

مقایسه روش‌های هوش مصنوعی و رگرسیون چندمتغیره برای واسنجی دستگاه القاگر الکترومغناطیس در منطقه اردکان

محمدجواد روستا*^۱، روح‌اله تقی‌زاده مهرجردی^۲، فریدون سرمدیان^۳، محمدحسن رحیمیان^۴

۱. استادیار مرکز ملی تحقیقات شوری

۲. استادیار، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه اردکان

۳. استاد، دانشکده مهندسی و فناوری کشاورزی دانشگاه تهران

۴. مربی، مرکز ملی تحقیقات شوری

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۲/۲/۱۰ - تاریخ تصویب: ۱۳۹۲/۱۲/۲۶)

چکیده

به منظور واسنجی داده‌های دستگاه القاگر الکترومغناطیس از روش‌های مختلفی استفاده می‌شود. سؤال پیش رو این است که کدام یک از تکنیک‌ها قابلیت بیشتری برای برآورد غیرمستقیم داده‌های شوری خاک دارند. برای پاسخ به این پرسش، در پژوهش حاضر، از ۶۰۰ نمونه خاک جمع‌آوری شده از منطقه اردکان برای واسنجی داده‌های هدایت الکتریکی ظاهری خاک با استفاده از روش‌های رگرسیونی و هوش مصنوعی بهره گرفته شد. در این راستا، داده‌ها به دو سری شامل سری آموزشی (۸۰ درصد داده‌ها) و سری ارزیابی (۲۰ درصد داده‌ها) تقسیم شد. به منظور مدل‌سازی و برآورد شوری، از مدل‌های نروفازی، شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم ژنتیک و رگرسیون چندمتغیره استفاده شد. نتایج ارزیابی مدل‌ها بر اساس شاخص‌های ریشه مربعات خطا، میانگین خطا و ضریب تبیین نشان داد مدل نروفازی بالاترین دقت در برآورد شوری خاک در چهار عمق را دارد. به طوری که این مدل به میزان ۹، ۹، ۵ و ۲ درصد دقت برآورد شوری را به ترتیب در اعماق ۱۵، ۳۰، ۶۰ و ۱۰۰ سانتی‌متری نسبت به روش رگرسیون خطی چندگانه افزایش داده است. با توجه به عدم قطعیت در پدیده‌های مرتبط با خاک یا تقریبی بودن مقادیر اندازه‌گیری شده خصوصیات مختلف خاک، به نظر می‌رسد کارایی بالاتر مدل مبتنی بر مجموعه‌های فازی در پردازش توابع انتقالی خاک به همین علت باشد. بعد از این مدل، الگوریتم ژنتیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به معادلات رگرسیونی کارایی بهتر داشته است. در مجموع، نتایج نشان داد روش‌های هوش مصنوعی کارایی بالاتری نسبت به روش‌های رگرسیونی برای واسنجی دستگاه القاگر الکترومغناطیس دارد.

کلیدواژگان: شوری خاک، مدل‌سازی، هدایت الکتریکی ظاهری.

مقدمه

قابلیت هدایت الکتریکی ظاهری^۴ یک توده از خاک را اندازه‌گیری می‌کنند، در تعیین الگوی تغییرات مکانی درون مزرعه‌ای برخی خصوصیات فیزیکی-شیمیایی خاک نظیر شوری، درصد رس، درصد رطوبت و عمق خاک لایه سطحی آن هم به صورت هم‌زمان با لحظه پیمایش^۵ مفید هستند (Lesch et al., 2005; Triantafilis and Lesch, 2005; Triantafilis and Santos, 2006; Benedetto et al, 2012). علاوه بر این‌ها دلایل متعدد دیگری نظیر قابلیت حمل آسان، سهولت کار با آن، کاهش صرف وقت و همچنین تقلیل هزینه‌های نمونه‌برداری صحرائی نیز وجود دارد که آن را نسبت به سایر روش‌های متداول در این زمینه متمایز می‌کند.

در دو دهه اخیر، بسیاری از تکنیک‌های جدید مانند آرایه ونر^۱ (Rhoades and Ingvalson, 1971)، پروب‌های قابلیت هدایت الکتریکی رودز (Rhoades, 1976)، روش انعکاس‌سنجی حوزه زمانی^۲ و روش القای الکترومغناطیسی^۳ (McNeill, 1980) برای اندازه‌گیری شوری خاک در شرایط مزرعه استفاده شده است. در این میان، اجرای تکنیک القای الکترومغناطیسی به دلیل اینکه برای انجام اندازه‌گیری نیازی به گرفتن نمونه خاک ندارد، آسان‌تر است. ابزارهای مبتنی القای الکترومغناطیس که

* نویسنده مسئول: Rousta@farsagres.ir

4. Apparent Electrical Conductivity
5. Real Time

1. Wenner Array
2. Time Domain Reflectometry
3. Electromagnetic Induction

آموزش شبکه عصبی پارامترهای سیستم فازی را تعیین می‌کند. این سیستم ترکیبی براساس سیستم فازی که بیانگر عدم قطعیت‌هاست، پایه‌گذاری شده است. از این شبکه‌ها می‌توان به سیستم فازی تطبیق‌پذیر مبتنی بر شبکه عصبی^۴ اشاره کرد که برای اولین بار توسط Jang (1991) معرفی شد. این مدل یک سیستم فازی را در یک ساختار عصبی اجرا می‌کند و برای فرایند آموزش از ترکیبی از روش‌های آموزش شامل شیب نزولی^۵ و حداقل مربعات خطا^۶ استفاده می‌کند (Kisi, 2005; Drake, 2000).

همان‌طور که مطرح شد برای واسنجی دستگاه القاگر الکترومغناطیس می‌توان از روش‌ها و فنون مختلفی بهره گرفت. اما تا کنون مطالعات کمتری در زمینه استفاده از تکنیک‌های هوش مصنوعی در واسنجی انجام شده است. بنابراین، هدف پژوهش حاضر، مقایسه روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی پس‌انتشار^۷، مدل‌های نروفازی، الگوریتم ژنتیک و رگرسیون چندمتغیره برای واسنجی دستگاه القاگر الکترومغناطیس و برآورد شوری خاک بخشی از خاک‌های مناطق خشک ناحیه شمالی دشت یزد- اردکان است.

مواد و روش‌ها

منطقه مطالعه شده

منطقه مطالعه شده در ایران مرکزی واقع و وسعتی برابر با ۷۲۰۰۰ هکتار از اراضی دشت یزد- اردکان را شامل می‌شود. این منطقه بین طول‌های جغرافیایی ۵۰° ۵۳' تا ۱۰° ۵۴' شرقی و عرض‌های جغرافیایی ۱۶° ۳۲' تا ۲۷° ۳۲' شمالی قرار دارد و مشکلات شوری منابع آب و خاک دارد. منطقه بحث شده از جنوب به شهر اردکان و از شرق به رشته کوه هرشت و از شمال به چاله سیاه‌کوه و از غرب به رشته‌کوه‌های شیرکوه منتهی می‌شود. شکل ۱ موقعیت منطقه مطالعه شده را بر روی تصویر ماهواره‌ای ETM⁺ در استان یزد نشان می‌دهد. میانگین تبخیر و تعرق مرجع، دما و بارندگی سالانه منطقه مطالعه شده به ترتیب برابر ۳۴۸۳ میلی‌متر، ۱۸/۵ درجه سانتی‌گراد و ۷۵ میلی‌متر است. بارندگی بسیار کم و محدود به بارش‌های زمستانه است. بنابراین، رژیم رطوبتی و حرارتی خاک به ترتیب اریدیک^۸ و ترمیک^۹ طبقه‌بندی می‌شود. منطقه مطالعه شده از نظر

از حسگر EM^۱ به‌ویژه EM-38 می‌توان برای اندازه‌گیری شوری لایه سطحی یا عمقی‌تر استفاده کرد (Triantafilis *et al.*, 2000). مطالعات فراوانی در رابطه با استفاده از EM-38 برای ارزیابی و تعیین شوری خاک انجام شده است (Yao *et al.*, 2007; Rongjiang and Jingsong, 2010) و نتایج همه آن‌ها نیز به‌صورت بسط و توسعه معادلاتی است که قرائت‌های دستگاه را به قابلیت هدایت الکتریکی نسبت‌های آب به خاک، عصاره اشباع خاک و قابلیت هدایت الکتریکی ظاهری در اعماق مختلف خاک مرتبط ساخته است.

یکی از روش‌های متداول در واسنجی و ارائه ضرایب مربوط به این دستگاه روش رگرسیون چندمتغیره است که به تعداد نسبتاً زیاد و قابل قبولی از قرائت‌های دستگاه نیاز دارد. اخیراً تلاش‌هایی برای به‌کارگیری روش‌ها و فنون جدید در مدل‌سازی چنین توابعی انجام شده است که می‌توان برای نمونه به استفاده از شبکه‌های عصبی اشاره کرد (Minasny *et al.*, 1999). شبکه عصبی مصنوعی^۲ یک روش شبیه‌سازی است که از مطالعه سیستم مغز و شبکه عصبی موجودات زنده الهام گرفته است. قدرت بالای عملکرد سیستم‌های بیولوژیک ناشی از طبیعت موازی برنامه‌ریزی نرون‌های آن‌هاست. یک شبکه عصبی مصنوعی این ساختار را با توزیع شبیه‌سازی در واحدهای پردازشگر کوچک و ساده به‌هم‌پیوسته انجام می‌دهد. مهم‌ترین مزیت شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به روش‌های ایجاد توابع انتقالی آن است که برای برآورد پارامترهای خاک احتیاجی به یک مدل اولیه در ارتباط‌دادن بین داده‌های ورودی و خروجی ندارند. مزیت دیگر شبکه‌های عصبی نسبت به سیستم‌های هوشمند دیگر قدرت یادگیری آن‌ها در مقیاس خیلی کوچک از محیط پیرامونشان و توانایی تعمیم این یادگیری است. به‌طورکلی، در این روش سعی می‌شود براساس روابط ذاتی میان داده‌ها، مدلی خطی یا غیرخطی بین متغیرهای مستقل و وابسته برقرار شود. Cockx *et al.* (2010) برای ارتباط‌دادن داده‌های EM و شوری خاک از شبکه مصنوعی استفاده کردند و با استفاده از داده‌های برآورد شده به‌وسیله مدل، نقشه شوری خاک را تهیه کردند.

از دیگر روش‌های مناسب در واسنجی، استفاده از سیستم‌های فازی عصبی است. سیستم (مدل) نروفازی^۳ که ترکیب شبکه عصبی با منطق فازی است، با استفاده از الگوریتم

4. Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, ANFIS

5. Gradient Descent

6. Least Square Error

7. Feed Forward

8. Aridic

9. Thermic

1. Electromagnetic

2. Artificial Neural Networks

3. Neuro-Fuzzy Model

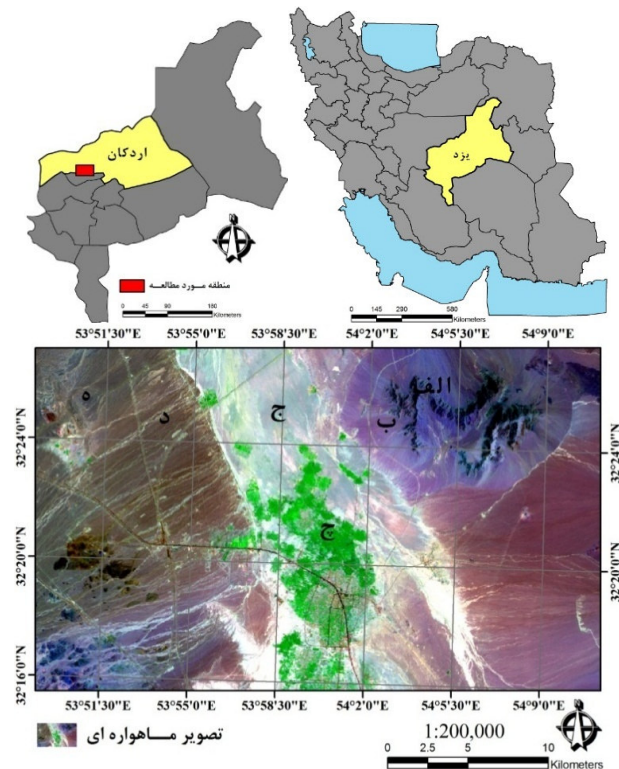
و یک مقدار از هر فاصله به طور تصادفی انتخاب می شود. سپس، n مقدار به دست آمده برای هر متغیر با متغیرهای دیگر جفت می شود. این روش یک پوشش کاملی از هر متغیر ایجاد می کند. اساس این روش، پایه گذاری یک هایپرکیوب است که محورهای آن چندک های کاملاً رستری از متغیرهای محیطی هستند و همچنین بررسی اینکه چگونه واحدهای نمونه برداری در این هایپرکیوب قرار می گیرند. یک نمونه با کیفیت خوب، تراکم یکسانی از واحدهای نمونه برداری در هر طبقه هایپرکیوب دارد. تراکم نسبی واحدهای نمونه برداری میراثی و شبکه های متغیرهای محیطی را می توان اندازه گیری کرد و یک نسبت تراکم نسبی را محاسبه کرد. با این نسبت تراکم نسبی می توان احتمالات انتخاب قبلی و وزن های نسبی برای واحدهای نمونه برداری میراثی که به دلیل ماهیت غیرآماري فرایند نمونه برداری، ناشناخته فرض شدند را پیشنهاد کرد.

پس از تعیین مکان هندسی نقاط نمونه برداری با استفاده از روش یادشده، ۱۷۳ پروفیل در منطقه مطالعه شده حفر شد. با استفاده از GPS مکان دقیق نقاط نمونه برداری در صحرا مشخص و اقدام به تشریح آنها شد (شکل ۲).

از لایه های ژنتیکی کلیه مقاطع، نمونه برداری و برای تجزیه به آزمایشگاه منتقل شد. ویژگی های فیزیکی و شیمیایی شامل بافت خاک به روش هیدرومتری (Gee and Bauder, 1986)، واکنش خاک نمونه های خاک در گل اشباع به وسیله pH متر، قابلیت هدایت الکتریکی عصاره اشباع به وسیله هدایت سنج، کربنات کلسیم معادل خاک به روش تیتراسیون برگشتی با اسید کلریدریک دو نرمال (Allison and Bauder, 1965)، کاتیون و آنیون های محلول براساس روش های استاندارد (Sparks et al, 1996)، درصد کربن آلی خاک به روش اکسایش تر (Walkey and Black, 1934)، و درصد گچ (Nelson, 1982) است، تعیین شد.

پس از مراجعه به محل هایی که با استفاده از مدل مربع لاتین انتخاب شده بودند (۱۷۳ نقطه)، اقدام به قرائت دستگاه EM-38 در دو وضعیت قرارگیری افقی^۲ و عمودی^۳ شد (شکل ۳). میدان مغناطیسی ایجادشده در اطراف سیم پیچ ارسال کننده امواج این دستگاه، بیضی شکل است که شعاع های آن به ترتیب ۰/۷۵ و ۱/۵ متر است. در حالتی که دستگاه به صورت عمودی بر روی زمین قرار گیرد، این بیضی نیز عمود

توپوگرافی بیشتر مسطح است و تنها رشته کوه هایی در شمال شرق منطقه مشاهده می شود، به طوری که بلندترین ارتفاعات منطقه را با ارتفاع ۱۹۴۴ متر شامل می شود و کم ارتفاع ترین قسمت منطقه که در نواحی میانی قرار گرفته ارتفاع متوسط ۹۴۴ متر دارد.



شکل ۱. موقعیت منطقه مطالعه شده بر روی تصویر ماهواره ای ETM⁺ در استان یزد (الف: کوه، ب: مخروط افکنه های قدیمی، ج: اراضی پف کرده شور، د: باهاده، ه: تپه های گچی، چ: اراضی باغی)

نمونه برداری

در این پژوهش، از روش نمونه برداری مربع لاتین استفاده شد. این روش، طرح نمونه برداری مونتوکارلوی محدود شده و یک طرح تصادفی طبقه بندی شده ای است که سبب نمونه برداری مؤثری به کمک توزیع چندمتغیره می شود. یک شبکه مربع حاوی موقعیت های نمونه، یک شبکه لاتین است اگر و تنها اگر فقط یک واحد نمونه برداری در هر ردیف و هر ستون وجود داشته باشد. یک ابر مکعب^۱ لاتین، تعمیم این مفهوم به تعداد اختیاری از ابعاد است به طوری که هر واحد نمونه برداری فقط در یک صفحه آن قرار گرفته باشد. هایپرکیوب لاتین شامل نمونه برداری n مقدار از توزیع تشریح شده هر متغیر است. توزیع جمعی هر متغیر به n فاصله با احتمال مساوی تقسیم می شود

2. EMh
3. EMv

1. Hyper Cube



شکل ۳. نمایی از دستگاه القاگر الکترومغناطیس از نوع EM-38 و ساخت شرکت ژئونیکس کانادا

مدل سازی

شبکه عصبی مصنوعی

در این پژوهش، شبکه پرسپترون با یک لایه مخفی که تابع فعال سازی سیگموئید در لایه مخفی و تابع فعال سازی خطی در لایه خروجی داشت و تعداد نرون های آن از یک تا ۱۰ نرون متغیر بود و بهترین تعداد نرون به صورت سعی و خطا تعیین شد، بررسی شد. همچنین، به علت کارایی، سادگی و سرعت بالا در این پژوهش، الگوریتم آموزشی لونبرگ مارکوارت استفاده شد (Amini et al, 2005). در پژوهش حاضر، از نرم افزار نروسولوشین^۱ نسخه پنج برای طراحی شبکه عصبی مصنوعی و در نهایت پیش بینی شوری استفاده شد.

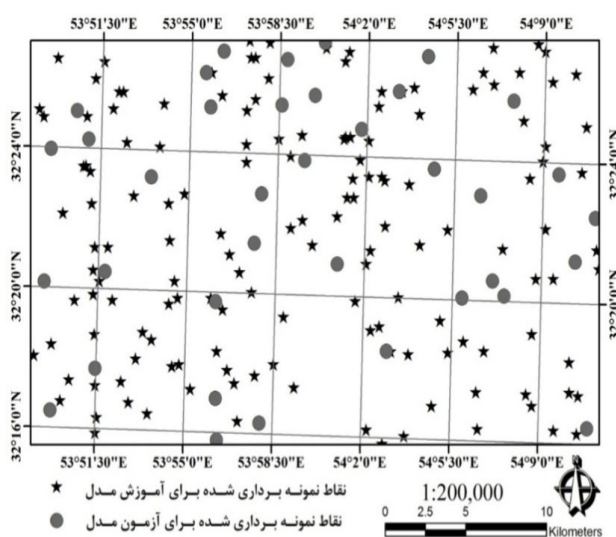
شبکه عصبی مصنوعی- الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک، تکنیک جست و جویی در علم رایانه برای یافتن راه حل تقریبی برای بهینه سازی و مسائل جست و جو است. الگوریتم ژنتیک نوع خاصی از الگوریتم های تکامل است که از تکنیک های زیست شناسی مانند وراثت و جهش استفاده می کند. این الگوریتم برای اولین بار توسط جان هلند معرفی شد. در این پژوهش، برای بهینه سازی پارامترهای شبکه پرسپترون با یک لایه مخفی (از قبیل تعداد نرون در لایه مخفی، نرخ یادگیری، تابع فعال سازی و مقادیر وزن های شبکه عصبی) استفاده شد. همچنین، از نرم افزار نروسولوشین^۲ نسخه پنج برای طراحی شبکه عصبی مصنوعی و روش بهینه سازی الگوریتم ژنتیک و در نهایت برآورد شوری استفاده شد.

رگرسیون خطی چندمتغیره

شکل کلی معادله رگرسیون کلاسیک به صورت رابطه ۱ است:

بر دستگاه قرار می گیرد، به طوری که عمق نفوذ این میدان مغناطیسی معادل با شعاع بزرگ تر آن (۱/۵ متر) خواهد بود. با تغییر وضعیت قرارگیری دستگاه به صورت افقی، میدان بیضی شکل یاد شده نیز افقی شده و عمق نفوذ این میدان مغناطیسی معادل با شعاع کوچک تر آن (۰/۷۵ متر) خواهد شد. باید توجه داشت که وضعیت های افقی و عمودی قرارگیری دستگاه یاد شده منحنی های پاسخ بسیار متفاوتی نسبت به همدیگر دارند. علاوه بر این، بسیاری از خاک ها غیرهمگنی مواد تشکیل دهنده در عمق خاک است و قرائت های این دستگاه (چه به صورت عمودی و چه افقی) شامل میانگین وزنی تمام این مواد است که بر اساس منحنی پاسخ دستگاه در هر یک از وضعیت قرارگیری آن، متفاوت از همدیگر خواهد بود. بر همین اساس، انجام هم زمان قرائت های عمودی و افقی این دستگاه می تواند به شناسایی و تفکیک مناطقی که از نظر پروفیل شوری خاک متفاوت از سایر مناطق هستند، کمک شایانی کند. البته چنانچه تغییرات نسبی شوری خاک در عمق، در تمامی نقاط یک منطقه یکسان باشد، این دو قرائت می توانند با هم رابطه منطقی و معناداری داشته باشند و تنها در چنین حالتی است که می توان از یک قرائت (مثلاً عمودی) نیز برای تعیین شوری توده خاک استفاده کرد. مراحل نمونه برداری این پژوهش، در تابستان ۱۳۹۱ انجام شده است. عمق و حجم مؤثر دستگاه وابسته به ارتفاع قرارگیری آن نسبت به سطح زمین و همچنین وضعیت قرارگرفتن آن (افقی یا عمودی) در هنگام انجام قرائت ها است.



شکل ۲. پراکنش نقاط نمونه برداری شده برحسب مربع لاتین (در شکل مکان هندسی نقاط آموزشی و آزمون مدل مشخص شده است، این داده ها به صورت تصادفی انتخاب شده اند)

1. Neurosolutions
2. Neurosolutions

$$RI = \left(\frac{RMSE_a - RMSE_b}{RMSE_a} \right) \times 100 \quad (\text{رابطه ۵})$$

نتایج و بحث

در جدول ۱ خلاصه آماری داده‌های قابلیت هدایت الکتریکی در چهار عمق و قرائت‌های قابلیت هدایت الکتریکی ظاهری در دو حالت عمودی^۵ و افقی^۶ آمده است. در کل، ۸۶ درصد نمونه‌ها شوری بیش از چهار دسی‌زیمنس بر متر دارد و این مسئله نشان می‌دهد که خاک‌های منطقه مطالعه شده شوری زیادی دارند. همان‌طور که نتایج آماری نشان می‌دهد، مقدار میانه شوری در هر چهار عمق بسیار بالاست که در حدود ۳۰ تا ۴۰ دسی‌زیمنس بر متر است. ضریب تغییرات شوری خاک در چهار عمق شبیه یکدیگر است. درحقیقت، ضریب تغییرات بسیار بالاست و گستره‌ای در حدود ۴۸ تا ۱۰۸ دسی‌زیمنس بر متر را دارند. مقادیر زیاد شوری خاک از سطح تا عمق دامنه‌ای در حدود یک تا ۲۴۵ دسی‌زیمنس بر متر دارند. این مقادیر شوری بسیار زیاد در منطقه مطالعه شده، توسط پژوهشگران دیگر مانند Khorsandi and Yazdi (2011) نیز گزارش شده است. نامبردگان نمونه‌های خاک را از قسمت‌های مختلف استان یزد جمع‌آوری و گزارش کردند دامنه تغییرات شوری در نمونه‌های خاک ۰/۴۸ تا ۱۷۱/۳ دسی‌زیمنس بر متر است. به‌طور مشابه ضریب تغییرات قابلیت هدایت الکتریکی ظاهری اندازه‌گیری شده در منطقه مطالعه شده نیز در هر دو حالت بسیار زیاد بود. اما این مقادیر ضریب تغییرات در مقایسه با مورد مشابه در قابلیت هدایت الکتریکی خاک کمتر است. این مسئله را می‌توان به این صورت توجیه کرد که دستگاه القاگر الکترومغناطیس قابلیت هدایت ظاهری خاک را در توده بزرگ‌تری از خاک اندازه می‌گیرد در حالی که اعداد شوری مربوط به افق‌های ژنتیکی خاک هستند. نتایج همچنین نشان داد که مقادیر زیاد قابلیت هدایت الکتریکی ظاهری در قسمت‌های میانی و شمالی منطقه قرائت شده است. در مقابل قرائت‌هایی که در نزدیک مناطق مرتفع‌تر انجام گرفته است اعداد کمتری را نشان می‌دهد.

واسنجی دستگاه القاگر الکترومغناطیس

رگرسیون چندمتغیره خطی

برای تعیین رگرسیون چندمتغیره پارامتر شوری در عمق ۰-۱۵، ۱۵-۳۰، ۳۰-۶۰ و ۶۰-۱۰۰ سانتی‌متر، رابطه رگرسیونی

$$Y = a_0 + a_1x_1 + \dots + a_nx_n \quad (۱)$$

که در آن؛ Y متغیر خروجی (شوری خاک)، x_i ها متغیر ورودی (هدایت الکتریکی ظاهری) و a ضرایب معادله به حساب می‌آیند. معمولاً با روش کمترین مربعات برای برآورد ضرایب رگرسیون خطی چندگانه استفاده می‌شود.

مدل نروفازی

در این روش، برای فریند آموزش از روش‌های آموزش پس انتشار خطا و کمینه مربعات خطا بهره‌گیری می‌شود و با استفاده از الگوریتم‌های آموزشی شبکه عصبی، بهینه‌سازی پارامترهای توابع عضویت انجام می‌شود. هر کدام از توابع عضویت (با تعداد مختلف تابع)، براساس مدل با کمترین میزان خطا به روش سعی و خطا آموزش دید. درنهایت، تابع عضویت برگزیده خواهد شد. در این پژوهش با استفاده از محیط انفیس‌ادیت^۱ در نرم‌افزار MATLAB، روش تطبیقی عصبی فازی با هشت نوع تابع عضویت (مثلثی، گوسی، زنگوله‌ای و...) با تعداد هر تابع بین یک تا نه عدد با روش بهینه‌سازی هیبرید به‌ترتیب آزموده شد و با استفاده از حداقل خطا، بهترین نوع تابع و تعداد آن به دست آمد.

معیارهای ارزیابی مدل

بررسی عملکرد روش‌های مختلف از طریق معیارهای برازش قابل مقایسه است. در ارزیابی روش‌های واسنجی در این پژوهش از مجذور میانگین مربعات خطا^۲ ضریب تبیین^۳ و میانگین خطا^۴، استفاده شد.

$$RMSE = \left[\frac{\sum (X_0 - X_e)^2}{n} \right]^{1/2} \quad (\text{رابطه ۲})$$

$$R^2 = \left[\frac{\sum ((X_e - \bar{X}_e)(X_0 - \bar{X}_0))}{\sqrt{\sum (X_e - \bar{X}_e)^2 \sum (X_0 - \bar{X}_0)^2}} \right]^2 \quad (\text{رابطه ۳})$$

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_0 - X_e) \quad (\text{رابطه ۴})$$

که در آن‌ها؛ X_0 و X_e به ترتیب شوری مشاهداتی و تخمین زده شده، \bar{X}_0 و \bar{X}_e به ترتیب میانگین شوری مشاهداتی و تخمین زده شده و n تعداد داده‌هاست.

علاوه بر آماره‌های یادشده، برای بررسی کارایی روش‌های مختلف از شاخص درصد کاهش ریشه مربعات خطا نیز استفاده شد (۵).

1. Anfisedit
2. Root Mean Square Error
3. coefficient of determination
4. Mean Absolute Error

$ECe_{(0-15)} = 2.2 + 0.8EC_{av} + 0.02EC_{ah}$ (رابطه ۵)
 $R^2=0.66$

$ECe_{(15-30)} = 11.9 + 0.71EC_{av} + 0.11EC_{ah}$ (رابطه ۶)
 $R^2=0.67$

$ECe_{(30-60)} = 23.8 + 0.85EC_{av} - 0.46EC_{ah}$ (رابطه ۷)
 $R^2=0.29$

$ECe_{(60-100)} = 21.6 + 1.08EC_{av} - 1.07EC_{ah}$ (رابطه ۸)
 $R^2=0.10$

که در آن‌ها: ECav قرائت عمودی، ECah قرائت افقی و ECe قابلیت هدایت الکتریکی است.

مربوطه با استفاده از داده‌های آموزشی تعیین شد (معادلات ۵ تا ۸). این روابط سپس به روی داده‌های آزمون اعمال و نتایج ریشه مربعات خطا و ضریب تبیین به ترتیب ۴۶/۸۸ و ۰/۶۶ برای شوری در عمق ۰-۱۵ سانتی‌متری، ۴۵/۷۲ و ۰/۶۷ برای شوری در عمق ۱۵-۳۰ سانتی‌متری، ۴۹/۱۶ و ۰/۲۹ برای شوری در عمق ۳۰-۶۰ سانتی‌متری و ۴۳/۶ و ۰/۱۰ برای شوری در عمق ۶۰-۱۰۰ سانتی‌متری به دست آمد. مقادیر ضرایب رگرسیونی عدد $P < 0.05$ دارد. همچنین جدول تجزیه واریانس نیز برای رگرسیون محاسبه شد که نتایج از معنادار بودن در سطح ۵ درصد معادله برازش داده شده حکایت دارد (جدول ۲).

جدول ۱. برخی آماره‌های قابلیت هدایت الکتریکی و هدایت الکتریکی ظاهری

لایه (سانتی متر)	حداقل	حداکثر	میانگین انحراف معیار	ضریب تغییرات	کشدگی ^۱	افراستگی ^۲	چهارک اول	چهارک دوم	چهارک سوم
شوری (۰-۱۵ سانتی‌متر)	۱/۰	۲۴۵/۴	۵۵/۹	۶۶/۰	۱۱۸/۰	۰/۸۶	۵/۷	۳۰/۲	۸۲/۷
شوری (۱۵-۳۰ سانتی‌متر)	۱/۳	۲۳۸/۶	۶۴/۲	۶۶/۸	۱۰۴/۰	-۰/۵۴	۷/۴	۳۳/۸	۱۱۵/۳
شوری (۳۰-۶۰ سانتی‌متر)	۱/۰	۲۱۰/۰	۵۷/۳	۵۵/۹	۹۷/۴	-۰/۳۱	۷/۸	۴۰/۰	۹۵/۸
شوری (۶۰-۱۰۰ سانتی‌متر)	۱/۰	۲۳۱/۹	۴۰/۷	۴۱/۱	۱۰۰/۹	۵/۹۴	۹/۷	۳۰/۴	۵۷/۴
هدایت الکتریکی ظاهری (۰-۷۵ سانتی‌متر)	۱/۰	۲۵۴/۰	۵۶/۲	۵۱/۷	۹۲/۰	۱/۶۹	۱۹/۰	۳۶/۵	۸۱/۰
هدایت الکتریکی ظاهری (۰-۱۵۰ سانتی‌متر)	۳/۰	۳۴۰/۰	۸۰/۱	۶۸/۷	۸۵/۷	۱/۲۹	۲۸/۵	۵۶/۵	۱۲۱/۶

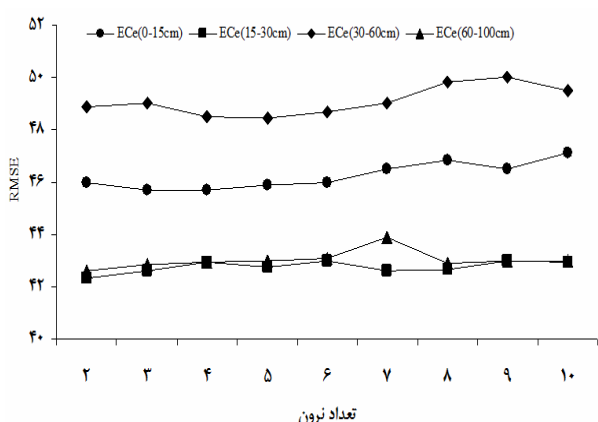
واحد شوری (dSm^{-1})؛ واحد هدایت الکتریکی ظاهری ($mScm^{-1}$)

جدول ۲. نتایج تجزیه واریانس برای رگرسیون چندمتغیره خطی

مقدار پی	اف فیشر	میانگین مربعات	مجموع مربعات	درجه آزادی	منابع	لایه (سانتی متر)
<۰/۰۰۰۱	۱۳۶	۱۸۵۸۹۵	۳۷۱۷۹۰	۲	رگرسیون	شوری (۰-۱۵ سانتی‌متر)
		۱۳۶۱	۱۸۷۷۷۳	۱۳۸	باقیمانده خطا	
			۵۵۹۵۶۳	۱۴۰	کل	
<۰/۰۰۰۱	۹۹	۱۷۲۷۴۲	۳۴۵۴۸۳	۲	رگرسیون	شوری (۱۵-۳۰ سانتی‌متر)
		۱۷۴۱	۲۲۸۰۶۷	۱۳۱	باقیمانده خطا	
			۵۷۳۵۵۰	۱۳۳	کل	
<۰/۰۰۰۱	۲۷	۶۱۳۴۱	۱۲۲۶۸۳	۲	رگرسیون	شوری (۳۰-۶۰ سانتی‌متر)
		۲۲۲۴	۲۸۶۹۳۸	۱۲۹	باقیمانده خطا	
			۴۹۶۲۱	۱۳۱	کل	
<۰/۰۰۰۱	۱۱	۱۶۶۳۵	۳۳۲۷۰	۲	رگرسیون	شوری (۶۰-۱۰۰ سانتی‌متر)
		۱۴۰۴	۱۷۷۰۱۹	۱۲۶	باقیمانده خطا	
			۲۱۰۲۸۹	۱۲۸	کل	

1. Skewness
 2. Kurtosis

EM-38 و شوری خاک از شبکه هوش مصنوعی استفاده کردند. با پنج نرون در لایه مخفی و برای شوری عمق ۶۰-۱۰۰ سانتی متر شبکه با دو نرون در لایه مخفی است. نتایج خطای این روش براساس مقدار ریشه مربعات خطا و ضریب تبیین به ترتیب ۴۵/۶۷ و ۰/۶۸ برای شوری در عمق ۰-۱۵ سانتی متری، ۴۲/۳۳ و ۰/۶۸ برای شوری در عمق ۱۵-۳۰ سانتی متری، ۴۸/۴۶ و ۰/۳۴ برای شوری در عمق ۳۰-۶۰ سانتی متری و ۴۲/۶۱ و ۰/۰۸ برای شوری در عمق ۶۰-۱۰۰ سانتی متری به دست آمد.



شکل ۴. مقادیر مجموع ریشه مربعات برای تعداد نرون های مختلف در روش شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی- الگوریتم ژنتیک

در این پژوهش، تعداد جمعیت اولیه ۵۰، حداکثر نسل ۱۰ و تعداد گردش برابر با ۱۰۰۰ دور در نظر گرفته شده است. نتایج خطای این روش براساس مقدار ریشه مربعات خطا و ضریب تبیین به ترتیب ۴۳/۷۸ و ۰/۶۸ برای شوری در عمق ۰-۱۵ سانتی متری، ۴۴/۴۶ و ۰/۶۸ برای شوری در عمق ۱۵-۳۰ سانتی متری، ۴۷/۳۷ و ۰/۳۶ برای شوری در عمق ۳۰-۶۰ سانتی متری و ۴۳/۲۱ و ۰/۰۴ برای شوری در عمق ۶۰-۱۰۰ سانتی متری به دست آمد.

سیستم فازی تطبیق پذیر مبتنی بر شبکه عصبی

برای ایجاد این شبکه باید چند پارامتر بهینه شوند که شامل نوع تابع عضویت، تعداد تابع و روش یادگیری و تعداد تکرار (اپوک) است. برای این کار تمام حالات به وسیله سعی و خطا به دست آمد که نتایج خصوصیات مدل ANFIS به کاررفته برای برآورد شوری در عمق های مختلف در جدول ۳ نشان داده شده است. ساختار مناسب با توجه به معیار ریشه مربعات خطا تعیین شد.

شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه

برای برآورد شوری خاک در چهار عمق مقادیر ریشه مربعات خطا ارائه شده است (شکل ۴). با توجه به این شکل، ملاحظه می شود حداقل مقدار ریشه مربعات خطا در پارامتر شوری عمق ۰-۱۵ سانتی متر مربوط به شبکه با سه نرون در لایه مخفی، برای شوری عمق ۱۵-۳۰ سانتی متر شبکه با دو نرون در لایه مخفی، برای شوری عمق ۳۰-۶۰ سانتی متر شبکه در کل، نتایج این بررسی نشان داد، شبکه های عصبی مصنوعی نسبت به معادلات رگرسیونی کارایی بهتر داشته است. زیرا احتمالاً از یک سو کارایی توابع انتقالی به دست آمده در مناطق مختلف با هم متفاوت اند و از سوی دیگر طبق نظر Schaap و همکاران (1998) در طراحی شبکه های عصبی نوع خاصی از معادلات لازم نیست و با ایجاد رابطه مناسب بین داده های ورودی و خروجی می توان به نتایج مناسب دست پیدا کرد و به علت وجود روابط غیرخطی میان متغیرهای وابسته و مستقل شبکه عصبی عملکرد بهتری نسبت به مدل های رگرسیون داشته است. همچنین همان طور که در شکل ۴ مشاهده می شود، تغییرات ریشه مربعات خطا روند مشخصی ندارد، چون شبکه عصبی یک مدل جعبه سیاه است و نمی توان این روند موجود را به طور کامل توضیح داد. فقط باید با سعی و خطا بهترین ساختار را به دست آورد. اما احتمالاً با پیچیده تر شدن مدل شبکه عصبی بیش آموزشی رخ داده است و در نتیجه مدل، قادر به برازش مناسب بر روی داده های جدید نیست. نتایج به دست آمده از این پژوهش با آنچه Amini و همکاران (2005) در برآورد ظرفیت تبادل کاتیونی در منطقه اصفهان به دست آورد، همخوانی دارد. Pachepski و همکاران (1996) با استفاده از آماره های ضریب همبستگی و ریشه میانگین مربعات خطا به بررسی شبکه عصبی مصنوعی و آنالیز رگرسیون پرداختند. آن ها نتیجه گرفتند شبکه عصبی برآورد بهتر و با خطای کمتری، براساس داده های زود یافت خاک دارد. نتایج مشابهی توسط Tamari و همکاران (1996) به دست آمده است، آن ها نیز مقدار ریشه مربعات خطای کمتری از برآورد خصوصیات خاک با شبکه عصبی مصنوعی نسبت به رگرسیون خطی چندگانه به دست آوردند. Tamari و همکاران (1996) همچنین نشان دادند اگر ناپایداری داده ها بالا باشد، شبکه عصبی از مدل های رگرسیونی خطی بهتر نخواهد بود، اما زمانی که داده هایی با دقت بالا به کار برده شوند شبکه عصبی کارایی بالاتری را نشان می دهد که می توان نتیجه گرفت که داده های استفاده شده در پژوهش حاضر نیز دقت بالایی دارند. Cockx و همکاران (2010) نیز برای ارتباط دادن داده های

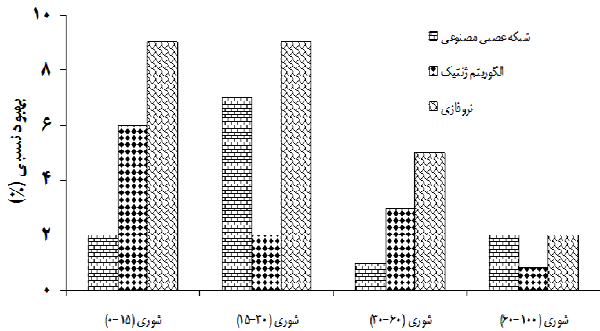
جدول ۳. ویژگی‌های مدل نروفازی انتخابی برای پیش‌بینی شوری

عمق (سانتی‌متر)	روش دفازی کردن	روش یادگیری	نوع تابع عضویت	تکرار	تعداد توابع عضویت	ریشه مربعات خطا	ضریب تبیین
شوری (۰-۱۵)	میانگین‌وزنی	پس‌خور	مثلثی	۲۰۰	۳	۴۲/۲۳	۰/۶۸
شوری (۱۵-۳۰)	میانگین‌وزنی	هیبرید	مثلثی	۳۰۰۰	۲	۴۱/۵۲	۰/۶۸
شوری (۳۰-۶۰)	میانگین‌وزنی	هیبرید	مثلثی	۱۵۰۰	۴	۴۶/۵۳	۰/۳۵
شوری (۶۰-۱۰۰)	میانگین‌وزنی	هیبرید	مثلثی	۵۰۰	۲	۴۲/۴۴	۰/۱۰

ارزیابی مدل‌ها

نتایج مربوط به مدل‌های نروفازی، شبکه‌های عصبی، الگوریتم ژنتیک و رگرسیون چندمتغیره مربوط به پارامترهای اندازه‌گیری شده در جدول ۴ ارائه شده است. در مجموع، بهترین عملکرد در پیش‌بینی شوری در هر چهار عمق مطالعه شده مربوط به مدل ANFIS است که از لحاظ هر دو معیار بهتر از شبکه‌های عصبی و رگرسیون چندمتغیره است. بعد از مدل نروفازی، الگوریتم ژنتیک، شبکه عصبی مصنوعی پسانتشار به ترتیب بهترین عملکرد را به خود اختصاص داده است. نسبتاً پایین ریشه مربعات خطا برای اکثر مدل‌ها، پایین بودن خطا و دقت بالای مدل‌های برازش داده شده را نشان می‌دهد. همچنین نتایج نشان داد که در سطح ۵ درصد، تفاوت معناداری بین مدل‌هایی که شوری را تخمین زده‌اند، وجود ندارد. در چنین شرایطی، برای ارزیابی کارایی مدل‌ها می‌توان از شاخص بهبود نسبی^۱ استفاده کرد. این آماره نشان‌دهنده میزان کاهش خطا در مدل‌های مختلف نسبت به روش رگرسیون است.

همان‌طور که در جدول ۴ و شکل ۵ ارائه شده است، مدل نروفازی دقت پیش‌بینی را نسبت به روش رگرسیون خطی چندگانه برای شوری در عمق ۰-۱۵ سانتی‌متری به میزان ۹ درصد، برای شوری در عمق ۱۵-۳۰ سانتی‌متری به میزان ۹ درصد، برای شوری در عمق ۳۰-۶۰ سانتی‌متری به میزان ۵ درصد و برای شوری در عمق ۶۰-۱۰۰ سانتی‌متری دو درصد افزایش داده است.



شکل ۵. شاخص بهبود نسبی در مدل‌های استفاده شده در پیش‌بینی شوری خاک

جدول ۴. نتایج معیارهای ارزیابی بر روی داده‌های آزمون برای چهار عمق

متغیر	مدل	ریشه مربعات خطا	ضریب تبیین	بهبود نسبی (%)
شوری (۰-۱۵ سانتی‌متر)	رگرسیون چندمتغیره خطی	۴۶/۸۸	۰/۶۶	—
	شبکه عصبی مصنوعی	۴۵/۶۷	۰/۶۸	۲
	شبکه عصبی مصنوعی-الگوریتم ژنتیک	۴۳/۷۸	۰/۶۸	۶
	نروفازی	۴۲/۲۳	۰/۶۸	۹
شوری (۱۵-۳۰ سانتی‌متر)	رگرسیون چندمتغیره خطی	۴۵/۷۲	۰/۶۷	—
	شبکه عصبی مصنوعی	۴۲/۳۳	۰/۶۸	۷
	شبکه عصبی مصنوعی-الگوریتم ژنتیک	۴۴/۴۶	۰/۶۸	۲
	نروفازی	۴۱/۵۲	۰/۶۸	۹
شوری (۳۰-۶۰ سانتی‌متر)	رگرسیون چندمتغیره خطی	۴۹/۱۶	۰/۲۹	—
	شبکه عصبی مصنوعی	۴۸/۴۶	۰/۳۴	۱
	شبکه عصبی مصنوعی-الگوریتم ژنتیک	۴۷/۳۷	۰/۳۶	۳
	نروفازی	۴۶/۵۳	۰/۳۵	۵
شوری (۶۰-۱۰۰ سانتی‌متر)	رگرسیون چندمتغیره خطی	۴۳/۶	۰/۱۰	—
	شبکه عصبی مصنوعی	۴۲/۶۱	۰/۰۸	۲
	شبکه عصبی مصنوعی-الگوریتم ژنتیک	۴۳/۲۱	۰/۰۴	۰/۸
	نروفازی	۴۲/۴۴	۰/۱۰	۲

استوار است و روابط بین متغیرها نیز دقیق فرض می‌شود. حال آنکه در سیستم‌های طبیعی مانند خاک، عموماً با مشاهدات یا روابط ناشناخته بین متغیرها مطرح است. در چنین شرایطی، از مدل‌هایی باید بهره گرفت که قادر به ارائه الگوهای مناسب‌تر باشند، به‌گونه‌ای که این مدل‌ها بتوانند انطباق بیشتری بر دنیای واقعی داشته باشند. نتایج این بررسی نشان داد دقت مدل نروفازی در برآورد شوری خاک از تمام انواع شبکه‌های عصبی استفاده‌شده بیشتر بود. به‌دلیل ساختار غیرخطی مدل‌های شبکه عصبی و ابهام در متغیرهای مدل‌های سیستم استنتاج فازی، امروزه بیشتر پژوهشگران در تجزیه و تحلیل متغیرهایی که توزیع مکانی دارند، تمایل به استفاده از مدل‌های هیبریدی مانند سیستم فازی تطبیق‌پذیر مبتنی بر شبکه عصبی دارند (Mohammadi and Taheri, 2005). به‌عنوان مثال Aali et al (2009) نشان دادند مدل ANFIS در پیش‌بینی درصد رطوبت اشباع خاک دقت بالاتری نسبت به مدل شبکه عصبی مصنوعی داشت که با نتایج این پژوهش هم‌خوانی دارد. بدین ترتیب با توجه به عدم قطعیت در پدیده‌های مرتبط با خاک یا تقریبی بودن مقادیر اندازه‌گیری‌شده خصوصیات مختلف خاک، به نظر می‌رسد کارایی بالاتر مدل مبتنی بر مجموعه‌های فازی در پردازش توابع انتقالی خاک به همین علت باشد.

با وجود اینکه استفاده از مدل‌های هیبرید (ANFIS) سبب افزایش دقت ۱۰ درصد در پیش‌بینی شوری خاک از داده‌های قابلیت هدایت الکتریکی ظاهری خاک شده است، اما در مقایسه با یافته‌های سایر پژوهشگران این مقادیر بسیار کم است. برای مثال Yao and Yang (1990) Slavich, (2005) Lesch et al (2010) مقادیر ضریب تبیین بالاتری را در حدود ۰/۹ به دست آورده‌اند. بنابراین، نتیجه گرفته می‌شود که از مدل‌های مذکور به‌طور مستقیم نمی‌توان استفاده کرد.

کمبود ارتباط بین شوری و قرائت‌های دستگاه EM-38 را می‌توان مربوط به خصوصیات دیگر خاک دانست. چراکه مقادیر قابلیت هدایت الکتریکی ظاهری علاوه بر قابلیت هدایت الکتریکی خاک به دما، رطوبت و بافت خاک نیز وابسته است (Rhoad, 1971). بنابراین، این مسئله سبب جلب توجه ما نسبت به تغییرات سایر خصوصیات خاک در منطقه مطالعه‌شده شد. درصد رس تغییرات شدیدی دارد، به‌طوری‌که در نواحی میانی منطقه (پلایا) به بیش از ۵۰ درصد می‌رسد، درحالی‌که مقدار رس حتی کمتر از ۱۰ درصد را می‌توان در مناطق مرتفع‌تر مشاهده کرد. دلیل دوم را در شرایط خشک منطقه باید

در کل، نتایج این بررسی نشان داد، شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به معادلات رگرسیونی کارایی بهتر داشته است. زیرا احتمالاً از یک‌سو کارایی توابع انتقالی به‌دست‌آمده در مناطق مختلف با هم متفاوت‌اند و از سوی دیگر طبق نظر Schaap et al. (1998) در طراحی شبکه‌های عصبی نوع خاصی از معادلات لازم نیست و با ایجاد رابطه مناسب بین داده‌های ورودی و خروجی می‌توان به نتایج مناسب دست پیدا کرد و به‌علت وجود روابط غیرخطی میان متغیرهای وابسته و مستقل شبکه عصبی عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های رگرسیون داشته است. همچنین همان‌طور که در شکل ۴ مشاهده می‌شود، تغییرات ریشه مربعات خطا روند مشخصی ندارد، چون شبکه عصبی یک مدل جعبه سیاه است و نمی‌توان این روند موجود را به‌طور کامل توضیح داد. فقط باید با سعی و خطا بهترین ساختار را به دست آورد. اما احتمالاً با پیچیده‌تر شدن مدل شبکه عصبی بیش‌آموزشی رخ داده است و در نتیجه مدل، قادر به برازش مناسب بر روی داده‌های جدید نیست. نتایج به‌دست‌آمده از این پژوهش با آنچه Amini et al. (2005) در برآورد ظرفیت تبادل کاتیونی در منطقه اصفهان به دست آورد، هم‌خوانی دارد. Pachepski et al. (1996) با استفاده از آماره‌های ضریب همبستگی و ریشه میانگین مربعات خطا به بررسی شبکه عصبی مصنوعی و آنالیز رگرسیون پرداختند. آن‌ها نتیجه گرفتند شبکه عصبی برآورد بهتر و با خطای کمتری، براساس داده‌های زودیافت خاک دارد. نتایج مشابهی توسط Tamari et al. (1996) به دست آمده است، آن‌ها نیز مقدار ریشه مربعات خطای کمتری از برآورد خصوصیات خاک با شبکه عصبی مصنوعی نسبت به رگرسیون خطی چندگانه به دست آوردند. Tamari et al. (1996) همچنین نشان دادند اگر ناپایداری داده‌ها بالا باشد، شبکه عصبی از مدل‌های رگرسیونی خطی بهتر نخواهد بود، اما زمانی که داده‌هایی با دقت بالا به کار برده شوند شبکه عصبی کارایی بالاتری را نشان می‌دهد که می‌توان نتیجه گرفت که داده‌های استفاده‌شده در پژوهش حاضر نیز دقت بالایی دارند. Cockx et al. (2010) نیز برای ارتباط دادن داده‌های EM-38 و شوری خاک از شبکه هوش مصنوعی استفاده کردند.

تمامی روش‌های مطرح‌شده در این پژوهش بر پایه فرض دقیق بودن متغیرهای مطالعه‌شده و مشاهده‌های مربوط به آن‌ها

آزمایشگاه و هدایت الکتریکی ظاهری دستگاه القاگر الکترومغناطیس در منطقه اردکان بهره گرفته شد. مقایسه مدل‌های یادشده براساس معیارهای ارزیابی خطا نشان داد که مدل نروفازی بالاترین کارایی را دارد، به طوری که توانسته به عنوان مثال برای عمق ۳۰ سانتی متری خاک دقت برآورد را تا ۹ درصد نسبت به روش رگرسیون چندمتغیره افزایش دهد. البته این نکته شایان توجه است که این رابطه در عمق‌های پایینی پروفیل خاک بسیار کم ($R^2=0/10$) است که علت آن را می‌توان در ارتباط با کمبود رطوبت خاک و تغییرات شدید بافت خاک در منطقه مطالعه شده دانست. بنابراین، پیشنهاد می‌شود در مطالعات آتی با گروه بندی خاک‌ها براساس تنوع بافتی روابط جدیدی استخراج شود.

سپاسگزاری

نویسندگان مقاله از همکاری‌های گروه مهندسی علوم خاک پردیس کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه تهران، مرکز ملی تحقیقات شوری یزد و دانشکده کشاورزی دقیق دانشگاه سیدنی استرالیا کمال تشکر و سپاس را دارد.

REFERENCES

- Aali, K. A., Parsinejad, M. and Rahmani, B. (2009). Estimation of saturation percentage of soil using multiple regression, ANN, and ANFIS techniques. *Computer and Information Science*, 2, 127–136.
- Abdel-Ghany, M.B., Hussein, A.M., Omara, M.A. and EI-Nagar, H.M. (2000). Testing electromagnetic induction device (EM 38) under Egeptian conditions, EM38 Workshop, New Delhi, India.
- Allison, G. W. and Bauder, J.W. (1986). Particle size analysis. p. 383-411, In: A. Klute. (ed), *Methods of Soil Analysis. Part 1*, American Society of Agronomy Madison, WI.
- 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.
- Bennett, D.L., and George, R.J. (1995). Using the EM38 to measure the effect of soil salinity on *Eucalyptus globulus* in south-western Australia. *Agricultural Water Management*, 27, 69-86.
- Cockx, L., M. Van Meirvenne, U.W.A. Vitharana, F.M.B. Vancoillie, L.P.C. Verbeke, D. Simpson, and Saey, T. (2010). A Neural Network Approach to Topsoil Clay Prediction Using an EMI-Based Soil Sensor. *Proximal Soil Sensing*. 444 p.
- De Benedetto, D., Castrignano, A., Sollitto, D., Modugno, F., Buttafuoco, G. and Io Papa, G. (2012). Integrating geophysical and geostatistical techniques to map the spatial variation of clay. *Geoderma*, 171-172, 53–63.
- Drake, J. T. (2000). Communications phase synchronization using the adaptive network fuzzy inference system. Ph.D. dissertation, New Mexico State University, Las Cruces, New Mexico, USA.
- Gee, G.W. and Bauder, J.W. (1986). Particle size analysis. p. 383-411, In: A. Klute. (ed), *Methods of Soil Analysis. Part 1*, American Society of Agronomy Madison, WI.
- Hendrickx, J.M.H., Baerends, B., Raza, Z.I., Sadig, M. and Chaudhry, M.A. (1992). Soil salinity assessment by electromagnetic induction of irrigated land. *Soil Science Society of American Journal*, 56, 1933–1941.
- Jang, J.S.R., (1991). ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference systems, *IEEE Trans Systems Man Cybernet*, 23, 665- 685.
- Khorsandi, F and Yazdi, F. A. (2011). Estimation of Saturated Paste Extracts' Electrical Conductivity from 1:5 Soil/Water Suspension and Gypsum. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*, 42, 315-321.
- Kisi, O. (2005). Suspended sediment estimation using neuro-fuzzy and neural network approaches. *Hydrological Sciences–Journal–des Sciences Hydrologiques*, 50, 683–696.
- Lesch S.M., Corwin D.L., and Robinson, D.A. (2005). Apparent soil electrical conductivity mapping as

جست‌وجو کرد. کمبود رطوبت خاک (<5٪) نیز سبب کاهش ارتباط بین قابلیت هدایت الکتریکی و قابلیت هدایت الکتریکی ظاهری می‌شود (Abdel- (Bennett, D.L., George, 1995). Ghany *et al* (2000) نیز به اهمیت نقش رطوبت در قرائت‌های EM-38 اشاره داشته‌اند. با وجود این، به نظر می‌رسد که دما کم‌ترین تأثیر را بر قرائت‌های دستگاه EM-38 گذاشته باشد. به دلیل اینکه قرائت‌های دستگاه در فصل گرما در منطقه انجام شده است (Hendrickx *et al*, 1992). بنابراین، با توجه به پایین بودن ارتباط دو پارامتر مذکور (هدایت الکتریکی عصاره اشباع و هدایت الکتریکی ظاهری توده خاک)، برای برآورد شوری دقیق‌تر خاک در مناطق خشک پیشنهاد می‌شود از ورودی‌های دیگر از قبیل نقشه ژئومورفولوژی، تصاویر ماهواره و اجزای سرزمین به همراه داده‌های هدایت الکتریکی ظاهری استفاده شود.

نتیجه‌گیری کلی

در این پژوهش، از تکنیک‌های هوش مصنوعی (شبکه عصبی مصنوعی، نروفازی و الگوریتم ژنتیک) و رگرسیون چندمتغیره خطی برای ارتباط دادن داده‌های شوری اندازه‌گیری شده در

- an agricultural management tool in arid zone soils. *Computers and Electronics in Agriculture*, 46, 351–378.
- Mcneill, J. D. (1980). Electromagnetic terrain conductivity measurements at low induction numbers. Technical note TN-5 Geonics Ltd. Mississauga, Ontario, Canada, p.15
- Minasny, B., McBratney, A.B., and Bristow, K.L. (1999). Comparison of different approaches to the development of pedotransfer functions for waterretention curves. *Geoderma*, 93, 225–253.
- Mohammadi, J. and Taheri, M. (2005). Estimation of pedotransfer function using fuzzy regression. *Journal of Agriculture Science and Technology*, 2, 51-60. (In Farsi)
- Nelson, R. E. (1982). Carbonate and gypsum. In: A. L. Page, R. H. Miller and R. Keeny, Methods of soil analysis, Part II-chemical and microbiological properties, Madison, WI, PP. 181-196.
- Pachepsky, Y. A., Timilin, D. and Varallyay, G. (1996). Artificial neural networks to estimate soil water retention from easily measurable data. *Journal of Soil Science Society of America*. 60, 727-733.
- Rhoades, J. D. (1976). Measuring, mapping and monitoring field salinity and water depths with soil resistance measurements. *FAO Soils Bulletin*, 31, 69-1 09.
- Rhoades, J. D. and Ingvalson, R. D. (1971). Determining salinity in field soils with soil resistance measurements. *Journal of Soil Science Society of America*, 35, 54-60.
- Rongjiang, Y. and Jingsong, Y. (2010). Quantitative evaluation of soil salinity and its spatial distribution using electromagnetic induction method. *Agricultural Water Management*, 97, 1961- 1970.
- Schaap, M. G., Leij, F. J., van and Genuchten, M. Th. (1998). Neural network analysis for hierarchical prediction of soil hydraulic properties. *Soil Science Society of American Journal*, 62, 847–855.
- Slavich, P.G. (1990). Determining ECa-depth profiles from electromagnetic induction measurements. *Australian Journal of Soil Research*, 28, 453-463.
- Tamari, S., Wosten, J. H. M. and Ruz-suarez, J. C. (1996). Testing an artificial neural network for predicting soil hydraulic conductivity. *Journal of Soil Science Society of America*, 60, 1732-1741.
- Triantafilis, J., I. O. A. Odeh. and McBratney A. B. (2001). Five Geostatistical Models to Predict Soil Salinity from Electromagnetic Induction Data across Irrigated Cotton. *Journal of Soil Science Society of America*, 65, 869–878.
- Triantafilis, J., Laslett, G.M. and Mcbratney, A.B. (2000). Calibrating an electromagnetic induction instrument to measure salinity in soil under irrigated cotton. *Soil Science Society of America Journal*, 64, 1009–1017.
- Triantafilis, J. and Lesch, S.M. (2005). Mapping clay content variation using electromagnetic induction techniques. *Computers and Electronics in Agriculture*, 46, 203–237.
- Triantafilis, J. and Santos, F.A. (2009). 2-dimensional soil and vadose-zone representation using an EM38 and EM34 and a laterally constrained inversion model. *Australian Journal of Soil Research*, 47, 809– 920.
- Walkey, A. and Black, I.A. (1934). An examination of Degtjareff method for determining soil organic matter and a proposed modification of the chromic acid in soil analysis. 1. Experimental. *Soil Science Society of American Journal*, 79, 459-465.
- Yao, R. and Yang, J. (2010). Quantitative evaluation of soil salinity and its spatial distribution using electromagnetic induction method. *Agricultural Water Management*, 97, 1961-1970.
- Yao, R.J., Yang, J.S. and Jiang, L. (2007). Study on spatial variability and profile distribution characteristics of soil salinity by Kriging with an electromagnetic induction. *J. Zhejiang Univ. Agric. & Life Sci*, 33, 207–216.