آموزشی را به حافظه بسپارد. این مشکل را بیش‌برازشی می‌نامند. در حالی که هدف از به کارگیری شبکه‌های عصبی، تعمیم دادن بر اساس مجموعه آموزشی است نه حفظ آن. برای جلوگیری از این مشکل نباید لایه پنهان نرون‌های زیادی داشته باشد [Berry and Linoff, 1997]. معمولاً در لایه پنهان کمترین مقدار ممکن نرون‌ها که بتواند خطای شبکه را تا حد زیادی کاهش دهند قرار داده می‌شود [Singer and Kouda, 1996]. حال که با ساختار و چگونگی عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی تا حدودی آشنا شدیم در فصل بعد به کمک این شبکه‌ها به پیش‌بینی نفوذپذیری سازند می‌پردازیم.

فصل چهارم

تخمین نفوذپذیری با شبکه‌های
عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی
چند متغیره

۴-۱ مقدمه

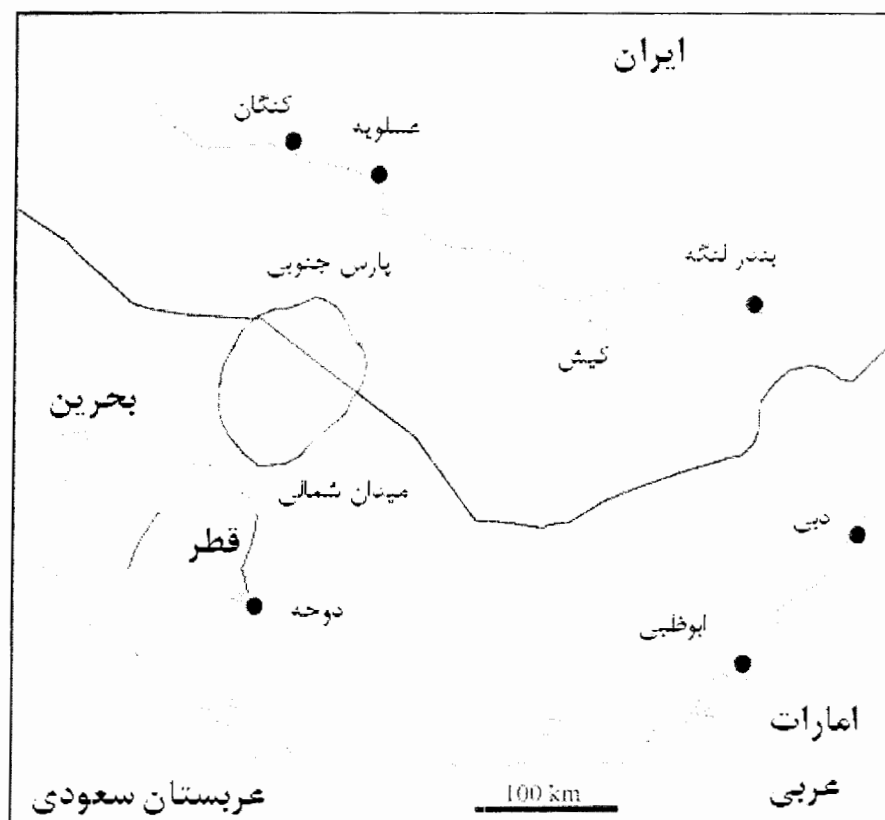
دقیق‌ترین روش برای بدست آوردن نفوذپذیری، آنالیز مغزه می‌باشد. ولی به علت مسائلی از قبیل شرایط چاه، هزینه بالای مغزه‌گیری، نمی‌توان در تمام فواصل چاه، مقادیر نفوذپذیری را با آنالیز مغزه اندازه‌گیری نمود. با توجه به اینکه داده‌های چاه‌نگاری برای همه چاه‌ها موجود می‌باشند ولی با این وجود هیچ نگاری به طور مستقیم قادر به اندازه‌گیری نفوذپذیری نیست. ولی بعضی از روشها برای محاسبه نفوذپذیری از نگارهای چاه از قبیل تخمین نفوذپذیری از طریق تخلخل و سیال غیر قابل استحصال [Kumar et al, 2000; Bhatt, 2002]، تخمین نفوذپذیری از طریق داده‌های تست چاه [Bhatt, 2002] و نفوذپذیری حاصل از نگار تشدید مغناطیسی هسته‌ای (NMR) [Bhatt, 2002]؛ [Tiab and Donaldsson, 2004] وجود دارند که هر کدام از این روشها مشکلات مربوط به خود را دارند [Bhatt, 2002].

بنابراین کار معمول در اینجا، ارتباط نگارهای چاه با نفوذپذیری در چاه‌های مغزه‌گیری شده با استفاده از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی است که می‌تواند برای فواصل و چاه‌های مغزه‌گیری نشده، استفاده گردد. از آنجائیکه در این بررسی از داده‌های منطقه پارس جنوبی استفاده می‌شود، ابتدا بحث مختصری در مورد زمین‌شناسی منطقه صورت می‌گیرد و سپس جهت تخمین نفوذپذیری به چگونگی طراحی شبکه عصبی مصنوعی و روش رگرسیون خطی چند متغیره و مقایسه نتایج آنها پرداخته می‌شود.

۴-۲ زمین شناسی منطقه

حوضه رسوبی آبهای فلات قاره ایران (خلیج فارس) بی شک بعنوان یکی از غنی‌ترین مناطق جهان از نظر تجمع مواد هیدروکربوری شناخته شده است و فعالیتهای شرکت‌های مختلف نفتی در گذشته که منجر به کشف میادین متعدد در این منطقه گردیده است موید این ادعا است، عوامل متعددی در بوجود آوردن وضعیت مناسب نفتی-گازی فوق سهمیم بوده‌اند که از آن جمله نهشته‌های رسوبی منسجم با ضخامت کافی، وجود سنگهای مادر، مخزن و پوششی با کیفیت خوب و مفید و بالاخره چند لایه بودن افقهای هیدروکربوری را می‌توان نام برد.

داده‌های جدید اکتشاف، جهت کشف آنومالی‌های جدید و مشخص نمودن بیشتر خصوصیات ساختمانی میادین مشکوفه موجود از سال ۱۳۶۷ توسط طرح اکتشاف و حفاری خلیج فارس در مدیریت اکتشاف شرکت ملی نفت ایران با عملیات لرزه نگاری در یکسری مناطق از پیش تعیین شده شروع گردید. داده های اول برداشتهای لرزه‌نگاری منحصر به محدوده آبهای میانی و به موازات خط مرزی در خلیج فارس اختصاص یافت، نتیجه برداشتهای اولیه، کشف پدیده‌های مثبت زمین شناسی متعدد در مناطق مختلف بوده که از آنها ساختمان زمین شناسی پارس جنوبی که ادامه یال شمالی میدان عظیم گازی شمال قطر است می‌باشد. شکل (۴-۱) موقعیت جغرافیایی این میدان را نشان می‌دهد. داده های دوم عملیات لرزه‌نگاری که در سالهای ۶۹-۱۳۶۸ در مناطق مختلف دیگر من جمله بخش شمال شرقی ساختمان پارس جنوبی انجام پذیرفت ابعاد گسترده‌تر از وسعت میدان مزبور را در اختیار گذاشت.



شکل (۴-۱): موقعیت جغرافیایی میدان پارس جنوبی [رحیمی، ۱۳۸۱]

بر اساس اطلاعات حاصله از برداشتهای لرزه‌نگاری، حفاری اولین چاه اکتشافی در منطقه قله‌ای ساختمان، نزدیک به خط میانی آبهای خلیج فارس در سال ۷۰-۱۳۶۹ حفاری و در عمق ۳۵۲۲ متری حفاری در رسوبات ماسه‌سنگی فراقون به پایان رسید و نتیجه بررسیهای حفاری و آزمایشات بهره‌دهی، وجود مواد هیدروکربوری در طبقات چهارم (نفت آسفالتی - قیر)، داریان، گدوان، فهلان (نفت)، سورمه بالائی (نفت سنگین) و مقادیر عظیمی از هیدروکربورهای گازی در سازندهای کنگان و دالان را مشخص نمود.

۴-۲-۱ زمین‌شناسی ساختمانی

ساختمان زمین‌شناسی پارس جنوبی گنبدی شکل با یالهای ملایم بوده که این خود تشکیل دهنده یکی از چند قله ساختمانی برآمدگی قطر- پارس جنوبی بر روی پلاتفرم کربناته منطقه خاورمیانه می‌باشد.

بخاطر اختلاف ارتفاع بنیادی در منطقه میانی خلیج فارس بین برآمدگی قطر-پارس جنوبی و حوضه‌های رسوبی جانبی، طبقات حفاری شده در چاه‌های مجاور ضخیم‌تر می‌باشند. جهت و امتداد ساختمان، شمال شرق-جنوب غرب و یال جنوب شرقی آن دارای شیبی ملایم و یال شمال غرب دارای شیب تندتری می‌باشد [رحیمی، ۱۳۸۱].

۴-۲-۲ سن و سنگ‌شناسی سازندها

سازندهای موجود در منطقه به ترتیب سن از جدید به قدیم به ترتیب زیر می‌باشد:

رسوبات عهد حاضر و گروه فارس: سنگ‌شناسی این رسوبات شامل آهک‌های سفید، کرم رنگ و سفید خاکستری همراه با خرده‌های فسیل با تناوبی از لایه‌های انیدریت و ژیپس سفید رنگ می‌باشد که به طرف قاعده آن بر میزان رسوبات تبخیری افزوده می‌شود.

- سازند آسماری-چهرم: این سازند از آهک‌های کرم، سفید متخلخل و آهک‌های دولومیتی بامنشاء آلی تخریبی و خاکستری کمی رس‌دار و نیز دولومیت‌های قهوه‌ای با بلورهای ریز و درشت که در قسمت تحتانی با کانی گلوکونیت همراه است، تشکیل شده است، در قسمت قاعده درصد کمی از چرت در آهک‌ها و دولومیت‌ها دیده می‌شود.

میوسن پائینی - پالتوسن

- سازند ساچون: این سازند با ظاهر شدن انیدریت سفید سخت و دولومیت انیدریتی شروع می‌شود و درصد کمی انیدریت در سراسر سازند وجود دارد، این سازند کلاً از دولومیت سفید و سفید مایل به خاکستری متبلور و سخت گاهی انیدریتی تشکیل شده که بطرف قاعده به دولومیت قهوه‌ای بلورین تبدیل می‌گردد.

اوسن پائینی، پالتوسن پائینی

- سازند سروک: بطور کلی این سازند از آهک‌های کرم و قهوه‌ای روشن با بلورهای دانه متوسط و آهک‌های دانه‌ریز با منشاء آلی تخریبی تشکیل شده است که بتدریج در قاعده با مقداری شیل همراه می‌باشد، این

سازند در قسمت میانی و تحتانی از دو بخش جداگانه به شرح زیر تشکیل شده است.

- ۱- بخش احمدی: این بخش از مارن خاکستری، خاکستری سفید چسبنده و شیل خاکستری با لایه‌های آهکی رس‌دار تشکیل شده که در قاعده مجدداً، تبدیل به شیل و مارن می‌شود.
- ۲- بخش مادود: این بخش از آهک‌های کرم‌رنگ و قهوه‌ای روشن با منشاء آلی تخریبی دانه ریز تشکیل شده است. سازند سروک در نبود رسوبات کرتاسه فوقانی (لافان و ایلام) بطور دگرشیب در زیر رسوبات بالائی خود قرار گرفته است.

سنومانین

- سازند کژدمی: این سازند از شیل قهوه‌ای تا قهوه‌ای تیره، سبز روشن آهکی و متورق تشکیل شده که در قاعده آن یک لایه ماسه‌سنگ خاکستری و قهوه‌ای با دانه بندی متوسط تا درشت گلوکونیتی قرار گرفته است. لایه ماسه‌سنگی فوق معادل ماسه‌سنگ بورگان می‌باشد که در حوضه‌های جنوبی و غربی خلیج فارس دارای شرایط مخزنی مناسبی می‌باشد. سازند کژدمی بطور دگرشیب بر روی رسوبات کرتاسه تحتانی قرار گرفته است.

آلبین

- سازند داریان: شروع این سازند با ظاهر شدن آهک‌های کرم و قهوه‌ای رنگ متراکم و سخت متخلخل با منشاء آلی و تخریبی می‌باشد، کلاً از آهک‌های فوق و آهک‌های سفید خاکستری رسی به همراه لایه‌های نازکی از مارن و شیل که بطرف قاعده مجدداً از آهک‌های ریز بلور می‌باشد، تشکیل شده است.

آپتین

- سازند گدوان: این سازند عمدتاً از آهک‌های روشن خاکستری، کرم‌رنگ دانه‌ریز سخت و تا حدودی رس‌دار تشکیل شده، که بطرف قاعده آهک‌های کاملاً رسی همراه با لایه‌های نازک شیل و مارن دیده می‌شود. در قسمت میانی این سازند بخش خلیج قرار دارد که دارای خصوصیات مخزنی مناسب می‌باشد.

- سازند فهلپان: این سازند با آهک خاکستری نخودی ترشیری و گاهی خاکستری و سفید خاکستری سیلیت‌دار و آهک قهوه‌ای روشن دانه‌ریز تا متوسط شروع می‌شود و از آهک‌های فوق و آهک کرم‌رنگ آلی

تخریبی و بیتومن‌دار و سفیدالیتی تشکیل شده که بطرف قاعده آهک به دولومیتی قهوه‌ای روشن تغییر می‌یابد.

نئوکومین

- سازند هیث: شروع این سازند با پیدایش انیدریت سفید رنگ مشخص می‌شود و متشکل از تناوبی از لایه‌های انیدریت سخت، بلورین و دولومیت نخودی رنگ سخت و متراکم انیدریتی.

ژوراسیک بالائی

- سازند سورمه: با شروع اولین لایه دولومیت قهوه‌ای روشن تا قهوه‌ای خاکستری زیر آخرین لایه انیدریت قاعده سازند هیث، سازند سورمه مشخص می‌باشد. سپس دولومیت‌هایی به رنگ خرمائی، نخودی، خاکستری و دولومیت متبلور و متخلخل بدون مواد رسی گاهی همراه با مواد آسفالتی در نمونه‌های بدست آمده دیده می‌شود. در ادامه حفاری، این سازند شامل سنگ‌های آهکی سفید متمایل به کرم روشن، گچی و مقداری دولومیتی همراه با سنگ‌های آهکی سخت متبلور آواری آلی می‌باشد. "بخش ماند" در این سازند از آهک‌های سفید خاکستری کرم‌رنگ تمیز و به تدریج آهک‌های رس‌دار و لایه‌های نازک شیل و آهک‌های آواری تشکیل شده و در ادامه، بخش شیلی پائین سورمه که شامل آهک‌های رس‌دار و لایه‌های شیل می‌باشد و بالاخره در انتها لایه لیتیوتیس که از دولومیت‌های قهوه‌ای روشن متمایل به خاکستری دانه شکری سخت و کریستالین تشکیل شده سازند سورمه را از نیریز جدا می‌سازد.

ژوراسیک میانی (دوگر)

- سازند نیریز: این سازند با تناوبی از مارن خاکستری تیره و نرم و آهک‌های خاکستری رس‌دار و شیل‌های خاکستری تا سیاه رنگ متورق نیمه سخت گاهی آهک‌دار تشکیل یافته است، این سازند بطور دگرشیب بر روی سازند دشتک قرار گرفته است.

ژوراسیک تحتانی (لیاس)

- سازند دشتک: بطور کلی این سازند با تناوبی از سنگ‌های کربناته، انیدریت و شیل تشکیل شده و سنگ‌های شمالی آن به شرح زیر است:

در چاه شماره ۴ از دولومیت سفیدار تا بخش تبخیری "C" بدلیل فرسایش و دگرشیب از بین رفته و در شروع به ترتیب شامل دولومیت دانه‌ریز سخت قهوه‌ای تا خاکستری و همچنین سنگ آهک خاکستری روشن تا تیره گاهی همراه با رس می‌باشد، قسمت‌های زیر در سازند دشتک قابل تشخیص است:

بخش تبخیری "B" از انیدریت سفید متبلور، انیدریت دولومیتی سفید و قهوه‌ای روشن، دولومیت انیدریتی به رنگ سفید مایل به خاکستری و سبز رنگ تشکیل شده است. و بخش "A" از شیل‌های خاکستری و تیره، سنگ رس به رنگ‌های سبز و خاکستری و دولومیت قهوه‌ای نخودی و قهوه‌ای تشکیل شده است.

تریاس

- سازند کنگان: با ظاهر شدن اولین لایه دولومیت نخودی مایل به خاکستری رس‌دار در زیر شیل‌های آغار شروع سازند کنگان مشخص می‌شود. در چاه پارس جنوبی شماره ۴ سازند کنگان به دو بخش تقسیم‌بندی شده است.

الف- بخش فوقانی (بخش A): شامل دولومیت خاکستری-نخودی مایل به خاکستری، بلورین و تخریبی آلی و لایه‌های نازکی از شیل به رنگ‌های سبز و سبز مایل به خاکستری می‌باشد.

ب- بخش گازدار (بخش B): بطور کلی این بخش شامل سنگ آهک و آهک دولومیتی سفید و سفید مایل به نخودی تا قهوه‌ای روشن بلورین شبه تخمکی متخلخل و تخریبی آلی تشکیل شده است. این قسمت دارای تخلخل مناسبی می‌باشد و یکی از بخش‌های مهم گازده سازند کنگان می‌باشد.

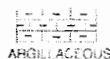
تریاس پائینی

سازند دالان: شروع این سازند از آهک دولومیتی سفید و قهوه‌ای روشن نسبتاً سخت، کمی رس‌دار و همراه با مواد قیری می‌باشد و با ظاهر شدن سنگ‌واره‌های پرمین مشخص می‌شود و شامل سه بخش می‌باشد که در چاه پارس جنوبی شماره ۴ فقط دالان فوقانی حفاری گردیده است. و از دو واحد "C" و "D" به شرح زیر تشکیل شده است.

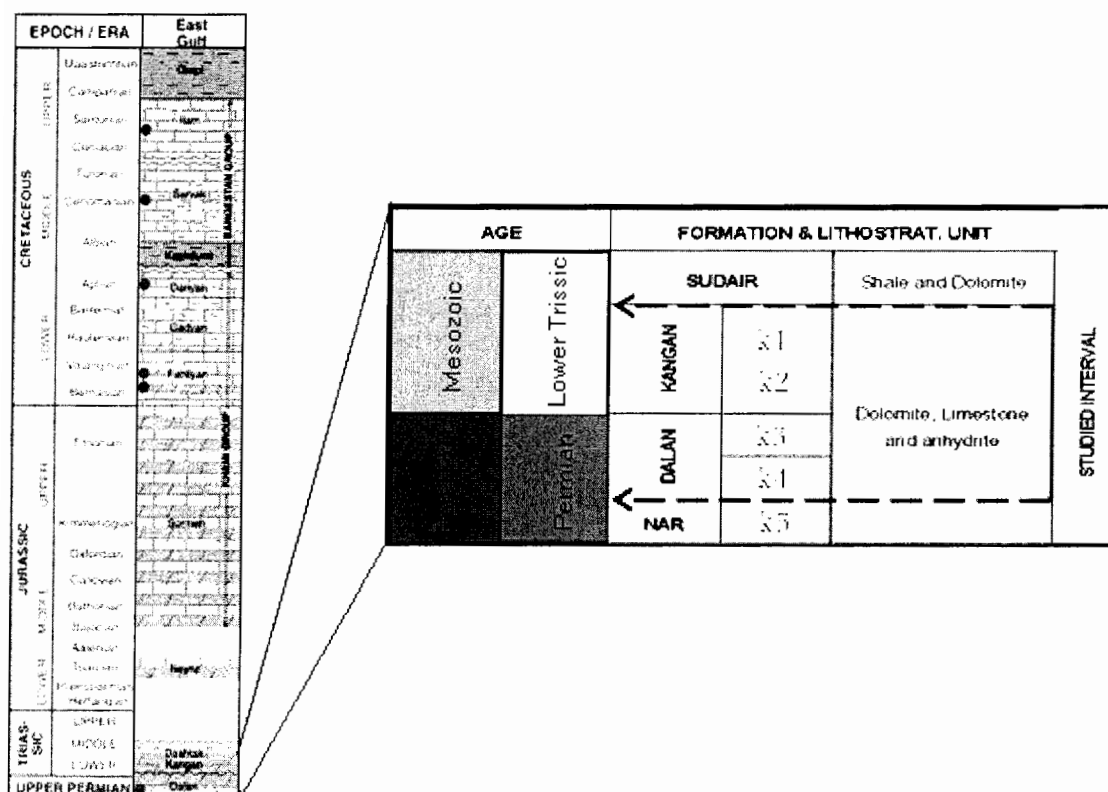
واحد "C": شامل دولومیت کرم‌رنگ نسبتاً سخت و دولومیت قهوه‌ای تیره بلورین تخمکی و آهک قهوه‌ای روشن و تیره آهک خاکستری تیره رس‌دار میکريت در بعضی قسمت‌ها تخریبی همراه با لایه‌های نازک شیل که در انتها به آهک نخودی خاکستری و نخودی قهوه‌ای بلورین سنگ‌واره‌دار تبدیل می‌گردد. واحد "D" (بخش گازدار سازند دالان): قسمت عمده این بخش از سنگ آهک نخودی تا خاکستری و قهوه‌ای روشن با منشاء تخریبی آلی اوولیتی با تخلخل زیاد و آهک قهوه‌ای خاکستری ریز بلور و مواد آلی و همچنین دولومیت قهوه‌ای روشن با منشاء آلی تخریبی متخلخل تشکیل شده است [رحیمی، ۱۳۸۱]. در شکل (۲-۴) سن و سنگ‌شناسی سازندهای پارس جنوبی و در شکل (۳-۴)، سن و سنگ‌شناسی سازندهای کنگان و دالان به دلیل وجود سنگ مخزن در این دو سازند و استفاده از داده‌های این دو سازند برای طراحی شبکه عصبی، به صورت بارزتر آورده شده است.

GEOLOGIC AGE	GRP/FORMATION	LITHOLOGY	LITHO-DESCRIPTION	ENVIRONMENT OF DEPOSITION
QUATERNARY	BOTTOM SEDIMENT			
TERTIARY	PLIOCENE-MIOCENE	FARS	Limestones: White milky, anhydrite, organo dental glauc. with dolomite, white, fusateiferous wuggy and microporcelaine poroids Fossil: Echinodactyl, Gastropod, Bryozoa	
	MIOCENE-OLOGCENE	ASMARI	Limestones: Milky, dolomite, anhydrite, Eumicous, wuggy porosity Fossil: Valvuloid, Puzosia sp., Rotulus sp.	SHALLOW SHELF
	COGENSE-PALEOCENE	JAHRUM	Dolomite: White milky crystalline sugary anhydrite, Limestone: White med hard anhydrite, traces of Argillat	
CRETACEOUS	MIDDLE	WASIA (SARVAK)	UPPER SARVAK Limestones: White cream med hard dolomite, wickered, as Fossil: Nautiloid, Gerythina sp., Alveolina sp., Cibicides sp.	DEEP - SHALLOW
		AHMADI	Mari: Gray soft sticky, Limestone: hard light brown dolomite med hard coarse	SHELF
		MAUDUD	Limestones: White cream bioclastic, dolomite med hard, Mari: gray, Shales: greenish gray	
	LOWER	KAZHDUM (NAHR UMR)	Interbedded Shales, limestones and sandstones Shales: Gray, brownish gray, soft to med hard Sandstones: light brown fine grained, poorly sorted, argillat to sandy, spherulic Fossil: Columnaria sp., Planorbis, Astartina sp., Cibicides sp.	DEEP-SHALLOW SHELF
		GARTYAN (SHUTAIKA)	Dolomite: Dark brown sugary med to coarse crystal, brittle, good porosity, med to hard Limestones: light gray brownish crystalline and shale, brown gray soft and brittle Fossil: Salpingopora, Dentalia, Chonetina, Corbula, Chonetella sp., Chonetes sp.	SHALLOW SHELF
		GADVAN	Alternate of shales to marls and limestones Fossil: Lophospira, Amboco, Chonetella, Chonetes, Lophospira sp.	DEEP SHELF
		FARSIYAN	Limestones: White cream calcareous, pale med hard, interbedded with shales, gray green, Pervy-shalocrystalline and fractures Fossil: Psittacocrinus sp., Trilobites sp., Salpingopora sp.	SHALLOW SHELF
	UPPER	HITH	Anhydrites: White green crystalline soft to med hard, interbedded with Dolomites: Brown med to coarse crystalline calcic, compact and hard, not shales	SHALLOW SHELF
JURASSIC		ARAB	Interbedded Dolomite, limestones with Anhydrites, Gerythina as above, with med oil and asphalt residue	
	MIDDLE	SURMEH	Limestones: interbedded w/ dolomites and anhydrites Limestones: Green, white, porous med hard bioclastic, oolitic crystal to sugary texture and hard Dolomites: light brown, sugary to fine crystalline, slightly congl, med to hard, of heavy dol. Fossil: Crinoidal, puzosia, Tricrinura sp., Pteridoceras sp., Kumbusia jurassica	SHALLOW SHELF
	LOWER	NEYRIZ	Limestones: Cream to gray to light brown argillaceous med hard dolomite	SHALLOW SHELF
TRIASSIC	LATE-MID	DASHTAK	Dolomites, Anhydrites, shales, clay and limestones	LAGOONAL
	EARLY	KANGAN	Dolomites: tan to white, translucent med hard to hard, microporcelaine, occasionally argillaceous Limestones: White, off white to light brown med to hard, med to heavy, microporcelaine, occasionally argillaceous Fossil: Nannolostegina sp., Linnoceras sp., Puzosia sp., Argosia	MARINE TO LAGOONAL
PERMIAN	EARLY	DALAN	Sandstones: interbedded w/ limestones and shales Limestones: tan to white, translucent med hard to hard, microporcelaine, occasionally argillaceous Fossil: Nannolostegina sp., Linnoceras sp., Puzosia sp., Argosia	MARINE TO LAGOONAL
	LATE	FARAGHAN	Sandstones: interbedded w/ limestones and shales Sandstones: Light sand grains and muddy	MARINE PLATFORM

LEGEND :



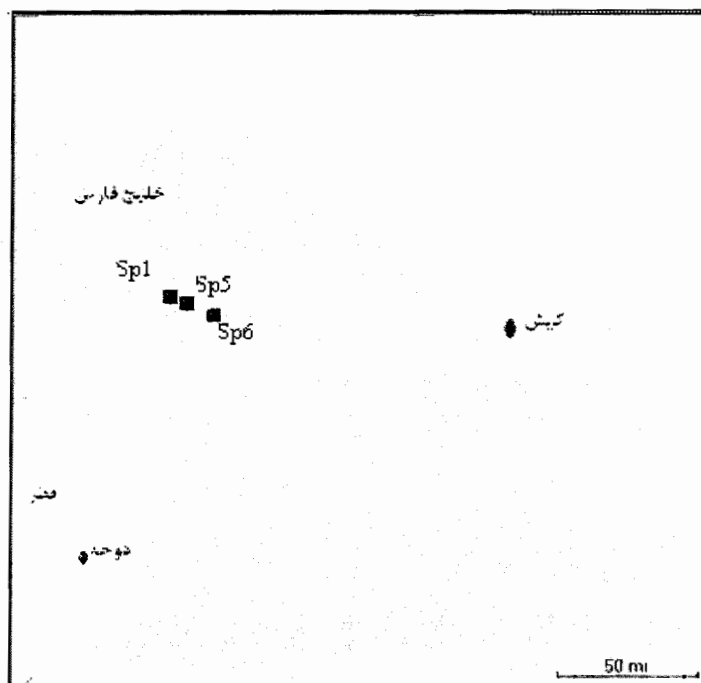
شکل (۴-۲): سن و سنگ شناسی (چینه‌شناسی) سازندهای پارس جنوبی [رحیمی، ۱۳۸۱]



شکل (۳-۴): ستون چینه شناسی سازند کنگان و دالان در میدان پارس جنوبی [رحیمی، ۱۳۸۱]

۳-۲-۴ چاه‌های مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه، مربوط به سازندهای کنگان (K1, K2) و دالان (K3, K4)، میدان هیدروکربوری پارس جنوبی می‌باشد. چاه‌های مورد بررسی چاه‌های SP1، SP5 و SP6 هستند که در آنها مغزه‌گیری و آنالیز مغزه انجام گرفته و در شکل (۴-۴) موقعیت قرارگیری چاه‌های مورد نظر در میدان مشاهده می‌گردد.



شکل (۴-۴): موقعیت قرارگیری سه چاه مورد بررسی در میدان پارس جنوبی [رحیمی، ۱۳۸۱]

در جدول (۴-۱) عمق شروع هر کدام از قسمت‌های K1، K2، K3 و K4، سازند کنگان و دالان در سه چاه مورد مطالعه آورده شده است.

جدول (۴-۱): عمق شروع و خاتمه قسمت‌های K1، K2، K3 و K4 سازند کنگان و دالان (به متر) [رحیمی، ۱۳۸۱]

سازند		SP1	SP5	SP6
کنگان	کنگان K1	۲۵۶۳	۲۷۵۵	۲۶۱۵
	کنگان K2	۲۶۷۲	۲۸۶۴	۲۷۲۰
دالان	دالان K3	۲۷۱۶	۲۹۰۶	۲۷۷۰
	دالان K4	۲۸۳۴-۲۹۷۸	۳۰۲۹-۳۱۸۰	۲۸۹۳-۳۰۵۰

داده‌هایی که برای طراحی شبکه عصبی و روش رگرسیون خطی چند متغیره لازم می‌باشند، نگارهای چاه (ورودیها) و نفوذپذیری مغزه (خروجی) هستند. نگارهای ثبت شده در اکثر چاههای منطقه شامل، نگار صوتی (DT)، نگار گاما (GR)، نگار نوترون اصلاح شده (NPHI)، نگار چگالی (RHOB)، نگار مقاومت ویژه کروی میکرو (MSFL)، نگار مقاومت ویژه القایی عمیق (LLD)، نگار مقاومت ویژه القایی کم عمق (LLS)، نگار شاخص فتوالکتریک (PEF) هستند که در فصل دوم در مورد آنها بحث گردید. داده مغزه مد نظر در اینجا نفوذپذیری افقی (KH) و نفوذپذیری قائم (KV) است که برای شبکه و روش رگرسیون خطی چند متغیره از لگاریتم آن دو (LKH و LKV) استفاده می‌گردد. از داده‌های دیگر که مورد استفاده می‌باشند، موقعیت چاهها شامل طول جغرافیایی (X)، عرض جغرافیایی (Y) و عمق (depth) می‌باشند. قبل از بکارگیری این داده‌ها برای شبکه عصبی باید آنها را آماده سازی نمود.

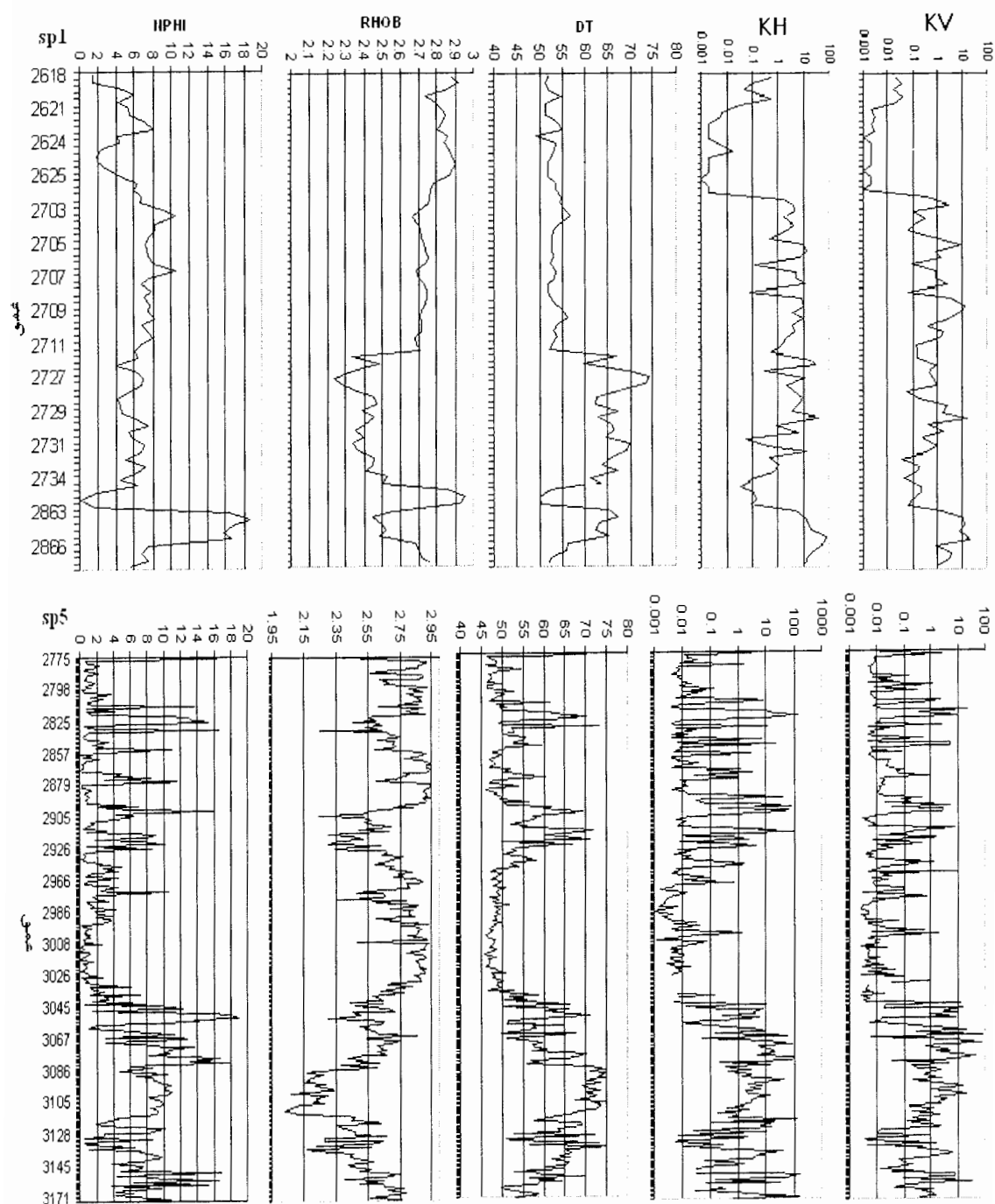
۴-۳ آماده‌سازی داده‌ها

آماده‌سازی داده‌ها اغلب پیچیده‌ترین بخش کاربرد شبکه‌های عصبی است. بخشی از این پیچیدگی به انتخاب حالات تحقق یافته‌ای که الگوی صحیح را در اختیار بگذارند بر می‌گردد. بخش دیگر به تغییر مقیاس داده‌های آموزشی (نرمال کردن ورودی‌ها و خروجی‌ها) بر می‌گردد. بهترین وضعیت برای شبکه‌های عصبی هنگامی است که تمام ورودی‌ها و خروجی‌ها در بازه‌ای مثل صفر تا یک و یا منفی یک تا یک باشند. یکی از دلایل تاکید بر نرمال کردن داده‌ها در این دو بازه، این است که توابع محرک (مانند تابع سیگموئیدی یا تانژانت هایپربولیک) نمی‌توانند بین مقادیر خیلی بزرگ فرق بگذارند. این امر آموزش شبکه را با مشکل مواجه می‌سازد [Berry and Linoff, 1997]. در این مطالعه از داده‌های چاه‌های SP1، SP5 و SP6 مربوط به دو سازند کنگان و دالان میدان هیدروکربوری پارس جنوبی برای طراحی و تعمیم شبکه استفاده شد. با توجه به اینکه آنالیز مغزه در عمق‌های خاصی (امکان مغزه‌گیری سالم) صورت گرفته، در ابتدا مقادیر نفوذپذیری با نگارهای چاه با توجه به عمق مشترک (عمق‌های جدول ۴-۱)، در یک فایل جداگانه مرتب گردید که نمونه‌ای از آن در جدول (۴-۲) دیده می‌شود.

جدول (۴-۲): نمونه‌ای از فایل مرتب شده اولیه داده‌ها

core depth	Log depth	GR(GAPI)	DT(US/T)	RHOB(G/CC)	NPHI(%)	PEF(U)	MSFL(OH)	LLD(OHMM)	LLS(OHMM)	KH(mD)	KV(mD)	LKH	LKV
2777.08	2777.022	13.122	46.238	2.917	0.7	4.226	702.157	301.74	266.879	0.016	0.009	-1.7959	-2.0458
2778.05	2778.089	13.393	47.496	2.92	0.9	4.64	124.788	72.216	68.284	0.015	0.011	-1.8239	-1.9586
2779.1	2779.156	14.977	48.428	2.865	2.3	3.797	40.325	61.084	56.682	0.036	0.008	-1.4437	-2.0969
2781.63	2781.594	15.548	46.772	2.635	0.6	12.679	10.18	269.41	162.193	0.008	0.006	-2.0969	-2.2218
2785.78	2785.708	16.98	49.302	2.888	1	3.943	555.287	56.337	51.183	0.008	0.006	-2.0969	-2.2218
2788.62	2788.604	10.895	47.025	2.893	0.7	3.799	45.736	231.353	214.655	0.006	0.006	-2.2218	-2.2218
2789.96	2789.975	12.422	46.579	2.873	0.8	4.153	105.601	315.879	292.738	0.004	0.006	-2.3979	-2.2218
2790.79	2790.737	12.268	47.191	2.626	0.6	8.611	0.592	246.75	209.059	0.01	0.008	-2	-2.0969
2792.64	2792.566	11.24	47.419	2.687	1.8	7.761	0.623	658.226	463.242	0.007	0.152	-2.1549	-0.8182
2794.67	2794.7	11.97	46.336	2.924	0.7	3.73	713.542	297.471	261.27	0.01	0.042	-2	-1.3768
2796.68	2796.68	14.691	49.583	2.913	1.4	4.124	1772.808	42.438	48.532	0.022	0.005	-1.6576	-2.301
2800.39	2800.338	25.079	49.175	2.793	3.8	4.544	1.136	43.44	52.426	0.133	0.008	-0.8761	-2.0969
2803.87	2803.843	11.08	48.163	2.89	1.3	4.212	104.137	239.485	207.615	0.053	0.006	-1.2757	-2.2218

تغییرات بعضی از نگارها در مقابل عمق برای دو چاه SP1 و SP5 برای دو سازند کنگان و دالان با توجه به عمق شروع و خاتمه دو سازند، در شکل (۴-۵) آمده است. در ادامه با توجه به اختلاف عمق بین داده‌های مغزه و داده‌های نگار و همچنین عدم تطابق لازم نگارهای مرتبط با نفوذپذیری یک سری داده‌ها حذف گردید (داده صحیح کمتر، بهتر از داده‌های زیاد همراه با خطا) و در نهایت ۳۱۶ داده (الگو) برای این دو سازند در سه چاه مورد بررسی، برای طراحی شبکه و روش رگرسیون خطی چند متغیره آماده گردید. سپس ماتریس همبستگی بین متغیرهای مستقل (نگارهای چاه) و متغیر وابسته (لگاریتم نفوذپذیری) - چون بعد از بررسی آماری مشخص شد نگارها با نفوذپذیری رابطه لگاریتمی دارند - توسط نرم افزار SPSS [Foster, 1993] همان طور که در جدول (۴-۳) مشاهده می‌گردد، تشکیل گردید تا همبستگی نگارها با نفوذپذیری مشخص گردد. با توجه به ماتریس همبستگی بین متغیرها، ورودی‌های لازم برای شبکه و روش آنالیز رگرسیون خطی چند متغیره می‌توانند انتخاب گردند. که می‌توان آنها را در محیط برنامه نویسی برای طراحی شبکه به طور دلخواه مرتب نمود. ورودی شبکه می‌تواند ماتریسی از بین متغیرهای طول جغرافیایی (X)، عرض جغرافیایی (Y)، عمق (depth)، نگار صوتی (DT)، نگار گاما (GR)، نگار نوترون اصلاح شده (NPHI)، نگار چگالی سازند (RHOB)، نگار مقاومت ویژه کروی میکرو (MSFL)، نگار مقاومت ویژه القایی عمیق (LLD)، نگار مقاومت ویژه القایی کم عمق (LLS)، نگار شاخص فتوالکتریک (PEF) باشد. خروجی شبکه هم ماتریس تک سطری یا تک ستونی از لگاریتم نفوذپذیری (افقی یا قائم) است که می‌توان آنها را در محیط برنامه نویسی به طور دلخواه مرتب نمود.



شکل (۴-۵): تغییرات بعضی از نگارهای چاه و نفوذپذیری دو سازند کنگان ودالان در مقابل عمق برای دو چاه sp1 و sp5

جدول (۳-۴): ماتریس ضرایب همبستگی بین متغیرهای مستقل و لگاریتم نفوذپذیری

	LKH	LKV	X	Y	Z	GR	DT	RHOB	NPHI	PEF	MSFL	LLD	LLS
LKH	1												
LKV	.957	1											
X	-.112	-.161	1										
Y	.110	.162	-.999	1									
Z	.285	.258	.655	-.655	1								
GR	-.015	.028	.219	-.216	.490	1							
DT	.742	.751	-.025	.026	.347	.088	1						
RHOB	-.664	-.659	-.011	.010	-.397	-.182	-.915	1					
NPHI	.820	.848	-.110	.107	.240	.167	.746	-.615	1				
PEF	.125	.098	.125	-.119	.361	.210	.350	-.576	.009	1			
MSFL	-.318	-.311	.072	-.070	-.164	-.259	-.327	.401	-.318	-.236	1		
LLD	-.106	-.100	.107	-.110	.106	-.041	-.153	.169	-.101	-.078	.274	1	
LLS	-.206	-.187	.077	-.078	-.023	-.102	-.239	.248	-.203	-.115	.235	.767	1

با توجه به جدول ۳-۴ می‌توان به همبستگی مثبت بالا بین لگاریتم نفوذپذیری و نگارهای صوتی، نوترون اصلاح شده و همبستگی منفی بالا بین لگاریتم نفوذپذیری و نگار چگالی پی برد. نگارهای دیگر دارای همبستگی متوسطی با نفوذپذیری می‌باشند.

۴-۴ برنامه‌نویسی کامپیوتری

به منظور ایجاد شبکه و استفاده از آن می‌توان از زبان‌های برنامه‌نویسی مختلف، بهره برد. در این مطالعه برای نوشتن شبکه، از جعبه ابزار^۱ شبکه عصبی در نرم‌افزار مطلب^۲ استفاده گردید. چون دستورات شبکه به صورت پیش برنامه در این نرم‌افزار وجود دارند. بعد از فراخوانی داده‌ها در محیط m.file نرم افزار، برای نرمال کردن داده‌ها در بازه ۱ تا -۱ از دستور [Demuth and Beale,2002]premnmx در

طراحی شبکه پس انتشار (BPNN)، و شبکه GRNN استفاده گردید که از فرمول $p_n = 2 \frac{p - p_{\min}}{p - p_{\max}} - 1$

برای نرمال کردن استفاده می‌کند که p داده اولیه و p_n داده نرمال شده است. البته در این مطالعه فقط

1 - Toolbox

2 - Matlab

ورودی‌های شبکه نرمال شد و خروجی‌ها به همان حالت اولیه یعنی لگاریتم نفوذپذیری بود. نرمال نکردن خروجی به دو دلیل انجام نگرفت، اولاً لگاریتم گرفتن از مقادیر اولیه نفوذپذیری خود نوعی نرمال کردن می‌باشد که در بازه‌ای متفاوت از ۱ تا ۱- است، و دلیل دیگر این است که اگر خروجی نرمال شود، بعد از آموزش و تعمیم، نتایجی که شبکه پیش‌بینی می‌کند داده‌های نرمال شده است و باید با توجه به داده‌های آموزشی به حالت عادی برگردانده شود که خالی از اشکال نیست و باعث افزایش خطا خواهد گردید. نمونه‌ای از فایل داده‌های نرمال شده ورودی، در جدول (۴-۴) آمده است.

جدول (۴-۴): نمونه‌ای از فایل نرمال شده داده‌های ورودی که به صورت تصادفی از داده‌های موجود انتخاب شده

Z	-0.43475	-0.42715	-0.41846	-0.4038	-0.36471	-0.33919	-0.33484	-0.33159	-0.2648	-0.23765
GR	-0.59128	-0.4962	-0.46693	-0.39353	-0.51086	-0.69595	-0.07656	-0.63305	-0.81517	-0.64346
DT	-0.95727	-0.84718	-0.93043	-0.80325	-0.78912	-0.8605	-0.73976	-0.85286	0.063389	-0.65762
RHOB	0.94424	0.81818	0.26061	0.87394	0.93455	0.87879	0.80121	0.87152	-0.17576	0.33091
NPHI	-0.94553	-0.82101	-0.95331	-0.92218	-0.89105	-0.89883	-0.7821	-0.92218	0.12062	-0.89883
PEF	-0.85359	-0.94766	1	-0.91564	-0.87595	-0.85666	-0.9288	-0.9459	-0.72026	-0.31722
MSFL	-0.29806	-0.96001	-0.99016	-0.44496	0.77277	-0.89618	-0.9551	-0.90034	-0.99753	-0.99722
LLD	-0.93265	-0.98674	-0.93992	-0.9878	-0.99093	-0.94664	-0.99037	-0.96112	-0.9942	-0.94637
LLS	-0.92787	-0.98519	-0.95628	-0.9867	-0.98743	-0.94384	-0.9875	-0.95851	-0.99889	-0.95562

با توجه به این که مسئله مورد بررسی، انتخاب تشخیص الگو و تقریب تابع است و مجموعه داده‌های آموزشی در محدوده وسیعی تغییر می‌کنند، بهترین شبکه برای انجام این کار همان شبکه چند لایه با قانون پس انتشار خطا است که دستورات مربوط به آن به صورت پیش برنامه وجود دارد. البته در ادامه کار از شبکه عصبی رگرسیون عمومی (GRNN)، نیز برای پیش‌بینی استفاده گردید.

۴-۵ طراحی شبکه عصبی پس انتشار خطا

به منظور طراحی شبکه بهینه از دو روش توقف سریع و منظم سازی استفاده گردید. در روش توقف سریع از تعداد ۳۱۶ داده (الگو) موجود، حدود ۵۰ درصد به صورت تصادفی به عنوان داده‌های آموزشی و حدود ۳۰ درصد به عنوان داده‌های تست (که در داده‌های آموزش نبودند) و حدود ۲۰ درصد به عنوان داده‌های اعتبارسنجی (که در داده‌های آموزش نبودند) انتخاب شدند. برای روش منظم سازی نیز از

داده‌های آموزش و تست روش توقف سریع استفاده گردید. علت انتخاب درصد بالای داده‌ها برای آموزش این است که شبکه الگوهای حاکم بر ورودی و خروجی‌ها را ببیند و خود را با شرایط متفاوت تطبیق دهد. شبکه به کمک داده‌های آموزش تعلیم می‌بیند و در حین آموزش با سری داده‌های اعتبارسنجی مورد آزمایش قرار می‌گیرد تا با انتخاب تکرارهای مناسب همان طور که در بخش ۳-۵ توضیح داده شد، مورد ارزیابی قرار گیرد. سپس با داده‌های تست تعمیم دهی شبکه ارزیابی می‌شود.

۴-۵-۱ طراحی شبکه پس انتشار به روش توقف سریع

برای بدست آوردن شبکه پس انتشار بهینه در روش توقف سریع، از توابع آموزش^۱ مختلف (جدول ۴-۵) و تابع ارزیابی^۲ میانگین مربعات خطا (MSE) که مقدار آن در مقابل تعداد تکرار (یا تعداد سیکل) برای هر کدام از مراحل در شکل (۴-۶) آمده، استفاده گردید. همان طور که در این شکل دیده می‌شود از تکرار ۱۱ به بعد که خطای اعتبار سنجی شروع به افزایش خواهد نمود، آموزش شبکه متوقف می‌گردد و وزنه‌های شبکه ثابت می‌گردند تا شبکه بیش از حد آموزش نبیند و الگوها را حفظ نکند. برای ارزیابی شبکه بهینه از دو فاکتور ضریب همبستگی (R) و جذر میانگین مربعات خطا^۳ (RMS) استفاده گردید که این دو فاکتور باید در مراحل مختلف یادگیری (آموزش، اعتبارسنجی و تست) دارای شرایط خوبی باشند. برای طراحی شبکه از ورودیها، توابع آموزش، تعداد لایه‌ها و نرونهای مختلف به صورت سعی و خطا، استفاده گردید به این صورت که با تغییر این پارامترها نتایج مربوط به R و RMS در هر بار آموزش ذخیره و با توجه به این دو فاکتور، فقط نتایج مطلوب حاصل از طراحی شبکه با توابع آموزش مختلف، در جدول (الف-۱) آورده شده است. در نهایت با توجه به ضرایب رگرسیون و جذر میانگین مربعات خطا بین خروجی مطلوب و خروجی پیش‌بینی شده که در جدول (الف-۱) آمده، شبکه نهایی انتخاب گردید. این شبکه که از الگوریتم آموزش لونبرگ مارکوارت استفاده می‌کند، دارای یک لایه ورودی با شش نرون ($X, Y, Z, DT, NPHI, RHOB$) و یک لایه خروجی با یک نرون (لگاریتم نفوذپذیری افقی یا قائم) و تابع

1- Train Functions

2 - Performance Function

3 - Root Mean Square error

محرك خطی، دو لایه پنهان با تعداد ۸ نرون در لایه پنهان اول با تابع محرك تانژانت هایپربولیک و ۵ نرون در لایه پنهان دوم با تابع محرك تانژانت هایپربولیک می‌باشد. در شکل (۴-۷) به صورت شماتیک ساختار این شبکه آمده است.

جدول (۴-۵): الگوریتم‌های آموزش مختلف در نرم افزار مطلب [Demuth and Beale, 2002]

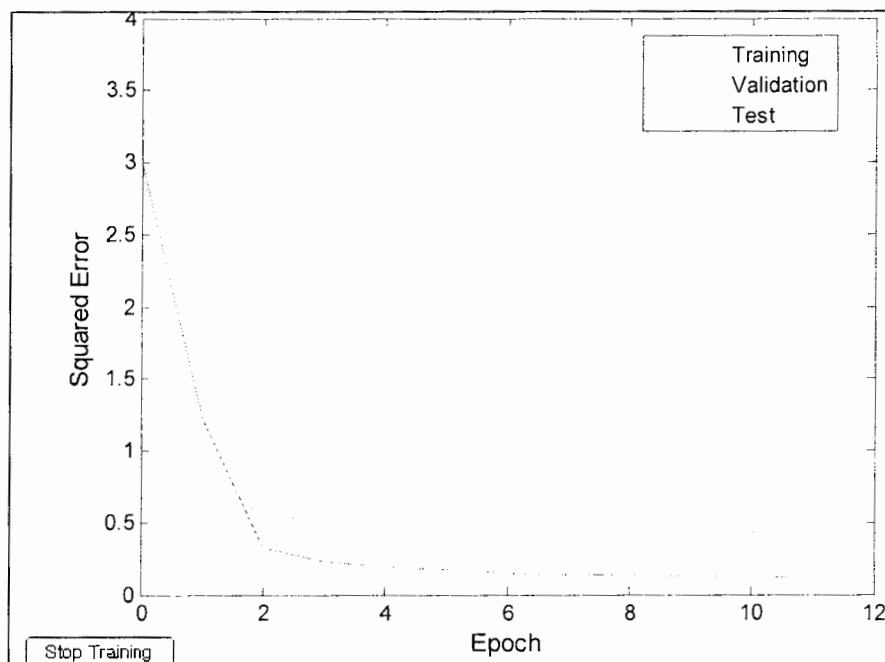
الگوریتم	توضیحات	دستور در نرم افزار مطلب
Fletcher-Reeves conjugate gradient	کمترین حافظه را در بین الگوریتمهای گرادیان توأم نیاز دارد.	traincgf
Polak-Ribière conjugate gradient	حافظه بیشتری نسبت به روش traincgf نیاز دارد و عموماً سریعاً همگرا می‌شود.	traincgp
Powell-Beale conjugate gradient	اندکی حافظه بیشتر از روش traincgp نیاز دارد و عموماً سریعاً همگرا می‌شود.	traincgb
Scaled conjugate gradient	تنها الگوریتم توأمی می‌باشد که احتیاج به جستجوی خطی ندارد.	trainscg
BFGS quasi-Newton	احتیاج به حافظه برای تخمین ماتریس هسیان ^۱ دارد و در هر تکرار محاسبات بیشتری نسبت به روش گرادیان توأم دارد، اما با تعداد تکرار کمتری همگرا می‌شود.	trainbfg
One step secant	حد واسطی بین دو روش گرادیان توأم و روش trainbfg می‌باشد.	trainoss
Levenberg-Marquardt	سریعترین الگوریتم آموزشی برای شبکه‌های معمولی است. در اجرای این روش، وقتی که شبکه آموزشی بزرگ باشد، در حین انجام آموزش، حافظه ^۲ مورد استفاده به تدریج کاهش می‌یابد.	trainlm
Bayesian regularization	اصلاح شده الگوریتم لونبرگ مارکوارت که تولید شبکه‌هایی می‌کند که به خوبی تعمیم می‌یابند. مشکل تعیین ساختار شبکه بهینه را حل می‌کند.	trainbr
Resilient backpropagation	دارای الگوریتم آموزش دسته‌ای ساده با همگرایی سریع است و حافظه کمی نیاز دارد.	trainrp
Basic gradient descent.	این شبکه از لحاظ زمانی دیرتر به جواب می‌رسد و می‌تواند در روشهای نموی ^۳ آموزش استفاده شود.	traingd
Adaptive learning rate	از روش traingd سریعتر است، اما فقط در آموزش دسته‌ای ^۴ می‌توان از آن استفاده کرد.	traingdx
Gradient descent with momentum	معمولاً از روش traingd سریعتر و می‌توان از آن در روشهای نموی آموزش استفاده کرد.	traingdm

1- Hessian Matrix

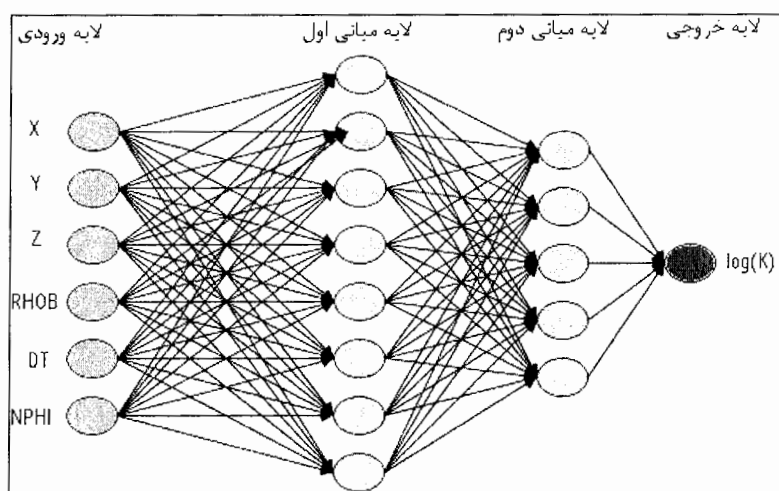
2- Storage

3- Incremental

4- Batch mod training



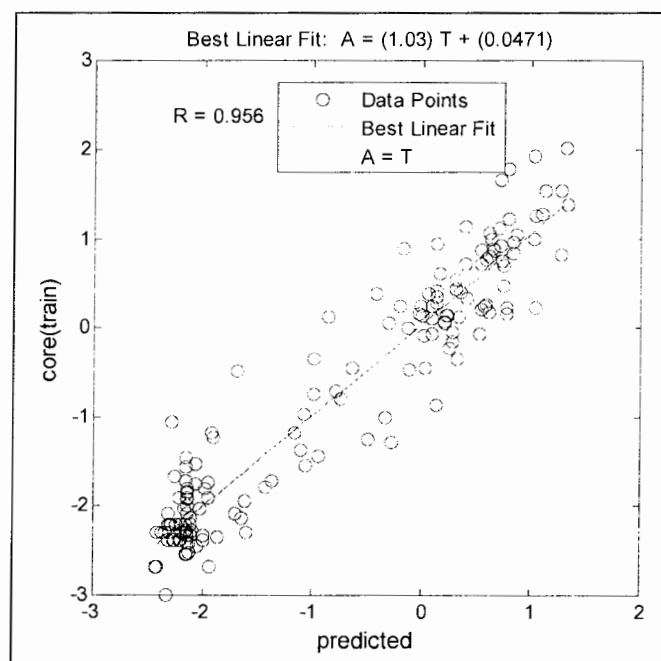
شکل (۴-۶): منحنی مجموع مربعات خطا در مقابل تعداد تکرار الگوریتم برای داده‌های آموزش، اعتبار سنجی و تست



شکل (۴-۷): نمای کلی از ساختار شبکه پس انتشار خطا به روش توقف سریع و تعداد لایه‌های آن

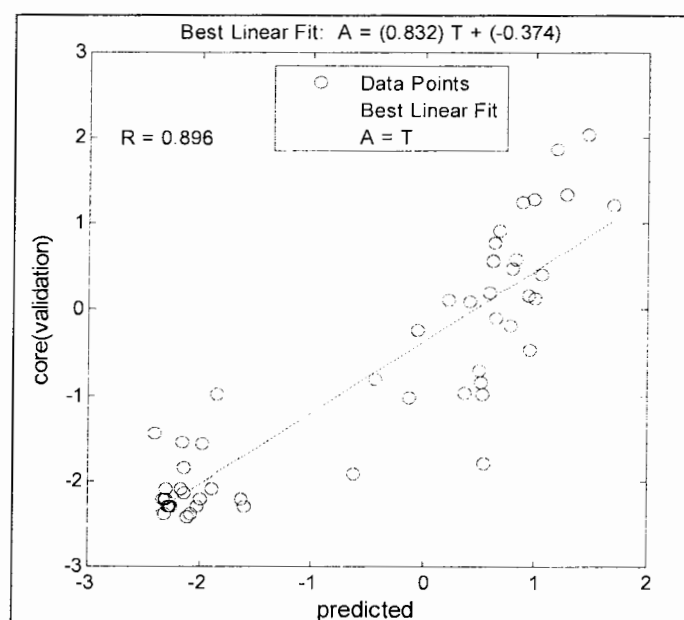
مشخصات جزئی این شبکه به صورت شماتیک در شکل‌های (الف-۱) تا (الف-۴) آورده شده است. ضریب همبستگی بین نفوذپذیری افقی پیش‌بینی شده و نفوذپذیری افقی مغزه برای سه مجموعه داده

آموزشی، اعتبار سنجی و تست محاسبه و در شکل‌های (۴-۸) تا (۴-۱۰) و برای نفوذپذیری قائم در شکل‌های (الف-۵) تا (الف-۷) نشان داده شده است. همان طور که در شکل‌های (۴-۸) تا (۴-۱۰) دیده می‌شود، هر کدام از این نمودارها دارای خط برازش شده‌ای بین پاسخ شبکه و داده‌های مغزه هستند. این خط دارای یک شیب و ضریب همبستگی است که پراکندگی داده‌ها را حول خط برازش شده نشان می‌دهند، هر چه مقدار ضریب همبستگی و شیب خط به عدد ۱ نزدیک باشند ($A=T$)، پراکندگی داده‌ها حول خط برازش کمتر و نشان از پیش‌بینی خوب می‌باشد. همبستگی بین داده‌های پیش‌بینی و داده‌های مغزه برای سه سری داده آموزش، اعتبار سنجی و تست به ترتیب برابر با ۰/۹۵، ۰/۹۰ و ۰/۹۲ است. با توجه به ضریب همبستگی بالای بدست آمده توسط شبکه در سه مرحله، می‌توان به قابلیت خوب شبکه طراحی شده اشاره نمود و از این شبکه برای تعمیم در دو سازند کنگان و دالان چاههایی که مغزه‌گیری صورت نگرفته و نفوذپذیری نامشخص است، استفاده نمود. شکل‌های (۴-۱۱) تا (۴-۱۳) هم نشانگر مقایسه بین لگاریتم نفوذپذیری افقی شبکه با لگاریتم نفوذپذیری مغزه در سه سری داده در مقابل تعداد داده‌های هر سری آورده شده است که داده‌های مغزه با علامت ستاره و داده‌های پیش‌بینی به صورت منحنی نشان داده شده است.



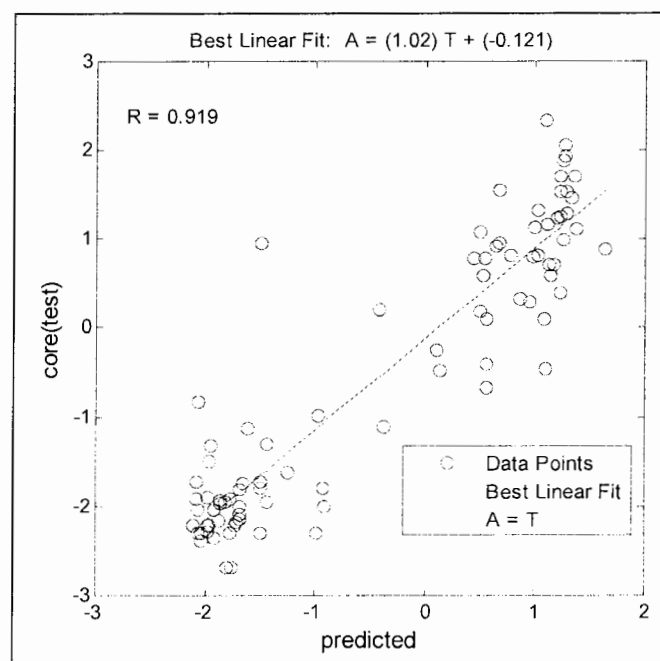
شکل (۴-۸): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های آموزش با شش ورودی در

روش توقف سریع

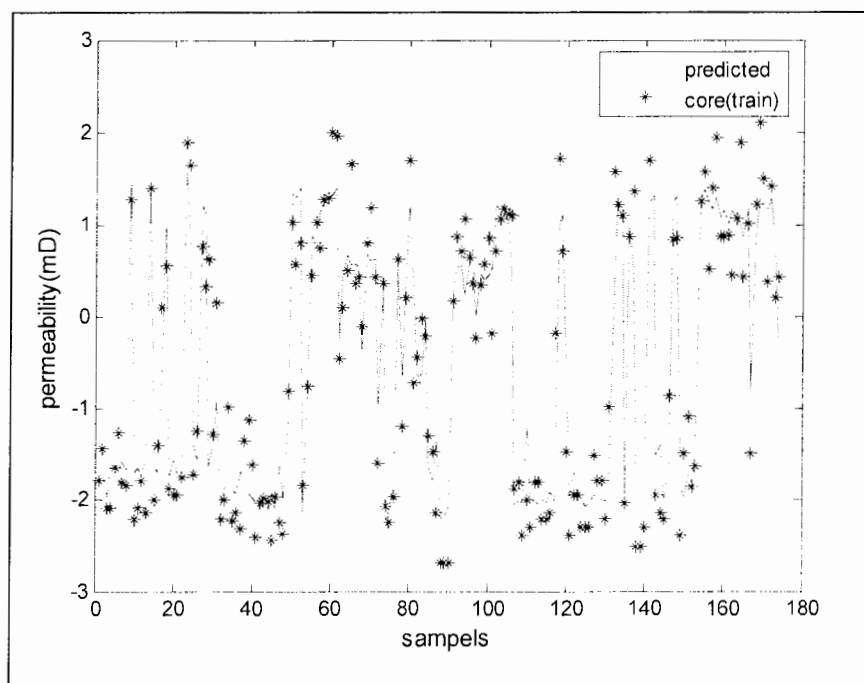


شکل (۴-۹): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های اعتبار سنجی در روش توقف

سریع

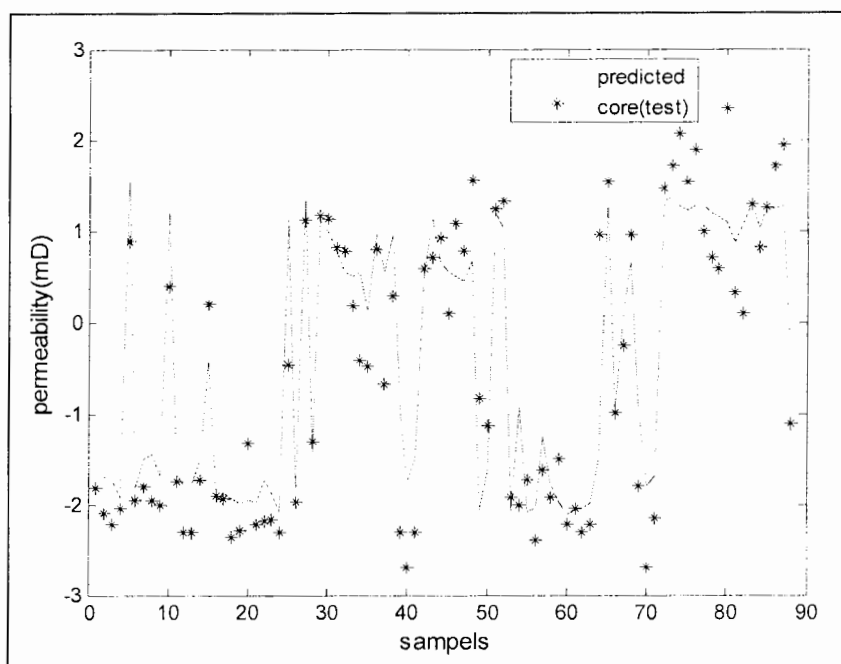


شکل (۴-۱۰): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست در روش توقف سریع



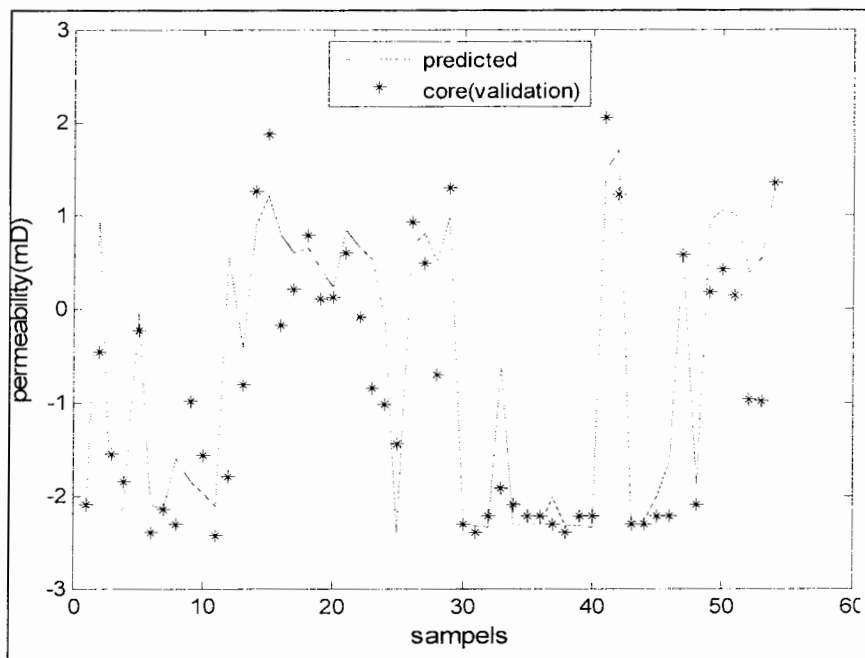
شکل (۴-۱۱): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش در روش توقف سریع

سریع



شکل (۴-۱۲): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست در روش توقف

سریع



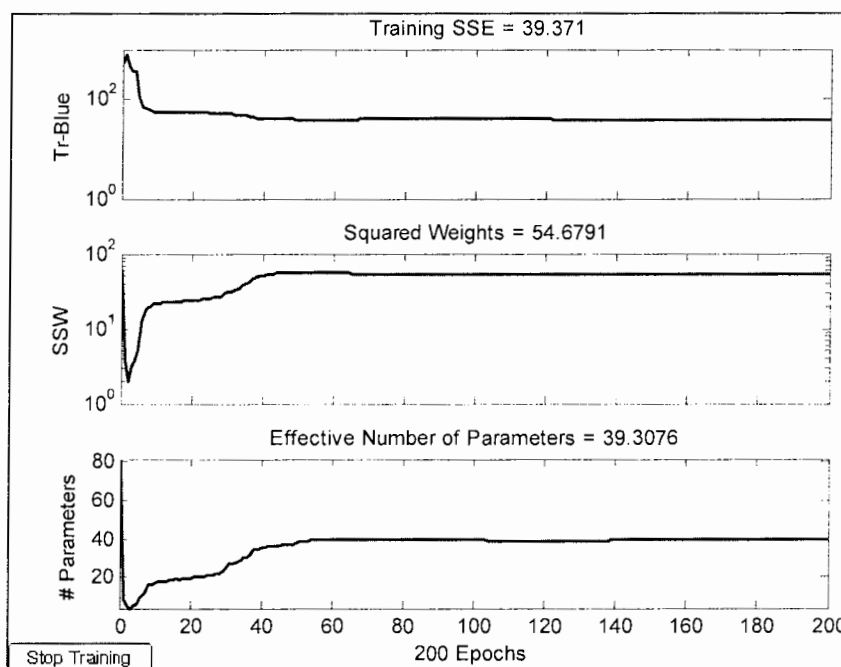
شکل (۴-۱۳): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های اعتبار سنجی در روش توقف

سریع

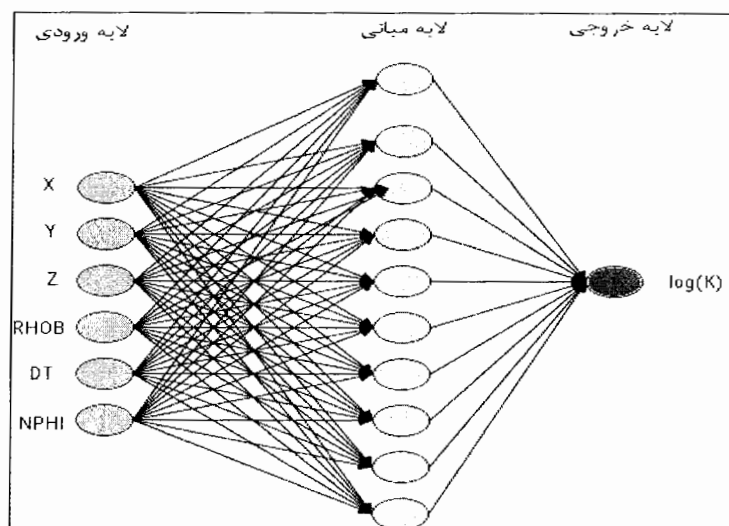
۴-۵-۲ طراحی شبکه پس انتشار به روش منظم‌سازی

در روش منظم سازی مثل روش توقف سریع، از سه سری داده برای طراحی شبکه استفاده نمی‌شود و فقط از دو سری داده آموزش (برای تعلیم شبکه) و تست (برای قابلیت تعمیم دهی شبکه) استفاده می‌گردد. در این روش می‌توان برای آموزش شبکه از توابع آموزش مختلف (جدول ۴-۵) و تابع ارزیابی MSEREG استفاده نمود ولی در این مطالعه از تابع آموزش trainbr که به صورت پیش برنامه در نرم‌افزار مطلب برای این روش نوشته شده، استفاده گردید که به صورت اتوماتیک روش منظم سازی را اجرا می‌کند. همان طور که قبلاً توضیح داده شده، این روش از مجموع مربعات خطا و وزن‌ها برای آموزش استفاده می‌کند که تغییرات آنها در مقابل تکرار الگوریتم در شکل (۴-۱۴) آمده است. همان طور که در این شکل دیده می‌شود شبکه بعد از رسیدن به مجموع مربعات خطا برابر با $39/371$ و مجموع مربعات وزن‌ها برابر با $54/679$ در تکرار ۲۰۰ که تغییرات این دو فاکتور ثابت می‌گردد، آموزش شبکه متوقف و وزن‌ها و بایاس‌های شبکه ثابت می‌گردند. این روش نسبت به روش توقف سریع برای به جواب رسیدن زمان بیشتری لازم دارد. به خصوص وقتی تعداد لایه‌های پنهان و نرون‌ها زیاد می‌شوند، همگرایی شبکه بسیار کند می‌شود و احتمال بیش برآزش بالا می‌رود. برای بدست آوردن شبکه بهینه با این روش با تغییر تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نرون‌ها و همچنین تعداد ورودی‌های موثر در خروجی به صورت سعی و خطا، بهترین نتایجی که حاصل گردید، در جدول (ب-۱) آورده شده است. بعد از بررسی نتایج، با توجه به ضریب همبستگی و RMS و همچنین سرعت به جواب رسیدن شبکه، شبکه‌ای با همان شش ورودی که در روش توقف سریع انتخاب شده بودند، در نظر گرفته شد که دارای یک لایه پنهان با تعداد ۱۰ نرون و تابع محرک تانژانت هایپربولیک و یک لایه خروجی با یک نرون و تابع محرک خطی می‌باشد. ساختار کلی شبکه به صورت شماتیک در شکل (۴-۱۵) نشان داده شده است. مشخصات جزئی‌تر لایه‌ها و وزن‌های مربوط به نرون‌ها به صورت شماتیک در شکل‌های (ب-۱) تا (ب-۳) آورده شده است. ضریب همبستگی بین نفوذپذیری افقی پیش‌بینی شده و نفوذپذیری افقی مغزه برای دو مجموعه داده آموزشی و تست محاسبه و به ترتیب در شکل‌های (۴-۱۶) و (۴-۱۷) و برای نفوذپذیری قائم در شکل‌های (ب-۴) و (ب-۵) نشان داده شده است. همان طور که در این شکل‌ها دیده می‌شود، هر کدام از این نمودارها دارای خط برآزش شده‌ای بین پاسخ

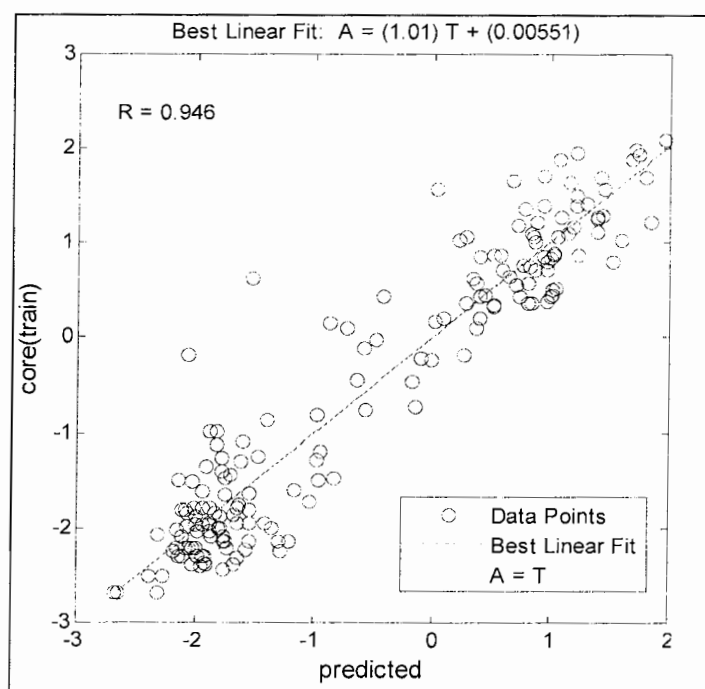
شبکه و داده‌های مغزه هستند. این خط دارای یک شیب و ضریب همبستگی است که پراکندگی داده‌ها را حول خط برازش شده نشان می‌دهند، هر چه مقدار ضریب همبستگی و شیب خط به عدد ۱ نزدیک باشند، پراکندگی داده‌ها حول خط برازش کمتر و نشان از پیش‌بینی خوب می‌باشد. همبستگی بین داده‌های پیش‌بینی و داده‌های مغزه برای دو سری داده آموزش و تست به ترتیب برابر با ۰/۹۵ و ۰/۹۱ است. با توجه به ضریب همبستگی بالای بدست آمده توسط شبکه در دو مرحله، می‌توان به قابلیت خوب شبکه طراحی شده اشاره نمود و از این شبکه برای تعمیم در دو سازند کنگان و دالان چاههایی که مغزه‌گیری صورت نگرفته و نفوذپذیری نامشخص است، استفاده نمود. شکل‌های (۴-۱۸) تا (۴-۱۹) هم نشانگر مقایسه بین لگاریتم نفوذپذیری افقی شبکه با لگاریتم نفوذپذیری مغزه در دو سری داده آموزش و تست در مقابل تعداد داده‌های هر سری آورده شده است که داده‌های مغزه با علامت ستاره و داده‌های پیش‌بینی به صورت منحنی نشان داده شده است. با توجه به ضرایب همبستگی و RMS مراحل مختلف آموزش و همچنین سرعت همگرایی شبکه در دو روش مذکور، روش توقف سریع نسبت به روش منظم سازی ترجیح داده می‌شود.



شکل (۴-۱۹): منحنی تغییرات مجموع مربعات خطا و وزن‌ها و همچنین تعداد پارامترهای موثر آموزش در مقابل تکرار

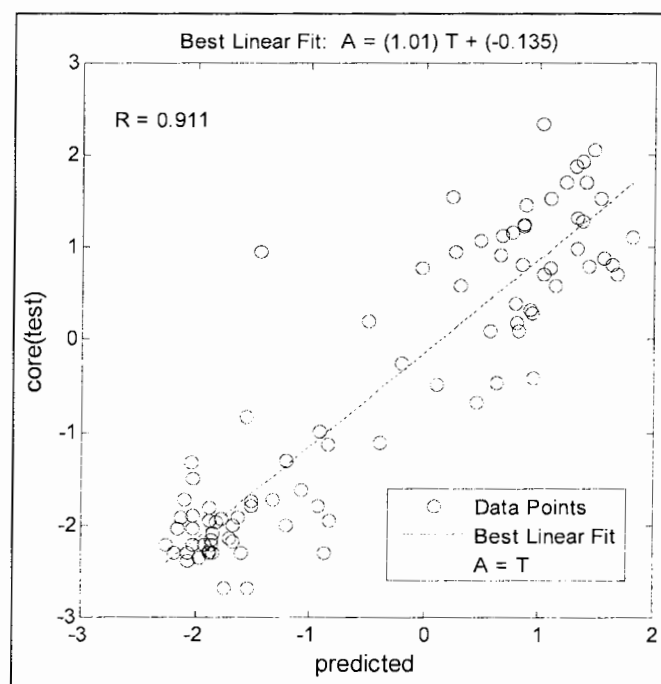


شکل (۴-۱۵): ساختار کلی شبکه پس انتشار خطا طراحی شده به روش منظم سازی

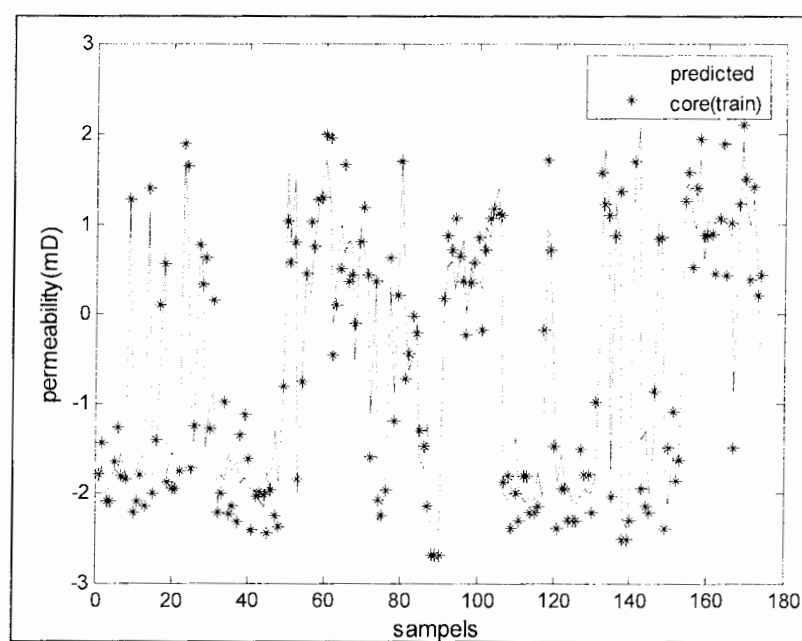


شکل (۴-۱۶): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های آموزش با شش ورودی در

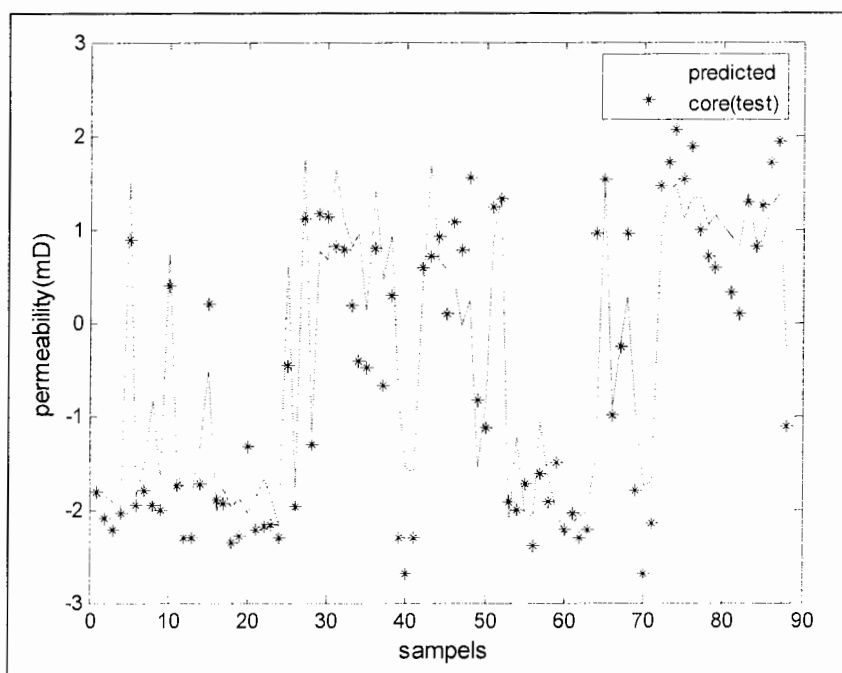
روش منظم سازی



شکل (۴-۱۷): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست در روش منظم‌سازی



شکل (۴-۱۸): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش در روش منظم‌سازی



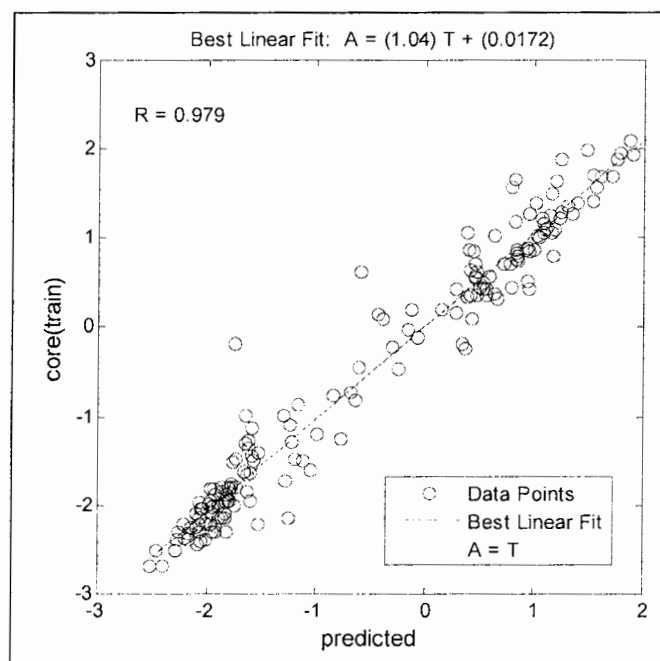
شکل (۴-۱۹): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های تست در روش

منظم‌سازی

۴-۶ طراحی شبکه عصبی رگرسیون عمومی

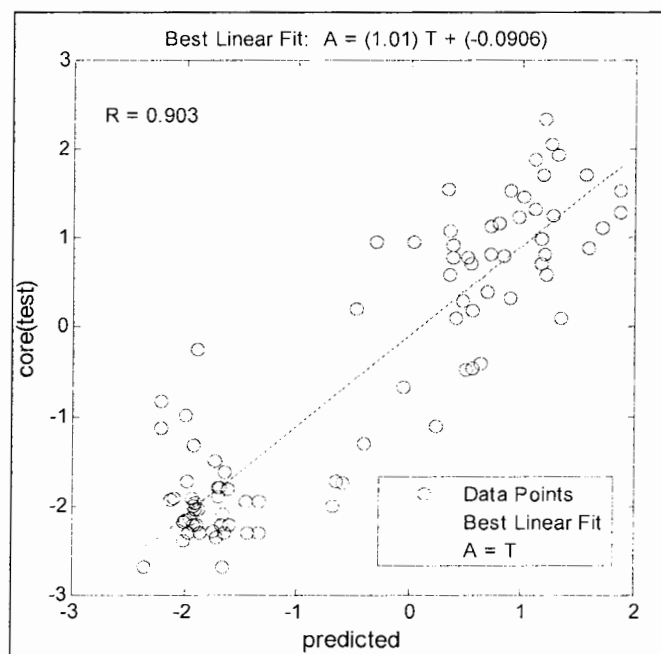
داده‌های انتخابی برای آموزش و تست این شبکه نیز شبیه شبکه پس انتشار خطا می‌باشد. این شبکه نیز با ورودیها و فاکتور تعدیل‌های مختلف امتحان گردید که نتایج مربوطه در جدول (ج-۱) آمده است. با توجه به جذر میانگین مربعات خطا (RMS) و ضرایب رگرسیون بدست آمده، شبکه بهینه برای تخمین نفوذپذیری، شبکه‌ای با نه ورودی (X, Y, Z, DT, GR, NPHI, RHOB, PEF, MSFL) و فاکتور تعدیل ۰/۲۷ انتخاب گردید که نشان از تطابق شبکه عصبی رگرسیون عمومی برای حل مسائلی است که تعداد داده‌ها و ورودیهای موثر بیشتری برای آن انتخاب شود که این تاثیر بر روی خروجی به صورت ضریب همبستگی در جدول (۴-۳) نشان داده شده است. مشخصات شبکه بهینه به طور شماتیک در شکل‌های (ج-۱) تا (ج-۳) آورده شده است. همان طور که در شکل‌های (ج-۱) و (ج-۲) دیده می‌شود، این شبکه دارای یک لایه ورودی، یک لایه خروجی با یک نرون و تابع محرک خطی و یک لایه پنهان با تعداد ۱۷۴ نرون و تابع

محرک شعاعی در آن می‌باشد. به علت حجیم بودن شکل، فقط قسمتی از آن آورده شده است. ضریب همبستگی بین نفوذپذیری افقی پیش‌بینی شده و نفوذپذیری افقی مغزه برای دو مجموعه داده آموزشی و تست محاسبه و به ترتیب در شکل‌های (۴-۲۰) و (۴-۲۱) و برای نفوذپذیری قائم در شکل‌های (ج-۴) و (ج-۵) نشان داده شده است. شکل‌های (۴-۲۲) تا (۴-۲۳) هم نشانگر مقایسه بین لگاریتم نفوذپذیری افقی شبکه با لگاریتم نفوذپذیری مغزه در دو سری داده آموزش و تست در مقابل تعداد داده‌های هر سری می‌باشد که داده‌های مغزه با علامت ستاره و داده‌های پیش‌بینی به صورت منحنی نشان داده شده است. همبستگی بین داده‌های پیش‌بینی و داده‌های مغزه برای دو سری داده آموزش و تست به ترتیب برابر با ۰/۹۸ و ۰/۹۰ است. با توجه به ضریب همبستگی بالای بدست آمده در مرحله آموزش و ضریب همبستگی برابر ۰/۹۰ در مرحله تست و همچنین پارامترهای قابل تنظیم کمتر و سرعت همگرایی بسیار بالا نسبت به دو روش قبلی، از این شبکه زمانی که تعداد ورودیهای موثر بر خروجی زیاد است می‌توان برای تعمیم دهی با قابلیت بالا در چاههایی که مغزه‌گیری صورت نگرفته، استفاده نمود.



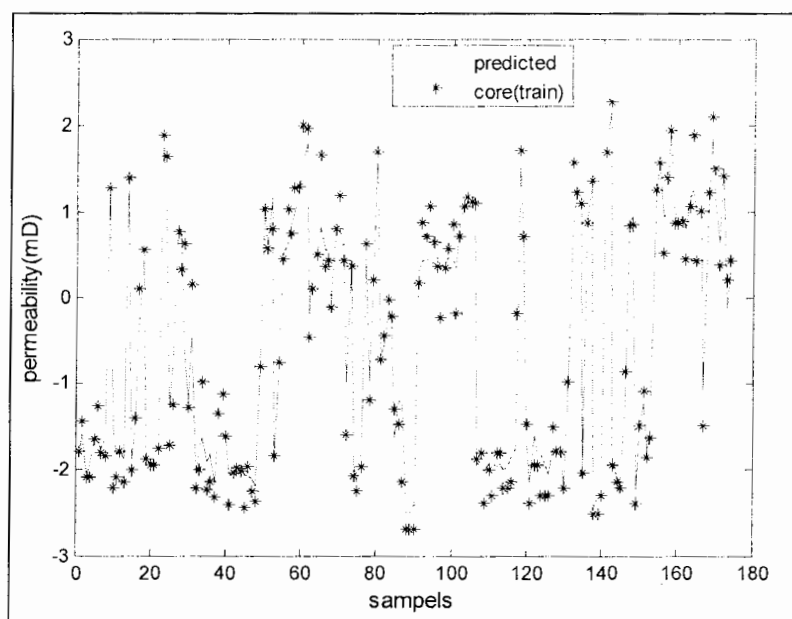
شکل (۴-۲۰): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های آموزش با نه ورودی در روش

GRNN



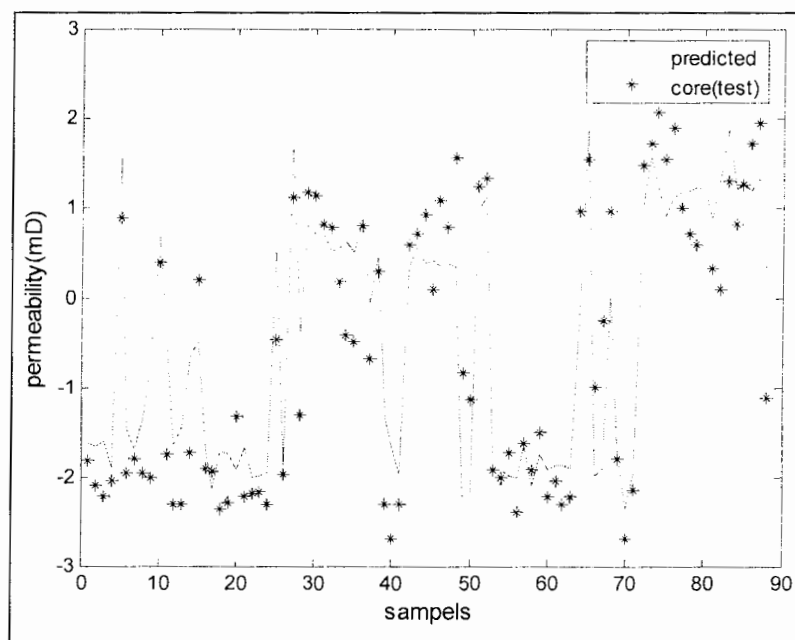
شکل (۴-۲۱): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های تست با نه ورودی در روش

GRNN



شکل (۴-۲۲): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های آموزش با نه ورودی در

روش GRNN



شکل (۴-۲۳): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (افقی) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های تست با نه ورودی در

روش GRNN

۷-۴ تخمین نفوذپذیری با استفاده از رگرسیون خطی چند متغیره

مهندسين نفت معمولاً آناليز رگرسيونی را به عنوان ابزار اصلی برای ارتباط دادن پارامترهایی مانند تخلخل و تراوایی استفاده می‌کنند. در این محاسبات معمولاً فرض می‌شود که یک ارتباط خطی یا غیرخطی بین تراوایی، تخلخل و عمق وجود دارد. به عبارت دیگر در این محاسبات تصور می‌شود که تابع خطی یا غیرخطی بدست آمده برای مدل‌سازی ارتباط بین تراوایی و دیگر پارامترهای سنگ، مناسب و کافی باشد [Kumar et al, 2000] روش رگرسیون چند متغیره ارتباط بین یک سری متغیرهای مستقل با یک متغیر وابسته می‌باشد.

۱-۷-۴ رگرسیون خطی ساده

در این مبحث فرض بر این است که یک رابطه تقریبی خطی بین متغیر مستقل (X) و متغیر وابسته (Y) وجود دارد. این فرض به صورت زیر بیان می‌شود:

$$y = \alpha + \beta x + \varepsilon \quad (5-4)$$

که در آن:

α و β ضرایب مجهول و ε یک متغیر تصادفی با میانگین صفر و σ^2 واریانس مجهول می‌باشد. وجود ε رابطه خطی را «تقریبی» می‌نماید. ε را جمله اختلال یا خطای غیر قابل مشاهده می‌نامند. ε از جهتی غیر قابل مشاهده است که با وجود اینکه x و y را می‌توان مشاهده کرد ولی چون α و β مجهول هستند، ε قابل محاسبه از روی مشاهدات x و y نمی‌باشد. برای برآورد α و β می‌توان از روابط زیر استفاده نمود [اهرابی و تقوی‌طلب، ۱۳۸۱] مراجعه نمایید.

$$\beta = \frac{\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum (x_i - \bar{x})^2} = \frac{n \sum x_i y_i - (\sum x_i)(\sum y_i)}{n \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2} \quad (6-4)$$

$$\alpha = \bar{y} - \beta \bar{x} \quad (7-4)$$

قدرت رابطه خطی بین x و y را با معیاری به نام ضریب تعیین^۱ نشان می‌دهند که به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$R^2 = \frac{\beta^2 \sum (x_i - \bar{x})^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2} \quad (۸-۴)$$

هر چقدر مقدار R^2 به ۱ نزدیکتر باشد، قدرت رابطه خطی بین x و y بیشتر است. این که چه مقداری از R^2 قابل قبول است تا رابطه خطی تقریبی خوبی بین x و y برقرار باشد، به حجم نمونه‌ها بستگی دارد. رابطه بین ضریب تعیین و ضریب همبستگی به صورت $r^2 = R^2$ که r ضریب همبستگی و هم علامت با β می‌باشد. برای داوری در مورد رابطه خطی تقریبی خوب، R^2 بهتر از r می‌باشد [اهرابی و تقوی طلب، ۱۳۸۱].

۴-۷-۲ رگرسیون خطی چند متغیره

در بعضی مسائل از جمله مسائل مربوط به مخازن نفتی، بیش از یک متغیر برای توضیح تغییرات یک متغیر وابسته داریم. در این مسائل از روش رگرسیون خطی چند متغیره استفاده می‌کنیم. مدل کلی رابطه خطی به صورت زیر می‌باشد:

$$y = \beta_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n + e \quad (۹-۴)$$

در معادله فوق، β ها، ضرایب رگرسیون که نامشخص هستند، x ها متغیرهای مستقل و y متغیر وابسته و e خطای تصادفی می‌باشد. به هر حال، تغییراتی بین نقاط واقعی و خط رگرسیون برآزش شده وجود دارد. تفاوت بین نقطه مشاهده شده از خط رگرسیون (مقدار پیش‌بینی شده)، مقدار باقیمانده نامیده می‌شود. مقادیر کمتر در مقدار باقیمانده، نشان دهنده پیش‌بینی بهتر می‌باشد. همان طور که در قسمت قبلی گفته شد برای قضاوت در مورد رابطه خطی خوب از ضریب تعیین استفاده می‌شود برای تعیین ضرایب مجهول رگرسیون به صورت دستی، فرمولهای پیچیده‌ای وجود دارد که برای مطالعه در این مورد می‌توانید به مرجع مورد نظر مراجعه کنید [اهرابی و تقوی طلب، ۱۳۸۱].

1 -Determination Coefficient

ولی برای تعیین این ضرایب یک سری نرم افزارهای آماری از جمله SPSS, Excel [Foster,1993] و Minitab [www.Minitab.com] وجود دارند که محاسبات را آسان تر می‌کنند. در تعیین نفوذپذیری توسط رگرسیون خطی چند متغیره، معمولاً متغیر وابسته y را لگاریتم نفوذپذیری- چون نفوذپذیری معمولاً دارای توزیع لاگ نرمال می‌باشد- و متغیرهای $x_1, x_2, \dots, x_n$ ، نگارهای چاه می‌باشند. برای دسترسی به نتایج مطلوب تر و صحیح تر از این روشها، ما نیازمند داشتن تعداد نمونه‌های فراوان و در عین حال صحیح می‌باشیم زیرا این روشها در مقابل اطلاعات نادرست، دارای حساسیت بالایی می‌باشند و ورود چنین داده‌هایی در آنها ممکن است منجر به بروز خطاهای بزرگی در نتایج به دست آمده گردد. نقایصی که بر این روش افرادی چون ودنت^۱ و ساکورایی^۲ در کار خود گرفته‌اند، این است که توزیع مقادیر پیش‌بینی شده با این روش نسبت به مجموعه مقادیر واقعی خیلی فشرده‌تر است. از نقایص دیگر این روش این است که برای هر میدان یا ناحیه جدید باید معادله متفاوتی نوشت، مشکل دیگر این روش این است که فرض می‌شود که خطا فقط به متغیرهای (لگاریتم متغیرهای) وابسته مربوط می‌شود در حالی که نگارهای مورد استفاده یک سری خطاهایی دارند که تابع فیزیک وسیله برداشت، مشخصات پاسخ آن و محیط گمانه می‌باشند. این خطاها می‌توانند باعث ایجاد آنومالی‌هایی در پیش‌بینی‌های نفوذپذیری گردند، به خصوص اگر خطاها به صورت نرمال توزیع نشده باشند و مقدار میانگین صفر داشته باشند [Balan et al,1995].

۴-۷-۳ نتایج حاصل از رگرسیون خطی چند متغیره

داده‌های لازم برای این روش، همان داده‌های مربوط به آموزش و تست شبکه عصبی می‌باشد. بعد از تشکیل ماتریس همبستگی ضرایب بین متغیرهای مستقل و وابسته که در جدول (۴-۳) آمده است، متغیرهای موثر بر نفوذپذیری انتخاب گردیدند و با توجه به این متغیرها، سه مدل رگرسیونی سه متغیره، چهار متغیره، شش متغیره، بر داده‌ها با استفاده از نرم افزار SPSS برازش گردیدند که ضرایب همبستگی و

1 - Wedent

2 - Sakuraei

خطای استاندارد حاصل از هر یک از مدل‌ها در جدول (۴-۶) و ضرایب مجهول هر کدام از متغیرهای حاصل از سه مدل رگرسیونی در جدول (۴-۷) آمده است.

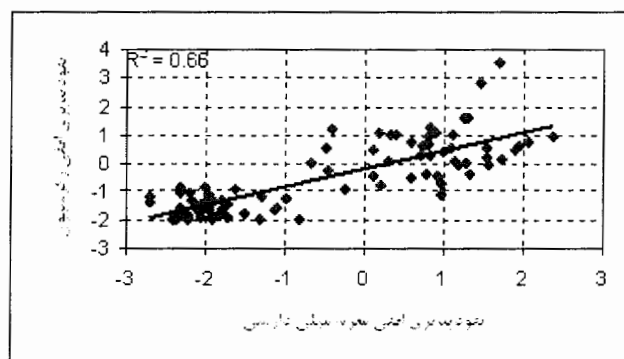
جدول (۴-۶): ضرایب همبستگی حاصل از برازش سه مدل رگرسیونی

Model	R (4)	Std. Error of the Estimate	R (5)	Std. Error of the Estimate
1	۰/۸۴۵	۰/۷۹۵	۰/۸۶۷	۰/۶۹۱
2	۰/۸۴۶	۰/۷۹۷	۰/۸۶۷	۰/۶۹۱
3	۰/۸۴۷	۰/۷۹۹	۰/۸۶۸	۰/۶۹۵
1-Predictors: (Constant), NPHI, RHOB, DT				
2-Predictors: (Constant), NPHI, RHOB, DT, MSFL				
3-Predictors: (Constant), NPHI, RHOB, DT, MSFL, Z, PEF				
4- Dependent Variable: Log(KH)				
5- Dependent Variable: Log(KV)				

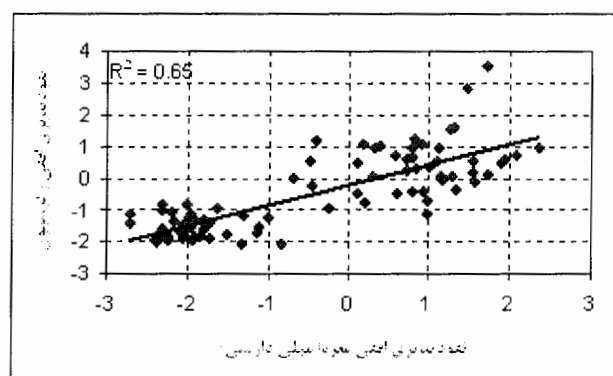
جدول (۴-۷): ضرایب مجهول هر کدام از متغیرهای مستقل در سه مدل رگرسیونی برازش شده

Model	Variables	B ^a	B ^b
1	(Constant)	۰/۳۶۷	-۱/۶۲۵
	DT	۰/۰۱۹۴۷	۰/۰۲۴۸۱
	RHOB	-۱/۱۲۶	-۰/۶۲۸
	NPHI	۰/۱۷۹	۰/۱۷۷
2	(Constant)	۰/۱۲۳	-۱/۷۳۷
	DT	۰/۰۲۰۷۵	۰/۰۲۵۴
	RHOB	-۱/۰۵۷	-۰/۵۹۶
	NPHI	۰/۱۷۸	۰/۱۷۷
	MSFL	-۰/۰۰۰۰۵۶۷۸	-۰/۰۰۰۰۲۶۱۷
3	(Constant)	۰/۸۱۱	-۰/۰۹۸۳۴
	DT	۰/۰۱۵۰۵	۰/۰۱۹۴۸
	RHOB	-۱/۴۷۴	-۱/۰۷۴
	NPHI	۰/۱۷۲	۰/۱۷۱
	MSFL	-۰/۰۰۰۰۵۸۱۱	-۰/۰۰۰۰۲۶۹۹
	Z	۰/۰۰۰۳۷۲۷	۰/۰۰۰۰۹۶۰۹
	PEF	-۰/۰۵۱۵۳	-۰/۰۴۸۱۹
a. Dependent Variable: Log (KH)			
b. Dependent Variable: Log (KV)			
B. Coefficients			

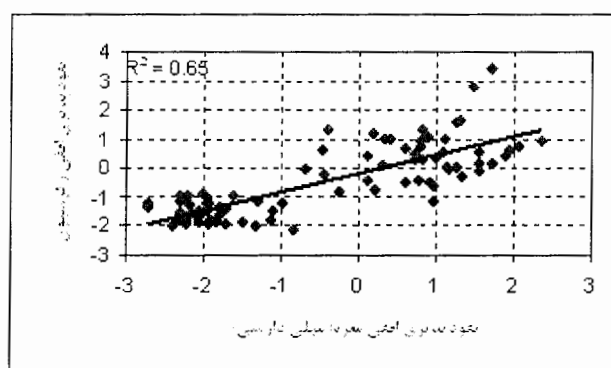
همان طور که از این جداول بر می‌آید ضرایب همبستگی و خطای استاندارد حاصل از سه مدل فرق چندانی با هم ندارند، این نتیجه حاصل از برازش روش رگرسیون خطی چند متغیره برای متغیرهای مستقلی است که بیشترین تاثیر را در متغیر وابسته دارند. نتایج حاصل از تخمین نفوذپذیری افقی برای داده‌های تست با سه مدل مذکور در شکل‌های (۴-۲۴) تا (۴-۲۶) آورده شده است. و نتایج حاصل از تخمین نفوذپذیری قائم در شکل‌های (د-۱) تا (د-۳) نشان داده شده‌اند. همان طور که در شکل‌های (۴-۲۴) تا (۴-۲۶) دیده می‌شود ضریب همبستگی بین مقادیر تخمین و مغزه حدود ۰/۸۱ است و سه مدل اختلاف چندانی با هم ندارند. این نتیجه حاکی از همبستگی زیاد سه متغیر مستقل (DT, RHOB, NPHI) با متغیر وابسته نفوذپذیری است. در نهایت مقایسه بین نتایج حاصل از ضریب همبستگی روشهای مختلف ارائه شده برای تخمین، در جدول (۴-۸) آمده است.



شکل (۴-۲۴): لگاریتم نفوذپذیری افقی حاصل از رگرسیون خطی چند متغیره با سه متغیر مستقل در مقابل لگاریتم نفوذپذیری مغزه



شکل (۴-۲۵): لگاریتم نفوذپذیری افقی حاصل از رگرسیون خطی چند متغیره با چهار متغیر مستقل در مقابل لگاریتم نفوذپذیری مغزه



شکل (۴-۲۶): لگاریتم نفوذپذیری افقی حاصل از رگرسیون خطی چند متغیره با شش متغیر مستقل در مقابل لگاریتم نفوذپذیری مغزه

جدول (۴-۸): مقایسه ضریب همبستگی (R) و RMS حاصل از روشهای مختلف در مرحله آموزش و تست

روش	R آموزش	R تست	RMS آموزش	RMS تست
شبکه عصبی پس انتشار به روش توقف سریع	۰/۹۵۶	۰/۹۲	۰/۴۵۶	۰/۶۲۳
شبکه عصبی پس انتشار به روش منظم سازی	۰/۹۴۶	۰/۹۱	۰/۴۷۶	۰/۶۴۳
شبکه عصبی شعاعی GRNN	۰/۹۷۹	۰/۹۰۳	۰/۳۰۹	۰/۶۶
رگرسیون خطی چند متغیره	۰/۸۴۵	۰/۸۱۲	۰/۷۸۶۵	۰/۸۸۸

با توجه به نتایج حاصل از شبکه‌های عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی چند متغیره، می‌توان به قابلیت بالای شبکه‌های عصبی نسبت به روش رگرسیون خطی چند متغیره در پیش‌بینی پی برد. در روش‌های مختلف شبکه عصبی نیز با توجه به نتایج حاصل، روش شبکه عصبی شعاعی با توجه به ارائه ضرایب همبستگی بالاتر و RMS پایین‌تر در مراحل آموزش و سرعت همگرایی بالا و تنظیم پارامترهای کمتر، به روش پس انتشار خطا در این مطالعه ترجیح داده می‌شود. در استفاده از روش پس انتشار خطا، روش توقف سریع با توجه به ارائه ضرایب همبستگی و سرعت همگرایی بالاتر نسبت به روش منظم سازی ارجح‌تر می‌باشد.

فصل پنجم

نتیجه گیری و پیشنهادات

۵-۱ نتیجه‌گیری

نفوذپذیری یکی از خواص بسیار مهم مخازن نفت می‌باشد که قابلیت نفوذ یک سیال مانند نفت، گاز و یا آب را در آن مشخص می‌کند. دانستن مقادیر صحیح نفوذپذیری به منزله یک ابزار موثر، کارآمد و مهم برای مهندسين نفت در امر فرآیند تولید و مدیریت یک میدان می‌باشد. برای تعیین نفوذپذیری سنگ مخزن دو روش مستقیم و غیر مستقیم وجود دارد. روش مستقیم عبارت از مغزه‌گیری و انجام آزمایشات روی آن و تعیین نفوذپذیری و یا آزمایش چاه می‌باشد که روش‌های پرهزینه و وقت‌گیری هستند. روش غیر مستقیم اندازه‌گیری نفوذپذیری به وسیله نگارهای چاه از طریق فرمولهای تجربی روش رگرسیون خطی چند متغیره و روش‌های جدید هوش مصنوعی است.

دسترسی به نتایج مطلوب‌تر و صحیح‌تر در روش رگرسیون خطی چند متغیره، نیازمند داشتن تعداد نمونه‌های فراوان و در عین حال صحیح می‌باشد زیرا این روشها در مقابل اطلاعات نادرست، دارای حساسیت بالایی می‌باشند و ورود چنین داده‌هایی در آنها ممکن است منجر به بروز خطاهای بزرگی در نتایج به دست آمده گردد.

روش شبکه عصبی برای پیش‌بینی نفوذپذیری از طریق نگارهای چاه دارای مزایای بیشتری نسبت به روشهای معمول فرمولهای تجربی بر اساس مدل‌های رگرسیون چند متغیره و فرمولهای تجربی هستند، زیرا در روش شبکه عصبی دانستن مدل ریاضی و فرض خطی بودن مساله ضروری نمی‌باشد. مهم‌ترین مساله در این روش، انتخاب مناسب الگوهای آموزشی، آماده سازی داده‌ها و تنظیم پارامترهای شبکه می‌باشد.

در شروع مدل سازی شبکه عصبی مصنوعی داشتن درک صحیح از صورت مسئله و در نتیجه انتخاب درست تعداد نرونهاى لایه ورودی بسیار مهم می‌باشد. در نتیجه در این پایان‌نامه با ورودیهای مختلف به طراحی شبکه عصبی مصنوعی پس‌انتشار خطا و شبکه عصبی شعاعی رگرسیون عمومی پرداخته شد که نتایج عملی حاصل شده به قرار زیر است:

برای مدل سازی شبکه پس انتشار در این مطالعه از دو روش توقف سریع و منظم سازی استفاده گردید. در روش توقف سریع چون آموزش بر اساس داده‌های اعتبارسنجی انجام می‌گیرد، سریعتر به جواب می‌رسد فقط مسئله تنظیم پارامترهای شبکه است که در این مطالعه به صورت سعی و خطا انجام گرفت. در انتخاب تعداد لایه‌های میانی و تعداد نرونهاى آنها، باید به صورتی عمل گردد که شبکه توانایی تشخیص الگوها را داشته باشد و از طرفی شبکه دچار حفظ الگوها نگردد و ضریب همبستگی و مجموع مربعات خطا در تمام مراحل مختلف یادگیری (آموزش، اعتبار سنجی و تست) دارای شرایط خوبی باشند که این عمل نیز به صورت سعی و خطا صورت گرفت. در حالت کلی تعداد الگوهای ورودی بیشتر و تعداد کمتر لایه‌های میانی و نرونهاى داخل آنها بهتر می‌باشد. در این مطالعه از شبکه‌ای با دولایه پنهان، با تعداد ۸ نرون در لایه اول و ۵ نرون در لایه دوم با تابع محرک تانژانت هایپربولیک در همه نرونهاى هر دولایه و یک لایه خروجی با یک نرون و تابع محرک خطی استفاده گردید. با توجه به نتایج بدست آمده، الگوریتم آموزش لونبرگ مارکوارت نسبت به دیگر الگوریتم‌ها ترجیح داده می‌شود. همبستگی بین داده‌های پیش‌بینی و داده‌های مغزه با این شبکه برای سه سری داده آموزش، اعتبار سنجی و تست به ترتیب برابر با ۰/۹۵، ۰/۹۰ و ۰/۹۲ است.

در روش منظم سازی، آموزش با توجه به مجموع مربعات خطا، وزنها و تابع ارزیابی اصلاح شده (MSEREG)، انجام می‌گیرد. در این مطالعه از روش منظم سازی اتوماتیک بیزین برای طراحی شبکه استفاده گردید. با افزایش تعداد لایه‌های میانی و نرونها، زمان همگرایی شبکه طولانی می‌گردد در نتیجه شبکه‌ای با یک لایه پنهان و تعداد کافی نرون در آن از قابلیت تعمیم مناسبی برخوردار خواهد بود. در این روش نیز تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نرونهاى داخل آنها به صورت سعی و خطا انجام گرفت. همبستگی بین داده‌های پیش‌بینی و داده‌های مغزه برای دو سری داده آموزش و تست به ترتیب برابر با ۰/۹۵ و ۰/۹۱ است.

در طراحی شبکه عصبی شعاعی رگرسیون عمومی که با توجه به وزن‌دهی ورودیها با توجه به مقدار فاکتور تعدیل صورت می‌گیرد، فاکتور تعدیل بهینه $0/27$ و تعدا نه ورودی با سعی و خطا برای طراحی این شبکه انتخاب گردید. با توجه به ضریب همبستگی بالای $0/98$ بدست آمده در مرحله آموزش و ضریب همبستگی برابر $0/90$ در مرحله تست و همچنین پارامترهای قابل تنظیم کمتر و سرعت همگرایی بسیار بالا نسبت به روش قبلی، از این شبکه زمانی که تعداد ورودیهای موثر بر خروجی زیاد است، می‌توان برای تعمیم دهی با قابلیت بالا در چاههایی که مغزه‌گیری صورت نگرفته، استفاده نمود.

با توجه به نتایج حاصل از شبکه‌های عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی چند متغیره که در جدول (۸-۴) آمده، می‌توان به قابلیت بالای شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی پی برد. در روش‌های مختلف شبکه عصبی نیز با توجه به نتایج حاصل (جدول ۴-۸) روش شبکه عصبی شعاعی، به روش پس انتشار خطا، در این مطالعه ترجیح داده می‌شود و در استفاده از روش پس انتشار خطا، روش توقف سریع با توجه به نتایج و سرعت همگرایی بالا به روش منظم سازی ارجح‌تر می‌باشد.

۵-۲ پیشنهادات

۱- می‌توان با در دست داشتن داده‌های نگار و مغزه مربوط به حداقل ۷ تا ۱۰ چاه از یک میدان نفتی یا گازی شبکه طراحی شده برای پیش‌بینی خواص مخزن را به کل میدان تعمیم داد و در نهایت نقشه توزیع خواص را در میدان ترسیم نمود، در نتیجه پیشنهاد می‌گردد برای حصول به نتایج بهتر در این میدان از داده‌های چاههای بیشتری برای طراحی شبکه استفاده گردد.

۲- برای بهبود در نتایج پیش‌بینی خواص مخزن از جمله نفوذپذیری، پیشنهاد می‌گردد علاوه بر نگارهای چاه‌پیمایی از نشانگرهای لرزه‌ای^۱ نیز در مدل سازی شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده گردد.

۳- با توجه به رنج وسیع تغییرات نفوذپذیری، برای بهبود نتایج، داده‌های نفوذپذیری به زیر گروههایی تقسیم گردد و سپس برای هر زیر گروه شبکه‌ای طراحی شده و شبکه نهایی از ترکیب این شبکه‌های زیرگروه حاصل گردد.

۴- به منظور بهبود نتایج، روش فازی-عصبی برای پیش‌بینی نفوذپذیری نیز امتحان گردد.

منابع

منابع

اهرابی، ف، تقوی طلب، م ۱۳۸۱، "احتمالات و تحلیل آماری"، مرکز نشر موسسه عالی بانکداری ایران، ص ۳۸۷-۴۵۰.

بخشی، ا ۱۳۸۲، "شبیه سازی نمودار شاخص فتوالکتریک با شبکه های عصبی مصنوعی"، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی شاهرود، دانشکده معدن و ژئوفیزیک

بدری، ج ۱۳۸۴، "مدل سازی نگاره های شاخص فتوالکتریک و زمان گذر صوت بکمک روش های عصبی-فازی در چاه های نفت"، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی شاهرود، دانشکده معدن و ژئوفیزیک.

تدینی، م، ربانی، ا، ر، بیدهدی، م ۱۳۸۳، "تعیین نفوذپذیری سنگ مخزن میدان پارسی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی"، کنفرانس مهندسی معدن، دانشگاه تربیت مدرس، ص ۱۹۶۵-۱۹۷۸.

جلالی لیچائی، م، بیدهدی، م، میرزائی، س ۱۳۸۳، "تخمین تخلخل و نفوذپذیری میدان نفتی گچساران با استفاده از تکنیک شبکه عصبی"، کنفرانس مهندسی معدن، دانشگاه تربیت مدرس، ص ۱۹۷۹-۱۹۹۴.

حبیبیان، ب، بیدهدی، م، کاظم زاده، ع ۱۳۸۴، "پیش بینی نفوذپذیری از روی داده های چاه نگاری با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی در یکی از مخازن کربناته جنوب ایران"، مجله فیزیک زمین و فضا، جلد ۳۱، شماره ۱، ص ۷۹-۸۶.

خاکبازان، ح، فتحیان پور، ن، باقری، ع، م ۱۳۸۳، "تخمین نمودارهای خام چاه نگاری با استفاده از روش شبکه عصبی در چاههای قدیمی نفت"، کنفرانس مهندسی معدن، دانشگاه تربیت مدرس، ص ۲۰۱۵-۲۰۲۹.

رحیمی، م ۱۳۸۱، "تعبیر و تفسیر لرزه ای ناحیه پارس جنوبی در افقهای آسماری، چهارم، سروک، داریان، فهلپیان، سورمه، کنگان، نار و فراقون"، مدیریت اکتشاف، شرکت ملی نفت ایران.

رضایی، م، ر ۱۳۸۰، "زمین شناسی نفت"، انتشارات امین، ص ۱۵۱-۱۶۳.

رمضی، ح، ر ۱۳۷۷، "چاه پیمایی"، انتشارات صنم.

ریاضی، م، ر ۱۳۸۰، "آشنایی با مهندسی مخازن نفت و گاز"، انتشارات دانشگاه صنعتی شریف.

طهماسبی، ف ۱۳۸۳، "مدل سازی معکوس دوبعدی داده های مگنتوتلوریک با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی"، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی شاهرود، دانشکده معدن و ژئوفیزیک.

مرادزاده، ع، بخشی، ا ۱۳۸۵، "شبیه سازی نگار فوتوالکتریک سازندهای نفتی به کمک شبکه های عصبی مصنوعی"، مجله فیزیک زمین و فضا، جلد ۳۲، شماره ۳، ص ۱-۲۰.

مرادزاده، ع، قوامی ریایی، ر ۱۳۸۰، "چاه پیمایی برای مهندسی"، انتشارات دانشگاه شاهرود.

منهاج، م، ب ۱۳۸۱، "مبانی شبکه های عصبی (جلد اول و دوم)"، مرکز نشر دانشگاه صنعتی امیرکبیر.

موحد، ب ۱۳۷۱، "مبانی چاه پیمایی"، مرکز نشر دانشگاه صنعتی امیر کبیر.

نوروزی، غ.، ۱۳۷۸، "چاه نگاری"، مرکز نشر دانشگاه صنعتی اصفهان.

Ali, M., and Chawathe,A., 1999, "Using artificial intelligence to predict permeability from petrographic data", Computers & Geosciences, Vol.26 , P.915-925.

Al-Kaabi, A., and Lee, W. J., 1993, "Using Artificial Neural Nets to Identify the Well Test Interpretation Model," SPE Formation Evaluation, P.233-240.

Al-Qahtane, F. A., 2000, "Porosity distribution prediction using Artificial Neural Network", M.Sc. Thesis, Morganton Virginia University.

Artun, E., Mohaghegh, S., Toro, J., 2005, "Reservoir Characterization Using Intelligent Seismic Inversion", SPE29220, West Virginia University.

Balan, B., Mohaghegh, S., and Ameri, S., 1995, "State-Of-The-Art in Permeability Determination From Well Log Data"; Part 1- A Comparative Study, Model Development, SPE 30978, SPE Eastern Regional Conference and Exhibition, Morgantown, West Virginia University.

Balan, B., Mohaghegh, S., and Ameri, S., 1995, "State-Of-The-Art in Permeability Determination From Well Log Data", Part 2- Verifiable, Accurate Permeability Predictions, the Touch-Stone of All Models, SPE 30979, West Virginia University.

Bhatt, A., 2002, "Reservoir properties from well logs using neural networks", A dissertation for the partial fulfillment of requirements for the degree of PhD at the Department of Petroleum Engineering and Applied Geophysics, Norwegian University of Science and Technology.

Berry, M.J.A., and Linoff, G., 1997, "Data Mining Techniques", John Willy & Sons Publishing, Vol.1. P.454.

Bishop, C., 1995, "neural networks for pattern recognition", Oxford University Press.

Chen, C., and Lin, Z., 2005, "A committee machine with empirical formulas for permeability prediction", Elsevier Science Publications, Vol.32, P.485–496.

Demuth,H., Beale,M.,2002, "Neural Network Toolbox For Use with MATLAB", User's Guide Version 4.

Doraisamy, H., Ertekin, T., and Grader, A., 1998, "Key Parameters Controlling the Performance of Neuro Simulation Applications in Field Development," SPE 51079, Proceedings, SPE Eastern Regional Conference, Pittsburgh, PA, P.233-241.

Foster, J., 1993, " Starting SPSS/PC+ and SPSS for windows (a beginner's guide to data analysis)". England, John Wiley & Sons Pub. 2nd edition.

Haykin,S., 1999, "Neural Network: A Comprehensive Foundation, Prentice Hall", P.842.

Hampson, D.P., Schuelke, J.S., and Quirein, J.A., 2001,"Use of multiattribute transforms to predict log properties from seismic data", Geophysics, Vol.66(1), P.220-236.

Hecht-Nielsen, R., 1987, "Kolomogorov's mapping and neural network existence theorem", 1st International on Neural Networks, IEEE, Vol.1, P.641-648.

Huang, Z., Shimeld, J, Williamson, M.A., and Katsube, J.,1996, "Permeability Prediction with Artificial Neural Network Modeling in the Venture Gas Field, Offshore Eastern Canada ", Geophysics, Vol.61(2), P.422-436.

Huang, Z., and Williamson, M.A.,1997, "Determination of porosity and permeability in reservoir intervals by artificial neural network modeling offshore eastern Canada", Petroleum Geoscience, Vol.3, P.245-258.

Huang, Z., and Williamson, M.A.,1994, "Geological pattern recognition and modeling with a General Regression Neural Network", Canadian Journal of Exploration Geophysics, Vol. 30(1), P. 60-66.

Juniardi, I. J., and Ershaghi, I.,1993, "Complexities of Using Neural Networks In Well Test Analysis of Faulted Reservoir", SPE 26106, Proceedings, SPE Western Regional Meeting, Anchorage, Alaska.

Kumar, N., Hughes, N., and Scott, M.,2000, "using well logs to infer permeability", Center for Applied Petrophysical Studies, Texas Tech University.

- Lim, J.,2005, "Reservoir properties determination using fuzzy logic and neural networks from well data in offshore Korea", Journal of Petroleum Science and Engineering, Elsevier Science Publications, Vol.49, P.182-192.
- Mohaghegh, S., Arefi, R., Ameri, S., and Rose, D.,1995, "Design and Development of an Artificial Neural Network for Estimation of Formation Permeability," SPE 28237, Proceedings, SPE Computer Conference, Dallas, Texas, P.151-154.
- Mohaghegh, S., Arefi, R., and Ameri S.,1996, "Reservoir Characterization with the Aid of Artificial Neural Networks", Journal of Petroleum Science and Engineering, Vol. 16, P. 263-274, Elsevier Science Publications, Amsterdam Holland.
- Mohaghegh, S., Popa, A., and Koperna, G.,1999, "Reducing the Cost of Field-Scale Log Analysis Using Virtual Intelligence Techniques", SPE 57454, Proceedings, SPE Eastern Regional Conference, Charleston, WV.
- Mohaghegh, S., Richardson, M., and Ameri, S.,1998, "Virtual Magnetic Imaging Logs: Generation of Synthetic MRI Logs from Conventional Well Logs", SPE 51075, Proceedings, SPE Eastern Regional Conference, Pittsburgh, PA.
- Mohaghegh, S.,2000., "Virtual Intelligence Applications in Petroleum Engineering : Part I -Artificial neural networks-", Journal of Petroleum Science and Engineering, P.40-46.
- Nikraves, M., Kovscek, A. R., Jonston, R. M., and Patsek, T. W.,1996, "Prediction of Formation Damage During the Fluid Injection into Fractured Low Permeability Reservoirs via Neural networks," SPE 31103, Proceedings, SPE Formation Damage Symposium, Lafayette, LA.
- Ouense, A., Zellou, A., Basinski, P. M., and Head, C. F.,1998, "Practical use of Neural Networks in Tight Gas Fractured Reservoirs: Application to the San Juan Basin", SPE 39965, Proceedings, Rocky Mountain Regional Meeting / Low Permeability Reservoir Symposium, Denver CO.
- Pereira,J.,2004, "permeability prediction from well log data using multiple regression analysis ", M.Sc. Thesis. West Virginia.

- Poulton, M.M., 2002, "Neural networks as an intelligence amplification tool": A review of applications, *Geophysics*, Vol.67(3), P.979-993.
- Poulton, M., 2001, "Computational Neural Networks for Geophysical Data Processing (Handbook of Geophysical Exploration: Seismic Exploration)", Pergamon Publisher.
- Rolon, L., 2004, "Developing Intelligent Synthetic Logs: Application to Upper Devonian Units in PA", M.Sc thesis, Morgantown, West Virginia University.
- Russell, B.H., 2004, "The application of multivariate statistics and neural networks to the prediction of reservoir parameters using seismic attributes", PHD thesis, university of Calagary.
- Singer, D.A., and Kouda, R., 1996, "Application of a feed-. forward neural network in the search for Kuroko Deposits in Hokuroku District, Japan, *Mathematical Geology*", Vol.28(8), P.1017-1023.
- Sung, W., Hanyang, U., and Yoo, I., 1995, "Development of HT-BP Neural Network System for the Identification of Well Test Interpretation Model," SPE 30974, Proceedings, SPE Eastern Regional Conference and Exhibition, Morgantown, West Virginia.
- Ternyik, J., Bilgesu, I., and Mohaghegh, S, 1995, "Virtual Measurement in Pipes, Part 2: Liquid Holdup and Flow Pattern Correlation," SPE 30976, Proceedings, SPE Eastern Regional Conference and Exhibition, Morgantown, West Virginia.
- Ternyik, J., Bilgesu, I., and Mohaghegh, S., and Rose, D., 1995, "Virtual Measurement in Pipes, Part 1: Flowing Bottomhole Pressure Under Multi-phase Flow and Inclined Wellbore Conditions," SPE 30975, Proceedings, SPE Eastern Regional Conference and Exhibition, Morgantown, West Virginia.
- Tiab, D., and Donaldsson, E.C., 2004, "Petrophysics. Theory and practice of measuring reservoir rock and fluid properties". Gulf Publishing Co.
- Tonn, T., 2002. "Neural network seismic reservoir characterization in a heavy oil reservoir", *The Leading Edge*, Vol 21, No.3 , P. 309-312.

Torres, L., 2002, "Characterization Of Naturally Fractured Reservoir From Conventional Well Logs", M.Sc Thesis, Norman Oklahoma University.

www.intelligentsolutionsinc.com/SPE.htm

www.Minitab.com

Zellou, A., Ouense, A., and Banik, A., 1995, "Improved Fractured Reservoir Characterization Using Neural Networks, Geomechanics and 3-D Seismic", SPE 30722, Proceedings, SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Dallas, TX.

پیوست

پیوست الف

نتایج حاصل از طراحی شبکه عصبی پس انتشار به
روش توقف سریع

جدول (الف-۱): نتایج مطلوب حاصل از آموزش شبکه پس انتشار به روش توقف سریع با ورودیهای متفاوت

train function	performance function	n1	n2	R1	R2	R3	RMS1	RMS2	var
trainbfg	mse	17	9	0.913	0.890	0.882	0.608	1.002	kh3
trainrp	mse	10	9	0.906	0.883	0.892	0.625	1.810	
trainscg	mse	14	0	0.905	0.880	0.905	0.626	1.170	
trainrp	mse	8	1	0.905	0.878	0.882	0.643	0.899	
traingdx	mse	17	5	0.903	0.876	0.897	0.632	0.868	
trainbfg	mse	13	10	0.923	0.915	0.907	0.565	0.619	
trainlm	mse	17	10	0.930	0.915	0.873	0.544	0.617	kh4
trainlm	mse	18	6	0.919	0.914	0.909	0.592	0.624	
trainlm	mse	12	5	0.919	0.914	0.885	0.594	0.629	
trainlm	mse	10	1	0.927	0.913	0.900	0.554	0.621	
trainlm	mse	14	11	0.934	0.913	0.728	0.527	0.623	
trainlm	mse	15	13	0.935	0.912	0.873	0.524	0.627	
trainrp	mse	13	4	0.933	0.934	0.909	0.533	0.561	kh6
trainscg	mse	16	14	0.923	0.933	0.898	0.567	0.565	
trainscg	mse	16	9	0.929	0.933	0.900	0.545	0.568	
trainlm	mse	9	7	0.935	0.933	0.900	0.527	0.577	
trainlm	mse	18	10	0.946	0.932	0.888	0.491	0.568	
trainlm	mse	17	2	0.934	0.930	0.890	0.530	0.575	
trainscg	mse	10	8	0.932	0.930	0.886	0.533	0.572	kh9
trainlm	mse	10	1	0.935	0.930	0.898	0.521	0.567	
trainlm	mse	8	5	0.956	0.922	0.890	0.456	0.623	
trainscg	mse	16	12	0.929	0.942	0.906	0.544	0.519	
trainlm	mse	16	11	0.925	0.942	0.880	0.573	0.544	
trainlm	mse	18	3	0.936	0.942	0.888	0.522	0.535	
trainbfg	mse	14	4	0.942	0.941	0.903	0.494	0.526	kh9
trainbfg	mse	17	11	0.933	0.939	0.904	0.531	0.545	
trainlm	mse	12	5	0.931	0.939	0.904	0.569	0.549	
trainbfg	mse	10	4	0.927	0.938	0.916	0.551	0.536	
trainbfg	mse	13	6	0.940	0.937	0.916	0.507	0.542	
trainscg	mse	9	7	0.918	0.879	0.853	0.546	0.718	kv3
trainbfg	mse	10	6	0.920	0.870	0.864	0.544	0.719	
trainscg	mse	8	4	0.906	0.867	0.863	0.607	1.259	
traingdx	mse	18	15	0.785	0.864	0.769	0.852	1.442	
trainbfg	mse	12	1	0.902	0.862	0.837	0.610	0.812	
trainrp	mse	14	13	0.910	0.857	0.847	0.581	0.875	
trainlm	mse	13	7	0.929	0.855	0.836	0.511	1.278	kv4
trainlm	mse	12	12	0.934	0.901	0.860	0.503	0.640	
trainlm	mse	12	10	0.943	0.900	0.791	0.457	0.640	
trainlm	mse	12	2	0.931	0.898	0.855	0.503	0.644	
trainlm	mse	18	3	0.923	0.897	0.847	0.541	0.652	
trainlm	mse	18	16	0.947	0.897	0.774	0.440	0.644	
trainlm	mse	16	6	0.940	0.896	0.823	0.468	0.650	kv4
trainbfg	mse	14	6	0.931	0.895	0.858	0.503	0.650	
trainlm	mse	17	16	0.941	0.893	0.851	0.467	0.656	
trainlm	mse	17	0	0.940	0.892	0.784	0.477	0.661	

جدول (الف-۱) - ادامه

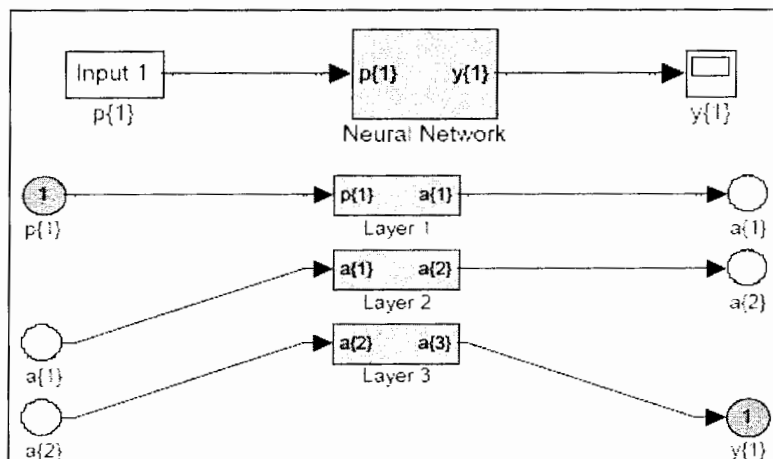
train function	performance function	n1	n2	R1	R2	R3	RMS1	RMS2	var
trainscg	mse	14	9	0.932	0.922	0.877	0.499	0.568	kv6
trainlm	mse	17	2	0.950	0.921	0.877	0.443	0.571	
trainlm	mse	18	8	0.961	0.919	0.857	0.385	0.577	
trainlm	mse	9	4	0.969	0.919	0.889	0.339	0.574	
trainrp	mse	18	9	0.957	0.918	0.883	0.401	0.580	
trainlm	mse	8	5	0.955	0.912	0.891	0.407	0.603	
trainlm	mse	10	6	0.952	0.911	0.876	0.421	0.612	
trainscg	mse	11	5	0.937	0.911	0.870	0.481	0.602	
trainlm	mse	9	9	0.969	0.911	0.823	0.344	0.606	
trainbfg	mse	18	5	0.958	0.939	0.894	0.393	0.512	kv9
traingdx	mse	14	8	0.959	0.938	0.879	0.397	0.516	
trainlm	mse	17	12	0.962	0.937	0.865	0.393	0.527	
trainbfg	mse	10	6	0.950	0.932	0.890	0.431	0.529	
trainlm	mse	18	8	0.979	0.931	0.877	0.281	0.533	
trainbfg	mse	18	6	0.969	0.929	0.885	0.342	0.541	
trainscg	mse	12	10	0.948	0.929	0.887	0.437	0.547	
trainscg	mse	15	7	0.964	0.928	0.888	0.366	0.544	
trainbfg	mse	9	3	0.951	0.928	0.876	0.429	0.546	
trainscg	mse	18	6	0.943	0.928	0.874	0.457	0.550	

در جدول فوق $n1$ و $n2$ به ترتیب تعداد نرونهاى لایه میانی اول و دوم، $R1$ ، $R2$ و $R3$ به ترتیب ضریب همبستگی بین داده‌های پیش‌بینی شده و مغزه در مرحله آموزش، تست و اعتبار سنجی، $RMS1$ و $RMS2$ به ترتیب جذر میانگین مربعات خطا در مرحله آموزش و تست می‌باشند. منظور از $kh3$ ، $kh4$ ، $kh6$ و $kh9$ این است که، برای پیش‌بینی نفوذپذیری افقی به ترتیب از ۳، ۴، ۶ و ۹ ورودی استفاده شده و بهترین نتایج حاصل در جدول آورده شده است. ترتیب ورودیهای انتخاب شده به صورت جدول (الف-۲) می‌باشد. برای متغیرهای $kv3$ ، $kv4$ ، $kv6$ و $kv9$ نیز مطالب فوق برای پیش‌بینی نفوذپذیری قائم صادق است.

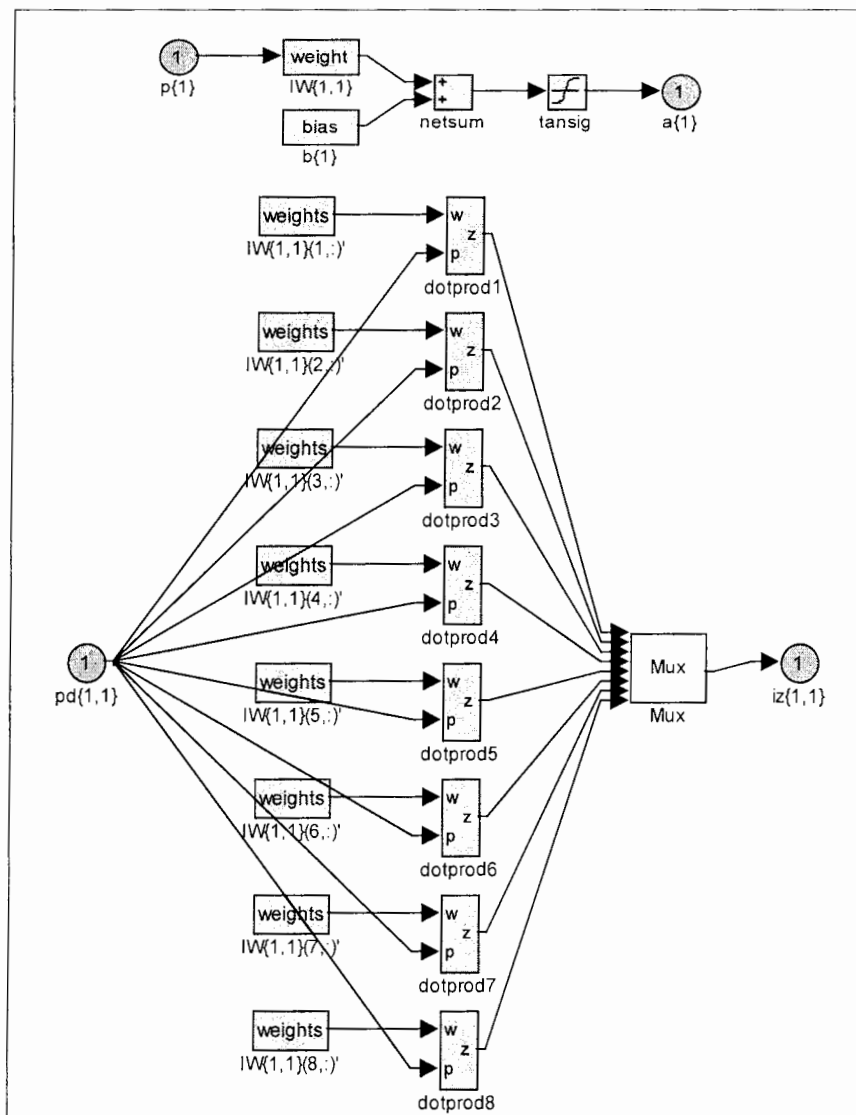
جدول (الف-۲): تعداد و نوع متغیرهای انتخاب شده برای آموزش

تعداد ورودیها	نوع نگارهای انتخاب شده
۳	DT, NPHI, RHOB
۴	DT, NPHI, RHOB, MSFL
۶	X, Y, Z, DT, NPHI, RHOB
۹	X, Y, Z, DT, GR, NPHI, RHOB, PEF, MSFL

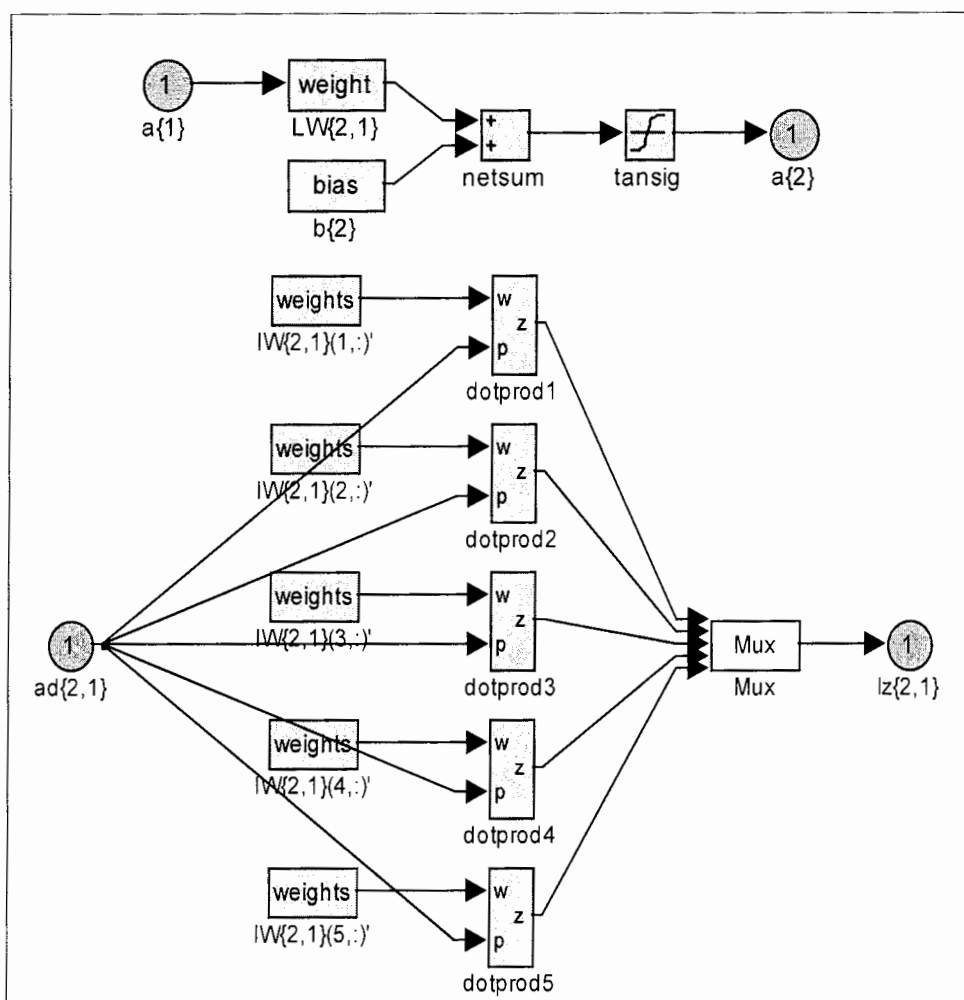
در شکل الف-۱ نحوه تبدیل یکی از ورودیها ($p\{1\}$) به خروجی ($y\{1\}$) در لایه‌های مختلف آورده شده است که برای ۵ ورودی دیگر نیز همچنین ساختاری وجود دارد. در شکل الف-۲ نحوه وزندگی به هر ورودی در لایه پنهان اول و در شکل الف-۳ نحوه وزندگی در لایه پنهان دوم و در شکل الف-۴ نحوه ارتباط نحوه وزندگی در لایه خروجی شبکه پس انتشار خطا با روش توقف سریع آمده است.



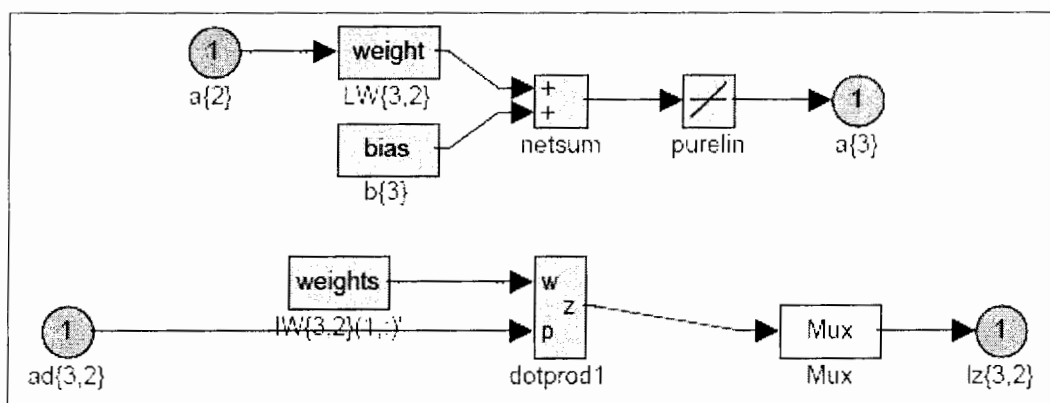
شکل (الف-۱): تصویر شماتیک از چگونگی ارتباط یکی از ورودیها با خروجی در لایه‌های مختلف



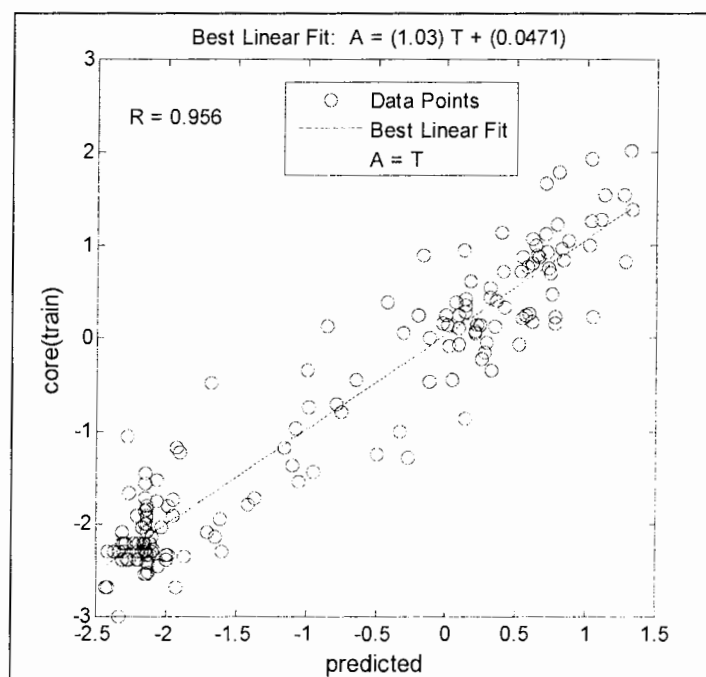
شکل (الف-۲): مشخصات لایه پنهان اول شبکه پس انتشار با روش توقف سریع برای ارتباط یکی از ورودیها با خروجی



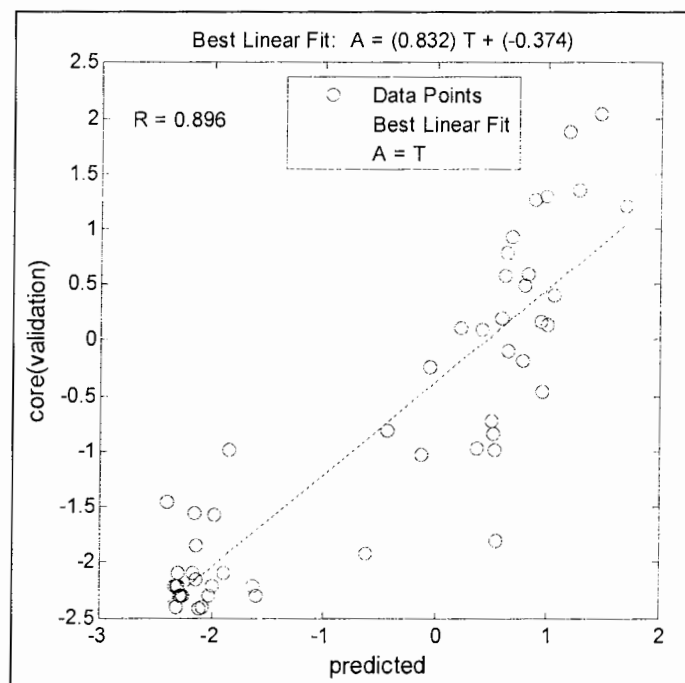
شکل (الف-۳): مشخصات لایه پنهان دوم شبکه پس انتشار با روش توقف سریع برای ارتباط یکی از ورودیها با خروجی



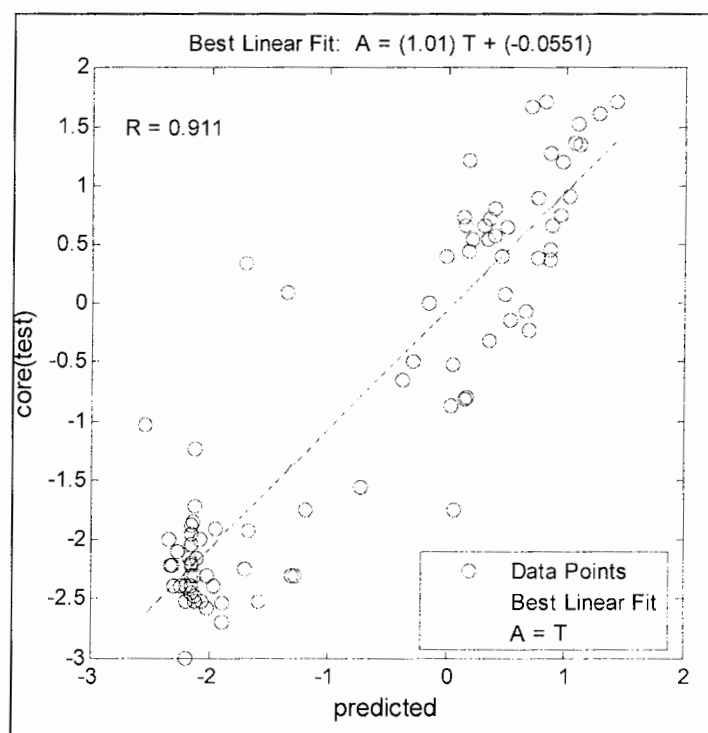
شکل (الف-۴): مشخصات لایه خروجی شبکه پس انتشار با روش توقف سریع



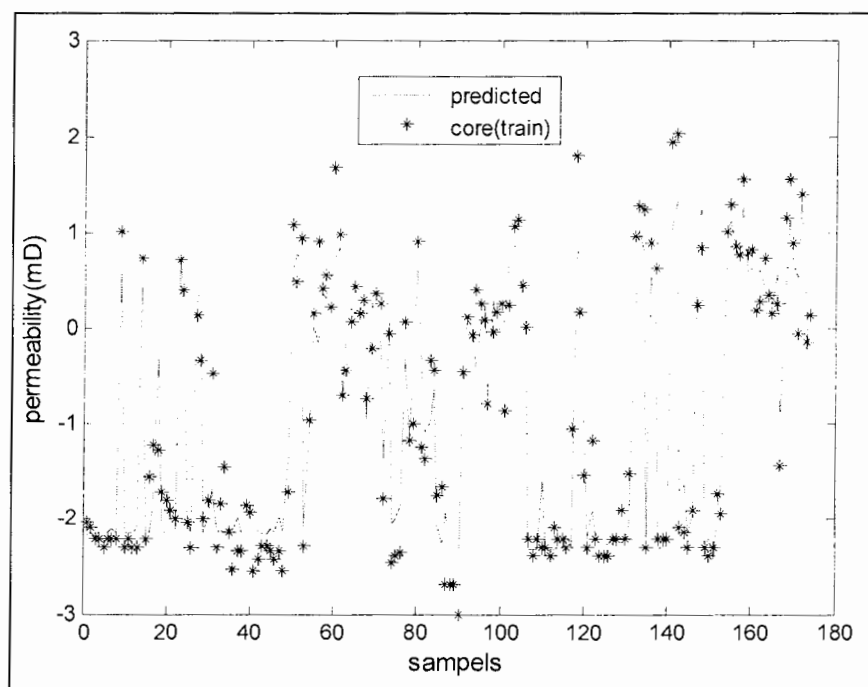
شکل (الف-۵): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های آموزش با شش ورودی



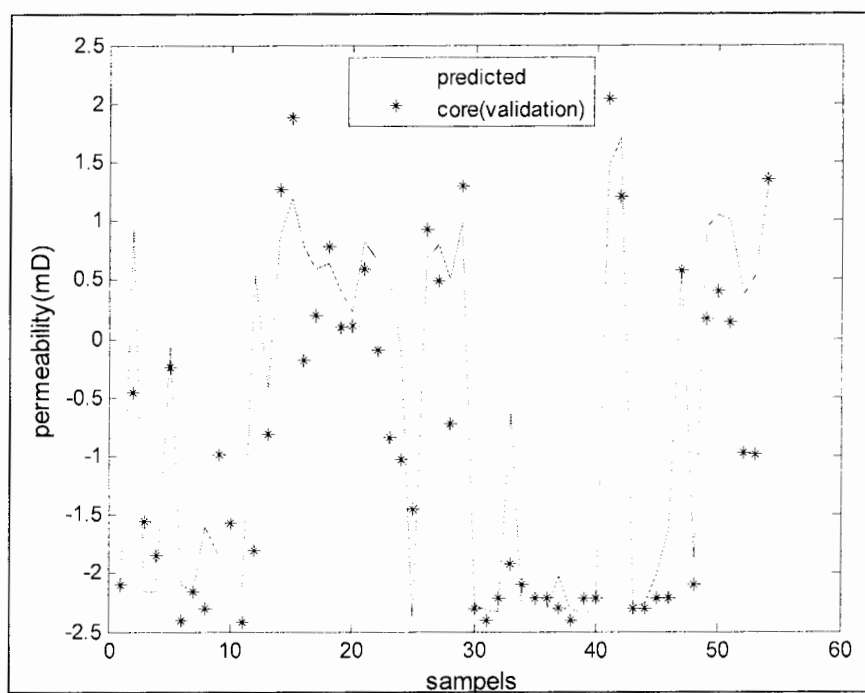
شکل (الف-۶): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده‌های اعتبار سنجی



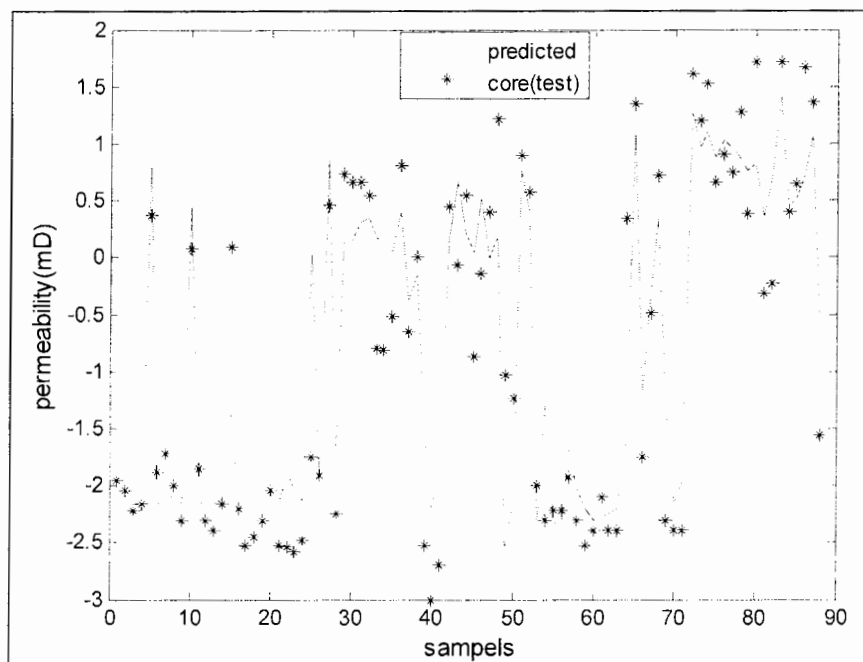
شکل (الف-۷): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست



شکل (الف-۸): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش



شکل(الف-۹): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های اعتبار سنجی



شکل(الف-۱۰): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری(قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست

پیوست ب

نتایج حاصل از طراحی شبکه عصبی پس انتشار به
روش منظم سازی

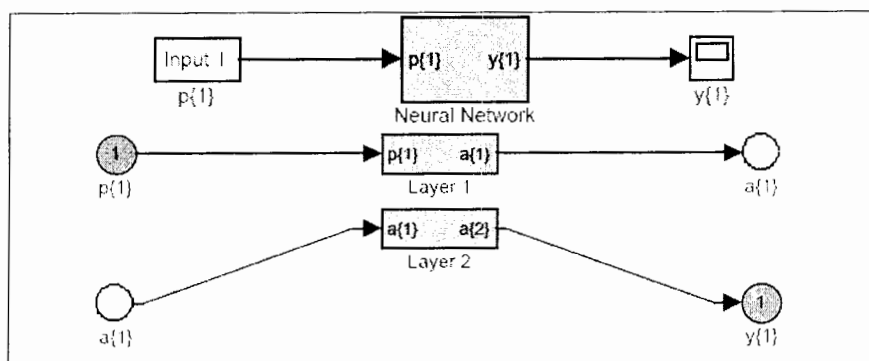
جدول (ب-۲): نتایج مطلوب حاصل از آموزش شبکه پس انتشار به روش منظم سازی با ورودیها و نرونهای متفاوت

تابع آموزش	n1	n2	R1	R2	R3	RMS1	RMS2	var
trainbr	14	8	0.9384	0.7586	0.8037	0.5090	3.4798	kh3
trainbr	14	0	0.9281	0.7255	0.7681	0.5483	5.8840	
trainbr	8	0	0.9279	0.7254	0.7732	0.5493	4.3846	
trainbr	9	0	0.9279	0.7251	0.7731	0.5493	4.4752	
trainbr	10	0	0.9279	0.7245	0.7738	0.5493	4.5641	
trainbr	12	0	0.9278	0.7212	0.7729	0.5493	4.6529	
trainbr	11	0	0.9278	0.7211	0.7733	0.5494	4.5915	
trainbr	14	1	0.9306	0.9152	0.7156	0.5392	0.6154	kh4
trainbr	14	11	0.9376	0.9146	0.7993	0.5122	0.6171	
trainbr	11	11	0.9376	0.9143	0.7983	0.5121	0.6182	
trainbr	13	9	0.9373	0.9143	0.7965	0.5134	0.6184	
trainbr	15	8	0.9364	0.9139	0.8026	0.5170	0.6204	
trainbr	11	7	0.9376	0.9135	0.8063	0.5120	0.6216	
trainbr	13	1	0.9303	0.9134	0.7204	0.5401	0.6203	
trainbr	12	0	0.9271	0.9133	0.7589	0.5520	0.6256	kh6
trainbr	14	0	0.9460	0.9118	0.8254	0.4775	0.6387	
trainbr	12	0	0.9462	0.9115	0.8250	0.4767	0.6414	
trainbr	13	0	0.9464	0.9109	0.8256	0.4760	0.6431	
trainbr	11	0	0.9464	0.9107	0.8257	0.4757	0.6436	
trainbr	10	0	0.9463	0.9107	0.8259	0.4764	0.6433	
trainbr	8	0	0.9464	0.9107	0.8256	0.4757	0.6438	
trainbr	9	0	0.9464	0.9107	0.8256	0.4757	0.6438	
trainbr	15	0	0.9464	0.9107	0.8256	0.4757	0.6438	kh9
trainbr	8	1	0.9495	0.9017	0.7403	0.4621	0.6633	
trainbr	9	0	0.9497	0.9321	0.8813	0.4614	0.5664	
trainbr	14	0	0.9488	0.9321	0.8847	0.4654	0.5622	
trainbr	13	0	0.9487	0.9321	0.8859	0.4658	0.5626	
trainbr	8	0	0.9499	0.9314	0.8833	0.4606	0.5690	
trainbr	11	0	0.9563	0.9248	0.8634	0.4310	0.5984	
trainbr	9	1	0.9520	0.9240	0.8666	0.4511	0.6133	
trainbr	15	0	0.9535	0.9227	0.8526	0.4441	0.6031	kv3
trainbr	12	0	0.9594	0.9226	0.8627	0.4159	0.6010	
trainbr	10	0	0.9574	0.9214	0.8631	0.4256	0.6071	
trainbr	8	1	0.9618	0.9056	0.8220	0.4036	0.6702	
trainbr	8	4	0.9685	0.9013	0.8354	0.3668	0.6856	
trainbr	11	7	0.9667	0.8688	0.7521	0.3516	2.8958	
trainbr	8	3	0.9600	0.8504	0.6428	0.3847	1.1127	
trainbr	8	5	0.9655	0.8486	0.7554	0.3581	1.4932	
trainbr	13	10	0.9680	0.8407	0.6699	0.3449	1.7104	kv3
trainbr	9	3	0.9601	0.8402	0.6785	0.3842	1.1758	
trainbr	12	5	0.9645	0.8247	0.7157	0.3631	1.1519	
trainbr	8	7	0.9655	0.8188	0.7463	0.3578	5.8804	
trainbr	13	11	0.9712	0.8018	0.7022	0.3274	2.4939	
trainbr	12	12	0.9664	0.8005	0.7133	0.3532	2.3009	
trainbr	11	9	0.9726	0.7844	0.6778	0.3196	1.7049	

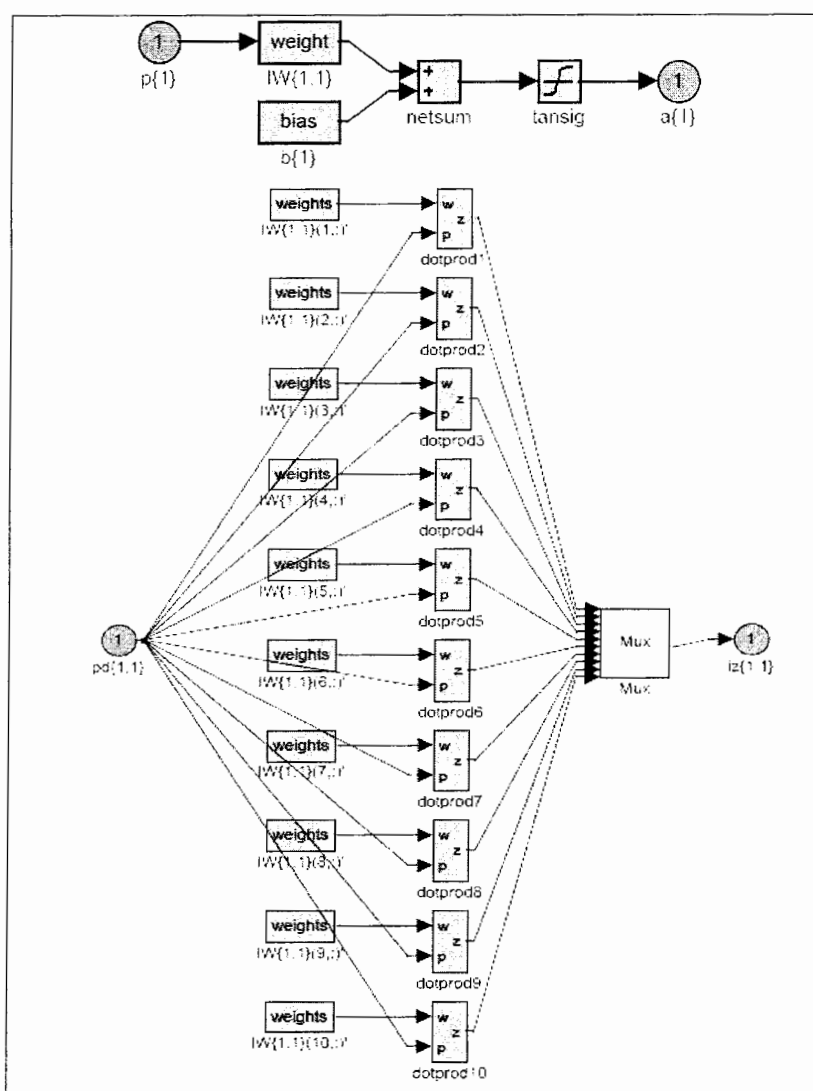
جدول (ب-۲): ادامه

تابع آموزش	n1	n2	R1	R2	R3	RMS1	RMS2	var
trainbr	9	1	0.9513	0.8939	0.7715	0.4235	0.6537	kv4
trainbr	14	1	0.9514	0.8933	0.7693	0.4233	0.6554	
trainbr	15	0	0.9522	0.8925	0.7729	0.4198	0.6582	
trainbr	13	0	0.9517	0.8915	0.7649	0.4219	0.6609	
trainbr	13	10	0.9651	0.8897	0.7842	0.3598	0.6695	
trainbr	12	2	0.9602	0.8893	0.7639	0.3839	0.6689	
trainbr	12	0	0.9522	0.8884	0.7495	0.4196	0.6698	
trainbr	10	0	0.9523	0.8872	0.7485	0.4195	0.6734	
trainbr	9	0	0.9523	0.8871	0.7484	0.4194	0.6736	
trainbr	13	8	0.9606	0.8871	0.7989	0.3820	0.6747	
trainbr	9	0	0.9717	0.9118	0.8427	0.3246	0.6000	kv6
trainbr	8	0	0.9677	0.9079	0.8504	0.3467	0.6152	
trainbr	14	0	0.9677	0.9077	0.8494	0.3467	0.6151	
trainbr	11	0	0.9727	0.9065	0.8300	0.3192	0.6173	
trainbr	13	0	0.9689	0.9058	0.8343	0.3403	0.6206	
trainbr	15	0	0.9682	0.9033	0.8389	0.3441	0.6271	
trainbr	9	2	0.9774	0.8958	0.8473	0.2906	0.6501	
trainbr	10	0	0.9730	0.8940	0.8050	0.3172	0.6652	
trainbr	10	1	0.9784	0.8916	0.7787	0.2839	0.6626	
trainbr	8	1	0.9763	0.8824	0.7728	0.2974	0.6967	
trainbr	8	0	0.9773	0.9206	0.8617	0.2916	0.5689	kv9
trainbr	13	0	0.9713	0.9168	0.8356	0.3271	0.5829	
trainbr	12	0	0.9768	0.9141	0.8231	0.2944	0.5929	
trainbr	11	0	0.9768	0.9140	0.8229	0.2943	0.5934	
trainbr	8	2	0.9788	0.9106	0.8440	0.2815	0.6030	
trainbr	10	0	0.9863	0.9096	0.8040	0.2273	0.6149	
trainbr	8	3	0.9910	0.9013	0.8018	0.1844	0.6340	
trainbr	15	0	0.9901	0.8930	0.8249	0.1936	0.6582	
trainbr	9	0	0.9845	0.8892	0.8461	0.2412	0.6734	
trainbr	9	3	0.9928	0.8876	0.8012	0.1645	0.7042	
trainbr	10	1	0.9890	0.8837	0.7315	0.2035	0.7079	kv9
trainbr	11	1	0.9876	0.8831	0.7982	0.2156	0.6933	
trainbr	14	0	0.9882	0.8827	0.8066	0.2109	0.6975	kv9

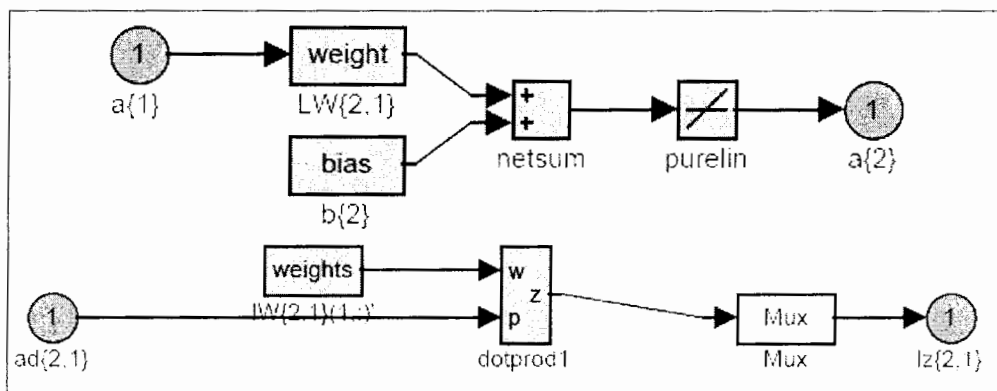
توضیح متغیرهای مربوط به جدول مشابه پیوست الف می باشد.



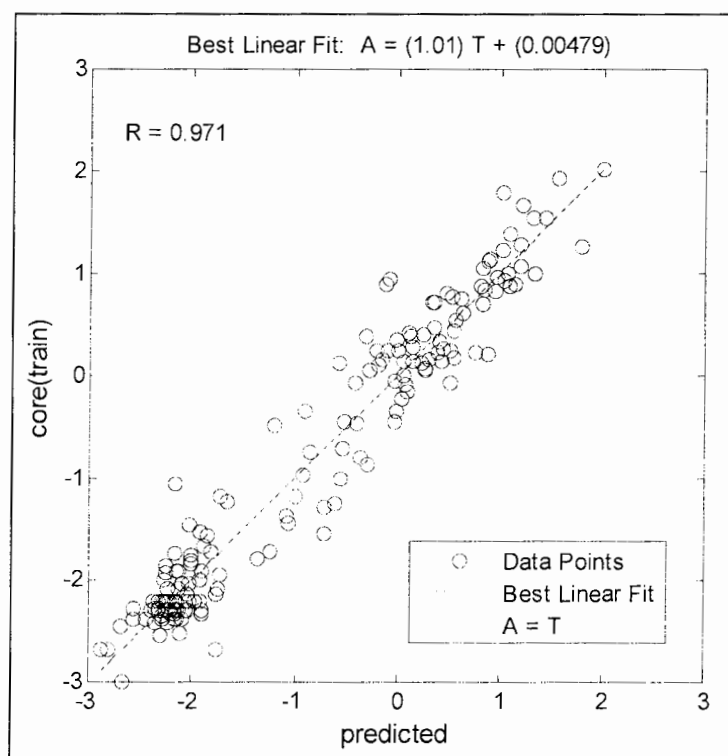
شکل (ب-۱): تصویر شماتیک از چگونگی ارتباط یکی از ورودیها با خروجی در لایه‌های مختلف شبکه پس انتشار به روش منظم سازی



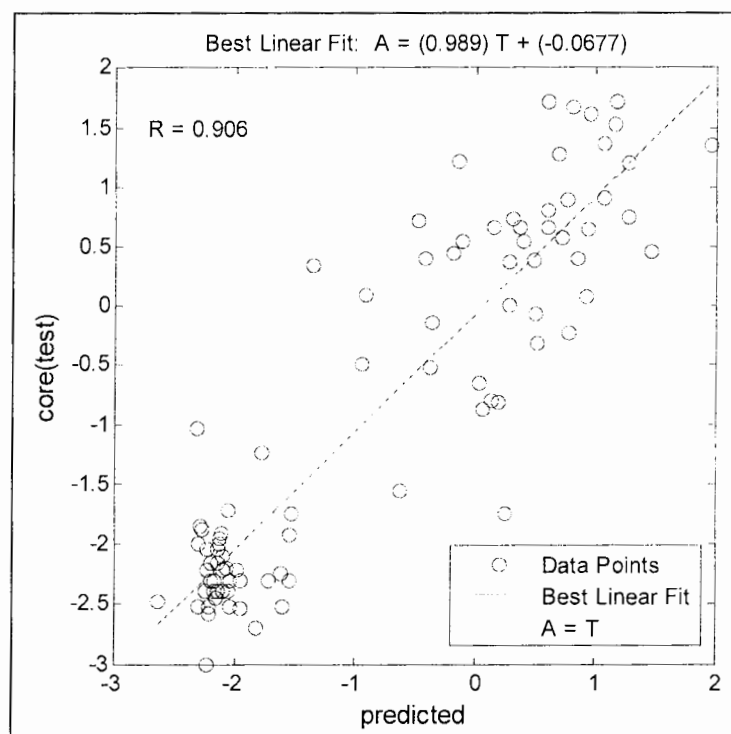
شکل (ب-۲): مشخصات لایه پنهان شبکه پس انتشار خطا به روش منظم سازی برای ارتباط یکی از ورودیها با خروجی



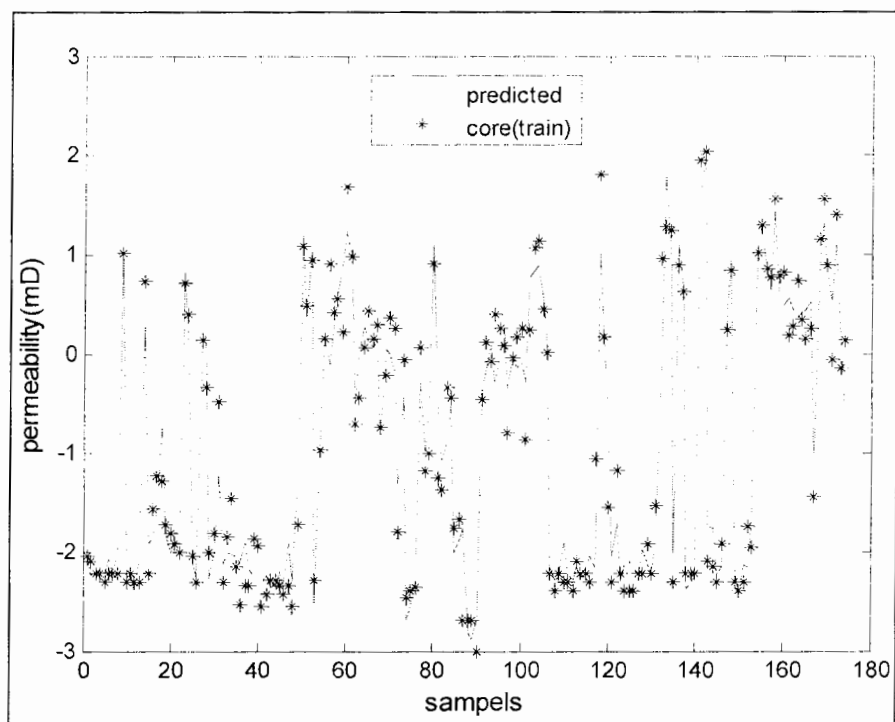
شکل (ب-۳): مشخصات لایه خروجی شبکه پس انتشار خطا به روش منظم سازی



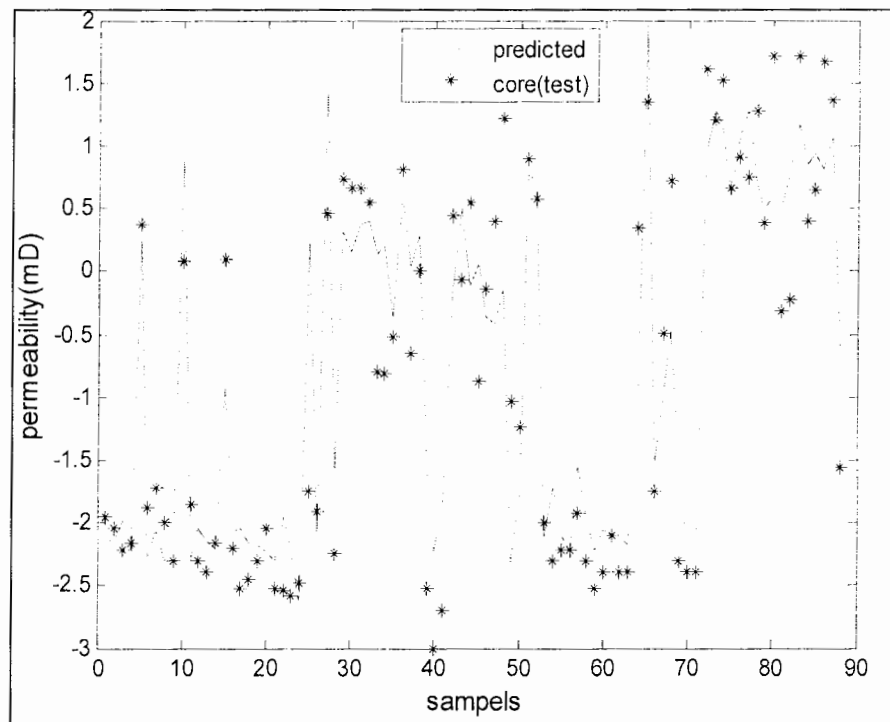
شکل (ب-۴): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش با شش ورودی



شکل (ب-۵): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست



شکل (ب-۶): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش



شکل (ب-۷): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست

پیوست ج

نتایج حاصل از طراحی شبکه عصبی شعاعی

رگرسیون عمومی

جدول (ج-۱): نتایج حاصل از آموزش شبکه عصبی شعاعی با ورودیها و فاکتور تعدیل‌های مختلف

Var	RMS(تست)	RMS(آموزش)	R(اعتبار سنجی)	R(تست)	R(آموزش)	Sf(فاکتور تعدیل)
kh3	0.740	0.282	0.825	0.877	0.982	0.05
	0.688	0.363	0.836	0.893	0.969	0.07
	0.664	0.421	0.847	0.901	0.959	0.09
	0.655	0.467	0.857	0.904	0.949	0.11
	0.652	0.501	0.864	0.906	0.941	0.13
	0.652	0.527	0.869	0.906	0.935	0.15
	0.653	0.546	0.873	0.907	0.930	0.17
	0.656	0.561	0.876	0.906	0.926	0.19
	0.661	0.576	0.879	0.905	0.922	0.21
	0.667	0.591	0.882	0.904	0.918	0.23
	0.675	0.606	0.885	0.902	0.914	0.25
	0.684	0.622	0.887	0.900	0.909	0.27
	0.695	0.639	0.889	0.897	0.904	0.29
	0.708	0.656	0.891	0.893	0.899	0.31
	0.722	0.674	0.891	0.889	0.894	0.33
kv3	0.740	0.220	0.771	0.866	0.987	0.05
	0.705	0.277	0.784	0.877	0.980	0.07
	0.687	0.325	0.803	0.883	0.972	0.09
	0.676	0.369	0.820	0.886	0.964	0.11
	0.669	0.403	0.831	0.888	0.957	0.13
	0.666	0.428	0.838	0.890	0.951	0.15
	0.665	0.448	0.843	0.891	0.946	0.17
	0.665	0.465	0.847	0.891	0.942	0.19
	0.666	0.480	0.850	0.891	0.938	0.21
	0.669	0.495	0.852	0.891	0.935	0.23
	0.673	0.511	0.854	0.890	0.931	0.25
	0.679	0.527	0.856	0.889	0.926	0.27
	0.687	0.544	0.857	0.887	0.922	0.29
	0.695	0.562	0.857	0.885	0.917	0.31
kh4	0.713	0.194	0.826	0.886	0.991	0.05
	0.669	0.303	0.838	0.900	0.979	0.07
	0.653	0.384	0.850	0.904	0.966	0.09
	0.651	0.444	0.859	0.906	0.954	0.11
	0.653	0.486	0.866	0.906	0.945	0.13
	0.656	0.517	0.871	0.905	0.937	0.15
	0.659	0.539	0.874	0.905	0.932	0.17
	0.662	0.557	0.877	0.905	0.927	0.19
	0.667	0.573	0.880	0.904	0.923	0.21
	0.673	0.588	0.882	0.903	0.919	0.23
	0.681	0.604	0.885	0.901	0.914	0.25
	0.691	0.620	0.887	0.898	0.910	0.27
	0.702	0.637	0.888	0.895	0.905	0.29
	0.715	0.654	0.889	0.891	0.900	0.31
	0.728	0.670	0.889	0.887	0.895	0.33
	0.743	0.687	0.889	0.883	0.890	0.35

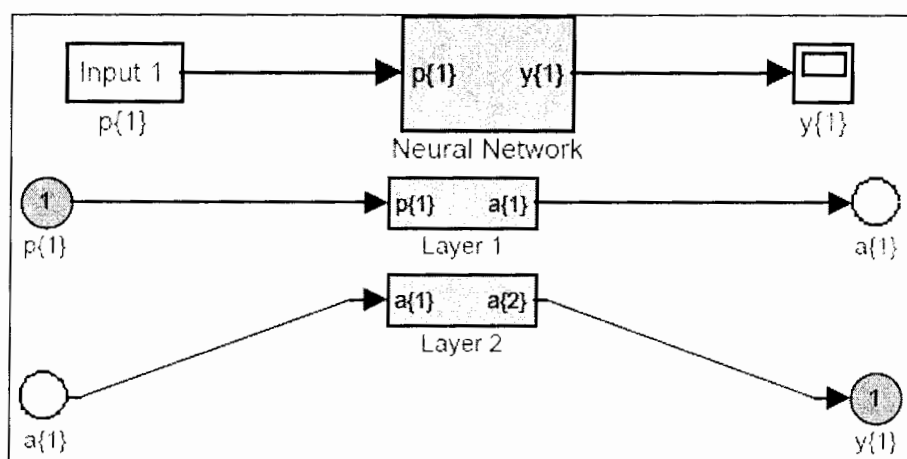
جدول (ج-۱): ادامه

Var	RMS(تست)	RMS(آموزش)	R(اعتبار سنجی)	R(تست)	R(آموزش)	Sf(فاکتور تعدیل)
kv4	0.728	0.138	0.757	0.870	0.995	0.05
	0.695	0.224	0.777	0.881	0.987	0.07
	0.679	0.292	0.800	0.885	0.977	0.09
	0.672	0.348	0.819	0.888	0.968	0.11
	0.668	0.390	0.831	0.889	0.959	0.13
	0.667	0.421	0.838	0.890	0.953	0.15
	0.667	0.443	0.843	0.890	0.947	0.17
	0.668	0.462	0.847	0.891	0.943	0.19
	0.670	0.478	0.850	0.890	0.939	0.21
	0.673	0.493	0.852	0.890	0.935	0.23
	0.677	0.509	0.854	0.889	0.931	0.25
	0.683	0.525	0.855	0.888	0.927	0.27
	0.691	0.542	0.856	0.886	0.923	0.29
	0.700	0.560	0.856	0.884	0.918	0.31
	0.709	0.577	0.857	0.881	0.913	0.33
	0.720	0.594	0.856	0.878	0.908	0.35
kh6	0.844	0.085	0.805	0.840	0.998	0.05
	0.847	0.143	0.814	0.838	0.995	0.07
	0.845	0.193	0.824	0.838	0.991	0.09
	0.836	0.233	0.836	0.841	0.987	0.11
	0.819	0.265	0.847	0.847	0.984	0.13
	0.799	0.293	0.859	0.855	0.980	0.15
	0.779	0.320	0.869	0.863	0.976	0.17
	0.761	0.347	0.877	0.870	0.972	0.19
	0.746	0.373	0.883	0.875	0.968	0.21
	0.735	0.399	0.887	0.879	0.963	0.23
	0.727	0.424	0.891	0.882	0.959	0.25
	0.720	0.449	0.893	0.885	0.954	0.27
	0.714	0.473	0.896	0.887	0.949	0.29
	0.709	0.497	0.897	0.889	0.944	0.31
	0.706	0.521	0.898	0.891	0.938	0.33
	0.705	0.545	0.899	0.892	0.933	0.35
kv6	0.745	0.053	0.831	0.863	0.999	0.05
	0.740	0.089	0.840	0.864	0.998	0.07
	0.733	0.127	0.846	0.867	0.996	0.09
	0.723	0.161	0.852	0.870	0.993	0.11
	0.712	0.190	0.858	0.874	0.990	0.13
	0.700	0.213	0.864	0.878	0.988	0.15
	0.689	0.234	0.869	0.881	0.985	0.17
	0.679	0.255	0.872	0.885	0.983	0.19
	0.671	0.274	0.874	0.888	0.980	0.21
	0.665	0.294	0.875	0.890	0.977	0.23
	0.659	0.313	0.875	0.892	0.975	0.25
	0.655	0.334	0.875	0.894	0.971	0.27
	0.650	0.356	0.875	0.896	0.968	0.29
	0.648	0.378	0.875	0.898	0.964	0.31

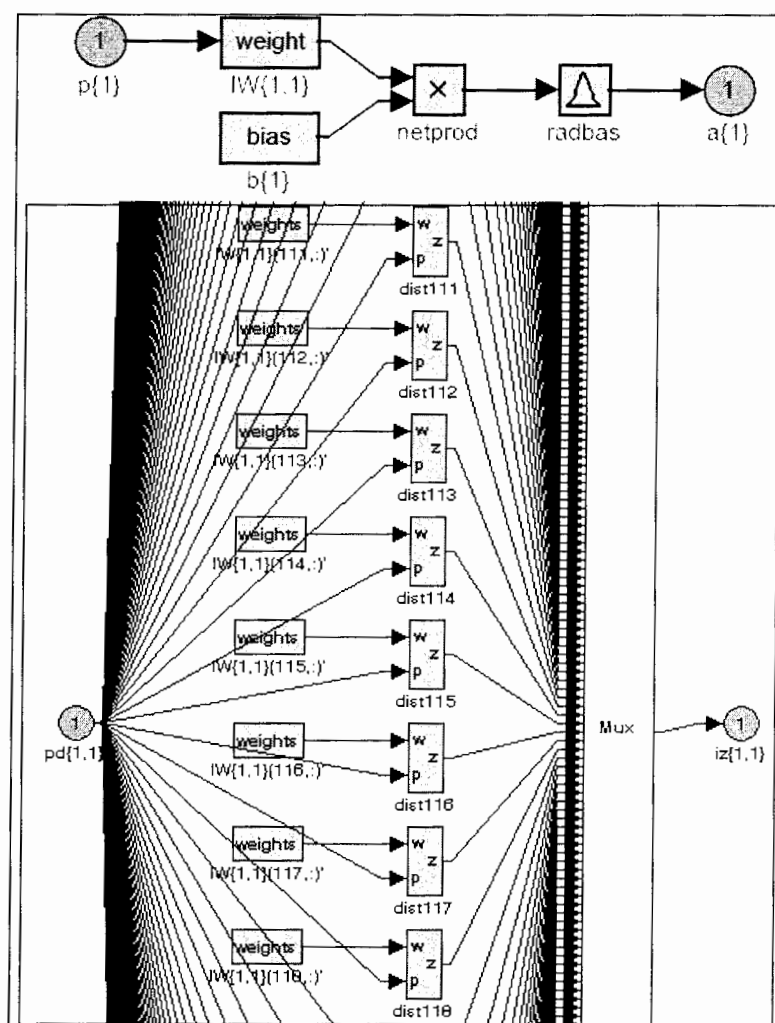
جدول (ج-۳): ادامه

Var	RMS(تست)	RMS(آموزش)	R(اعتبار سنجی)	R(تست)	R(آموزش)	Sf(فاکتور تعدیل)
kh9	0.767	0.004	0.871	0.874	1.000	0.05
	0.766	0.021	0.870	0.874	1.000	0.07
	0.765	0.046	0.871	0.874	1.000	0.09
	0.760	0.075	0.874	0.875	0.999	0.11
	0.751	0.107	0.878	0.878	0.997	0.13
	0.737	0.140	0.883	0.883	0.996	0.15
	0.719	0.170	0.889	0.888	0.993	0.17
	0.700	0.198	0.895	0.893	0.991	0.19
	0.684	0.225	0.900	0.897	0.988	0.21
	0.671	0.253	0.904	0.900	0.986	0.23
	0.664	0.281	0.907	0.902	0.982	0.25
	0.660	0.309	0.908	0.903	0.979	0.27
	0.660	0.338	0.909	0.903	0.975	0.29
	0.662	0.367	0.910	0.903	0.970	0.31
kv9	0.671	0.004	0.879	0.891	1.000	0.05
	0.674	0.020	0.876	0.890	1.000	0.07
	0.676	0.042	0.876	0.889	1.000	0.09
	0.674	0.063	0.877	0.889	0.999	0.11
	0.668	0.084	0.878	0.891	0.998	0.13
	0.661	0.107	0.880	0.893	0.997	0.15
	0.653	0.128	0.882	0.895	0.996	0.17
	0.644	0.147	0.884	0.898	0.994	0.19
	0.637	0.166	0.886	0.900	0.993	0.21
	0.631	0.186	0.886	0.901	0.991	0.23
	0.628	0.207	0.887	0.902	0.989	0.25
	0.626	0.229	0.887	0.903	0.987	0.27
	0.626	0.252	0.886	0.903	0.984	0.29
	0.627	0.275	0.885	0.904	0.981	0.31

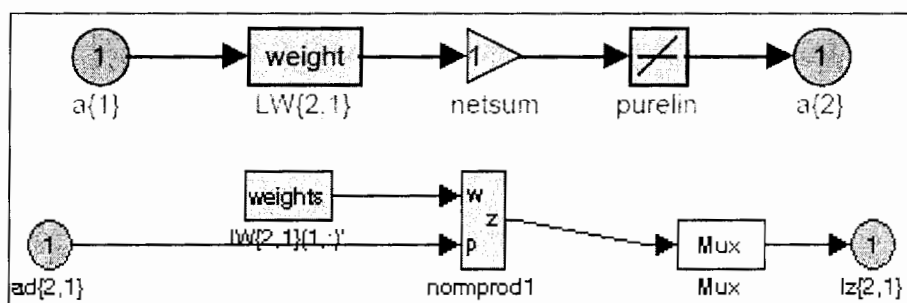
توضیح متغیرهای مربوط به جدول در پیوست (الف) آمده است.



شکل (ج-۱): نمای کلی از شبکه عصبی رگرسیون عمومی و تعداد لایه‌های آن برای یک ورودی

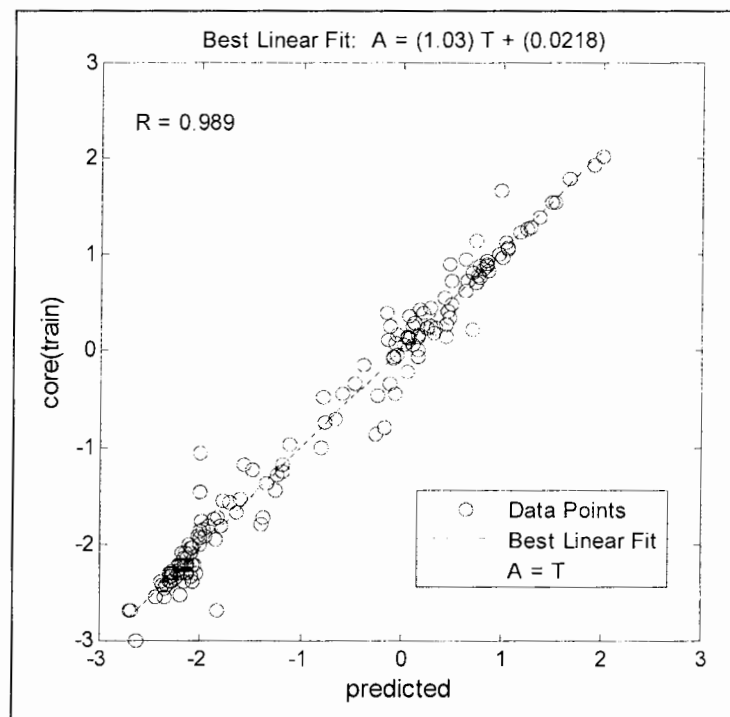


شکل (ج-۲): مشخصات بخشی از لایه پنهان شبکه عصبی رگرسیون عمومی

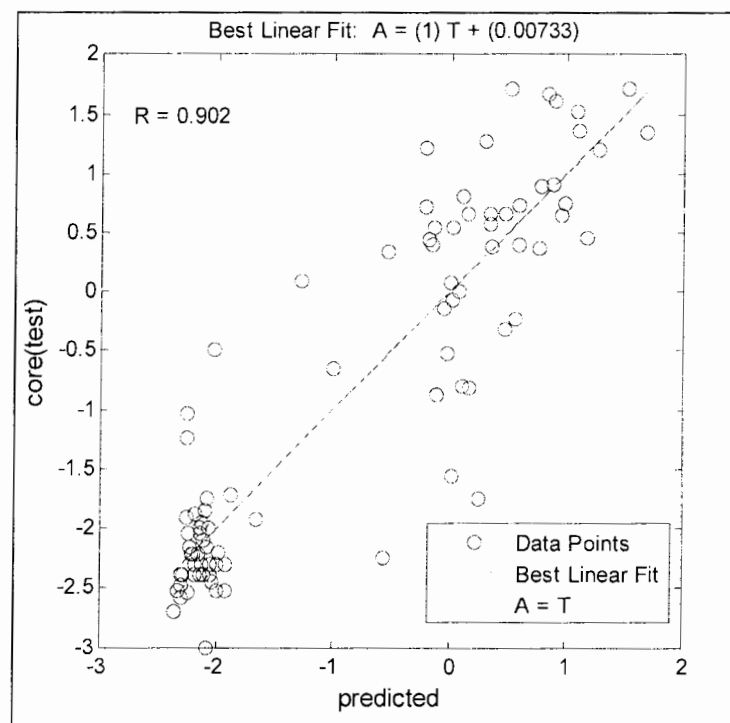


شکل (ج-۳): مشخصات لایه خروجی شبکه عصبی رگرسیون عمومی

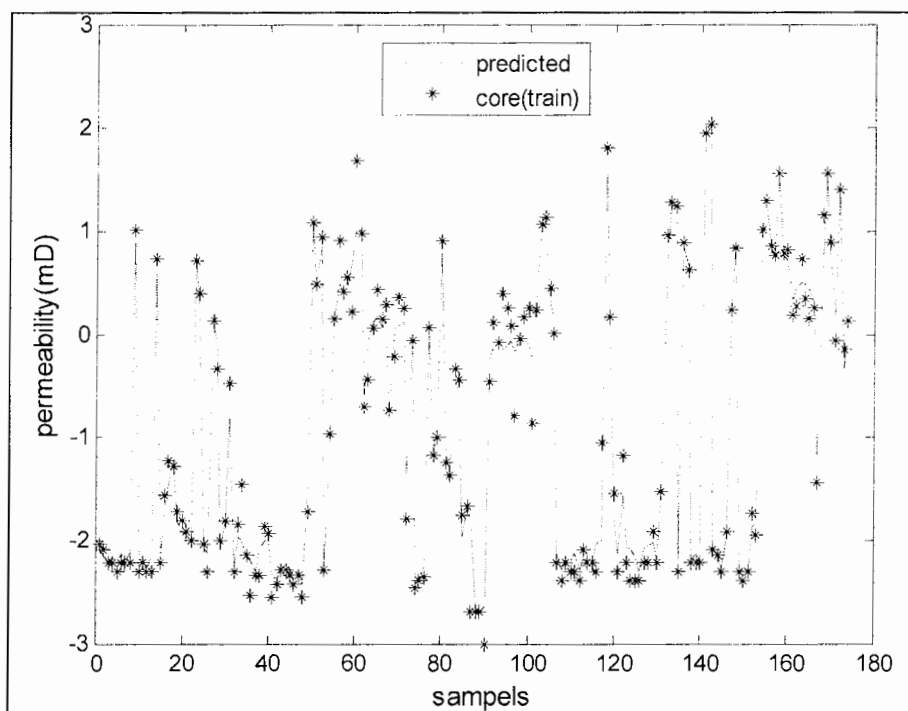
در شکل (ج-۲) به علت حجم بودن شکل با توجه به تعداد نرونهای لایه میانی که ۱۷۷ نرون می‌باشد، فقط قسمتی از شکل آورده شده است.



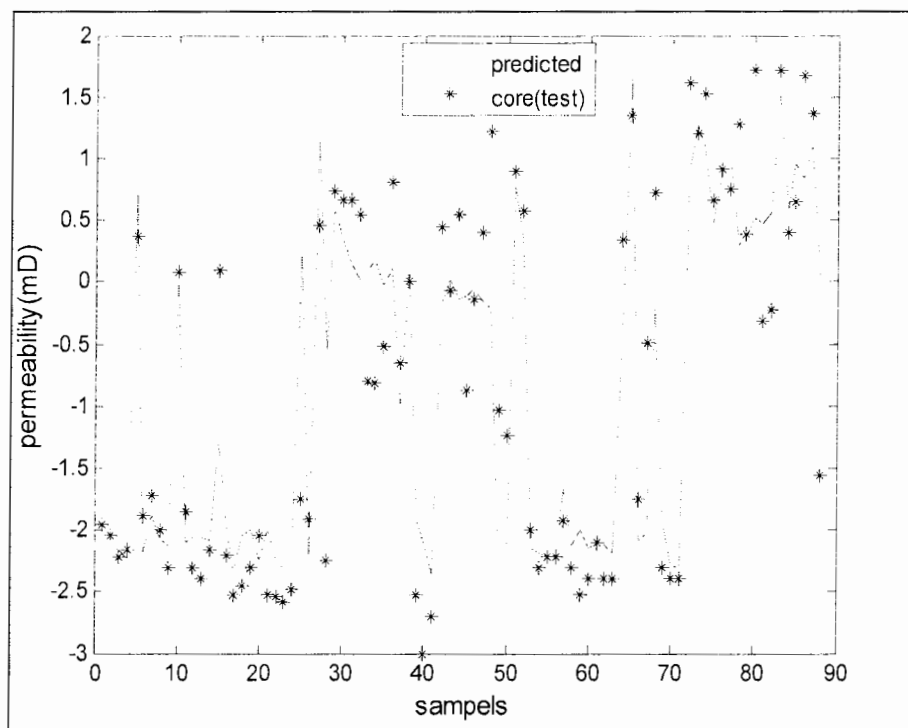
شکل (ج-۴): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش با نه ورودی



شکل (ج-۵): همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست با نه ورودی



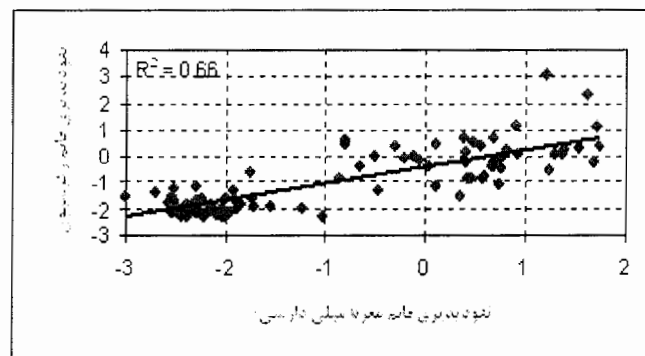
شکل (ج-۶): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های آموزش با نه ورودی



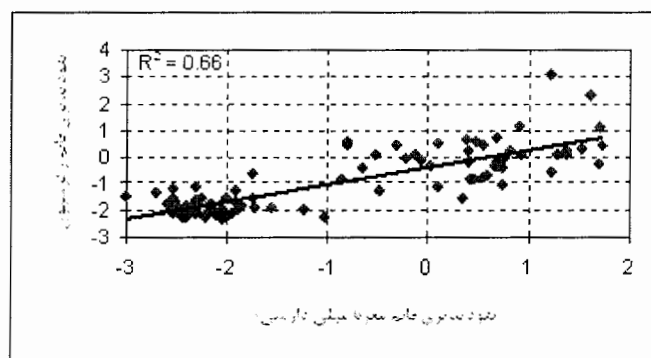
شکل (ج-۷): مقایسه بین منحنی لگاریتم نفوذپذیری (قائم) شبکه با نفوذپذیری مغزه در داده های تست با نه ورودی

پیوست د

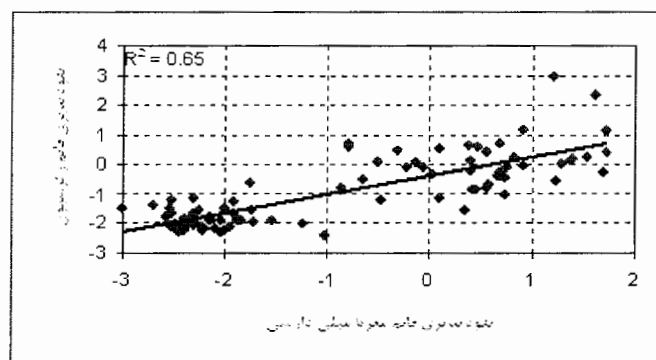
نتایج حاصل از روش رگرسیون خطی چند متغیره برای
تخمین نفوذپذیری قائم



شکل (د-۱): لگاریتم نفوذپذیری قائم حاصل از رگرسیون خطی چند متغیره با سه متغیر مستقل در مقابل لگاریتم نفوذپذیری مغزه



شکل (د-۲): لگاریتم نفوذپذیری قائم حاصل از رگرسیون خطی چند متغیره با چهار متغیر مستقل در مقابل لگاریتم نفوذپذیری مغزه



شکل (د-۳): لگاریتم نفوذپذیری قائم حاصل از رگرسیون خطی چند متغیره با شش متغیر مستقل در مقابل لگاریتم نفوذپذیری مغزه

