

الله
بالحمد
العزيز



دانشکده مهندسی کشاورزی

گروه آب و خاک

پایان نامه کارشناسی ارشد

عنوان:

پیش‌بینی فلزات سنگین و CEC خاک با استفاده از خصوصیات خاک به کمک مدل‌های هوشمند

احمد بازوبندی

اساتید راهنما:

دکتر هادی قربانی

دکتر صمد امامقلی زاده

اساتید مشاور:

تورج افشاری بدرلو

محمد رضا شعیعی نوبریان

آبان ۱۳۹۴



مدیریت تحصیلات تکمیلی

باسمه تعالی

شماره:

تاریخ:

فرم صورت جلسه دفاع از پایان نامه تحصیلی دوره کارشناسی ارشد

با تأییدات خداوند متعال و با استعانت از حضرت ولی عصر (عج) نتیجه ارزیابی جلسه دفاع از پایان نامه کارشناسی ارشد آقای احمد بازوبندی به شماره دانشجویی ۹۲۰۳۰۱۴ رشته مهندسی کشاورزی گرایش خاکشناسی تحت عنوان پیش‌بینی فلزات سنگین و CEC خاک با استفاده از خصوصیات خاک به کمک مدل‌های هوشمند که در تاریخ ۱۳۹۴/۰۸/۱۰ با حضور هیأت محترم داوران در دانشگاه شاهرود برگزار گردید به شرح ذیل اعلام می‌گردد:

<input type="checkbox"/> قبول (با درجه: _____ امتیاز: _____) <input type="checkbox"/> دفاع مجدد <input type="checkbox"/> مردود
--

۱- عالی (۲۰ - ۱۹)

۲- بسیار خوب (۱۸/۹۹ - ۱۸)

۳- خوب (۱۷/۹۹ - ۱۶)

۴- قابل قبول (۱۵/۹۹ - ۱۴)

۵- نمره کمتر از ۱۴ غیر قابل قبول

امضاء	مرتبه علمی	نام و نام خانوادگی	عضو هیأت داوران
	دانشیار	هادی قربانی	۱- استاد راهنما
	دانشیار	صمد امامقلی زاده	۲- استاد مشاور
	استادیار	اسمعیل محمودی	۳- نماینده شورای تحصیلات تکمیلی
	دانشیار	علی عباسپور	۴- استاد ممتحن
	دانشیار	خلیل اژدری	۵- استاد ممتحن

رئیس دانشکده: امضاء

تشکر و قدردانی

نخستین سپاس و ستایش از آن خداوندی است که بنده کوچکش را در دریای بیکران اندیشه، قطره ای ساخت تا وسعت آن را از دریچه اندیشه های ناب آموزگارانی بزرگ به تماشا نشیند. لذا اکنون که در سایه سار بنده نوازی هایش پایان نامه حاضر به انجام رسیده است، بر خود الزم می دانم تا مراتب سپاس را از بزرگوارانی به جا آورم که اگر دست یاریگرشان نبود، هرگز این پایان نامه به انجام نمی رسید

ماحصل آموخته هایم را تقدیم می کنم به آنان که مهر آسمانی شان آرام بخش آلام زمینی ام است

به استوارترین تکیه گاهم، دستان پرمهر پدرم

به سبزترین نگاه زندگیم، چشمان سبز مادرم

همسرم که نشانه لطف الهی در زندگی من است و مسیح وار با صبرش در تمامی لحظات رفیق راه بود.

برادرانم، همراهان همیشگی و پشتوانه های زندگیم

به استادان فرزانه و فرهیخته، دکتر هادی قربانی و دکتر صمد امامقلی زاده که در راه کسب علم و معرفت مرا یاری نمودند.

دوستانم بهزاد باقری شیروان، قاسم صیدالی و حسین کیخسروی که صادقانه و بدون چشم داشت با دست های یاریگرشان مرا همراهی

کردند و به تمام آزادی هایم که نیک می اندیشند و عقل و منطق را پیشه خود نموده و جز رضای الهی و پیشرفت و سعادت جامعه،

هدفی ندارند. که هرچه آموختم در مکتب عشق شما آموختم و هرچه بکوشم قطره ای از دریای بی کران مهربانیتان را سپاس نتوانم

بگویم. امروز هستی ام به امید شماست و فردا کلید باغ بهشتم رضای شما، گران سنگ تر از این ارزان نداشتم تا به خاک پایتان نثار

کنم، باشد که حاصل تلاشم نسیم گونه غبار خستگیتان را بزدايد .

بوسه بر دستان پرمهرتان

تعهد نامه

اینجانب احمد بازوبندی دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته مهندسی کشاورزی-خاکشناسی دانشکده کشاورزی دانشگاه شاهرود نویسنده پایان نامه پیش‌بینی فلزات سنگین و CEC خاک با استفاده از خصوصیات خاک به کمک مدل‌های هوشمند تحت راهنمایی دکتر هادی قربانی و صمد امامقلی زاده متعهد می‌شوم.

- 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 شاهرود می‌باشد و مقالات مستخرج با نام «دانشگاه شاهرود» و یا «*Shahrood University*» 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 می‌گردد.
- 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 شاهرود می‌باشد. 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 نمی‌باشد.

چکیده:

ظرفیت تبادل کاتیونی و آلودگی به فلزات سنگین جزء پارامترهای شیمیایی مهم خاک به حساب می‌آیند که اندازه‌گیری مستقیم آن‌ها دشوار است و نیاز به وقت و هزینه‌ی زیادی دارد. با توجه به مشکلات اندازه‌گیری مستقیم این پارامترها در سال‌های اخیر استفاده از روش‌های غیرمستقیم مانند شبکه‌ی عصبی مصنوعی و شبکه‌ی عصبی فازی و مدل‌هایی مشابه دیگر برای برآورد این خصوصیات مورد توجه قرار گرفته است. امروزه مدل‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی و شبکه‌ی عصبی فازی با کارایی بالا در مدل‌سازی مسائل غیرخطی کاربرد روزافزون آن را سبب شده است. در این پژوهش ۲۵۰ نمونه خاک جمع‌آوری شده از مناطق مختلف استان گیلان مورد بررسی قرار گرفت. پارامترهای فیزیکی و شیمیایی همچون میزان کربن آلی، میزان نیتروژن درصد شن، رس، سیلت، pH و EC به‌عنوان لایه‌ها یا پارامترهای ورودی و ظرفیت تبادل کاتیونی، میزان سرب و میزان کادمیوم به‌عنوان لایه‌های خروجی انتخاب شدند. داده‌های جمع‌آوری شده به‌صورت تصادفی به دودسته‌ی آموزش و صحت‌سنجی تقسیم شدند و از آن‌ها برای آموزش و ارزیابی مدل شبکه‌ی عصبی (MLP) و شبکه‌ی عصبی فازی (ANFIS) و همچنین رگرسیون خطی استفاده شد. نتایج حاصل از مطالعه‌ی حاضر کارایی بالاتر مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی را نسبت به روش رگرسیون خطی نشان می‌دهد. علاوه بر آن شبکه‌ی عصبی مصنوعی دارای عملکرد بهتری نسبت به شبکه‌ی عصبی فازی در مرحله‌ی صحت‌سنجی است. اگرچه شبکه‌ی عصبی فازی در مرحله آموزش بهتر از شبکه‌ی عصبی مصنوعی عمل کرد. همچنین به‌منظور تعیین همبستگی هر یک از پارامترهای ورودی با مقدار ظرفیت تبادل کاتیونی و میزان سرب و کادمیوم خاک از آنالیز حساسیت نیز استفاده گردید. که بر اساس نتایج به‌دست آمده میزان کربن آلی بیشترین همبستگی را با ظرفیت تبادل کاتیونی خاک و میزان سرب و کادمیوم از خود نشان داد.

واژه‌های کلیدی: آلودگی به فلزات سنگین، ظرفیت تبادل کاتیونی، شبکه‌ی عصبی مصنوعی، شبکه‌ی عصبی

فازی، سرب، کادمیوم

لیست مقالات مستخرج از پایان نامه

۱. بازوبندی ا، صابری ا، قربانی ه، امامقلی زاده ص (۱۳۹۳). تخمین نیتروژن کل خاک با استفاده از

خصوصیات خاک به کمک شبکه‌ی عصبی، اولین کنفرانس ملی جغرافیا، گردشگری، منابع طبیعی و

توسعه پایدار، سازمان میراث فرهنگی، تهران

۲. بازوبندی ا، صابری ا، قربانی ه، امامقلی زاده ص (۱۳۹۳). پیش‌بینی فسفر خاک با استفاده از خصوصیات

خاک به کمک شبکه‌ی عصبی، اولین کنفرانس ملی جغرافیا، گردشگری، منابع طبیعی و توسعه پایدار،

سازمان میراث فرهنگی، تهران

۳. بازوبندی ا، قربانی ه، امامقلی زاده ص (۱۳۹۴). تخمین کادمیوم کل خاک با استفاده از خصوصیات

خاک به کمک شبکه‌ی عصبی، نخستین کنفرانس ملی دستاورد های نوین در علوم زیستی و کشاورزی،

دانشگاه زابل، تهران

۴. بازوبندی ا، قربانی ه، امامقلی زاده ص (۱۳۹۴). تخمین سرب کل خاک با استفاده از خصوصیات

خاک به کمک شبکه‌ی عصبی، نخستین کنفرانس ملی دستاورد های نوین در علوم زیستی و کشاورزی،

دانشگاه زابل، تهران

فهرست مطالب

فصل اول کلیات.....	۱
۱-۱-مقدمه.....	۲
۱-۲- ضرورت تحقیق.....	۴
۱-۳- اهداف.....	۵
۱-۴- روش تحقیق.....	۵
فصل دوم مروری بر مطالعات گذشته.....	۷
۱-۲- مقدمه.....	۸
۱-۱-۲- شبکه عصبی مصنوعی (ANN).....	۸
۱-۲-۴- ظرفیت تبادل کاتیونی.....	۱۳
۱-۲-۵- شبکه عصبی - فازی (ANFIS).....	۱۵
فصل سوم مواد و روش ها.....	۲۱
۱-۳- منطقه مورد مطالعه.....	۲۲
۱-۳-۱- موقعیت جغرافیایی و آب و هوا.....	۲۳
۱-۳-۲- زمین شناسی حوزه.....	۲۴
۱-۳-۳- خاک.....	۲۶
۱-۳-۴- پوشش گیاهی.....	۲۸
۱-۳-۲-۱- انواع آلایندهها.....	۲۹
۱-۳-۲-۲-۱- آلایندههای آلی.....	۲۹
۱-۳-۲-۲-۲- عوارض آلایندههای آلی در انسان.....	۳۰
۱-۳-۲-۲-۳- آلایندههای غیر آلی.....	۳۰
۱-۳-۲-۱-۲-۳- فلزات سنگین.....	۳۰
۱-۳-۲-۳- منابع فلزات سنگین.....	۳۱

۳۲۳-۲-۴- عوارض سمیت فلزات سنگین در انسان
۳۳۳-۳ داده ها
۳۳۳-۳-۱ خصوصیت های فیزیکی و شیمیایی نمونه های خاک
۳۴۳-۳-۴ مدل ریاضی شبکه عصبی مصنوعی
۳۶۳-۳-۱-۴ پرسپترون چندلایه
۳۷۳-۵- شبکه‌ی فازی-عصبی (ANFIS)
۳۹فصل چهارم نتایج و بحث
۴۰۴-۱- مقدمه
۴۰۴-۲- داده‌ها ورودی و خروجی
۴۲۴-۳- اجرای شبکه‌ی پرسپترون (MLP) برای محاسبه‌ی آلودگی و CEC
۵۰۴-۴- آنالیز حساسیت بر روی پارامترهای ورودی به مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی
۵۳۴-۵- اجرای مدل نرو فازی برای پیش‌بینی میزان آلودگی به فلزات سنگین و CEC
۵۴۴-۶-۲- اجرای شبکه‌ی نرو فازی
۵۹۴-۷- رگرسیون چند متغیره
۵۹۴-۷-۲- اجرای مدل رگرسیون خطی چند متغیره
۶۴۵-۱-۳- مقایسه‌ی شبکه‌ی عصبی مصنوعی، نرو فازی و مدل رگرسیون خطی چند متغیره
۶۸۵-۱- مقدمه
۶۸۵-۱-۱- شبکه‌ی پرسپترون چندلایه (MLP)
۶۹۵-۱-۲- شبکه‌ی نرو فازی (ANFIS)
۷۰۵-۲- پیشنهادها

فهرست شکل ها

- شکل ۲-۱ دقت تخمین دمای خاک شبکه عصبی نسبت به واقعیت (بیلگیلی و همکاران ۲۰۱۲)..... ۱۲
- شکل ۲-۲ تبخیر ماهانه مشاهده شده و تخمین زده شده در مرحله تست شبکه عصبی- فازی (کومار و همکاران ۲۰۱۲)..... ۱۸
- شکل ۳-۱- موقعیت منطقه‌ی مورد مطالعه ۲۲
- شکل ۲-۲ مدل ریاضی ساده شده عصبی واقعی..... ۳۶
- شکل ۳-۳ پرسپترون ۳ لایه با اتصالات کامل..... ۳۷
- شکل ۴-۱-۱ مقادیر RMSE لایه‌های پنهان متفاوت برای آلودگی به کادمیوم ۴۶
- شکل ۴-۲-۲ مقادیر RMSE لایه‌های پنهان متفاوت برای آلودگی به سرب ۴۶
- شکل ۴-۴-۴ نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مرحله‌ی آموزش آلودگی به کادمیوم (مدل MLP)..... ۴۷
- شکل ۴-۵-۵ نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مرحله‌ی صحت یابی آلودگی به کادمیوم (مدل MLP)..... ۴۸
- شکل ۴-۶-۶ نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مرحله‌ی آموزش آلودگی به سرب (مدل MLP)..... ۴۸
- شکل ۴-۷-۷ نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مرحله‌ی صحت یابی آلودگی به سرب (مدل MLP)..... ۴۹
- شکل ۴-۹-۹ نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مرحله‌ی صحت یابی ظرفیت تبادل کاتیونی (مدل MLP)..... ۵۰
- شکل ۴-۱۰-۱۰ آنالیز حساسیت سهم لایه‌های ورودی در تخمین میزان کادمیوم خاک..... ۵۲
- شکل ۴-۱۱-۱۱ آنالیز حساسیت سهم لایه‌های ورودی در تخمین میزان سرب خاک..... ۵۲
- شکل ۴-۱۱-۴ نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مرحله‌ی صحت یابی آلودگی به کادمیوم (مدل ANFIS)..... ۵۶
- شکل ۴-۱۴-۴ نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مرحله‌ی آموزش ظرفیت تبادل کاتیونی (مدل ANFIS)..... ۵۸
- شکل ۴-۱۵-۴ نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مرحله‌ی صحت یابی ظرفیت تبادل کاتیونی (مدل ANFIS)..... ۵۸

- شکل ۴-۱۶- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مرحله‌ی آموزش آلودگی به کادمیوم (رگرسیون خطی) ۶۲
- شکل ۴-۱۷- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مرحله‌ی صحت یابی آلودگی به کادمیوم (رگرسیون خطی) ۶۲
- شکل ۴-۱۸- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مرحله‌ی آموزش آلودگی به سرب (رگرسیون خطی) ۶۳
- شکل ۴-۱۹- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مرحله‌ی صحت یابی آلودگی به سرب (رگرسیون خطی) ۶۳
- شکل ۴-۲۰- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مرحله‌ی آموزش ظرفیت تبادل کاتیونی (رگرسیون خطی) ۶۴
- شکل ۴-۲۱- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مرحله‌ی صحت یابی ظرفیت تبادل کاتیونی (رگرسیون خطی) ۶۴

فهرست جداول

- جدول ۳-۲- غلظت مجاز و دامنه غلظت چند فلز سنگین در خاک ۳۲
- جدول ۳-۱- پارامترهای آماری داده‌های استفاده شده ۳۴
- جدول ۴-۱- همبستگی میان پارامترهای خاک با ظرفیت تبادل کاتیونی و میزان سرب و کادمیوم ۴۲
- جدول ۴-۳- نتایج حاصل از اجرای بهترین تابع شبکه MLP برای تخمین آلودگی به کادمیوم ۴۴
- جدول ۴-۴- نتایج حاصل از اجرای بهترین تابع شبکه MLP برای تخمین آلودگی به سرب ۴۵
- جدول ۴-۵- نتایج حاصل از اجرای بهترین تابع شبکه MLP برای تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی ۴۵
- جدول ۴-۶- نتایج حاصل از اجرای بهترین تابع شبکه ANFIS برای تخمین آلودگی به کادمیوم ۵۵
- جدول ۴-۷- نتایج حاصل از اجرای بهترین تابع شبکه ANFIS برای تخمین آلودگی به سرب ۵۵
- جدول ۴-۸- نتایج حاصل از اجرای بهترین تابع شبکه ANFIS برای تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی ۵۵
- جدول ۴-۹- نتایج حاصل از اجرای مدل رگرسیون خطی چند متغیره برای تخمین آلودگی به کادمیوم ۶۱
- جدول ۴-۱۰- نتایج حاصل از اجرای مدل رگرسیون خطی چند متغیره برای تخمین آلودگی به سرب ۶۱

- جدول ۴-۱۱- نتایج حاصل از اجرای مدل رگرسیون خطی چند متغیره برای تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی ۶۱
- جدول ۶-۱- نتایج حاصل از اجرای مدل‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی ، عصبی فازی و مدل رگرسیون خطی چند متغیره ۶۶

فصل اول

کلیات

۱-۱- مقدمه

هرگونه تغییر در خصوصیات فیزیکی، شیمیایی و بیولوژیکی آب، هوا، خاک و مواد غذایی که بر سلامت محیطزیست و فعالیت‌های انسان و سایر جانداران اثر نامطلوب داشته باشد، آلودگی نامیده می‌شود. به‌طور کلی ماده آلاینده، ماده‌ای است که دارای غلظتی بیش از حد طبیعی باشد به‌طوری که روی موجودات زنده اثر نامطلوب داشته باشد و یا درجایی واقع شود که به‌طور معمول نباید در آنجا قرار بگیرد. هرگونه تغییر در ویژگی‌های اجزای متشکله خاک به‌طوری که استفاده از آن ناممکن گردد آلودگی خاک نامیده می‌شود. در سالهای اخیر آلودگی گیاهان به فلزات سنگین از طریق منابع کشاورزی امنیت غذایی و سلامت انسانها را در بسیاری از کشور های توسعه یافته و در حال توسعه تحت تاثیر قرار داده است (رودریگز و همکاران ۲۰۰۷). مهمترین آلاینده های خاک شامل فلزات سنگین، بارش های اسیدی و مواد آلی می باشند که از این میان فلزات سنگین به واسطه غیر قابل تجزیه بودن، سمیت زیاد، اثرات تجمعی و سرطان زایی مورد توجه می باشند (میکو و همکاران، ۲۰۰۶) فلزات سنگین به فلزاتی گفته میشود که دارای چگالی نسبتا بالا بوده و در غلظت های کم سمی باشند (عرفان منش و افیونی ۱۳۷۹). آلودگی شیمیایی از یک نظر به معنی انحراف عناصر شیمیایی از چرخه‌ها طبیعی خود است کربن، نیتروژن و فسفات‌هایی که از زباله‌های شهرها به آب‌های روان منتقل می‌شوند در حقیقت از چرخه خاک و گیاه خارج شده‌اند. هنگامی که از هوا و آب به‌عنوان محل تخلیه فاضلاب استفاده می‌شود، آلودگی ایجاد می‌گردد، زیرا هوا و آب می‌توانند به آهستگی اجزای را به چرخه‌های طبیعی خود بازگردانند. از سوی دیگر ذرات خاک با وسعت سطوح و فعالیت‌های کاتالیزوری خود همراه با آب و اکسیژن موجود می‌توانند آلوده‌کننده‌ها را بی‌اثر کنند. خاک‌ها زباله و پسمانده را سریعاً تجزیه می‌کنند و اجزای آن‌ها را به چرخه‌های طبیعی خود بازمی‌گردانند و در نتیجه اختلال و به هم خوردگی محیطی حاصل از فعالیت انسان را به حداقل کاهش می‌دهند. تمام یون‌های عناصر غذایی کم‌مصرف در غلظت‌های موجود در خاک خیلی بیشتر از حد طبیعی مسموم‌کننده هستند. وقوع طبیعی عناصر سمی در

غلظت‌های زیاد در خاک‌ها به‌جز در مورد مسمومیت‌های گیاهی توسط آلومینیم در خاک‌های اسیدی نادرند. آلودگی‌های خاک توسط عناصر سمی معمولاً در نتیجه فعالیت انسانی به وجود می‌آیند. عناصر آلوده‌کننده حاصل از فعالیت انسان و حالت‌های اکسایش آن‌ها بر اساس عدد اتمی و نه بر اساس اهمیت برلییم (Be)، کروم (Cr)، روی (Zn)، آرسنیک (As)، کادمیوم (Cd)، جیوه (Hg) و سرب (Pb) را شامل می‌شود. آلودگی‌های خاک ناشی از کارخانه‌های ذوب فلزات، زباله‌های شهری و صنعتی حشره‌کش‌ها و ترافیک اتومبیل‌ها همگی می‌توانند غلظت‌های عناصر یادشده در خاک را به حدسمی برسانند. حیواناتی که چرای آن‌ها به نواحی آلوده محدود شده باشد، شدیدترین اثر تجمع مسموم‌کننده فلزات در خاک‌ها را نشان خواهند داد. خاک برای دفن بقایای آلوده‌کننده می‌تواند واسطه بسیار سالم‌تری از هیدرو سفر یا اتمسفر باشد. خاک در مقایسه با هوا یا آب توان بهتری برای اکسیده کردن و ابقای آلوده‌کننده‌ها و انتقال آن‌ها از زنجیره غذایی به خاک دارد. زباله شهری منبع بسیار بارزشی از نیتروژن، فسفات و آب برای گیاهان زراعی است. تحت مدیریت ضعیف، استعمال زباله می‌تواند به آلودگی خاک توسط فلزات کمیاب منجر شود. برای پیش‌گیری از این واقعه، جلوگیری اولیه از آلودگی زباله شهری به‌وسیله فلزات سمی است که توسط کارخانه‌های صنعتی ایجاد می‌شود. ترکیبات معدنی حاوی جیوه (Hg)، کادمیم (Cd)، سرب (Pb)، آرسنیک (As)، نیکل (Ni)، روی (Zn)، منگنز (Mn)، فلور (F) و بر (B) موجب آلودگی خاک می‌شوند. ترکیبات حاوی آرسنیک و کادمیم بسیار سمی هستند. ترکیبات شامل جیوه، سرب، نیکل و فلور سمیت متوسط دارند. ترکیبات حاوی بر، مس، منگنز و روی نسبتاً سمی هستند. کادمیم برای بیشتر ساختارهای زیستی خطر فراوان ایجاد می‌کند و سمیتی ۲ تا ۲۰ برابر بیشتر از سایر عناصر سنگین به همراه دارد (واسویل و همکاران ۱۹۹۸). سازمان مواد سمی و بیماری‌های آمریکا کادمیم را در اولویت لیست ده ماده خطرناک و سمی خود قرار داده است (کامنو و همکاران ۲۰۰۰). به‌کارگیری فناوری مدرن از عوامل مؤثر در بروز آلودگی محیط ناشی از کاربرد این‌گونه ترکیبات به شمار می‌آید در اثر سوزاندن مواد نفتی و فعالیت کارخانه‌های ذوب فلز مقادیر

زیادی از عناصر سمی وارد اتمسفر شده که می‌توانند بر روی نباتات و خاک نشسته و اثرات سوء خود را اعمال نمایند. سرب از طریق احتراق بنزین در وسایط نقلیه موتوری و سوزاندن زغال‌سنگ وارد اتمسفر می‌شود و در مواقع بارندگی و ریزش برف بر روی خاک نشست می‌کند. سوپر فسفات‌ها و سنگ‌آهک معمولاً دارای مقادیری از کادمیم، مس، منگنز، نیکل و روی بوده و به‌کارگیری آن‌ها آلودگی خاک را به دنبال دارد. آرسنیک در حشره‌کش‌ها مورد استفاده قرار گرفته و به علت پایداری درازمدت در محیط از آن استفاده نمی‌شود. فلزات سنگین در ترکیب قارچ‌کش‌های آلی، علف‌کش‌ها و حشره‌کش‌ها شرکت دارند که با کاربرد آن‌ها، موجبات آلودگی را فراهم می‌آورند.

۱-۲- ضرورت تحقیق

بحث اندازه‌گیری فلزات سنگین و البته ظرفیت تبادل کاتیونی از مباحث پرهزینه و زمانبری است که نیاز به دستگاه‌های خاص و پیشرفته دارد و با توجه به همین مسائل باید برای آن چاره‌ای اندیشیده شود. مدل‌های هوشمندی که امروزه از آن‌ها در تمام علوم استفاده‌های وافر می‌شود بستری را فراهم آورده‌اند که می‌توان از آن‌ها برای کاهش هزینه‌ها و صرفه‌جویی در وقت استفاده کرد. بر این اساس در مطالعه‌ی حاضر از این مدل‌ها در پیش‌بینی فلزات سنگین و ظرفیت تبادل کاتیونی استفاده شده است. این مدل‌ها در سال‌های اخیر به ابزار مناسب برای این منظور تبدیل شده‌اند به‌گونه‌ای که مطالعات بسیاری در این زمینه انجام شده است.

۱-۳- اهداف

اهداف این تحقیق که در آن به پیش بینی فلزات سنگین و ظرفیت تبادل کاتیونی خاک (CEC) با استفاده از خصوصیات خاک به کمک مدل‌های هوشمند پرداخته شده است شامل موارد زیر می‌باشد.

هدف اصلی

- گسترش یک مدل مطلوب جهت پیش‌بینی و تخمین میزان ظرفیت تبادل کاتیونی و میزان فلزات سنگین خاک

▪ اهداف فرعی

- بررسی عملکرد مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاجی عصبی-فازی جهت تخمین میزان ظرفیت تبادل کاتیونی و میزان فلزات سنگین خاک
- مقایسه عملکرد مدل شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاجی عصبی-فازی

۱-۴- روش تحقیق

مطالعه حاضر بر اساس سنجش توانایی مدل‌های هوشمند در تخمین و پیش‌بینی فلزات سنگین و ظرفیت تبادل کاتیونی پایه‌ریزی شده است، بر این اساس ابتدا داده‌های حاصل از نمونه‌برداری در ۲۵۰ نقطه از استان گیلان مورد تجزیه تحلیل قرار گرفت و بررسی‌های لازم انجام شد، در مرحله بعدی برای پیش‌بینی فلزات سنگین ارتباط بین پارامترها و خصوصیات فیزیکی و فلزات سنگین مورد بررسی قرار گرفت. در این زمینه پارامترهایی که بیشترین و نزدیک‌ترین ارتباط را داشتند مشخص شد و از آن‌ها برای پیش‌بینی و تخمین فلزات سنگین استفاده شد. در مرحله‌ی بعد پارامترهای مرتبط به ظرفیت تبادل کاتیونی شناسایی

شده و از این پارامترها نیز برای پیش‌بینی ظرفیت تبادل کاتیونی استفاده گردید. مرحله بعدی مرحله مقایسه و کارایی سنجی بین مدل‌ها برای تعیین بهترین کارایی بود که طبق آن بهترین مدل مشخص شده است.

فصل دوم

مرور بر مطالعات

گذشته

۲-۱- مقدمه

اخيراً شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌طور فراگیر و موفقیت‌آمیزی در پیش‌بینی بسیاری از خصوصیات دیر یافت خاک مانند ظرفیت تبادل خاک و تخمین آلودگی فلزات سنگین مورد استفاده قرار گرفته‌اند. یکی از مزیت‌های استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به مدل‌های قدیمی مانند رگرسیون چند متغیره این است که نیازمند تعیین یک تابع خاص برای بیان رابطه میان داده‌های ورودی و خروجی نیست. رابطه بین داده‌های ورودی و خروجی از طریق فرایند آموزش به دست می‌آید.

۲-۱-۱- 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 شبکه عصبی به اواخر قرن نوزدهم و اوایل قرن بیستم بر می‌گردد. در این دوره کارهای اساسی در فیزیک روانشناسی و نوروفیزیولوژیکی صورت پذیرفت. این مدل‌ها به مدل‌های مشخص ریاضی عملکرد نرون‌ها اشاره نداشتند. در سال ۱۹۶۹ مدل MLP شبکه‌های عصبی مصنوعی توسط مک کالوخ و پیت مطرح شد که یک مدل خطی ساده بود، سپس پرسپترون الگوریتم‌های یادگیری را ارائه نمود (منهاج ۱۳۸۱). سال ۱۹۶۹ آغاز افول موقت شبکه‌های عصبی شد، زیرا عدم توانایی شبکه‌های عصبی در حل مسائل غیر خطی 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 چند لایه و الگوریتم‌های یادگیری دارای Feed back راه حلی برای حل موارد

غیر خطی ارائه کرد. در این زمان بود که شبکه های بازگشتی، خود سازمانده، (Radial Basis Function) Autoregressive, RBF و... مطرح شد. از اواسط دهه نود، نسل سوم شبکه های عصبی مطرح شدند که مشخصات آن ها عبارت بودند از:

✓ تعیین محدودیت های تئوری و عملی شبکه

✓ عمومیت و حدود آن

✓ شبکه های عصبی مصنوعی و الگوریتم های ژنتیکی و منطق فازی

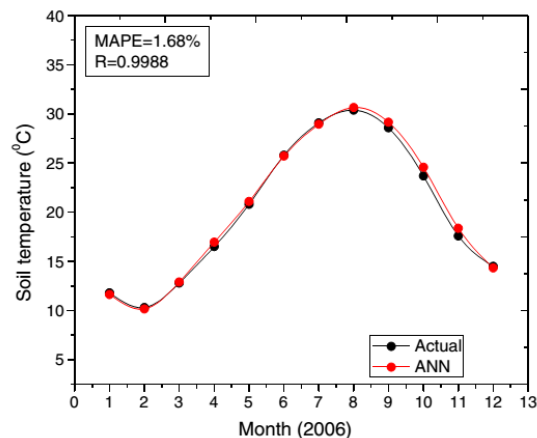
و در نهایت استفاده عملی و پیاده سازی تجاری و سخت افزاری شبکه عصبی مصنوعی ممکن شده است.

کنعانی و همکاران (۱۳۸۶) در تحقیقی با عنوان تخمین مقادیر شوری حوزه ی آبریز رودخانه ها به روش شبکه ی عصبی مصنوعی به کارایی بالای مدل شبکه ی عصبی مصنوعی به خصوص شبکه های با ورودی تأخیر یافته دست یافتند. ابراهیمی و نایب لوئی (۱۳۸۸) در تحقیقی با عنوان تخمین نفوذپذیری نهایی خاک ها با استفاده از مدل شبکه ی عصبی مصنوعی، با استفاده از فاکتورهای نظیر مجموع کلسیم و منیزیم، سدیم، هدایت الکتریکی، درصد ماده ی آلی، تخلخل، وزن مخصوص ظاهری، وزن مخصوص حقیقی و اسیدیته، به کارایی بالای مدل شبکه ی عصبی مصنوعی حتی با وجود تعداد کم داده ها دست پیدا کردند. البته در این تحقیق مدل رگرسیون خطی کارکرد بالاتری نسبت به مدل شبکه ی عصبی مصنوعی دارا بود. گروهی از محققین به مقایسه ی روش های رگرسیون مرحله ای و شبکه ی عصبی مصنوعی در جذب فلزات سنگین از خاک پرداختند. نتایج حاکی از کارایی بالای هر دو روش بود. البته مدل شبکه ی عصبی مصنوعی مدل مناسب تری در پیش بینی ضریب جذب کادمیوم، در خاک است (صبور و همکاران، ۱۳۸۹) سروری و همکاران (۱۳۹۰) به مقایسه ی مدل های RBF شبکه عصبی مصنوعی و مدل نرو فازی برای مدل سازی بارش رواناب پرداختند. نتایج آن ها بیانگر قابلیت بالاتر مدل نرو فازی نسبت به مدل RBF است ولی شبکه ی RBF سرعت آموزش بسیار سریع تری را نشان داد. صفاری و همکاران (۱۳۸۸) به مقایسه ی روش های میان یابی

کریجینگ و شبکه‌ی عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی تغییرات مکانی برخی 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 شبکه‌ی عصبی مصنوعی بوده است که از روش پس انتشار خطا برای آموزش کمک می‌گیرد. کریمیان (۱۳۷۵) با استفاده از ۱۵۰ نمونه خاک استان فارس، معادلات رگرسیونی چند متغیره ایجاد و سهم رس و مواد آلی در ظرفیت تبادل کاتیونی خاک را محاسبه نمود. این پژوهش همچنین ظرفیت تبادل کاتیونی تعدادی از خاک‌ها را پس از اکسایش مواد آلی با آب اکسیژنه اندازه‌گیری کرد و سهم مواد آلی و رس را به‌طور مستقیم تعیین نمود. امینی و همکاران (۲۰۰۵) و معاریان فرد و بیگی هرچکانی (۱۳۸۸) با درصد رس و ماده آلی مقدار CEC را برآورد کردند همچنین با افزایش CEC خاک مقدار سطح ویژه ذرات ریز خاک نیز افزایش می‌یابد و در اکثر تحقیقات رابطه معنی‌داری با همبستگی بالا بین این دو پارامتر به‌دست آمده است.

با توجه به توانایی در استنتاج معانی از داده‌های پیچیده یا مبهم، ANN برای استخراج الگو و شناسایی روند مورد استفاده قرار می‌گیرد (هایکین، ۱۹۹۹) همچنین با در نظر گرفتن قابلیت‌های توصیف روابط غیرخطی، از شبکه عصبی به‌طور گسترده‌ای استفاده می‌شود (گوپتا ۱۹۹۷، هسو ۱۹۹۵، راجورکا ۲۰۰۴). شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌طور گسترده‌ای برای پیش‌بینی خصوصیات هیدرولیکی خاک (میناسنی و همکاران ۲۰۰۴، اسچاپ و همکاران ۱۹۹۸)، نقشه‌های دیجیتال خاک (بهرنس و همکاران ۲۰۰۵، مک بارتنی و همکاران ۲۰۰۳) و مدل‌سازی رفتار عناصر کمیاب (اناگو و همکاران ۲۰۰۹، بوسزوسکی و کووالکوسکی ۲۰۰۶، گندهیمتی و مینامبال ۲۰۱۲) مورد استفاده قرار گرفته است. در مواردی، شبکه‌های عصبی برای پیدا کردن روابط ورودی-خروجی، با استفاده از یک فرآیند کالیبراسیون تکراری آموزش داده می‌شوند (فاز آموزش). علاوه بر این شبکه‌های عصبی مصنوعی که مزیت محدودیت تحمیل نشده در

ورودی‌های و خروجی‌ها را دارند، به راحتی قادرند که محاسبه معکوس را اجرا نمایند (هامبلی و همکاران ۲۰۰۶، جنکینس ۱۹۹۷، رفیق و همکاران ۲۰۰۱). البته لازم به ذکر است که دقت در اندازه‌گیری دمای خاک بسیار مهم است بنابراین مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی دمای خاک مورد استفاده قرار می‌گیرند (مازو و همکاران ۲۰۱۲) تبری (۲۰۱۱) دمای روزانه خاک را در شش عمق (۵، ۱۰، ۲۰، ۳۰، ۵۰، ۱۰۰ سانتیمتری) با استفاده از مدل‌های MLP (Multi Layer Perceptron) و روش رگرسیون خطی چند متغیره (در یک منطقه خشک از کشور ایران) تخمین زدند. نتایج نشان دادند که پیش‌بینی شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل‌های رگرسیون عملکرد بهتری داشته است. بیلگیلی (۲۰۱۰) دمای ماهانه خاک را با استفاده از رگرسیون‌های خطی و غیرخطی و روش‌های شبکه عصبی مصنوعی در شهر آدانا ترکیه مدل‌سازی کرد. نتایج مبین آن بود که روش شبکه عصبی عملکرد بهتری نسبت به روش‌های رگرسیونی ارائه نموده است. در مطالعه‌ای دیگر بیلگیلی و همکاران (۲۰۱۳) دماهای خاک یک ایستگاه هدف را با استفاده از فقط دماهای خاک ایستگاه‌های همسایه در ترکیه تخمین زدند. در نتیجه یک مدل شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین دمای خاک ایستگاه هدف گسترش یافت. خروجی‌های حاصله مشخص می‌کنند که مدل شبکه عصبی گسترش‌یافته یک پیش‌بینی ساده و با دقت برای نمایش دمای خاک ارائه می‌کند (شکل ۲ - ۱).



شکل ۲ - ۱ دقت تخمین دمای خاک شبکه عصبی نسبت به واقعیت (بیلگلی و همکاران ۲۰۱۲)

وو و همکاران (۲۰۱۳) میانگین ماهانه دمای خاک در عمق ۱۰ سانتیمتری را با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در یک منطقه وسیع پیش‌بینی کردند. دستاورد به‌دست‌آمده حاکی از آن بود که شبکه عصبی مصنوعی ابزاری مؤثر برای پیش‌بینی دمای خاک هست. در تحقیقات مختلفی شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی خصوصیات هیدرولوژی خاک با موفقیت عمل نموده است (مینارسی و همکاران ۱۹۹۹، پاچپسکی و راولز ۱۹۹۹، مینارسی و مک برتنی ۲۰۰۲) از مزایای استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی این است که هیچ نوع خاصی از توابع، به فرض اولیه برای مدل‌سازی رابطه بین ورودی‌ها و خروجی‌ها احتیاجی ندارند. رابطه‌ای که داده‌های ورودی را به داده‌های خروجی متصل می‌کند، از طریق یک روش آموزش به دست می‌آید (اسچاپ و همکاران ۱۹۹۸) در موضوعات اخیر در زمینه هیدرولوژی گزارش شده است که احتمال دارد روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، منطق فازی و عصبی-فازی روشی جایگزین برای پیش‌بینی سنتی هیدرولوژی از جمله کاربرد تبخیر باشد (مینسن و هال ۱۹۹۶، تایفور ۲۰۰۲، سادھیر و همکاران ۲۰۰۲، سوپهاراتید ۲۰۰۳، کومار و همکاران ۲۰۰۴، کیسی ۲۰۰۴، کیسی و ییلدریم ۲۰۰۵) تبری و همکاران (۲۰۰۹) تبخیر روزانه را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون غیرخطی چند متغیره (MNL) در یک منطقه نیمه‌خشک از کشور ایران تخمین زدند. نتایج نشان دادند که شبکه عصبی مصنوعی تخمین بهتری نسبت به MNL ارائه می‌دهد. پینگ و همکاران (۲۰۱۰) برای پیش‌بینی ظرفیت

آب در خاک و هدایت هیدرولیکی خاک از مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده کردند که نتایج آن نشان‌دهنده‌ی افزایش کارایی مدل با افزودن داده‌های ورودی بود.

۲-۴- ظرفیت تبادل کاتیونی

ظرفیت تبادل کاتیونی یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های خاک در ارتباط با مواد غذایی، نگهداری آب در خاک و همچنین مدیریت آلودگی خاک می‌باشد. اندازه‌گیری CEC خاک کاری دشوار، وقت‌گیر و هزینه‌بر می‌باشد. بنابراین تخمین آن از طریق خصوصیات زود یافت خاک می‌تواند موجب کاهش هزینه و صرفه‌جویی در وقت شود. در سال‌های اخیر، توابع انتقالی گوناگونی برای تخمین CEC خاک از روی خصوصیات فیزیکی و شیمیایی خاک توسعه داده شده‌اند. در اغلب این مدل‌ها CEC به‌عنوان تابع خطی از ماده آلی و مقدار رس خاک در نظر گرفته شده و پیش‌بینی بر اساس آن انجام شده است. اخیراً شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌طور فراگیر و موفقیت‌آمیزی در پیش‌بینی بسیاری از خصوصیات دیر یافت خاک مورد استفاده قرار گرفته‌اند. مهاجر و همکاران (۱۳۸۸) با استفاده از فاکتور درصد رس، درصد ماده‌ی آلی و رطوبت خاک به تخمین ظرفیت تبدالی خاک پرداختند. نتایج به‌دست آمده از مدل شبکه‌ی عصبی، نشان‌دهنده‌ی ضریب تبیین بیشتر و خطای کمتری نسبت به روش رگرسیونی بود. همچنین تفکیک داده‌ها برحسب لایه و فامیل باعث افزایش دقت و صحت توابع گردید. صفاریان و همکاران (۱۳۸۸) به بررسی کارایی و مقایسه‌ی روش‌های شبکه‌ی عصبی و رگرسیون خطی جهت برآورد ظرفیت تبادل کاتیونی خاک‌های مناطق گرم و خشک پرداختند. آن‌ها از روش پس انتشار خطا برای آموزش شبکه‌ی عصبی کمک گرفتند. آن‌ها با اندازه‌گیری پارامترهای درصد رس، سیلت و شن خاک، کربن آلی و pH عصاره‌ی اشباع به تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاک پرداختند. نتایج کارایی بالاتر مدل شبکه‌ی عصبی را نسبت به رگرسیون خطی نشان داد. معماریان فرد و بیگی هرچگانی (۱۳۸۸)، از توابع انتقالی برای پیش‌بینی ظرفیت تبادل کاتیونی خاک با استفاده از

خصوصیات اساسی خاک مانند توزیع اندازه ذرات، کربن آلی، درصد رطوبت اشباع و pH روی ۲۰۰ نمونه خاک از استان چهارمحال و بختیاری استفاده کردند. عملکرد مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیونی چند متغیره خطی با استفاده از دسته داده‌های آزمونی مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج نشان داد که مدل شبکه عصبی پس انتشار خطای توسعه داده شده با چهار ورودی کربن آلی، رطوبت اشباع، درصد رس و شن با هفت نورون در لایه پنهان توانست ظرفیت تبادل کاتیونی را بهتر از مدل‌های رگرسیونی و دیگر مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی پیش‌بینی کند. هزارجریبی و همکاران (۱۳۹۲) روش شبکه عصبی مصنوعی دارای دقت بالایی در برآورد ظرفیت تبادل کاتیونی خاک است، به گونه‌ای که ۸۲ درصد (ضریب تبیین در مرحله آزمون) تغییرپذیری ظرفیت تبادل کاتیونی خاک در منطقه مورد مطالعه را با استفاده از ۱۲ خصوصیت زود یافت خاک‌نشان می‌دهد. بررسی نتایج تحقیق حاضر حاکی از آن است که بافت و مقدار ماده آلی خاک مهم‌ترین فاکتورهای مؤثر بر ظرفیت تبادل کاتیونی خاک در منطقه می‌باشند. در بین پارامترهای حساس مدلی با پارامترهای ورودی درصد رس، سیلت و شن، لگاریتم میانگین هندسی و انحراف معیار هندسی اندازه ذرات به‌عنوان بهترین مدل پیش‌بینی کننده ظرفیت تبادل کاتیونی خاک از نظر دقت و سهل‌الوصول بودن انتخاب گردید. نتایج تحقیق حاضر با نتایج تحقیق کروگ و همکاران (۱۳۷۹) و معماریان فرد و بیگی هرچگانی (۱۳۸۸) تطابق دارد. نتایج به‌دست آمده در این مطالعه تنها برای منطقه مورد مطالعه و دیگر مناطق مشابه از نظر توپوگرافی، اقلیم، خاک و عملیات مدیریتی قابل استفاده است. هرچند که می‌توان نظیر چنین مطالعه‌ای را با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در مناطق دیگر نیز انجام داد. تقی زاده‌ی مهرجردی و همکاران (۱۳۸۸) در تحقیقی برای پیش‌بینی ظرفیت تبادل کاتیونی خاک از فراوانی نسبی ذرات و درصد کربن آلی خاک، استفاده کردند. نتایج نشان‌دهنده‌ی عملکرد بهتر مدل شبکه‌ی عصبی نسبت به توابع رگرسیونی بود و اهمیت فرایند آموزش در تعیین پارامترهای مدل را به‌خوبی نشان داد. مهربانیان و همکاران (۱۳۸۹) از مدل شبکه‌ی عصبی برای تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاک‌های آهکی و گچی استان یزد

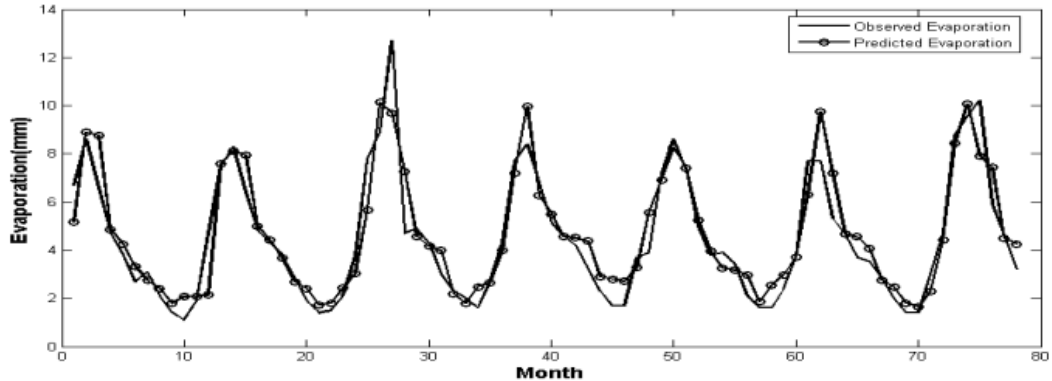
استفاده کردند و با اندازه‌گیری پارامترهای اجزا بافت خاک و درصد کربن آلی خاک به پیش‌بینی ظرفیت تبادل کاتیونی با مدل‌های شبکه‌ی عصبی و رگرسیون خطی پرداختند. نتایج آن‌ها کارایی بالای شبکه‌ی عصبی را که دارای روابط غیرخطی میان متغیرهای وابسته و پیش‌بینی شونده است را در مقایسه با روابط رگرسیونی به‌خوبی نشان داد. مهربانیان و همکاران (۱۳۸۸) به مدل‌سازی ظرفیت تبادل کاتیونی خاک با شبکه‌ی عصبی مصنوعی، رگرسیون چند متغیره و توابع انتقالی پرداختند. آن‌ها با مقایسه‌ی فاکتورهای آماری خطای استاندارد نسبی (RSE)، مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب همبستگی به مقایسه‌ی مدل‌ها پرداختند. نتایج دقت بالاتر مدل شبکه‌ی عصبی را نسبت به سایر مدل‌ها نشان داد. همچنین درزمینه‌ی کاربرد مدل‌های عصبی در پیش‌بینی سری‌های زمانی فهیمی فرد (۲۰۰۹) آذربایجانی و همکاران (۲۰۰۷)، هروی و همکاران (۲۰۰۴)، مشیری و کامرون (۲۰۰۰)، فهیمی فرد (۱۳۸۷) اثنی عشری (۱۳۸۶)، نجفی و همکاران (۱۳۸۵) مشیری و مروت (۱۳۸۴)، به مطالعه و بررسی پرداخته و نتیجه گرفته‌اند که مدل‌های عصبی در مقایسه با مدل‌ها خطی از عملکرد بهتری برخوردارند

۲-۵- شبکه عصبی - فازی (ANFIS)

از زمانی که پروفیسور لطفی زاده برای اولین بار تئوری منطق فازی را برای سیستم‌های پیچیده ارائه داد، این نظریه به طور گسترده‌ای در مسائل مختلف با موفقیت استفاده شده است. نکته مهم منطق فازی امکان برقراری ارتباط بین فضای ورودی به فضای خروجی میباشد و مکانیزم اولیه برای انجام این کار است که قانون نامیده می‌شوند. در فرایند آموزش، این قوانین به صورتاگر آنگاه (If-Then) لیستی از جملات موازی ارزیابی و تعیین می‌شوند. از طرف دیگر، شبکه‌های عصبی دارای توانایی آموزش از محیط جفت‌های ورودی -خروجی می‌باشد. برای اولین بار با مدنظر قرار دادن توانایی‌های تئوری فازی و شبکه عصبی، در سال ۱۹۹۳، Jang مدل سیستم استنتاج تطبیقی عصبی -فازی را ارائه داد. مدل استنتاج تطبیقی عصبی - فازی (ANFIS) به شبکه‌ای چند لایه، متشکل از گره‌ها و کمان‌های اتصال دهنده گره‌ها می‌باشد.

داده‌های مربوط به خاک، به دلیل ماهیت ساختاری خاص، دارای عدم قطعیت می‌باشند. در این حالت می‌توان از روش‌هایی که تنها بر اساس داده عمل می‌کنند و ساختار مدل را بر این اساس اجرا می‌نمایند، استفاده نمود. از جمله این تکنیک‌ها سیستم استنتاجی عصبی فازی تطبیقی (ANFIS) می‌باشند. از این روش برای حل مشکلات پیچیده، غیرقطعی و دینامیکی می‌توان استفاده نمود. این در حالی است که رابطه بین متغیرهای مدل ناشناخته باشد. یک مدل عصبی-فازی قادر است که ارائه زبانی سیستم فازی را با توانایی آموزش شبکه عصبی مصنوعی تلفیق کند. تمرکز تحقیقات بر روی شبکه عصبی از یک رویکرد جعبه سیاه (Black-Box) به معماری عصبی-فازی دینامیکی توسعه یافته است (انگ و کوئک ۲۰۰۵). علاوه بر این، Neuro-Fuzzy System (NFS) به مفهوم نوعی از دستگاه‌های فازی است که با استفاده از یک الگوریتم یادگیری مشتق شده یا الهام گرفته شده از نظریه شبکه عصبی، پارامترهای متغیر شامل: مجموعه‌های فازی و قوانین فازی را توسط پردازش نمونه‌های داده‌های تعیین می‌نمایند (لین و لی ۱۹۹۶). اخیراً NFS با تلفیق توانایی سطح پایین یادگیری در شبکه‌های عصبی و توانایی استدلالی سیستم‌های فازی در سطح بالا، پرکاربرد شده است (چائو و همکاران ۲۰۰۹). در این سیستم با فرض ارائه مدل محلی و به کمک توابع محلی دینامیک نتیجه و لایه‌های مربوط به قانون ایجاد شده که به‌عنوان مدل Takagi-Sugeno-Kang (TSK) شناخته می‌شوند. خروجی مدل TSK با انجام درون‌یابی‌ها فازی و در نظر گرفتن همسایگی فازی محاسبه می‌شود. مزیت قابل توجه مدل‌های TSK، توانایی آن‌ها برای تعیین دقت مدل‌سازی یک سیستم در هر دو سطح کلی و محلی می‌باشد (کوئک و کوئاک ۲۰۰۶). سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS) از جمله مدل‌های TSK است که با تنظیم پارامترهای کلی و به حداقل رساندن خطاهای کلی اجرا می‌شود (جنگ ۱۹۹۳) مدل ANFIS معمولاً در کاربردهای متنوعی از منابع آب مورد استفاده قرار می‌گیرند (ابولپور و همکاران ۲۰۰۷، چان و چانگ ۲۰۰۶، یئون و همکاران ۲۰۰۸، یارار و همکاران ۲۰۰۹، یوردوسو و فیرات ۲۰۰۹). شبکه عصبی-فازی و ماشین بردار پشتیبان (SVM)

به‌خوبی برای تخمین تبخیر و تعرق مورد استفاده قرار گرفته‌اند. در لس‌آنجلس کالیفرنیا کیسی و اوزتورک (۲۰۰۷) دقت سیستم استنتاجی فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS) را در تخمین تبخیر و تعرق مورد بررسی قرار دادند. نتایج نشان دادند که شبکه عصبی-فازی را می‌توان برای اجرای فرآیند تبخیر و تعرق مورد استفاده قرار داد. ایتک (۲۰۰۸) شبکه عصبی-فازی (Co-active CANFIS) را به‌منظور مدل‌سازی تبخیر و تعرق روزانه با استفاده از پارامترهای اتمسفری مورد بررسی قرار داد. نتایج این تحقیق حاکی از آن است که CANFIS را می‌توان به‌عنوان یک مدل تبخیر و تعرق جایگزین برای روش‌های سنتی گذشته پیشنهاد نمود. شیری و همکاران (۲۰۱۲)، مدل‌های برنامه ریزی بیان ژن (GEP)، شبکه عصبی-فازی ANFIS، مدل priestley-Taylor و روش Hargreaves-samani را برای تخمین تبخیر و تعرق در شهر باسک (شمال اسپانیا) ارزیابی کردند. در تحقیق مذکور برنامه‌سازی ژنتیک عملکرد بهتری را نسبت به بقیه الگوریتم‌ها ارائه نموده است. کیسی (۲۰۰۶) توانایی شبکه عصبی-فازی را در مقابل شبکه عصبی مصنوعی، برای تخمین تبخیر روزانه مورد بررسی قرار داد. در این تحقیق مشخص گردید که تکنیک محاسباتی شبکه عصبی-فازی را می‌توان با موفقیت در مدل‌سازی فرآیند تبخیر داده‌های اقلیمی به کار گرفت. کومار و همکاران (۲۰۱۲) روش‌های عصبی مصنوعی و شبکه عصبی-فازی را برای پیش‌بینی پتانسیل تبخیر ماهانه در پانتاگار هند گسترش دادند. نتایج نشان دادند که مدل شبکه عصبی-فازی عملکرد بهتری نسبت را به شبکه عصبی مصنوعی ارائه می‌کند



شکل ۲- ۲ تبخیر ماهانه مشاهده شده و تخمین زده شده در مرحله تست شبکه عصبی- فازی (کومار و همکاران ۲۰۱۲)

گوکس اوقلو و همکاران (۲۰۰۴) یک مدل عصبی-فازی را برای پیش‌بینی تغییر شکل توده سنگ، توسعه دادند. لازم به ذکر است که عملکرد مدل پیشنهاد شده توسط گوکس اوقلو و همکاران رضایت‌بخش بوده است. همچنین کایادلن و همکاران (۲۰۰۹) دو نوع مدل عصبی-فازی را توسعه دادند که قادر به یادگیری روابط پیچیده بین خصوصیات اساسی خاک می‌باشند. مقایسه نتایج به دست آمده از ANFIS توسعه یافته با نتایج تجربی رضایت‌بخش بوده است. کالکان و همکاران (۲۰۰۸) مدل ANFIS را برای پیش‌بینی مقاومت فشاری محصور نشده (Unconfined Compressive Strength)، از خاک دانه فشرده پیشنهاد نمودند. مدل توسعه یافته کالکان و همکاران یافته‌های قابل توجهی را برای تعیین UCS خاک فشرده نشان می‌دهد. در تحقیقات مبسوط‌تری سزار و همکاران روش ANFIS را برای پیش‌بینی نفوذپذیری شن آموزش دادند. این روش معمولاً دارای پتانسیل بسیار زیادی است که در نتیجه برای تخمین دقیق نفوذپذیری شن (توسط مهندسان ژئوتکنیک) مورد استفاده قرار می‌گیرد (۲۰۱۱). همچنین در پژوهشی دیگر سه روش شبکه عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS)، شبکه عصبی مصنوعی و مدل زمین‌آمار (کریجینگ معمولی) در تخمین ضریب قابلیت انتقال آبخوان دشت قزوین مورد ارزیابی قرار گرفتند (خلقی و حسینی ۲۰۰۶). نتایج

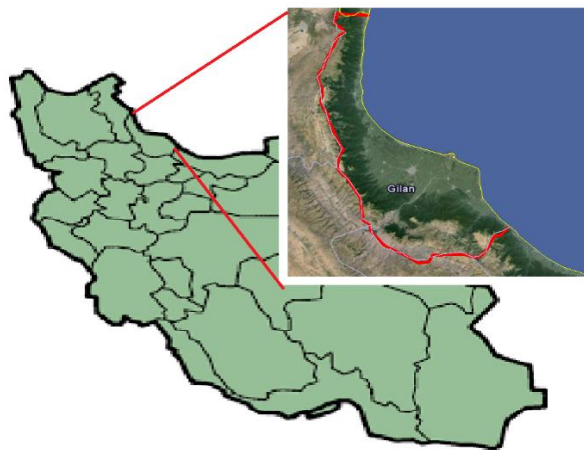
به دست آمده بیانگر عملکرد مناسب شبکه عصبی-فازی تطبیقی در مقایسه با دو روش عصبی مصنوعی و زمین آمار کریجینگ بوده است. علاوه بر این توانمندی شبکه عصبی-فازی تطبیقی در برآورد مکانی سطح ایستابی نسبت به روش های شبکه عصبی مصنوعی و زمین آمار در آبخوان دشت توسط دهقانی و همکاران (۲۰۰۹) بررسی گردید. در این مطالعه با در نظر گرفتن مختصات هندسی چاه ها به عنوان پارامترهای ورودی مشخص گردید که شبکه عصبی-فازی (با توجه به ضریب همبستگی ۹۸ درصد و میانگین مربعات خطای کمتر)، از دقت بالاتری برای تخمین تراز سطح آب زیرزمینی (در نقاط مجهول آبخوان) برخوردار می باشد. سبزی پرور و همکاران (۱۳۸۹ الف) با مطالعه روی داده های هواشناسی سه ایستگاه سینوپتیک زاهدان، تهران و رامسر که دارای اقلیم متفاوتی می باشند، نتیجه گرفتند که دقت روش استنتاج عصبی-فازی تطبیقی ۴ درصد بیشتر از روش آماری رگرسیون بوده است. همچنین دقت پیش بینی دمای خاک در دو ایستگاه زاهدان و تهران (اقلیم خشک)، با روش استنتاج عصبی-فازی تطبیقی به ترتیب ۱۲ درصد و ۴ / ۵ درصد بهتر از رامسر (اقلیم مرطوب) مشاهده گردید. کارآموز و همکاران (۲۰۰۵) سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی را مدلی توانمند در طراحی نگاشت غیرخطی بین فضای ورودی و خروجی (با کاربردی موفق در مدل سازی و کنترل سیستم های پیچیده می دانند.

فصل سوم

مولد و روشها

۳-۱- منطقه مورد مطالعه

استان گیلان با مساحت ۱۴۰۴۴ کیلومتر مربع در میان رشته کوه‌های البرز و تالش در شمال ایران جای گرفته است. این استان به واحد جغرافیایی جنوب دریای مازندران تعلق دارد و با استان‌های اردبیل در غرب، مازندران در شرق، زنجان در جنوب و کشور تازه استقلال یافته آذربایجان و دریای خزر در شمال هم مرز و همسایه است. استان گیلان بین ۳۶ درجه و ۳۶ دقیقه تا ۳۸ درجه و ۲۷ دقیقه عرض شمالی و ۴۸ درجه و ۲۵ دقیقه تا ۵۰ درجه و ۳۴ دقیقه طول شرقی از نصف‌النهار گرینویچ قرار دارد و رود سفید تمشک که بین چابکسر و رامسر جاری است، آن را از استان مازندران جدا می‌کند. براساس تقسیمات کشوری سال ۱۳۷۵، این استان به مرکزیت رشت، ۱۲ شهرستان، ۳۵ شهر، ۳۰ بخش، ۹۹ دهستان و ۲۷۶۳ آبادی دارد. شهرستان‌های استان عبارت‌اند از: آستارا، آستانه اشرفیه، بندر انزلی، رشت، رودبار، رودسر، شفت، صومعه‌سرا، طوالش، فومن، لاهیجان و لنگرود.



شکل ۳-۱- موقعیت منطقه‌ی مورد مطالعه

۳-۱-۱- موقعیت جغرافیایی و آب و هوا

استان گیلان از استان‌های شمالی کشور است. ناهمواری‌های آن از غرب به شرق شامل: تالش، ماسوله، پشته کوه و رشته کوه البرز است که از سه بخش غربی، مرکزی و شرقی تشکیل شده است. البرز غربی مانند حصاری استان گیلان را در بر گرفته است و بلندترین قله آن فک یا دلفک (آشیانه عقاب) نام دارد. جلگه‌های استان گیلان در میان دریا و کوهستان، تا ارتفاع یکصد متری سطح دریا، گسترده‌اند. مساحت این جلگه‌ها به بیش از پنج هزار کیلومترمربع (نزدیک به یک سوم زمین‌های استان) می‌رسد. این زمین‌ها به سه قسمت عمده تالش، گیلان غربی و گیلان شرقی تقسیم می‌شوند.

اقلیم سرزمین گیلان به آب و هوای معتدل خزری معروف است. کوهستان تالش با جهت شمالی، جنوبی و کوهستان البرز با امتداد غربی - شرقی، مانند سدی از عبور بخار آب دریای مازندران و بادهای مرطوب شمال غربی به داخل ایران جلوگیری می‌کند و به علت ارتفاع زیاد، موجب بارندگی‌های فراوان در استان گیلان می‌شود. تبخیر فراوان دریای مازندران ضمن افزایش رطوبت هوا (به ویژه در ماه‌های گرم سال تا ۹۳ درصد)، به تعدیل دمای هوا در تابستان و کاهش آن در زمستان، به ویژه در نواحی جلگه‌ای نزدیک به دریا، می‌انجامد. از این رو، یخبندان زمستانی در نزدیکی کناره‌های دریا بسیار کم گزارش شده است. براساس گزارش ایستگاه‌های هواشناسی استان متوسط حداقل مطلق دمای رشت ۶/۳ و متوسط حداکثر مطلق آن ۲۹/۸ درجه سانتی‌گراد، متوسط حداقل مطلق دمای آستارا ۷/۳ و متوسط حداکثر مطلق دمای آن ۲۵/۴ و متوسط حداقل مطلق دمای بندر انزلی ۹/۸ و متوسط حداکثر مطلق دمای آن ۲۳/۷ و متوسط حداقل مطلق دمای منجیل ۷/۲ و متوسط حداکثر مطلق دمای آن ۱/۳۱ درجه سانتی‌گراد گزارش شده است. میزان بارندگی در استان گیلان به بادهای مرطوبی بستگی دارد که در زمستان از شمال غرب، در بهار از شرق و در تابستان و پاییز از غرب می‌وزند. این بادهای مرطوب دریا را به سوی جلگه گیلان می‌رانند. این

توده‌های هوایی بر اثر برخورد با توده‌های هوای مرطوبی که از سوی دریای مدیترانه به سوی فضای دریای مازندران می‌آیند، موجب بارندگی‌های فراوان و طولانی می‌شوند.

۳-۱-۲-زمین‌شناسی حوزه

گیلان انتهای غربی رشته کوه البرز و بخش غربی جلگه‌های حاشیه دریای خزر ایران را دربر می‌گیرد. دره عرضی عمیق سفیدرود بین منجیل و امامزاده هاشم کمر بند کوهستانی را قطع می‌کند. در شمال غرب، ارتفاعات تالش به صورت حوضه‌ای پیوسته امتداد دارند و گیلان را از آذربایجان جدا می‌کنند. جز در انتهای شمالی در حیران واقع در انتهای دره آستاراچای که از ارتفاع ۱۶۰۰ متر فراتر نمی‌رود، ارتفاع همه آن مناطق بالای ۲۰۰۰ متر است و سه قله بالای ۳۰۰۰ متر بغرو داغ (۳۱۹۷ متر)، عجم داغ (۳۰۰۹ متر) و شاه معلم یا ماسوله داغ (۳۰۵۰ متر) دارد. در بخش شرقی و شمال شرقی آنها جریانهایی موازی به پایین به سوی دریا جریان دارد که منجر به الگویی شانه‌ای شکل می‌شود. البرز غربی خود در شرق دره سفیدرود پهن‌تر و پریچ‌وخم‌تر است و سه دامنه موازی دارد؛ نماینده جنوبی‌ترین و پست‌ترینشان در گیلان آسمانسرا کوه (۲۳۷۵ متر) در منطقه عمارلو ست؛ دامنه متوسط پیوسته‌تر است؛ از کوه درفک (۲۷۳۳ متر) تا کرم کوه (۳۳۸۹ متر) ادامه دارد، درحالی که دره عرضی پلرود کلاچای مشخصاً دامنه شمالی را به ناتشکوه (۲۳۸۷ متر) و کوه سمام یا ساموس (۳۶۸۹ متر) که بلندترین نقطه گیلان است تقسیم می‌کند. همه این کوهها ساختار زمین‌شناسی و تاریخ زمین‌ساختی بسیار پیچیده‌ای دارند که آنها را به مجموعه ساختاری مرکز ایران مربوط می‌کند. لرزه‌خیزی بالا گواه فعال بودن فرایند کوه‌سازی ست، زلزله ۳۱ خرداد ۱۳۶۹، دو شهر منجیل و رودبار را تقریباً ویران کرد و حدود چهل هزار نفر را کشت و صدها روستا را تخریب کرد. بیش از ۴۰ رودخانه در گیلان جریان دارند که مهم‌ترین آنها سفیدرود است. دیگر رودهای مهم گیلان آستاراچای،

کرگان رود، اسالم، دیناچال، شیوه رود، عمل کننده، وزیرکنده، حسن کیاده، دهکا، رود چمخاله، کیان رود و پيله رود هستند. گرچه همه این کوهها مساحت بیشتری از جلگه‌ها دارند، ولی جلگه‌ها مهمترین ویژگی خاص استان هستند و واژه گیلان هم اغلب به مناطق جلگه‌ای یا خصوصاً به جلگه مرکزی اطلاق می‌شده است. این متوازی‌الاضلاع کم‌ارتفاع، با پهنای ۳۵ کیلومتر و طول ۹۰ کیلومتر، ناهمگن بوده قابل تقسیم به دو بخش اصلی است: دلتای سفیدرود در شرق و جلگه فومن در غرب. اولی تماماً توسط سفیدرود، رودی با دبی بالا (۴۵۰ میلیون متر مکعب به طور میانگین) و محتوای آبرفتی بالا ایجاد شده است. در بالای رود محتوای آبرفتی قدیمی غلیظ وجود دارد، ولی در پایین آن، شمال آستانه، رود اغلب دارای لای و گل می‌شود، و مسیرش از مسیر سابق شمال شرقیش که در زاویه برجسته دشت در دستک به دریا می‌پیوست عوض کرده و در حال حاضر به سوی شمال جریان یافته و دلتای زنده کوچکتری هنگام پیش رفتن به دریا بین زیباکنار و بندر کیاشهر می‌سازد. جلگه فومنات در غرب رسوبات آبرفتی دریایی و خطوط شنی ساحلی را با رسوبات فراوان ناشی از رودخانه‌های پرشمار سرازیر از ارتفاعات تالش می‌آمیزند. آنها مستقیماً به دریا نمی‌رسند، بلکه در تالاب انزلی یا یک خروجی به دریا جمع می‌شوند از لای ساحل شنی خط ساحلی جمع می‌شوند تالاب در نتیجه رسوبگذاری مستمراً در حال کوچک شدن و پست شدن بوده است. در مقابل، جریانات شمال تالش و شرق گیلان که حتی از پلرود هم پرآب‌ترند به اندازه کافی برای خنثی کردن عمل جریان ساحلی رونده بسوی شرق آبرفت نمی‌آورند، و نمی‌توانند جز یک روبان باریک منطقه کم‌ارتفاع تنها با پهنای چند کیلومتر بین آستارا و سفیدرود و در شرق قاسم آباد با پهنای حدود ۱۰ کیلومتر در دهانه پلرود پیرامون کلاچای بسازند.

۳-۱-۳- خاک

بخش وسیعی از استان گیلان را جلگه گیلان تشکیل داده که بوسیله رسوبات رودخانه سفیدرود پدید آمده و همچنین بخش دیگری از استان نیز که صفحات جنوبی آن را دربر می‌گیرد، کوهستانی است. از اینرو انواع خاکهای جلگه‌ای، کوهپایه‌ای و کوهستانی در سطح این منطقه دیده می‌شود

الف - خاک های جلگه‌ای استان گیلان با وسعت زیادشان دربرگیرنده بخش اعظم زمین‌های زراعی منطقه می‌باشند. انواع خاکهای جلگه ای که در سطح استان دیده می‌شوند عبارتند از : شن‌های ساحلی، خاکهای رسوبی بافت ریز، خاکهای چمنی مرطوب و نسبتاً مرطوب و نیمه مردابی و خاکهای باتلاقی که در ذیل مورد بررسی قرار می‌گیرند.

- شن‌های ساحلی که در نواحی شمالی منطقه و در کناره دریای خزر قرار گرفته‌اند، بخشی از جلگه گیلان است که در مناطق نزدیک به دریا فاقد پوشش گیاهی بوده و قابلیت زراعی نیز ندارند. درحالی که در نقاط دورتر، به علت بوجود آمدن هوموس و ایجاد چسبندگی در ذرات خاک که امکان نگهداری آب و رشد گیاه را پدید می‌آورد، رویش گیاهان در این خاکها مشاهده می‌گردد. با اینحال این خاکها نیز از استعداد زراعی چندان برخوردار نبوده و غالباً بعنوان مرتع مورد بهره برداری قرار می‌گیرند.

- خاکهای رسوبی جلگه گیلان که از رسوبات رودخانه های منطقه حاصل گردیده‌اند (عمدتاً سفیدرود) با برخورداری از شیب بسیار نازل و همچنین زهکشی مناسب ، قابلیت بسیار خوبی برای کشاورزی داشته و در ردیف بهترین اراضی زراعی قرار می‌گیرند. این خاکها در مناطق شرقی، شمال شرقی و شمال شهر رشت دیده می‌شوند و غالباً تحت کشت محصولاتی چون برنج، درختان میوه، توتون و محصولات تابستانی می‌باشند.

- خاکهای چمنی مرطوب، نسبتاً مرطوب و خاکهای نیمه مردابی بخشی دیگر از اراضی جلگه‌ای گیلان را تشکیل می‌دهند. خاکهای چمنی مرطوب و نسبتاً مرطوب غالباً برای کشت برنج مورد بهره برداری قرار می‌گیرند. این خاکها در برخی نقاط به علت بالا بودن سطح آب زیرزمینی که گاهی تا سطح زمین نیز می‌رسد، غیر قابل استفاده بوده و غالباً به صورت چراگاه درآمد‌ده‌اند این خاکها در نواحی ساحلی دریای خزر دیده می‌شوند.

ب - دامنه های شمالی البرز پوشیده از خاک کوهپایه هاست. این خاکها که معمولاً دارای عمق نسبتاً زیاد هستند در نقاطی که شیب زمین کمتر است، برای زراعت مناسب می‌باشند. عمده‌ترین انواع این خاکها خاکهای قرمز - زرد و خاکهای قهوه‌ای جنگلی می‌باشند.

- **خاک‌های قرمز و زرد** : بر روی این خاکها یک لایه نازک از بقایای گیاهی وجود دارد. این نوع خاکها در صورت برخورداری از شیب زیاد باید تحت پوشش گیاهی قرار گرفته تا از فرسودگی آنها در اثر عوامل طبیعی ممانعت شود. در حال حاضر این خاکها در برخی نقاط تحت کشت محصولاتی چون چای و گندم بوده و در برخی نقاط نیز بصورت مرتع مورد استفاده قرار می‌گیرند.

- **خاک های جنگلی** : این خاکها دارای بافت متوسط و سطح آن پوشیده از بقایای گیاهی است . خاکهای مزبور در منطقه فومن و جنوب لاهیجان دیده می‌شوند.

ج - خاکهای کوهستانی منطقه که قسمت عمده خاکهای استان را تشکیل می‌دهند در نقاط مرتفع استان به چشم می‌خورند و این نوع خاکها بدلیل شیب زیاد، نمی‌تواند جهت زراعت مورد بهره برداری قرار گرفته و عمدتاً پوشیده از جنگل‌های انبوه و متراکم هستند

۳-۱-۴- پوشش گیاهی

استان گیلان به دلیل برخورداری از مواهب طبیعی و رژیم حرارتی مدیترانه‌ای، پوشش گیاهی بسیار متنوعی را دارا می‌باشد و همین پوشش گیاهی و سرسبزی استان گیلان بارزترین ویژگی گردشگری طبیعی این استان است. هرچند که بهره‌برداری‌های غیرمعقول از گذشته‌های دور تاکنون آسیب‌هایی را به آن وارد ساخته و وسعت آن را کاهش داده است اما با این حال بالغ بر یک سوم از مساحت استان را جنگل‌ها پوشانده‌اند. سراسر دامنه جنوبی البرز در منتهی‌الیه دشت گیلان از پوشش جنگلی انبوه برخوردار است. این پوشش جنگلی در برخی نقاط از دشت‌ها و حتی کناره‌های دریای خزر نیز به چشم می‌خورد و برحسب ارتفاع از سطح دریا دارای مشخصات متغیری هستند به طوری که در ارتفاعات بین صفر تا ۹۰۰ متر بیشتر درختان بلوط و ممرز، در نقاط پست از درختان بید، بیدمشک و توسکا پوشیده شده است. در ارتفاعات تا ۱۸۰۰ متر جنگل‌های راش و سایر نباتات صنعتی دیده می‌شوند. به طور کلی درختان جنگلی استان گیلان عبارتند از توسکا، آزاد، ممرز، راش، بلوط، ازگیل، توت، تمشک، انبو، گردو، انجیر، فندق، کهل، انار جنگلی (ترش)، افرا، گوجه سبز، ضمه و ولیک. پس از مرز جنگل، استپ‌های کوهستانی متشکل از بوته‌های خشک، گیاهان خاردار و علفزارها می‌رویند که در واقع مراتع این استان را تشکیل می‌دهند و دلیل وجود این گیاهان استپی کوهستانی سازگار با محیط خشک در این ارتفاعات، نفوذ هوای بسیار خشک فلات ایران در دامنه‌های شمالی البرز است. علاوه بر پوشش گیاهی جنگلی و مراتع، بنابر اظهارات مرکز تحقیقات کشاورزی و منابع طبیعی استان گیلان، ۳۱۵ گونه گیاه دارویی شناسایی شده‌اند که متعلق به ۲۱۶ جنس از ۸۳ خانواده گیاهان خودروی وحشی است. از ۱۸۰۰ گونه گیاهی استان بیش از ۴۵۰ گونه، گیاه دارویی هستند که این گیاهان حدود ۲۵ درصد پوشش گیاهی استان را تشکیل می‌دهند

۳-۲-آلودگی

هرگونه تغییر در خصوصیات فیزیکی، شیمیایی و بیولوژیکی آب، هوا، خاک و مواد غذایی که بر سلامت محیطزیست و فعالیت‌های انسان و سایر جانداران اثر نامطلوب داشته باشد، آلودگی نامیده می‌شود. به‌طور کلی ماده آلاینده، ماده‌ای است که دارای غلظتی بیش از حد طبیعی باشد به‌طوری که روی موجودات زنده اثر نامطلوب داشته باشد و یا درجایی واقع شود که به‌طور معمول نباید در آنجا قرار بگیرد

۳-۲-۱- انواع آلاینده‌ها

۳-۲-۱-۱- آلاینده‌های آلی

این آلاینده‌ها در ترکیب خود حداقل دارای یک اتم کربن هستند. برخی مانند متان حالت گازی داشته و یک اتم کربن دارند برخی مانند بنزوآپیرن در ساختمان خود بیش از ۲۰ اتم کربن دارند. از مهم‌ترین آلاینده‌ها آلی می‌توان به موارد زیر اشاره نمود.

هیدروکربن‌های آروماتیک پلی کلرینه

بی فنیل‌های پلی کلرینه

هیدروکربن‌های سوختی (قابل اشتعال)

حلال‌های آلی کلره مانند تری کلرواتیلن

ترکیبات آروماتیک کلره

آفت‌کش‌ها

مواد قابل انفجار

۳-۲-۲-برخی عوارض آلاینده‌های آلی در انسان

بی فنیل‌های پلی کلرینه موجب عوارض کبدی و اثرات سوء بر سیستم ایمنی بدن و نارسایی در غده تیروئید می‌شوند. قرار گرفتن در معرض نفت به مدت طولانی باعث عوارض کلیوی و استخوانی در انسان می‌گردد. قرار گرفتن در معرض بنزن به مدت کم موجب خواب‌آلودگی، سرگیجه، بیهوشی و حتی مرگ می‌گردد.

۳-۲-۱-آلاینده‌های غیر آلی

این آلاینده‌ها شامل فلزات سنگین و عناصر رادیواکتیو می‌باشند.

۳-۲-۱-۱-فلزات سنگین

در تقسیم‌بندی شیمیایی، عناصر فلزی به سه گروه تقسیم می‌شوند:

فلزات: دسته‌ای از عناصر شیمیایی هستند که جامد براق ایجاد کرده و هادی خوب گرما و الکتریسیته هستند. این تعریف شامل همه فلزات نمی‌شوند. مثلاً جیوه یک فلز مایع است. شبه فلزات: دسته‌ای از عناصر شیمیایی هستند که دارای ویژگی حد واسط فلزات و غیر فلزات می‌باشند مثل ژرمانیوم و تالیم. فلزات سنگین: عناصری هستند که دارای وزن اتمی $۶۳/۵۴$ تا $۲۰۰/۵۹$ گرم بر مول بوده و وزن مخصوص آن‌ها بیشتر از ۴ گرم بر سانتیمتر مکعب می‌باشند. اغلب به علت این که غلظت فلزات سنگین کمتر از یک درصد است آن‌ها را جزء عناصر کمیاب طبقه‌بندی می‌کنند. به علت پیچیدگی در تعریف شیمیایی، فلزات بر اساس رفتار و اثرات در فرآیندهای بیولوژیکی به سه دسته تقسیم شده‌اند: فلزات غیر سمی با اثرات بیولوژیکی ناشناخته که شامل سزیم، استرانسیم، روییدیم و تیتانیوم می‌باشند. این فلزات توسط گیاهان و جانوران جذب شده و گاهی در سلول‌ها تجمع می‌یابند. فلزات سمی که عملکرد بیولوژیکی ناشناخته‌ای دارند و شامل نقره، کادمیوم، طلا، قلع، جیوه، تیتانیوم، سرب، آلومینیوم و شبه‌فلزهایی مثل آرسنیک، ژرمانیوم، آنتیموان

و سلیوم می‌باشند. فلزاتی که دارای عملکرد بیولوژی شناخته‌شده‌اند و به‌طور متداول مورد استفاده موجودات زنده قرار می‌گیرند و شامل سدیم، پتاسیم، کلسیم، منیزیم، منگنز، آهن، مس و روی می‌شوند.

۳-۲-۳- منابع فلزات سنگین

این عناصر از دو راه کلی زیر به خاک وارد می‌شوند:

(۱) هوا دیدگی سنگ‌های معدنی

(۲) فعالیت‌های انسانی

منابع آلاینده ناشی از فعالیت‌های انسان شامل موارد زیر است:

الف) ذوب و استخراج فلزات

ب) فعالیت‌های صنعتی

ج) رسوبات اتمسفری

د) فاضلاب‌ها

ه) فعالیت‌های کشاورزی مثل استفاده از آفت‌کش‌های حاوی فلزات سنگین، کود و مواد به‌ساز خاک و

حشره‌کش‌ها

امروزه در اکثر کشورهای صنعتی برای غلظت عناصر سنگین حد مجاز تعیین شده است. ولی به علت این که غلظت مجاز این عناصر در کشورهای مختلف یکسان نبوده و دامنه تغییرات بین حداقل و حداکثر غلظت گاهی به ۱۰۰ برابر هم می‌رسد، این مسئله قابل‌تعمیم نیست. غلظت مجاز چند آلاینده مهم فلزی و دامنه غلظت آن‌ها در خاک در جدول زیر آمده است.

جدول ۱-۳ غلظت مجاز و دامنه غلظت چند فلز سنگین در خاک

غلظت مجاز mg/kg	دامنه غلظت mg/kg	فلز	عناصر
۱۰۰	۰/۱-۳۴۵	کادمیوم	
۶۰۰	۱-۶۹۰۰۰	سرب	
۱۵۰۰	۱۵۰-۵۰۰	روی	
۱۰۰	۰/۰۵-۳۹۵۰	کروم	

سنگین در رفتار بیوشیمیایی خود معمولاً از عناصر ضروری تقلید می‌کنند. مثلاً نیکل از کبالت، کادمیوم از روی، سرب از کلسیم و سلنیم از گوگرد تقلید می‌کنند.

۳-۲-۴- عوارض سمیت فلزات سنگین در انسان

فلزات سنگین موجب تشکیل رادیکال‌های آزاد و در نتیجه تنش اکسایشی می‌شوند. همچنین باعث جایگزینی با فلزات ضروری در آنزیم‌ها و پیگمان‌ها می‌گردند در نتیجه موجب تغییر تنوع زیستی و نامناسب شدن محیط برای رشد گیاه می‌شوند. از جمله عوارض این فلزات می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

سلنیوم موجب ناراحتی‌های گوارشی، شکنندگی ناخن‌ها، ریزش مو و مشکلات عصبی می‌شود.

آرسنیک سمی و سرطان‌زا است.

کبالت در بافت ریه بسیار محلول بوده و موجب آسم، بی‌اشتهایی و تنگی نفس می‌شود.

کادمیوم باعث بیماری مزمن ریوی و سرطان و بیماری‌های ایتای ایتای (در ژاپن) می‌شود.

محققین در سال ۱۹۷۰ عامل سندرم ایتای ایتای در دهکده ژاپنی در کنار رودخانه Tintsu مربوط به آبیاری مزارع برنج توسط آب‌های آلوده به کادمیم تشخیص دادند. این بیماری دردناک بر استخوان‌ها و مفاصل زنان پیر اثر گذاشته و موجب مرگ تعدادی از آنها شد.

۳-۳ داده‌ها

۱-۳-۳ خصوصیت‌های فیزیکی و شیمیایی نمونه‌های خاک

در این مطالعه نمونه‌برداری از مناطق مختلف استان گیلان از عمق (۰-۳۰ سانتیمتری) سطح خاک انتخاب شد پس از آماده‌سازی اولیه بافت خاک به روش هیدرومتری، فسفر خاک به روش اولسن و همکاران (۱۹۸۲) عناصر میکرو با اتمیک ابزوربشن (با عصاره گیر DTPA)، pH در خمیر اشباع و درصد کربن و ماده آلی به روش اکسایش با دی کرومات اندازه‌گیری شدند (همه در آزمایشگاه بخش خاکشناسی مرکز تحقیقات استان گیلان) که به‌طور خلاصه برخی شاخص‌های آماری مربوط به نمونه‌ها در جدول ۱-۳ آمده است.

جدول ۳-۲- پارامتر های آماری داده های استفاده شده

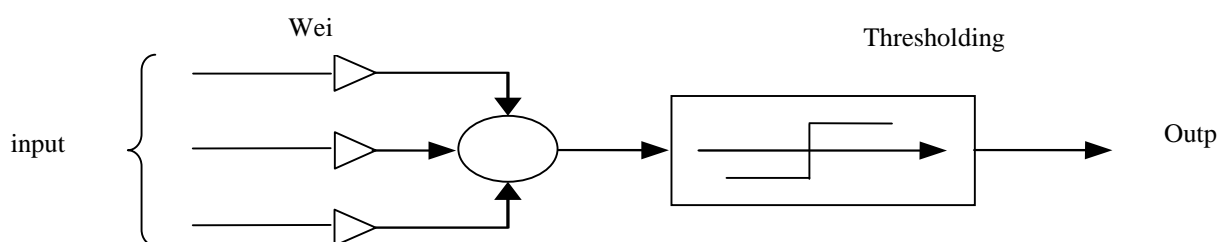
کمترین	بیشترین	میانگین	انحراف معیار	
۹	۴۵	۲۸	۶	ظرفیت کاتیونی (meq/100g) تبادل
۶/۱	۷/۷	۷/۱	۰/۳	pH
۱/۲۰	۳/۸۰	۲/۷۶	۰/۵۲	هدایت الکتریکی (dS/m)
۰/۶	۲	۱/۴	۰/۳	ماده آلی (درصد)
۱۲	۵۴	۳۷	۷	رس (درصد)
۱۰	۵۲	۳۵	۸	سیلت (درصد)
۱۰	۶۸	۲۹	۱۲	شن (درصد)
۶	۲۳/۵	۱۲/۲	۳/۴	میزان فسفر کل (ppm)
۰/۱۳۵	۰/۸۴۴	۰/۵۵۸	۰/۱۲۳	میزان نیتروژن (ppm)
۱۳/۷۰	۱۴۳/۹۰	۸۹/۵۳	۲۰/۴۳	مقدار آهن (ppm)
۱/۳	۱۳/۳	۷/۴	۲/۴	کادمیوم (ppm)
۱۲/۵	۵۹/۶	۴۳/۲	۹/۷	سرب (ppm)
۱/۵۰	۱۱/۸۰	۴/۶۱	۱/۹۳	روی (ppm)

۳-۴ مدل ریاضی شبکه عصبی مصنوعی

به هنگام مدل کردن اعصاب، از پیچیدگی های آنها صرف نظر می شود و تنها به مفاهیم پایه ای بهاداده می شود، چراکه در غیر این صورت رویکرد مدل سازی بسیار دشوار خواهد شد. در یک نگاه ساده، مدل یک عصب باید شامل ورودی هایی باشد که در نقش سیناپس انجام وظیفه کنند. این ورودی ها در وزن هایی ضرب

می‌شوند تا قدرت سیگنال را تعیین کنند. نهایتاً یک عملگر ریاضی تصمیم‌گیری می‌کند که آیا نرون فعال شود یا خیر و اگر جواب مثبت باشد، میزان خروجی را مشخص می‌سازد. بنابراین شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از مدل ساده‌شده عصب واقعی به پردازش اطلاعات می‌پردازد. با توجه به این توضیحات، می‌توان مدل ساده‌ای برای توصیف یک نرون (یک گره در شبکه عصبی مصنوعی) پیشنهاد کرد. این مدل در شکل ۲ نشان داده شده است. جدای از ساده‌سازی‌های اعمال شده، تفاوت اصلی این مدل با واقعیت در این است که در شبکه واقعی، ورودی‌ها سیگنال‌های زمانی هستند حال آنکه در این مدل، اعداد حقیقی ورودی‌اند.

در مدل ارائه شده در شکل ۲، تنوع‌های بسیاری وجود دارد. از جمله این که وزن‌های یک شبکه عصبی، که مقدار خروجی را منتقل می‌کنند، می‌توانند مثبت یا منفی باشند. از طرفی، توابع مورداستفاده برای آستانه گذاری می‌توانند بسیار متنوع باشند. از جمله مشهورترین این توابع می‌توان به تابع‌هایی نظیر $\arcsin, \arctan, \text{sigmoid}$ اشاره کرد. این توابع باید پیوسته و هموار بوده و مشتق پذیر باشند. همچنین تعداد گره‌های ورودی می‌تواند متغیر باشد. البته با زیاد شدن تعداد این گره‌ها، به وضوح تعیین وزن‌ها را با مشکل روبرو می‌کند. لذا باید به دنبال روش‌هایی برای حل این موضوع باشیم. روند تعیین وزن‌های بهینه و تنظیم مقادیر آن‌ها عمدتاً به صورت بازگشتی انجام می‌شود. بدین منظور شبکه را با استفاده از قواعد و داده‌ها آموزش داده و با استفاده از قابلیت یادگیری شبکه، الگوریتم‌های متنوعی پیشنهاد می‌گردد که همگی سعی در نزدیک کردن خروجی تولیدشده توسط شبکه به خروجی ایدئال و مورد انتظار دارند



شکل ۲- مدل ریاضی ساده شده عصبی واقعی.

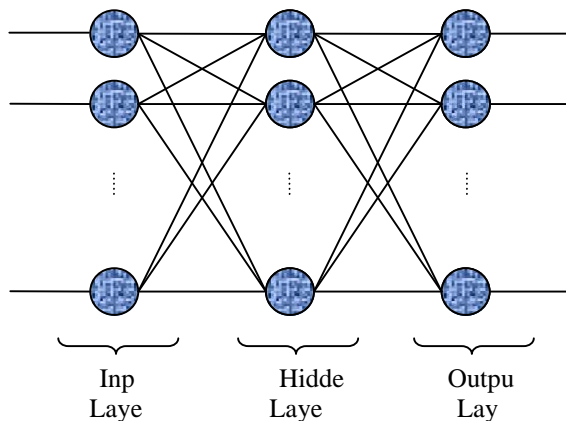
۳-۴-۱- پرسپترون چندلایه

هرچند نحوه مدل کردن نرون جزء اساسی ترین نکات کلیدی در کار آبی شبکه عصبی هست اما نحوه برقراری اتصالات و چیدمان (توپولوژی) شبکه نیز فاکتور بسیار مهم و اثرگذاری است. باید توجه داشت که توپولوژی مغز انسان آن قدر پیچیده است که نمی توان از آن به عنوان مدلی برای اعمال به شبکه عصبی استفاده نمود، چراکه مدلی که ما استفاده می کنیم، یک مدل ساده شده است درحالی که چیدمان مغز از المانهای بسیار زیادی استفاده می کند.

یکی از ساده ترین و درعین حال کارآمدترین چیدمان های پیشنهادی برای استفاده در مدل سازی عصب های واقعی، مدل پرسپترون چندلایه (Multi layer perceptron) یا به اختصار MLP می باشد که از یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی تشکیل یافته است. در این ساختار، تمام نرون های یک لایه به تمام نرون های لایه بعد متصل اند. این چیدمان اصطلاحاً یک شبکه با اتصالات کامل را تشکیل می دهد.

شکل ۳ شمای یک شبکه پرسپترون سه لایه را نشان می دهد. به سادگی می تواند استنباط نمود که تعداد نرون های هر لایه، مستقل از تعداد نرون های دیگر لایه ها هست. توجه به این نکته حائز اهمیت است که در شکل ۳، هر دایره تجمیع شده عمل جمع و آستانه گذاری (عبور از تابع غیرخطی سیگموئید) است. در

حقیقت هر دایره توپر در شکل ۳، مدلی است از جمع کننده و بلوک آستانه گذاری نشان داده شده در شکل ۲، که به منظور سهولت نمایش به این فرم نشان داده شده است. با توجه به شکل، خروجی عصب i ام (در لایه آخر) را می توان به صورت زیر نشان داد:



شکل ۳- پرسپترون ۳ لایه با اتصالات کامل.

۳-۵- شبکه‌ی فازی-عصبی (ANFIS)

توانائی پیاده‌سازی دانش بشری با استفاده از مفاهیم خاص زبانی و قواعد فازی، غیرخطی بودن و قابلیت تطبیق پذیری این سیستم‌ها وقت بهتر آن‌ها در مقایسه با سایر روش‌ها در شرایط محدودیت داده‌ها، مهم‌ترین ویژگی‌های این سیستم‌ها است. یک سیستم فازی، سیستمی منطبق بر قواعد منطقی شرط- نتیجه است. نقطه شروع ساخت یک سیستم فازی به دست آوردن مجموعه‌ای از قواعد اگر- آنگاه فازی با استفاده از دانش فرد خبره یا دانش حوزه موردنظر است. داشتن روشی که با استفاده از آن بتوان از اطلاعات عددی موجود برای ساخت قواعد منطقی فازی استفاده کرد ابزار مفیدی در این زمینه بشمار می‌رود. یکی دیگر از روش‌های نوین مدل‌سازی، شبکه‌های عصبی مصنوعی است که مهم‌ترین دلیل قدرتمندی آن‌ها قابلیت آموزش پذیری آن‌ها از روی الگوهای آموزشی (ورودی‌ها و خروجی‌های متناسب) با استفاده از الگوریتم‌های

مختلف آموزش است که بر این اساس رابطه بین متغیرهای ورودی و خروجی را شناسایی می‌نمایند. طرح اولیه این مدل‌ها بر اساس الگوی یادگیری سیستم عصبی انسان پایه‌گذاری شده است. اصطلاح ANFIS مخفف عبارت « سیستم استنتاج فازی تطبیق‌پذیر مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی » (Nero Fuzzy Adaptive Inference System) است که به‌طور گسترده برای بررسی پدیده‌های با معادلات غیرخطی به کار گرفته شده است بنابراین، ترکیب سیستم‌های فازی، که بر قواعد منطقی استوار هستند و روش شبکه‌های عصبی مصنوعی که توان استخراج دانش از اطلاعات عددی را دارند، ما را قادر می‌سازد تا بتوانیم در کنار استفاده از دانش بشری از اطلاعات موجود نیز در ساخت مدل استفاده کنیم. روشی که بر این اساس ارائه شده است روش استنتاج فازی عصبی تطابقی است. از مدل‌های بر پایه سیستم‌های فازی و شبکه‌های عصبی و نیز مدل‌های ترکیبی این دو با استفاده از ANFIS در مطالعه جنبه‌های مختلف علم کشاورزی استفاده شده است

فصل چہارم

نتائج و بحث

۴-۱- مقدمه

این فصل شامل نتایج حاصل از مدل‌سازی ظرفیت تبادل کاتیونی و آلودگی فلزات سنگین خاک‌های کشاورزی توسط نرم‌افزارهای QNET2000 و MATLAB2013 و همچنین SPSS 22 است.

۴-۲- داده‌ها ورودی و خروجی

داده‌های مورد استفاده شامل مقادیر ظرفیت تبادل کاتیونی، pH، EC، درصد رس و سیلت و شن خاک (بافت خاک)، همچنین میزان کربن آلی، میزان فسفر، نیتروژن، آهن، روی، سرب و میزان کادمیوم خاک می‌باشد که در انجام مدل‌سازی برای برآورد میزان ظرفیت تبادل کاتیونی و همچنین آلودگی به فلزات سنگین (سرب و کادمیوم) ۸۰ درصد داده‌ها به قسمت آموزش و ۲۰ درصد به قسمت تست اختصاص داده شدند. در ۲ نوع مدل‌سازی که انجام شد برای برآورد میزان ظرفیت تبادل کاتیونی داده‌های ورودی شامل میزان کربن آلی، میزان نیتروژن، درصد شن، رس، سیلت، pH و EC استفاده شد و برای برآورد میزان آلودگی به فلزات سنگین (سرب و کادمیوم) از میزان کربن آلی، میزان نیتروژن، درصد شن، رس، pH، میزان آهن و روی و ظرفیت تبادل کاتیونی به عنوان ورودی مدل استفاده شد. به منظور بررسی همبستگی پارامترهای ورودی با مقادیر ظرفیت تبادل کاتیونی و میزان فلزات سنگین از نرم‌افزار SPSS 22 استفاده شد و جدول همبستگی (۴-۱) به دست آمد.

بر اساس نتایج حاصله از جدول (۴-۱) که همبستگی میان پارامترهای مختلف خاک و میزان ظرفیت تبادل کاتیونی که یکی از پارامترهای مورد محاسبه است و همچنین میزان سرب و کادمیوم که در غالب آلودگی به فلزات سنگین معروف می‌باشند به عنوان دیگر پارامترهای مورد محاسبه‌اند را نشان می‌دهد. بیشترین میزان همبستگی را کربن آلی و درصد رس و نیتروژن کل با میزان ظرفیت تبادل کاتیونی دارند و به خصوص

کربن آلی که با ۸۲ درصد همبستگی نشان از رابطه‌ی شدید این دو پارامتر با یکدیگر را دارد به‌عبارتی دیگر مشخص است که میزان ظرفیت تبادل کاتیونی در خاک به مقدار زیادی وابسته به میزان مواد آلی و به‌تبع آن کربن آلی دارد. که با نتایج مانریک و همکاران (۱۹۹۱) که گزارش کرد تأثیر زیاد مواد آلی برافزایش CEC به دلیل سطح ویژه زیاد و داشتن گروه‌های عامل می‌باشد مطابقت دارد. از طرفی میزان روی و درصد سیلت کمترین میزان همبستگی را با ظرفیت تبادل کاتیونی دارند. همچنین نتایج جدول (۴-۱) نشان از همبستگی بالای میزان کربن آلی نیتروژن کل و میزان رس خاک دارد که هر یک از این پارامترها به نحوی خاص بر میزان هریک از فلزات سنگین تأثیر دارد به‌گونه‌ای که کربن آلی چون ظرفیت تبادل کاتیونی بالا را در خاک باعث می‌شود بنابراین هرچه این میزان بیشتر باشد میزان فلز سنگین بیشتری در سطح ذرات جذب می‌شود همچنین میزان نیتروژن کل هم خود مؤثر از میزان کربن بالاست. میزان رس نیز با ظرفیت حمل یا تبادل بالای خود باعث جذب بیشتر میزان فلزات سنگین می‌شود. در بین پارامترها میزان سیلت و روی کمترین همبستگی را دارا می‌باشند.

جدول ۴-۱- همبستگی میان پارامترهای خاک با ظرفیت تبادل کاتیونی و میزان سرب و کادمیوم

آهن	روی	نیتروژن کل	EC	pH	کربن آلی	شن	سیلت	رس	
(ppm)	(ppm)	(ppm)	(dS/m)			(درصد)	(درصد)	(درصد)	
۰/۳۷	-۰/۰۵۳	۰/۷۰	۰/۵۹	۰/۵۴	۰/۸۲	-۰/۵۹	۰/۱۴	۰/۷۶	ظرفیت تبادل کاتیونی (meq/100g soil)
۰/۲۷	۰/۰۲۴	۰/۶۴	۰/۲۷	۰/۷۰	۰/۷۵	-۰/۴۸	۰/۱۸	۰/۵۵	سرب (ppm)
۰/۲۸	۰/۰۲۷	۰/۶۸	۰/۲۱	۰/۴۰	۰/۸۰	-۰/۴۳	۰/۱۰	۰/۵۶	کادمیوم (ppm)

۴-۳- اجرای شبکه‌ی پرسپترون (MLP) برای محاسبه‌ی آلودگی و CEC

برای شروع مدل‌سازی در شبکه‌ی عصبی اولین قدم انتخاب شبکه است که البته ساختارهای مختلف شبکه مورد ارزیابی قرار گرفت. در نهایت شبکه‌ی MLP مورد استفاده قرار گرفت. دلایل متفاوتی برای این انتخاب وجود داشت که مهم‌ترین این دلایل توانایی بالای این شبکه برای دسته‌بندی (Classification) و کلاس‌بندی (Clustering) و یافتن نگاشته‌های نامعلوم می‌باشد (کاشی و همکاران ۱۳۹۲). در این مرحله برای اجرای مدل از یک ساختار یا چهارچوب که دارای یک لایه ورودی به تعداد مشخص پارامتر ورودی یک لایه خروجی و تعداد متفاوت از لایه میانی یا لایه پنهان (از ۱ الی ۷) و از توابع انتقال تانژانت هایپر بولیک سیگموئید، لگاریتم سیگموئید و خطی استفاده گردید. برای اجرای مدل داده‌ها به صورت تصادفی به ۲ دسته ۸۰٪ و ۲۰٪ به ترتیب برای داده‌های مرحله‌ی آموزش و صحت یابی تفکیک شدند. همچنین به منظور

محاسبه‌ی ضریب تبیین (R^2) (رابطه ۱-۴)، میانگین خطای مطلق (MAE) (رابطه ۲-۴)، مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) (رابطه ۳-۴) که از روابط زیر قابل محاسبه می‌باشند، استفاده گردید.

(۱-۴)

$$R^2 = \frac{\left[\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})(y_i - \bar{y}) \right]^2}{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$$

(۲-۴)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \hat{y}_j - y_j \right|$$

(۳-۴)

$$RMSE = \left[\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_j - y_j)^2}{n} \right]^{\frac{1}{2}}$$

که در آن‌ها: y_i و \hat{y}_i مقادیر پیش‌بینی شده و y_i و \hat{y}_i مقادیر مشاهداتی، \bar{y} متوسط مقادیر مشاهداتی و n تعداد داده‌ها است. نتایج نشان می‌دهد که تابع محرک تانژانت هایپربولیک با داشتن ضریب همبستگی (۰/۸۴، ۰/۸۲) به ترتیب برای مراحل آموزش و صحت یابی ظرفیت تبادل کاتیونی دارای نتایج بهتری نسبت به سایر توابع می‌باشد. همچنین نشان می‌دهد که تابع محرک گاوسین با داشتن ضریب تبیین (۰/۸۴)، (۰/۴۸) به ترتیب برای مراحل آموزش و صحت یابی تخمین فلزات سنگین دارای نتایج بهتری نسبت به سایر توابع می‌باشد. جدول (۲-۴) و (۳-۴) نتایج حاصل از اجرای مدل MLP و توابع تانژانت هایپربولیک و گاوسین را برای تخمین آلودگی به فلزات سنگین و ظرفیت تبادل کاتیونی خاک را نشان می‌دهد. نتایج در اکثر موارد بیشترین میزان دقت و کمترین میزان خطا را در توابعی با تعداد ۵ لایه‌ی پنهان نشان می‌دهد. شکل‌های (۱-۴ تا ۳-۴) منحنی تغییرات RMSE را در لایه‌های پنهان مختلف برای ظرفیت تبادل کاتیونی و آلودگی نشان می‌دهد. علاوه بر پارامتر ضریب تبیین (R^2) که بیشترین مقدار را دارد، پارامترهای RMSE و MAE نیز مقادیر کمتری را در تابع هایپر بولیک سکانت نشان می‌دهند که نشان از کارایی بالای این تابع دارد؛ زیرا اتکا به پارامتر ضریب تبیین برای بررسی قابلیت‌های مختلف هر شبکه و تابع کافی نبوده و نیاز به مطالعات گسترده‌تر آماری وجود دارد. در شکل‌های (۴-۴ تا ۹-۴) پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای پارامتر ظرفیت تبادل کاتیونی و آلودگی به فلزات سنگین برای شبکه‌ی MLP آورده شده است.

جدول ۲-۴- نتایج حاصل از اجرای بهترین تابع شبکه MLP برای تخمین آلودگی به کادمیوم

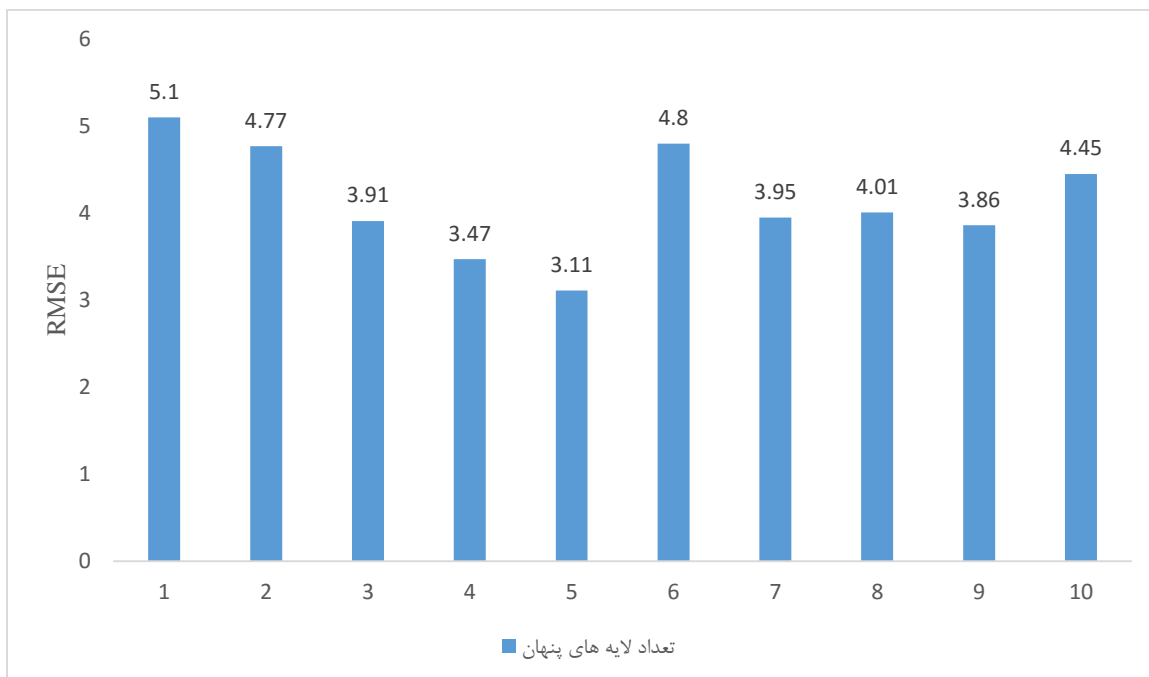
MAE	RMS Error	ضریب تبیین (R^2)	مرحله‌ی محاسباتی	تعداد	
				تابع محرک	لایه‌های پنهان
۰/۸۳	۱/۰۴	۰/۸۲	آموزش	۵	گاوسین
۲/۱۴	۳/۱۱	۰/۸۳	صحت یابی	۵	

جدول ۳-۴- نتایج حاصل از اجرای بهترین تابع شبکه MLP برای تخمین آلودگی به سرب

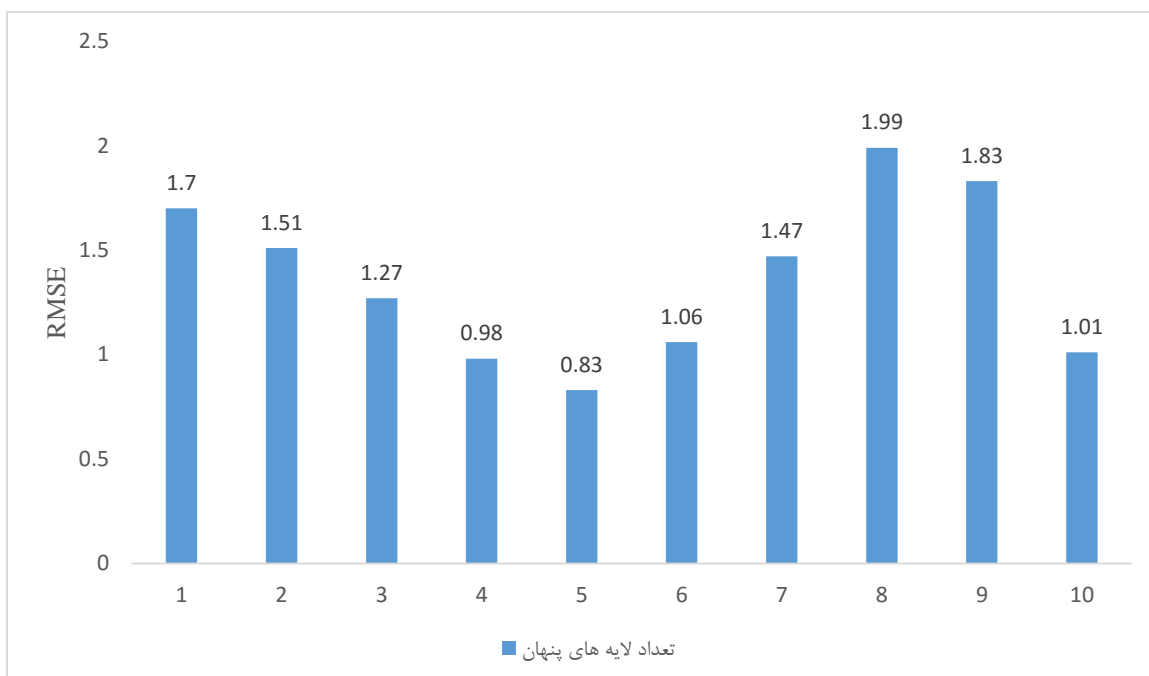
MAE	RMS Error	ضریب تبیین (R^2)	مرحله‌ی محاسباتی	تعداد لایه‌های پنهان	تابع محرک	
۰/۹۷	۰/۴۷	۰/۸۱	آموزش	۵	گائوسین	
۱/۱۷	۰/۸۳	۰/۸۶	صحت یابی	۵	هایپربولیک سکانت	سرب

جدول ۴-۴- نتایج حاصل از اجرای بهترین تابع شبکه MLP برای تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی

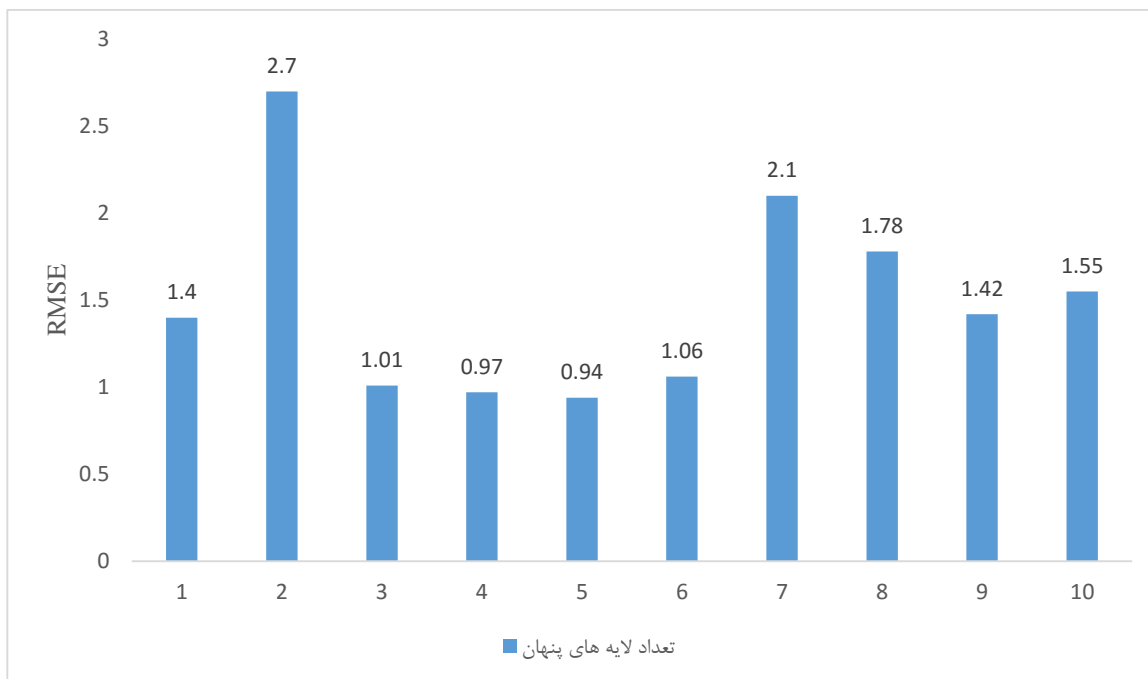
MAE	RMS Error	ضریب تبیین (R^2)	مرحله‌ی محاسباتی	تعداد لایه‌های پنهان	تابع محرک	
۰/۵۶	۰/۸۳	۰/۸۴	آموزش	۵	هایپربولیک	ظرفیت تبادل
۰/۴۸	۰/۹۴	۰/۸۲	صحت یابی	۵	تانژانت	کاتیونی



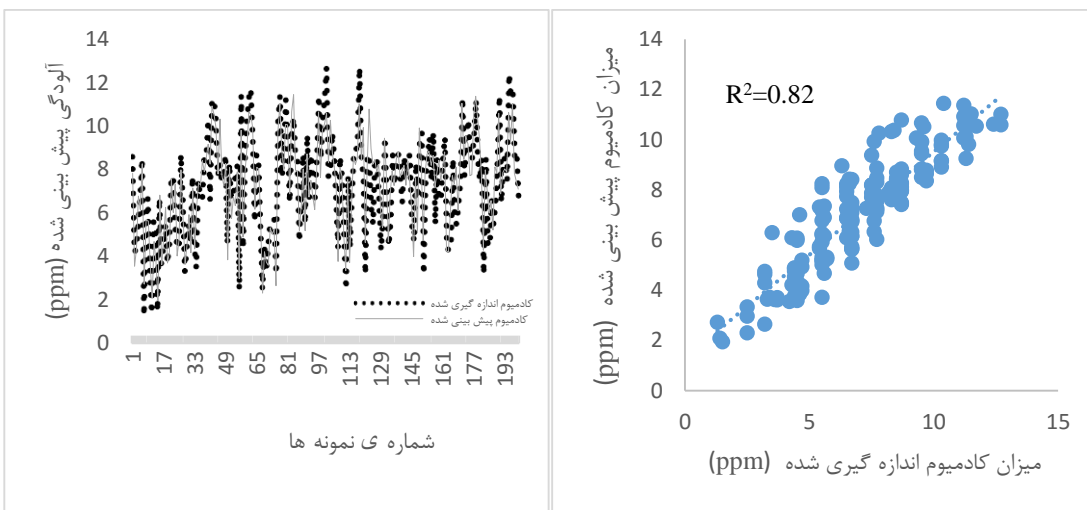
شکل ۴-۱- مقادیر RMSE لایه‌های پنهان متفاوت برای آلودگی به کادمیوم



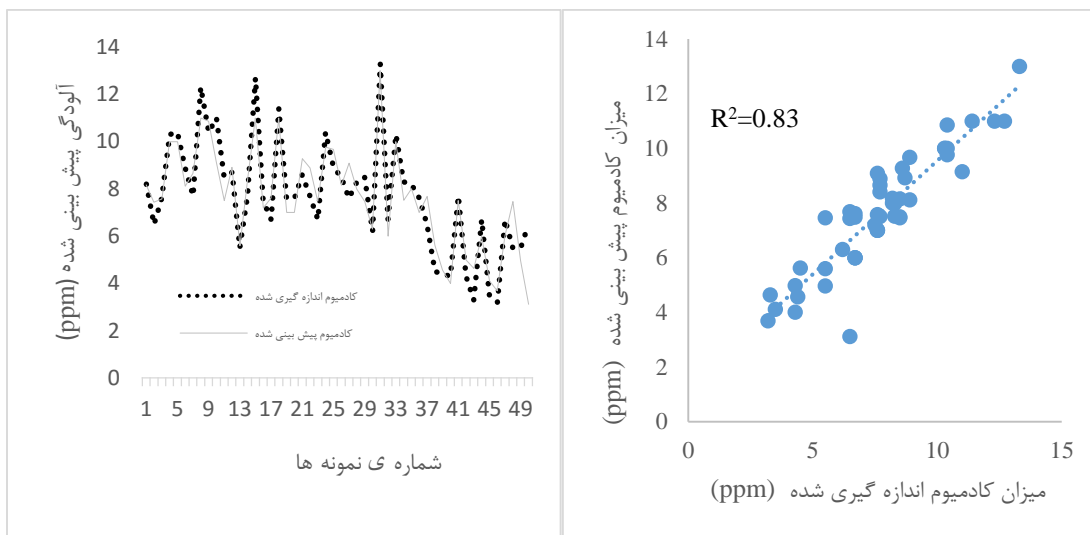
شکل ۴-۲- مقادیر RMSE لایه‌های پنهان متفاوت برای آلودگی به سرب



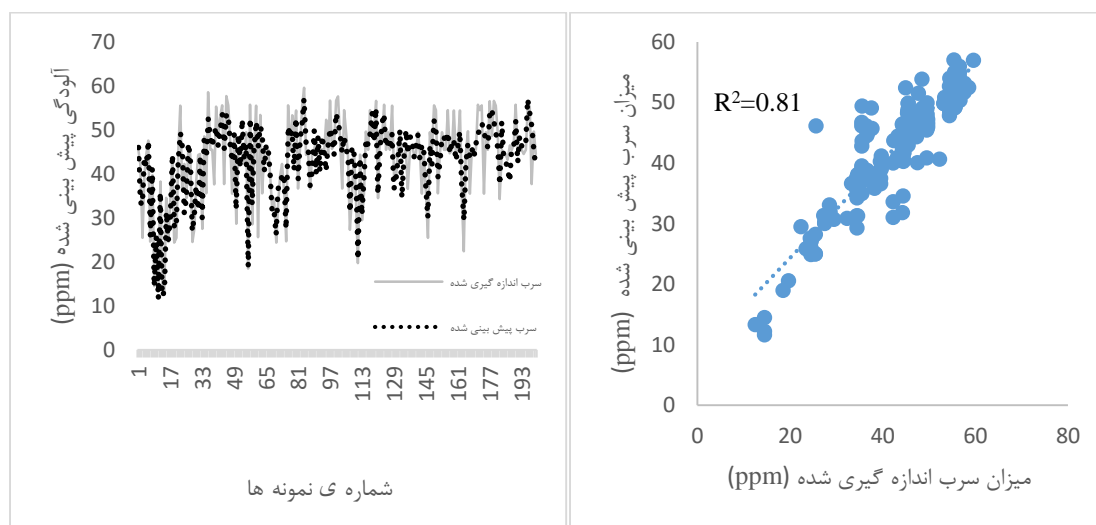
شکل ۳-۴- مقادیر RMSE لایه‌های پنهان متفاوت برای ظرفیت تبادل کاتیونی



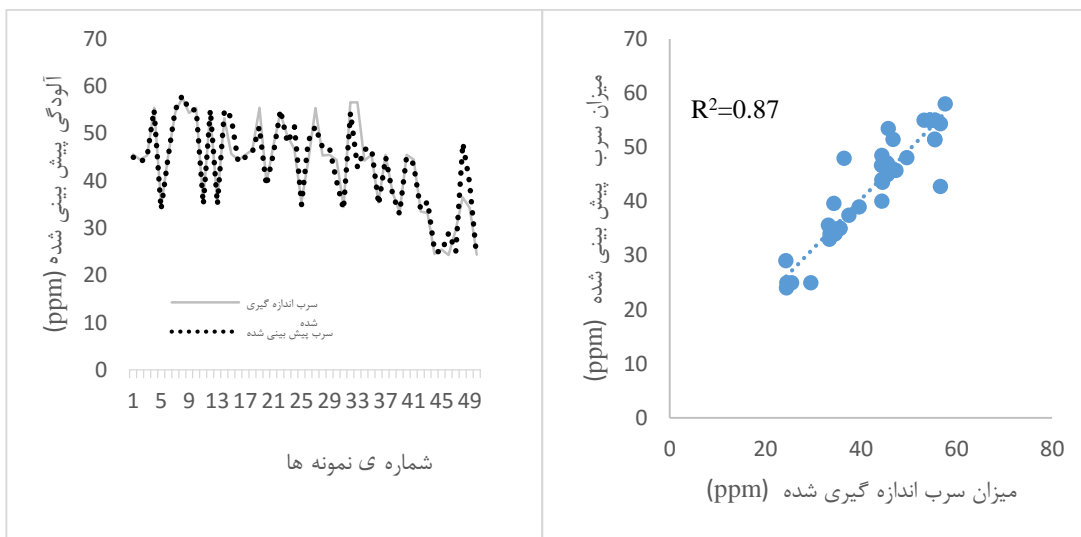
شکل ۴-۴- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مرحله‌ی آموزش آلودگی به کادمیوم (مدل MLP)



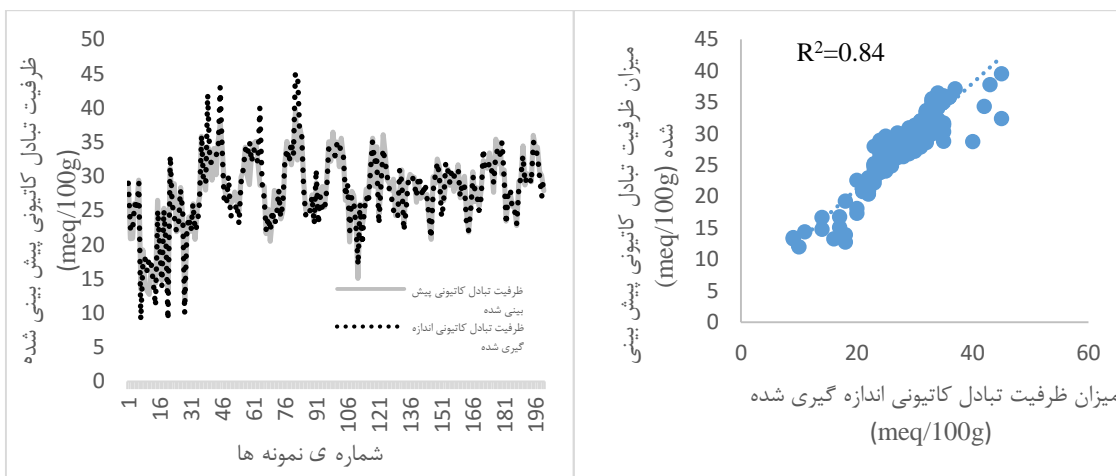
شکل ۴-۵- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مرحله‌ی صحت یابی آلودگی به کادمیوم (مدل MLP)



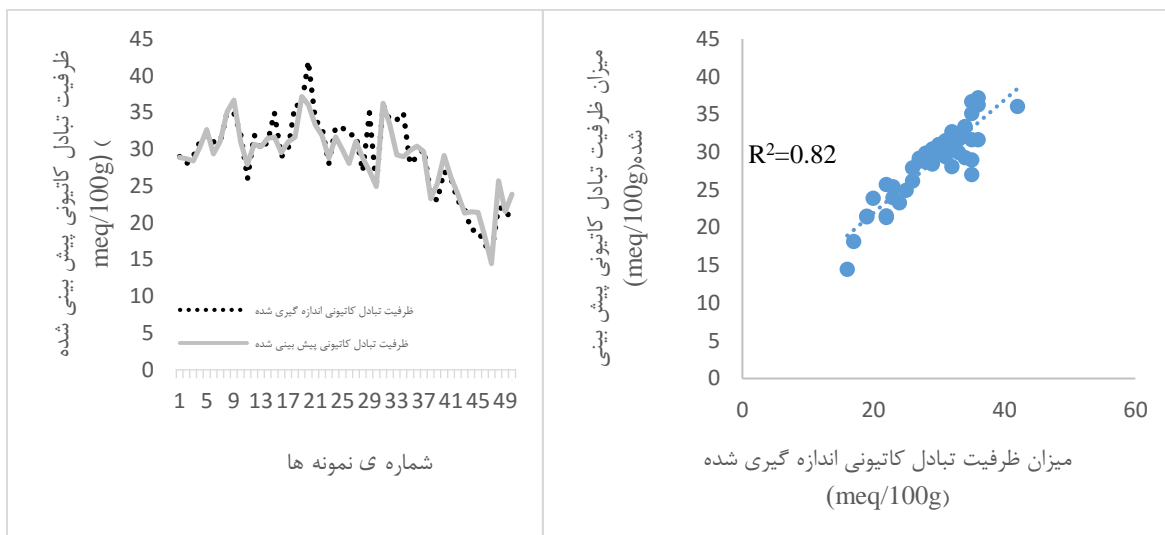
شکل ۴-۶- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای آموزش آلودگی به سرب (مدل MLP)



شکل ۴-۷- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مرحله‌ی صحت یابی آلودگی به سرب (مدل MLP)



شکل ۴-۸- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای آموزش ظرفیت تبادل کاتیونی (مدل MLP)

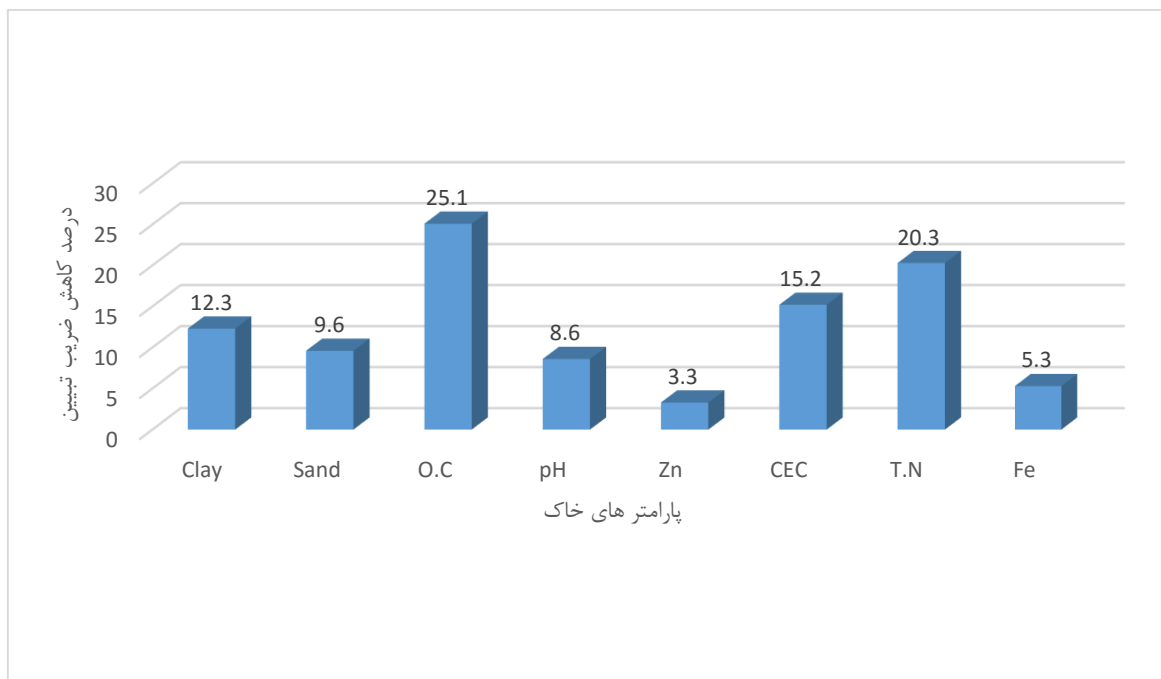


شکل ۴-۹- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مرحله‌ی صحت یابی ظرفیت تبادل کاتیونی (مدل MLP)

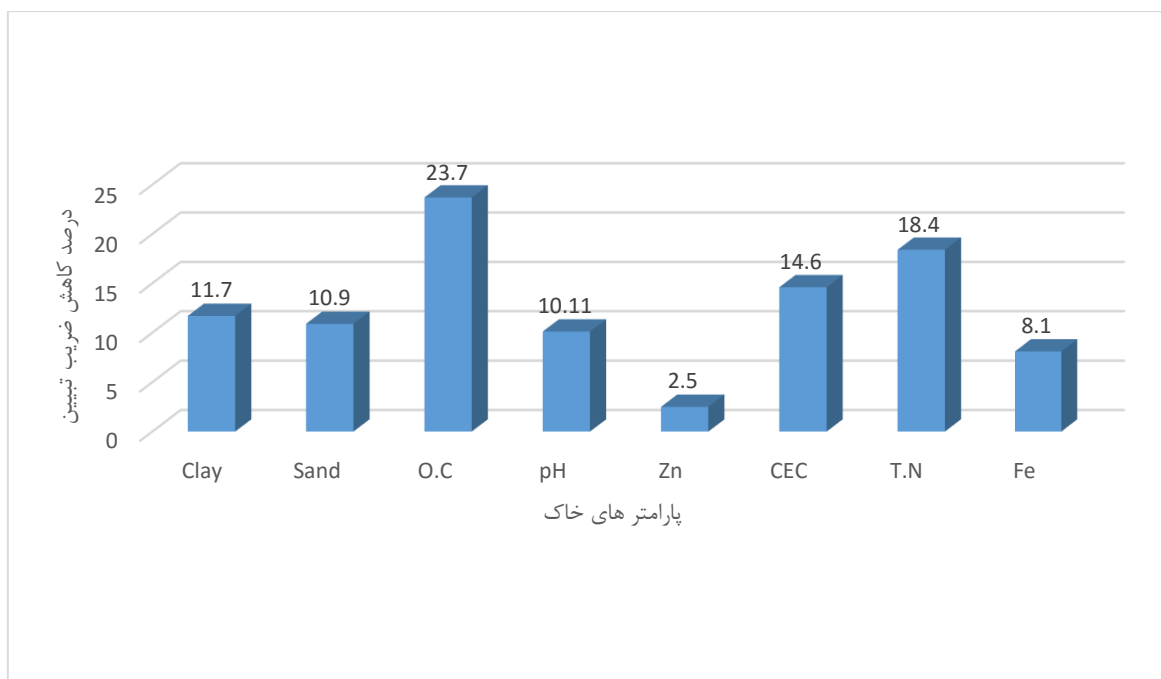
۴-۴- آنالیز حساسیت بر روی پارامترهای ورودی به مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی

برای تعیین همبستگی هر یک از پارامترها با مقدار ظرفیت تبادل کاتیونی و آلودگی به فلزات سنگین تخمین زده شده از آنالیز حساسیت استفاده شده است. برای شبکه عصبی MLP انجام آنالیز حساسیت از نتایج حاصل از مدل مصنوعی که به تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی و آلودگی به فلزات سنگین می‌پردازد، استفاده گردید. با انجام آنالیز حساسیت می‌توان نقش هر یک از پارامترها را لحاظ کرده و قدرت آن‌ها را محاسبه کرد. تعیین تأثیرگذارترین پارامترها در مقدار ظرفیت تبادل کاتیونی و آلودگی به فلزات سنگین تخمین زده شده نیز با انجام این محاسبه امکان‌پذیر می‌شود. نتایج آنالیز حساسیت خاک در شکل‌های (۴-۱۰، ۴-۴) نشان داده شده است. بر اساس نتایج حاصل، در پیش‌بینی میزان آلودگی به کادمیوم و سرب خاک کربن آلی، میزان نیتروژن کل، ظرفیت تبادل کاتیونی و مقدار رس خاک پارامترهای مهم اصلی به شمار می‌آیند به گونه‌ای که بیشترین تأثیر را دارا می‌باشند تأثیرگذاری میزان کربن آلی از آن جهت که با افزایش مواد آلی میزان جذب آلاینده و تشکیل کمپلکس‌ها بین مواد آلی و آلاینده‌ها افزایش می‌یابد مهم است و بالا بودن میزان تأثیرگذاری نیتروژن کل که خود نیز تابعی

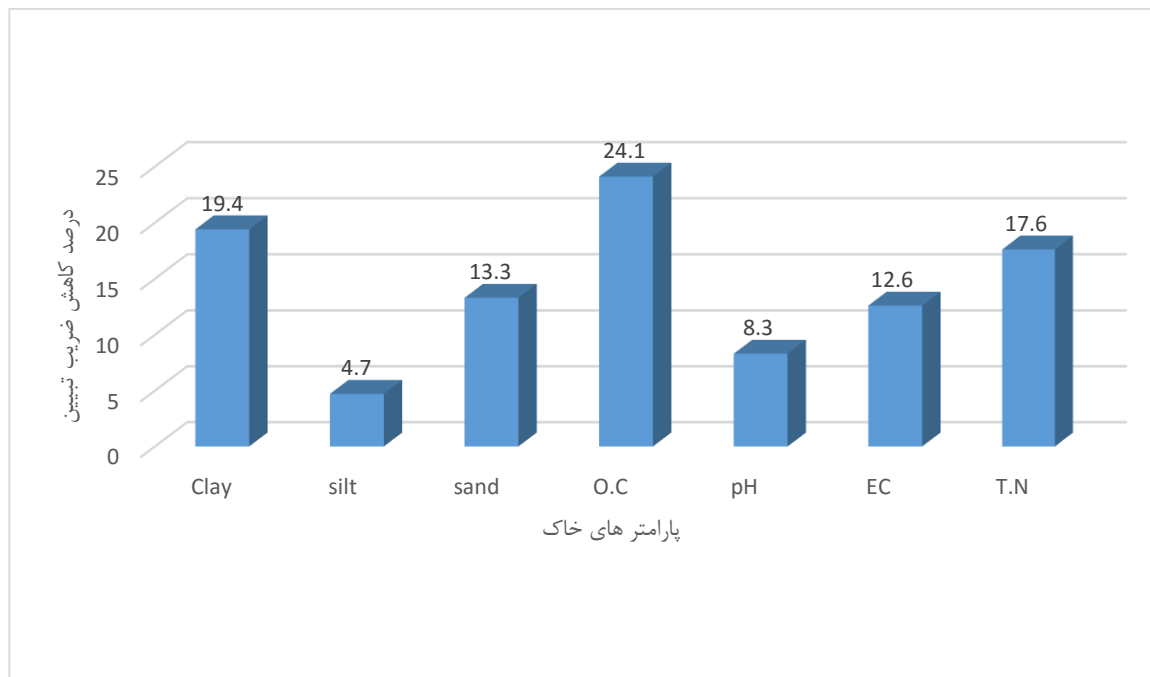
از میزان مواد آلی است باعث همین عمل می‌شود در مورد رس و ظرفیت تبادل کاتیونی خاک نیز باید خاطرنشان کرد که هرچه سطح تبادل خاک بیشتر باشد میزان جذب آلاینده‌ها نیز بیشتر می‌شود پس طبیعی است که یک همبستگی قوی میان میزان کادمیوم، سرب و چهار عاملی که بیان شد وجود داشته باشد. از طرفی در بین پارامترهای بیان شده میزان آهن و روی که در ابتدا و با توجه به مطالعات قبل تصور می‌شد که همبستگی با میزان آلاینده‌ها داشته باشند ولی این گونه نبود و کمترین تأثیرگذاری را در بین پارامترهای موجود داشتند. که با نظر برانکیکاو و همکاران (۲۰۰۴) که گزارش کردند مواد آلی و خاک از جمله مهمترین فاکتورهای خاک در کنترل قابلیت در دسترس بودن فلزات سنگین هستند، مطابقت دارد. همچنین در پیش‌بینی میزان ظرفیت تبادل کاتیونی خاک در بین پارامترها می‌توان به فاکتورهای کربن آلی درصد شن و رس و میزان نیتروژن کل اشاره کرد. دلایل این گونه تأثیرگذاری را می‌توان این گونه بیان کرد که تأثیرگذاری میزان کربن آلی به آن جهت که مواد آلی و به تبع آن کربن آلی با داشتن میزان بار سطحی بالا که سطح قابل توجهی را برای تبادل کاتیون‌ها ایجاد می‌کند است میزان نیتروژن کل نیز خود تابعی از مواد آلی است و تأثیرگذاری آن وابسته به مواد آلی است درصد رس و شن نیز به دلیل میزان سطح تبادل زیاد و کم خود هرکدام تأثیر مثبت و یا منفی خود را اعمال می‌کنند. نتایج مطالعه حاضر با نتایج ایهوکو و همکاران (۲۰۰۹) همخوانی دارد البته ایهوکو و همکاران (۲۰۰۹)، بارلیر و همکاران (۱۹۹۶)، اسپرینگوب و بوچتر (۱۹۹۸) گزارش کردند pH جز حساس‌ترین و مؤثرترین پارامترها بر میزان سرب است که با نتایج این مطالعه در تناقض است. بااینکه میزان ظرفیت تبادل کاتیونی طبق نظر آدریانو و همکاران (۱۹۸۶) خود وابسته‌ی دیگر پارامترها مانند میزان رس و کربن آلی و تأثیرگذاری بالایی در میزان سرب خاک دارد.



شکل ۱۰-۴- آنالیز حساسیت سهم لایه‌های ورودی در تخمین میزان کادمیوم خاک



شکل ۱۱-۴- آنالیز حساسیت سهم لایه‌های ورودی در تخمین میزان سرب خاک



شکل ۱۲-۴- آنالیز حساسیت سهم لایه‌های ورودی در تخمین میزان ظرفیت تبادل کاتیونی خاک

۴-۵- اجرای مدل نرو فازی برای پیش‌بینی میزان آلودگی به فلزات سنگین و CEC

زمان زیاد یادگیری در شبکه‌ی MLP و محدودیت‌های این روش استفاده از مدل ANFIS را ترغیب نمود. توانایی پیاده‌سازی دانش بشری با استفاده از مفاهیم خاص زبانی و قواعد فازی، غیرخطی بودن و قابلیت تطبیق‌پذیری این سیستم‌ها و دقت بهتر آن‌ها در مقایسه با سایر روش‌ها در شرایط محدودیت داده‌ها، مهم‌ترین ویژگی‌های این سیستم‌ها است. طرح اولیه این مدل‌ها بر اساس الگوی یادگیری سیستم عصبی انسان پایه‌گذاری شده است. اصطلاح ANFIS مخفف عبارت "سیستم استنتاج فازی تطبیق‌پذیر مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی" (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System) است که به‌طور گسترده برای بررسی پدیده‌های با معادلات غیرخطی به کار گرفته شده است بنابراین، ترکیب سیستم‌های فازی که بر قواعد منطقی استوار هستند و روش شبکه‌های عصبی مصنوعی که توان استخراج دانش از اطلاعات عددی

رادارند، ما را قادر می‌سازد تا بتوانیم در کنار استفاده از دانش بشری از اطلاعات موجود نیز در ساخت مدل استفاده کنیم. روشی که بر این اساس ارائه شده است روش استنتاج فازی عصبی تطابقی است

۴-۶-۲- اجرای شبکه‌ی نرو فازی

اجرای مدل با استفاده از نرم‌افزار Matlab انجام شد پارامترهای ورودی به‌منظور مقایسه‌ای که در نهایت بین مدل‌ها می‌شود مانند مدل شبکه‌ی عصبی در نظر گرفته شد. داده‌ها همانند شبکه‌ی عصبی ۸۰٪ برای آموزش مدل و ۲۰٪ مرحله‌ی صحت سنجی برای نرم‌افزار تعریف شدند. همانند مدل شبکه‌ی عصبی نتایج از فاکتورهای آماری ضریب تبیین (R^2) (رابطه ۴-۱)، میانگین خطای مطلق (MAE) (رابطه ۴-۲)، مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) (رابطه ۴-۳) استفاده گردید. جداول (۴-۵ تا ۴-۷) نتایج حاصل از مدل عصبی فازی (ANFIS) برای تخمین میزان کادمیوم و سرب و ظرفیت تبادل کاتیونی را نشان می‌دهد. نتایج حاصل نشان می‌دهد که مدل عصبی فازی با داشتن ضریب تبیین (۰/۹۸، ۰/۳۸ و ۰/۹۹، ۰/۴۴ و ۰/۹۹ و ۰/۴۳) به ترتیب برای میزان کادمیوم، سرب و ظرفیت تبادل کاتیونی و در مراحل آموزش و صحت سنجی نتایج ضعیف‌تری نسبت به مدل MLP می‌باشد، اگرچه مدل عصبی فازی در مرحله‌ی آموزش بسیار بهتر از مدل شبکه‌ی عصبی عمل کرده است اما در مرحله‌ی صحت سنجی به‌طور معنی‌داری ضعیف‌تر بود. علاوه بر ضریب تبیین که مقادیر کمتری را نسبت به مدل شبکه‌ی عصبی دارد پارامترهای RMSE و MAE نیز مقادیرشان متفاوت و بعضاً بیشتر را نشان می‌دهند که نشان از کارایی پایین‌تر این مدل در مرحله‌ی صحت سنجی نسبت به مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی دارد. شکل‌های (۴-۱۰ تا ۴-۱۵) پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی‌شده برای پارامترهای آلودگی به فلزات سنگین و ظرفیت تبادل کاتیونی خاک برای مدل ANFIS را نشان می‌دهد

جدول ۴-۵- نتایج حاصل از اجرای بهترین تابع شبکه ANFIS برای تخمین آلودگی به کادمیوم

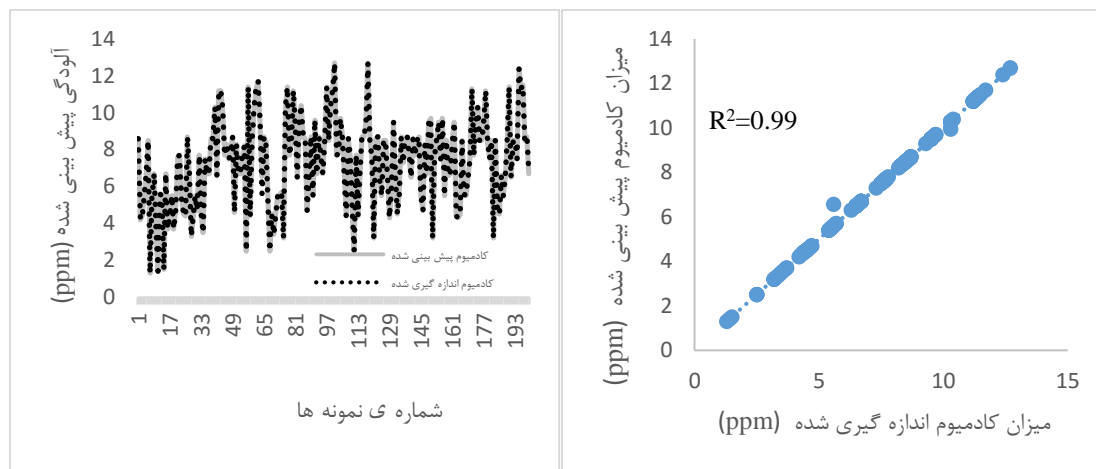
MAE	RMS Error	ضریب تبیین (R^2)	مرحله‌ی محاسباتی	روش یادگیری	تابع محرک	
۰/۰۰۶۷۳	۰/۰۷۲۲	۰/۹۸	آموزش	هایبرید	گاوسین	کادمیوم
۱/۹۱	۲/۵۶	۰/۳۸	صحت یابی			

جدول ۴-۶- نتایج حاصل از اجرای بهترین تابع شبکه ANFIS برای تخمین آلودگی به سرب

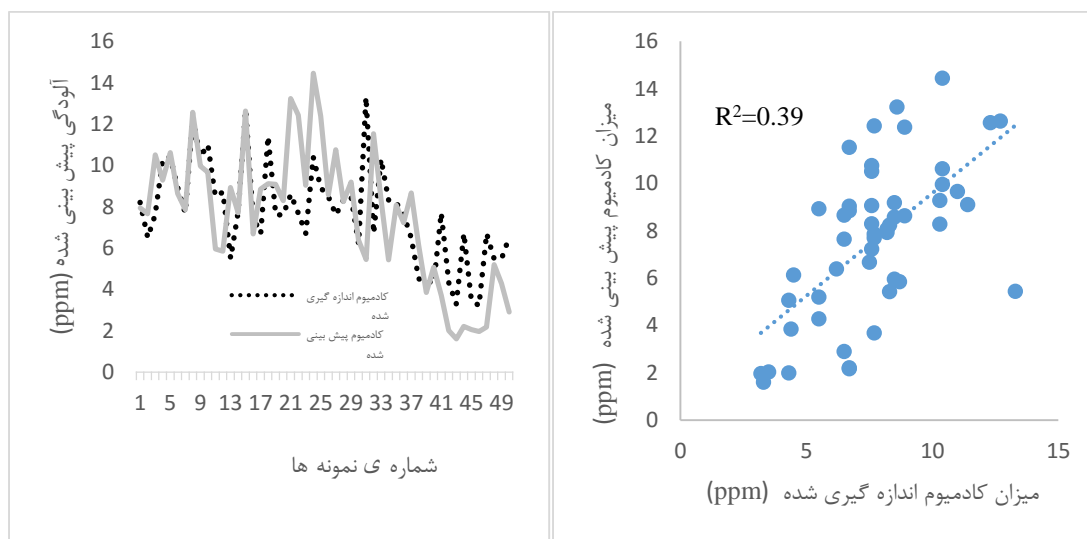
MAE	RMS Error	ضریب تبیین (R^2)	مرحله‌ی محاسباتی	روش یادگیری	تابع محرک	
۰/۰۰۰۰۸	۰/۰۰۰۱۱	۰/۹۹	آموزش	هایبرید	گاوسین	سرب
۶/۹۳	۸/۸۲	۰/۴۴	صحت یابی			

جدول ۴-۷- نتایج حاصل از اجرای بهترین تابع شبکه ANFIS برای تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی

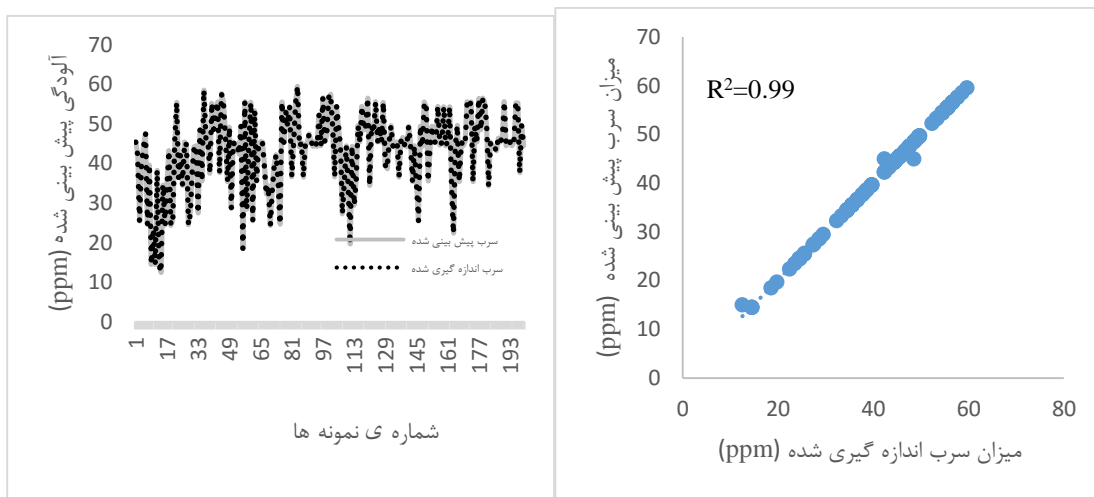
MAE	RMS Error	ضریب تبیین (R^2)	مرحله‌ی محاسباتی	روش یادگیری	تابع محرک	
۰/۰۰۰۰۳	۰/۰۰۰۱	۰/۹۹	آموزش	هایبرید	گاوسین	ظرفیت تبادل کاتیونی
۳/۲۹	۴/۸۷	۰/۴۴	صحت یابی			



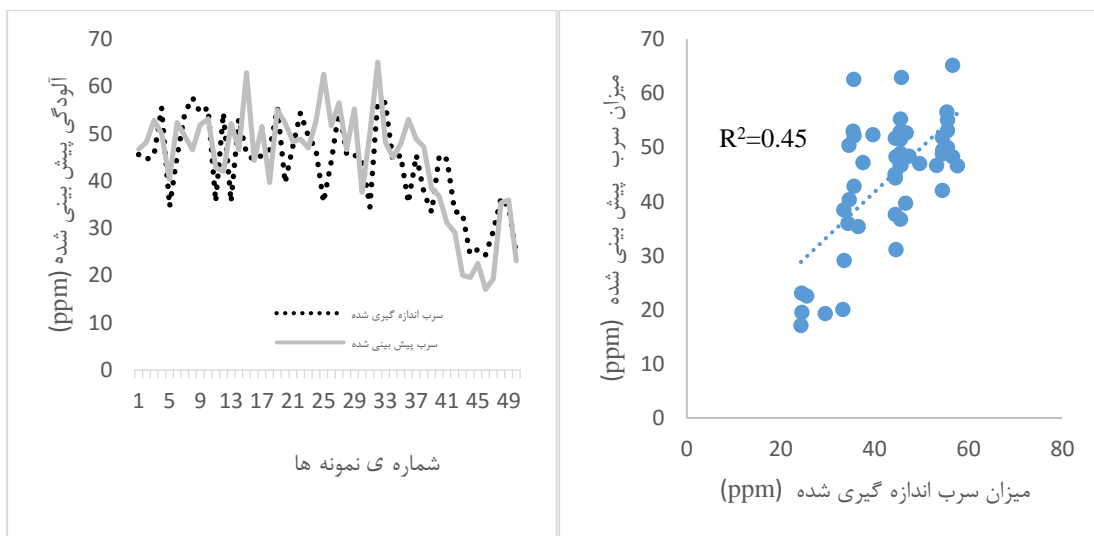
شکل ۴-۱۰- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی‌شده برای مرحله‌ی آموزش آلودگی به کادمیوم (مدل (ANFIS)



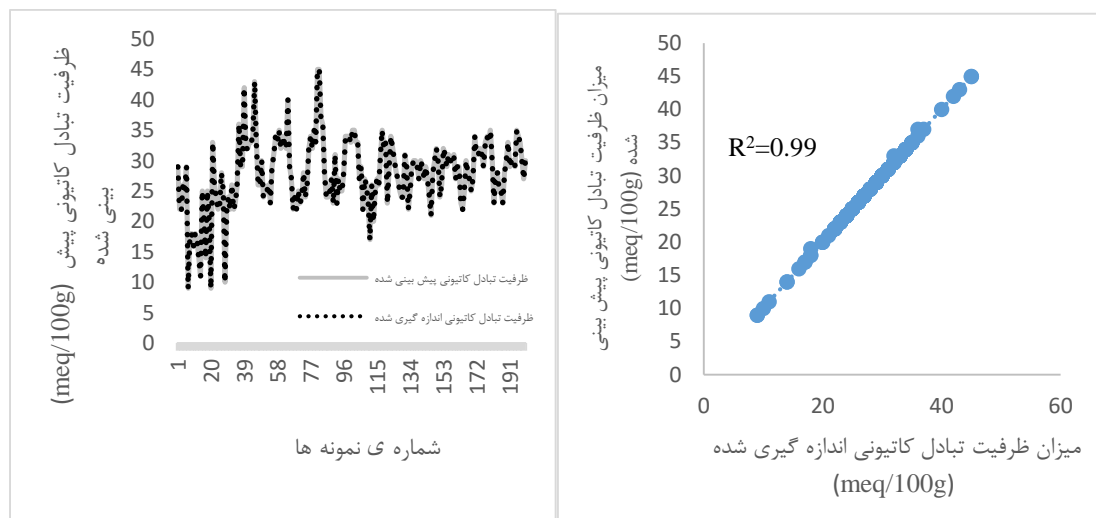
شکل ۴-۱۱- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی‌شده برای مرحله‌ی صحت‌یابی آلودگی به کادمیوم (مدل (ANFIS)



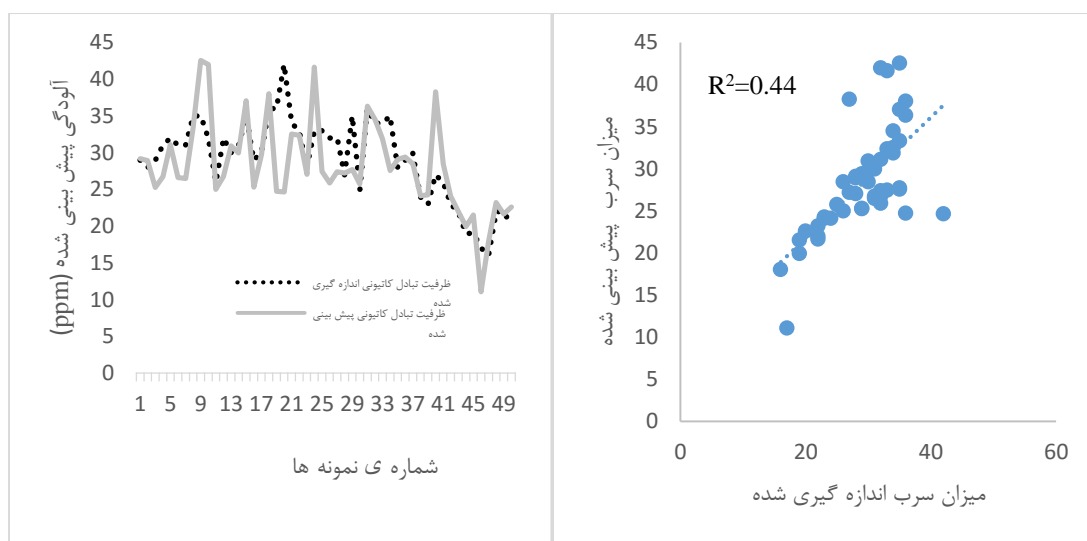
شکل ۴-۱۲- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مرحله‌ی آموزش آلودگی به سرب (مدل ANFIS)



شکل ۴-۱۳- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مرحله‌ی صحت یابی آلودگی به سرب (مدل ANFIS)



شکل ۴-۱۴- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی‌شده برای مرحله‌ی آموزش ظرفیت تبادل کاتیونی (مدل ANFIS)



شکل ۴-۱۵- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی‌شده برای مرحله‌ی صحت یابی ظرفیت تبادل کاتیونی (مدل ANFIS)

۴-۷- رگرسیون چند متغیره

رگرسیون روشی برای مدل سازی و تحلیل داده های عددی است. داده ها شامل مقادیری 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 مقادیر خطاست. در رگرسیون خطی چند متغیره با استفاده از روابط خطی میان متغیرهای مستقل با متغیر وابسته به پیش بینی متغیر وابسته می پردازیم.

۴-۷-۲- اجرای مدل رگرسیون خطی چند متغیره

برای تعیین رگرسیون چند متغیره پارامترهای مورد مطالعه، رابطه ی رگرسیونی مربوطه را با استفاده از داده های آموزش تعیین کرده که به صورت روابط (۴-۴ و ۴-۵) برای آلودگی به سرب و کادمیوم و رابطه ی (۴-۶) برای ظرفیت تبادل کاتیونی می باشد سپس داده های مرحله ی صحت سنجی با استفاده از روابط به دست آمده در مرحله ی آموزش آزمون شدند برای تعیین دقت توابع از پارامترهای آماری ضریب تبیین (R^2) (رابطه ۴-۱)، میانگین خطای مطلق (MAE) (رابطه ۴-۲)، مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) (رابطه ۴-۳) استفاده گردید. در رگرسیون خطی چندگانه اگر بین متغیرهای مستقل وابستگی خطی قوی مشاهده شود هم راستای چندگانه به وجود می آید (نوابیان و همکاران ۱۳۸۳). از آنجاکه فراوانی نسبی ذرات شامل رس، شن و سیلت هم راستا بوده برای جلوگیری از هم راستایی از نسبت رس به سیلت استفاده شده است. برای اجرای مدل از ورودی ها به عنوان متغیرهای مستقل و از پارامترهای آلودگی به کادمیوم و سرب و ظرفیت تبادل کاتیونی به عنوان متغیر وابسته استفاده گردید.

رابطه (۴-۴)

$$Cd = -۴/۷۱ + ۰/۰۰۰۳۲۹(Clay) + ۰/۰۰۲(Fe) + ۰/۰۰۰۱۷۸(Sand) + ۵/۰۷۳(O.C) + ۰/۳۵۳(pH) + ۰/۰۹۰(Zn) + ۰/۰۲۵(CEC) + ۱/۸۲۴(T.N)$$

$$R^2 = ۰/۷۱$$

رابطه (۴-۵)

$$Pb = -2.387 + 0.117(\text{Clay}) + 0.13(\text{Fe}) - 0.082(\text{Sand}) + 2.757(\text{O.C}) + 4.992(\text{pH}) + 0.255(\text{Zn}) - 0.166(\text{CEC}) + 4.874(\text{T.N})$$

$$R^2 = 0.164$$

رابطه (۴-۶)

$$\text{CEC} = -9.336 + 3.167(\text{Clay/Silt}) - 0.134(\text{Sand}) + 8.824(\text{O.C}) + 3.24(\text{pH}) + 0.969(\text{EC}) + 1.801(\text{T.N})$$

$$R^2 = 0.160$$

جداول (۴-۸ تا ۴-۱۰) نتایج حاصل از مدل عصبی فازی (ANFIS) برای تخمین میزان کادمیوم و سرب و ظرفیت تبادل کاتیونی را نشان می‌دهد. نتایج حاصل نشان می‌دهد که مدل رگرسیون خطی با داشتن ضریب تبیین (۰/۶۶، ۰/۵۱، ۰/۶۱، ۰/۴۷، ۰/۷۸، ۰/۷۴) به ترتیب برای میزان کادمیوم، سرب و ظرفیت تبادل کاتیونی و در مراحل آموزش و صحت سنجی نتایج ضعیف‌تری نسبت به مدل MLP می‌باشد ولی در مقایسه با مدل در مرحله‌ی صحت سنجی کارایی بالاتری دارد. شکل‌های (۴-۱۶ تا ۴-۲۱) پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای پارامترهای آلودگی به فلزات سنگین و ظرفیت تبادل کاتیونی خاک برای مدل ANFIS را نشان می‌دهد.

جدول ۴-۸- نتایج حاصل از اجرای مدل رگرسیون خطی چند متغیره برای تخمین آلودگی به کادمیوم

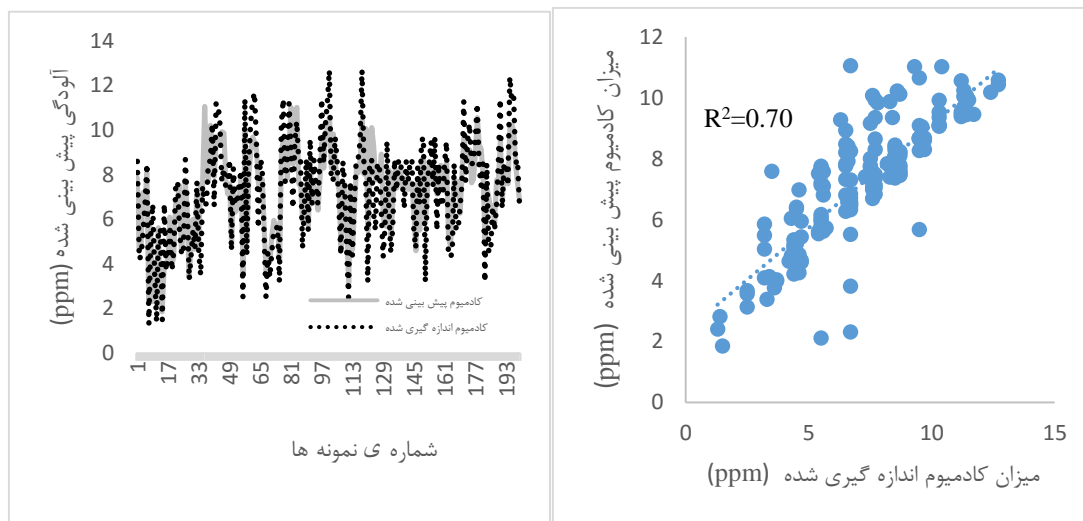
MAE	RMS Error	ضریب تبیین (R^2)	مرحله‌ی محاسباتی	
۰/۹۹	۱/۲۸	۰/۷۱	آموزش	کادمیوم
۱/۳۰	۱/۶۵	۰/۵۱	صحت یابی	

جدول ۴-۹- نتایج حاصل از اجرای مدل رگرسیون خطی چند متغیره برای تخمین آلودگی به سرب

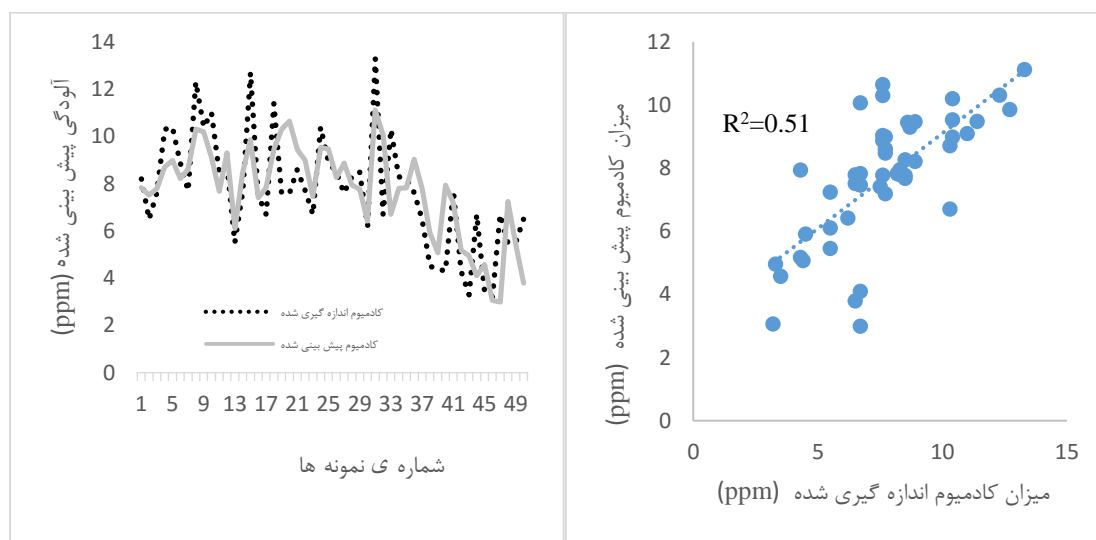
MAE	RMS Error	ضریب تبیین (R^2)	مرحله‌ی محاسباتی	
۰/۸۲	۱/۱۸	۰/۶۴	آموزش	سرب
۷/۲۰	۹/۴۶	۰/۴۷	صحت یابی	

جدول ۴-۱۰- نتایج حاصل از اجرای مدل رگرسیون خطی چند متغیره برای تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی

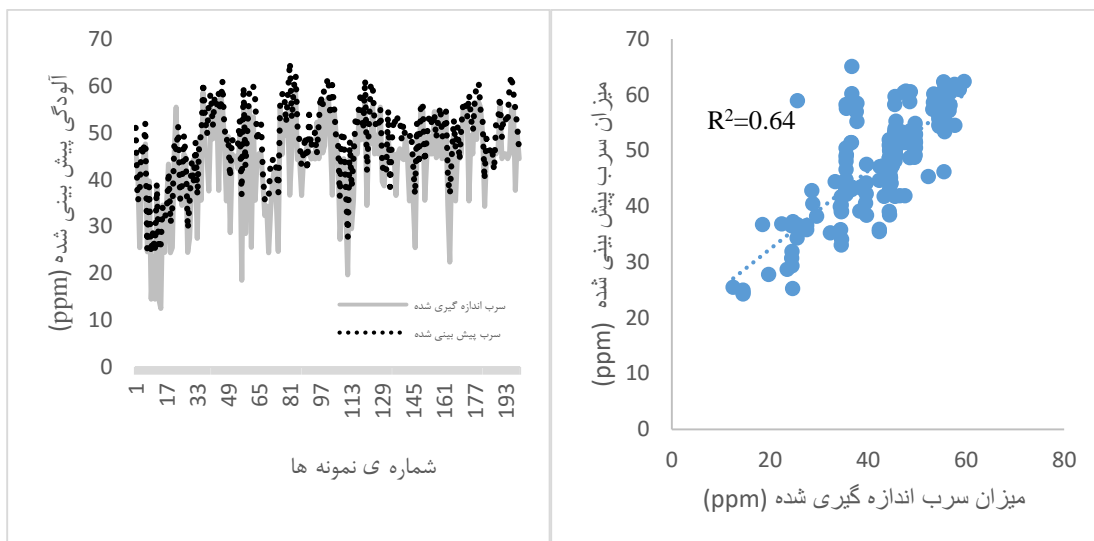
MAE	RMS Error	ضریب تبیین (R^2)	مرحله‌ی محاسباتی	
۲/۱۹	۲/۴۰	۰/۷۸	آموزش	ظرفیت تبادل کاتیونی
۲/۳۱	۲/۵۳	۰/۷۴	صحت یابی	



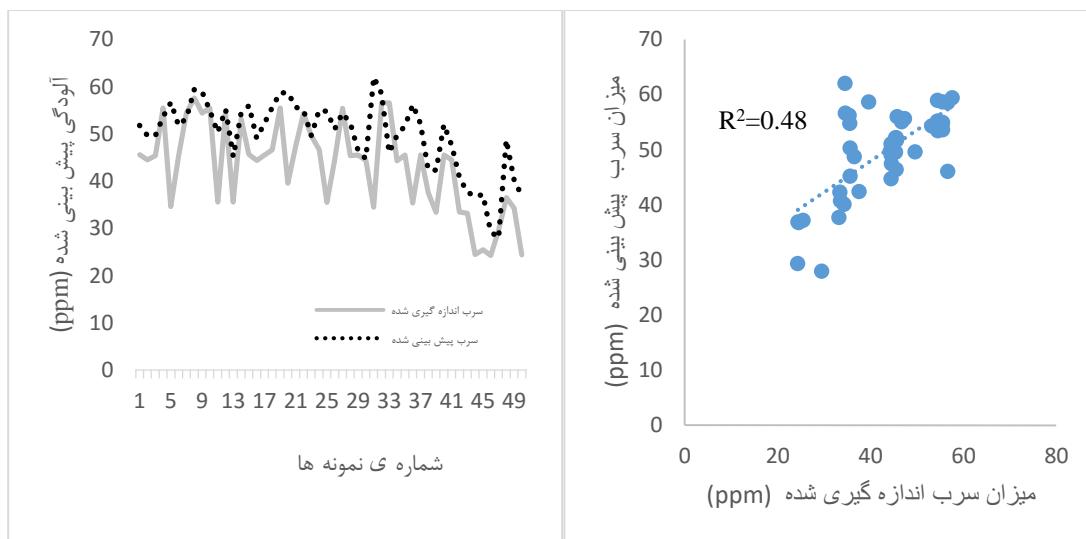
شکل ۴-۱۶- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مرحله‌ی آموزش آلودگی به کادمیوم (رگرسیون خطی)



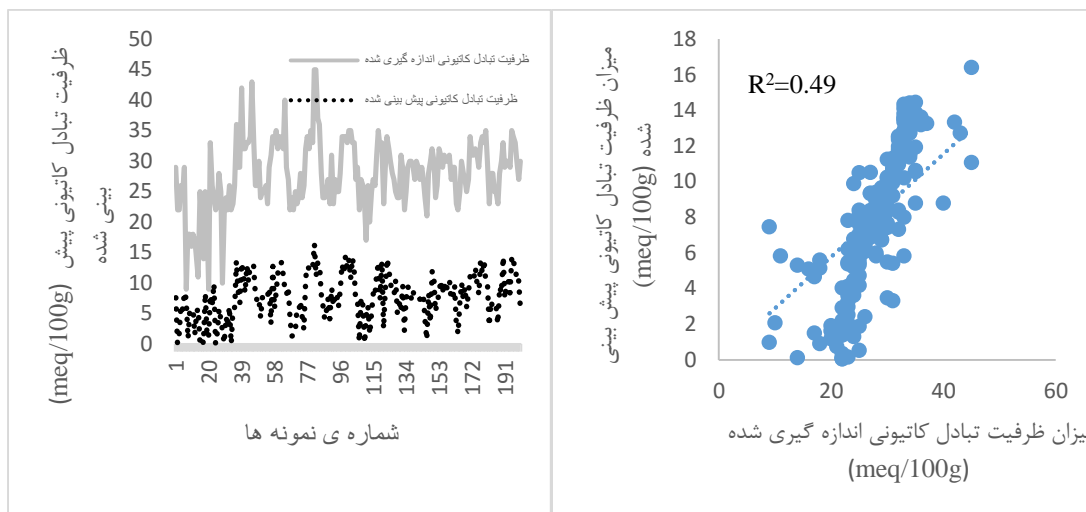
شکل ۴-۱۷- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مرحله‌ی صحت یابی آلودگی به کادمیوم (رگرسیون خطی)



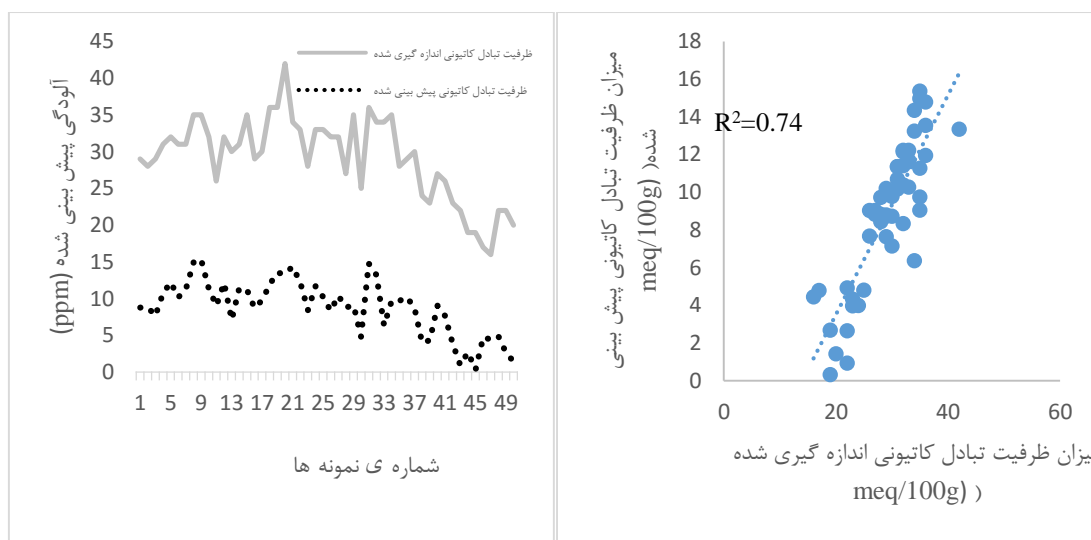
شکل ۴-۱۸- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مرحله‌ی آموزش آلودگی به سرب (رگرسیون خطی)



شکل ۴-۱۹- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مرحله‌ی صحت یابی آلودگی به سرب (رگرسیون خطی)



شکل ۴-۲۰- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مرحله‌ی آموزش ظرفیت تبادل کاتیونی (رگرسیون خطی)



شکل ۴-۲۱- نمودار پراکنش داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده برای مرحله‌ی صحت یابی ظرفیت تبادل کاتیونی (رگرسیون خطی)

۵-۱-۳- مقایسه‌ی شبکه‌ی عصبی مصنوعی، نرو فازی و مدل رگرسیون خطی چند متغیره

نتایج حاصل از مقایسه‌ی ۳ مدل مورد استفاده در جدول (۴-۱۱) آمده است. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که برای تخمین میزان سرب و کادمیوم و همچنین ظرفیت تبادل کاتیونی روش شبکه‌ی عصبی روشی

مناسب با بهترین کارایی، بیشترین ضریب تبیین و کمترین میزان خطا است با توجه به داده‌های جدول نتایج حاکی از این است که مدل شبکه‌ی عصبی فازی در مرحله‌ی آموزش بهترین کارایی را دارد اما در مرحله‌ی صحت سنجی به شدت از دقت این مدل کاسته شده و به میزان خطا افزوده شده است. همچنین از داده‌ها این گونه استنتاج می‌شود که مدل عصبی فازی ضعیف‌ترین مدل در بین سه مدل بوده و کمترین کارایی را دارد.

جدول ۴-۱۱- نتایج حاصل از اجرای مدل‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی ، عصبی فازی و مدل رگرسیون خطی چند متغیره

مدل	پارامتر تخمین زده شده	مرحله	R ²	RMSE	MAE
MLP	سرب	آموزش	۰/۸۱	۰/۴۷	۰/۹۷
		صحت یابی	۰/۸۶	۰/۸۳	۱/۱۷
	کادمیوم	آموزش	۰/۸۲	۱/۰۴	۰/۸۳
		صحت یابی	۰/۸۳	۳/۱۱	۱/۱۴
	ظرفیت تبادل کاتیونی	آموزش	۰/۸۴	۰/۸۳	۰/۵۶
		صحت یابی	۰/۸۲	۰/۹۴	۰/۴۸
ANFIS	سرب	آموزش	۰/۹۹	۰/۰۰۱۱	۰/۰۰۰۸
		صحت یابی	۰/۴۴	۸/۸۲	۶/۹۳
	کادمیوم	آموزش	۰/۹۸	۰/۰۷۲۲	۰/۰۰۰۶۷۳
		صحت یابی	۰/۳۸	۲/۵۶	۲/۹۱
	ظرفیت تبادل کاتیونی	آموزش	۰/۹۹	۰/۰۰۱	۰/۰۰۰۳
		صحت یابی	۰/۴۴	۴/۸۷	۳/۲۹
رگرسیون چند متغیره	سرب	آموزش	۰/۶۴	۱/۱۸	۰/۸۲
		صحت یابی	۰/۴۷	۹/۴۶	۷/۲۰
	کادمیوم	آموزش	۰/۷۱	۱/۲۸	۰/۹۹
		صحت یابی	۰/۵۱	۱/۶۵	۱/۳۰
	ظرفیت تبادل کاتیونی	آموزش	۰/۷۸	۲/۴۰	۲/۱۹
		صحت یابی	۰/۷۴	۲/۵۳	۲/۳۱

فصل پنجم نتیجه

گیر و

پیشنهادها

۵-۱ مقدمه

این مطالعه به منظور پیش‌بینی میزان ظرفیت تبادل خاک و همچنین پیش‌بینی میزان آلودگی به فلزات سنگین (سرب و کادمیوم) انجام شد برای این منظور از سه مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی، شبکه‌ی عصبی فازی و رگرسیون چند متغیره‌ی خطی استفاده شد. برای انجام مدل‌سازی با روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی و عصبی فازی از نرم‌افزار متلب و برای مدل رگرسیون خطی چند متغیره از نرم‌افزار SPSS استفاده شد.

در این مطالعه از داده‌های ۲۵۰ نمونه‌ی خاک استان گیلان استفاده شد. به منظور مقایسه‌ی مدل‌های مورد استفاده برای تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی و میزان هریک از فلزات سنگین در این خاک‌ها از ورودی‌های مشابه برای مدل‌ها استفاده شد. ورودی‌ها برای تخمین میزان ظرفیت تبادل کاتیونی عبارت‌اند از: میزان کربن آلی، میزان نیتروژن درصد شن، رس، سیلت، pH و EC و برای برآورد میزان آلودگی به فلزات سنگین (سرب و کادمیوم) از میزان کربن آلی، میزان نیتروژن درصد شن، رس، pH، میزان آهن و روی و ظرفیت تبادل کاتیونی به عنوان ورودی مدل استفاده شد. در نهایت برای انتخاب بهترین مدل و همچنین مقایسه‌ی مدل‌ها از ضریب تبیین (R^2) (رابطه ۴-۱)، میانگین خطای مطلق (MAE) (رابطه ۴-۲)، مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) (رابطه ۴-۳) که از روابط بیان شده در فصل قبل قابل محاسبه می‌باشند استفاده شد. در ذیل نتایج این مطالعه به صورت تفکیک شده برای مدل‌های شبکه‌ی عصبی، عصبی فازی و رگرسیون چند متغیره آورده شده است.

۵-۲- شبکه‌ی پرسپترون چندلایه (MLP)

برای مدل‌سازی شبکه‌ی عصبی از نرم‌افزار متلب استفاده شد و به این منظور از شبکه‌ی عصبی پرسپترون چندلایه یا به اختصار MLP استفاده شد. با استفاده از ۸۰ درصد داده‌ها شبکه مورد نظر آموزش داده شد شبکه‌ی طراحی شده برای هریک از مراحل تخمین دارای تعداد معین لایه‌ی ورودی و ۵ لایه‌ی میانی (که

البته با آزمون و خطا بهترین تعداد آن مشخص شد) و یک لایه‌ی خروجی که همان پارامتر مجهول یا پارامتری که مورد پیش‌بینی قرار می‌گیرد بود. شبکه‌ی طراحی شده از چند تابع عضویت یا تابع فعال‌سازی که عبارت‌اند از: سیکموئید، گاوسی، هایپربولیک تانژانت و هایپربولیک سکانت برخوردار بود. با استفاده از ۲۰ درصد دیگر داده‌ها مرحله‌ی آزمون یا صحت‌سنجی برای شبکه انجام شد که طی آن شبکه به‌پیش‌بینی داده‌هایی که قبلاً با آن‌ها آشنایی نداشته پرداخت. درنهایت با استفاده از ضریب تبیین و میانگین مجذور خطا. و میانگین خطا مطلق بهترین شبکه و تابع عضویت با بالاترین کارایی از بین شبکه‌های دیگر انتخاب شد. تعداد لایه‌های میانی نیز بن ۱ تا ۱۰ تغییر داده شد که بیشترین کارایی را شبکه‌ای با ۵ لایه‌ی میانی از خود نشان داد.

۵-۳- شبکه‌ی نرو فازی (ANFIS)

با استفاده از Toolbox نرم‌افزار متلب مدل شبکه عصبی فازی و با تقسیم داده‌ها به دو سمت ۸۰ درصد و ۲۰ درصد طراحی شد. در این مدل با توجه به تعدد پارامترها از روابط دودویی بین پارامترها استفاده شد. مدل‌سازی با تمام توابع عضویت و همچنین با ۲ متد هایپرید و بک پروپگیشن انجام شد با استفاده از معیارهای سنجش آماری ضریب تبیین و میانگین مجذور خطا. و میانگین خطا مطلق بهترین شبکه با تابع عضویت گاوسی و متد یادگیری هایپرید انتخاب شد. با استفاده از شبکه‌ی منتخب و با استفاده از داده‌های ورودی در مرحله‌ی آزمون به‌پیش‌بینی پارامترهای موردنظر پرداخته شد.

۵-۴- نتیجه‌گیری

- شبکه‌های هوشمند عصبی دارای قابلیت برآورد خوبی هستند و می‌توانند فرآیند تصمیم‌گیری در مسائل مختلف خاک را آسان کنند.

- نتایج این پژوهش نشان داد شبکه عصبی مصنوعی MLP دارای دقت بیشتری در مقایسه با مدل عصبی-فازی و رگرسیون چند متغیره در برآورد ظرفیت تبادل کاتیونی و میزان سرب و کادمیوم خاک می‌باشد.
- در نهایت می‌توان نتیجه گرفت که گسترش ابزارهایی مناسب برای تخمین خصوصیات خاک به ویژه در سیستم‌های کشاورزی به دلیل ناهمگونی نسبتا بالا ناشی از نوع مدیریت و وجود روابط غیر خطی امری ضروری به نظر می‌رسد.

۵-۵- پیشنهادها

- ♣ استفاده از سایر مدل‌های شبیه‌ساز مانند برنامه ریزی بیان ژن و منطق فازی برای پیش‌بینی میزان آلودگی به فلزات سنگین
- ♣ استفاده از مدل‌های استفاده شده در مطالعه ی حاضر در پیش‌بینی سایر فلزات سنگین
- ♣ استفاده از ورودی‌های متفاوت با مطالعه‌ی حاضر برای پیش‌بینی فلزات سنگین و ظرفیت تبادل کاتیونی
- ♣ با توجه به این موضوع که با تعداد بیشتر نمونه‌ها دقت مدل‌های هوشمند بالا می‌رود، استفاده از داده‌ها با تعداد بیشتر برای حصول نتایج دقیق‌تر
- ♣ استفاده از فاکتورهای فیزیکی و شیمیایی زود یافت جهت پیش‌بینی فلزات سنگین
- ♣ با توجه به معضل آلودگی آب و خاک استفاده از مدل‌های دیگر مانند الگوریتم ژنتیک و کریجینگ به منظور تخمین آلودگی‌ها

منابع

تقی زاده مهرجردی ر، محمودی ش، مهربانیان م و زارعیان جهرمی م، ۱۳۸۸، مقایسه روش های کریجینگ و معکوس فاصله در تخمین قلیائیت آب زیرزمینی، یازدهمین کنگره علوم خاک ایران، گرگان، دانشگاه گرگان

سبزی پرور، ع.ا.، زارع ابیانه، ح.، بیات ورکشی، م.الف، ۱۳۸۹. مقایسه یافته های مدل شبکه استنتاج تطبیقی عصبی-فازی با مدل های رگرسیونی به منظور برآورد دمای خاک در سه اقلیم متفاوت. نشریه آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی)، ۲۴(۲): ۲۷۴-۲۸۵.

سروری، ر.، قائمیان، ن، ۱۳۹۰. کاربرد زمین آمار برای مدیریت تغذیه گیاه، مطالعه موردی دشت ارومیه، مجموعه مقالات یازدهمین کنگره علوم خاک ایران، گرگان، ص. ۷۹۶-۷۹۸

صبور ح.، اولاد غفاری ا.ف.، فعالیان ا.، و صدرالدینی ع.ا. ۱۳۸۹. مقایسه عملکردهای شبکه های عصبی در برآورد تبخیر و تعرق MLP و RBF گیاه مرجع. مجله دانش آب و خاک ۱۹: ۱۲-۱

عرفا نمش، م؛ م. افیونی ۱۳۷۹. آلودگی محیط زیست: آب، خاک، هوا، چاپ چهارم، نشر ارکان.

کاشی ح، قربانی ه.، امامقلی زاده ص.، هاشمی ع.ا. ۱۳۹۲. تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی در دو خاک بکر و کشاورزی توسط شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی. نشریه آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی). ۲۷- ۴۸۴-۴۷۲

کاشی ح. (۱۳۹۱) پایان نامه ی ارشد. تخمین نفوذپذیری و ظرفیت تبادل کاتیونی در دو خاک بکر و دست خورده با استفاده از مدل شبکه ی عصبی مصنوعی، دانشکده ی کشاورزی، دانشگاه شاهرود

کریمیان ن. ۱۳۷۵. شکل های مختلف مس در خاکهای آهکی و رابطه ان با خصوصیات خاک. پژوهشگاه علوم و فناوری اطلاعات ایران

مهاجر ر، صالحی م ه، و بیگی هرچگانی ح، ۱۳۸۸. تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاک با استفاده از رگرسیون و شبکه عصبی و اثر تفکیک داده ها بر دقت و صحت توابع. علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی علوم اب و خاک، شماره ۴۹. صفحه های ۸۳-۹۷.

مهربانیان م، تقی زاده مهرجردی ر، دهقانی ف، ۱۳۸۸. بررسی کارایی توابع انتقالی جهت تخمین ظرفیت تبادل کاتیونی خاک های آهکی و گچی استان یزد. پژوهش های حفاظت آب و خاک. ۷-۱

- Abolpour, B., Javan, M., Karamouz, M, (2007). Water allocation improvement in river basin using adaptive neural fuzzy reinforcement learning approach. *Applied Soft Computing Journal*, 7: 265–285.
- Adriano, D.C., 1986. *Trace Elements in the Terrestrial Environment*. Springer-Verlag, New York.
- Amini, M., Afyuni, M., Fathianpour, N., Khademi, H. and Fluchler, H. (2005). Continuous soil pollution mapping using fuzzy logic and spatial interpolation. *Geoderma*, 124, 223–233
- Amini, M., Abbaspour, K. C., Khademi, H., Fathianpour, 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*, 53, 748–757.
- Anagu, I., Ingwersen, J., Utermann, J., Streck, T, (2009). Estimation of heavy metal sorption in German soils using artificial neural networks. *Geoderma*, 152: 104–112.
- Ang, K.K., Quek, C, (2005). RSPOP: rough set-based pseudo outer-product fuzzy rule identification algorithm. *Neural Computation*, 17: 205–243.
- Aytek, A, (2008). Co-active neuro fuzzy inference system for evapotranspiration modeling. *Soft. Computer*, 13 (7): 691–700.
- Brallier, S., Harrison, R.B., Henry, C.L., Dongsen, X., 1996. Liming effects on availability of Cd Cu, Ni, and Zn in a soil amended with sewage sludge 16 years previously. *Water Air Soil Poll.* 86, 195—206.
- Beale, M.H., Hagan, M.T., Demuth, H.B, (2012). *Neural Network Toolbox: Users Guide*. The Math Works, Inc.
- Behrens, T., Förster, H., Scholten, T., Steinrücken, U., Spies, E., Goldschmitt, M, (2005). Digital soil mapping using artificial neural networks. *Journal of Plant Nutrition and Soil Science*, 168: 21–33.
- Bilgili, M., Sahin, B., and Sangun, L, (2013). Estimating soil temperature using neighboring station data via multi-nonlinear regression and artificial neural network models. *Environ Monitoring Assess*, 185: 347–358
- Bilgili, M, (2010). Prediction of soil temperature using regression and artificial neural network models. *Meteor Atmospheric Physics*, 110:59–70
- Blake, G.R. Hartge, K.H, (1986). Bulk Density. In: Klute, A. (Ed.), *Methods of Soil Analysis, Part I*, ASA Monograph No. 9. Madison, WI, pp, 363–376.
- Buszewski, B., and Kowalkowski, T, (2006). A new model of heavy metal transport in the soil using non linear artificial neural networks. *Journal of Environmental Engineering and Science*, 23 (4): 589–595.
- Chang, F.J., Chang, Y.T, (2006). Adaptive neuro-fuzzy inference system for prediction of water level in reservoir. *Advances in Water Resources*, 29: 1–10.
- Cho, S.Y., Quek, C., Seah, S.X., Chong, C.H, (2009). HebbR2-taffic: a novel application of neuro-fuzzy network for visual based traffic monitoring system. *Expert Systems with Applications*, 36: 6343–6356.

- Dehghani, A.A., Asgari, M., Mosaedi, A, (2009). Comparison of Geostatistics, Artificial Neural Networks and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System Approaches in Groundwater Level Interpolation (Case study: Ghazvin aquifer).
- Ebrahimi, C., nayabluyi, E.(2009). Neuro-fuzzy model for modulus of deformation of jointed rock masses. *Computer Geotech*, 31: 375–383.
- Fahimifard, S.M., Salarpour, M., Sabouhi, M., Shirzady, S, (2009). Application of ANFIS to agricultural economic variables forecasting, case study: poultry retail price. *Journal of Artificial Intelligence*, 2(2): 65–72.
- Gandhimathi, A., Meenambal, T, (2012). Analysis of heavy metal for soil in Coimbatore by using ANN model. *European Journal of Scientific Research*, 68(4): 462–474.
- Gokceoglu, C., Yesilnacar, E., Sonmez, H., Kayabasi, A.A, (2004). Neuro-fuzzy model for modulus of deformation of jointed rock masses. *Computer Geotech*, 31: 375–383.
- Gupta, H.V., Kuo-lin, H., Sorooshian, S, (1997). Superior training of artificial neural networks using weight-space partitioning, *International Conference on Neural Networks*, pp. 1919- 1923 vol.3.
- Hambli, R, (2009). Statistical damage analysis of extrusion processes using finite element method and neural networks simulation. *Finite Elements in Analysis and Design* 45(10): 640–649.
- Hambli, R., Chamekh, A., Bel Hadj Salah, H, (2006). Real-time deformation of structure using finite element and neural networks in virtual reality applications. *Finite Elements in Analysis and Design* 42 (11): 985–991.
- Haykin, S.S, (1999). *Neural networks: a comprehensive foundation*. Prentice Hall. Hassanipak, A.A, (2006). *Geostatistics*. Tehran University, 330p. (In Persian).
- Hezarjaribi.A.Nosrati Karizak. F .Abdollahnezhad.k-Ghorbani. Kh.(2013). The Prediction Possibility of Soil Cation Exchange Capacityby Using of Easily Accessible Soil Parameters.Journal of Water and Soil. Vol. 27, No.4
- Hsu, K.I., Gupta, H.V., Sorooshian, S, (1995). Artificial Neural Network Modeling of the Rainfall-Runoff Process. *Water Resource Research*, 31(10): 2517-2530.
- Ihuaku Anagu.Joachim Ingwersen, Jens Utermann, Thilo Streck.(2009). Estimation of heavy metal sorption in German soils using artificial neural networks.geoderma. 152. 104–112
- Jang, J.S.R, (1993). ANFIS: Adaptive-Network-based Fuzzy Inference System. *IEEE Transaction on System Man and Cybernetics*, 23: 665–685.
- Jenkins, W.M, (1997). An introduction to neural computing for the structural engineer. *Journal of Structural Engineering*, 75 (3): 38–41.
- Kalkan, E., Akbulut, S., Tortum, A., Celik, S, (2008). Prediction of the unconfined compressive strength of compacted granular soils by using inference systems. *Environ Geology*, 58: 1429–40.
- Kammeno, O, (2000). River flow modeling using artificial neural networks. *ASCE Journal of Hydrology Engineering*, 9 (1): 60–63.

Kholgi, M., Hosseini, S.M, (2006). Estimation of aquifer transmissivity using kriging, artificial neural network. *J. Spat. Hydrology*, 6: 268-281. (In Persian)

Kanani, b, (2007). Multi- layer perceptions with Levenberg-Marquardt training for suspended sediments concentration prediction and estimation. *Hydrological Science Journal*, 49(6): 1025-1040.

Kisi, O, (2006). Daily pan evaporation modelling using a neuro-fuzzy computing technique. *Journal of Hydrology*, 329: 636– 646.

Kisi, O, (2004a). River flow modeling using artificial neural networks. *ASCE Journal of Hydrology Engineering*, 9 (1): 60–63.

Kisi, O., Yildirim, G, (2005a). Discussion of Estimating Actual Evapotranspiration from Limited Climatic Data Using Neural Computing Technique by K.P. Sudheer, A.K. Gosain and K.S.Ramasastri. *Journal of Irrigation Drainage and Engineering ASCE*, 131 (2), pp. 219–220.

Krogh L., Madsen H.B., and Greve M.H. (2000). Cation exchange capacity pedotransfer functions for Danish soils. *Acta Agric. Scand ., Sect. B, Soil and Plant Sci.*, 50:1–12.

Kumar, D.N., Raju, K.S., Sathish, T, (2004). River flow forecasting using recurrent neural networks. *Water Resource Managment*, 18: 143–161.

Lin, C.T., Lee, C.S.G, (1996). *Neural Fuzzy Systems: A Neuro-fuzzy Synergism to Intelligent Systems*. Prentice-Hall Inc., Upper Saddle River, NJ, USA.

Maneric, E., Alvertos, N., Tsiros, I.X, (1991). Soil temperature prediction using time-delay neural networks. In: CG, Helmis and PT Nastos (eds.), *Advances in Meteorology, Climatology and Atmospheric Physics*, Springer Atmospheric Sciences, pp. 611-615.

Mazou, E., Alvertos, N., Tsiros, I.X, (2013). Soil temperature prediction using time-delay neural networks. In: CG, Helmis and PT Nastos (eds.), *Advances in Meteorology, Climatology and Atmospheric Physics*, Springer Atmospheric Sciences, pp. 611-615.

McBratney, A.B., MendocaSantos, M.L., Minasny, B, (2003). On digital soil mapping. *Geoderma*, 117: 3– 52.

Menhaj M. 2002. *Principles of neural networks*. Amir kabir University. P715.

Memarian fard M. and Beigi harchagani H. (2009). Comparison of artificial neural network and regressionpedotransfer functions models for prediction of soil cation exchange capacity in Chaharmahal Bakhtiari province. *Journal of Water and Soil*, Vol. 23, No. 4, Winter 2009, p. 90-99.

Mikko, A.W. and Hall, M.J., (2006). Artificial neural networks as rainfall-runoff models. *Hydrological science Journal*, 41 (3): 399–416

Minasny, B., McBratney, A.B. Bristow, K.L, (1999). Comparison of different approaches to the development of pedo transfer functions for water-retention curves. *Geoderma*, 93: 225–253.

- Minasny, B., McBratney, A.B, (2002). The neuro-m methods for fitting neural network parametric pedo transfer functions. *Soil Science Society of America Journal*, 66: 352–361.
- Minasny, B., Hopmans, J.W., Harter, T., Eching, S.O., Tuli, A., Denton, M.A, (2004). Neural networks prediction of soil hydraulic functions for alluvial soils using multi step out flow data. *Soil Science Society of America Journal*, 68: 417– 429.
- Minnes, A.W. and Hall, M.J., 1996. Artificial neural networks as rainfall-runoff models. *Hydrological science Journal*, 41 (3): 399–416.
- Olsen, S.R., and Sommers, J.F. (1982). Phosphorus. P 403-430, In: A.L. Page (ed.), *Methods of soil Analysis*. Agron. No. 9, part 2: Chemical and microbiological properties, 2nd edition, Am. Soc. Agron., Madison, WI, USA
- Pachepsky, Y.A., Rawls, W.J, (1999). Accuracy and reliability of pedo transfer functions as affected by grouping soils. *Soil Science Society of America Journal*, 63: 1748–1757.
- Rajurkar, M.P., Kothiyari, U.C., Chaube, U.C, (2004). Modeling of the daily rainfall-runoff relationship with artificial neural network. *Journal of Hydrology*, 285(1–4): 96-113.
- Rieuwerts, J.S., Thornton, I., Farago, M.E., Ashmore, M.R., 1998. Factors influencing metal bioavailability in soils: preliminary investigations for the development of critical loads approach for metals. *Chem. Spec. Bioavailab.* 10 (2), 61—75
- Rodriguez, L., Rinco'n, J., Asencio, I., Rodri'guez-Castellanos, L., 2007. Capability of selected crop plants for shoot mercury accumulation from polluted soils: phytoremediation perspectives. *International Journal of Phytoremediation* 9, 1–13
- Rogers, L.L., Dowla, F.U., Johnson, V.M, (1995). Optimal Field-Scale Groundwater Remediation Using Neural Networks and the Genetic Algorithm. *Environ Science Technology*, 29(5): 1145-1155.
- Schaap, M.G., Leij, F.J, (1998). Using neural networks to predict soil water retention and soil hydraulic conductivity. *Soil and Tillage Research*, 47: 37–42.
- Shiri, J., Dierickx, W., Pour-Ali Baba, A., Neamati, S., Ghorbani, M.A. (2011). Estimating daily pan evaporation from climatic data of the State of Illinois, USA using adaptive neuro fuzzy inference system (ANFIS) and artificial neural networks (ANN). *Hydrology Research*, 42(6): 491 -502
- Springob, G., Böttcher, J., 1998b. Parameterization and regionalization of Cd sorption characteristics of sandy soils. II. Regionalization: Freundlich k estimates by pedotransfer functions. *J. Plant Nutr. Soil Sci.* 161, 689—696.
- Sudheer, K.P., Gosain, A.K., Rangan, D.M., Saheb, S.M, (2002). Modelling evaporation using an artificial neural network algorithm. *Hydrological Processes*, 16(16): 3189–3202.
- Sugeno, M, (1985). *Industrial Applications of Fuzzy Control*, Elsevier Press, Amsterdam, The Netherlands.
- Supharatid, S, (2003). Application of a neural network model in establishing a stagedischarge relationship for a tidal river. *Hydrological Process*, 17: 3085-3099.

- Tabari, H., Sabziparvar, A.A., Ahmadi, M, (2011). Comparison of artificial neural network and multivariate linear regression methods for estimation of daily soil temperature in an arid region. *Meteor Atmospheric Physics*, 110:135–142
- Talebizadeh, M., Moridnejad, A, (2011). Uncertainty analysis for the forecast of lake level fluctuations using ensembles of ANN and ANFIS models. *Expert Systems with Applications*, 38: 4126–4135.
- Tayfur, G, (2002). Artificial neural networks for sheet sediment transport. *Hydrological Science Journal*, 4(6): 879–892.
- Van der Zee, S.E.A.T.M., van Riemsdijk, W.H, (1987). Transport of reactive solute in spatially variable soil systems. *Journal of Water Resource Research*, 23: 2059–2069.
- Walkely, A., Black, I.A, (1934). An examination of the Degtjareff method for determining soil organic matter and a proposed modification of the chromic acid titration method. *Soil Science*, 37: 29-38.
- Wasiol, C.S., Motavalli, P., Kitchen, N.R., Otter, D.K, (1998). "Soil phosphorous spatial distribution in pastures receiving poultry litter application". *Agronomy abstracts*. American Society of Agronomy. Madison , W.I.
- Wu, W., Tang, X.P., Guo, N.J., Yang, C., Liu, H.B., Shang, Y.F, (2013).
- Yarar, A., Onucyildiz, M., Coptu, N.K, (2009). Modelling level change in lakes using neuro-fuzzy and artificial neural networks. *Journal of Hydrology*, 365: 329–334.
- Yeon, I.S., Kim, J.H., Jun, K.W, (2008). Application of artificial intelligence models in water quality forecasting. *Environmental Technology*, 29: 625–631.
- Yurdusev, M.A., Firat, M, (2009). Adaptive neuro fuzzy inference system approach for municipal water consumption modeling: an application to Izmir, Turkey. *Journal of Hydrology*, 365: 225–234.

Abstract

Cation exchange capacity (CEC) and heavy metal pollution are most important soil chemical 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, ANFIS and other similar models has been considered. In the present study, 250 soil samples were collected from Gulian location in Guilan province. Some soil chemical as well as physical properties such as organic carbon, total nitrogen, soil texture, pH and electrical conductivity (EC) were considered as input layer and CEC, Pb and Cd as output layer. The collected data randomly divided into two categories of training (80%) and testing (20%) and they were used for training and testing of artificial neural networks, multi-layer perceptron (MLP), ANFIS and nonlinear regression model. Results of this research show high efficiency of artificial neural network compared with nonlinear regression and also MLP network was better than ANFIS network in testing level. Although ANFIS model in training level was better than MLP. Sensitivity analysis was also performed for all parameters to find out the relationship between soil parameters and soil cation exchange capacity and soil Pb and Cd content. At last, the correlation between soil parameters and soil cation exchange capacity and soil Pb and Cd content was determined and most important parameters which could influence the soil cation exchange capacity and soil Pb and Cd content were described; Results show that organic carbon percentage with cation exchange capacity and soil Pb and Cd content have most correlation.

Keywords: heavy metal pollution, Cation exchange capacity (CEC), Artificial neural networks, ANFIS, Pb, Cd



University of Shahrood

Faculty of Agriculture

**Prediction of heavy metals and CEC of soil using soil characteristics
with intelligence models**

Ahmad Bazoobandi

Supervisor(s):

Dr.H.Ghorbani

Dr.S.Emamgholizadeh

Advisor:

T.A.badrlu

M.R.SH.Novbarian

November 2015