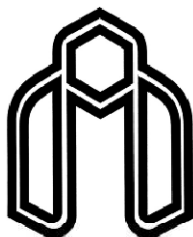


رسالة محمد



دانشگاه صنعتی مازندران

دانشکده کشاورزی

گروه آب و خاک

عنوان:

تخمین نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی در دو خاک بکر و دست خورده

با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی

دانشجو:

حامد کاشی

اساتید راهنما:

دکتر هادی قربانی

دکتر صمد امامقلی زاده

اساتید مشاور:

دکتر عباس روحانی

دکتر سید علی اصغر هاشمی

پایان نامه ارشد جهت اخذ درجه کارشناسی ارشد

ماه و سال انتشار:

تیرماه ۱۳۹۱



مدیریت تحصیلات تکمیلی
فرم شماره (۶)

بسمه تعالی

شماره: ۲۰۲ / ف
تاریخ: ۱۳۹۱ / ۴ / ۲۴
ویرایش:

فرم صورتجلسه دفاع از پایان نامه تحصیلی دوره کارشناسی ارشد

با تأییدات خداوند متعال و با استعانت از حضرت ولی عصر (عج) ارزیابی جلسه دفاع از پایان نامه کارشناسی ارشد آقای حامد کاشی رشته خاکشناسی تحت عنوان: " تخمین نفوذ پذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی در دو خاک بکر و دست خورده با استفاده از مدل شبکه مصنوعی " که در تاریخ ۱۳۹۱ / ۴ / ۱۲ با حضور هیأت محترم داوران در دانشگاه صنعتی شاهرود برگزار گردید به شرح ذیل اعلام می گردد:

قبول (با درجه : عالی) - امتیاز (۱۹.۷) دفاع مجدد مردود

۲- بسیار خوب (۱۸/۹۹ - ۱۸)

۱- عالی (۲۰ - ۱۹)

۵- نمره کمتر از ۱۴ غیر قابل قبول

۴- قابل قبول (۱۵/۹۹ - ۱۴)

۳- خوب (۱۷/۹۹ - ۱۶)

عضو هیأت داوران	نام و نام خانوادگی	مرتبه علمی	امضاء
۱- اساتید راهنما	هادی قربانی صمد امامقلی زاده	استادیار استادیار	
۲- اساتید مشاور	عباس روحانی سیدعلی اصغرهایمی	استادیار مری	
۳- نماینده شورای تحصیلات تکمیلی	محمود رحیمی	استادیار	
۴- استاد ممتحن	خلیل اژدری	استادیار	
۵- استاد ممتحن	شاهین شاهسونی	استادیار	

رئیس دانشکده:

تشکر و قدردانی

اکنون که با استعانت از درگاه پرودگار منان، گامی دیگر از زندگیم را پشت سر نهادم، با خضوع و افتادگی تمام بر خود لازم می دانم مراتب سپاس و قدردانی صمیمانه خویش را تقدیم به همه کسانی کنم که طی این مدت مرا یاری نموده اند.

از پدر و مادر عزیزم به پاس تعبیر عظیم و انسانی شان از کلمه ایثار و از خودگذشتگی، به پاس عاطفه سرشار و گرمای امید بخش وجودشان که در این سردترین روزگاران بهترین پشتیبان است. به پاس قلب های بزرگشان که فریاد رس است و به پاس محبت های بی دریغشان که هرگز فروکش نمی کند.

از اساتید راهنمای بزرگوام، آقایان دکتر هادی قربانی و دکتر صمد امامقلی زاده، به خاطر تمام راهنمایی های علمی شان در طی مراحل انجام و تدوین پایان نامه نهایت تشکر و امتنان را دارم. از اساتید مشاور گرانقدر و دلسوز آقایان دکتر عباس روحانی و دکتر سید علی اصغر هاشمی به خاطر تمام راهنمایی ها و مساعدت های بی دریغ و ارزشمندشان، کمال تشکر و سپاسگزاری را دارم.

از اساتید و کارشناسان گروه آب و خاک، آقایان دکتر نادری، دکتر شاهسونی، دکتر عباس پور، دکتر اژدری و مهندس شاکری، تشکر و قدردانی می نمایم.

تشکر ویژه خود را از مرکز تحقیقات منابع طبیعی و امور دام استان سمنان و مدیریت این مرکز جناب آقای دکتر حسنی، به جهت فراهم نمودن امکانات و تجهیزات آزمایشگاهی و صحرایی، ابراز می نمایم. همچنین از کارکنان این مرکز، آقایان مهندس مزدرانی، مهندس فرهنگ، مهندس قربانیان و سایر اساتیدی که در این پروژه با من همکاری داشتند کمال تشکر و قدردانی را می نمایم.

سپاسم برایتان بی پایان و کلامم ناتمام.

حامد کاشی

تیر ۹۱

تعهد نامه

اینجانب حامد کاشی دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته مهندسی کشاورزی- علوم خاک دانشکده کشاورزی دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان نامه "تخمین نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی دو خاک بکر و دست خورده با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی" تحت راهنمایی دکتر هادی قربانی و دکتر صمد امامقلی زاده، متعهد می شوم.

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

تاریخ

امضای دانشجو

مالکیت نتایج و حق نشر

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

* متن این صفحه نیز باید در ابتدای نسخه های تکثیر شده پایان نامه وجود داشته باشد .

چکیده

نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی از مهم ترین پارامترهای فیزیکی و شیمیایی خاک، به حساب می آیند که اندازه گیری مستقیم آنها دشوار است و نیاز به وقت و هزینه زیادی دارد. با توجه به مشکلات اندازه گیری مستقیم این پارامترها در سالهای اخیر استفاده از روشهای غیرمستقیم مانند شبکه عصبی مصنوعی برای برآورد این خصوصیات مورد توجه قرار گرفته است. امروزه روش شبکه عصبی مصنوعی با کارایی بالا در مدل سازی مسایل غیر خطی کاربرد روزافزون آن را سبب شده است. در این پژوهش ۱۰۰ نمونه خاک جمع آوری شده از منطقه قوشه واقع در استان سمنان مورد آزمایش قرار گرفت. نیمی از این تعداد نمونه ها از خاکهای بکر و نیمی از آنها از اراضی کشاورزی منطقه جمع آوری شد. پارامترهای فیزیکی و شیمیایی خاک شامل هدایت الکتریکی، فراوانی نسبی ذرات، درصد آهک، نسبت جذب سدیم (SAR) و وزن مخصوص ظاهری به عنوان ویژگی های زود یافت و نفوذپذیری نهایی و ظرفیت تبادل کاتیونی به عنوان پارامترهای دیر یافت مورد بررسی قرار گرفت. همچنین پارامترهای (pH)، تخلخل و ماده آلی خاک نیز اندازه گیری شدند که در طی تحقیق و پس از بررسی آنالیز حساسیت، حذف گردیدند. داده ها جمع آوری شده بصورت تصادفی به دو دسته آموزش و صحت سنجی تقسیم شدند و از آنها برای آموزش و ارزیابی مدلهای شبکه عصبی شامل پرسپترون چند لایه (MLP) و توابع پایه شعاعی (RBF) و همچنین رگرسیون خطی استفاده شد. نتایج حاصل از این تحقیق کارایی بالاتر مدل های شبکه عصبی مصنوعی را نسبت به روش رگرسیون خطی نشان می دهد. علاوه بر آن شبکه MLP دارای عملکرد بهتری نسبت به شبکه RBF در دو مرحله آموزش و صحت سنجی بوده است. همچنین به منظور تعیین همبستگی هر یک از پارامترهای ورودی با مقدار نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی خاک از آنالیز حساسیت نیز استفاده گردید، که بر اساس نتایج به دست آمده، درصد رس و آهک خاک بیشترین همبستگی را با ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی و بکر و درصد شن و (EC) بیشترین همبستگی را با نفوذپذیری خاکهای کشاورزی و بکر، از خود نشان دادند.

کلمات کلیدی: نفوذپذیری، ظرفیت تبادل کاتیونی، خاک، شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون خطی، مدلسازی، آنالیز حساسیت.

لیست مقالات مستخرج از پایان نامه

۱. کاشی ح ، امامقلی زاده ص، قربانی ه و هاشمی ع ا، (۱۳۹۰)، " تخمین نفوذپذیری نهایی خاک با

استفاده از فاکتورهای فیزیکی و شیمیایی خاک توسط مدل شبکه عصبی مصنوعی " ، یازدهمین

سمینار سراسری آبیاری و کاهش تبخیر، دانشگاه شهید باهنر، کرمان.

۲. کاشی ح، قربانی ه، امامقلی زاده ص و هاشمی ع ا، (۱۳۹۰)، "مقایسه تغییرات اسیدیته و شوری

خاکهای متأثر از عملیات کشاورزی و پخش سیلاب"، پنجمین کنفرانس سراسری آبخیزداری و

مدیریت منابع آب و خاک، دانشگاه شهید باهنر، کرمان.

فهرست مطالب

۱	فصل اول: کلیات.....
۲	۱-۱- مقدمه
۳	۲-۱- ضرورت تحقیق
۴	۳-۱- اهداف
۵	۴-۱- روش تحقیق
۶	فصل دوم: مروری بر مطالعات گذشته.....
۷	۱-۲- شبکه عصبی مصنوعی (ANN).....
۸	۱-۱-۲- مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی در ایران
۱۳	۲-۱-۲- مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی در سایر کشورها
۱۷	فصل سوم: مبانی و ساختار شبکه های عصبی مصنوعی
۱۸	۱-۳- شبکه های عصبی مصنوعی
۱۹	۲-۳- تاریخچه شبکه عصبی مصنوعی
۱۹	۳-۳- سلول عصبی زیستی (نرون).....
۲۰	۴-۳- ساختار نرون مصنوعی
۲۲	۳-۴-۱- لایه
۲۲	۳-۴-۲- وزن
۲۲	۳-۴-۳- حافظه
۲۳	۳-۵- انواع توابع آستانه
۲۵	۳-۶- یادگیری
۲۵	۳-۶-۱- یادگیری با نظارت
۲۵	۳-۶-۲- یادگیری بدون نظارت
۲۵	۳-۷- الگوریتم های آموزش
۲۶	۳-۷-۱- الگوریتم پس انتشار خطا
۲۷	۳-۷-۲- الگوریتم لونیگ- مارکوارت

۲۸	۸-۳- انواع شبکه های عصبی مصنوعی
۲۸	۳-۸-۱- شبکه پرسپترون
۲۹	۳-۸-۱- الگوریتم فراگیری پرسپترون ساده
۳۱	۳-۸-۲- شبکه پرسپترون چند لایه
۳۹	۳-۹- توابع پایه شعاعی
۳۹	۳-۱۰- ساختار شبکه عصبی شعاعی
۴۱	۳-۱۱- رگرسیون خطی چند متغیره
۴۳	فصل چهارم: مواد و روشها
۴۴	۴-۱- منطقه مورد مطالعه
۴۴	۴-۱-۱- موقعیت جغرافیایی و آب و هوا
۴۵	۴-۱-۲- زمین شناسی حوزه
۴۵	۴-۱-۳- خاک
۴۵	۴-۱-۴- پوشش گیاهی
۴۶	۴-۲- تجزیه های فیزیکی و شیمیایی نمونه های خاک
۴۹	فصل پنجم: نتایج و بحث
۵۰	۵-۱- مقدمه
۵۰	۵-۲- داده های ورودی و خروجی
۵۱	۵-۳- اجرای شبکه پرسپترون چند لایه (MLP)
۵۷	۵-۴- آنالیز حساسیت بر روی پارامترهای ورودی به مدل شبکه عصبی مصنوعی
۶۱	۵-۵- تهیه مدل شبکه پایه شعاعی (RBF)
۶۱	۵-۵-۱- مقدمه
۶۲	۵-۵-۲- اجرای شبکه پایه شعاعی (RBF)
۶۷	۵-۶- تهیه مدل رگرسیون خطی چند متغیره
۶۷	۵-۶-۱- مقدمه
۶۷	۵-۶-۲- اجرای مدل رگرسیون خطی چند متغیره

فصل ششم: نتیجه‌گیری و پیشنهادها	۷۳
۱-۶- نتیجه‌گیری	۷۴
۱-۱-۶- شبکه پرسپترون چند لایه (MLP)	۷۵
۲-۱-۶- شبکه پایه شعاعی (RBF)	۷۵
۳-۱-۶- مقایسه مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی (MLP, RBF) و مدل رگرسیون خطی چند متغیره	۷۶
۴-۱-۶- تاثیر عملیات نامناسب کشاورزی روی خصوصیات فیزیکی و شیمیایی خاک	۷۶
۲-۶- پیشنهادها	۷۹
منابع مورد استفاده	۸۰
پیوست ها	۹۰

فهرست شکل‌ها

- شکل ۱-۳-۱- نمایی از آموزش شبکه عصبی مصنوعی به روش با ناظر ۱۸
- شکل ۲-۳-۲- نرون طبیعی ۲۰
- شکل ۳-۳-۳- نمایی از یک نرون با ۳ ورودی و ۱ خروجی ۲۱
- شکل ۴-۳-۴- تابع پله ای ۲۴
- شکل ۵-۳-۵- تابع خطی ۲۴
- شکل ۶-۳-۶- تابع سیگموئید ۲۴
- شکل ۷-۳-۷- تابع تانژانت هیپربولیک ۲۴
- شکل ۸-۳-۸- نمایی از عملکرد الگوریتم پس انتشار خطا ۲۷
- شکل ۹-۳-۹- شبکه پرسپترون ساده ۲۸
- شکل ۱۰-۳-۱۰- عملکرد شبکه پرسپترون ساده و چندلایه در حل مسائل خطی و غیرخطی ۳۰
- شکل ۱۱-۳-۱۱- پرسپترون چند لایه با دو لایه مخفی ۳۱
- شکل ۱۲-۳-۱۲- عملکرد قاعده پس انتشار خطا ۳۲
- شکل ۱۳-۳-۱۳- نمایشی از یک شبکه پرسپترون با سه لایه میانی و محاسبه خروجی نهایی ۳۳
- شکل ۱۴-۳-۱۴- نقاط کمینه محلی و واقعی ۳۷
- شکل ۱۵-۳-۱۵- ساختار شبکه عصبی پایه شعاعی ۳۹
- شکل ۱-۴-۱- ایستگاه پخش سیلاب قوشه دامغان و زمینهای زراعی مجاور ۴۴
- شکل ۱-۵-۱- مقادیر RMSE لایه های پنهان متفاوت برای نفوذپذیری خاکهای کشاورزی ۵۳
- شکل ۲-۵-۲- مقادیر RMSE لایه های پنهان متفاوت برای نفوذپذیری خاکهای بکر ۵۴
- شکل ۳-۵-۳- مقادیر RMSE لایه های پنهان متفاوت برای ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی ۵۴
- شکل ۴-۵-۴- مقادیر RMSE لایه های پنهان متفاوت برای ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای بکر ۵۴
- شکل ۵-۵-۵- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله آموزش نفوذپذیری خاکهای کشاورزی (مدل MLP) ۵۵

- شکل ۵-۶- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله صحت یابی نفوذپذیری خاکهای کشاورزی (مدل MLP) ۵۵
- شکل ۵-۷- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله آموزش نفوذپذیری خاکهای بکر (مدل MLP) ۵۵
- شکل ۵-۸- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله صحت یابی نفوذپذیری خاکهای بکر (مدل MLP) ۵۶
- شکل ۵-۹- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله آموزش ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی (مدل MLP) ۵۶
- شکل ۵-۱۰- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله صحت یابی ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی (مدل MLP) ۵۶
- شکل ۵-۱۱- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله آموزش ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای بکر (مدل MLP) ۵۷
- شکل ۵-۱۲- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله صحت یابی ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای بکر (مدل MLP) ۵۷
- شکل ۵-۱۳- آنالیز حساسیت سهم لایه های ورودی (همراه با پارامترهای تخلخل و ماده آلی خاک) در تخمین نفوذپذیری خاکهای کشاورزی ۵۹
- شکل ۵-۱۴- آنالیز حساسیت سهم لایه های ورودی (همراه با پارامترهای تخلخل و ماده آلی خاک) در تخمین نفوذپذیری خاکهای بکر ۵۹
- شکل ۵-۱۵- آنالیز حساسیت سهم لایه های ورودی (همراه با پارامترهای pH و ماده آلی خاک) در تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی ۵۹
- شکل ۵-۱۶- آنالیز حساسیت سهم لایه های ورودی (همراه با پارامترهای pH و ماده آلی خاک) در تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای بکر ۶۰
- شکل ۵-۱۷- آنالیز حساسیت سهم لایه های ورودی در تخمین نفوذپذیری خاکهای کشاورزی ۶۰
- شکل ۵-۱۸- آنالیز حساسیت سهم لایه های ورودی در تخمین نفوذپذیری خاکهای بکر ۶۰
- شکل ۵-۱۹- آنالیز حساسیت سهم لایه های ورودی در تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی ۶۱
- شکل ۵-۲۰- آنالیز حساسیت سهم لایه های ورودی در تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای بکر ۶۱

- شکل ۵-۲۱- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله آموزش نفوذپذیری خاکهای کشاورزی (مدل RBF)..... ۶۴
- شکل ۵-۲۲- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله صحت یابی نفوذپذیری خاکهای کشاورزی (مدل RBF)..... ۶۴
- شکل ۵-۲۳- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله آموزش نفوذپذیری خاکهای بکر (مدل RBF)..... ۶۴
- شکل ۵-۲۴- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله صحت یابی نفوذپذیری خاکهای بکر (مدل RBF)..... ۶۵
- شکل ۵-۲۵- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله آموزش ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی (مدل RBF)..... ۶۵
- شکل ۵-۲۶- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله صحت یابی ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی (مدل RBF)..... ۶۵
- شکل ۵-۲۷- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله آموزش ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای بکر (مدل RBF)..... ۶۶
- شکل ۵-۲۸- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله صحت یابی ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای بکر (مدل RBF)..... ۶۶
- شکل ۵-۲۹- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله آموزش نفوذپذیری خاکهای کشاورزی (مدل رگرسیون خطی چند متغیره)..... ۷۰
- شکل ۵-۳۰- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله صحت یابی نفوذپذیری خاکهای کشاورزی (مدل رگرسیون خطی چند متغیره)..... ۷۰
- شکل ۵-۳۱- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله آموزش نفوذپذیری خاکهای بکر (مدل رگرسیون خطی چند متغیره)..... ۷۰
- شکل ۵-۳۲- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله صحت یابی نفوذپذیری خاکهای بکر (مدل رگرسیون خطی چند متغیره)..... ۷۱
- شکل ۵-۳۳- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله آموزش ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی (مدل رگرسیون خطی چند متغیره)..... ۷۱

شکل ۵-۳۴- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله صحت یابی ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی (مدل رگرسیون خطی چند متغیره)..... ۷۱ .

شکل ۵-۳۵- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله آموزش ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای بکر(مدل رگرسیون خطی چند متغیره) ۷۲ .

شکل ۵-۳۶- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله صحت یابی ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای بکر(مدل رگرسیون خطی چند متغیره) ۷۲ .

فهرست جدول ها

- جدول ۳-۱- توابع آستانه مورد استفاده در شبکه های عصبی مصنوعی..... ۲۳
- جدول ۴-۱- ویژگی های آب چاه مورد استفاده جهت آبیاری زمینهای کشاورزی..... ۴۷
- جدول ۴-۲- پارامترهای آماری استفاده شده در خاکهای کشاورزی ۴۷
- جدول ۴-۳- پارامترهای آماری استفاده شده در خاکهای بکر..... ۴۸
- جدول ۵-۱- همبستگی ساده میان پارامترهای خاک با نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی ۵۱
- جدول ۵-۲- نتایج حاصل از اجرای بهترین تابع شبکه MLP برای تخمین نفوذپذیری زمینهای کشاورزی و بکر ۵۳
- جدول ۵-۳- نتایج حاصل از اجرای بهترین تابع شبکه MLP برای تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی زمینهای کشاورزی و بکر ۵۳
- جدول ۵-۴- نتایج حاصل از اجرای مدل RBF برای تخمین نفوذپذیری زمینهای کشاورزی و بکر ۶۳
- جدول ۵-۵- نتایج حاصل از اجرای مدل RBF برای تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی زمینهای کشاورزی و بکر ۶۳
- جدول ۵-۶- نتایج حاصل از اجرای مدل رگرسیون خطی چند متغیره برای تخمین نفوذپذیری زمینهای کشاورزی و بکر ۶۹
- جدول ۵-۷- نتایج حاصل از اجرای مدل رگرسیون خطی چند متغیره برای تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی زمینهای کشاورزی و بکر..... ۶۹
- جدول ۶-۱- نتایج حاصل از اجرای مدل های شبکه عصبی و رگرسیون خطی در تخمین نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی ۷۷

- جدول ۶-۲- نتایج حاصل از اجرای مدل‌های شبکه عصبی و رگرسیون خطی در تخمین نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای بکر..... ۷۷
- جدول ۶-۳- مقایسه خصوصیات فیزیکی و شیمیایی خاکهای بکر و کشاورزی به کوک آزمون تی تست ۷۸
- پیوست ۱- نتایج حاصل از اجرای مدل MLP شبکه عصبی با لایه های پنهان مختلف، توابع مختلف و پارامترهای مختلف در تخمین نفوذپذیری خاکهای کشاورزی ۹۰
- پیوست ۲- نتایج حاصل از اجرای مدل MLP شبکه عصبی با لایه های پنهان مختلف، توابع مختلف و پارامترهای مختلف در تخمین نفوذپذیری خاکهای بکر ۹۷
- پیوست ۳- نتایج حاصل از اجرای مدل MLP شبکه عصبی با لایه های پنهان مختلف، توابع مختلف و پارامترهای مختلف در تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی ۱۰۴
- پیوست ۴- نتایج حاصل از اجرای مدل MLP شبکه عصبی با لایه های پنهان مختلف، توابع مختلف و پارامترهای مختلف در تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای بکر ۱۱۱

فصل اول

کلیات

از آنجا که بشر همواره در تلاش برای یافتن راه حل هایی بوده تا پردازش اطلاعات، مسائل و پدیده هایی را که به راحتی قابل حل نیستند و همچنین یافتن روابط پیچیده میان پارامترهای پدیده های مورد نظر را در علوم مختلف تسهیل بخشد، با الگوبرداری از سیستم های بیولوژیک به سیستم های هوشمندی دست یافته است که قادر به استخراج دانش الگوریتم یا نگاشت از دل محاسبات عددی می باشد. سامانه های دینامیکی یاد شده که شبکه های عصبی مصنوعی نامیده می شوند با پردازش بر روی داده های تجربی، دانش یا قانون نهفته در ورای داده ها را ارائه می کنند. در حقیقت، یک شبکه عصبی مصنوعی مجموعه ای از تعداد زیادی واحد های محاسباتی ساده مرتبط یا نرون ها می باشد که شبیه به نرون های طبیعی مغز انسان هستند. مکانیسم فراگیری و آموزش مغز اساساً بر تجربه استوار است. مدل های الکترونیکی شبکه های عصبی طبیعی نیز بر اساس همین الگو بنا شده اند و روش برخورد چنین مدل هایی با مسائل، با روش های محاسباتی که به طور معمول توسط سیستم های کامپیوتری در پیش گرفته شده اند، تفاوت دارد.

شبکه های عصبی، با قابلیت قابل توجه در استنتاج معانی از داده های پیچیده یا مبهم، برای استخراج الگوها و شناسایی روشهایی که آگاهی از آنها برای انسان و دیگر تکنیک های کامپیوتری بسیار پیچیده و دشوار است به کار گرفته می شوند. یک شبکه عصبی تربیت یافته می تواند به عنوان یک متخصص در مقوله اطلاعاتی ای که برای تجزیه تحلیل به آن داده شده به حساب آید. در حقیقت مدل های شبکه عصبی یک فرآیند توزیع موازی با ماهیت طبیعی بوده و مهمترین ویژگی آن توانایی مدل سازی روابط غیرخطی و پیچیده بدون نیاز به فرضیات قبلی از ماهیت ارتباط بین داده ها می باشد.

شبکه های عصبی در مسیری گام برمی دارند که ابزارها توانایی فراگیری و برنامه ریزی خود را داشته باشند. ساختار شبکه های عصبی به گونه ای است که قابلیت حل مسئله را بدون کمک فرد متخصص و برنامه ریزی خارجی داشته باشند. شبکه های عصبی قادر به یافتن الگوهایی در اطلاعات هستند که هیچ کس، هیچ گاه از وجود آنها اطلاع نداشته است.

۱-۲- ضرورت تحقیق

امروزه استفاده از داده های خاک قابل اطمینان در مقیاس وسیع جهت طراحی سیستم های کاربری اراضی، تفکیک آلودگی های خاک و پیش بینی تخریب اراضی رو به گسترش است. نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی از پارامترهای اصلی بانک اطلاعاتی خاک به حساب می آیند.

نفوذپذیری در مسایل آبیاری و زهکشی اهمیت خاص داشته و در آن عوامل مختلفی از قبیل بافت و ساختمان خاک، رطوبت اولیه، مقدار مواد آلی، مقدار مواد جامد معلق موجود در آب آبیاری نظیر رس و سیلت، غلظت املاح محلول به خصوص سدیم قابل تبادل، دمای آب و خاک، فشردگی و وجود درز و ترک های خاک مؤثر می باشند.

روابط نفوذ آرایه شده را می توان به دو دسته کلی روابط تجربی و روابط تئوری مبتنی بر فیزیک پدیده نفوذ تقسیم بندی نمود که هر یک از آنها مزایا و محدودیت های خاص خود را دارند. آگاهی از مشخصات نفوذپذیری خاک (به خصوص نفوذ پایه یا نهایی)، از اطلاعات اساسی مورد نیاز برای انجام یک طراحی کارآمد و پر ثمر سیستم های آبیاری است به عبارت دیگر دانستن سرعت نفوذ پایه در تمامی طرح های آب و خاک الزامی است. بنابراین آرایه یک روش مطمئن، سریع، نسبتاً ساده و کم هزینه جهت برآورد پارامتر نفوذ نهایی می تواند قابل توجه واقع شود.

ظرفیت تبادل کاتیونی از مهمترین خصوصیات خاک در ارتباط با توانایی خاک برای نگهداری آب و مواد غذایی و همچنین شاخص خوبی برای کیفیت و بهره وری خاک و مدیریت آلودگی است. همچنین از مهمترین خصوصیات خاک است که در پایگاه داده ها مورد نیاز است و به عنوان ورودی در مدل های خاک و زیست محیطی مورد استفاده می باشد. اندازه گیری CEC کاری دشوار بوده و نیازمند صرف زمان و هزینه زیادی است. بنابراین تعیین آن از طریق دیگر خصوصیات زود یافت خاک می تواند بسیار حائز اهمیت باشد. با توجه به این که نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی به پارامترهای فیزیکی و شیمیایی خاک وابسته می باشد، همچنین وجود روابط غیرخطی در روابط حاکم بر پدیده های نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی، مدلسازی آنها را امری مشکل نموده است. در راستای ارزیابی این روش جدید که محدودیت های

روش های متداول را نداشته باشد و با فرض اینکه نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی خاک ها را به کمک پارامترهای زودیافت خاک، با ارایه یک مدل شبکه عصبی می توان برآورد نمود، تحقیق حاضر صورت گرفته است. در این صورت لزوم انجام آزمایش های پر هزینه و زمان بر تعیین مقادیر نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی به حداقل رسیده و تخمین مقادیر کاربردی آن ممکن خواهد بود.

۱-۳- اهداف

اهداف این بررسی که در آن به تخمین نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی در خاکهای بکر و دست خورده توسط مدل شبکه عصبی مصنوعی پرداخته شده است، شامل موارد زیر می باشد.

۱. تخمین نفوذپذیری خاک با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در دو خاک بکر و دست خورده
۲. تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاک با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در دو خاک بکر و دست خورده
۳. بررسی تفاوت های موجود بین خاکهای بکر و دست خورده از نظر نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی
۴. تعیین قابلیت های مختلف شبکه های عصبی (MLP و RBF) در تخمین نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی

۵. بررسی توانایی های مدل رگرسیون خطی چند متغیره در تخمین نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی
۶. مقایسه نتایج حاصل از مدل شبکه عصبی با رگرسیون خطی در تخمین نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی

۷. تعیین اثرگذارترین پارامترها بر نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای بکر و دست خورده با انجام آنالیز حساسیت

۸. تاثیر عملیات کشاورزی در تغییر خصوصیات فیزیکی و شیمیایی خاکها

۱-۴- روش تحقیق

روش انجام این پروژه مبتنی بر تعیین قابلیت های مدل های شبکه عصبی (MLP و RBF) در تخمین نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی خاک می باشد. برای این امر نمونه برداری به تعداد ۵۰ نقطه در زمینهای کشاورزی و ۵۰ نقطه در زمینهای بکر که در مجاورت هم قرار داشتند، به صورت مربعی صورت گرفت. پارامترهای فیزیکی و شیمیایی خاک شامل هدایت الکتریکی، نسبت جذب سدیم (SAR)، فراوانی نسبی ذرات (درصد رس، سیلت و شن)، درصد آهک و وزن مخصوص ظاهری، که از عوامل مشترک تاثیرگذار روی نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی خاک به شمار می روند، اندازه گیری شد و از آنها برای مدلسازی نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی خاکها استفاده گردید. داده های تهیه شده پس از تقسیم شدن به دو بخش آموزش و صحت سنجی، با مدل MLP شبکه عصبی که از روش پس انتشار خطا برای آموزش کمک می گیرد و مدل RBF، بررسی شدند. نتایج حاصل از کار با شبکه های MLP و RBF شبکه عصبی با نتایج مدل رگرسیون خطی چند متغیره که بر خلاف مدل شبکه عصبی تنها قادر به تعیین روابط خطی میان پارامترهای مستقل با پارامترهای وابسته می باشد، مقایسه گردید.

فصل دوم

مروری بر مطالعات گذشته

۲-۱- شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANNs) یک ساختار شبکه‌ای از تعدادی عناصر مرتبط به هم به نام نرون هستند که هر نرون دارای ورودی‌ها و خروجی‌هایی بوده و یک عمل نسبتاً ساده و محلی را انجام می‌دهند. این شبکه‌ها پردازنده‌ای هستند که دانشی را که از طریق تجربه کسب نموده‌اند، برای استفاده‌های دیگر ذخیره می‌نمایند و ابزاری توانمند برای مدل کردن سیستم غیرخطی می‌باشند.

بعضی از پیش‌زمینه‌های شبکه‌های عصبی به اواخر قرن نوزدهم و اوایل قرن بیستم برمی‌گردد. در این دوره کارهای اساسی در فیزیک، روانشناسی و نروفیزیولوژی صورت پذیرفت. این مدل‌ها به مدل‌های مشخص ریاضی عملکرد نرون‌ها اشاره‌ای نداشتند. در سال ۱۹۶۹ مدل MP شبکه‌های عصبی مصنوعی توسط مک کالوخ و پیت مطرح شد که یک مدل خطی ساده بود، سپس پروسپترون الگوریتم‌های یادگیری را ارائه نمود (منهاج، ۱۳۸۱). سال ۱۹۶۹ آغاز افول موقت شبکه‌های عصبی شد، زیرا عدم توانایی شبکه‌های عصبی در حل مسائل غیرخطی آشکار شد. شبکه‌های عصبی مصنوعی آن زمان فقط قادر به حل مسائلی بودند که می‌شد پاسخ‌های آن مسئله را توسط یک خط در محور مختصات از هم جدا کرد. در سال ۱۹۸۲ هاپفیلد با معرفی شبکه‌های چندلایه و الگوریتم‌های یادگیری دارای Feed back راه حلی برای حل موارد غیرخطی ارائه کرد. در این زمان بود که شبکه‌های بازگشتی، خود سازمانده، (RBF (Radial Basis Function، Autoregressive و ... مطرح شد. از اواسط دهه نود، نسل سوم شبکه‌های عصبی مصنوعی مطرح شدند که عبارت بودند از:

✓ تعیین محدودیت‌های تئوری و عملی شبکه

✓ عمومیت و حدود آن

✓ شبکه‌های عصبی مصنوعی و الگوریتم‌های ژنتیکی و منطق فازی

و در نهایت استفاده عملی و پیاده‌سازی تجاری و سخت‌افزاری شبکه عصبی مصنوعی ممکن شده است.

۲-۱-۱- مدلسازی شبکه عصبی مصنوعی در ایران

نجفی نیسانی و همکاران (۱۳۸۵) در تحقیقی با عنوان برآورد بار رسوب رودخانه زاینده رود با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به مقایسه مدل‌های پرسپترون چند لایه (MLP) و توابع پایه شعاعی (GRNN) و رگرسیون خطی پرداختند که در آن به کارایی بالای مدل پرسپترون چند لایه نسبت به سایر مدل‌ها دست پیدا کردند. کنعانی و همکاران (۱۳۸۶) در تحقیقی با عنوان تخمین مقادیر شوری حوزه آبریز رودخانه ها به روش شبکه عصبی مصنوعی، به کارایی بالای مدل شبکه عصبی مصنوعی به خصوص شبکه های با ورودی تاخیر یافته دست یافتند. ابراهیمی و نایب لوثی (۱۳۸۸) در تحقیقی با عنوان تخمین نفوذپذیری نهایی خاکها با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی، با استفاده از فاکتورهایی نظیر مجموع کلسیم و منیزیم، سدیم، هدایت الکتریکی، درصد ماده آلی، تخلخل، وزن مخصوص ظاهری، وزن مخصوص حقیقی و اسیدیته، به کارایی بالای مدل شبکه عصبی مصنوعی حتی با وجود تعداد کم داده‌ها دست پیدا کردند، البته در این تحقیق مدل رگرسیون خطی کارکرد بالاتری را نسبت به مدل شبکه عصبی دارا بود. گروهی از محققین به مقایسه روشهای رگرسیون مرحله ای و شبکه عصبی مصنوعی در جذب فلزات سنگین از خاک پرداختند، نتایج حاکی از کارایی بالای هر دو روش بود. البته مدل شبکه عصبی مصنوعی مدل مناسب تری در پیش بینی ضریب جذب کادمیوم در خاک می باشد (صبور و همکاران، ۱۳۸۹). موسوی زاده مجرد و سپاسخواه (۱۳۸۷)، از مدل شبکه عصبی مصنوعی برای پیش بینی منحنی مشخصه آب خاک استفاده کردند. نتایج آنها حاکی از کارایی بالاتر الگوریتم تنظیم بایسن نسبت به الگوریتم لونبرگ- مارکوفت بود. کشکولی و همکاران، (۱۳۸۷) به سنجش قابلیت شبکه های عصبی مصنوعی برای مدلسازی سامانه غیر خطی منحنی مشخصه خاک پرداختند. نتایج آنها قابلیت بالای این شبکه را تایید کرد. (قبادیان، ۱۳۸۶) در تحقیقی به مقایسه کارکرد شبکه عصبی مصنوعی با روشهای تجربی در برآورد شاخص فشردگی خاکهای ریزدانه پرداخت. نتایج او کارایی بالاتر شبکه عصبی مصنوعی نسبت به روشهای تجربی را نشان داد. در تحقیقی دیگر با عنوان کاربرد روش های رگرسیونی و شبکه عصبی در تشکیل توابع انتقالی خاک به منظور تخمین هدایت هیدرولیکی اشباع خاک منطقه زاگرس مرکزی، کارایی بالای مدل شبکه عصبی مصنوعی را

در مقایسه با رگرسیون چند متغیره خطی توسط بررسی ضریب همبستگی و چندین فاکتور اندازه گیری خطا، به دست آوردند (خلیل مقدم و افیونی، ۱۳۸۹). خداوردی لو و همکاران، (۱۳۸۳) در تحقیقی با اندازه گیری منحنی رطوبتی خاک، فراوانی نسبی ذرات خاک، وزن مخصوص ظاهری و درصد کربنات کلسیم معادل به تخمین هوشمند منحنی رطوبتی خاک با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پرداختند و به انطباق معنی دار در سطح احتمال ۱ درصد بین منحنی رطوبتی پیش بینی شده و اندازه گیری شده دست یافتند. همچنین نتایج کارایی بالاتر شبکه عصبی مصنوعی نسبت به توابع انتقالی رگرسیونی را نشان داد. در بررسی دیگری از شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون چند متغیره تطبیقی برای پیش بینی آب قابل جذب گیاه استفاده گردید. داده های ورودی شامل درصد شن، سیلت و رس، درصد اشباع خاک از آب، متوسط وزنی قطر خاکدانه ها، وزن مخصوص حقیقی، ظرفیت تبادل کاتیونی، درصد ماده آلی، اسیدیته و درصد کربنات کلسیم معادل بودند. نتایج حاکی از کارکرد مناسب هر دو مدل بود (گیوی و پراشر، ۱۳۸۴). امامی و همکاران، (۱۳۸۶) در بررسی خود با عنوان ارزیابی کارایی شبکه های عصبی مصنوعی در برآورد منحنی رطوبتی خاک در بعضی خاکهای شور و آهکی ایران با بررسی مقادیر ضریب همبستگی، ضریب تبیین، ضریب تبیین اصلاح شده و مقادیر خطا، به کارایی شبکه عصبی مصنوعی پرداختند و به همبستگی مثبت و معنی دار بین رطوبتهای تخمینی و اندازه گیری شده در سطح آماری ۱ درصد دست پیدا کردند. سرمدیان و همکاران (۱۳۸۸) از روشهای نروفازی، شبکه عصبی و رگرسیون چند متغیره در پیش بینی ویژگی های رطوبت در نقطه ظرفیت زراعی (FC) و نقطه پژمردگی (PWP)، وزن مخصوص ظاهری (BD) و ظرفیت تبادل کاتیونی خاک (CEC) استفاده کردند. آنها با اندازه گیری فراوانی نسبی ذرات، کربن آلی، درصد رطوبت اشباع و آهک به عنوان ویژگی های زودیافت به تخمین پارامترهای ذکر شده پرداختند. نتایج آنها نشان دهنده کارایی بالاتر مدل نروفازی و شبکه عصبی نسبت به روش رگرسیونی بود. دایر و همکاران، (۱۳۸۶) از مدل Qnet2000 برای تعیین مقدار نفوذ آب در خاک استفاده کردند. پارامترهای ورودی شامل وزن مخصوص ظاهری خاک، رطوبت خاک، تخلخل خاک، بافت خاک و زمان بود. دهقانی و همکاران (۱۳۸۸) برای برآورد میان یابی سطح آب زیرزمینی از شبکه های

عصبی مصنوعی استفاده کردند و به کارایی بالاتر شبکه MLP نسبت به RBF اشاره کردند. در تحقیقی دیگر توسط صیادی و همکاران (۱۳۸۸) برای برآورد تبخیر و تعرق گیاه از شبکه عصبی مصنوعی استفاده کردند که در آن تحقیق کارایی بالاتر شبکه MLP را نتیجه گرفتند. ارشد و همکاران (۱۳۸۸) برای پیش بینی سرعت نفوذ نهایی آب به خاک از شبکه های MLP و RBF استفاده کردند که در آن شبکه های RBF از قابلیت بالاتری برخوردار بودند. نژادکابی و همکاران (۱۳۸۸) برای برآورد میزان TDS آب از مدل های MLP و RBF شبکه عصبی مصنوعی، نروفازی، روابط تجربی و روش رگرسیونی استفاده کردند. نتایج آنها نشان دهنده کارایی بالای مدل نروفازی در مرحله آموزش و مدل های MLP و RBF شبکه عصبی مصنوعی و مدل نروفازی در مرحله ارزیابی بوده است. همچنین تمامی مدل های به کار برده شده نسبت به روابط تجربی دقت بالاتری را نشان دادند. سروری و همکاران (۱۳۹۰) به مقایسه مدل های RBF شبکه عصبی مصنوعی و مدل نروفازی برای مدلسازی بارش رواناب پرداختند. نتایج آنها بیانگر قابلیت بالاتر مدل نروفازی نسبت به مدل RBF می باشد ولی شبکه RBF سرعت آموزش بسیار سریع تری را نشان داد. اثناعشری محمدی و همکاران (۱۳۸۵) از شبکه های عصبی MLP و RBF و مدل رگرسیونی برای پیش بینی جریان های ساحلی استفاده کردند. نتایج پاسخ مشابه مدل های شبکه عصبی را نشان داد، در حالی که مدل رگرسیونی دقت پایین تری داشت. گروهی از محققین امکان برآورد سریع هدایت آبی اشباع خاک توسط شبکه عصبی مصنوعی را بررسی و نتیجه گرفتند که در این مورد شبکه های عصبی مصنوعی در مقایسه با روابط رگرسیونی عملکرد نسبتاً بهتری دارند (نوابیان و همکاران، ۱۳۸۳). نامدار خجسته و همکاران (۱۳۸۸) برای اندازه گیری EC محلول خاک به وسیله TDR از شبکه عصبی مصنوعی استفاده کردند و با مقایسه میزان RMSE دو رابطه تجربی و مدل شبکه عصبی مصنوعی به کارایی بالای مدل شبکه عصبی مصنوعی دست پیدا کردند. خلیل مقدم و همکاران (۱۳۸۸) به مقایسه شبکه های عصبی مصنوعی و رگرسیون چند متغیره در برآورد مقاومت برشی سطح خاک پرداختند و نتایج کارایی بالای هر ۳ مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه را در مقایسه با رگرسیون خطی چند متغیره نشان دادند. صفاری و همکاران (۱۳۸۸) به مقایسه روش های میان یابی کریجینگ و شبکه عصبی مصنوعی برای پیش بینی تغییرات مکانی بعضی از خصوصیات شیمیایی خاک

استفاده کردند. خصوصیات شیمیایی خاک شامل هدایت الکتریکی، کلسیم، منیزیم و پتاسیم بودند. برای مقایسه و بررسی دقت مدلها از پارامترهای میانگین خطای مطلق (MAE)، مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب همبستگی (r) استفاده شد. نتایج حاکی از برتری مدل شبکه عصبی مصنوعی که از روش پس انتشار خطا برای آموزش کمک می گیرد، بوده است. معماریان فرد و بیگی هرچگانی، (۱۳۸۸) با استفاده از فاکتورهای توزیع اندازه ذرات، کربن آلی، درصد رطوبت اشباع و pH به تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی با روشهای شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی پرداختند و با مقایسه پارامترهای آماری (R^2) و مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) به مقایسه روشها پرداختند. نتایج نشان دهنده پیش بینی بهتر مدل شبکه عصبی نسبت به توابع رگرسیونی بود. در تحقیق دیگری برای پیش بینی ظرفیت تبادل کاتیونی خاک از فراوانی نسبی ذرات و درصد کربن آلی خاک، استفاده گردید. نتایج نشان دهنده عملکرد بهتر مدل شبکه عصبی نسبت به توابع رگرسیونی بود و اهمیت فرآیند آموزش در تعیین پارامترهای مدل را به خوبی نشان داد (تقی زاده مهرجردی و همکاران، ۱۳۸۸). مهربانیان و همکاران، (۱۳۸۹) از مدل شبکه عصبی برای تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای آهکی و گچی استان یزد استفاده کردند و با اندازه گیری پارامترهای اجزا بافت خاک و درصد کربن آلی خاک به پیش بینی ظرفیت تبادل کاتیونی با مدلها شبکه عصبی و رگرسیون خطی پرداختند. نتایج آنها کارایی بالای شبکه عصبی را که دارای روابط غیرخطی میان متغیرهای وابسته و پیش بینی شونده می باشد را در مقایسه با روابط رگرسیونی به خوبی نشان داد. مهاجر و همکاران، (۱۳۸۸) با استفاده از فاکتورهای درصد رس، درصد ماده آلی و درصد رطوبت خاک به تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاک پرداختند. نتایج به دست آمده از مدل شبکه عصبی، نشان دهنده ضریب تبیین بیشتر و خطای کمتری نسبت به روش رگرسیونی بود، همچنین تفکیک داده ها بر حسب لایه و فامیل باعث افزایش دقت و صحت توابع گردید. صفاریان و همکاران (۱۳۸۸) به بررسی کارایی و مقایسه روشهای شبکه عصبی و رگرسیون خطی جهت برآورد ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای مناطق گرم و خشک پرداختند. آنان از روش پس انتشار خطا برای آموزش شبکه عصبی کمک گرفتند. آنها با اندازه گیری پارامترهای درصد رس، سیلت و شن خاک، کربن آلی و pH عصاره اشباع به تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاک پرداختند. نتایج کارایی

بالتر مدل شبکه عصبی را نسبت به رگرسیون خطی نشان داد. معماریان فرد و همکاران (۱۳۸۸) در تحقیقی با مقایسه روابط رگرسیونی و دو مدل شبکه عصبی مصنوعی به تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاک پرداختند. یکی از مدل‌های شبکه عصبی بر اساس پارامترهای رس و ماده آلی و دیگری بر اساس پارامترهای رس، ماده آلی و درصد اشباع، آموزش داده شده بود. نتایج کارایی بالای مدل شبکه عصبی با پارامترهای ورودی بیشتر را نسبت به مدل شبکه عصبی با ورودی های کمتر و مدل رگرسیونی نشان داد. . کریمیان (۱۳۷۵) با استفاده از ۱۵۰ نمونه از خاک استان فارس، معادلات رگرسیونی چند متغیره ایجاد و سهم رس و مواد آلی در ظرفیت تبادل کاتیونی خاک را محاسبه نمود. مهربانیان و همکاران (۱۳۸۸) به مدلسازی ظرفیت تبادل کاتیونی خاک با شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون چند متغیره و توابع انتقالی، پرداختند. آنها با مقایسه فاکتورهای آماری خطای استاندارد نسبی (RSE)، مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب همبستگی به مقایسه مدلها پرداختند. نتایج دقت بالاتر مدل شبکه عصبی را نسبت به سایر مدلها نشان داد.

۲-۱-۲- مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی در سایر کشورها

برخی محققین از شبکه عصبی مصنوعی و مدل سریهای زمانی برای تخمین میزان شوری و آب خاک استفاده کردند که نتایج آنها نشان دهنده کارایی بالاتر شبکه عصبی نسبت به سریهای زمانی در تخمین شوری خاک بود، در حالی که مدل سریهای زمانی میزان آب خاک را با دقت بالاتری، تخمین می زدند (Ping et al., 2010). برای پیش بینی ظرفیت نگهداری آب در خاک و هدایت هیدرولیکی خاک از مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده کردند که نتایج آنها نشان دهنده افزایش کارایی مدل با افزودن داده های ورودی بود (Marcel and Feike., 1998). برخی دیگر از محققین برای تخمین توان نیتریفیکاسیون خاکها از شبکه عصبی مصنوعی استفاده کردند و تنها با وجود دو ورودی نسبت C/N و ظرفیت نگهداری آب در خاک به نتایج مطلوبی دست پیدا کردند (Eriko et al., 2008). در یک بررسی برای ارزیابی میزان فرسایش و غلظت عناصر غذایی در رواناب، از شبکه عصبی مصنوعی استفاده کردند و به نتایج مناسبی به خصوص در مورد غلظت آمونیاک در رواناب دست یافتند (Minyoung and John., 2008). سرمیدان و تقی زاده مهرجردی (۲۰۰۸) از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی برای پیش بینی تعدادی از خصوصیات خاک استفاده کردند. نتایج آنها نشان دهنده کارایی بالای مدل شبکه عصبی مصنوعی نسبت به رگرسیون خطی در پیش بینی ظرفیت تبادل کاتیونی و رطوبت خاک در نقطه پژمردگی و ظرفیت زراعی بود. در این تحقیق برای شبیه سازی میزان تصاعد اکسید نیترو از مراتع، از مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده کردند و به کارایی مناسب این مدل دست پیدا کردند (Ryan et al., 2004). برای شبیه سازی پایداری خاکدانه ها از مدل شبکه عصبی مصنوعی و توابع رگرسیونی استفاده کردند. نتایج آنها کارایی بالای مدل شبکه عصبی مصنوعی نسبت به توابع رگرسیونی را نشان داد (Alijanpour shalmani et al., 2010). صفاری و همکاران (۲۰۰۹) برای ارزیابی تغییرپذیری خصوصیات شیمیایی تعدادی از خاکها، از مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده کردند و به کارایی بالای آن با وجود یک لایه پنهان دست یافتند. در یک بررسی با استفاده از پارامترهایی شامل رس، شن، سیلت، وزن مخصوص ظاهری، هدایت هیدرولیکی اشباع و حجم آب در خاک به پیش بینی میزان نفوذپذیری خاک توسط مدل

شبکه عصبی مصنوعی و مدل رگرسیون خطی پرداخت. نتایج او نشان دهنده کارایی بالاتر مدل شبکه عصبی نسبت به رگرسیون خطی می باشد (Ibrahim Ekhmaj., 2010). در تحقیقی دیگر توسط مارسل و همکاران (۱۹۸۸) از شبکه عصبی مصنوعی برای پیش بینی خصوصیات هیدرولیکی خاک استفاده کردند. نتایج آنها تاییدکننده کارایی بالای مدل شبکه عصبی مصنوعی می باشد. در پژوهشی از مدل شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین ظرفیت نگهداری آب در خاک استفاده کردند و به نتایج مناسبی از این مدل دست پیدا کردند (jain et al., 2004). برخی محققین از مدل شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین دمای خاک استفاده کردند و به کارایی بالاتر و سریع تر مدل شبکه عصبی مصنوعی نسبت به سایر روش ها دست پیدا کردند (Yang et al., 1997). در تحقیقی از شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین نفوذپذیری خاک استفاده کردند و به کارایی بالای مدل شبکه عصبی در مقایسه با روابط تجربی اندازه گیری نفوذپذیری، دست پیدا کردند (Jain and Kumar., 2004). همچنین آنها به این نکته اشاره کردند که برای مقایسه ارجحیت هر یک از روش مدل های آماری و یا شبکه عصبی مصنوعی اتکا به پارامتر حداقل میانگین مربعات خطا کافی نبوده و مطالعات گسترده تر آماری پیشنهاد شده است. با مقایسه شبکه عصبی مصنوعی و روابط رگرسیونی برای پیش بینی هدایت هیدرولیکی اشباع و ظرفیت نگهداری آب در خاک، به کارایی بالاتر روابط رگرسیونی نسبت به شبکه عصبی دست پیدا کردند که بر لزوم استفاده از سایر الگوریتم شبکه عصبی تاکید کرد (Merdun et al., 2006). برخی محققین به تخمین میزان فرسایش و رواناب پرداختند و به دقت بالای شبکه عصبی مصنوعی دست پیدا کردند (Licznar and Nearing., 2003). برخی دیگر به پیش بینی نحوه توزیع ذرات خاک با استفاده از مدل شبکه عصبی پرداختند و نتایج آنها نشان داد که مدل شبکه عصبی ایجاد شده قادر به تعمیم توزیع پراکنش ذرات خاک در مناطقی با دامنه داده های ورودی مشابه با داده های مورد بررسی است (Zhengyong et al., 2009). سرمیدان و کشاورزی، (۲۰۱۰) از مدل شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی چند متغیره برای پیش بینی تعدادی از خصوصیات خاک، استفاده کردند و با اندازه گیری پارامترهای ورودی نظیر درصد رس، سیلت و شن، درصد اشباع خاک، وزن مخصوص ظاهری و درصد آهک خاک به تخمین رطوبت نقطه ظرفیت زراعی و نقطه پژمردگی پرداختند. نتایج نشان

دهنده کارایی بالای مدل شبکه عصبی با ۵ نرون در لایه پنهان، نسبت به مدل رگرسیونی دارد. در تحقیقی برای تخمین هدایت هیدرولیکی اشباع با مدل شبکه عصبی مصنوعی از خصوصیات فیزیکی خاک استفاده گردید و به کارایی بالای این مدل دست پیدا کردند (Ghanbarian-Alavijeh et al., 2010). بر اساس نتایج به دست آمده تابع سکانت هیپربولیک بالاترین ضریب همبستگی و کمترین میزان خطا را نسبت به سایر توابع دارا بود. عده ای از دانشمندان به ارزیابی خصوصیات هیدرولوژیکی با شبکه عصبی مصنوعی پرداختند که در آن به کارایی بالاتر شبکه MLP نسبت به RBF دست پیدا کردند (Mutlu et al., 2008). فیدنسیو و همکاران (۲۰۰۲) به تخمین ماده آلی خاک با شبکه RBF و MLP مدل شبکه عصبی مصنوعی پرداختند. نتایج آنها کارایی بالاتر شبکه RBF را نسبت به شبکه MLP نشان داد. در تحقیقی با مقایسه شبکه های عصبی مصنوعی برای پیش بینی جریانات رودخانه ای، به این نتیجه رسیدند که شبکه MLP کارایی بالاتری نسبت به شبکه RBF دارد (Dawson and Wilby., 1999). راب و همکاران (۲۰۰۹) از شبکه های MLP و RBF برای برآورد شاخص های ناهمگنی خاک استفاده کردند که طبق بررسی های آنها، شبکه MLP از کارایی بالاتری برخوردار بود. گروهی در مقاله خود نشان دادند که الگوریتم MLP با حداقل نرون میانی بهترین پیش بینی را برای ارزیابی سطح آب زیرزمینی دارند (Lallahema et al., 2005). محققى برای برآورد پوشش جنگلی خاک از شبکه های عصبی مصنوعی استفاده کرد که طی آن به کارایی بالاتر شبکه RBF نسبت به شبکه MLP دست یافت (Hyontai., 2009). گروهی از محققین از شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین میزان جذب فلزات سنگین در خاک استفاده کردند. نتایج آنها قابلیت بالای شبکه عصبی را تنها با داشتن خصوصیات پایه خاک تایید کرد (Anagu et al., 2009). از مدل شبکه عصبی مصنوعی برای پیش بینی میزان پخشیدگی نترات در آبهای زیرزمینی نیز استفاده شده است و به قابلیت بالای آن اشاره شده است (Almasri and Kaluarachchi., 2005). برخی به مقایسه مدل های رگرسیون خطی و شبکه عصبی مصنوعی در تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاک پرداختند. نتایج آنها نشان دهنده کارایی بالای مدل شبکه عصبی مصنوعی نسبت به رگرسیون خطی چندگانه بود (کشاورزی و سرمیدان، ۲۰۱۰). برای پیش بینی میزان ماده آلی خاک از شبکه عصبی مصنوعی استفاده گردید و نتایج آن با مدل رگرسیون

خطی چند متغیره مقایسه گردید. نتایج نشان دهنده کارایی بالای مدل شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل رگرسیونی بود (Ingleby and Crowe., 2001). در تحقیق دیگری توسط امینی و همکاران (۲۰۰۵) به تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی در مناطق خشک ایران با شبکه عصبی مصنوعی پرداختند. آنها از پارامترهای ورودی رس، شن، سیلت و ماده آلی خاک برای این امر استفاده کردند. نتایج آنها کارایی بالای شبکه MLP که از روش پس انتشارخطا برای آموزش کمک می گرفت را نسبت به شبکه GRNN که نوعی از توابع پایه شعاعی می باشد، را نشان داد. در پژوهشی دیگر به مقایسه روشهای نروفازی و شبکه عصبی مصنوعی در تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاک پرداخته شد. پارامترهای اندازه گیری شده شامل رس و درصد کربن آلی خاک بودند. نتایج نشان دهنده ضریب تبیین بالاتر و خطای کمتر مدل نروفازی نسبت به شبکه عصبی مصنوعی بود (کشاورزی و همکاران، ۲۰۱۱). در یک بررسی به مقایسه روشهای نروفازی، شبکه عصبی (MLP, RBF) و رگرسیون خطی چندگانه در تخمین پتانسیل آماس کانیهای رسی با بررسی چندین فاکتور آماری پرداخته شد. بر اساس نتایج به دست آمده مدل RBF شبکه عصبی مصنوعی بالاترین قابلیت پیش بینی را دارا بود. پس از آن مدل MLP نسبت به مدلهای نروفازی و رگرسیون خطی دارای کارایی بالاتری بود (Yilmaz and Kaynar., 2011). فرض اساسی در بیشتر مدل های تخمین CEC بیانگر وجود رابطه خطی بین پارامتر مورد نظر و مواد آلی و میزان رس خاک می باشد (Breeuwsma et al., 1986, McBratney et al., 2002). کروگ و همکاران (۲۰۰۰) با استفاده از بانک اطلاعاتی خاکهای دانمارک و با استفاده از متغیرهای مقدار ماده آلی، رس، سیلت ریز و pH خاک، توابعی برای برآورد ظرفیت تبادل کاتیونی خاک ارائه دادند.

فصل سوم

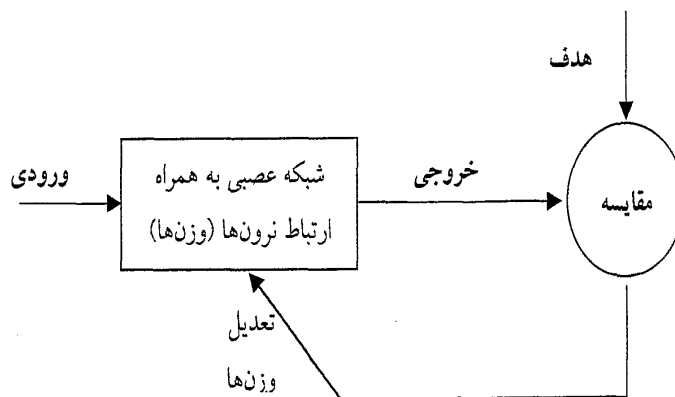
مبانی و ساختار شبکه های

عصبی مصنوعی

۳-۱- شبکه‌های عصبی مصنوعی

با توجه به توانمندی‌های فراوان شبکه عصبی مصنوعی در فرآیند یادگیری، پردازش موازی، بازشناسی الگو و تصمیم‌گیری، همچنین کارآمدی آن در حل بسیاری از مسائل علوم مختلف و مخصوصاً مسائلی که تابع‌گرا نیستند، سبب استفاده روزافزون آن می‌شود. شاید مهمترین مزیت این شبکه‌ها، توانایی وافر آنها در کنار سهولت استفاده از آن‌ها باشد. شبکه‌های عصبی مصنوعی ترکیبی از بهره‌برداری موازی از المان‌های ساده است. این المان‌ها از سیستم عصبی الهام گرفته شده است. به مانند طبیعت، تابع شبکه به طور گسترده‌ای به وسیله ارتباط بین المان‌ها برآورد می‌شود. می‌توان شبکه عصبی مصنوعی را برای انجام تابع عملی به وسیله تنظیم مقادیر ارتباط (وزن‌ها) بین المان‌ها آموزش داد.

معمولاً با استفاده از داده‌های واقعی، خروجی شبکه عصبی مصنوعی به خروجی هدف تعیین شده سوق می‌یابد و شبکه عصبی مصنوعی آموزش می‌بیند. همانطور که در شکل (۳-۱) نمایش داده شده است، شبکه بر مبنای مقایسه بین خروجی شبکه و خروجی هدف تعدیل می‌شود، تا هنگامی که خروجی با هدف مطابقت کند (کیا، ۱۳۸۹).



شکل ۳-۱- نمایش از آموزش شبکه عصبی مصنوعی به روش با ناظر (کیا، ۱۳۸۹)

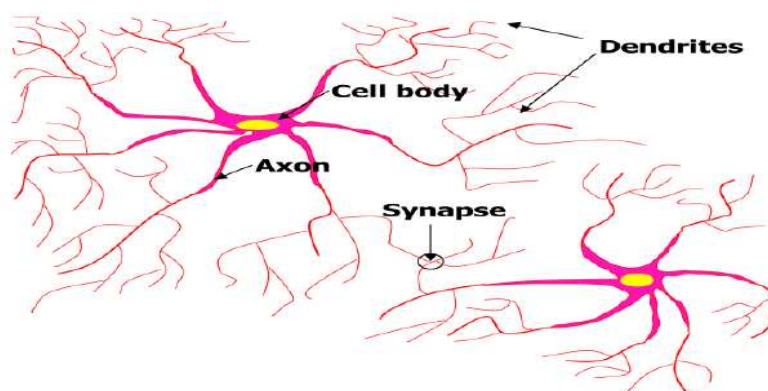
۳-۲- تاریخچه شبکه عصبی مصنوعی

در سال ۱۹۴۹ مدل MP شبکه های عصبی مصنوعی توسط مک کالوخ و پیت (Mc.Culloch and Pitts) مطرح شد که یک مدل خطی ساده بود. سپس پرسپترون الگوریتم های یادگیری را ارائه نمود. سال ۱۹۶۹ آغاز افول موقت شبکه های عصبی شد. زیرا عدم توانایی شبکه های عصبی در حل مسائل غیرخطی آشکار شد. شبکه های عصبی مصنوعی آن زمان فقط قادر به حل مسائلی بودند که می توانستیم پاسخ های آن مسئله را توسط یک خط در محور مختصات از هم جدا کنیم. در سال ۱۹۸۲ هاپفیلد با معرفی شبکه های چندلایه و الگوریتم های یادگیری دارای پس خور (Feed back)، راه حلی را برای حل موارد غیرخطی ارائه کرد، در این زمان بود که شبکه های بازگشتی، خود سازمانده، شبکه های عصبی شعاعی و روش یادگیری هیببیا مطرح شد (منهاج، ۱۳۸۱).

در حال حاضر شبکه های عصبی فراوانی از تلفیق ویژگی های شبکه های مختلف به وجود آمده اند که در مسائل مختلف از قبیل شناسایی الگو، تصمیم گیری، حل مسائل مهندسی و حل مسائل آماری و ... مورد استفاده قرار می گیرد و با توجه به این پیشرفت های انجام شده در زمینه شبکه عصبی مصنوعی نرم افزارهای زیادی در این زمینه نوشته شده که می توان به نرم افزارهای 'Neuro solution، 'Nero solution، 'Qnet2000 و 'جعبه ابزار شبکه عصبی مصنوعی در Matlab اشاره نمود.

۳-۳- سلول عصبی زیستی (نرون)

با وجود تنوع زیاد در شکل نرون ها در همه آنها چهار ناحیه اصلی را می توان متمایز کرد. بدن یا تنه سلول، آکسون، دندریت و ناحیه انتهایی آکسون یا سیناپس ها (شکل ۳-۲).



شکل ۳-۲- نرون طبیعی

بدن یا تنه: جایگاه هسته است و مرکز اصلی پردازش.

آکسون: برای هدایت پیام و علائم الکتریکی از هسته به سمت انتهای آکسون تخصص یافته است.

دندریت: اکثراً به تعداد زیاد در نرون‌ها وجود دارند که برای دریافت علائم شیمیایی از انتهای آکسون دیگر نرون‌ها تخصص یافته‌اند. دندریت‌ها این علائم را به پیام‌های کوچک الکتریکی تبدیل کرده و سمت هسته می‌فرستند.

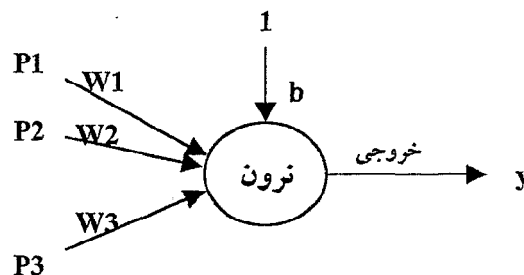
سیناپس‌ها: جایگاه‌های تخصص یافته‌ای برای ارتباط نرون‌ها با یکدیگر و دیگر سلول‌ها هستند. سیناپس‌ها دو نوع عمده دارند. سیناپس‌های الکتریکی که تعداد کمی دارند و دیگری سیناپس‌های شیمیایی که در آنها انتقال پیام به وسیله موادی که از انتهای آکسون ترشح شده و به سلول بعدی می‌رسد، انجام می‌گیرد.

۳-۴- ساختار نرون مصنوعی

برای نرون مصنوعی نیز اجزای اصلی نرون‌های زیستی در نظر گرفته شده است. نرون‌ها یکسری ورودی (P) را از مسیرهای مختلف دریافت می‌کنند و وزن‌های نرون (W) در هر مسیر بر ورودی‌ها تأثیر گذاشته و به همراه یک مقدار آستانه یا بایاس (b) به عملگر سلول وارد می‌شود. سلول شبکه عصبی با توجه به نوع تابع

تعریف شده مقداری را تولید می‌کند که به سلول یا سلول‌های دیگر یا خروجی شبکه ارائه می‌شود. که نوع تابع و روابط بین ورودی‌ها با توجه نوع سلول و ساختار تعریف می‌شود.

برای مثال در شکل (۳-۳) نرون از نوع پرسپترون بوده و ورودی‌های شبکه در وزن‌ها ضرب شده و با بردار بایاس جمع می‌شود. سپس مقدار آنها به تابع f داده شده و خروجی مورد نظر شبکه تولید می‌گردد.



شکل ۳-۳- نمایی از یک نرون با ۳ ورودی و ۱ خروجی (منهاج، ۱۳۸۱)

$$y = f(\bar{P} * \bar{W} + b) \quad (۱-۳)$$

یا

$$y = f\left(\sum_{i=1}^n P_i * W_i + b\right) \quad (۲-۳)$$

که \bar{W} بردار وزن، \bar{P} بردار ورودی به نرون، b وزن بردار بایاس و y خروجی نرون می‌باشد. P_i ، W_i به ترتیب ورودی i ام و وزن ورودی i ام به نرون می‌باشد.

لازم به ذکر است که یک نرون یا یک لایه به تنهایی قابلیت بسیار کم یا ضعیفی دارد ولی از قرار گرفتن تعدادی از آنها در یک لایه و لایه‌ها در کنار هم توانایی بسیار پیچیده‌ای از خود نشان می‌دهد. (منهاج، ۱۳۸۱).

۳-۴-۱- لایه

یک لایه از یک یا چند سلول (نرون) تشکیل می‌شود. سلول‌های قرار گرفته در یک لایه دارای تابع آستانه (تابع محرک) یکسان می‌باشند و می‌توان برای هر لایه یک تابع آستانه دلخواه انتخاب کرد. همچنین تابع آموزش برای تمام سلول‌های هر لایه یکسان بوده و می‌توان برای هر لایه‌ای تابع آموزش دلخواه در نظر گرفت. مهمترین خصوصیت سلول‌های یک لایه این است که محاسبات آنها همزمان انجام می‌شود یا به عبارت دیگر ابتدا محاسبات مربوط به یک لایه به طور کامل انجام می‌پذیرد و پس از آن محاسبات لایه بعدی انجام می‌شود که نتایج آن در محاسبات لایه بعد مؤثر خواهد بود. معمولاً لایه‌ای که خروجی آن خروجی نهایی شبکه باشد، به لایه خروجی موسوم است و لایه‌های دیگر، لایه‌های میانی نامیده می‌شوند.

۳-۴-۲- وزن

این ضریب تعیین می‌کند که اهمیت و ارزش اطلاعاتی که به نرون می‌رسد، چقدر است. مسلماً اگر یکی از اطلاعات ورودی اهمیت زیادی در روند یادگیری شبکه داشته باشد. اهمیت و وزن زیادی را به خود اختصاص می‌دهد و برعکس.

وزن‌ها نیز می‌توانند مقادیری حقیقی و یا دو حالتی باشند اما معمولاً اعداد حقیقی با مقادیر مثبت برای اتصال‌های محرک و مقادیر منفی برای اتصال‌های بازدارنده در نظر گرفته می‌شود.





۳-۴-۳- حافظه

در شبکه‌های عصبی مصنوعی مفهوم حافظه به صورت مقادیر اتصال موجود بین نرون‌ها یا همان وزن‌ها تعریف می‌شود و آموزش در حقیقت روندی است که در آن وزن بین اتصالات نرون‌ها تغییر می‌کند تا به یک نتیجه مشخص و مطلوب برسد و یادگیری به پایانی در روند آموزش است و در این حالت وزن بین اتصالات تثبیت می‌شود.

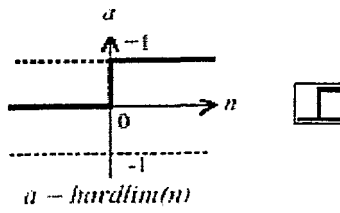
۳-۵- انواع توابع آستانه

جدول (۳-۱) انواع توابع آستانه را نشان می‌دهد (Demuth, 1994).

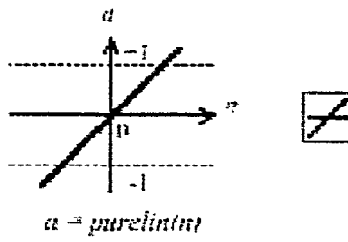
جدول ۳-۱- توابع آستانه مورد استفاده در شبکه‌های عصبی مصنوعی (راهنمای نرم افزار MALAB 2010)

Transfer Function		
Compet	Competitive transfer function	
Hardlim	Hard-limit transfer function	
Hardlims	Symmetric hard-limit transfer function	
Logsig	Log-sigmoid transfer function	
Poslin	Positive linear transfer function	
Purelin	Linear transfer function	
Radbas	Radial basis transfer function	
Satlin	Saturating linear transfer function	
Satlins	Symmetric saturating linear transfer function	
Softmax	Softmax transfer function	
Tansig	Hyperbolic tangent sigmoid transfer function	
Tribas	Triangular basis transfer function	

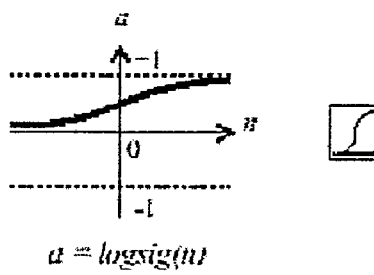
برخی از توابع فعالیت متداول در شبکه‌های عصبی در اشکال زیر آورده شده است (Demuth, 1994).



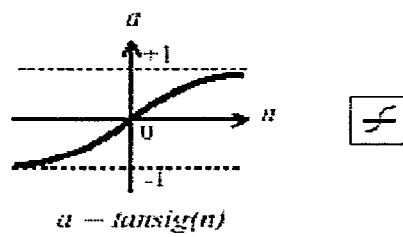
شکل ۳-۴- تابع پله‌ای



شکل ۳-۵- تابع خطی



شکل ۳-۶- تابع سیگموئید



شکل ۳-۷- تابع تانژانت هیپربولیک

۳-۶- یادگیری

معمولاً فرآیند یادگیری در شبکه‌های عصبی مصنوعی به دو طریق است (Anderson, 1995).

۳-۶-۱- یادگیری با نظارت

در این روش برای شبکه مشخص شده است که می‌خواهد به چه جوابی برسد (در مرحله آموزش) و همراه با ارائه مجموعه‌ای از داده‌ها همراه با نتایج یا پاسخ مربوط به هر بخش به شبکه عصبی عرضه می‌شود و شبکه در هر تکرار خروجی‌اش را با نتایج مقایسه کرده و با تغییر وزن‌هایش خود را به این نتایج نزدیک می‌کند. پس در این حالت جواب شبکه برای آن تعریف شده است.

۳-۶-۲- یادگیری بدون نظارت

در این روش شبکه بدون ارائه هیچگونه جوابی آموزش می‌بیند و خروجی نهایی یا پاسخ شبکه از قبل مشخص نیست. در اصل، در مرحله آموزش و یادگیری بدون نظارت الگوی خروجی برای یک الگوی ورودی داده شده، موجود نیست و شبکه عصبی با ساختن مدل‌های داخلی، قانون و روابط موجود در الگوهای ورودی را در می‌یابد.

۳-۷- الگوریتم‌های آموزش

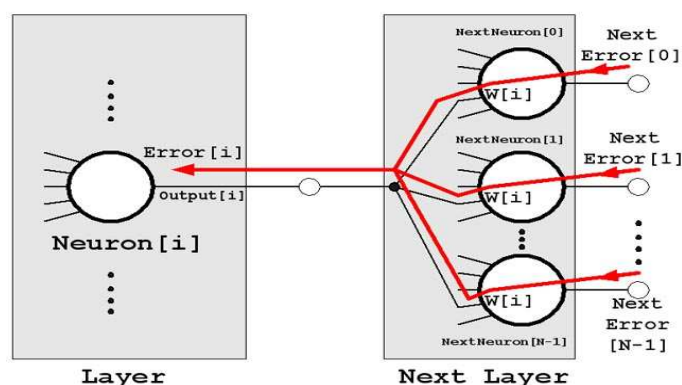
دو تا از ساده‌ترین و معروف‌ترین الگوریتم‌های آموزش، الگوریتم‌های گرادیان نزولی و گرادیان نزولی با مومنتوم می‌باشند. اغلب این دو روش برای کاربردهای عملی خیلی کند بوده و از الگوریتم‌های سریعتری که ده تا صد برابر سریعتر از الگوریتم‌های فوق می‌باشند، استفاده می‌گردد.

الگوریتم‌های سریع در دو دسته قرار می‌گیرند، دسته اول تکنیک‌های ابتکاری هستند که از تحلیل‌های اجرای الگوریتم سریع‌ترین افت استاندارد توسعه یافته‌اند. از تکنیک‌های ابتکاری تکنیک مومنتوم، پس‌انتشار خطا و ... می‌باشند. دسته دوم از الگوریتم‌های سریع، تکنیک‌های استاندارد عددی بهینه‌سازی است که این تکنیک‌ها در سه دسته گرادیان مزدوج، شبه نیوتن و لوببرگ-مارکوارت می‌باشند. که در اینجا به توضیح الگوریتم‌های پس‌انتشار خطا و لوببرگ-مارکوارت می‌پردازیم (کیا، ۱۳۸۹).

۳-۷-۱- الگوریتم پس انتشار خطا

روش پس انتشار خطا یک روش سیستماتیک برای آموزش شبکه‌های چندلایه است. منظور از آموزش یک شبکه انتخابی، بر مبنای اطلاعات موجود، تنظیم مقادیر وزن‌ها و بایاس یا مقادیر ثابت اولیه به گونه‌ای است که خطای بین مقادیر خروجی محاسبه شده و مشاهده شده، حداقل گردد. الگوریتم‌های یادگیری پس انتشار مبتنی بر قانون یادگیری اصلاح خطا می‌باشد. از قانون یادگیری پس انتشار برای آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی چندلایه پیش‌خور که عموماً شبکه‌های چندلایه پرسپترون هم نامیده می‌شوند، استفاده می‌شود. به عبارتی توپولوژی شبکه‌های چندلایه پرسپترون با قانون یادگیری پس انتشار تکمیل می‌گردد. این قانون از دو مسیر اصلی تشکیل شده است. مسیر اول موسوم به مسیر رفت می‌باشد. در این مسیر بردار ورودی به شبکه اعمال شده و تأثیراتش از طریق لایه‌های میانی، به لایه خروجی انتشار می‌یابد. بردار خروجی ایجاد شده در لایه خروجی، پاسخ واقعی شبکه می‌باشند. در این مسیر پارامترهای شبکه، ثابت و بدون تغییر در نظر گرفته می‌شوند.

مسیر دوم موسوم به مسیر برگشت می‌باشد. در این مسیر برعکس مسیر رفت پارامترهای شبکه تغییر پیدا کرده و تنظیم می‌شوند. این تنظیم مطابق با قانون اصلاح خطا صورت می‌گیرد. سیگنال خطا در لایه خروجی شبکه تشکیل می‌شود. بردار خطا برابر با اختلاف بین پاسخ مطلوب و پاسخ واقعی شبکه می‌باشد. مقدار خطا پس از محاسبه، در مسیر برگشت از لایه خروجی و از طریق لایه‌های میانی شبکه در کل شبکه توزیع می‌گردد و چون این توزیع در خلاف مسیر ارتباطاتی وزنی سیناپس‌ها صورت می‌گیرد، کلمه پس انتشار خطا جهت توضیح رفتار الگوریتم انتخاب شده است. پارامترهای شبکه طوری تنظیم می‌شوند که پاسخ واقعی شبکه هر چه بیشتر به سمت پاسخ مطلوب نزدیکتر شود. استفاده از خروجی‌های واقعی در این نوع از شبکه‌ها سبب قرار گرفتن این شبکه‌ها در گروه آموزش با ناظر (supervised) شده است.



شکل ۳-۸- نمایی از عملکرد الگوریتم پس انتشار خطا (برگرفته از سایت www.google scholar.com)

۳-۷-۲- الگوریتم لونیگ-مارکوآرت

این روش سریعترین روش برای آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی با اندازه متوسط (تا چند صد وزن) است. این روش تغییر یافته الگوریتم کلاسیک نیوتن است که برای پیدا کردن راه حلی مناسب برای مسائلی که نیاز به کمینه‌سازی دارند، بکار می‌رود. این روش یک تقریب برای ماتریس هیزن در تغییر وزن‌ها مثل روش نیوتن در نظر می‌گیرد.

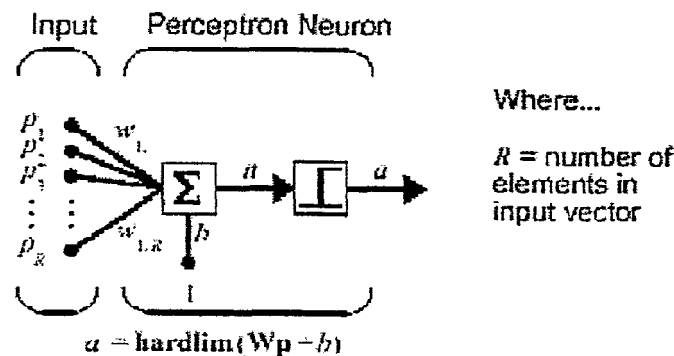
$$X = X_n - [J^T + \alpha I]^{-1} J^T + e \quad (3-3)$$

در معادله فوق X وزن‌های شبکه عصبی، J ژاکوبین ماتریس معیار اجرای شبکه که باید حداقل شود، α عددیست که فرآیند آموزش را کنترل می‌کند و e بردار خطای باقیمانده است. وقتی α صفر باشد، معادله فوق همان روش نیوتن است که از روش هیزن استفاده می‌کند، ولی وقتی α مقداری بزرگ باشد معادله تبدیل به یک رابطه کاهش گرادیان با فاصله زمانی کم می‌شود. روش نیوتن از سرعت بالایی برخوردار است و نتایج آن بسیار نزدیک به مینیمم خطا خواهد بود. این الگوریتم با توجه به خصوصیات فوق در بسیاری از مطالعات با موفقیت مورد استفاده قرار گرفته است. این الگوریتم دارای بازدهی بالا بوده و بسیار پایدار است.

۳-۸-۱- انواع شبکه‌های عصبی مصنوعی

۳-۸-۱- شبکه پرسپترون

شبکه‌ای است در سال ۱۹۶۱ میلادی توسط فرانک روزنبلات ارائه شد (شکل ۳-۹)، چند ویژگی اساسی داشت.



شکل ۳-۹- شبکه پرسپترون ساده (Demuth, 1994)

- شامل دو لایه نرون است. نرون‌های لایه اول به عنوان لایه ورودی و نرون‌های لایه دوم به عنوان لایه خروجی هستند.
 - تغییر وزن‌ها فقط در لایه خروجی صورت می‌پذیرد.
 - شامل ورودی‌ها و خروجی‌های باینری است (۰ و ۱) و خود شبکه هم به عنوان شبکه باینری شناخته می‌شود.
 - برای شناسایی الگو مورد استفاده قرار می‌گیرد.
 - تابع آستانه این شبکه به صورت تابع علامت معمولی است.
- اطلاعات در پرسپترون توسط لایه اول دریافت و بدون هیچ پردازشی به لایه دوم که در پرسپترون اولیه به عنوان لایه خروجی است انتقال می‌یابد و در آنجا پردازش صورت می‌گیرد. اگر به نتیجه دلخواه رسید عملیات متوقف و در غیر این صورت یکسری اعمالی انجام می‌شود تا به نتیجه مطلوب نزدیک شود (البرزی، ۱۳۸۹).

۳-۸-۱-۱- الگوریتم فراگیری پرسپترون ساده

۱- ضرایب و مقادیر اولیه آستانه تعیین می‌شود.

اگر $(0 \leq i \leq n)$ آنگاه $w_i(t)$ را به عنوان ضرایب وزنی ورودی i در زمان Z و θ را به عنوان مقدار آستانه خروجی در نظر گرفته می‌شود. مقدار w_0 را برابر $-\theta$ و مقدار x_0 همیشه برابر ۱ قرار داده می‌شود و مقدار $w_i(0)$ برابر مقادیر تصادفی کوچک است.

۲- ورودی و خروجی مطلوب ارائه گردد.

ورودی‌های $x_0, x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ و خروجی مطلوب $d_{(t)}$ به مدل ارائه گردد.

۳- خروجی واقعی محاسبه گردد.

$$y_{(t)} = f_h \left[\sum_{i=0}^n w_i(t) x_i(t) \right] \quad (4-3)$$

۴- ضرایب وزنی تبدیل گردد.

اگر خروجی صحیح بود (در این حالت وزن‌ها تغییر نمی‌کند). $w_i(t+1) = w_i(t)$

اگر خروجی واقعی صفر و خروجی مطلوب ۱ بود (طبقه A). $w_i(t+1) = w_i(t) + x_i(t)$

اگر خروجی واقعی ۱ و خروجی مطلوب صفر بود (طبقه B). $w_i(t+1) = w_i(t) - x_i(t)$

این الگوریتم اصلی پرسپترون است. ولی اصلاحاتی در الگوریتم پایه پیشنهاد شد.

- یکی از اصلاحات کاهش میزان تغییرات در گام‌های بعدی و تکرارهای متوالی بود. برای این کار ضریب کوچک و کمتر از یک را به میزان تغییر ضرایب وزنی اضافه کردند که باعث کاهش آهنگ تغییرات وزن‌ها می‌شود ولی شبکه در تعداد تکرارهای کمتری به جواب نزدیک می‌شود.
- همچنین ویدرو و هاف (Widrow and Hoff, 1960) به این نکته پی بردند که بهتر است هر موقع اختلاف بین جواب شبکه و جواب مطلوب زیاد باشد ضرایب به میزان بیشتر و برعکس هر موقع اختلاف کم است تغییرات ضرایب وزنی کمتر شوند آنها قاعده‌ای را به نام قاعده دلتای ویدرو و هاف پیشنهاد کردند.

مقدار خطای Δ را می‌توان به صورت رابطه (۳-۵) نوشت:

$$\Delta = d(t) - y(t) \quad (5-3)$$

که $d(t)$ خروجی مطلوب سیستم و $y(t)$ خروجی واقعی سیستم است.

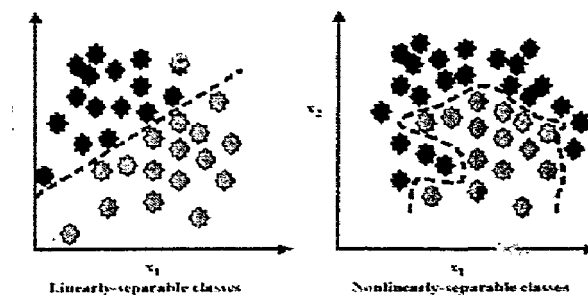
گام ۴ در این الگوریتم با دو مورد اصلاحی که اضافه شد بدین صورت در می آید:

۴- ضرایب وزنی تعدیل گردند. به صورت رابطه (۶-۳):

$$w_i(t+1) = w_i(t) + \eta \Delta x_i(t) \quad (6-3)$$

اگر ورودی از طبقه A باشد $d(t)$ برابر ۱+ است و اگر از طبقه B باشد $d(t)$ برابر صفر است و $0 \leq \eta < 1$ است. عامل بازیابی مثبتی است که سرعت تعدیل را کنترل می کند.

همان گونه که قبلاً ذکر شد در سال ۱۹۶۹، ماروین مینسکی و سیمور پاسپرت در کتابشان تحت عنوان «پرسپترون‌ها» محدودیت این شبکه را در برخورد با الگوهای غیرخطی نشان دادند (شکل ۳-۱۰) و مثال معروف یای حذفی (XOR) را که شبکه پرسپترون ساده از حل آن عاجز است را عنوان نمودند.

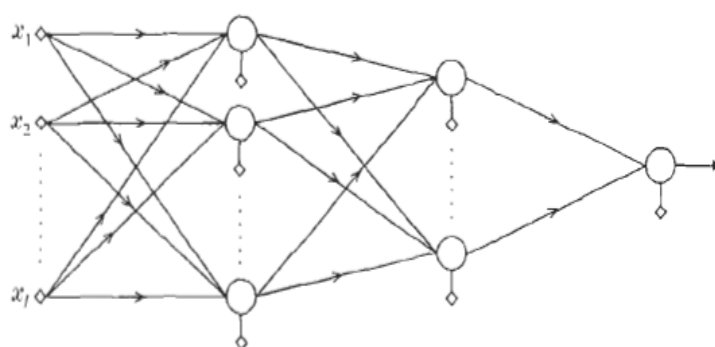


شکل ۳-۱۰- عملکرد شبکه پرسپترون ساده و چندلایه در حل مسائل خطی و غیرخطی (راکعی، ۱۳۸۲)

این امر موجب رکود در این رشته به مدت یک دهه شد تا اینکه ابتکار رومل هارت و مک کلند در سال ۱۹۸۶ چون یک انفجار میزان علاقه به این حوزه را به شدت افزایش داد (Widrow, 1990).

۳-۸-۲- شبکه پرسپترون چندلایه

شبکه پرسپترون معمولی با تابع آستانه پلکانی از حل مسائلی که غیرخطی باشند ناتوان است و تلاش برای حل این گونه مسائل توسط پرسپترون، معطوف به افزایش تعداد پرسپترون‌ها شد. ولی افزایش تعداد پرسپترون‌ها در برخورد با این مسائل باز نتوانست نتیجه مطلوب داشته باشد برای حل این مشکلات که به سبب پلکانی بودن تابع آستانه پیش آمده بود با تغییر تابع فعالیت و اضافه کردن یک لایه پنهان مشکلات مربوط به شبکه پرسپترون ساده برطرف گردید. شکل (۳-۱۱) یک شبکه پرسپترون چندلایه را نشان می‌دهد.



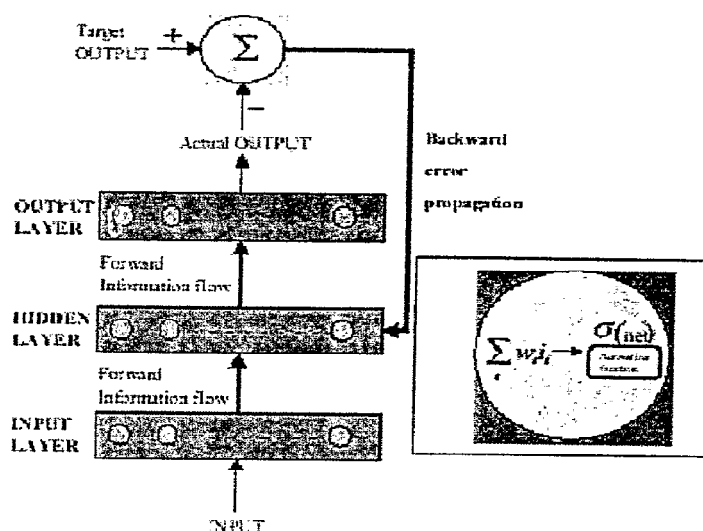
شکل ۳-۱۱- پرسپترون چندلایه با دو لایه مخفی

الف) قاعده جدید فراگیری

این قاعده توسط رومل هارت، مک کلند و ویلیامز (۱۹۸۶) پیشنهاد شد و بعدها معلوم شد که نتایج مشابهی نیز قبلاً در سال‌های ۱۹۸۲ توسط پارکر و در سال ۱۹۷۴ توسط روبس گزارش شده است (Widrow, 1990).

قاعده ساده فراگیری پرسپترون تک‌لایه در مورد پرسپترون چندلایه کارگر نیست و قاعده جدید قدمی پیچیده‌تر از قاعده قبلی است. برای موفق شدن در آموزش شبکه باید خروجی آن به تدریج به خروجی مطلوب نزدیک گردد، به عبارت دیگر بایستی میزان تابع خطا کاهش یابد، که کار توسط قاعده دلتا انجام

می‌شود و سپس آن را (خطا) به لایه پیشین انتشار می‌دهد (عبارت پس‌انتشار به این علت بدان اطلاق می‌شود) (شکل ۳-۱۲).

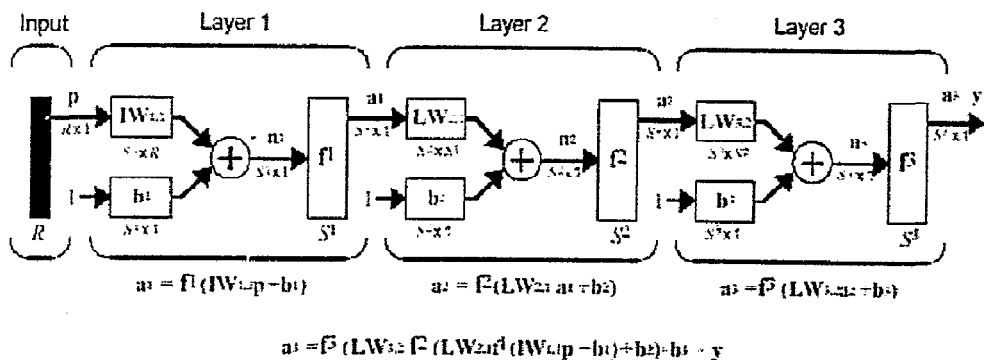


شکل ۳-۱۲- عملکرد قاعده پس‌انتشار خطا (راکعی، ۱۳۸۲)

عمل تنظیم ضرایب وزنی در لایه خروجی ساده است، چون هم میزان خروجی واقعی و هم خروجی مطلوب در اختیار شبکه هست ولی در مورد لایه‌های پنهان مسئله کمی پیچیده است (راکعی، ۱۳۸۲).

ب) بیان ریاضی تغییرات در وزن‌ها در روش پس‌انتشار خطا (BP)

شبکه‌ای در نظر گرفته می‌شود که دارای سه لایه است، لایه ورودی (که در آن هیچ پردازشی روی نمی‌دهد)، یک لایه میانی و یک لایه خروجی و تابع فعالیت شبکه از نوع سیگموئید می‌باشد که خروجی شبکه توسط آن محاسبه می‌گردد. شکل (۳-۱۳) چگونگی این عمل در یک شبکه با ۳ لایه پنهان مشاهده می‌گردد (Demuth, 1994).



شکل ۳-۱۳- نمایش از یک شبکه پروسیپترون با سه لایه میانی و محاسبه خروجی نهایی (Demuth, 1994)

از آنجایی که مقادیر خطا ابتدا در واحدهای خروجی محاسبه می‌شوند و آن‌گاه به لایه‌های قبلی شبکه (برای تغییر ضرایب وزنی واحدهای پیشین) پس‌رانده می‌شود، این روش در مقالات متعدد به عنوان روش پس‌انتشار خطا (BP) معروف شده است.

با فرض اینکه تابع خطای لایه خروجی برابر باشد با رابطه زیر داریم (Anderson, 1995).

$$E_p = 1/2 \sum_{k=1}^1 (t_k - o_k)^2 \quad (7-3)$$

ضریب $\frac{1}{2}$ برای ساده‌تر شدن محاسبات آمده است.

$$net_k = \sum_j w_{jk} o_j \quad (8-3)$$

$$o_k = f(net_k) \quad (9-3)$$

با استفاده از قاعده زنجیره‌ای مشتق‌گیری می‌توانیم رابطه (۳-۱۰) را بنویسیم:

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_{jk}} = \frac{\partial E_p}{\partial net_k} \frac{\partial net_k}{\partial w_{jk}} \quad (10-3)$$

که داریم:

$$\frac{\partial net_k}{\partial w_{jk}} = \frac{\partial}{\partial w_{jk}} \sum_j w_{jk} o_j = o_j \quad (11-3)$$

$$-\frac{\partial E_p}{\partial net_k} = \delta_k \quad (12-3)$$

$$-\frac{\partial E_p}{\partial w_{jk}} = \delta_k o_j \quad (13-3)$$

با استفاده از قاعده مشتق زنجیره‌ای:

$$\delta_k = -\frac{\partial E_p}{\partial net_k} = -\frac{\partial E_p}{\partial o_k} \frac{\partial o_k}{\partial net_k} \quad (14-3)$$

$$\frac{\partial o_k}{\partial net_k} = f'(net_k) \quad (15-3)$$

از رابطه (۷-۳) داریم:

$$\frac{\partial E_p}{\partial o_k} = -(t_k - o_k) \quad (16-3)$$

$$\delta_k = f'(net_k)(t_k - o_k) \quad (17-3)$$

از مزایای استفاده از تابع سیگموئیدی به عنوان تابع غیرخطی پیوستگی، مشتق‌پذیر بودن و سادگی تابع

مشتق آن است که می‌توان برحسب خودش بیان نمود (با تابع اصلی رابطه دارد: ۱۹-۳).

$$y = \text{sgm}(x) = \frac{1}{1 + e^{-net}} \quad (18-3)$$

$$y' = \frac{dy}{dx} = y(1 - y) = \text{sgm}(x)(1 - \text{sgm}(x)) \quad (19-3)$$

پس داریم:

$$o_k = f(net) = \frac{1}{1 + e^{-net}} \quad (20-3)$$

$$f'(net) = \frac{e^{-net}}{(1 + e^{-net})^2} = o_k(1 - o_k) \quad (21-3)$$

از رابطه (۱۷) و (۲۱) داریم: (همانند قاعده دلتا)

$$\delta_k = (t_k - o_k) o_k (1 - o_k) \quad (22-3)$$

و این همان خطایی است که باید به عقب انتشار یابد.

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_{jk}} = -(t_k - o_k) o_k (1 - o_k) o_j \quad (23-3)$$

به طور خلاصه تغییر وزن‌ها برای لایه آخر این گونه است:

$$\Delta w_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = -\eta (-(t_k - o_k) o_k (1 - o_k) o_j) = \eta \delta_k o_j \quad (24-3)$$

تا اینجا مربوط به لایه خارجی بود، چون خروجی‌های مطلوب و خروجی‌های واقعی هر دو معلوم بودند، ولی چون خروجی‌های مطلوب برای لایه پنهان مشخص نیست بایستی به طریق زیر عمل نمود.

با استفاده از قاعده مشتق زنجیره‌ای:

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E_p}{\partial net_j} \frac{\partial net_j}{\partial w_{ij}} \quad (25-3)$$

با استفاده از قاعده مشتق زنجیره‌ای:

$$-\delta_j = \frac{\partial E_p}{\partial net_j} = \frac{\partial E_p}{\partial o_j} \frac{\partial o_j}{\partial net_j} \quad (26-3)$$

$$\frac{\partial net_j}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial}{\partial w_{ij}} \sum_{i=1}^n x_i w_{ij} = x_i \quad (27-3)$$

$$\frac{\partial o_j}{\partial net_j} = o_j(1-o_j) \quad (28-3)$$

$$(29-3)$$

$$\frac{\partial E_p}{\partial o_j} = \sum_k \frac{\partial E_p}{\partial net_k} \frac{\partial net_k}{\partial o_j} = \sum_k \left(\frac{\partial E}{\partial net_k} \right) \frac{\partial}{\partial o_j} \sum_j w_{jk} o_j = \sum_k \left(\frac{\partial E}{\partial net_k} \right) w_{jk} = -\sum_k \delta_k w_{jk}$$

$$\delta_j = o_j(1-o_j) \sum_k \delta_k w_{jk} \quad (30-3)$$

از جایگزینی (29) و (27) در (25) داریم:

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_{ij}} = -\sum_k \delta_k w_{jk} o_j(1-o_j) x_i \quad (31-3)$$

نهایتاً برای لایه میانی داریم:

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = -\eta \left(-\sum_k \delta_k w_{jk} o_j(1-o_j) x_i \right) \quad (32-3)$$

$$\Delta w_{ij} = \eta \delta_j x_i \quad (33-3)$$

ج) علت انتخاب تابع سیگموئید

در قاعده پسانتشار نیاز میرم به مشتق گیری است. الگوریتم یادگیری شبکه MLP به توابع غیرخطی نیاز دارد که به طور پیوسته قابل مشتق گیری باشند تابع سیگموئید به علت داشتن این شرایط و سادگی مشتق آن، انتخاب شده است. از مزایای دیگر آن، شباهت آن به تابع پلکانی است. بنابراین رفتار مشابهی را برایش می توان متصور شد. تابع سیگموئید به صورت زیر است:

$$f(net) = \frac{1}{1 + e^{-knet}} \quad (3-34)$$

K عدد ثابتی است که گستره تابع را تنظیم می کند. مقادیر بزرگ k تابع را فشرده می کند، به طوری که اگر k به سمت بی نهایت میل کند تابع به صورت پلکانی در می آید.

K همچنین به صورت تنظیم کننده خودکار بهره آموزش عمل می کند. یعنی در مقادیر کوچک ورودی شیب منحنی بسیار تند شده و بهره آموزش بیشتر می شود و در مقادیر ورودی زیاد شیب منحنی کم و بهره آموزش کم می شود. این بدان معناست که شبکه می تواند ورودی های بزرگ را پذیرا باشد و در همان حال نسبت به تغییرات جزئی حساس باشد (Barlow, 1989).

د) ویژگی های مهم شبکه Multi-Layer Perceptron (MLP)

ویژگی های مهم شبکه MLP به شرح زیر است (منهاج، ۱۳۷۷).

۱- معادل بودن ورودی ها با ورودی های سیستم

۲- توانایی فراگیری به صورت گروهی و الگو به الگو

۳- ساختار استاتیک

ه) کاربردهای مهم شبکه MLP

مهم ترین کاربردهای شبکه MLP به شرح زیر است (Fatemi Aghda, 2002).

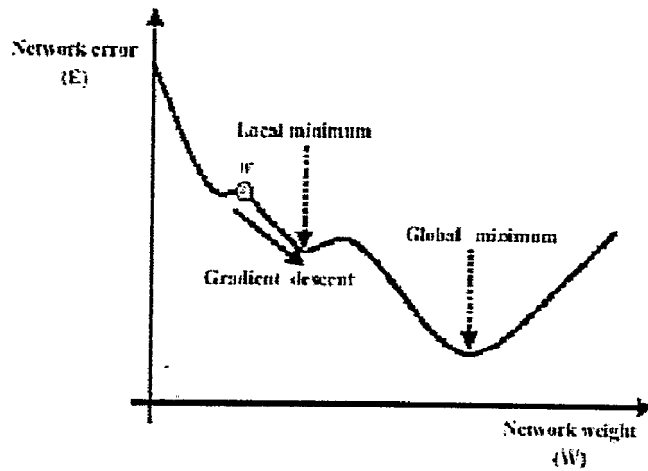
۱- برای شناسایی ویژگی

۲- رسته بندی و کلاسه بندی

۳- برای یافتن نگاشت های نامعلوم

و) مشکلات آموزش

یکی از مواردی که ممکن است در طول آموزش شبکه MLP پیش بیاید افتادن و گیرکردن در یک کمینه محلی است.



شکل ۳-۱۴- نقاط کمینه محلی و واقعی

به عبارت دیگر چون شبکه به دنبال یافتن کمترین محل خطاست ممکن است در این چاله‌های محلی گرفتار آید. در این حالت شبکه در همه جهت حرکت کند مقدار آن از موقعیت گرفتار شده در آن بیشتر است. در این حالت ممکن است دادن یک تکان شبکه را از این نقاط خارج سازد ولی شبکه به این موضوع آگاهی ندارد برای کاهش این موارد چند راه پیشنهاد شده است (البرزی، ۱۳۸۹).

ز) روش‌های کاهش اثرات نقاط کمینه

i) کاهش میزان یادگیری

اگر ضریب X یا همان میزان یادگیری به تدریج کاهش یابد شبکه می‌تواند جواب‌های بهتری دهد. با این کار در مراحل اولیه که میزان بهره زیاد است حرکت سیستم به خطای کمینه با سرعت بیشتری صورت می‌گیرد و به تدریج این مقدار (بهره) کاهش یافته و در نتیجه شبکه با سرعت کمتر به کمینه‌های عمیق‌تر نزدیک می‌شود (با این کار زمان همگرایی شبکه افزایش می‌یابد).

(ii) افزایش تعداد نرون‌های داخلی

با افزایش تعداد نرون‌های داخلی امکان اینکه ورودی‌ها بهتر کدگذاری شوند و در نقاط کمینه محلی قرار نگیرند، وجود دارد. همچنین با افزایش تعداد نرون‌ها در لایه داخلی امکان دسته‌بندی تعداد بیشتری الگو امکان‌پذیر می‌شود.

(iii) عبارت مومنتوم

در این روش جمله‌ای به روند تنظیم وزن‌ها اضافه می‌شود که متناسب با میزان تغییر قبلی وزن است، به تعبیری سیستم یک حافظه‌ای از روند تغییر وزن‌ها را از هر مرحله به مرحله بعدی در خود حفظ می‌کند. این عبارت در ابتدا باعث تغییرات زیاد در ضرایب وزنی می‌شود و این امر احتمال درگیر شدن شبکه در کمینه‌های محلی در ابتدای آموزش را خیلی کاهش می‌دهد. همچنین مومنتوم تغییراتی فراتر از افزایش‌های محلی در تابع خطای شبکه در جهت روند کلی کاهش خطا باعث می‌شود. با کاهش مقدار خطا میزان تغییرات به وسیله عبارت مومنتوم نیز کاهش می‌یابد. کاربرد مومنتوم در جاهایی که بستر خطای شبکه دارای دره‌های تنگ و طولانی با شیب کم باشد موجب افزایش در سرعت همگرایی و افزایش سرعت یادگیری می‌شود.

عبارت گشتاور بدین صورت تعریف می‌شود:

$$\delta w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta \delta_j o_i + \alpha (w_{ij}(t) - w_{ij}(t-1)) \quad (35-3)$$

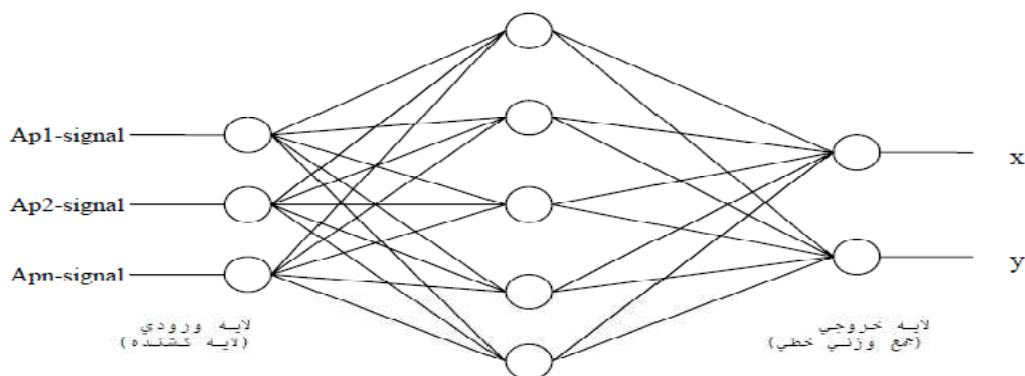
در حالی که عامل گشتاور معمولاً در دامنه $0 < \alpha < 1$ تغییر می‌کند ولی معمولاً در کارهای تحقیقی منتشر شده حدود $0/9$ تا $0/95$ در نظر گرفته می‌شود.

۳-۹- توابع پایه شعاعی

شبکه های با تابع مدار شعاعی به طور گسترده ای برای تخمین غیرپارامتریک توابع چند بعدی از طریق مجموعه ای محدود از اطلاعات آموزشی به کار می رود. شبکه های عصبی شعاعی به واسطه آموزش سریع و فراگیر، بسیار جالب و مفید هستند و مورد توجه خاصی قرار گرفته اند. در سال ۱۹۹۰ میلادی بود که اثبات کردند که شبکه های با تابع مدار شعاعی تقریب سازهای بسیار قدرتمندی هستند بطوریکه با داشتن تعداد نرون های کافی در لایه مخفی، قادر به تقریب سازی هر تابع پیوسته و با هر درجه دقت می باشند (Hartman et al, 1990). نکته بسیار جالب آن است که این شبکه ها تنها با داشتن یک لایه مخفی، دارای چنین خاصیتی هستند. شبکه های با تابع مدار شعاعی بیشترین الهام را از تکنیک های آماری طبقه بندی الگوها گرفته اند که اساسا به عنوان گونه ای از شبکه های عصبی، حیاتی نو یافته اند و مزیت عمده آنها طبقه بندی الگوهایی که داری فضای غیرخطی هستند می باشد. با قرار دادن این شبکه برای طبقه بندی اصلی شبکه های عصبی، به فراوانی به کار گرفته شده اند. این شبکه ها، اغلب با عصبی پس انتشار خطا مقایسه می شود.

۳-۱۰- ساختار شبکه عصبی شعاعی

معماری اصلی RBF متشکل از یک شبکه سه لایه مانند شکل زیر می باشد.



شکل ۳-۱۵- ساختار شبکه عصبی پایه شعاعی (RBF)

لایه ورودی فقط یک لایه ورودی است و در آن هیچ پردازشی صورت نمی‌گیرد. لایه دوم یا لایه پنهان، یک انطباق غیرخطی مابین فضای ورودی و یک فضای معمولا با بعد بزرگتر برقرار می‌کند و نقش مهمی در تبدیل الگوهای غیرخطی به الگوهای تفکیک پذیر خطی دارد. سرانجام لایه سوم، جمع وزنی را به همراه یک خروجی خطی تولید می‌کند. در صورتی که از RBF برای تقریب تابع استفاده شود، چنین خروجی مفید خواهد بود ولی در صورتیکه نیاز باشد طبقه بندی الگوها انجام شود، آنگاه یک محدود کننده سخت یا یک تابع سیگموئید را می‌توان بر روی عصب های خروجی قرار داد تا مقادیر خروجی ۰ یا ۱ تولید شوند. همانطور که از توضیحات بالا مشخص می‌شود خصوصیت منحصر بفرد این شبکه، پردازشی است که در لایه پنهان انجام می‌گیرد. تابع لایه پنهان دارای رابطه ای مطابق با رابطه (۲-۳۶) است:

$$F(x) = \sum_{j=1}^p w_j \phi (\|x - u_j\|). \quad (۳-۳۶)$$

این رابطه نشان می‌دهد که برای تقریب تابع f از p تابع شعاعی که دارای مرکز ثقل u_j می‌باشد استفاده می‌شود. نماد $\| \cdot \|$ تابع فاصله در فضای R_n می‌باشد که معمولا فاصله اقلیدسی انتخاب می‌شود. از آنجایی که منحنی نمایش تابع های مدار شعاعی بصورت شعاعی متقارن است، نرون های لایه مخفی به نرون های تابع شعاعی معروفند. تابع معروف در شبکه های شعاعی همان تابع گوسی یا نمایی می‌باشد.

دلیل انتخاب تابع نمایی گوسی به عنوان تابع پاسخ نرون ها در شبکه های با تابع شعاع مداری این است که ژيروسی و پوگی در سال ۱۹۹۰ میلادی نشان دادند که تابع نمایی جزء گروهی از توابع است که دارای بهترین خواص در تقریب سازی هستند. این موضوع تضمین می‌کند که مجموعه ای از وزن ها وجود دارند که رابطه بین ورودی ها و بردارهای هدف را بهتر از هر مجموعه دیگر تقریب سازی می‌کنند و این خاصیت در تابع سیگموئیدی که در طراحی شبکه های پس انتشار خطا بکار برده می‌شود، وجود ندارد.

اساس طراحی شبکه های با تابع شعاع مدار مبتنی بر تنظیم پارامترهای تابع مدار شعاعی می‌باشد به نحوی که نتیجه حاصل از این ترکیب دارای کمترین خطای تقریب برای نمونه های مجموعه آموزشی باشد. با توجه به آنکه مقدار توابع مدار شعاعی تنها به اندازه تفاوت بین نقطه ورودی و مرکز آن که به عنوان مرکز ثقل شناخته می‌شود بستگی دارد و با استفاده از عرض آن یا واریانس تابع تنظیم می‌شود، مسئله مهم در

طراحی چنین شبکه هایی تعیین تعداد توابع شعاعی، مرکز ثقل آن، عرض یا واریانس آن و ضرائب وزنی این توابع می باشد.

۳-۱۱- رگرسیون خطی چند متغیره

رگرسیون شاخه‌ای از علم آمار است که استفاده از آن به نحو وسیعی در اکثر زمینه‌های علمی معمول شده است. با مطالعه یک جامعه آماری چنین به نظر می‌رسد که بین صفات متغیر آن جامعه کم و بیش ارتباط وجود دارد و گاهی نیز مشاهده می‌شود که تغییرات یک متغیر بطور مستقیم یا معکوس در تغییرات متغیر دیگر مؤثر است. اهدافی که به بیان یک پدیده اجتماعی یا فیزیکی مربوط می‌شود بایستی مشخص شده و سپس با گردآوری داده‌ها، آزمون و تحلیل شوند. با توجه به این که عوامل و متغیرهای زیادی بر یک پدیده تاثیر دارند و داده‌ها اندازه‌های همزمانی را در مورد چند متغیر شامل می‌شوند، تحلیل این داده‌ها روشی را در علم آمار پایه ریزی می‌کند که به روش تحلیل چند متغیره نامیده می‌شود. مدل‌های رگرسیونی برای چند منظور مورد استفاده قرار می‌گیرند که مهم‌ترین آنها عبارتند از: ۱- توصیف داده‌ها، ۲- برآورد پارامترها، ۳- پیش‌بینی و برآورد و ۴- کنترل داده‌ها (رضائی و سلطانی، ۱۳۸۷). در رگرسیون خطی چندگانه تاثیر همزمان و خطی دو یا چند متغیر را روی متغیر وابسته‌ای اندازه‌گیری می‌گیریم (آذر و مومنی، ۱۳۸۵). در واقع به مدل رگرسیونی که شامل بیش از یک متغیر مستقل باشد، رگرسیون خطی چندگانه گفته می‌شود و به صورت $Y = a + bX_1 + cX_2 + \dots + \varepsilon$ نوشته می‌شود که به Y متغیر وابسته و به X_1 و X_2 و ... متغیرهای مستقل و نهایتاً به ε خطای مطلق گفته می‌شود (نصیری، ۱۳۸۸). جهت آزمون فرضیه‌های اصلی اول و دوم تحقیق و بررسی وجود رابطه خطی بین متغیرهای مستقل و متغیرهای وابسته (هنگامی که متغیرهای مستقل بر یکدیگر تاثیر می‌گذارند) از آزمون رگرسیون خطی چندگانه استفاده گردید. می‌توان گفت الگوی رگرسیونی چند متغیره، تعمیم رگرسیون چندگانه یک متغیره است. در رگرسیون چندگانه یک متغیره ما تعدادی متغیر مستقل در دسترس داریم که می‌خواهیم با استفاده از آنها میزان اثر متغیرهای مستقل را بر یک متغیر وابسته (متغیر پاسخ)، بررسی کنیم. در رگرسیون چند متغیره

چندین متغیر مستقل و چندین متغیر وابسته داریم و هدف تحلیل اثرات متغیرهای مستقل بر چند متغیر وابسته می باشد. در رگرسیون خطی چند متغیره با رسم نمودارهای خطهای استاندارد در مقابل مقادیر پیش بینی شده و یا مقادیر متغیرهای مستقل می توان به درست بودن یا نبودن فرضیاتی از مدل همچون همگون بودن واریانس، پی برد.

فصل چهارم

مواد و روشها

۴-۱- منطقه مورد مطالعه

۴-۱-۱- موقعیت جغرافیایی و آب و هوا

منطقه مورد مطالعه در ۷۵ کیلومتری شرق سمنان (جاده اصلی تهران- مشهد) و در ۷ کیلومتری جنوب روستای قوشه قرار دارد و شامل دو بخش می باشد. منطقه مورد مطالعه بین طول جغرافیایی 04° و 54° شرقی و عرض جغرافیایی 45° و 35° شمالی با بارندگی سالیانه ۱۲۰ میلی متر می باشد. این منطقه دارای آب و هوای بری با زمستانهای سرد و نسبتاً خشک و تابستانهای گرم و خشک می باشد. برای اراضی بکر از زمینهای پخش سیلاب قوشه و برای زمینهای کشاورزی از زمینهای زراعی مجاور آن استفاده گردید. پخش سیلاب قوشه در حوزه آبخیز دریان در خروجی مسیل دریان و بر روی دشت قوشه با مساحت ۵۰۰ هکتار واقع شده است. زمینهای کشاورزی با مساحت ۱۰۰ هکتار در مجاور زمینهای پخش سیلاب قرار داشتند. به دلیل نقش رسوبات ناشی از عملیات پخش سیلاب بر روی خصوصیات فیزیکی و شیمیایی خاک و به منظور یکسان بودن خصوصیات خاک در هر دو منطقه، نمونه برداری در اراضی بکر از نقاطی که سیل گیری نشده بود صورت گرفت (شکل ۴-۱).



شکل ۴-۱- ایستگاه پخش سیلاب قوشه دامغان و زمینهای زراعی مجاور- (منبع: تصویر ماهواره ای لندست برگرفته از سایت (Google-Earth))

۴-۱-۲- زمین شناسی حوزه

منطقه مورد مطالعه در جنوب رشته کوههای البرز که دارای روند عمومی شرقی - غربی هستند، قرار دارد. براساس مطالعات زمین شناسی این منطقه از لحاظ زمین شناسی متنوع بوده و دارای سازندهای مختلفی از دوران پالئوزوئیک تا کواترنر می باشد.

۴-۱-۳- خاک

منطقه مورد مطالعه از نظر فیزیوگرافی شامل آب‌رشته‌های بادبزی شکل سنگریزه ای بوده که دارای خاک عمیق و سنگریزه دار در خاکهای بکر و بافت متوسط در خاکهای کشاورزی می باشد. خاکهای منطقه عموماً کم رنگ، دارای ساختمان توده ای، مواد آلی بسیار کم، کربنات کلسیم (CaCO_3) زیاد، شوری کم در اراضی بکر و شوری بالا در اراضی زراعی، واکنش (pH) متوسط و فاقد تکامل پروفیلی هستند.

۴-۱-۴- پوشش گیاهی

منطقه مورد مطالعه در اراضی بکر دارای پوشش گیاهی ضعیف تا متوسط با گونه های گیاهی از جنس درمنه (*Artemisia herba-alba*)، قیچ (*Zygophyllum eurypperum*)، شور (*Salsola sp.*)، کاروانکش (*Atraphaxis spinosa*)، اسفند (*Peganum harmala*) و چرخک (*Launaea acanthodes*) است که در حال حاضر به صورت مرتع فصلی می باشند. عرصه پخش سیلاب دارای پوشش گیاهی متنوع است که بیشترین وسعت را گونه *Artemisia herba - alba* و بعد از آن *Atraphaxis spinosa* دارا می باشد و در نهایت درصد پوشش گیاهی حدود ۲۶٪، لاشبرگ گیاهی ۲/۶۴٪ و مقدار خاک لخت ۷۱/۳۶٪ می باشد. اراضی کشاورزی منطقه سالیان متوالی تحت کشت گندم و جو و در قسمتی تحت کشت پسته قرار داشتند. این بخش از اراضی حدود ۲۰ سال تحت کشت مداوم قرار گرفته و قبل از آن به صورت طبیعی رها شده بودند.

۴-۲- تجزیه های فیزیکی و شیمیایی نمونه های خاک

تعداد ۵۰ نمونه از ۵۰ هکتار از اراضی بکر و تعداد ۵۰ نمونه از ۵۰ هکتار از اراضی کشاورزی از عمق ۳۰-۰ سانتی متری خاک، جمع آوری شد و پس از انتقال به آزمایشگاه، هوا خشک شده، کوبیده شده و از الک دو میلی متری عبور داده شدند. نفوذپذیری نهایی خاکها در هر دو منطقه با روش تک استوانه و در سه تکرار برای هر نقطه اندازه گیری شدند. ظرفیت تبادل کاتیونی خاکها (CEC) در هر دو منطقه با روش باور (Bower et al, 1952). تعیین بافت خاک به روش هیدرومتری بایکاس، وزن مخصوص ظاهری (P_b) با روش کلوخه، درصد آهک با روش حجم سنجی، نسبت جذب سدیم (SAR) با استفاده از رابطه سدیم و مجموع کلسیم و منیزیم (رابطه ۴-۱) و هدایت الکتریکی نیز با دستگاه هدایت سنج اندازه گیری شدند (Gee and Bauder, 1986). علاوه بر پارامترهای فوق میزان اسیدیته (PH) با دستگاه PH متر، تخلخل با استفاده از مقادیر وزن مخصوص ظاهری و حقیقی (رابطه ۴-۲) و ماده آلی با روش والکلی بلک اندازه گیری شدند (Sparks et al, 1996)، که در طی مراحل بعد و پس از رسم آنالیز حساسیت به علت همبستگی پایین با میزان نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی، حذف شدند. پس از آنالیز خاکهای منطقه به علت شور و آهکی بودن بالای خاکها چند نمونه از آب آبیاری زمین های کشاورزی مورد آزمایش قرار گرفت که متوسط مقادیر اندازه گیری شده آنها در جدول (۴-۱) آمده است. بر اساس نتایج حاصل، یکی از دلایل اصلی شوری خاکهای منطقه می تواند آب آبیاری باشد که مقادیر املاح در آنها بیش از حد مجاز است. پس از انجام آنالیزهای خاک لزوم استفاده از پارامترهای هدایت الکتریکی و درصد آهک خاک، بیشتر نمایان گردید. در مقابل ماده آلی کم در خاکهای منطقه و تاثیر اندک آن بر نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی، همبستگی پایین آن را با میزان نفوذپذیری و CEC توجیه کرده و در نتیجه امکان حذف آن را فراهم کرد. پارامترهای آماری کمترین، بیشترین، میانگین و انحراف معیار برای پارامترهای اندازه گیری شده در خاکهای کشاورزی و بکر در جدول (۴-۲) و (۴-۳) آمده است.

$$SAR = \frac{C_{Na}}{\sqrt{\frac{C_{Ca} + C_{Mg}}{2}}} \quad (4-1)$$

در رابطه (۴-۱): C_{Na} غلظت یون سدیم بر حسب (meq/lit)، C_{Ca} غلظت یون کلسیم بر حسب (meq/lit)،
 C_{Mg} غلظت یون منیزیم بر حسب (meq/lit) می باشد.

$$P = 1 - \frac{\rho_d}{\rho_p} \quad (2-4)$$

در رابطه (۴-۲): P تخلخل خاک، ρ_d وزن مخصوص ظاهری و ρ_p وزن مخصوص حقیقی خاک بر حسب (gr/cm^3) می باشد.

جدول ۴-۱- ویژگی های آب چاه مورد استفاده جهت آبیاری زمینهای کشاورزی منطقه مورد مطالعه

اسیدیته (عصاره ۱:۱) (EC*10 ⁶)	هدایت الکتریکی (meq/l)	کربنات (meq/l)	بیکربنات (meq/l)	کلر (meq/l)	سولفات (meq/l)	مجموع آنیونها (meq/l)	کلسیم (meq/l)	منیزیم (meq/l)
۷/۶۹	۲۵۵۰	۰/۱	۲/۶	۱۵/۷	۳/۶	۲۲	۵/۸	۴/۲
سدیم (meq/l)	مجموع کانیونها (meq/l)	درصد سدیم محلول	نسبت جذب سدیم	سختی کل (mg/l)	سختی موقت (mg/l)	سختی دائم (mg/l)	مجموع مواد معلق (mg/l)	مجموع املاح محلول (mg/l)
۱۲/۵	۲۲/۵	۵۵/۵	۵/۶	۴۰۵	۴۹	۳۵۶	۳۸۸	۱۳۳۲

جدول ۴-۲- پارامترهای آماری داده های استفاده شده در خاکهای کشاورزی

کمترین	بیشترین	میانگین	انحراف معیار
۶/۶	۱۳/۷	۹/۸	۱/۸
۰/۰۶	۴/۱	۱/۳	۰/۹
۲	۶۰	۲۶/۶	۱۶
۶/۴	۷/۳	۶/۸	۰/۲
۱۵	۲۹۵	۱۱۶	۷۲/۷
۰/۱۳	۱/۷	۰/۹	۰/۳
۵	۲۹	۱۹/۶	۴/۴
۱/۴	۱/۶	۱/۵	۰/۰۶
۳۸/۶	۴۴/۹	۴۲/۱	۱/۵
۳/۱	۱۰/۹	۵/۶	۱/۵
۱۱	۴۹	۲۷/۲۸	۱۰/۵۷
۶/۲	۵۸/۷	۳۰/۶۴	۱۱/۴۹
۱۴/۸	۷۸/۹	۴۳/۱	۱۶/۹۲

جدول ۳-۴- پارامترهای آماری داده های استفاده شده در خاکهای بکر

انحراف معیار	میانگین	بیشترین	کمترین	
۱/۷	۷/۹	۱۱/۱	۴/۵	ظرفیت تبادل کاتیونی (meq/ 100 g)
۲/۱	۶/۹	۱۰/۸	۱/۲	نفوذپذیری (cm/h)
۱/۵	۱/۱	۱۰	۰/۴	هدایت الکتریکی (dS/m)
۰/۱	۷/۴	۷/۷	۶/۸	pH
۵/۰۷	۸/۵	۳۵	۴	مجموع کلسیم و منیزیم محلول (meq/l)
۰/۲	۱/۰۱	۱/۸	۰/۶	ماده آلی (درصد)
۶/۸	۱۸/۴	۳۵	۵	آهک (درصد)
۰/۰۴	۱/۴	۱/۹	۱/۷	وزن مخصوص ظاهری (gr/cm ³)
۰/۶	۳۱/۵	۳۳/۱	۳۰	تخلخل (درصد)
۱/۴	۵/۹	۹/۹	۴/۰۲	نسبت جذب سدیم (SAR)
۶/۹۳	۱۵/۹۶	۳۲/۹	۴/۸	رس (درصد)
۴/۷۱	۸/۷	۲۶/۵	۱/۶۷	سیلت (درصد)
۸/۵	۷۵/۳	۹۲/۵	۵۳/۱	شن (درصد)

فصل پنجم

نتایج و بحث

در این فصل نتایج حاصل از مدلسازی نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای بکر و دست خورده که توسط نرم افزار Matlab 2011 و نتایج حاصل از رگرسیون خطی چند متغیره که با نرم افزار SPSS 19، مورد استفاده قرار گرفته‌اند، ارائه می‌شود.

۵-۲- داده‌های ورودی و خروجی

داده های مورد استفاده شامل مقادیر ظرفیت تبادل کاتیونی، نفوذپذیری، EC، درصد آهک، وزن مخصوص ظاهری، نسبت جذب سدیم (SAR)، درصد رس، سیلت و شن می باشد که ۸۰ درصد داده ها به قسمت آموزش و ۲۰ درصد به قسمت صحت یابی اختصاص داده شدند. از بین این داده ها از مقادیر EC، درصد آهک، وزن مخصوص ظاهری، نسبت جذب سدیم (SAR) و درصد رس، سیلت و شن به عنوان مقادیر ورودی، برای تخمین نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی استفاده گردید. به منظور بررسی همبستگی پارامترهای ورودی با مقادیر نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی، ماتریس همبستگی نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی و بکر محاسبه شده است. بر اساس نتایج به دست آمده از جدول (۵-۱) که همبستگی ساده میان پارامترهای خاک و نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی در خاکهای بکر و دست خورده را نشان می دهد، EC، SAR و وزن مخصوص ظاهری، بیشترین همبستگی را با نفوذپذیری خاکهای کشاورزی و EC، درصد شن و وزن مخصوص ظاهری بیشترین همبستگی را با نفوذپذیری خاکهای بکر نشان دادند که نقش بالای درصد شن خاک در نفوذپذیری خاکهای بکر به مقادیر بالاتر این پارامتر در خاکهای بکر برمی گردد. همچنین نتایج جدول (۵-۱) نشان می دهد که درصد رس و آهک بیشترین همبستگی را با ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی و درصد رس و وزن مخصوص ظاهری بیشترین همبستگی را با ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای بکر نشان می دهند. جدول (۵-۱) همچنین نشان می دهد، پارامترهای ماده آلی، pH و تخلخل همبستگی اندکی با مقادیر نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی دارند.

جدول ۵-۱- همبستگی ساده میان پارامترهای خاک با نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی

ماده آلی (درصد)	تخلخل (درصد)	وزن مخصوص ظاهری (gr/cm ³)	SAR	آهک (درصد)	شن (درصد)	سیلت (درصد)	رس (درصد)	EC (dS/m)
نفوذپذیری زمینهای کشاورزی (cm/h)	۰/۱۶	۰/۲۹	-۰/۲۹	-۰/۲۱	۰/۲۱	-۰/۱۸	-۰/۱۹	-۰/۵۱
نفوذپذیری زمینهای بکر (cm/h)	۰/۱۶	۰/۵۵	-۰/۳۷	-۰/۳۰	۰/۴۸	-۰/۲۲	-۰/۴۰	-۰/۴۵
ظرفیت تبادل کاتیونی زمینهای کشاورزی (meq/100gr soil)	۰/۱۶	-۰/۲۸	۰/۱۶	۰/۳۳	-۰/۳۰	۰/۲۰	۰/۴۴	۰/۲۵
ظرفیت تبادل کاتیونی زمینهای بکر (meq/100gr soil)	۰/۱۹	-۰/۳۶	-۰/۲۲	۰/۳۱	-۰/۲۸	۰/۲۲	۰/۴۳	۰/۲۶

۵-۳- اجرای شبکه پرسپترون چند لایه (MLP)

در ساخت یک مدل بر مبنای شبکه عصبی، اولین کار انتخاب نوع شبکه است. در این تحقیق شبکه عصبی با ساختار پرسپترون چند لایه (MLP) مورد استفاده قرار گرفته است و دلیل این انتخاب توانایی این نوع شبکه‌ها برای دسته‌بندی (Classification) و کلاسه‌بندی (Clustering) و یافتن نگاشته‌های نامعلوم می‌باشد. همچنین از الگوریتم (LM) نیز صرف نظر شد، زیرا با وجود آنکه مدت زمان آموزش شبکه خیلی کم است ولی نیاز به فضای زیادی از حافظه کامپیوتر دارد و نتایج بدست آمده از این روش در مرحله آزمایش همراه با خطای زیاد است. به همین دلیل در این تحقیق از الگوریتم پس‌انتشار خطا (BP) استفاده گردید. در این راستا برای اجرای مدل از ساختار یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و تعداد متفاوت از لایه میانی (لایه پنهان) (۱ الی ۷) با توابع تانژانت هیپربولیک سیگموئید، لگاریتم سیگموئید و خطی استفاده گردید. برای اجرای مدل داده‌ها به صورت ۸۰٪ و ۲۰٪ به ترتیب برای مرحله آموزش و صحت‌یابی تفکیک شدند. همچنین به منظور محاسبه مقادیر ضریب تبیین (R squared, R²) میانگین مجذور ریشه خطا

(Root Mean Squared Error, RMSE) و میانگین خطا مطلق (Mean Absolute Error, MAE) به ترتیب از فرمول‌های (۱-۵)، (۲-۵) و (۳-۵) استفاده گردید.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (1-5)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Z_0 - Z_p)^2} \quad (2-5)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Z_0 - Z_p| \quad (3-5)$$

که در آنها: Z_0 و \hat{y} مقادیر پیش بینی شده، Z_p و y_i مقادیر اندازه گیری شده، \bar{y}_i میانگین مقادیر اندازه گیری شده و n تعداد داده ها می باشد.

نتایج نشان می دهد که تابع محرک تانژانت هیپربولیک با داشتن ضریب همبستگی (۰/۸۷، ۰/۸۰ و ۰/۸۳، ۰/۸۵) به ترتیب برای مراحل آموزش و صحت یابی نفوذپذیری خاکهای کشاورزی و بکر و همچنین مقادیر ضریب همبستگی (۰/۹۲، ۰/۹۴ و ۰/۸۸، ۰/۸۰) به ترتیب برای مراحل آموزش و صحت یابی ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی و بکر، دارای نتایج بهتری نسبت به سایر توابع می باشد. جدول (۲-۵) و (۳-۵) نتایج حاصل از اجرای مدل MLP و تابع تانژانت هیپربولیک را که بهترین تابع برای تخمین نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی می باشد را نشان می دهد. نتایج حاصل از اجرای تعداد لایه های پنهان مختلف، پارامترهای موثر و غیر موثر و توابع مختلف در تخمین نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی و بکر در پیوست شماره (۱) الی (۴) آمده است. نتایج در اکثر موارد بیشترین میزان دقت و کمترین خطا را در توابعی با تعداد ۳ لایه پنهان نشان می دهد. شکل های (۱-۵) تا (۴-۵) منحنی تغییرات RMSE را در لایه های پنهان مختلف برای نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی و بکر نشان می دهد. علاوه بر پارامتر ضریب تبیین (R^2) که بیشترین مقدار را دارد، پارامترهای RMSE و MAE نیز مقادیر کمتری را در تابع تانژانت هیپربولیک نشان می دهند که نشان از قابلیت بالای این تابع دارد.

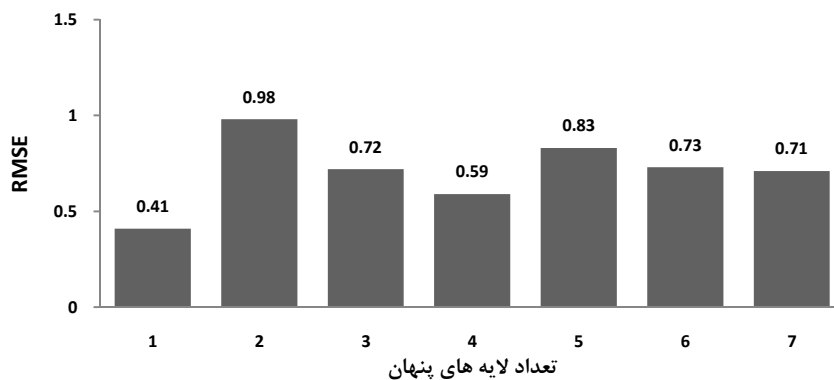
زیرا اتکا به پارامتر ضریب تبیین برای بررسی قابلیت های مختلف هر شبکه و تابع، کافی نبوده و نیاز به مطالعات گسترده تر آماری وجود دارد. در شکل های (۵-۵) تا (۵-۱۲) پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای پارامترهای نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی و بکر برای شبکه MLP آورده شده است.

جدول ۵-۲ - نتایج حاصل از اجرای بهترین تابع شبکه MLP برای تخمین نفوذپذیری زمینهای کشاورزی و بکر

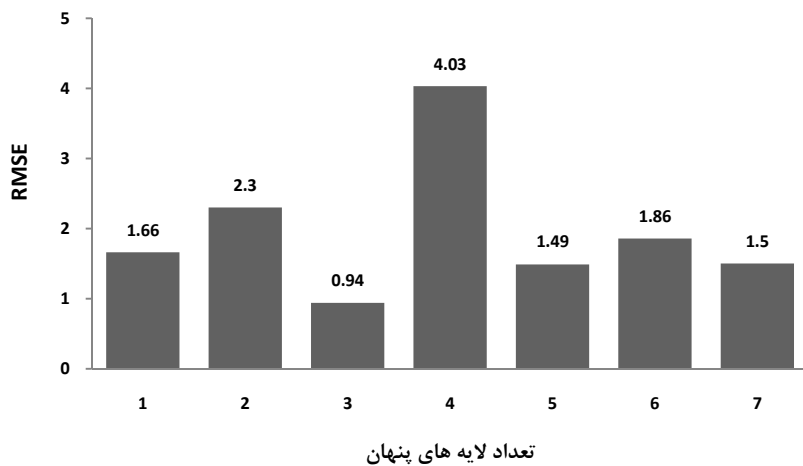
تعداد لایه های پنهان	تابع محرک	مرحله محاسباتی	ضریب تبیین (R^2)	RMS Error	MAE
۱	تانژانت	آموزش	۰/۸۷	۰/۴۷	۰/۳۴
		صحت یابی	۰/۸۰	۰/۴۱	۰/۳۸
۳	هیپربولیک (TANSIG)	آموزش	۰/۸۳	۱/۲۲	۰/۹۵
		صحت یابی	۰/۸۵	۰/۹۴	۰/۶۷

جدول ۵-۳ - نتایج حاصل از اجرای بهترین تابع شبکه MLP برای تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی زمینهای کشاورزی و بکر

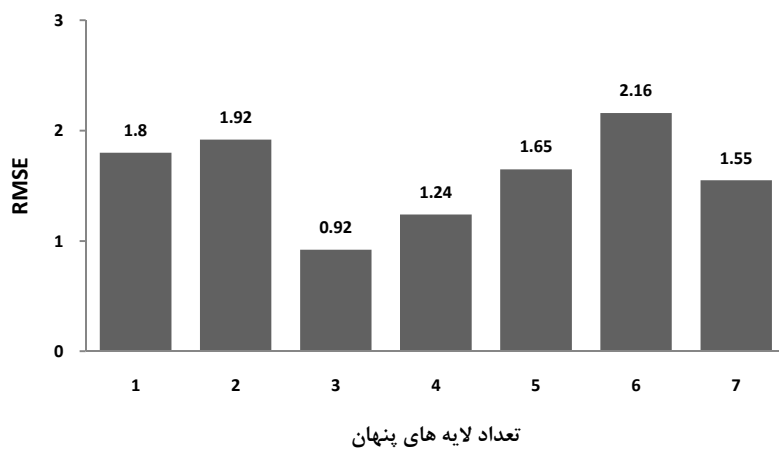
تعداد لایه های پنهان	تابع محرک	مرحله محاسباتی	ضریب تبیین (R^2)	RMS Error	MAE
۳	تانژانت	آموزش	۰/۹۲	۰/۶۴	۰/۳۸
		صحت یابی	۰/۹۴	۰/۹۲	۰/۶۶
۳	هیپربولیک (TANSIG)	آموزش	۰/۸۸	۰/۶۴	۰/۴۴
		صحت یابی	۰/۸۰	۰/۵۶	۰/۳۸



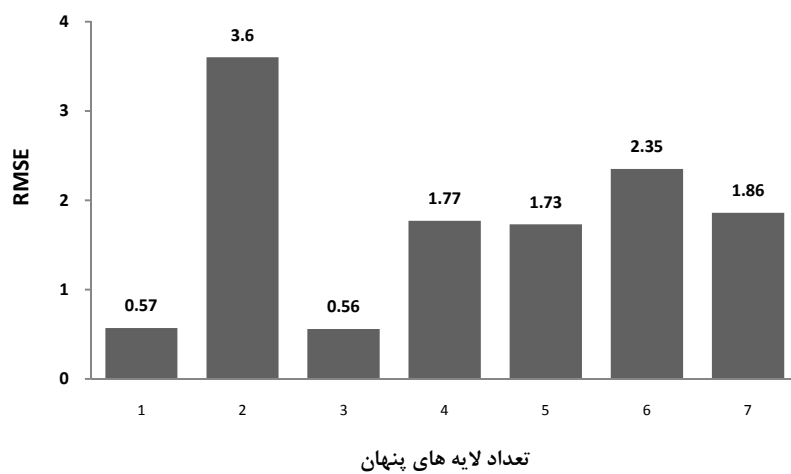
شکل ۵-۱ - مقادیر RMSE لایه های پنهان متفاوت برای نفوذپذیری خاکهای کشاورزی



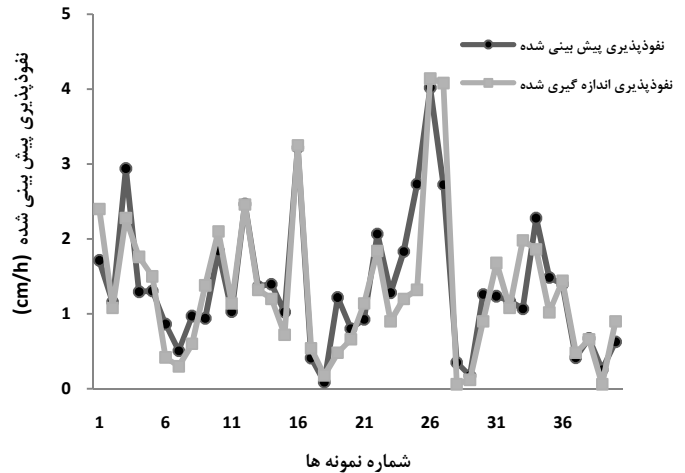
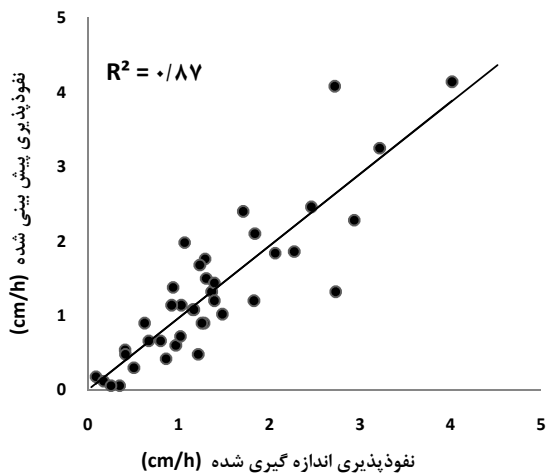
شکل ۵-۲- مقادیر RMSE لایه های پنهان متفاوت برای نفوذپذیری خاکهای بکر



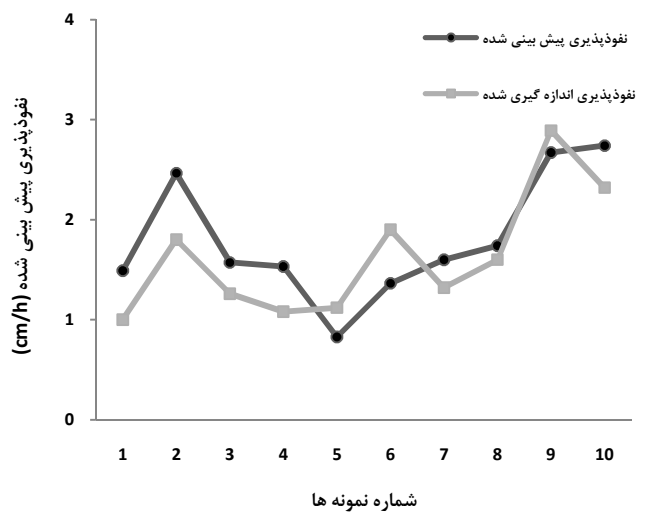
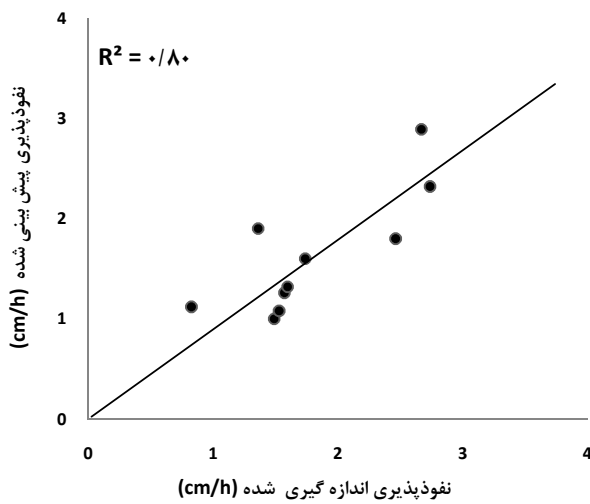
شکل ۵-۳- مقادیر RMSE لایه های پنهان متفاوت برای ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی



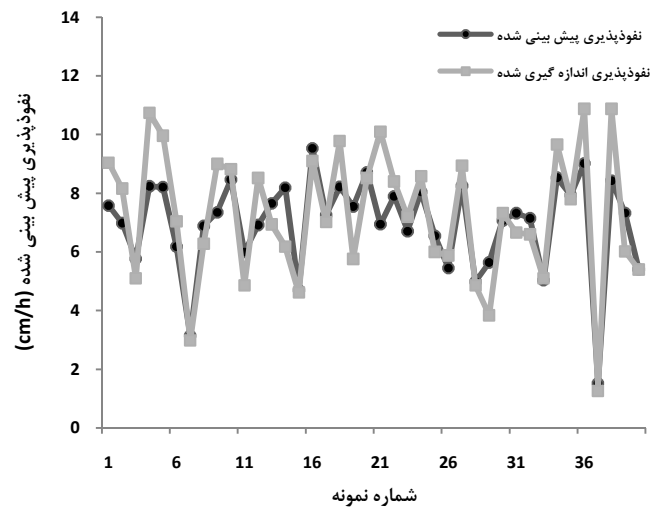
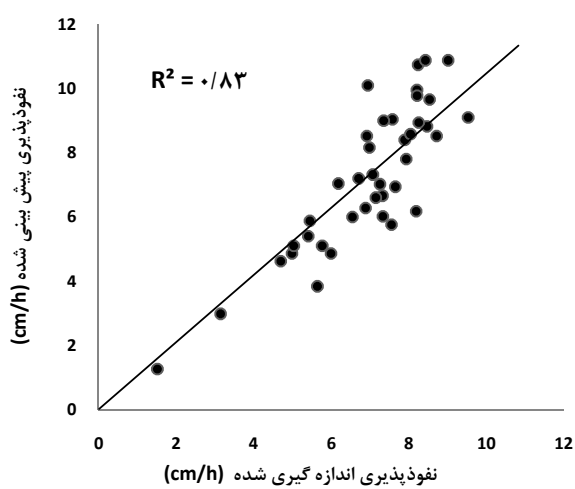
شکل ۵-۴- مقادیر RMSE لایه های پنهان متفاوت برای ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای بکر



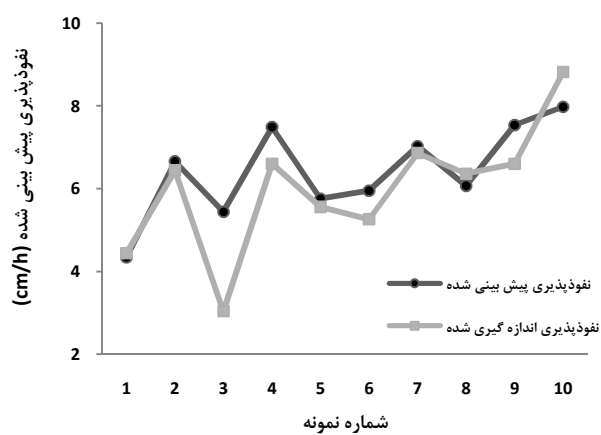
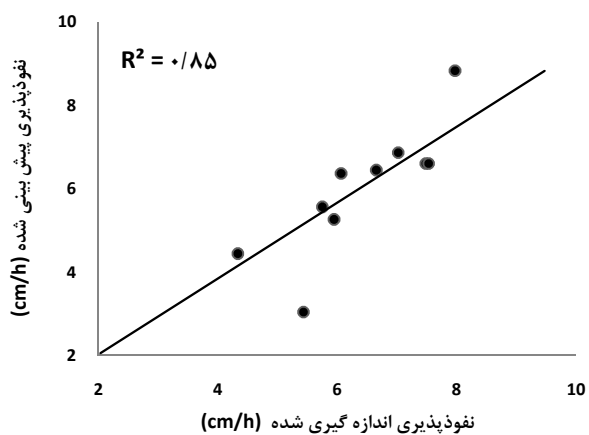
شکل ۵-۵- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله آموزش نفوذپذیری خاکهای کشاورزی (مدل MLP)



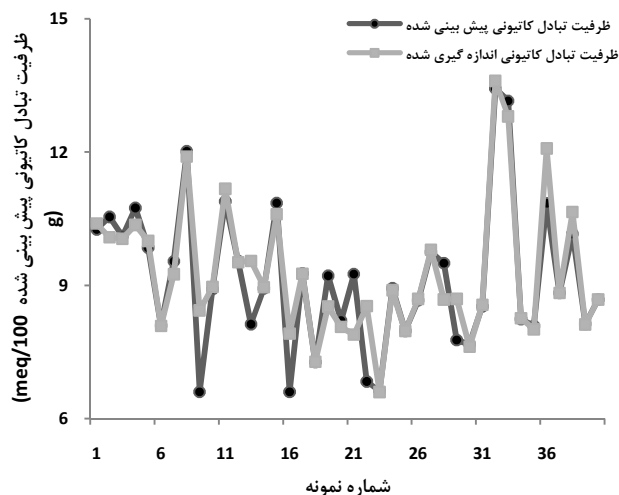
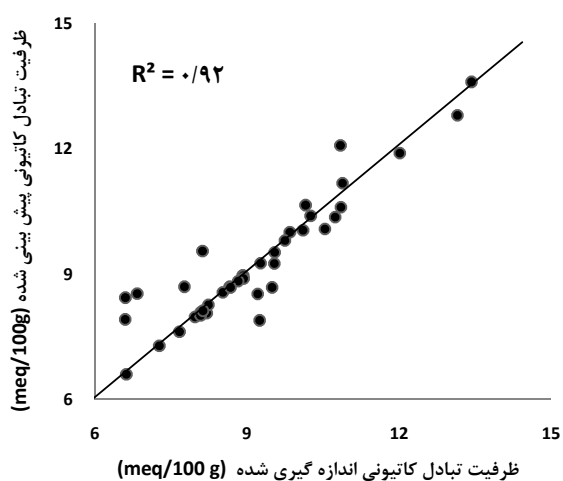
شکل ۵-۶- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله صحت یابی نفوذپذیری خاکهای کشاورزی (مدل MLP)



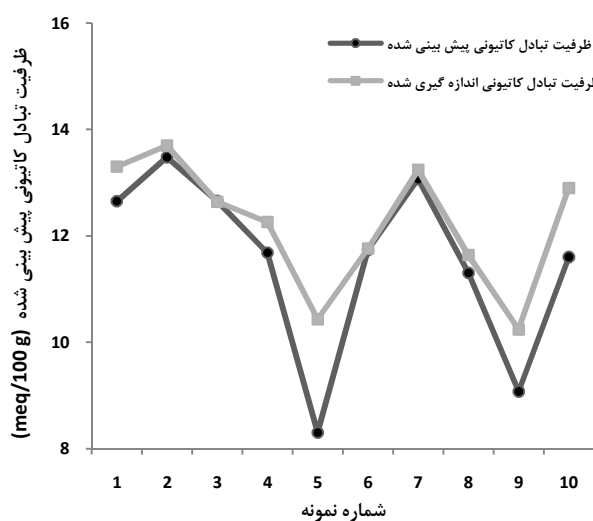
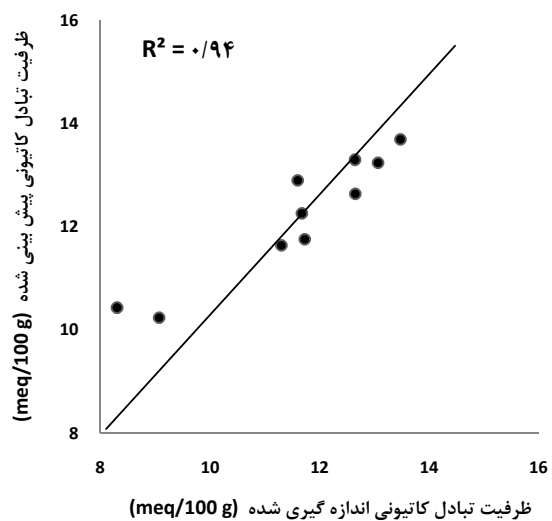
شکل ۵-۷- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله آموزش نفوذپذیری خاکهای بکر (مدل MLP)



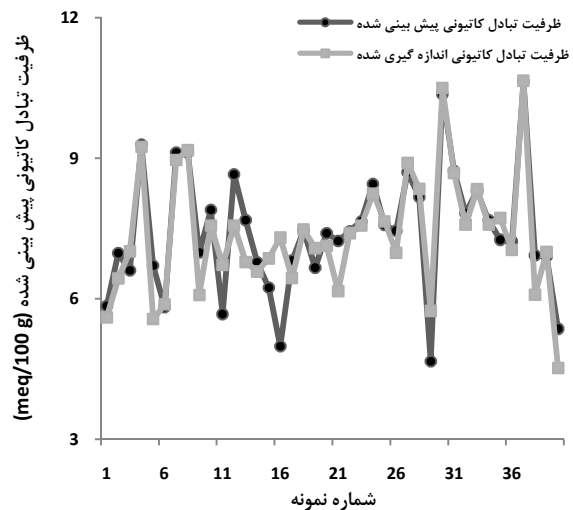
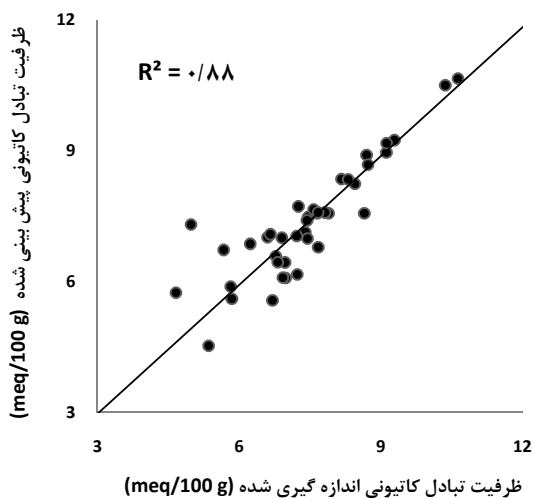
شکل ۵-۸- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله صحت یابی نفوذپذیری خاکهای بکر (مدل MLP)



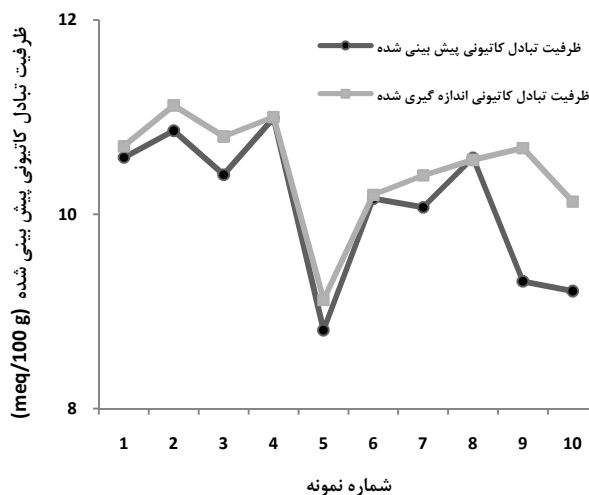
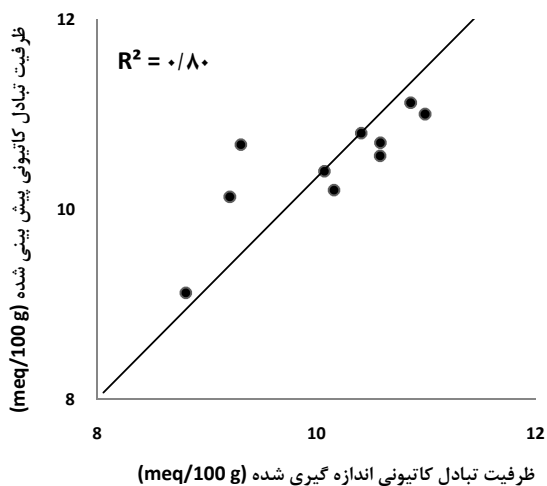
شکل ۵-۹- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله آموزش ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی (مدل MLP)



شکل ۵-۱۰- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله صحت یابی ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی (مدل MLP)



شکل ۵-۱۱- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله آموزش ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای بکر (مدل MLP)

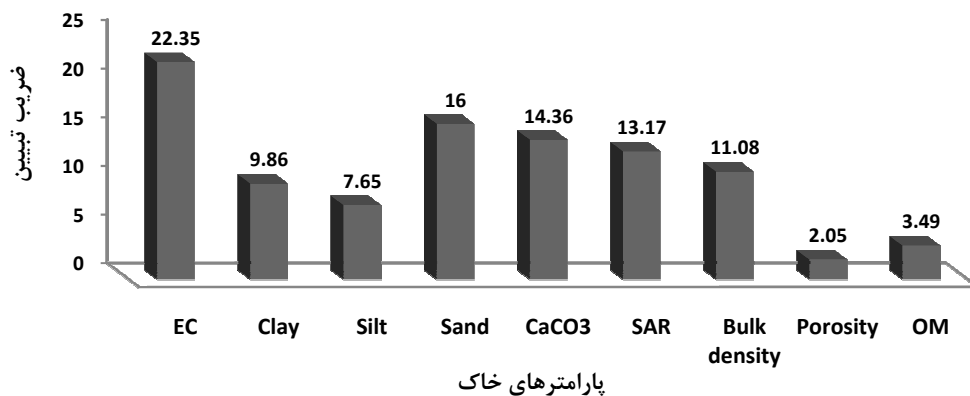


شکل ۵-۱۲- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله صحت یابی ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای بکر (مدل MLP)

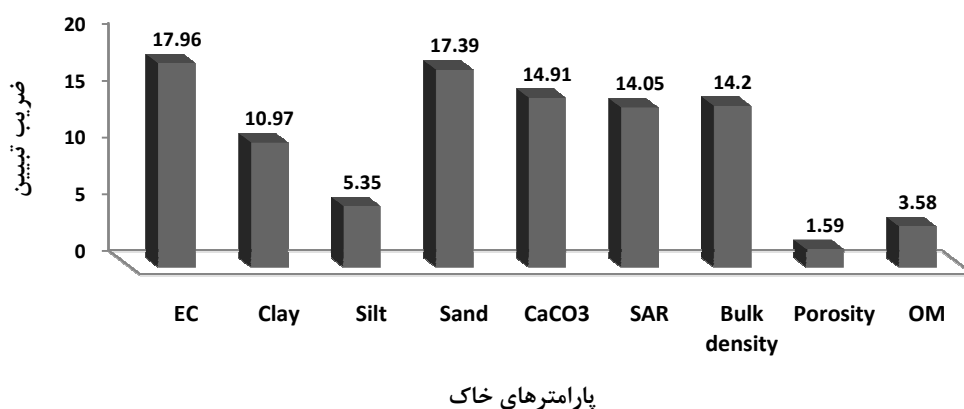
۵-۴- آنالیز حساسیت بر روی پارامترهای ورودی به مدل شبکه عصبی مصنوعی

مدل شبکه عصبی مصنوعی قادر به آنالیز حساسیت پارامترهای ورودی بر روی نتایج می‌باشد. انجام آنالیز حساسیت در دو مرحله صورت گرفت. مرتبه اول با لحاظ کردن تمامی پارامترها و بار دوم با حذف پارامترهای غیرضروری و با تاثیرگذاری اندک (تخلخل، ماده آلی و pH). نتایج حاصل از آنالیز حساسیت تمامی پارامترهای موثر و غیرموثر، تاثیر ناچیز درصد ماده آلی و تخلخل خاک را بر نفوذپذیری و درصد ماده آلی و pH خاک را بر ظرفیت تبادل کاتیونی خاک به خوبی نشان می‌دهد و در نتیجه امکان حذف آنها را

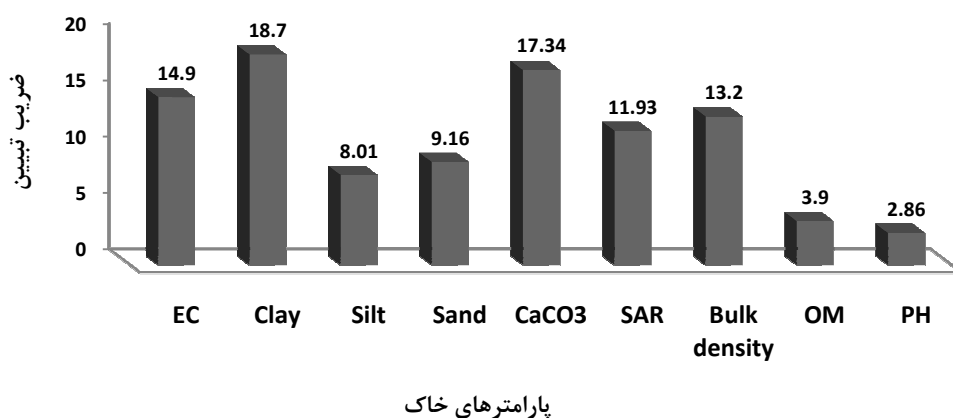
فراهم می نماید (شکل ۵-۱۳، ۵-۱۴ و ۵-۱۵، ۵-۱۶). آنالیز حساسیت پارامترهای موثر در نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی به ترتیب در شکل‌های (۵-۱۷، ۵-۱۸) و (۵-۱۹، ۵-۲۰) آمده است. نتایج نشان می دهد که هدایت الکتریکی و درصد شن از تاثیرگذارترین پارامترها بر نفوذپذیری خاکهای کشاورزی و بکر به حساب می آیند. براین اساس هدایت الکتریکی نقش بسزایی در برآورد نفوذپذیری دارد که از علل آن می توان به نقش شوری در افزایش میزان کاتیونهای محلول اشاره کرد به خصوص در مورد کاتیون سدیم که سبب انتشار ذرات خاک و تخریب ساختمان آن می گردد که در نهایت کاهش نفوذپذیری را به همراه دارد که در خاکهای کشاورزی به دلیل شوری بالا و تغییرات زیاد شوری، تاثیرگذارتر است. ذرات شن نسبت به ذرات رس و سیلت از تاثیرگذاری بیشتری برخوردارند که از دلایل آن می توان به وجود تعداد زیاد منافذ درشت اشاره کرد. نقش شن در خاکهای بکر و نقش هدایت الکتریکی در خاکهای کشاورزی بیشتر است که می تواند به دلیل مقادیر بیشتر این پارامترها در خاکهای مذکور باشد. نتایج تاثیر زیاد درصد رس و آهک خاک را در تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی نشان می دهد که از دلایل آن می توان سطح ویژه و بار سطحی زیاد رس ها که سطح قابل توجهی را برای تبادل کاتیونها فراهم می کند، اشاره نمود. آهک خاک نیز سبب تعدیل اسیدیته و افزایش بار منفی کلوئیدها می شود که خود باعث افزایش ظرفیت تبادل کاتیونی می شود. همچنین آهک با جذب شیمیایی یونها در سطوح خود، ظرفیت تبادل کاتیونی را افزایش می دهد. نقش رس نیز در خاکهای کشاورزی به دلیل مقادیر بیشتر آن در این خاکها به مراتب بیشتر از خاکهای بکر است ولی مقادیر هدایت الکتریکی تفاوت قابل ملاحظه ای را در دو خاک نشان نمی دهد.



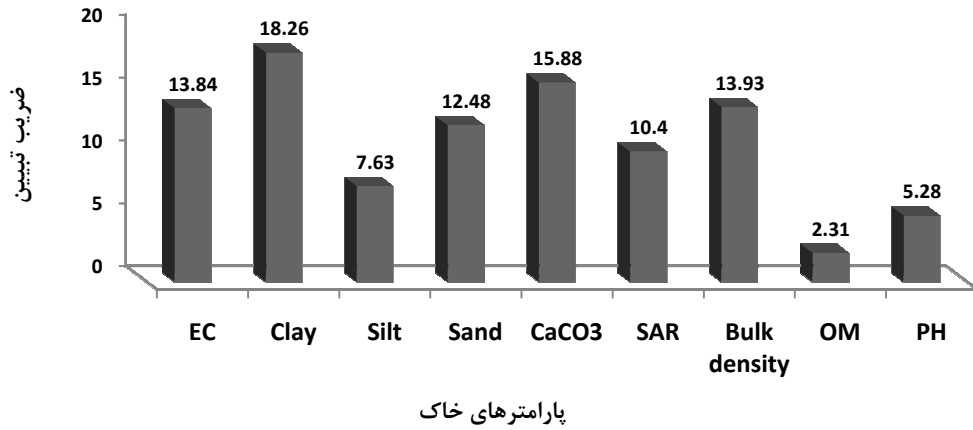
شکل ۵-۱۳- آنالیز حساسیت سهم لایه های ورودی (همراه با پارامترهای تخلخل و ماده آلی خاک) در تخمین نفوذپذیری خاکهای کشاورزی



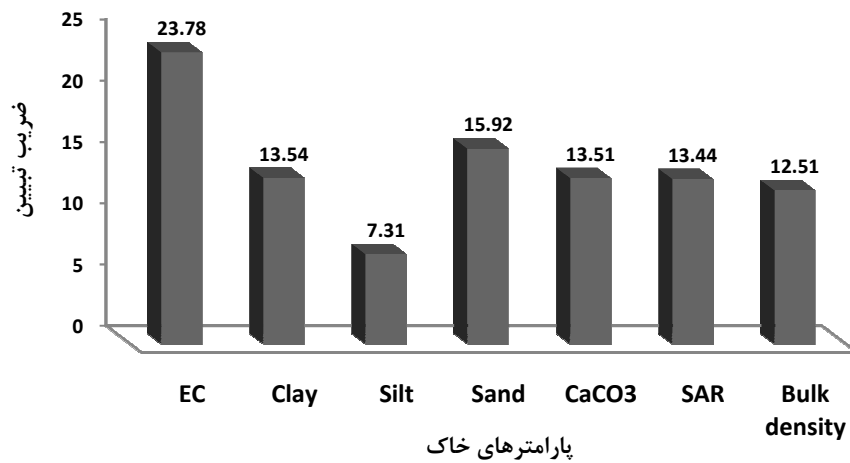
شکل ۵-۱۴- آنالیز حساسیت سهم لایه های ورودی (همراه با پارامترهای تخلخل و ماده آلی خاک) در تخمین نفوذپذیری خاکهای بکر



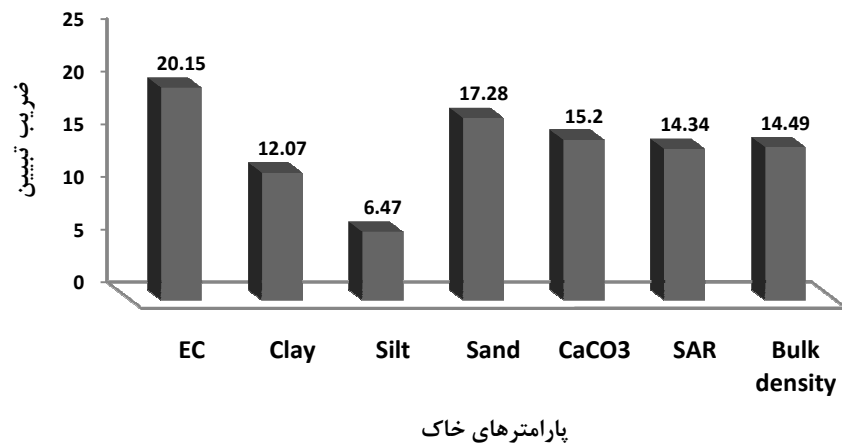
شکل ۵-۱۵- آنالیز حساسیت سهم لایه های ورودی (همراه با پارامترهای pH و ماده آلی خاک) در تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی



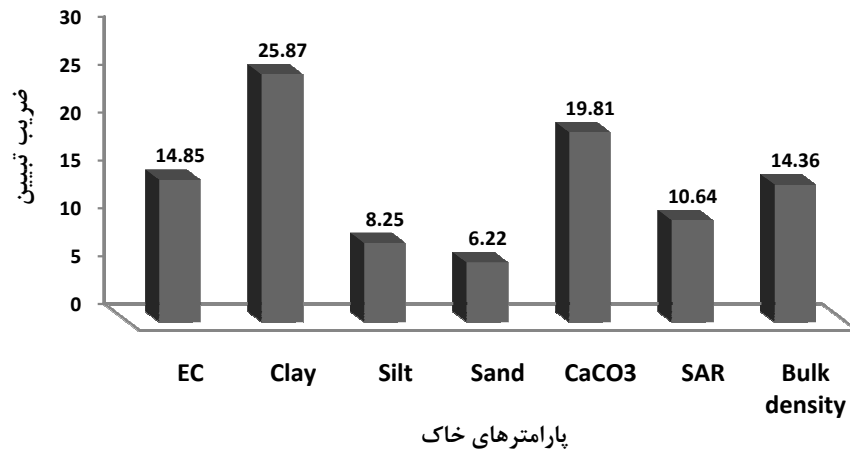
شکل ۵-۱۶- آنالیز حساسیت سهم لایه های ورودی (همراه با پارامترهای pH و ماده آلی خاک) در تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای بکر



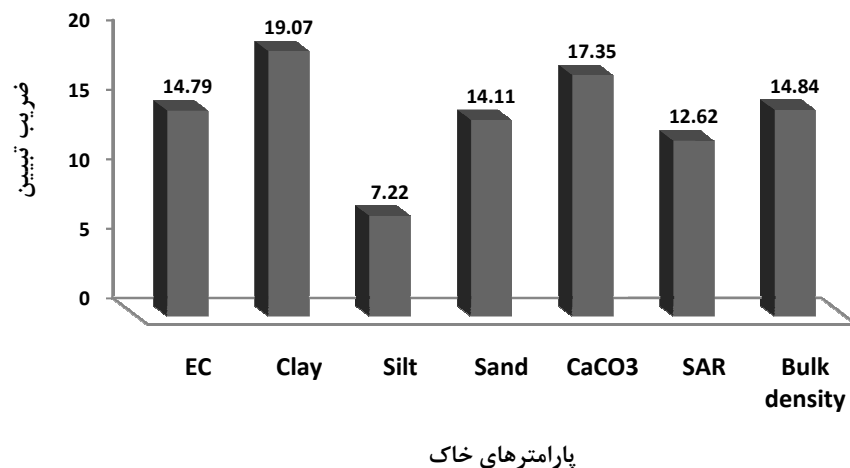
شکل ۵-۱۷- آنالیز حساسیت سهم لایه های ورودی در تخمین نفوذپذیری خاکهای کشاورزی



شکل ۵-۱۸- آنالیز حساسیت سهم لایه های ورودی در تخمین نفوذپذیری خاکهای بکر



شکل ۵-۱۹- آنالیز حساسیت سهم لایه های ورودی در تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی



شکل ۵-۲۰- آنالیز حساسیت سهم لایه های ورودی در تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای بکر

۵-۵- تهیه مدل شبکه پایه شعاعی (RBF)

۵-۵-۱- مقدمه

زمان زیاد یادگیری در شبکه MLP و محدودیت های این روش، استفاده از شبکه (RBF) را ترغیب نمود. شبکه های توابع پایه شعاعی بر خلاف شبکه های پرسپترون چندلایه دارای یک لایه میانی بوده بنابراین سرعت یادگیری بیشتر می باشد. همچنین در شبکه های توابع پایه شعاعی توابع تحریک نرونها به صورت توابع همراه با مرکز و عرض خاصی می باشند (Millard and Gueriot, 1997). در شبکه پرسپترون

چندلایه، مجموع وزن دار نرونهای رسیده به نرون لایه میانی به عنوان ورودی توابع تحریک در نظر گرفته می‌شود، ولی در شبکه های توابع پایه شعاعی فاصله هر الگو با بردار مرکز هر نرون در لایه میانی به عنوان ورودی تابع تحریک شعاعی محاسبه می‌شود. در شبکه های توابع پایه شعاعی توابع تحریک نرونهای خروجی این شبکه، توابع خطی ساده است و به همین دلیل نیز می توان از الگوریتمهای بهینه سازی خطی استفاده نمود که هم سرعت پردازش را بالا خواهد برد و هم از افتادن در چاله های موضعی، که اکثر شبکه های پرسپترون چندلایه در روند یادگیری، با آن سروکار دارند، جلوگیری می‌شود.

۵-۲-۵- اجرای شبکه پایه شعاعی (RBF)

برای انجام مدلسازی به روش (RBF) از نرم افزار Matlab استفاده شد و پارامترها همانند شبکه MLP، مقادیر هدایت الکتریکی، وزن مخصوص ظاهری، نسبت جذب سدیم (SAR)، درصد آهک و درصد رس، سیلت و شن، به عنوان پارامترهای ورودی و مقادیر نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی خاک به عنوان مقادیر خروجی، انتخاب شدند. در این مدلسازی نیز ۸۰٪ داده به عنوان داده‌های آموزشی و ۲۰٪ داده‌ها به عنوان داده‌های صحت‌سنجی به نرم‌افزار معرفی شدند. مقادیر متفاوت Spread برای به دست آوردن بهترین نتیجه آزمون شد. همچنین به منظور بررسی دقت نتایج از فاکتورهای آماری ضریب تبیین (R^2)، میانگین مجذور ریشه خطا (RMSE) و میانگین خطا مطلق (MAE) استفاده گردید. نتایج بهترین کارایی مدل را در مقادیر Spread (گستره) برابر با ۴۰ برای نفوذپذیری خاکهای کشاورزی و بکر و مقادیر Spread برابر با ۶۰ برای ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی و بکر نشان داد. جداول (۵-۴) و (۵-۵) نتایج حاصل از اجرای مدل RBF را برای تخمین نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی می باشد را نشان می دهد. نتایج حاصل نشان داد که مدل RBF با داشتن ضریب همبستگی (۰/۸۳، ۰/۷۸ و ۰/۸۵، ۰/۷۹) به ترتیب برای مراحل آموزش و صحت یابی، نفوذپذیری خاکهای کشاورزی و بکر و همچنین مقادیر ضریب همبستگی (۰/۷۶، ۰/۹۰ و ۰/۷۰، ۰/۷۰) به ترتیب برای مراحل آموزش و صحت یابی ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی و بکر، دارای نتایج ضعیف تری نسبت به مدل MLP می باشد. علاوه بر پارامتر ضریب تبیین (R^2) که مقادیر کمتری را نسبت به مدل MLP نشان می دهد، پارامترهای RMSE و MAE نیز مقادیر بیشتری

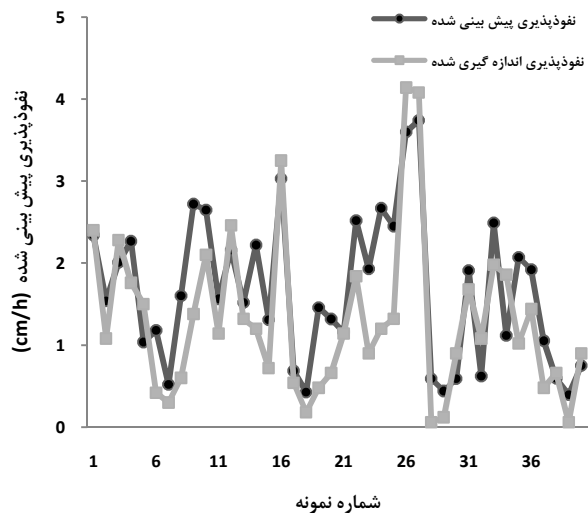
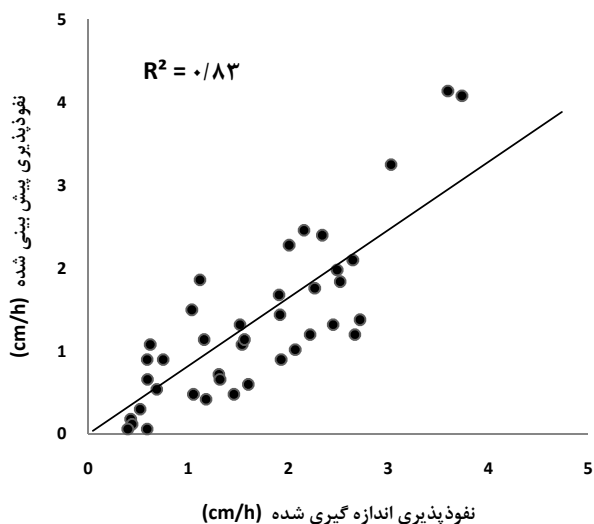
را نشان می دهند که نشان از قابلیت پایین تر این تابع نسبت به مدل MLP دارد. در شکل های (۵-۲۱) تا (۵-۲۸) پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای پارامترهای نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی و بکر برای شبکه RBF آورده شده است.

جدول ۴-۵- نتایج حاصل از اجرای مدل RBF برای تخمین نفوذپذیری زمینهای کشاورزی و بکر

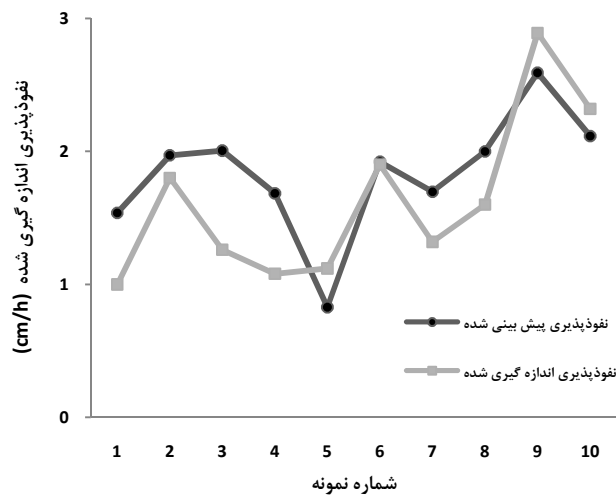
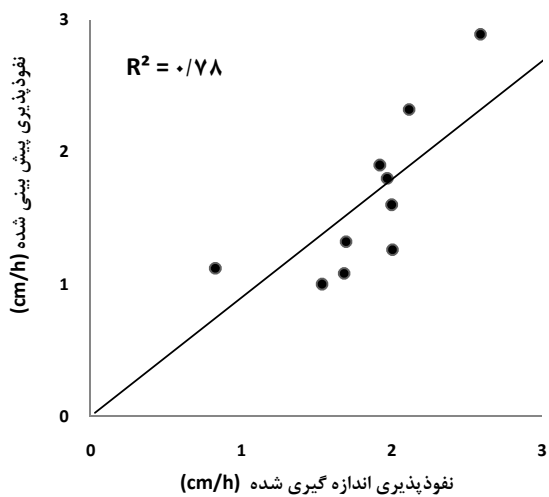
	مقدار Spread	مرحله محاسباتی	ضریب تبیین (R^2)	RMS Error	MAE
نفوذپذیری زمینهای کشاورزی	۴۰	آموزش	۰/۸۳	۰/۶۴	۰/۵۳
		صحت یابی	۰/۷۸	۰/۴۲	۰/۳۹
نفوذپذیری زمینهای بکر	۴۰	آموزش	۰/۸۵	۱/۳	۱/۰۳
		صحت یابی	۰/۷۹	۱/۱۸	۰/۹۸

جدول ۵-۵- نتایج حاصل از اجرای مدل RBF برای تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی زمینهای کشاورزی و بکر

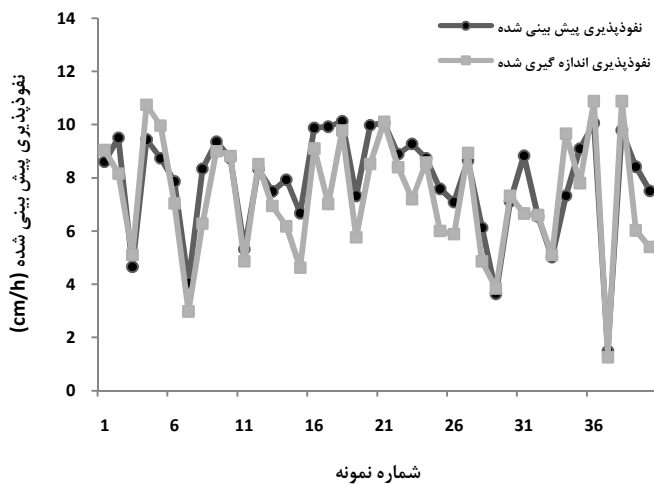
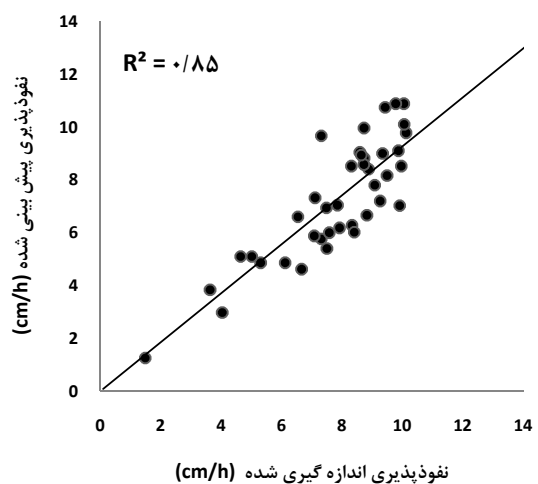
	مقدار Spread	مرحله محاسباتی	ضریب تبیین (R^2)	RMS Error	MAE
ظرفیت تبادل کاتیونی زمینهای کشاورزی	۶۰	آموزش	۰/۷۶	۱/۱۸	۰/۶۶
		صحت یابی	۰/۹۰	۰/۹۴	۰/۷۲
ظرفیت تبادل کاتیونی زمینهای بکر	۶۰	آموزش	۰/۷۰	۱/۱۲	۰/۸۶
		صحت یابی	۰/۷۰	۱/۰۵	۰/۸۶



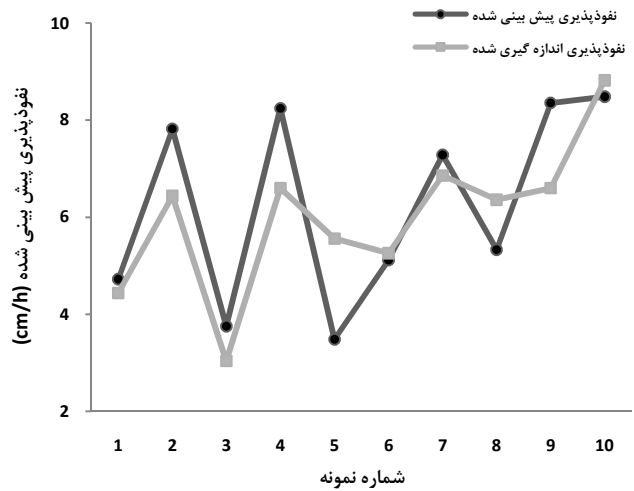
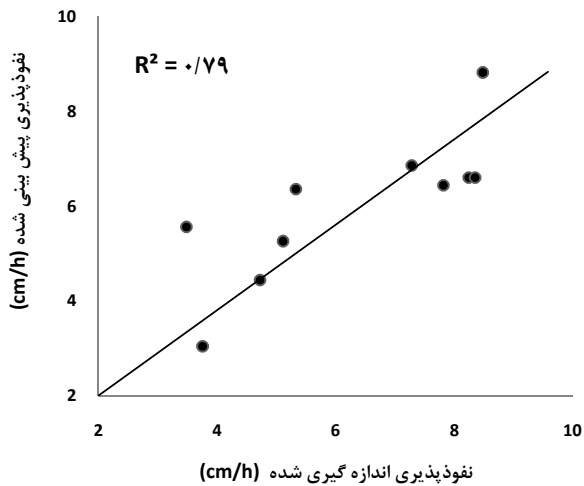
شکل ۵-۲۱- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مرحله آموزش نفوذپذیری خاکهای کشاورزی (مدل RBF)



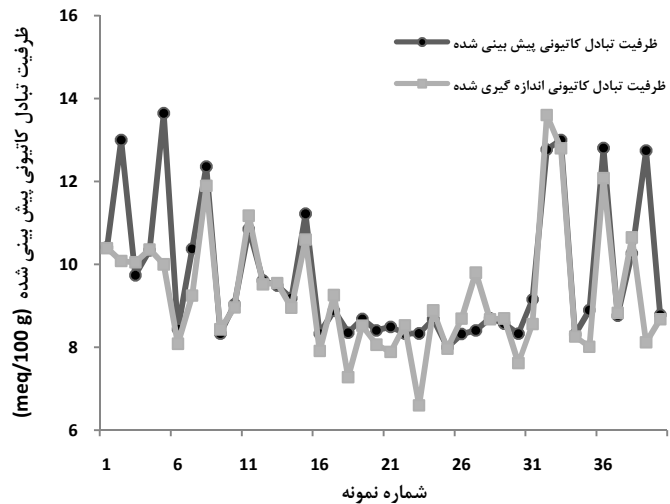
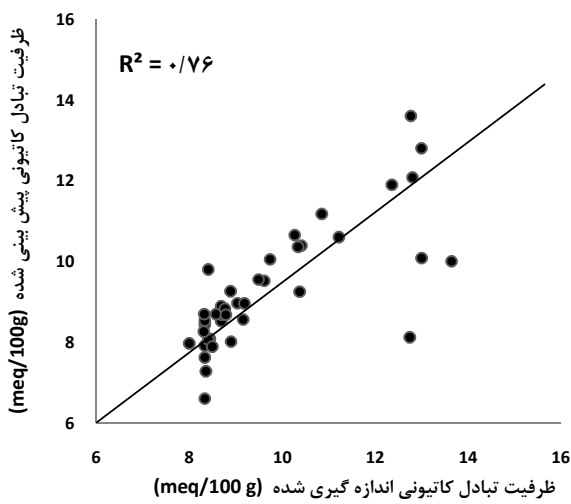
شکل ۵-۲۲- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مرحله صحت‌یابی نفوذپذیری خاکهای کشاورزی (مدل RBF)



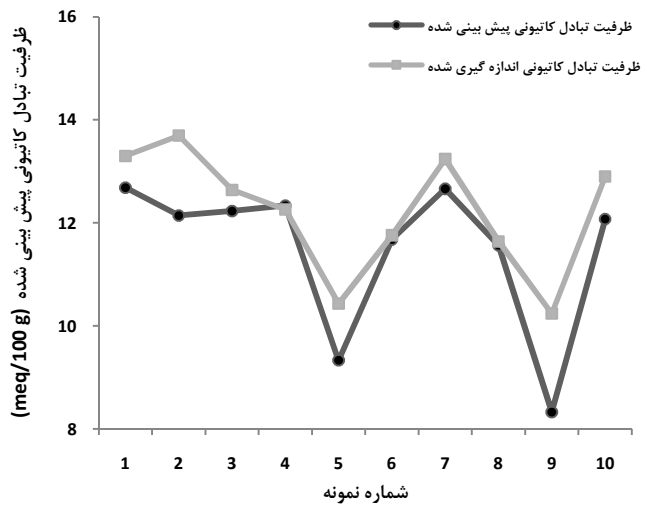
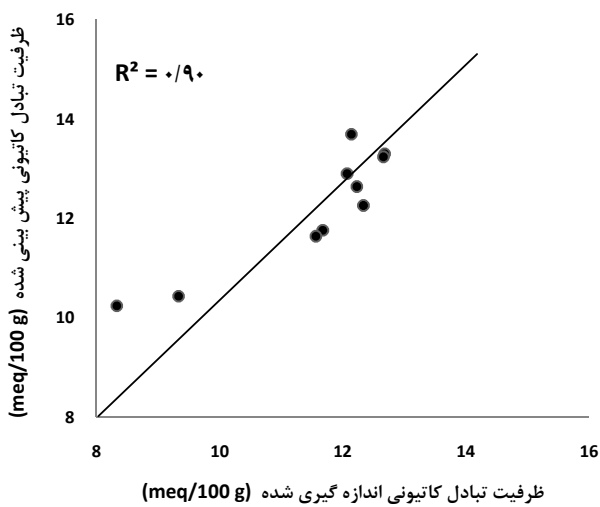
شکل ۵-۲۳- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مرحله آموزش نفوذپذیری خاکهای بکر (مدل RBF)



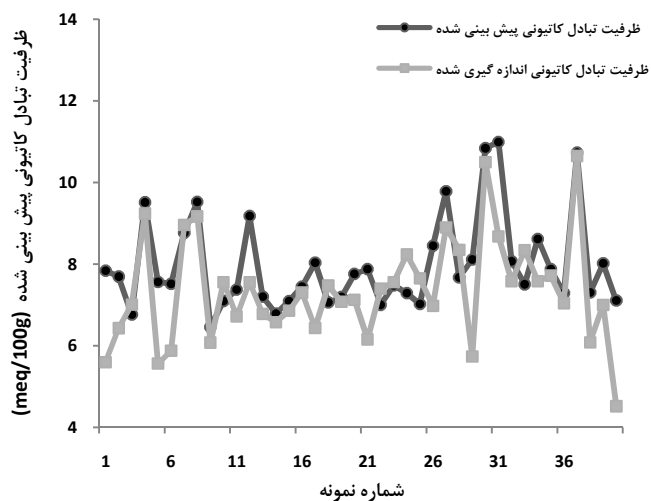
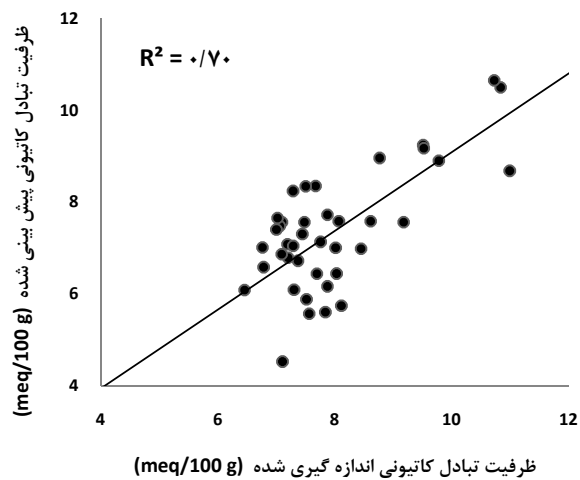
شکل ۵-۲۴- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله صحت یابی نفوذبذیری خاکهای بکر (مدل RBF)



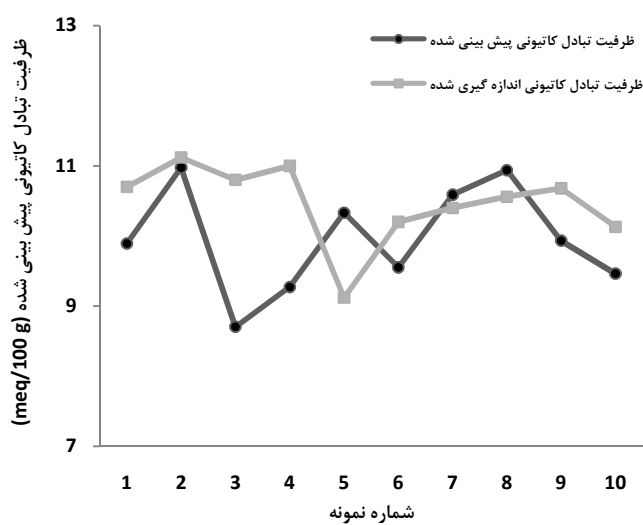
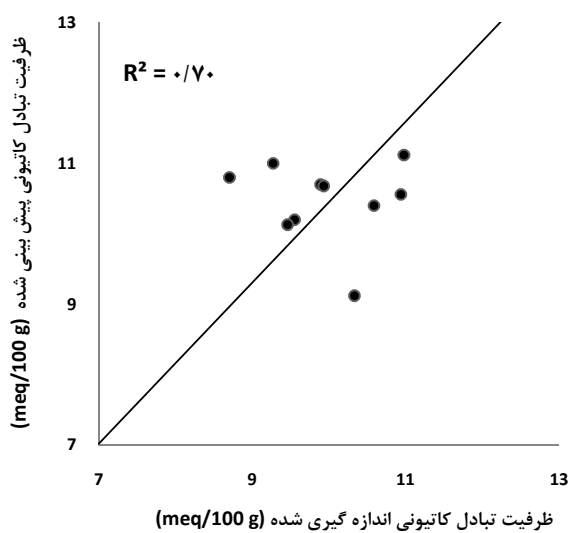
شکل ۵-۲۵- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله آموزش ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی (مدل RBF)



شکل ۵-۲۶- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله صحت یابی ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی (مدل RBF)



شکل ۵-۲۷- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله آموزش ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای بکر (مدل RBF)



شکل ۵-۲۸- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله صحت یابی ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای بکر (مدل RBF)

۵-۶- تهیه مدل رگرسیون خطی چند متغیره

۵-۶-۱- مقدمه

رگرسیون روشی برای مدل سازی و تحلیل داده های عددی است. داده ها شامل مقدارهایی برای متغیر وابسته و یک یا چند متغیر مستقل هستند. هدف از تحلیل رگرسیون، بیان متغیر وابسته به شکل تابعی از متغیر مستقل، ضرایب و مقدارهای خطا است. در رگرسیون خطی چند متغیره با استفاده از روابط خطی میان متغیرهای مستقل بامتغیر وابسته به پیش بینی متغیر وابسته می پردازیم.

۵-۶-۲- اجرای مدل رگرسیون خطی چند متغیره

برای تعیین رگرسیون چند متغیره پارامترهای مورد مطالعه، رابطه رگرسیونی مربوطه را با استفاده از داده های آموزش تعیین کرده که به صورت روابط (۴-۵) و (۵-۵) برای نفوذپذیری خاکهای کشاورزی و بکر و روابط (۶-۵) و (۷-۵) برای ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی و بکر می باشد. سپس داده ها در مرحله صحت سنجی با استفاده از روابط به دست آمده در مرحله آموزش، آزمون می شوند. برای تعیین دقت توابع از پارامترهای آماری ضریب تبیین (R^2)، میانگین مجذور ریشه خطا (RMSE) و میانگین خطای مطلق (MAE)، استفاده گردید. در رگرسیون خطی چندگانه، اگر بین متغیرهای مستقل وابستگی خطی قوی مشاهده شود، همراستایی چندگانه به وجود می آید (نوابیان و همکاران، ۱۳۸۳). از آنجا که فراوانی نسبی ذرات شامل رس، شن و سیلت همراستا بوده، برای جلوگیری از همراستایی، از نسبت رس به سیلت استفاده شده است. برای اجرای مدل از پارامترهای هدایت الکتریکی، وزن مخصوص ظاهری، نسبت جذب سدیم (SAR)، درصد آهک، درصد شن و نسبت رس به سیلت به عنوان متغیرهای مستقل و از پارامترهای نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی به عنوان متغیرهای وابسته، استفاده گردید.

$$\text{نفوذپذیری زمینهای کشاورزی} = -9/66 + 6/08 (P_b) + 0/15 (\text{SAR}) + 0/05 (\text{CaCO}_3) + 0/004 (\text{Sand}) + 0/53 (\text{Clay/Silt}) - 0/03 (\text{EC}) \quad R^2 = 0/72 \quad (p < 0/05) \quad \text{رابطه (۴-۵)}$$

$$\text{بکر زمینهای کشاورزی} = -39/5 + 25/56 (P_b) - 0/39 (\text{SAR}) + 0/03 (\text{CaCO}_3) + 0/01 (\text{Sand}) + 0/18 (\text{Clay/Silt}) - 0/33 (\text{EC}) \quad R^2 = 0/77 \quad (p < 0/05) \quad \text{رابطه (۵-۵)}$$

$$\text{ظرفیت تبادل کاتیونی زمینهای کشاورزی} = 22/24 - 5/3 (P_b) - 0/18 (\text{SAR}) - 0/1 (\text{CaCO}_3) - 0/03 (\text{Sand}) + 0/37 (\text{Clay/Silt}) - 0/04 (\text{EC}) \quad R^2 = 0/67 \quad (p < 0/05) \quad \text{رابطه (۶-۵)}$$

$$\text{بکر زمینهای کشاورزی} = 43/5 - 19/86 (P_b) + 0/2 (\text{SAR}) + 0/007 (\text{CaCO}_3) - 0/008 (\text{Sand}) - 0/06 (\text{Clay/Silt}) + 0/12 (\text{EC}) \quad R^2 = 0/67 \quad (p < 0/05) \quad \text{رابطه (۷-۵)}$$

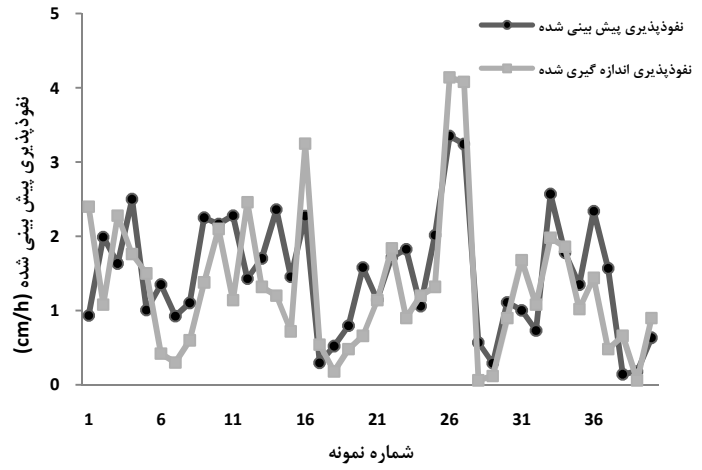
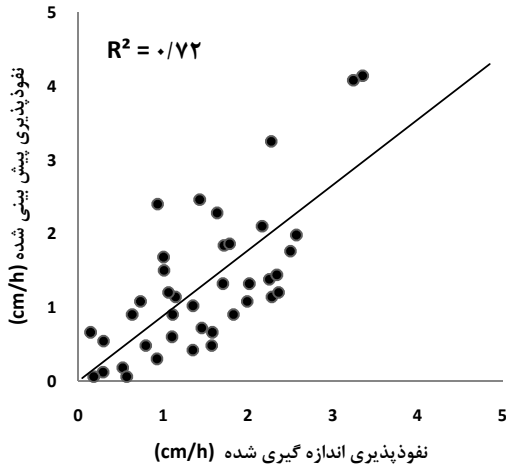
در جدول (۶-۵) و (۷-۵) نتایج حاصل از اجرای مدل رگرسیونی برای نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی زمینهای کشاورزی و بکر آورده شده است. نتایج نشان دهنده دقت پایین تر مدل رگرسیون خطی چند متغیره نسبت به سایر روشها (MLP, RBF) است. مقادیر R^2 ، RMSE و MAE خطای بیشتری را نسبت به مدلهای شبکه عصبی نشان می دهد. در شکل های (۲۹-۵) تا (۳۶-۵) پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای پارامترهای نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی و بکر برای مدل رگرسیون خطی چند متغیره آورده شده است.

جدول ۵-۶- نتایج حاصل از اجرای مدل رگرسیون خطی چند متغیره برای تخمین نفوذپذیری زمینهای کشاورزی و بکر

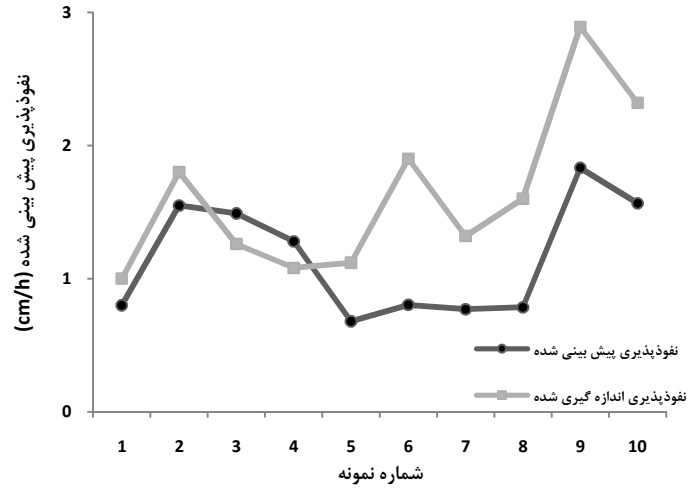
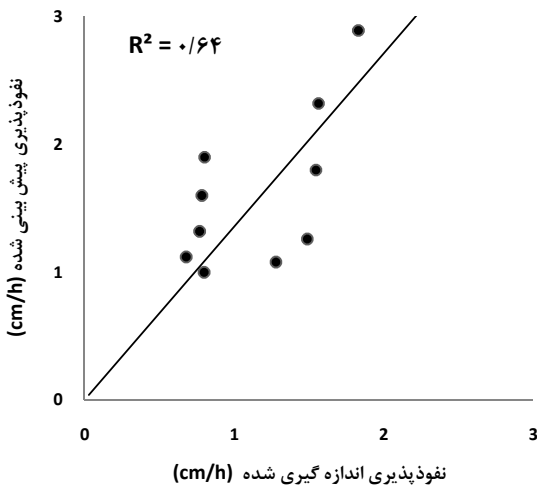
مدل	خصوصیت خاک	مرحله محاسباتی	ضریب تبیین (R^2)	RMS Error	MAE
	نفوذپذیری	آموزش	۰/۷۲	۰/۷۰	۰/۶۰
رگرسیون	زمینهای کشاورزی	صحت یابی	۰/۶۴	۰/۶۵	۰/۵۶
چند متغیره خطی	نفوذپذیری	آموزش	۰/۷۷	۱/۳۸	۱/۱۹
	زمینهای بکر	صحت یابی	۰/۶۳	۱/۳۴	۱/۲۳

جدول ۵-۷- نتایج حاصل از اجرای مدل رگرسیون خطی چند متغیره برای تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی زمینهای کشاورزی و بکر

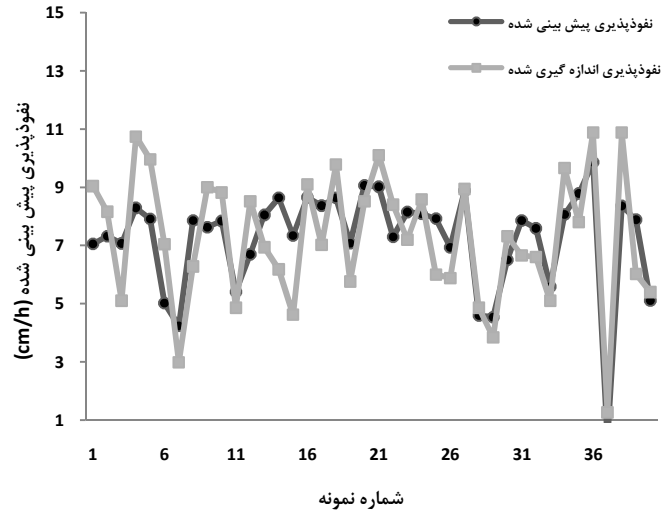
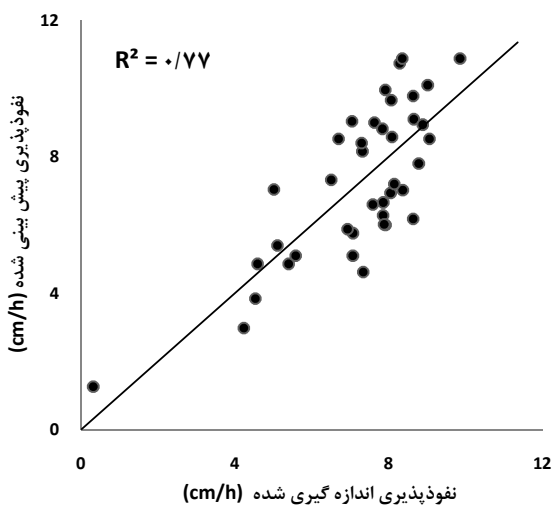
مدل	خصوصیت خاک	مرحله محاسباتی	ضریب تبیین (R^2)	RMS Error	MAE
	ظرفیت تبادل کاتیونی	آموزش	۰/۶۲	۱/۳۱	۱/۱۳
رگرسیون	زمینهای کشاورزی	صحت یابی	۰/۶۵	۲/۲۴	۲/۰۷
چند متغیره خطی	ظرفیت تبادل کاتیونی	آموزش	۰/۶۷	۱/۳	۱/۱۴
	زمینهای بکر	صحت یابی	۰/۶۷	۱/۸۸	۱/۸



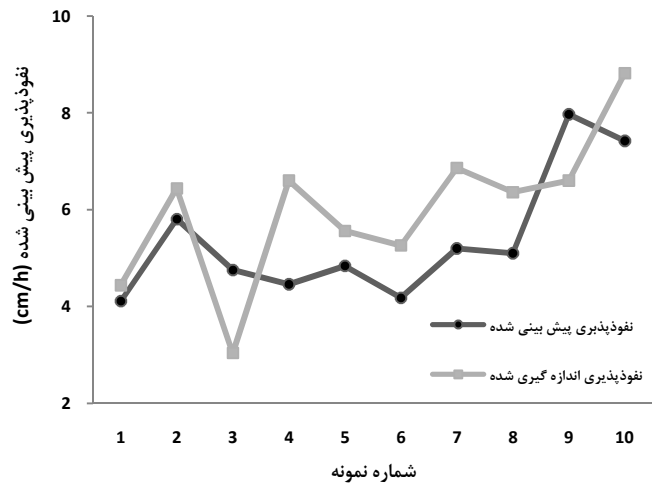
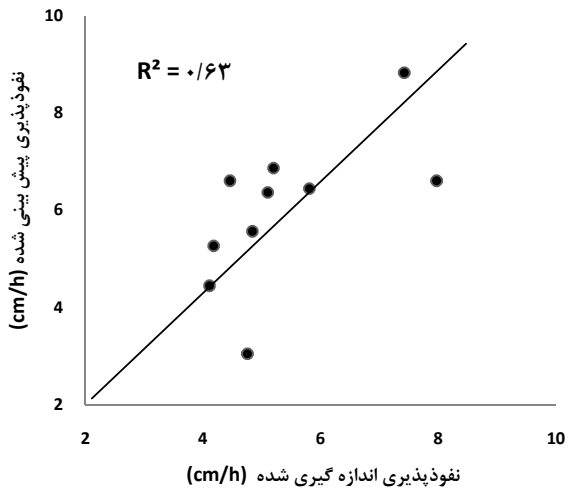
شکل ۵-۲۹- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مرحله آموزش نفوذپذیری خاکهای کشاورزی (رگرسیون خطی)



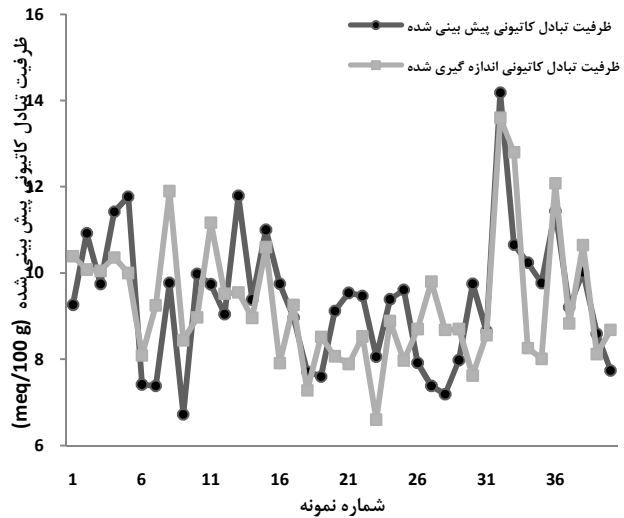
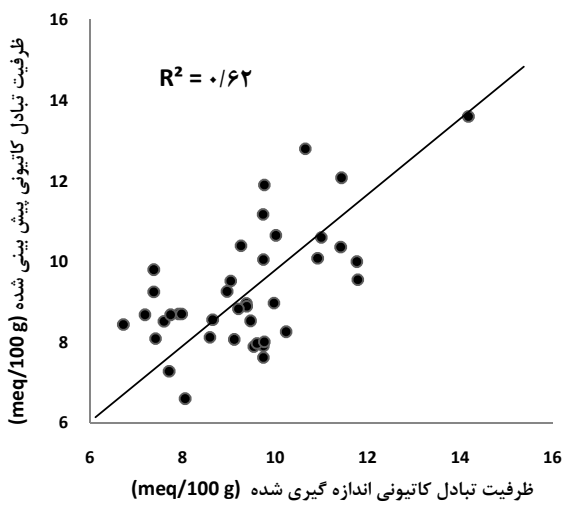
شکل ۵-۳۰- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مرحله صحت‌یابی نفوذپذیری خاکهای کشاورزی (رگرسیون خطی)



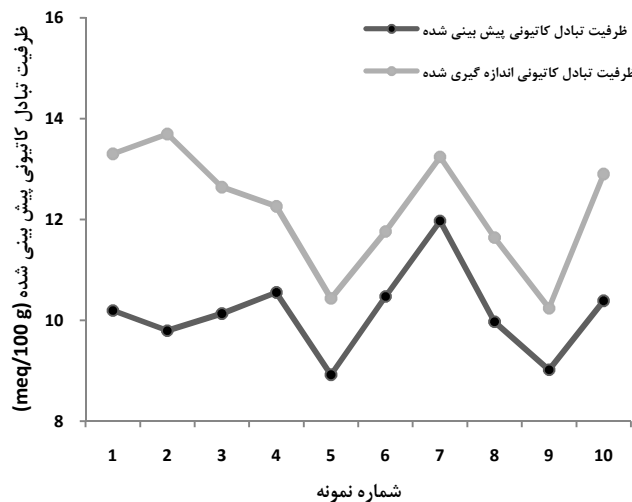
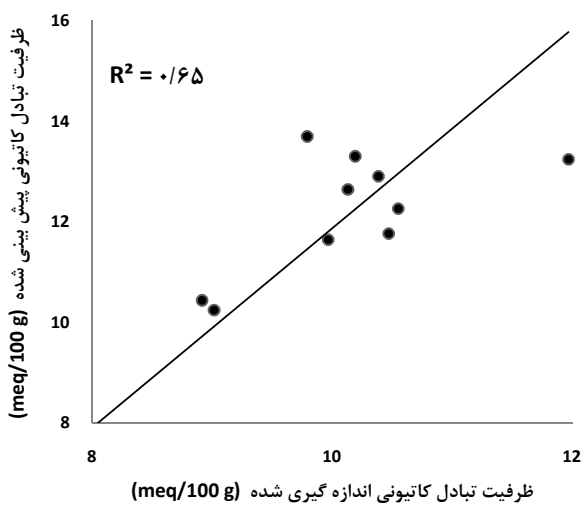
شکل ۵-۳۱- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مرحله آموزش نفوذپذیری خاکهای بکر (رگرسیون خطی)



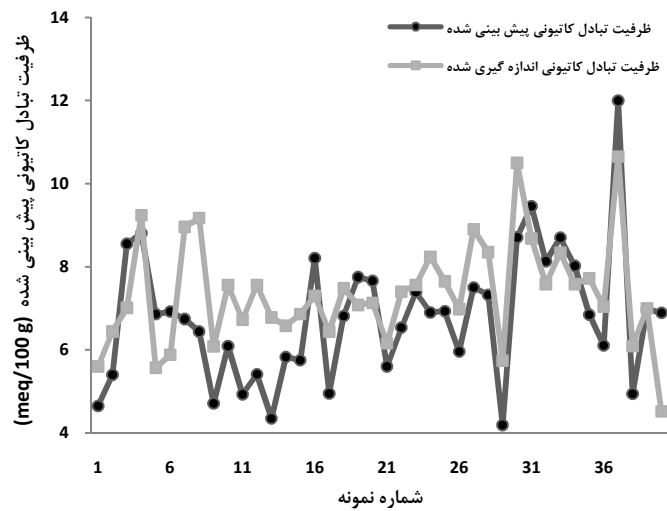
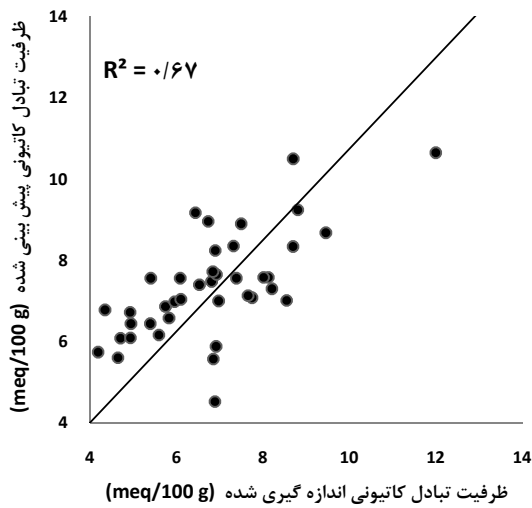
شکل ۵-۳۲- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مرحله صحت‌یابی نفوذپذیری خاکهای بکر (رگرسیون خطی)



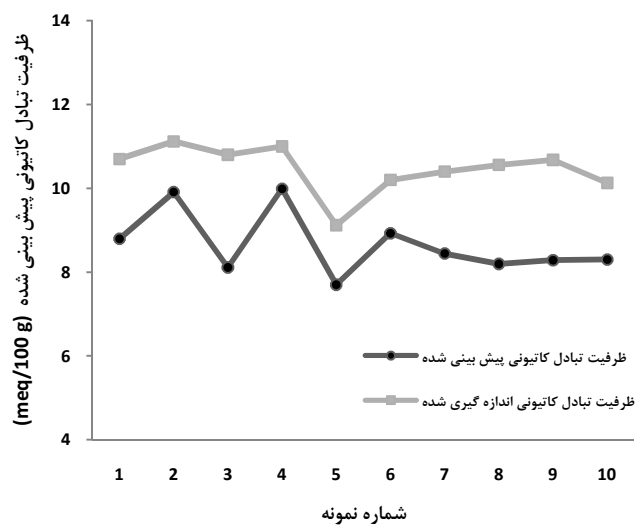
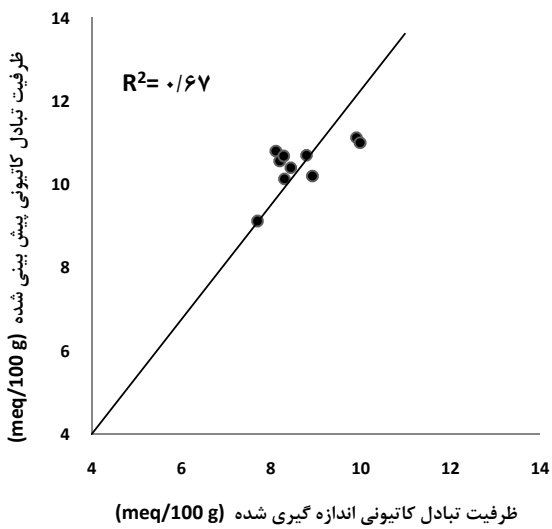
شکل ۵-۳۳- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مرحله آموزش ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی (رگرسیون خطی)



شکل ۵-۳۴- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مرحله صحت‌یابی ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی (رگرسیون خطی)



شکل ۵-۳۵- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله آموزش ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای بکر (رگرسیون خطی)



شکل ۵-۳۶- نمودار پراکنش داده های اندازه گیری شده و پیش بینی شده برای مرحله صحت یابی ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای بکر (رگرسیون خطی)

فصل ششم

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

۶-۱- نتیجه‌گیری

در این تحقیق به منظور پیش‌بینی نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای بکر و دست‌خورده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی (MLP, RBF) و روش رگرسیون خطی چند متغیره به دلیل عدم نیاز به اطلاعات ورودی زیاد و سرعت بالا در پردازش اطلاعات استفاده گردید. برای مدلسازی نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی با روش شبکه عصبی مصنوعی از نرم افزارهای MATLAB و به منظور انجام مدل رگرسیون خطی چند متغیره از نرم افزار SPSS استفاده شد.

به دلیل تاکید بر وجود خصوصیات مشابه بافتی در دو منطقه کشاورزی و بکر و مجاورت این خاکها در منطقه قوشه، مدلسازی در این محدوده انجام گرفت که این مدل قابلیت تعمیم به خاکهای سایر مناطق با خصوصیات فیزیکی و شیمیایی را دارد. داده های مورد استفاده شامل مقادیر هدایت الکتریکی، وزن مخصوص ظاهری، نسبت جذب سدیم، درصد آهک، درصد رس، سیلت و شن به عنوان پارامترهای ورودی و نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی به عنوان پارامترهای خروجی می باشد. همچنین با وجود اثرگذاری زیاد ماده آلی خاک روی مقادیر نفوذپذیری و علی‌الخصوص ظرفیت تبادل کاتیونی، در این بررسی به دلیل مقادیر اندک آن در خاکهای کشاورزی و بکر، تاثیر ناچیز آن حذف گردید. مقادیر تخلخل و pH خاک نیز پس از بررسی آنالیز حساسیت کمترین تاثیر را روی نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی خاک داشتند و به همین دلیل حذف گردیدند. در نهایت با توجه به معیارهای آماری حداقل ریشه میانگین مجذور خطا (RMSE) و میانگین خطای مطلق (MAE) و ضریب تبیین (R^2) و مقایسه نتایج مدلها، بهترین ساختار برای پیش‌بینی نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی انتخاب شد. در ذیل مهم ترین نتایج حاصل از این تحقیق به اختصار و به تفکیک شبکه های مورد استفاده آورده شده است.

۶-۱-۱- شبکه پرسپترون چند لایه (MLP)

در مدل‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه استفاده گردید. ابتدا با معرفی ۸۰٪ داده‌های آماده شده برای مرحله آموزش به نرم افزار Matlab شبکه‌ای طراحی شد، که دارای لایه های ورودی، میانی و خروجی بود. توابع تانژانت هیپربولیک سیگموئید، لگاریتم سیگموئید و خطی، به طور جداگانه انتخاب شدند. بنابراین در این شبکه طراحی شده، مدل‌سازی با تمام توابع صورت گرفت و شبکه برای محاسبه نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی با توجه به داده‌های در دسترس آموزش دید. میانگین مجذور ریشه خطا و میانگین خطا مطلق و ضریب تبیین برای مرحله آموزش حاصل گردید و سپس در مرحله صحت‌سنجی ۲۰٪ مابقی داده‌ها به شبکه معرفی گردیدند و شبکه با توجه به مرحله آموزش به پیش‌بینی داده‌هایی پرداخت که برای شبکه شناخته شده نبودند. معیارهای مقایسه در مرحله صحت‌سنجی با معیارهای مرحله آموزش برای تمامی شبکه‌ها با توابع محرک گوناگون مقایسه گردید. شبکه طراحی شده با تابع محرک تانژانت هیپربولیک به عنوان بهترین توابع شناخته شدند. تعداد لایه های پنهان بین مقادیر ۱ تا ۷ تغییر داده شد و بهترین مقادیر آنها به دست آمد که این مقدار در اکثر موارد برابر با عدد ۳ بود.

۶-۱-۲- شبکه پایه شعاعی (RBF)

برای مدل‌سازی این شبکه از نرم افزار Matlab استفاده گردید. برای این منظور داده ها به ۲ بخش آموزش (۸۰٪ داده ها) و صحت یابی (۲۰٪ داده ها)، تقسیم بندی شدند. بهترین نتیجه با تغییر مقادیر Spread (۱ تا ۹۰) به دست آمد. نتایج نشان می دهد که تابع RBF با مقدار Spread برابر با ۴۰ و ۶۰ برای مقادیر نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی و بکر، بیشترین ضریب تبیین و کمترین مقادیر خطا را نشان می دهد.

۶-۱-۳- مقایسه مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی (MLP, RBF) و مدل رگرسیون خطی

چند متغیره

جداول (۶-۱) و (۶-۲) نتایج حاصل از اجرای مدل‌های شبکه عصبی و رگرسیونی را در خاکهای کشاورزی و بکر نشان می‌دهد. نتایج این بررسی نشان می‌دهد که مدل شبکه عصبی مصنوعی قابلیت بالایی در تخمین نفوذپذیری خاکهای کشاورزی و بکر دارد. مدل MLP که از روش پس انتشار خطا برای آموزش کمک می‌گیرد، بالاترین دقت و کمترین میزان خطا (بیشترین ضریب تبیین و کمترین مقادیر RMSE و MAE) را در تخمین نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی خاک داشتند. مدل RBF شبکه عصبی مصنوعی با وجود زمان کمتری که برای آموزش شبکه نیاز داشت، دقت کمتر و خطای بیشتری را نسبت به مدل MLP نشان می‌دهد. مدل رگرسیون خطی چند متغیره با داشتن کمترین ضریب تبیین و بیشترین RMSE و MAE، در تخمین نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی و بکر نسبت به سایر مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی ضعیف تر عمل نمود. نتایج ضعیف مدل رگرسیون خطی چند متغیره حاکی از عدم وجود روابط خطی میان پارامترهای ورودی با نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی خاکها است.

۶-۱-۴- تاثیر عملیات نامناسب کشاورزی بر خصوصیات فیزیکی و شیمیایی خاک

از دیگر نتایج این تحقیق می‌توان به تاثیر مدیریت نادرست کشاورزی بر کاهش کیفیت اراضی کشاورزی اشاره کرد. در جدول (۶-۳) مقایسه خصوصیات فیزیکی و شیمیایی خاکهای بکر و کشاورزی به کمک آزمون تی تست نشان داده شده است. نتایج این پژوهش گویای عدم وجود تفاوت معنی دار از نظر آماری در مقادیر ویژگی‌های اسیدیته (pH)، نسبت جذب سدیم (SAR)، ماده آلی و آهک در اثر تغییر کاربری اراضی از مرتع به کشاورزی است. در حالی که میزان ظرفیت تبادل کاتیونی، نفوذپذیری، هدایت الکتریکی، جرم مخصوص ظاهری، تخلخل، میزان سدیم، پتاسیم و مجموع کلسیم و منیزیم در اثر تغییر کاربری اراضی دارای تفاوت معنی داری می‌باشند. بر اساس داده‌های جداول (۴-۲) و (۴-۳)، بیشترین اختلاف آماری در اثر تغییر کاربری اراضی در مقدار هدایت الکتریکی مشاهده شد به طوری که هدایت الکتریکی در خاکهای کشاورزی ۲۳ برابر بیشتر از خاکهای بکر است.

جدول ۶-۱- نتایج حاصل از اجرای مدل‌های شبکه عصبی و رگرسیون خطی در تخمین نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی

مدل	پارامتر تخمین زده شده	مرحله	R ²	RMSE	MAE
رگرسیون چند متغیره	نفوذپذیری	آموزش	۰/۷۲	۰/۷۰	۰/۶۰
		صحت یابی	۰/۶۴	۰/۶۵	۰/۵۶
	CEC	آموزش	۰/۶۲	۱/۳۱	۱/۱۳
		صحت یابی	۰/۶۵	۲/۲۴	۲/۰۷
MLP	نفوذپذیری	آموزش	۰/۸۷	۰/۴۷	۰/۳۴
		صحت یابی	۰/۸۰	۰/۴۱	۰/۳۸
	CEC	آموزش	۰/۹۲	۰/۶۴	۰/۳۸
		صحت یابی	۰/۹۴	۰/۹۲	۰/۶۶
RBF	نفوذپذیری	آموزش	۰/۸۳	۰/۶۴	۰/۵۳
		صحت یابی	۰/۷۸	۰/۴۲	۰/۳۹
	CEC	آموزش	۰/۷۶	۱/۱۸	۰/۶۶
		صحت یابی	۰/۹۰	۰/۹۴	۰/۷۲

جدول ۶-۲- نتایج حاصل از اجرای مدل‌های شبکه عصبی و رگرسیون خطی در تخمین نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای بکر

مدل	پارامتر تخمین زده شده	مرحله	R ²	RMSE	MAE
رگرسیون چند متغیره	نفوذپذیری	آموزش	۰/۷۷	۱/۳۸	۱/۱۹
		صحت یابی	۰/۶۳	۱/۳۴	۱/۲۳
	CEC	آموزش	۰/۶۷	۱/۳	۱/۱۴
		صحت یابی	۰/۶۷	۱/۸۸	۱/۸
MLP	نفوذپذیری	آموزش	۰/۸۳	۱/۲۲	۰/۹۵
		صحت یابی	۰/۸۵	۰/۹۴	۰/۶۷
	CEC	آموزش	۰/۸۸	۰/۶۴	۰/۴۴
		صحت یابی	۰/۸۰	۰/۵۶	۰/۳۸
RBF	نفوذپذیری	آموزش	۰/۸۵	۱/۳	۱/۰۳
		صحت یابی	۰/۷۹	۱/۱۸	۰/۹۸
	CEC	آموزش	۰/۷۰	۱/۱۲	۰/۸۶
		صحت یابی	۰/۷۰	۱/۰۵	۰/۸۶

مقادیر سدیم، کلسیم و منیزیم و پتاسیم نیز در خاکهای کشاورزی به ترتیب ۳، ۱۳ و ۲/۵ برابر بیشتر از خاکهای بکر است. نتایج حاصل همچنین نشان داد که مقدار نفوذپذیری خاکهای بکر حدود ۵ برابر بیشتر از خاکهای کشاورزی است. از دلایل اصلی تغییرات خصوصیات فیزیکی و شیمیایی خاکهای کشاورزی نسبت به خاکهای بکر می توان به آبیاری با آبهای شور، استفاده بیش از حد از کودهای شیمیایی، تخریب ساختمان خاک و اکسیداسیون و حذف مواد آلی خاک در طی عملیات خاکورزی، اشاره نمود. نقش آب آبیاری در تغییر خصوصیات خاک به خصوص نقش آن در شور شدن خاکهای کشاورزی با مشاهده جدول (۴-۱) که خصوصیات آب آبیاری را نشان می دهد، مشخص می شود. نتایج حاصل نشان می دهد که آب آبیاری زمینهای کشاورزی دارای مقادیر بیش از حد از املاح محلول است که نقش مهمی در کاهش کیفیت اراضی و شور شدن خاک دارند.

جدول ۶-۳- مقایسه خصوصیات فیزیکی و شیمیایی خاکهای بکر و کشاورزی به کمک آزمون تی تست

منبع تغییرات	ظرفیت تبادل کاتیونی	نفوذپذیری نهایی	هدایت الکتریکی	اسیدیته	جرم مخصوص ظاهری	تخلخل
	-۵/۲۷**	۱۶/۸۹**	-۱۵/۲**	۳/۰۱ ^{ns}	۱۳/۴**	-۲۷/۶۶**
نوع کاربری	سدیم	پتاسیم	مجموع کلسیم و منیزیم	ماده آلی	نسبت جذب سدیم	آهک
	-۲۴/۵۸**	-۸/۹۸**	-۱۰/۴۲**	۱/۴۷ ^{ns}	۱/۱۸ ^{ns}	-۱/۰۵ ^{ns}

** : بیانگر اثر معنی داری در سطح ۱ درصد و NS بیانگر عدم وجود اثر معنی دار می باشد.

۶-۲- پیشنهادها

- ❖ استفاده از سایر مدل‌های شبکه عصبی نظیر مدل (GRNN) و بررسی قابلیت‌های آنها در تخمین نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی.
- ❖ بررسی توانایی مدل نروفازی (ANFIS) در تخمین نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی خاکها و مقایسه نتایج مدل‌های مختلف.
- ❖ استفاده از تعداد بیشتر نمونه‌ها برای دستیابی به دقت بیشتر و تعمیم نتایج.
- ❖ استفاده از فاکتورهای آماری بیشتری نظیر خطای استاندارد نسبی (RSE) و میانگین خطا (ME)، برای تعیین دقت مدل و میزان خطای اعداد پیش‌بینی شده نسبت به اعداد اندازه‌گیری شده در تخمین نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای بکر و دست‌خورده.
- ❖ استفاده از فاکتورهای فیزیکی و شیمیایی دیگر خاک نظیر درصد رطوبت حجمی و درصد رطوبت اشباع برای تخمین نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی.
- ❖ پیش‌بینی روند تغییرات مقادیر نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی در سال‌های آتی با مدل شبکه عصبی مصنوعی توسط پارامترهای ورودی مورد استفاده.
- ❖ با توجه به جدید بودن ایده بکارگیری شبکه عصبی مصنوعی در برآورد نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی توصیه می‌شود، این تحقیقات بر روی سایر دشت‌های استان سمنان در شرایط مختلف انجام شود.
- ❖ با توجه به اینکه روند شوری مزارع به حد بحرانی رسیده است، اصلاح شوری خاک در دستور کار قرار گیرد.

منابع مورد استفاده

۱. ابراهیمی ک و نایب لویی ف، (۱۳۸۸). "تخمین نفوذپذیری نهایی خاکها با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی، مطالعه موردی مزرعه پردیس ابوریحان"، مجله پژوهش های حفاظت آب و خاک، (۱) ۱۶.
۲. اثنا عشری محمدی م، یگانه بختیاری ع و کامیاب مقدم ک، (۱۳۸۵)، "مقایسه نتایج حاصل از شبکه های عصبی MLP و RBF در پیش بینی جریان های ساحلی"، هفتمین همایش بین المللی سواحل، بنادر و سازه های دریایی.
۳. آذر ع و مومنی م، (۱۳۸۵)، "آمار و کاربرد آن در مدیریت"، انتشارات سمت.
۴. ارشد ر ا، صیاد غ ع، مظلوم م و جعفری نژاد ا ر، (۱۳۸۸)، "تخمین نفوذ آب با شبکه عصبی مصنوعی"، سومین کنفرانس آبیاری و مدیریت آب، اهواز.
۵. البرزی م، (۱۳۸۹)، "آشنایی با شبکه های عصبی"، انتشارات دانشگاه صنعتی شریف.
۶. امامی ح، نیشابوری م، شرفاء م و لیاقت ع، (۱۳۸۶)، "ارزیابی کارایی شبکه های عصبی مصنوعی در برآورد منحنی رطوبتی خاک در بعضی از خاکهای آهکی و شور ایران"، دهمین کنگره علوم خاک ایران، کرج.
۷. تقی زاده مهرجردی ر ا، محمودی ش، حیدری ا و اکبرزاده ا، (۱۳۸۸)، "پیش بینی ظرفیت تبادل کاتیونی خاک با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون چند متغیره در منطقه خضرآباد یزد"، مجله پژوهش در علوم کشاورزی، جلد پنجم شماره اول.
۸. خداوردی لو ح، فتحی پ و همایی م، (۱۳۸۳)، "تخمین هوشمند منحنی رطوبتی خاک با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی"، دومین کنفرانس ملی دانشجویی منابع آب و خاک، دانشگاه شیراز.
۹. خلیل مقدم ب، افیونی م، جلالیان ا، عباسپور ک و دهقانی ا، (۱۳۸۸)، "مقایسه شبکه های عصبی مصنوعی و رگرسیون چند متغیره در برآورد مقاومت برشی سطح خاک"، یازدهمین کنگره علوم خاک ایران (مدیریت خاک و امنیت غذایی)، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان.
۱۰. خلیل مقدم ب و افیونی م، (۱۳۸۹) "کاربرد روش های رگرسیونی و شبکه های عصبی در تشکیل توابع انتقالی خاک به منظور تخمین هدایت هیدرولیکی اشباع خاک منطقه زاگرس مرکزی، اولین کنفرانس بین المللی مدلسازی گیاه، آب، خاک و هوا، دانشگاه شهید باهنر کرمان.

۱۱. دایر، ا. برومندنسب س و کاشفی پور م، (۱۳۸۶)، "کاربرد مدل Qnet2000 در تعیین مقدار نفوذ"، اولین همایش سازگاری با کم آبی.

۱۲. دهقانی، ا.، عسگری م و مساعدی، ا. (۱۳۸۸)، "مقایسه سه روش شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاجی فازی-عصبی تطبیقی و زمین آمار در میان یابی سطح آب زیرزمینی (مطالعه موردی دشت قزوین)"، مجله علوم کشاورزی و منابع طبیعی، جلد شانزدهم ویژه نامه ۱.

۱۳. راکعی، ب. (۱۳۸۲)، "پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش با استفاده از سیستم شبکه عصبی در منطقه سفیددار گله استان سمنان"، دانشکده علوم، دانشگاه تربیت مدرس: پایان‌نامه کارشناسی ارشد.

۱۴. رضایی ع م و سلطانی، ا. (۱۳۸۷)، "مقدمه ای بر تحلیل رگرسیون کاربردی"، مرکز نشر دانشگاه صنعتی اصفهان.

۱۵. سرمیدیان، ف.، تقی زاده را. عسگری ح م و اکبرزاده ع. (۱۳۸۸)، "مقایسه روشهای نروفازی، شبکه عصبی و رگرسیون چند متغیره در پیش بینی برخی خصوصیات خاک مطالعه موردی استان گلستان"، مجله تحقیقات آب و خاک ایران، (۴۱)، ۲۱۱-۲۲۰.

۱۶. سروری س، قادری ج، عبقری ه و زارع نرده س. (۱۳۹۰)، "مدل سازی بارش رواناب رودخانه با استفاده از سیستم فازی انفیس و مقایسه با تابع بنیادی شعاعی"، چهارمین کنفرانی مدیریت منابع آب ایران، دانشگاه صنعتی امیرکبیر.

۱۷. صبور م، ر. قاسم زاده ح، افشاری م و ابوالفضل زاده م. (۱۳۸۹). "مقایسه روشهای مدلسازی رگرسیون مرحله ای و شبکه عصبی مصنوعی در جذب فلزات سنگین در خاک"، چهارمین همایش تخصصی مهندسی محیط زیست.

۱۸. صفاریان، ر. عامری خواه ه، خادم الرسول ع. ا.، مشایخی ن و حیدری ف. (۱۳۸۸)، "بررسی کارایی و مقایسه روشهای شبکه عصبی و رگرسیون خطی جهت برآورد ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای مناطق گرم و خشک"، یازدهمین کنگره علوم خاک ایران (مدیریت خاک و امنیت غذایی)، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان.

۱۹. صفاری م، یثربی ج، معاذالهی م، فتحی ح و عمادی م. (۱۳۸۸)، "ارزیابی و مقایسه روش های میان یابی کریجینگ و شبکه عصبی مصنوعی برای پیش بینی تغییرات مکانی بعضی از خصوصیات شیمیایی خاک"، یازدهمین کنگره علوم خاک ایران (مدیریت خاک و امنیت غذایی)، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان.

۲۰. صیادی ح، غفاری ا، فعالیان ا و صدرالدینی ع ا، (۱۳۸۸)، "مقایسه عملکرد شبکه های عصبی RBF و MLP در برآورد تبخیر و تعرق گیاه مرجع"، مجله دانش آب و خاک، جلد ۱۹ شماره ۱.
۲۱. فبادیان ر، (۱۳۸۶) "مقایسه نتایج حاصل از کاربرد شبکه عصبی مصنوعی با روشهای تجربی موجود در برآورد شاخص فشرده گی خاکهای ریزدانه"، سومین کنگره ملی مهندسی عمران.
۲۲. قربانی دشتکی، ش. همایی، م. برآورد پارامتریک توابع هیدرولیکی بخش غیر اشباع خاک با استفاده از توابع انتقالی، (۱۳۸۱) مجله علوم کشاورزی ۱۵-۳، (۱۲) ۳.
۲۳. کریمیان ا، (۱۳۷۵)، "تاثیر رس و ماده آلی بر ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای آهکی استان فارس، پنجمین کنگره علوم خاک ایران.
۲۴. کشکولی ح. ع، بقال باحجب م، زینال زاده ک و غفاری پ، (۱۳۸۷)، "سنجش قابلیت شبکه های عصبی مصنوعی برای مدل سازی سامانه غیرخطی منحنی مشخصه خاک"، دومین همایش ملی مدیریت شبکه های آبیاری و زهکشی، دانشگاه شهید چمران اهواز.
۲۵. کنعانی ش، (۱۳۸۶). پایان نامه ارشد: "تخمین مقادیر شوری حوضه آبریز رودخانه ها به روش شبکه عصبی مصنوعی"، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه تربیت معلم تهران.
۲۶. کیا م، (۱۳۸۹) "شبکه های عصبی در MALAB"، انتشارات کیان رایانه سبز. (۲۳۲ ص)، تهران.
۲۷. گیوی ج و پراشر ش، (۱۳۸۴)، "مقایسه مدل های رگرسیون چند متغیره تطبیقی و شبکه های عصبی مصنوعی در پیش بینی آب قابل جذب گیاه"، نهمین کنگره علوم خاک ایران.
۲۸. معماریان فرد م و بیگی هرچگانی ح ا، (۱۳۸۸)، "مقایسه مدل های شبکه عصبی مصنوعی و توابع انتقالی رگرسیونی برای پیش بینی ظرفیت تبادل کاتیونی خاک های استان چهارمحال و بختیاری"، نشریه آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی)، جلد ۲۳ شماره ۴.
۲۹. معماریان فرد م، طالبی زاده ع، بیگی ح ا، محمدی ج و صالحی م ح، (۱۳۸۸)، "برآزش توابع انتقالی ظرفیت تبادل کاتیونی خاک با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی"، یازدهمین کنگره علوم خاک ایران (مدیریت خاک و امنیت غذایی)، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان.

۳۰. منهای م. و سیفی پور ن، (۱۳۷۷) "کاربرد هوش محاسباتی در کنترل (جلد ۲)"، انتشارات دانشگاه امیرکبیر، (ص ۲۳۶)، تهران.
۳۱. منهای م، (۱۳۸۱) "مبانی شبکه‌های عصبی (جلد ۱)"، انتشارات دانشگاه امیرکبیر، (ص ۵۰۲)، تهران.
۳۲. موسوی زاده مجرد ر. ا و سپاسخواه ع، (۱۳۸۷)، "پیش بینی منحنی مشخصه آب خاک با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی"، دومین همایش ملی مدیریت شبکه های آبیاری و زهکشی، دانشگاه شهید چمران اهواز.
۳۳. مهاجر ر، صالحی م ح و بیگی هرچگانی ح ا، (۱۳۸۸)، "تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاک با استفاده از رگرسیون و شبکه عصبی و اثر تفکیک داده ها بر دقت و صحت توابع"، علوم آب و خاک (علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی)، سال ۱۳ شماره ۴۹.
۳۴. مهربانیان م، تقی زاده مهرجردی ر ا، دهقانی ف و زمانیان ک، (۱۳۸۸)، "مدلسازی خصوصیات خاک با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون چند متغیره و توابع انتقالی"، یازدهمین کنگره علوم خاک ایران (مدیریت خاک و امنیت غذایی)، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان.
۳۵. مهربانیان م، تقی زاده مهرجردی ر ا و دهقانی ف، (۱۳۸۹)، "بررسی کارایی توابع انتقالی جهت تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاک های آهکی و گچی استان یزد"، مجله پژوهش های حفاظت آب و خاک، جلد هفدهم شماره اول.
۳۶. نامدار خجسته د، شرفا م، اسکندری ذ ا و عبداللهی آریاپناهی ع، (۱۳۸۸)، "اندازه گیری EC محلول خاک به وسیله TDR با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی"، یازدهمین کنگره علوم خاک ایران (مدیریت خاک و امنیت غذایی)، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان.
۳۷. نجفی نیسانی ن، (۱۳۸۵)، پایان نامه ارشد: "برآورد بار رسوب رودخانه زاینده رود با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی" دانشکده مهندسی زراعی، دانشگاه مازندران.
۳۸. نژادکابی م، رضانی مقدم م و طهماسبی نژاد ه، (۱۳۸۸)، "ارزیابی مقایسه ای مدل های ANFIS, RBF, MLP، روابط تجربی و روش آماری رگرسیونی در برآورد میزان TDS آب"، دومین کنفرانس سراسری آب، دانشگاه آزاد اسلامی واحد بهبهان.
۳۹. نصیری ر، (۱۳۸۸)، "آموزش گام به گام SPSS 17"، انتشارات نشر گستر.

۴۰. نوابیان م، لیاقت ع م و همایی م، (۱۳۸۳)، برآورد سریع هدایت الکتریکی با استفاده از شبکه عصبی، کنفرانس بین المللی منابع آب و خاک، دانشگاه شیراز، ۲۱۱-۲۰۳.

۴۱. نوابیان م، لیاقت ع م، همایی م، (۱۳۸۳)، "نخمين هدایت آبی اشباع با استفاده از توابع انتقالی"، سومین کارگاه فنی زهکشی و محیط زیست، دانشگاه تهران.

42. Alijanpour shalmani A, Shabanpour Shahrestani M, Asad .H and Bagheri F. (2010). "Comparison of regression pedotransfer functions and artificial neural networks for soil aggregate stability simulation", 19th World Congress of Soil Science, Soil Solutions for a Changing World. Brisbane, Australia.

43. Almasri M N, Kaluarachchi J J, (2005), "Modular neural networks to predict the nitrate distribution in ground water using the on-ground nitrogen loading and recharge data", Environmental Modelling & Software 20: 851-871.

44. Amini M.. Abbaspour K. C, Khademi H. Fathipour N, Afyuni M and Schulin R. (2005), " Neural network models to predict cation exchange capacity in arid regions of Iran", European Journal of Soil Science, August 56: 551-559.

45. Anagu I, Ingwersen J, Uterman J and Streck T, (2009). "Estimation of heavy metal sorption in German soils using artificial neural networks", Geoderma 152: 104-112.

46. Anderson, J. A., (1995), "Introduction to Neural Networks" (Cambridge, MA:MIT Press).

47. Barlow, H. B., (1989), "Unsupervised learning", Neural Computation, vol. 1, pp. 295-311.

48. Bower, C.A., Reitmeir, R.F., and Fireman, M. (1952). Exchangeable cation analysis of saline and alkali soils. Soil Sci. 73: 251-261.

49. Breeuwsmas A J, Wosten H M, Vleeshouwer J J, Van Slobbe A M and Bouma J.(1986). "Derivation of land qualities to assess environmental problems from soil surveys". Soil Science Society of America Journal, 50: 186-190.

50. Dawson C W and Wilby R L, (1999). "A comparison of Artificial neural networks used for river flow forecasting", Hydrology and earth system sciences 3(4), 529-540.

51. Demuth H and Beale M. (1998). "Neural Network Toolbox for Use with MATLAB". MathWorks, Inc.
52. Demuth H. Beale B., (1994), "Neural Network Toolbox (User's Guide) for use with MATLAB".
53. Eriko I, Kenji O, Yoichi M. I and Makoto A, (2008). "A neural network approach to simple prediction of soil nitrification potential: A case study in Japanese temperate forests", *Ecological modelling* 219: 200–211.
54. Fatemi Aghda S. Sarikhani R. Teshnelab M., (2002), "Application of Artificial Neural Network to Predict Landslid- A case study from Talesh-Gilan, North of Iran". Proceeding of 9th congress of the International Association for Engineering Geology and the Environment, Durban.
55. Fidêncio P H, Ronei J P and de Andrade J C, (2002). "Determination of organic matter in soils using radial basis function networks and near infrared spectroscopy". *Analytica Chimica Acta*, 453: 125–134.
56. Gee G and Bauder J W, (1986), "Particle size distribution analysis. In: Klute, A. (Ed.), *Method of soil analysis*". Part 1, second ed. Agron. Monogr. 9. ASA and SSSA, Madison, WI, pp. 383-411.
57. Ghanbarian-Alavijeh B, Liaghat A.M and Sohrabi S. (2010), " Estimating Saturated Hydraulic Conductivity from Soil Physical Properties using Neural Networks Model. *World Academy of Science, Engineering and Technology* 62.
58. Green W H and Ampt G A. (1911). "Studies in soil physics: I. The flow of air and water through soils". *J. Agric. Science*, 4: 1-24.
59. Hartman. E., Keeler. J. D, and Kowalski. J. M, (1990). "Layered neural networks with Gaussian hidden units as universal approximations". *Neural Computation*, vol. 2, no. 2, pp. 210-215,
60. Horton R E. (1940). "An approach toward to physical interpretation of infiltration capacity". *Soil. Sci. Soc. Am. J.*, 5: 399-417.

61. Hyontai S. (2009). "Performance Comparison of RBF networks and MLPs for Classification". Proceedings of the 9th WSEAS International Conference on Applied informatics and communications.
62. Ibrahim Ekhmaj A, (2010). " Predicting Soil Infiltration Rate Using Artificial Neural Network", International Conference on Environmental Engineering and Applications.
63. Ingleby H.R and Crowe T.G. (2001). "Neural network models for predicting organic matter content in Saskatchewan soils", Canadian Biosystems Engineering, V(43).
64. Jain, A, and Kumar, A. (2006). "An evaluation of artificial neural network technique for the determination of infiltration model parameters", Applied Soft Computing, 6: 272-282.
65. Jain S K, Singh V P. Asce F and van Genuchten M. Th, (2004). "Analysis of Soil Water Retention Data Using Artificial Neural Networks". Journal of Hydrologic Engineering © ASCE / September/October 2004.
66. Keshavarzi A and Sarmadian F. (2010). "Comparison of artificial neural network and multivariate regression methods in prediction of soil cation exchange capacity (Case study: Ziaran region)", DESERT 15: 167-174.
67. Keshavarzi, A, Sarmadian F, labbafi R and Rajabi Vandekhali, M.(2011). "Modeling of Soil Cation Exchange Capacity Based on Fuzzy Table Look-up Scheme and Artificial Neural Network Approach". Modern Applied Science. Vol. 5, No. 1.
68. Kostikov A N. (1932). "On the Dynamic of coefficient of water-percolation in soils and on the necessity for studying it from a dynamic point of view for purposes of amelioration". Trans sixth comm. Intern. Soil. Sci. Soc. Russia. Pp:17-21.
69. Krogh L, Breuning-Madsen H and Greve M H. (2000). "Cation exchange capacity pedotransfer function for Danish soils". Soil and Plant, 50: 1-12.
70. Lallahema S, Maniaa J, Hania A and Najjarb Y. (2005). "On the use of neural networks to evaluate groundwater levels in fractured media". Journal of Hydrology, 307: 92-111.
71. Licznar P and Nearing M A, (2003). "Artificial neural networks of soil erosion and runoff prediction at the plot scale", Catena 51: 89– 114.

72. Maillard E P and Gueriot D. (1997). "RBF neural networks, basis functions and genetic algorithm", IEEE ASSP Magazine, pp. 2187-2192.
73. Marcel G. S and Feike J. L. (1998), "Using neural networks to predict soil water retention and soil hydraulic conductivity", *Soil & Tillage Research* 47: 37-42.
74. Marcel G S, Feike J L, Martinus T and van Genuchten h. (1998). "Neural Network Analysis for Hierarchical Prediction of Soil Hydraulic Properties", *Soil Science Society*, 62: 847-855.
75. Marvin Minsky and Seymour Papert, *Perceptrons*,(1969)," An Introduction to Computational Geometry", American Mathematical Society, 78(1).
76. McBratney A B, Minasny B, Cattle S R and Vervoort R W. (2002). "From pedotransfer functions to soil inference systems". *Geoderma*. 109: 41-73.
77. Merdun H, Cinar O, Meral R, and Apan M. (2006). "Comparison of artificial neural network and regression pedotransfer functions for prediction of soil water retention and saturated hydraulic conductivity", *Soil and Tillage Research*, 90: 108-116.
78. Minasny B and McBratney A B. (2002), "The Neuro-m method for fitting neural network parametric pedotransfer functions". *J. Soil Sci. Soc. Am*, 66, 352–361.
79. Minyoung K and Gilley j. E. (2008). "Artificial Neural Network estimation of soil erosion and nutrient concentrations in runoff from land application areas", *computers and electronics in agriculture* 6 4: 268–275.
80. Mohammadi J. (2002), "Testing an artificial neural network for predicting soil water retention characteristics from soil physical and chemical properties". 17th WCSS. Thailand. Paper No. 221.
81. Mutlu E. Chaubey I, Hexmoor H and Bajwa S. G, (2008) ."Comparison of artificial neural network models for hydrologic predictions at multiple gauging stations in an agricultural watershed". *Hydrol. Process*. 22, 5097–5106.
82. Pachepsky Y A, Timlin D and Varallyay G, (1996). "Artificial neural networks to estimate soil water retention from easily measurable data". *Soil Science Society of America Journal*, 60:727–733.

83. Philip J R. (1957). "The theory of infiltration, I. Infiltration equation and its solution". *Soil Sci.*, 83: 345-357.
84. Ping Zoua, J Y, Jianrong F, Guangming L and Dongshun L,. (2010). "Artificial neural network and time series models for predicting soil salt and water content", *Agricultural Water Management* 97: 2009–2019.
85. Rub G, Kruse R, Schneider M, and Wagnr P. (2009). "Using advanced regression models for determining optimal soil heterogeneity indicators". *Studies in Classification, Data Analysis, and Knowledge Organization*, pages 463-471.
86. Ryan M, Christoph M, Hong J. Di and Cameron K C, (2004). " The use of artificial neural networks (ANNs) to simulate N2O emissions from a temperate grassland ecosystem", *Ecological Modelling* 175: 189–194.
87. Saffari M, Yasrebi J, Sarikhani F, Gazni R, Moazallahi M, Fathi H and Emadi M, (2009). "Evaluation of Artificial Neural Network Models for Prediction of Spatial Variability of Some Soil Chemical Properties", *Research Journal of Biological Sciences*. 4:(7) 815-820.
88. Sarmadian .F and Taghizadeh Mehrjardi. R. (2008). "Modeling of Some Soil Properties Using Artificial Neural Network and Multivariate Regression in Gorgan Province, North of Iran", *Global Journal of Environmental Research* 2 (1): 30-35.
89. Sarmadian F and Keshavarzi A, (2010). "Developing Pedotransfer Functions for Estimating Some Soil Properties using Artificial Neural Network and Multivariate Regression Approaches", *International Journal of Environmental and Earth Sciences* 1:1 2010.
90. Schaap M G, Leij F J and van Genuchten M Th, (1998). "Neural network analysis for hierarchical prediction of soil hydraulic properties". *J. Soil Sci. Soc. Am*, 62, 847–855.
91. Sparks D L, Page A L, Helmke P A, Leoppert R H, Soltanpour P N, Tabatabai M A, Johnston G T and Summer M E, (1996), "Methods of soil analysis:, SSSA, Madison, Wisconsin.
92. Widrow B and Hoff, M.E, (1960), "Adaptive Switching Circuits", *IRE WESCON Convention Record*, 4:96-104.

93. Widrow B. Leher M., (1990) "30 Years of adaptive Neural Networks; Perceptron, Madaline and Backpropagation", Proceeding IEEE.
94. Yang C-C, Prasher S O and Mehuys G R. (1997). "An artificial neural network to estimate soil temperature", Canadian Journal of Soil Science.
95. Yilmaz I and Kaynar O, (2011). "Multiple regression, ANN (RBF, MLP) and ANFIS models for prediction of swell potential of clayey soils". Expert Systems with Applications 38: 5958–5966.
96. Zhengyong Z, Tien Lien C, Herb W R, Yang Q, Xing Z and Meng F R, (2009). "Predict soil texture distributions using an artificial neural network model", computers and electronics in agriculture 6 5: 36–48.

پیوست ۱- نتایج حاصل از اجرای مدل MLP شبکه عصبی با تعداد لایه های پنهان مختلف، توابع مختلف و پارامترهای مختلف در تخمین نفوذپذیری خاکهای کشاورزی

	تابع محرک	تعداد لایه های پنهان	مرحله محاسباتی	ضریب تبیین (R^2)	RMS Error	MAE
تمام پارامترها	تانژانت هیپربولیک (TANSIG)	۱	آموزش	۰/۵۰	۰/۹۹	۰/۷۸
			صحت یابی	۰/۲۴	۳/۲۲	۲/۹۸
		۲	آموزش	۰/۵۸	۰/۸۹	۰/۶۵
			صحت یابی	۰/۴۲	۱/۸	۱/۵۶
		۳	آموزش	۰/۳۱	۳/۰۲	۲/۷۷
			صحت یابی	۰/۵۰	۱	۰/۸۱
		۴	آموزش	۰/۹۲	۰/۴۲	۰/۳۱
			صحت یابی	۰/۴۹	۱	۰/۸۲
		۵	آموزش	۰/۲۹	۳/۰۷	۲/۸۱
			صحت یابی	۰/۵۷	۰/۹	۰/۶۷
		۶	آموزش	۰/۸۰	۰/۵	۰/۳۵
			صحت یابی	۰/۵۵	۰/۸۸	۰/۶۸
		۷	آموزش	۰/۹۲	۰/۴۱	۰/۳۳
			صحت یابی	۰/۳۹	۲/۱	۱/۸۹

	تابع محرک	تعداد لایه های پنهان	مرحله محاسباتی	ضریب تبیین (R^2)	RMS Error	MAE
بدون تخلخل	تانژانت هیپربولیک (TANSIG)	۱	آموزش	۰/۸۳	۰/۶	۰/۴۴
			صحت یابی	۰/۷۴	۰/۶۹	۰/۴۵
		۲	آموزش	۰/۹۶	۰/۳۸	۰/۲۲
			صحت یابی	۰/۶۱	۰/۹۵	۰/۸۱
		۳	آموزش	۰/۷۹	۰/۶۵	۰/۴
			صحت یابی	۰/۵۸	۱/۰۲	۰/۸۷
		۴	آموزش	۰/۲۵	۳	۲/۷۲
			صحت یابی	۰/۳۷	۲/۵	۲/۲۱
		۵	آموزش	۰/۸۶	۰/۵۷	۰/۴
			صحت یابی	۰/۷۹	۰/۶۲	۰/۳۸
		۶	آموزش	۰/۳۹	۲/۴	۲/۱۹
			صحت یابی	۰/۲۶	۳	۲/۷۵
		۷	آموزش	۰/۸۴	۰/۵۹	۰/۴۲
			صحت یابی	۰/۵۷	۱/۰۳	۰/۸۶

	تابع محرک	تعداد لایه های پنهان	مرحله محاسباتی	ضریب تبیین (R^2)	RMS Error	MAE
بدون ماده آلی	تانزانته هیپربولیک (TANSIG)	۱	آموزش	۰/۸۸	۰/۴۱	۰/۲۸
			صحت یابی	۰/۵۳	۱	۰/۷۶
		۲	آموزش	۰/۴۰	۱/۵۷	۱/۳۴
			صحت یابی	۰/۲۶	۲/۱	۱/۸۲
		۳	آموزش	۰/۷۹	۰/۵۹	۰/۴۵
			صحت یابی	۰/۵۹	۰/۹۸	۰/۷۹
		۴	آموزش	۰/۴۶	۱/۳۱	۱/۱
			صحت یابی	۰/۳۴	۱/۷۴	۱/۵۲
		۵	آموزش	۰/۸۶	۰/۴۷	۰/۳۶
			صحت یابی	۰/۶۵	۰/۸۳	۰/۶۲
		۶	آموزش	۰/۶۴	۰/۸۵	۰/۶۴
			صحت یابی	۰/۴۶	۱/۳	۱/۱
		۷	آموزش	۰/۷۴	۰/۶۸	۰/۵۹
			صحت یابی	۰/۳۵	۱/۷	۱/۵

	تابع محرک	تعداد لایه های پنهان	مرحله محاسباتی	ضریب تبیین (R^2)	RMS Error	MAE
بدون ماده آلی و تخلخل	تانژانت هیپربولیک (TANSIG)	۱	آموزش	۰/۸۷	۰/۴۷	۰/۳۴
			صحت یابی	۰/۸۰	۰/۴۱	۰/۳۸
		۲	آموزش	۰/۸۲	۰/۵۴	۰/۴۳
			صحت یابی	۰/۵۹	۰/۹۸	۰/۸
		۳	آموزش	۰/۶۴	۰/۹۳	۰/۷۵
			صحت یابی	۰/۷۱	۰/۷۲	۰/۵۱
		۴	آموزش	۰/۸۲	۰/۵۴	۰/۴
			صحت یابی	۰/۷۸	۰/۵۹	۰/۴۷
		۵	آموزش	۰/۸۵	۰/۴۷	۰/۳۷
			صحت یابی	۰/۶۵	۰/۸۳	۰/۶۵
		۶	آموزش	۰/۶۱	۱	۰/۸۲
			صحت یابی	۰/۷۱	۰/۷۳	۰/۵۶
		۷	آموزش	۰/۶۱	۱	۰/۸۳
			صحت یابی	۰/۷۲	۰/۷۱	۰/۵۵

	تابع محرک	تعداد لایه های پنهان	مرحله محاسباتی	ضریب تبیین (R ²)	RMS Error	MAE
بدون ماده آلی و تخلخل	TANSIG & LOGSIG	۱	آموزش	۰/۲۰	۳	۲/۷۷
			صحت یابی	۰/۲۷	۲/۳۴	۲/۱۹
		۲	آموزش	۰/۴۸	۱/۶۵	۱/۴۵
			صحت یابی	۰/۳۸	۱/۸۹	۱/۷۲
		۳	آموزش	۰/۵۹	۱/۳۶	۱/۱۲
			صحت یابی	۰/۶۴	۱/۱۹	۱
		۴	آموزش	۰/۶۸	۱	۰/۸۸
			صحت یابی	۰/۷۲	۰/۸۳	۰/۶۹
		۵	آموزش	۰/۷۲	۰/۸۵	۰/۷۲
			صحت یابی	۰/۵۶	۱/۴۱	۱/۱۷
		۶	آموزش	۰/۵۹	۱/۳۵	۱/۱۶
			صحت یابی	۰/۷۹	۰/۶۴	۰/۵
		۷	آموزش	۰/۴۷	۱/۶۹	۱/۵۲
			صحت یابی	۰/۶۰	۱/۲	۱

	تابع محرک	تعداد لایه های پنهان	مرحله محاسباتی	ضریب تبیین (R ²)	RMS Error	MAE
بدون ماده آلی و تخلخل	TANSIG & Pureline	۱	آموزش	۰/۵۷	۱/۱۸	۰/۹۸
			صحت یابی	۰/۶۰	۱/۰۶	۰/۹
		۲	آموزش	۰/۵۳	۱/۱۶	۱
			صحت یابی	۰/۴۲	۱/۷	۱/۵
		۳	آموزش	۰/۸۸	۰/۵۴	۰/۳۹
			صحت یابی	۰/۷۵	۰/۷۸	۰/۶۵
		۴	آموزش	۰/۹۰	۰/۵۳	۰/۳۹
			صحت یابی	۰/۵۰	۱/۴	۱/۱۹
		۵	آموزش	۰/۸۲	۰/۶۸	۰/۴۹
			صحت یابی	۰/۵۴	۱/۲۳	۱/۰۴
		۶	آموزش	۰/۸۱	۰/۷	۰/۵
			صحت یابی	۰/۸۷	۰/۵۶	۰/۴۲
		۷	آموزش	۰/۷۸	۰/۷۹	۰/۷
			صحت یابی	۰/۷۵	۰/۸	۰/۷۳

	تابع محرک	تعداد لایه های پنهان	مرحله محاسباتی	ضریب تبیین (R^2)	RMS Error	MAE
بدون ماده آلی و تخلخل	LOGSIG & Pureline	۱	آموزش	۰/۵۳	۱/۲۹	۱/۱۵
			صحت یابی	۰/۵۶	۱/۲۴	۱/۰۹
		۲	آموزش	۰/۸۲	۰/۶۶	۰/۵۹
			صحت یابی	۰/۷۰	۰/۸۳	۰/۷۵
		۳	آموزش	۰/۷۶	۰/۷۵	۰/۶۵
			صحت یابی	۰/۶۱	۰/۹۹	۰/۹
		۴	آموزش	۰/۷۵	۰/۷۷	۰/۶۵
			صحت یابی	۰/۶۱	۱	۰/۹
		۵	آموزش	۰/۵۰	۱/۳۶	۱/۱۹
			صحت یابی	۰/۵۳	۱/۳	۱/۱۴
		۶	آموزش	۰/۶۰	۱	۰/۹۲
			صحت یابی	۰/۶۵	۰/۹	۰/۸
		۷	آموزش	۰/۷۵	۰/۷۶	۰/۶۶
			صحت یابی	۰/۵۲	۱/۳۲	۱/۱۴

پیوست ۲- نتایج حاصل از اجرای مدل MLP شبکه عصبی با تعداد لایه های پنهان مختلف، توابع مختلف و پارامترهای مختلف در تخمین نفوذپذیری خاکهای بکر

	تابع محرک	تعداد لایه های پنهان	مرحله محاسباتی	ضریب تبیین (R^2)	RMS Error	MAE
تمام پارامترها	تانزانگ هیپربولیک (TANSIG)	۱	آموزش	۰/۶۶	۱/۸۲	۱/۳۷
			صحت یابی	۰/۵۶	۲/۱۳	۱/۶
		۲	آموزش	۰/۹۳	۰/۸۶	۰/۶۹
			صحت یابی	۰/۷۸	۱/۴۹	۱/۱۳
		۳	آموزش	۰/۸۹	۱/۰۴	۰/۷۸
			صحت یابی	۰/۷۴	۱/۵۹	۱/۲
		۴	آموزش	۰/۳۴	۳/۳	۲/۶۹
			صحت یابی	۰/۴۰	۲/۷۹	۲/۲۱
		۵	آموزش	۰/۵۴	۲/۱۶	۱/۶۴
			صحت یابی	۰/۴۸	۲/۳۳	۱/۷۱
		۶	آموزش	۰/۸۰	۱/۳۵	۱/۱۱
			صحت یابی	۰/۶۰	۲	۱/۵۳
		۷	آموزش	۰/۸۸	۱/۰۴	۰/۷۷
			صحت یابی	۰/۷۵	۱/۵۹	۱/۱۷

	تابع محرک	تعداد لایه های پنهان	مرحله محاسباتی	ضریب تبیین (R^2)	RMS Error	MAE
بدون تخلخل	تانزانگ هیپربولیک (TANSIG)	۱	آموزش	۰/۸۴	۱/۱۶	۰/۹۲
			صحت یابی	۰/۸۶	۱/۰۹	۰/۸۸
		۲	آموزش	۰/۷۶	۱/۴۲	۱/۱۴
			صحت یابی	۰/۷۸	۱/۳۹	۱/۱
		۳	آموزش	۰/۴۱	۳/۱	۲/۴۸
			صحت یابی	۰/۶۲	۱/۸۵	۱/۴۵
		۴	آموزش	۰/۸۰	۱/۳	۱/۰۵
			صحت یابی	۰/۷۳	۱/۵۲	۱/۲۲
		۵	آموزش	۰/۸۱	۱/۲۷	۱/۰۵
			صحت یابی	۰/۸۰	۱/۳	۱
		۶	آموزش	۰/۸۸	۱/۰۲	۰/۸۵
			صحت یابی	۰/۵۴	۲/۲۸	۱/۷۶
		۷	آموزش	۰/۸۰	۱/۲۹	۱/۰۲
			صحت یابی	۰/۸۴	۱/۱۵	۰/۹۵

	تابع محرک	تعداد لایه های پنهان	مرحله محاسباتی	ضریب تبیین (R^2)	RMS Error	MAE
بدون ماده آلی	تانژانت هیپربولیک (TANSIG)	۱	آموزش	۰/۸۴	۱/۱۸	۰/۹۶
			صحت یابی	۰/۸۶	۱/۰۹	۰/۸۶
		۲	آموزش	۰/۷۶	۱/۵	۱/۱۷
			صحت یابی	۰/۸۲	۱/۲۲	۱/۰۱
		۳	آموزش	۰/۵۴	۲/۵۸	۲/۳۱
			صحت یابی	۰/۷۱	۱/۷۵	۱/۳۸
		۴	آموزش	۰/۸۸	۱	۰/۸۲
			صحت یابی	۰/۸۲	۱/۲	۱
		۵	آموزش	۰/۷۳	۱/۷	۱/۳
			صحت یابی	۰/۷۵	۱/۶	۱/۲
		۶	آموزش	۰/۸۶	۱/۱	۰/۸۷
			صحت یابی	۰/۴۳	۳	۲/۶۶
		۷	آموزش	۰/۷۴	۱/۶۵	۱/۲۴
			صحت یابی	۰/۸۵	۱/۱۹	۰/۹۶

	تابع محرک	تعداد لایه های پنهان	مرحله محاسباتی	ضریب تبیین (R^2)	RMS Error	MAE
بدون ماده آلی و تخلخل	تانزانگ هیپربولیک (TANSIG)	۱	آموزش	۰/۸۷	۱/۱۳	۰/۸۶
			صحت یابی	۰/۷۱	۱/۶۶	۱/۲۲
		۲	آموزش	۰/۴۶	۲/۷۱	۲/۱
			صحت یابی	۰/۵۰	۲/۳	۱/۷۴
		۳	آموزش	۰/۸۳	۱/۲۲	۰/۹۵
			صحت یابی	۰/۸۵	۰/۹۴	۰/۶۷
		۴	آموزش	۰/۴۶	۲/۷	۲/۱
			صحت یابی	۰/۲۴	۴/۰۳	۳/۲۶
		۵	آموزش	۰/۷۹	۱/۲۸	۱
			صحت یابی	۰/۷۴	۱/۴۹	۱/۱۳
		۶	آموزش	۰/۳۷	۳/۱۴	۲/۴۵
			صحت یابی	۰/۶۴	۱/۸۶	۱/۴
		۷	آموزش	۰/۸۹	۱/۰۳	۰/۸۱
			صحت یابی	۰/۷۴	۱/۵	۱/۱۵

	تابع محرک	تعداد لایه های پنهان	مرحله محاسباتی	ضریب تبیین (R^2)	RMS Error	MAE
بدون ماده آلی و تخلخل	TANSIG & LOGSIG	۱	آموزش	۰/۷۹	۱/۴۴	۱/۱۷
			صحت یابی	۰/۵۵	۲/۲۴	۱/۹
		۲	آموزش	۰/۷۷	۱/۴۸	۱/۲
			صحت یابی	۰/۵۷	۲/۱۸	۱/۸۴
		۳	آموزش	۰/۷۸	۱/۴۵	۱/۱۷
			صحت یابی	۰/۸۶	۱/۲۳	۰/۹۵
		۴	آموزش	۰/۷۲	۱/۶۵	۱/۳۷
			صحت یابی	۰/۷۲	۱/۶۵	۱/۳۹
		۵	آموزش	۰/۷۶	۱/۵	۱/۲۲
			صحت یابی	۰/۵۶	۲/۲۱	۱/۸۸
		۶	آموزش	۰/۶۸	۱/۷	۱/۴
			صحت یابی	۰/۸۸	۱/۱۹	۰/۹
		۷	آموزش	۰/۳۵	۳/۱۶	۲/۷
			صحت یابی	۰/۴۲	۲/۸۶	۲/۴۹

	تابع محرک	تعداد لایه های پنهان	مرحله محاسباتی	ضریب تبیین (R^2)	RMS Error	MAE
بدون ماده آلی و تخلخل	TANSIG & Pureline	۱	آموزش	۰/۶۱	۱/۸۸	۱/۵
			صحت یابی	۰/۵۷	۲/۱	۱/۷۶
		۲	آموزش	۰/۳۶	۳/۴۱	۲/۸
			صحت یابی	۰/۴۳	۲/۹۲	۲/۴
		۳	آموزش	۰/۸۰	۱/۳۳	۱/۰۵
			صحت یابی	۰/۷۳	۱/۵۷	۱/۲۵
		۴	آموزش	۰/۸۵	۱/۲۵	۱
			صحت یابی	۰/۶۸	۱/۶۹	۱/۳۴
		۵	آموزش	۰/۷۸	۱/۴۲	۱/۱۱
			صحت یابی	۰/۶۴	۲/۰۲	۱/۶
		۶	آموزش	۰/۶۶	۱/۹	۱/۵
			صحت یابی	۰/۸۵	۱/۲۷	۱/۰۱
		۷	آموزش	۰/۸۴	۱/۲۵	۰/۹۷
			صحت یابی	۰/۵۵	۲/۳	۱/۹

	تابع محرک	تعداد لایه های پنهان	مرحله محاسباتی	ضریب تبیین (R^2)	RMS Error	MAE
بدون ماده آلی و تخلخل	LOGSIG & Pureline	۱	آموزش	۰/۷۵	۱/۵	۱/۲
			صحت یابی	۰/۸۲	۱/۲۱	۰/۹۳
		۲	آموزش	۰/۷۶	۱/۴۵	۱/۱
			صحت یابی	۰/۷۸	۱/۳۵	۱/۱
		۳	آموزش	۰/۸۳	۱/۱۶	۱
			صحت یابی	۰/۷۰	۱/۷	۱/۴
		۴	آموزش	۰/۷۶	۱/۴۷	۱/۱
			صحت یابی	۰/۵۱	۲/۸۸	۲/۳۷
		۵	آموزش	۰/۸۱	۱/۲۵	۱
			صحت یابی	۰/۶۹	۱/۷۴	۱/۴
		۶	آموزش	۰/۸۶	۱	۰/۷۵
			صحت یابی	۰/۸۴	۱/۱	۰/۸۴
		۷	آموزش	۰/۷۶	۱/۴۵	۱/۱۳
			صحت یابی	۰/۵۰	۲/۹	۲/۴

پیوست ۳- نتایج حاصل از اجرای مدل MLP شبکه عصبی با تعداد لایه های پنهان مختلف، توابع مختلف و پارامترهای مختلف در تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای کشاورزی

	تابع محرک	تعداد لایه های پنهان	مرحله محاسباتی	ضریب تبیین (R^2)	RMS Error	MAE
تمام پارامترها	تانژانت هیپربولیک (TANSIG)	۱	آموزش	۰/۷۸	۱/۲۲	۰/۹۸
			صحت یابی	۰/۶۶	۱/۸۲	۱/۵۱
		۲	آموزش	۰/۷۷	۱/۲۵	۱
			صحت یابی	۰/۷۰	۱/۶۳	۱/۳۹
		۳	آموزش	۰/۵۷	۲/۲۳	۱/۸۳
			صحت یابی	۰/۳۶	۳/۵	۲/۸۸
		۴	آموزش	۰/۶۰	۲/۱	۱/۷۵
			صحت یابی	۰/۸۴	۰/۹۳	۰/۶۷
		۵	آموزش	۰/۶۹	۱/۶۵	۱/۴
			صحت یابی	۰/۷۲	۱/۸۵	۱/۵۵
		۶	آموزش	۰/۵۰	۲/۶	۲/۱۵
			صحت یابی	۰/۵۷	۲/۲۲	۱/۸۷
		۷	آموزش	۰/۸۹	۰/۷۹	۰/۵۹
			صحت یابی	۰/۶۹	۱/۶۵	۱/۳۹

	تابع محرک	تعداد لایه های پنهان	مرحله محاسباتی	ضریب تبیین (R^2)	RMS Error	MAE
بدون pH	تانژانت هیپربولیک (TANSIG)	۱	آموزش	۰/۶۳	۱/۶	۱/۲
			صحت یابی	۰/۳۹	۲/۷	۲/۰۹
		۲	آموزش	۰/۸۹	۰/۸۶	۰/۵۷
			صحت یابی	۰/۶۱	۱/۶۸	۱/۲۷
		۳	آموزش	۰/۷۵	۱/۱۵	۰/۸۴
			صحت یابی	۰/۵۳	۲	۱/۵۵
		۴	آموزش	۰/۵۹	۱/۷۳	۱/۳
			صحت یابی	۰/۴۱	۲/۶۱	۲
		۵	آموزش	۰/۷۸	۱/۱	۰/۸
			صحت یابی	۰/۷۹	۱/۱	۰/۸
		۶	آموزش	۰/۹۷	۰/۶۲	۰/۴۶
			صحت یابی	۰/۷۴	۱/۱	۰/۸
		۷	آموزش	۰/۹۲	۰/۷۱	۰/۴۸
			صحت یابی	۰/۷۰	۱/۲۶	۰/۹۲

	تابع محرک	تعداد لایه های پنهان	مرحله محاسباتی	ضریب تبیین (R^2)	RMS Error	MAE
بدون ماده آلی	تانژانت هیپربولیک (TANSIG)	۱	آموزش	۰/۶۴	۱/۹۷	۱/۵۴
			صحت یابی	۰/۵۰	۲/۷۲	۲/۱۳
		۲	آموزش	۰/۳۹	۳/۴۲	۲/۷
			صحت یابی	۰/۶۸	۱/۷	۱/۳
		۳	آموزش	۰/۴۹	۲/۷	۲/۱
			صحت یابی	۰/۷۱	۱/۶	۱/۲
		۴	آموزش	۰/۳۱	۳/۸	۳
			صحت یابی	۰/۳۶	۳/۶	۲/۸۳
		۵	آموزش	۰/۸۳	۰/۹۸	۰/۷۵
			صحت یابی	۰/۷۲	۱/۵۴	۱/۱۹
		۶	آموزش	۰/۶۹	۱/۷	۱/۳
			صحت یابی	۰/۶۵	۱/۹۳	۱/۵
		۷	آموزش	۰/۷۲	۱/۵۳	۱/۱۶
			صحت یابی	۰/۵۵	۲/۵۵	۲

	تابع محرک	تعداد لایه های پنهان	مرحله محاسباتی	ضریب تبیین (R^2)	RMS Error	MAE
بدون ماده آلی و pH	تانزانگ هیپربولیک (TANSIG)	۱	آموزش	۰/۷۴	۱/۲۸	۰/۹۳
			صحت یابی	۰/۶۴	۱/۸	۱/۴۵
		۲	آموزش	۰/۷۹	۱	۰/۷
			صحت یابی	۰/۶۱	۱/۹۲	۱/۵۵
		۳	آموزش	۰/۹۲	۰/۶۴	۰/۳۸
			صحت یابی	۰/۹۴	۰/۹۲	۰/۶۶
		۴	آموزش	۰/۸۰	۱	۰/۷۵
			صحت یابی	۰/۷۵	۱/۲۴	۰/۹۱
		۵	آموزش	۰/۸۲	۰/۹	۰/۶۵
			صحت یابی	۰/۶۷	۱/۶۵	۱/۳
		۶	آموزش	۰/۷۳	۱/۴۵	۱/۱
			صحت یابی	۰/۵۶	۲/۱۶	۱/۷۷
		۷	آموزش	۰/۹۳	۰/۷۲	۰/۴۵
			صحت یابی	۰/۶۹	۱/۵۵	۱/۲

	تابع محرک	تعداد لایه های پنهان	مرحله محاسباتی	ضریب تبیین (R^2)	RMS Error	MAE
بدون ماده آلی و pH	TANSIG & LOGSIG	۱	آموزش	۰/۴۴	۳/۲۴	۲/۷۱
			صحت یابی	۰/۴۰	۳/۳	۲/۸۲
		۲	آموزش	۰/۸۰	۱/۳۵	۱/۱۵
			صحت یابی	۰/۴۸	۲/۹۲	۲/۴
		۳	آموزش	۰/۳۹	۳/۴۴	۲/۸۷
			صحت یابی	۰/۴۹	۲/۸۸	۲/۳۷
		۴	آموزش	۰/۷۵	۱/۵۳	۱/۱۸
			صحت یابی	۰/۸۶	۱	۰/۸
		۵	آموزش	۰/۷۹	۱/۲۷	۰/۹۸
			صحت یابی	۰/۶۶	۱/۹۵	۱/۵۵
		۶	آموزش	۰/۵۴	۲/۶	۲/۱۵
			صحت یابی	۰/۴۷	۲/۹۶	۲/۴۵
		۷	آموزش	۰/۴۱	۳/۳۷	۲/۸۲
			صحت یابی	۰/۳۱	۴	۳/۴۱

	تابع محرک	تعداد لایه های پنهان	مرحله محاسباتی	ضریب تبیین (R^2)	RMS Error	MAE
بدون ماده آلی و pH	TANSIG & Pureline	۱	آموزش	۰/۴۵	۳/۰۵	۲/۵۸
			صحت یابی	۰/۵۷	۲/۲	۱/۷۷
		۲	آموزش	۰/۶۹	۱/۵۶	۱/۲۲
			صحت یابی	۰/۸۳	۰/۹۳	۰/۶۲
		۳	آموزش	۰/۶۳	۱/۸۸	۱/۴۷
			صحت یابی	۰/۶۳	۱/۸۵	۱/۴۸
		۴	آموزش	۰/۸۳	۰/۹۱	۰/۶
			صحت یابی	۰/۷۰	۱/۵	۱/۱۵
		۵	آموزش	۰/۶۶	۱/۶۷	۱/۳
			صحت یابی	۰/۸۰	۱/۰۴	۰/۷۵
		۶	آموزش	۰/۸۲	۰/۹۵	۰/۶۹
			صحت یابی	۰/۷۱	۱/۵	۱/۱۵
		۷	آموزش	۰/۹۸	۰/۴	۰/۲۵
			صحت یابی	۰/۶۹	۱/۵۵	۱/۲

	تابع محرک	تعداد لایه های پنهان	مرحله محاسباتی	ضریب تبیین (R^2)	RMS Error	MAE
بدون ماده آلی و pH	LOGSIG & Pureline	۱	آموزش	۰/۴۲	۳/۳۴	۲/۹
			صحت یابی	۰/۴۰	۳/۴۶	۳
		۲	آموزش	۰/۸۳	۰/۸۵	۰/۶
			صحت یابی	۰/۶۸	۱/۷۹	۱/۵۶
		۳	آموزش	۰/۵۶	۲/۵۵	۲/۲
			صحت یابی	۰/۴۵	۳/۲	۲/۷۵
		۴	آموزش	۰/۵۱	۲/۸	۲/۴
			صحت یابی	۰/۷۳	۱/۵۵	۱/۳۷
		۵	آموزش	۰/۵۷	۲/۵	۲/۱۵
			صحت یابی	۰/۷۰	۱/۷۵	۱/۵۳
		۶	آموزش	۰/۷۴	۱/۵۳	۱/۳
			صحت یابی	۰/۵۲	۲/۷۵	۲/۳۶
		۷	آموزش	۰/۸۲	۰/۹	۰/۶۵
			صحت یابی	۰/۴۲	۳/۴	۲/۹

پیوست ۴- نتایج حاصل از اجرای مدل MLP شبکه عصبی با تعداد لایه های پنهان مختلف، توابع مختلف و پارامترهای مختلف در تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاکهای بکر

	تابع محرک	تعداد لایه های پنهان	مرحله محاسباتی	ضریب تبیین (R^2)	RMS Error	MAE
تمام پارامترها	تانزانگ هیپربولیک (TANSIG)	۱	آموزش	۰/۸۱	۱/۳	۰/۹
			صحت یابی	۰/۸۶	۱/۰۹	۰/۷
		۲	آموزش	۰/۸۴	۱/۲	۰/۸
			صحت یابی	۰/۹۱	۰/۸۵	۰/۴۸
		۳	آموزش	۰/۹۹	۰/۴	۰/۱۵
			صحت یابی	۰/۷۰	۱/۶	۱/۱۸
		۴	آموزش	۰/۸۴	۱/۲	۰/۸
			صحت یابی	۰/۷۹	۱/۴	۱
		۵	آموزش	۰/۶۲	۱/۹۷	۱/۵
			صحت یابی	۰/۷۹	۱/۴	۱
		۶	آموزش	۰/۹۱	۰/۸۵	۰/۵
			صحت یابی	۰/۷۴	۱/۴	۱
		۷	آموزش	۰/۸۲	۱/۳	۰/۹
			صحت یابی	۰/۸۱	۱/۳۳	۰/۹۴

	تابع محرک	تعداد لایه های پنهان	مرحله محاسباتی	ضریب تبیین (R^2)	RMS Error	MAE
بدون pH	تانزانته هیپربولیک (TANSIG)	۱	آموزش	۰/۷۶	۱/۴۱	۱/۱۸
			صحت یابی	۰/۹۴	۰/۵۷	۰/۴۵
		۲	آموزش	۰/۸۱	۱/۱۶	۰/۹۵
			صحت یابی	۰/۸۲	۱/۱۳	۰/۸۸
		۳	آموزش	۰/۹۴	۰/۵۳	۰/۴
			صحت یابی	۰/۷۴	۱/۴۵	۱/۲
		۴	آموزش	۰/۸۸	۰/۸۵	۰/۶۷
			صحت یابی	۰/۸۲	۱/۰۹	۰/۸۸
		۵	آموزش	۰/۸۰	۱/۲۲	۱
			صحت یابی	۰/۸۳	۱/۰۷	۰/۸۴
		۶	آموزش	۰/۸۹	۰/۸۲	۰/۶۳
			صحت یابی	۰/۷۱	۱/۶۶	۱/۳۸
		۷	آموزش	۰/۷۳	۱/۵۵	۱/۲۹
			صحت یابی	۰/۵۵	۲/۵۵	۲/۲۲

	تابع محرک	تعداد لایه های پنهان	مرحله محاسباتی	ضریب تبیین (R^2)	RMS Error	MAE
بدون ماده آلی	تانژانت هیپربولیک (TANSIG)	۱	آموزش	۰/۵۵	۲/۵۶	۲/۲۴
			صحت یابی	۰/۷۹	۱/۲۶	۱/۵
		۲	آموزش	۰/۶۳	۲/۱۷	۱/۹۴
			صحت یابی	۰/۵۷	۲/۴۵	۲/۱۵
		۳	آموزش	۰/۷۸	۱/۴	۱/۲
			صحت یابی	۰/۵۷	۲/۴۵	۲/۱۵
		۴	آموزش	۰/۶۷	۱/۹	۱/۶۸
			صحت یابی	۰/۵۲	۲/۷۱	۲/۴۱
		۵	آموزش	۰/۶۳	۲/۰۶	۱/۸۱
			صحت یابی	۰/۵۴	۲/۶	۲/۳
		۶	آموزش	۰/۹۱	۰/۶۹	۰/۵۵
			صحت یابی	۰/۷۳	۱/۶	۱/۴۲
		۷	آموزش	۰/۸۱	۱/۱۶	۰/۹۶
			صحت یابی	۰/۶۳	۲/۱۶	۱/۹

	تابع محرک	تعداد لایه های پنهان	مرحله محاسباتی	ضریب تبیین (R^2)	RMS Error	MAE
بدون ماده آلی و pH	تانژانت هیپربولیک (TANSIG)	۱	آموزش	۰/۸۱	۱/۲۳	۰/۸۵
			صحت یابی	۰/۹۵	۰/۵۷	۰/۲۳
		۲	آموزش	۰/۵۱	۲/۳۷	۱/۹۴
			صحت یابی	۰/۲۵	۳/۶	۳/۱
		۳	آموزش	۰/۸۸	۰/۶۴	۰/۴۴
			صحت یابی	۰/۸۰	۰/۵۶	۰/۳۸
		۴	آموزش	۰/۸۵	۰/۹۸	۰/۶۵
			صحت یابی	۰/۷۲	۱/۷۷	۱/۴
		۵	آموزش	۰/۸۶	۰/۹۳	۰/۶۲
			صحت یابی	۰/۷۳	۱/۷۳	۱/۳۸
		۶	آموزش	۰/۷۰	۱/۸۲	۱/۴۵
			صحت یابی	۰/۵۱	۲/۳۵	۱/۹
		۷	آموزش	۰/۹۶	۰/۴۵	۰/۲
			صحت یابی	۰/۶۹	۱/۸۶	۱/۴۹

	تابع محرک	تعداد لایه های پنهان	مرحله محاسباتی	ضریب تبیین (R^2)	RMS Error	MAE
بدون ماده آلی و pH	TANSIG & LOGSIG	۱	آموزش	۰/۳۷	۳/۳۳	۲/۹۲
			صحت یابی	۰/۴۴	۲/۹	۲/۶
		۲	آموزش	۰/۸۰	۱/۱۸	۰/۹
			صحت یابی	۰/۸۹	۱/۲۲	۰/۹۵
		۳	آموزش	۰/۸۵	۱/۰۲	۰/۷۵
			صحت یابی	۰/۸۵	۱	۰/۷۴
		۴	آموزش	۰/۷۳	۱/۵۲	۱/۲۷
			صحت یابی	۰/۴۹	۲/۶۶	۲/۳۵
		۵	آموزش	۰/۸۱	۱/۲	۰/۹۵
			صحت یابی	۰/۷۰	۱/۶۵	۱/۴
		۶	آموزش	۰/۴۲	۳/۰۱	۲/۶۸
			صحت یابی	۰/۶۲	۲/۰۵	۱/۸
		۷	آموزش	۰/۸۷	۰/۹۸	۰/۷۱
			صحت یابی	۰/۷۴	۱/۵۵	۱/۳

	تابع محرک	تعداد لایه های پنهان	مرحله محاسباتی	ضریب تبیین (R^2)	RMS Error	MAE
بدون ماده آلی و pH	TANSIG & Pureline	۱	آموزش	۰/۸۰	۱/۲	۱/۰۷
			صحت یابی	۰/۹۷	۰/۴۸	۰/۳۵
		۲	آموزش	۰/۸۰	۱/۲	۱/۰۵
			صحت یابی	۰/۷۷	۱/۳۵	۱/۲
		۳	آموزش	۰/۸۴	۱/۰۵	۰/۹
			صحت یابی	۰/۷۰	۱/۷	۱/۵۵
		۴	آموزش	۰/۹۱	۰/۷۸	۰/۶۵
			صحت یابی	۰/۸۷	۰/۹	۰/۷۵
		۵	آموزش	۰/۸۹	۰/۸۷	۰/۷۱
			صحت یابی	۰/۶۴	۲	۱/۸۲
		۶	آموزش	۰/۹۳	۰/۷	۰/۵۵
			صحت یابی	۰/۷۷	۱/۳۵	۱/۲
		۷	آموزش	۰/۹۳	۰/۶۶	۰/۵۲
			صحت یابی	۰/۸۹	۰/۸۵	۰/۷

	تابع محرک	تعداد لایه های پنهان	مرحله محاسباتی	ضریب تبیین (R^2)	RMS Error	MAE
بدون ماده آلی و pH	LOGSIG & Pureline	۱	آموزش	۰/۷۴	۱/۴	۱/۲۸
			صحت یابی	۰/۷۶	۱/۳۳	۱/۲
		۲	آموزش	۰/۵۹	۲/۰۲	۱/۸۵
			صحت یابی	۰/۴۶	۲/۷۱	۲/۴۵
		۳	آموزش	۰/۸۳	۱/۰۳	۰/۸۲
			صحت یابی	۰/۷۲	۱/۵۲	۱/۳۷
		۴	آموزش	۰/۵۳	۲/۳۵	۲/۱۴
			صحت یابی	۰/۶۴	۱/۸	۱/۶۵
		۵	آموزش	۰/۸۸	۰/۸	۰/۶۴
			صحت یابی	۰/۶۲	۱/۸۵	۱/۷
		۶	آموزش	۰/۷۲	۱/۵	۱/۳۸
			صحت یابی	۰/۴۷	۲/۷	۲/۴
		۷	آموزش	۰/۷۷	۱/۳	۱/۱۵
			صحت یابی	۰/۷۲	۱/۵۲	۱/۳۸

Abstract

Soil permeability and cation exchange capacity (CEC) are most important soil parameters but their measurement is difficult and needs lots of time as well as costs. With respect to the problem of direct measurement of this parameter in recent years using indirect methods such as artificial neural networks has been considered. In the present study, 100 soil samples were collected from Ghoshe location in Semnan province. Half of the samples were collected from disturbed agricultural lands and the other half were collected from undisturbed nearby lands. Some soil chemical as well as physical properties such as electrical conductivity (EC), soil texture, lime percentage, sodium adsorption ratio (SAR) and bulk density were considered as easy and fast obtainable features and soil cation exchange capacity and infiltration as difficult and time-consuming features. Moreover, soil pH, Porosity and organic matter percentage were measured but their sensitivity analysis has been delayed. The collected data were randomly divided into two categories of training (80%) and testing (20%) and they were used for training and testing of two artificial neural networks, multi-layer perceptron using back-propagation algorithm (MLP/BP) and Radial basis functions (RBF) and nonlinear regression model. Results of this research show the high efficiency of artificial neural networks compared with nonlinear regression and also MLP network was better than RBF network. Sensitivity analysis was also performed for all parameters to find out the relationship between soil parameters and soil cation exchange capacity and infiltration for both disturbed and undisturbed soils. At last, the correlation between soil parameters and soil cation exchange capacity and infiltration was determined and the most important parameters which could influence the soil cation exchange capacity and infiltration were described. Results show that clay and lime percentage with cation exchange capacity and sand percentage and EC with infiltration have the most correlation.

Key words: Artificial neural network, Cation exchange capacity, Infiltration, Linear regression, Modeling, Sensitivity analysis, Soil.



Shahrood University of Technology
Faculty of Agriculture
Soil and Water Department
M.S.c. Thesis

The Estimation of Soil Permeability and Cation Exchange Capacity
in Disturbed and Undisturbed Soils Using Artificial Neural Network

Hamed Kashi

Supervisors:

Dr H. Ghorbani

Dr S. Emamgholizadeh

Advisors:

Dr A. Rohani

Dr S. A. A. Hashemi

Date:

July 2012