

## تخمین سرعت نفوذپذیری پایه با استفاده از مدل‌های نروفازی، شبکه عصبی و رگرسیون خطی چندمتغیره

فریبا گل محمدی<sup>۱</sup>، کمال نبی‌اللهی<sup>۲\*</sup>، روح‌الله تقی‌زاده مهرجردی<sup>۳</sup>، مسعود داوری<sup>۲</sup>

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۵/۰۳/۲۶ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۶/۰۸/۰۹)

### چکیده

نفوذ یکی از مهم‌ترین مشخصه‌های فیزیکی خاک است که اندازه‌گیری مستقیم آن دشوار، زمان‌بر و پرهزینه می‌باشد. هدف از این پژوهش تخمین سرعت نفوذپذیری پایه با استفاده از مدل‌های نروفازی، شبکه مصنوعی و رگرسیون خطی چند متغیره است. بدین منظور، در ۱۰۰ نقطه در منطقه دهگلان استان کردستان سرعت نفوذپذیری پایه با استفاده از استوانه مضاعف اندازه‌گیری شد. ویژگی‌های فیزیکی خاک (تخلخل، جرم ویژه ظاهری، شن، سیلت و رس) و توپوگرافی به عنوان ویژگی‌های زود یافت اندازه‌گیری شده و برای برآورد نفوذپذیری خاک استفاده شدند. داده‌ها به دو سری آموزشی (۷۰ درصد داده‌ها) و آزمون (۳۰ درصد داده‌ها) تقسیم شدند. مدل‌ها بر اساس نوع ورودی به نوع ۱ (ویژگی‌های فیزیکی خاک) و ۲ (ویژگی‌های فیزیکی خاک و توپوگرافی) طبقه‌بندی شدند. نتایج ارزیابی مدل‌ها بر اساس شاخص‌های ریشه میانگین انحراف خطا، مربعات خطا، میانگین خطا، خطای استاندارد نسبی و بهبود نسبی نشان داد که مدل نروفازی نوع ۱ به ترتیب با آماره‌های ۰/۲۴، ۱/۳، ۱/۶۹، ۰/۲۵ و ۶۵/۴۱ و نوع ۲ به ترتیب با آماره‌های ۰/۱، ۰/۹۵، ۰/۸۴، ۰/۱۸ و ۷۱/۵۲ دارای بالاترین دقت در تخمین سرعت نفوذپذیری پایه می‌باشد. همچنین مشاهده شد که استفاده از داده‌های توپوگرافی به عنوان ورودی همراه با ویژگی‌های فیزیکی خاک می‌تواند منجر به بهبود دقت تخمین سرعت نفوذپذیری پایه شود.

واژه‌های کلیدی: ویژگی‌های زود یافت، شیب، توابع انتقالی، دهگلان

گل محمدی ف.، نبی‌اللهی ک.، تقی‌زاده مهرجردی ر.، داوری م. ۱۳۹۷. تخمین سرعت نفوذپذیری پایه با استفاده از مدل‌های نروفازی، شبکه عصبی و رگرسیون خطی چندمتغیره. تحقیقات کاربردی خاک. جلد ۶ شماره ۴. ص: ۱-۱۵.

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد گروه علوم و مهندسی خاک، دانشکده کشاورزی، دانشگاه کردستان

۲- استادیار گروه علوم و مهندسی خاک، دانشکده کشاورزی، دانشگاه کردستان (مکاتبه کننده)

۳- استادیار گروه مرتع و آبخیزداری خاک، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه اردکان

\*پست الکترونیک: [k.nabiollahi@uok.ac.ir](mailto:k.nabiollahi@uok.ac.ir)

## مقدمه

شدت نفوذ آب به خاک از پارامترهای مهم در طراحی سیستم‌های آبیاری، مطالعات هیدرولوژی، مدیریت منابع آب، حفاظت خاک و طراحی و اجرای پروژه‌های زهکشی در حوزه‌های آبخیز می‌باشد که به عواملی مانند ویژگی‌های فیزیکی خاک، مقدار رطوبت اولیه خاک، شدت بارندگی یا مقدار آب آبیاری، شیب زمین، زبری سطح خاک، در صد و نوع پوشش گیاهی و کیفیت آب بستگی دارد. شدت نفوذ آب به خاک را به روش‌های مختلف از جمله استوانه‌های مضاعف می‌توان اندازه‌گیری کرد. برای اندازه‌گیری سرعت نفوذپذیری آب در خاک نیاز به اتلاف وقت و صرف هزینه زیادی می‌باشد. بنابراین دستیابی به روش‌هایی سریع، نسبتاً ساده و کم هزینه جهت برآورد سرعت نفوذ آب به خاک ضروری است.

یک راهکار جهت غلبه بر این چالش ایجاد رابطه بین نفوذپذیری و ویژگی‌های زود یافت خاک می‌باشد. برای ارتباط دادن متغیرها با میزان نفوذپذیری خاک روش‌های مختلفی وجود دارد، از آن جمله می‌توان به رگرسیون خطی چند متغیره و تکنیک‌های هوش محاسباتی (تلفیق شبکه‌های عصبی و سامانه‌های فازی) اشاره کرد. وز و همکاران (Vos et al., 2005) برای تخمین جرم ویژه ظاهری، از ۱۲ تابع انتقالی (روش‌های رگرسیونی) استفاده کردند. فکوری و همکاران (Fakori et al., 2012) هم برای تخمین سرعت نفوذ لحظه‌ای و پایه رگرسیون غیر خطی را به کار بردند.

شبکه عصبی مصنوعی (ANN) نیز یکی از این روش‌ها بوده که با شبیه‌سازی و الهام از مطالعه سیستم مغز و شبکه عصبی موجودات زنده اشتقاق یافته است (Minasny & McBratney, 2002). در این روش سعی می‌شود، بر اساس روابط ذاتی میان داده‌ها، مدلی خطی یا غیرخطی بین متغیرهای مستقل و وابسته برقرار شود. مارسل و همکاران (Marcel et al., 1998) از مدل شبکه عصبی برای پیش‌بینی ظرفیت نگهداری رطوبت و هدایت هیدرولیکی در حالت اشباع با استفاده از ویژگی‌های پایه خاک همچون مقادیر شن، سیلت، رس، جرم ویژه ظاهری، تخلخل و مقادیر سنگریزه استفاده کرده و نتیجه گرفتند این روش دارای دقت بالا و میزان انعطاف‌پذیری زیادی است. ابراهیمی و نایب‌لویی (Ebrahimi & Nayebloei, 2009) از مدل شبکه عصبی مصنوعی جهت تخمین

نفوذپذیری خاک با استفاده از پارامترهای فیزیکی خاک از جمله درصد مواد آلی، جرم ویژه حقیقی و ظاهری، تخلخل و همچنین پارامترهای شیمیایی آن نظیر اسیدیته و میزان سدیم بهره برده و نشان دادند مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی با دقت بسیار بالا و قابل قبولی توانایی تخمین مقادیر نفوذپذیری نهایی خاک‌ها را بر اساس پارامترهای زود یافت خاک دارند. همچنین پرچی عراقی و همکاران (Parchami-Araghi et al., 2013) جهت تخمین نفوذ تجمعی خاک با استفاده از پارامترهای فیزیکی زود یافت خاک‌های آهکی و ماتار و همکاران (Mattar et al., 2015) جهت تخمین نفوذ از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی بهره بردند.

از دیگر روش‌های مناسب در پیش‌بینی ویژگی‌های خاک استفاده از مدل نروفازی (ANFIS) است. مدل شبکه عصبی فازی نخستین بار توسط ژانگ (Jang, 1997) معرفی شد. مدل نروفازی، که ترکیب شبکه عصبی مصنوعی با منطق فازی است که یک سیستم فازی را در ساختاری عصبی اجرا کرده و برای فرایند آموزش از ترکیب روش‌های آموزش شامل شیب نزولی و حداقل مربعات خطا استفاده می‌کند. مطالعات اخیر، کارایی بیشتر مدل‌های نروفازی را در مقایسه با دیگر توابع انتقالی نشان داده است. محمدی و طاهری (Mohammadi & Taheri, 2005) برای ایجاد توابع انتقالی خاک، دو روش رگرسیون آماری و فازی را مقایسه کردند. نتایج این محققین نشان داد روش فازی در شرایطی که روابط بین متغیرها دارای ابهام بوده و خطاهای ناشی از ابهام در ساختار معادلات رگرسیونی وجود دارد، مکمل و یا جایگزین مناسبی برای روش‌های رگرسیون آماری است. سای و همکاران (Si et al., 2015) از مدل نروفازی و شبکه عصبی جهت تخمین مقدار رطوبت خاک استفاده کرده و نتیجه گرفتند که مدل نروفازی دارای کارایی بهتری می‌باشد. هدف از این پژوهش تخمین سرعت نفوذپذیری پایه در منطقه دهگلان استان کردستان با استفاده از مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی، نروفازی و رگرسیون چند متغیره خطی با بهره‌گیری از ویژگی‌های زود یافت فیزیکی و شیمیایی خاک، ویژگی‌های توپوگرافی (برگرفته از مدل رقومی ارتفاع) و داده‌های سنجش از دور است. با انجام این روش می‌تواند محدودیت‌های روش تجربی و تئوری متداول در اندازه‌گیری سرعت نفوذپذیری

از بهم خوردگی سطح خاک جلوگیری شد. با پر کردن استوانه داخلی به عمق ۱۰ سانتی‌متر از آب، نایلون به تندی از کف استوانه برداشت شد. ارتفاع آب بر روی استوانه علامت‌گذاری شد تا اندازه‌گیری‌های بعدی در همان نقطه انجام گیرد. اولین اندازه‌گیری به‌منظور تعیین عمق آب در زمان  $t=0$  به تندی انجام شد. سپس در بازه‌های زمانی ۵، ۱۰، ۲۰، ۳۰، ۴۵، ۶۰، ۹۰، ۱۲۰، ۱۸۰، ۲۱۰، ۲۴۰ و ۲۷۰ دقیقه پس از شروع نفوذ آب به خاک، اندازه‌گیری‌ها انجام شد. شایان ذکر است که اندازه‌گیری‌ها معمولاً تا زمانی که سرعت نفوذ به مقدار ثابتی برسد، ادامه می‌یابد. از آنجایی مدل کوستیاکف برای دوره‌های زمانی کوتاه‌مدت (۲ تا ۶ ساعت) نتایج رضایت‌بخشی ارائه می‌دهد (Neshat & Parehkar, 2007). بنابراین، به‌منظور اندازه‌گیری نفوذ تجمعی، شدت نفوذ و نفوذ پایه در زمان‌های فوق از مقادیر برآورد شده توسط این مدل استفاده گردید. در زیر بیان ریاضی معادله کوستیاکف (۱۹۳۲) ارائه شده است:

$$i(t) = c.t^a \quad \text{رابطه (۱)}$$

که در آن،  $i$  عمق آب نفوذ یافته (سانتی‌متر)،  $t$  زمان نفوذ (دقیقه) و  $c$  و  $a$  نیز ضرایبی متفاوت برای خاک‌های مختلف بوده و مقادیر آنها به‌ترتیب بزرگتر از صفر و بین صفر و یک می‌باشد (Hartley, 1992). پارامترهای این معادله به روش حداقل مجموع مربعات خطا و از طریق برازش بر داده‌های آزمایش نفوذ تعیین شد. بر اساس یک قرارداد علمی، زمانی که آهنگ تغییرات سرعت نفوذ در مدت یک ساعت معادل ۱۰ درصد باشد، سرعت نفوذ به حد نهایی خود یا همان نفوذ پایه (Steady infiltrability) رسیده است. در این پژوهش به‌منظور تعیین نفوذ پایه از این معیار استفاده شد. به این ترتیب، سرعت نفوذ نهایی با بهره‌گیری از رابطه زیر محاسبه گردید (Walker et al., 2006):

$$I(b) = a.c.tb^{a-1} \quad \text{رابطه (۲)}$$

که در آن،  $Ib$  سرعت نفوذ نهایی و  $tb$  نیز زمان نفوذ نهایی بوده که با استفاده از رابطه  $Ib=10(a-1)$  محاسبه می‌شود. مابقی پارامترهای این معادله همان پارامترهای ذکر شده در بالا است.

پایه مرتفع گردیده و همچنین لزوم انجام آزمایشات زمان-بر و پرهزینه صحرائی به حداقل می‌رسد.

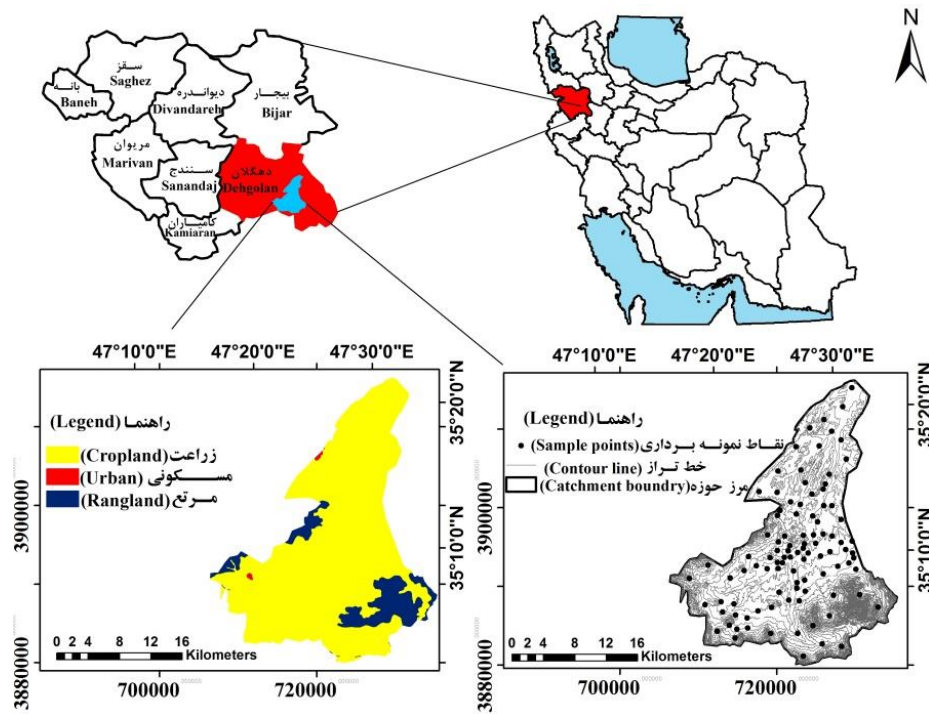
## مواد و روش‌ها

### محدوده مطالعاتی

منطقه مورد مطالعه حوزه‌ای با وسعت ۴۸۷۰۱ هکتار می‌باشد که در شمال شرقی شهرستان دهگلان در استان کردستان واقع شده است (شکل ۱). متوسط بارندگی سالیانه ۳۹۹ میلی‌متر و متوسط درجه حرارت سالیانه ۱۰/۲ درجه سانتی‌گراد می‌باشد. رژیم رطوبتی و حرارتی خاک منطقه به ترتیب زیریک و مزیک می‌باشد. واحدهای فیزیوگرافی منطقه شامل دشت‌های دامنه‌ای، فلات، کوه و تپه (بر اساس تصویر ماهواره‌ای لندست ۸ و نقشه‌های توپوگرافی منطقه) و کاربری‌های اصلی منطقه شامل زراعت (عمدتاً گندم و جو) و مرتع می‌باشد (بر اساس تصویر ماهواره‌ای لندست ۸) (شکل ۱).

### عملیات میدانی و آنالیزهای آزمایشگاهی

در منطقه مورد مطالعه بر اساس تغییرات شیب، جهت شیب و کاربری موقعیت جغرافیایی ۱۰۰ نمونه شناسایی و سپس نمونه‌برداری به صورت تصادفی طبقه‌بندی شده از عمق ۳۰-۰ سانتی‌متری صورت گرفت (شکل ۱). نمونه‌های خاک پس از هوا خشک شدن و عبور از الک ۲ میلی‌متری، بافت خاک به روش هیدرومتری (Gee & Bauder, 1986)، هدایت الکتریکی و اسیدیته در عصاره گل اشباع به‌ترتیب با دستگاه‌های هدایت‌سنج و pH متر (Sparks, 1996)، کربنات کلسیم به روش حجم‌سنجی (Nelson, 1982)، ماده آلی به روش تیتراسیون (Nelson & Sommer, 1986)، جرم ویژه ظاهری به روش استوانه‌های فلزی و جرم ویژه حقیقی نیز به روش پیکنومتر (Black & Hartge, 1986) اندازه‌گیری شد. افزون بر این، نفوذپذیری با استفاده از روش استوانه‌های مضاعف در سه تکرار اندازه‌گیری شد. بدین منظور، استوانه‌های فلزی بر روی سطح خاک قرار داده شده و با وارد کردن چند ضربه با یک چکش فلزی بر روی درپوش آن‌ها تا عمق ۱۵ سانتی‌متر در خاک فرو برده شدند. سپس فاصله بین استوانه‌ها بیرونی و درونی با ۵ سانتی‌متر آب پر گردید. سعی شد تا انتهای آزمایش این مقدار آب بین دو استوانه باقی بماند. با قرار دادن یک نایلون در ته استوانه داخلی



شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعاتی و پراکنش مکانی نقاط نمونه‌برداری  
Figure 1. Location of study area and spatial variability of sampling points

تمام عوامل ورودی (متغیرهای مستقل) و میزان سرعت نفوذپذیری پایه به عنوان خروجی (متغیر وابسته)، از نظر هم‌راستایی و نرمال بودن آزمون شدند. با استفاده از آزمون کولموگروف-اسمیرنوف، نرمال بودن داده‌ها بررسی شد. اگر بین خود متغیرهای مستقل وابستگی خطی قوی مشاهده شود، هم‌راستایی چندگانه به وجود می‌آید. برای کنترل کردن هم‌راستایی، از ضریب همبستگی پیرسون بین متغیرهای مستقل (جدول ۱) استفاده شده و متغیرهایی که دارای همبستگی زیادی با یکدیگر بوده حذف شدند (Ghorbani & Homaei, 2002). از آنجایی که فراوانی نسبی ذرات رس شن و سیلت هم‌راستا بودند برای جلوگیری از هم‌راستایی در توابع به دست آمده از مقدار نسبت رس به شن استفاده شد (Merdun *et al.*, 2006; Parchami-Araghi *et al.*, 2013). همچنین فاکتور LS به دلیل هم‌راستایی با شیب حذف و وارد مدل نشد. پس از انجام آزمون اولیه آنالیز حساسیت بر روی داده‌ها پارامترهای ماده آلی، آهک، هدایت الکتریکی، اسیدیته، جهت شیب، انحنای سطح، شاخص خیس، قدرت برشی، شاخص NDVI و همه باندهای ماهواره‌ای حذف و وارد مدل نشدند. پس از انتخاب ورودی مدل‌ها داده‌ها به صورت تصادفی معمولی به دو دسته آموزش (۷۰ درصد) و آزمون (۳۰ درصد) تقسیم شدند (Menhaj,

#### داده‌های کمکی توپوگرافی و سنجش از دور

از آنجایی که علاوه بر ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی خاک، ویژگی‌هایی همچون شیب زمین، درصد و نوع پوشش گیاهی بر روی نفوذپذیری خاک تأثیر دارند، در این پژوهش تأثیر این پارامترها در جهت تخمین سرعت نفوذپذیری پایه مورد بررسی قرار گرفت. لذا از مدل رقومی ارتفاع ویژگی‌های توپوگرافی همچون درصد شیب، انحنای سطح، شاخص خیس، LS فاکتور و انحنای پروفیلی در محیط سامانه جغرافیایی SAGA محاسبه و استخراج گردید (Hengl *et al.*, 2003). همچنین در این مطالعه پس از آماده‌سازی تصویر و رفع خطاها از تصاویر ماهواره-ای لندست ۸ با سنجنده OLI مربوط به اکتبر ۲۰۱۴ استفاده شده و اعداد رقومی (DN) مربوط به باندهای آن در نقاط نمونه‌برداری شده استخراج گردید. علاوه بر این شاخص پوشش گیاهی نرمال شده (NDVI) نیز با استفاده از نرم افزار ARCGIS از ترکیب باندهای ۵ و ۶ محاسبه گردید (رابطه ۳) (شکل ۲).

$$\text{رابطه (۳)} \quad \text{NDVI} = \frac{\text{NIR} - \text{RED}}{\text{NIR} + \text{RED}}$$

#### آماده‌سازی داده‌ها

$$y = 0.8 \times \left( \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \right) + 0.1 \quad \text{رابطه (۵)}$$

که در آن  $X_{\min}$  کوچکترین داده،  $X_{\max}$  بزرگترین داده از داده‌های ورودی می‌باشند. شبکه پرسپترون سه لایه با یک لایه مخفی با توابع فعال‌سازی سیگموئید، تانژانت-هایپربولیک، گوسی و سکانت‌هایپربولیک در لایه مخفی و تابع فعال‌سازی خطی در لایه خروجی و الگوریتم‌های Delta-Bar- Momentum، Conjugate Gradient و Delta ایجاد شد. تعداد نرون‌ها از ۲ تا ۱۰ متغیر بود. بهترین تابع فعال‌سازی، الگوریتم آموزشی و تعداد نرون به صورت سعی و خطا تعیین گردید (Minansy *et al.*, 1999). از نرم افزار 7 NEURALSOLUTION جهت تخمین سرعت نفوذپذیری پایه با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد.

#### مدل نروفازی

مدل شبکه عصبی فازی نخستین بار توسط ژانگ (Jang, 1997) معرفی شد. برای ایجاد این شبکه باید چند پارامتر نوع تابع عضویت، تعداد تابع، روش یادگیری، و تعداد اپوک بهینه شوند. برای این کار تمام حالات با سعی و خطا به دست آمد. از نرم افزار 2014 MATLAB جهت تخمین سرعت نفوذپذیری پایه با استفاده از مدل نروفازی استفاده شد.

#### ارزیابی مدل‌ها

به منظور مقایسه عملکرد مدل‌های رگرسیون خطی چندگانه، شبکه عصبی مصنوعی و نروفازی از پارامترهای خطای استاندارد نسبی (RSS) (رابطه ۶)، میانگین خطا (ME) (رابطه ۷)، بهبود نسبی (RI) (رابطه ۸) و مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) (رابطه ۹) استفاده شد.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Z_0 - Z_p)^2} \quad \text{رابطه (۶)}$$

$$RSE = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Z_0 - Z_p)^2}}{Z_{ave}} \quad \text{رابطه (۷)}$$

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Z_0 - Z_p)^2 \quad \text{رابطه (۸)}$$

$$ME = \left( \frac{RMSE_a - RMSE_b}{RMSE_a} \right) \times 100 \quad \text{رابطه (۹)}$$

استفاده از تی تست<sup>۱</sup> معنی‌داری تفاوت بین داده‌های آموزش و آزمون بررسی شد. جهت تحلیل آماری از نرم افزارهای SPSS 18 و MINITAB 2014 استفاده شد. در این تحقیق از مدل‌های رگرسیون خطی چندگانه، مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و نروفازی استفاده شد. پس از برآزش چندین رابطه رگرسیونی بهترین رابطه انتخاب و با نتایج حاصل از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و نروفازی مورد مقایسه قرار گرفت. جهت بررسی ارتباط ویژگی‌های توپوگرافی با سرعت نفوذپذیری پایه و اثر آنها در تخمین مقادیر سرعت نفوذپذیری پایه هر سه مدل به دو نوع طبقه‌بندی شدند. در نوع ۱ فقط از ویژگی‌های فیزیکی به عنوان ورودی جهت تخمین استفاده شد و در نوع ۲ از ویژگی‌های فیزیکی و ویژگی‌های توپوگرافی با هم به عنوان ورودی جهت تخمین استفاده شد.

#### رگرسیون خطی چندگانه

این روش تقریباً در تمام رشته‌های علوم از جمله مهندسی، فیزیک، اقتصاد، مدیریت، علوم زیستی، کشاورزی و علوم اجتماعی استفاده می‌شود. شکل کلی معادله رگرسیون کلاسیک به صورت زیر است، که در آن  $y$  متغیر خروجی،  $x$  متغیر ورودی،  $a$  شیب خط رگرسیون و  $b$  نیز عرض از مبدأ می‌باشد.

$$Y = ax + b \quad \text{رابطه (۴)}$$

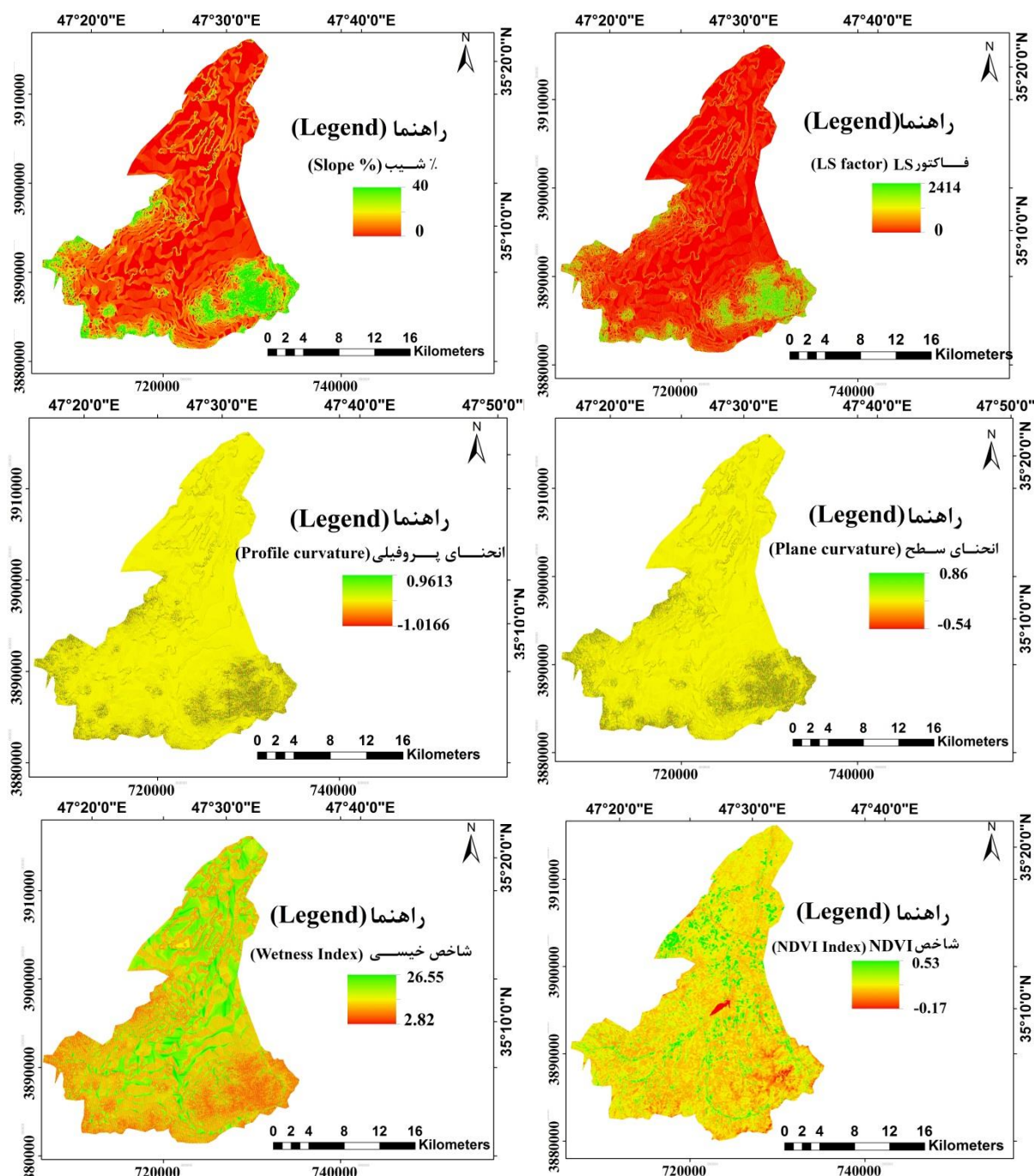
به طور معمول از روش حداقل مربعات خطا برای برآورد ضرایب رگرسیون خطی چندگانه استفاده می‌شود. برای تعیین رگرسیون چندمتغیره سرعت نفوذپذیری پایه، رابطه رگرسیونی مربوطه با استفاده از داده‌های آموزش در دو نوع ۱ (ویژگی‌های فیزیکی) و نوع ۲ (ویژگی‌های فیزیکی و ویژگی‌های توپوگرافی با هم) تعیین شد. سپس، این روابط بر روی داده‌های آزمون اعمال شد.

#### شبکه عصبی مصنوعی

پس از تعیین داده‌های آزمون و آموزش، داده‌های ورودی به شبکه را باید استاندارد سازی کرد. در صورتی که داده‌ها به صورت خام وارد شبکه شود، به علت تغییرات زیاد داده‌ها، تأثیر متفاوتی بر روی شبکه می‌گذارد. لذا داده‌ها با استفاده از رابطه ۵ استاندارد شده و بین دامنه ۰/۱ و ۰/۹ قرار گرفتند (Menhaj, 2009).

لازم به ذکر است که شاخص RI کارایی دو مدل را نسبت به هم مقایسه می‌کند. در این مطالعه منظور از مدل اول رگرسیون خطی چندگانه و مدل دوم شبکه عصبی و نروفازی می‌باشد.

که در آنها  $Z_0$  مقادیر مشاهداتی،  $Z_p$  مقادیر پیش بینی شده،  $Z_{ave}$  متوسط مقادیر مشاهداتی،  $n$  تعداد داده‌ها،  $RMSE_a$  مجذور میانگین مربعات خطای مدل اول و  $RMSE_b$  مجذور میانگین مربعات خطای مدل دوم است.



شکل ۲- نقشه‌های، درصد شیب، انحنای سطح، شاخص خیسگی، LS فاکتور، انحنای پروفیلی و شاخص NDVI منطقه مورد مطالعه  
Figure 2. Maps of slope percentage, plane curvature, wetness index, LS factor, profile curvature and NDVI index of study area

جدول ۱- همبستگی خطی سرعت نفوذپذیری پایه و ویژگی‌های فیزیکی انتخاب شده به عنوان ورودی به مدل‌ها

Table 1. Linear correlation between steady infiltrability rate and selected physical characteristics as input into models

Parameters	Steady infiltrability rate	Clay	Sand	Silt	Porosity	Bulk density
	(cm hr <sup>-1</sup> )		(%)			(gr cm <sup>-3</sup> )
Steady infiltrability rate	1	-0.22*	0.2*	0.22*	0.47**	0.71**
Clay		1	-0.88**	-0.89**	0.106ns	-0.29*
Sand			1	0.93**	-0.13ns	0.32**
Silt				1	-0.18ns	0.37**
Porosity					1	-0.52**
Bulk density						1

### نتایج و بحث

جدول (۲) معیارهای آماری مربوط به داده‌های تست و آموزش را نشان می‌دهد. داده‌های درصد رس، شن، سیلت، تخلخل، جرم ویژه ظاهری با توجه به خصوصیات آماری چولگی (داده‌های نرمال باید دارای چولگی بین +۱ و -۱ باشند) و کشیدگی (داده‌های نرمال باید دارای کشیدگی بین +۳ و -۳ باشند) نرمال بودند ولی داده‌های سرعت نفوذپذیری پایه و شیب نرمال نبودند که با استفاده از لگاریتم‌گیری نرمال شدند. دو گروه داده‌های آموزش و آزمون تفاوت معنی‌داری در سطح ۵ درصد نداشتند. توماسلا و همکاران (Tomasella et al., 2000) برای انتخاب داده‌های آزمون و آموزش از تی تست استفاده کرده و بیان کردند اگر بین داده‌های آزمون و آموزش تفاوت معنی‌داری وجود نداشته باشد، می‌توان نتایج بهتری از مدل انتظار داشت.

### رگرسیون خطی چندگانه

رابطه رگرسیونی مربوطه به داده‌های آموزش در دو نوع ۱ (ویژگی‌های فیزیکی) و نوع ۲ (ویژگی‌های فیزیکی و ویژگی‌های توپوگرافی با هم) به ترتیب در روابط ۱۰ و ۱۱ نشان داده شده است که در آنها Steady infiltrability rate (سرعت نفوذپذیری پایه بر حسب سانتی‌متر بر ساعت)، Bd (جرم ویژه ظاهری)، n (تخلخل)، Clay/Sand (نسبت درصد رس به شن)، Silt (درصد سیلت)، S و درصد شیب می‌باشد. نتایج میانگین انحراف خطا، ریشه مربعات خطا، خطای استاندارد نسبی و میانگین خطا بر روی داده‌های آزمون برای نوع ۱ به ترتیب معادل ۰/۵۵-، ۳/۷۷، ۰/۶۴ و ۱۴/۲۴ و برای نوع ۲ نیز به ترتیب معادل ۰/۴۱-، ۳/۳۷، ۰/۵۷ و ۱۱/۳۹ به دست آمد (جدول ۵).

جدول تجزیه واریانس نیز برای رگرسیون محاسبه شد که نتایج آن حاکی از معنی‌دار بودن معادله برازش شده می‌باشد (جدول ۳). کاشی و همکاران (Kashi et al., 2013) در منطقه قوشه واقع در استان سمنان رابطه رگرسیونی بین جرم مخصوص ظاهری، SAR، کربنات کلسیم، شن، نسبت رس به سیلت و سرعت نفوذپذیری پایه با ضریب همبستگی ۰/۶۳ و ۰/۶۸ به ترتیب برای اراضی کشاورزی و بکر برازش دادند. فکوری و همکاران (Fakori et al., 2012) در مطالعه موردی اراضی مزرعه تحقیقاتی پردیس ابوریحان در دانشگاه تهران رابطه رگرسیونی بین جرم ویژه ظاهری، ماده آلی، درصد شن و میانگین سرعت نفوذ لحظه‌ای و پایه برازش دادند و مقادیر R، RMSE و ME را به ترتیب ۰/۹۴، ۰/۰۰۸ و ۲۸۰- گزارش کردند. مردان و همکاران (Merduin et al., 2006) نیز برای پیش بینی ظرفیت نگهداری آب خاک و هدایت هیدرولیکی اشباع با استفاده از خصوصیات پایه خاک مانند توزیع ذرات خاک، وزن ویژه و سه قطر مختلف منافذ خاک از رگرسیون خطی استفاده نمودند و مقادیر R و RMSE را به ترتیب ۰/۵۲ و ۳/۵۱ به دست آوردند. نتایج حاصل از معادلات رگرسیونی در تخمین میانگین سرعت نفوذ آب در خاک نشان می‌دهد که این معادلات در اکثر مواقع قادر به برآورد میانگین سرعت نفوذ آب در خاک با دقت قابل قبولی می‌باشند.

### شبکه عصبی مصنوعی

بهترین تابع فعال‌سازی در لایه مخفی تانژانت هایپربولیک، در لایه خروجی خطی، بهترین الگوریتم آموزشی Conjugate Gradient و بهترین نرون در مدل نوع ۲ نرون ۱۰ و در مدل نوع ۱ نرون ۴ بود (جدول ۴).

تعداد نرون‌های ۲-۷ ایجاد کردند. نتایج نشان داد که شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (R, RMSE, RSE) و MAE به ترتیب ۰/۸۷، ۰/۹۸، ۰/۴۸ و ۰/۸۳ برای اراضی کشاورزی و ۰/۹ و ۰/۰۴، ۱/۰۴ و ۰/۱۵ (برای اراضی بکر) دارای کارایی مناسبی بود. راشید و ساسی‌کومار (Rasheed & Sasikuma, 2015) هم از شبکه عصبی جهت تخمین سرعت نفوذپذیری نهایی خاک بهره برده و نتایجی مناسب به دست آوردند.

### مدل نروفازی

جدول ۵ نتایج ویژگی‌های مدل نروفازی به کار رفته برای تخمین سرعت نفوذپذیری پایه را نشان می‌دهد. بهترین ساختار با توجه به معیار ریشه مربعات خطا تعیین شد. بهترین تابع عضویت جهت تخمین سرعت نفوذپذیری پایه دوزنقه‌ای با تعداد توابع عضویت ۲ به روش سعی و خطا تشخیص داده شد. نتایج میانگین انحراف خطا، ریشه مربعات خطا، خطای استاندارد نسبی، میانگین خطا و بهبود نسبی برای نوع ۱ به ترتیب معادل ۰/۲۴، ۱/۳، ۰/۲۵، ۱/۶۹ و ۶۵/۴۱ و برای نوع ۲ به ترتیب معادل ۰/۱-، ۰/۹۵، ۰/۱۸، ۰/۸۴ و ۷۱/۵۲ برای نفوذپذیری خاک به دست آمد (جدول ۶). زارع ابیانه و همکاران (Zareabyaneh et al., 2013) از مدل نروفازی جهت تخمین سرعت نفوذپذیری از طریق برخی پارامترهای فیزیکی و شیمیایی استفاده کردند و مقادیر R, RMSE و MBE را به ترتیب ۰/۹۴، ۱/۵۲ و ۰/۱۷ با تابع عضویت گوسین و تعداد توابع ۲ گزارش کردند. زارعی و همکاران (Zare et al., 2015) از مدل نروفازی جهت تخمین حساسیت خطر زمین لغزش استفاده کردند. نتایج این محققین نشان داد که مدل نروفازی دارای کارایی خوبی بوده و تابع عضویت گوسی دارای عملکرد بهتری نسبت به بقیه توابع عضویت می‌باشد.

در این روش، نتایج میانگین انحراف خطا، ریشه مربعات خطا، خطای استاندارد نسبی، میانگین خطا و بهبود نسبی برای نوع ۱ به ترتیب معادل ۰/۲۷، ۱/۴، ۰/۲۸، ۱/۹۵ و ۶۲/۸۸ و برای نوع ۲ به ترتیب معادل ۰/۱۹، ۰/۹۸، ۰/۱۹ و ۱/۸۷ و ۶۷/۲ برای سرعت نفوذپذیری پایه به دست آمد (جدول ۶). دعایی و همکاران (Doaei et al., 2005) در ۲۲۱ نمونه خاک رسی استان گیلان با استفاده از پارامترهای فیزیکی درصد رس، کربن آلی و جرم ویژه ظاهری به عنوان پارامترهای زودیافت و مقدار ضریب آبگذری اشباع به عنوان یک پارامتر دیریافت خاک، شبکه عصبی با ساختار پرسپترون سه لایه با یک لایه مخفی ۶ نرونی و الگوریتم آموزشی مارکوارت - لورنبرگ تشکیل دادند و نتایج مقادیر R و RMSE را به ترتیب برابر با ۰/۹۸ و ۰/۱۶ برای تخمین گزارش کردند. ابراهیمی و نایب لویی (Ebrahimi & Nayebloei, 2009) از ویژگی‌های زودیافت جرم ویژه ظاهری، pH، ماده آلی، سدیم، هدایت الکتریکی و کلسیم و منیزیم جهت تخمین سرعت نفوذپذیری نهایی از شبکه عصبی استفاده کردند و مقادیر R, RMSE و ME را به ترتیب ۰/۹۴، ۰/۲۶ و ۰/۳۸- گزارش کردند. مردان و همکاران (Merdun et al., 2006) نیز برای تخمین ظرفیت نگهداری آب خاک و هدایت هیدرولیکی اشباع با استفاده از خصوصیات پایه خاک مانند توزیع ذرات خاک، وزن ویژه و سه قطر مختلف منافذ خاک از شبکه عصبی استفاده کردند و مقادیر R و RMSE به ترتیب ۰/۶۳ و ۰/۹۳ را گزارش کردند. کاشی و همکاران (Kashi et al., 2013) از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و توابع پایه شعاعی جهت تخمین سرعت نفوذپذیری نهایی استفاده کردند و شبکه با یک لایه مخفی و با توابع فعال‌سازی سیگموئید، تانژانت هایپربولیک، گوسی و سکانت هایپربولیک در لایه مخفی و خطی در لایه خروجی با

$$\text{Steady infiltrability rate} = 2.18 + 0.009 (Silt) - 1.97 (Bd) + 0.002 (n) - 0.089 \left( \frac{Clay}{Sand} \right) \quad \text{رابطه (۱۰)}$$

$$R = 0.54 (p < 0.05)$$

$$\text{Steady infiltrability rate} = -1.756 + 0.01 (Silt) - 0.974 (Bd) + 0.002 (n) - 0.006 \left( \frac{Clay}{Sand} \right) + 0.009 (S) \quad \text{رابطه (۱۱)}$$

$$R = 0.61 (p < 0.05)$$



جدول ۲- پارامترهای آماری مربوط به ویژگی‌های انتخاب شده به عنوان ورودی به مدل‌ها

Table 2. Statistic parameters of selected characteristics as input into models

	Characteristic	Minimum	Maximum	Mean	Skewness	Kurtosis	Variance
Trainig data	Clay	18.24	57.9	40.68	-0.2	-0.25	9.17
	Sand	22.15	49.36	35.89	-0.186	-0.293	6.04
	Silt	4.25	49.65	23.42	0.54	-0.35	11.32
	Porosity	29.49	50.71	41	-0.23	-0.21	4.53
	Bulk density	1.3	1.88	1.58	0.12	-0.25	0.12
	Slope	0	40	2.38	2.3	4.38	11.15
Test data	Steady infiltrability rate	1.41	19.28	4.93	2.05	5.58	3.38
	Clay	9.31	44.42	26.8	-0.77	0.48	10.68
	Sand	14	46.54	10.12	-1.23	1.98	10.12
	Silt	17.44	80.5	40.16	0.88	0.09	16.4
	Porosity	32.86	52.31	41.74	0.15	0.11	4.5
	Bulk density	1.36	1.9	1.62	0.12	-0.58	0.13
	Slope	0	35	5.89	2.13	7.36	10.26
	Steady infiltrability rate	1.66	17.81	5.58	1.76	3.9	3.58

جدول ۳- تجزیه واریانس مدل رگرسیون نوع ۱ و ۲ برای سرعت نفوذپذیری پایه

Table 3. Variance analysis of regression model type 1 and 2 to estimate steady infiltrability rate

	Sources	df	Sum of square	Mean square	F value	P value
Test data of type 1	Regression	4	1.116	0.223	7.631	0.05<
	Residual	26	0.702	0.029		
	Total	30	1.817			
Test data of type 2	Regression	4	0.992	0.248	7.516	0.05<
	Residual	26	0.825	0.033		
	Total	30	1.817			

جدول ۴- مقادیر ریشه مربعات خطا مدل شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین سرعت نفوذپذیری پایه

Table 4. Contents of Root Mean Square Error of ANN model to estimate steady infiltrability rate

Model	Number of neruon	RMSE	Number of neruon	RMSE	
Perceptron neural network	Type 1	2	2.77	2	1.97
		3	2.17	3	2.14
		4	1.4	4	1.51
		5	1.81	5	1.54
		6	1.49	6	1.47
	Type 2	7	1.93	7	1.28
		8	1.98	8	1.5
		9	1.49	9	1.36
		10	1.55	10	0.98

جدول ۵- ویژگی‌های مدل نروفازی برای تخمین سرعت نفوذپذیری پایه

Table 5. Neruo-Fuzzy model properties to estimate steady infiltrability rate

	Defuzzfication method	Learning method	Type of MFs	Epoch	Number of MFs
Type 1	Weighting mean	Backpropa	Trapezoid	500	2
Type 2	Weighting mean	Backpropa	Trapezoid	300	2

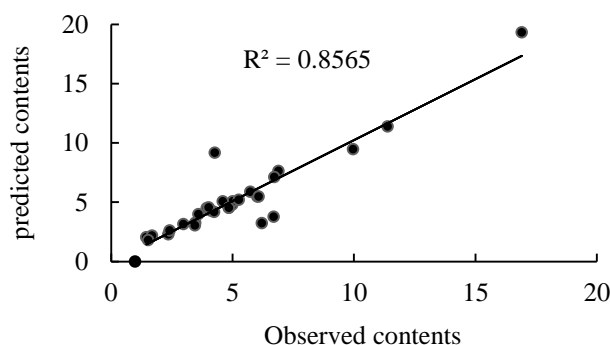
## ارزیابی مدل‌ها

نفوذپذیری پایه در هر دو نوع ۱ و ۲ مربوط به مدل نروفازی بوده که از نظر هر چهار آماره ارزیابی شده بهتر از دو مدل دیگر است. پس از مدل نروفازی شبکه عصبی

نتایج مدل‌های رگرسیون خطی چندگانه، مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و نروفازی در جدول ۶ ارائه شده است. با توجه به این جدول بهترین عملکرد در تخمین سرعت

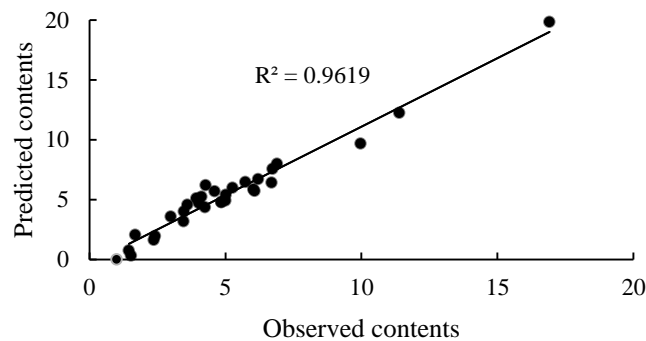
پارامترهای فیزیکی و شیمیایی استفاده کردند. این محققین نشان دادند که مدل الگوریتم ژنتیک، شبکه عصبی و نروفازی به ترتیب دارای کارایی مدل ۰/۹۹، ۰/۹۸ و ۰/۸۶ بودند. در مطالعه حاضر پس از مدل نروفازی شبکه عصبی عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های رگرسیون داشت. کاشی و همکاران (Kashi *et al.*, 2013) در منطقه قوشه واقع در استان سمنان نشان دادند که در اراضی کشاورزی و بکر شبکه عصبی نسبت به رگرسیون خطی چندگانه در تخمین سرعت نفوذپذیری دارای عملکرد بهتری می‌باشد. در مقابل ابراهیمی و نایب لویی (Ebrahimi & Nayebloei, 2009) در مقایسه روش‌های رگرسیونی و شبکه عصبی جهت تخمین سرعت نفوذپذیری نشان دادند که مقادیر نفوذپذیری تخمین زده با استفاده از مقادیر پارامترهای فیزیکی و شیمیایی توسط هر دو روش بسیار مناسب بوده به واقعیت نزدیک است و با استفاده از مقایسه مقادیر شاخص‌های آماری  $R$ ،  $RMSE$  و  $ME$  مشخص شد که دقت پیش‌بینی‌های شبکه عصبی کمی پایین‌تر از مدل آماری می‌باشد. همچنین مردان و همکاران (Merdun *et al.*, 2006) با استفاده از ۱۳۰ سری داده به این نتیجه رسیدند که عملکرد رگرسیون بهتر از شبکه عصبی مصنوعی بوده، ولی این اختلاف از نظر آماری معن دار نبوده و تغییرات زمانی و مکانی خصوصیات هیدرولیکی و فیزیکی خاک منطقه می‌تواند دلیل ضعف عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در مطالعه یاد شده بوده باشد.

مصنوعی دارای عملکرد بهتری می‌باشد. مقدار پایین مجذور میانگین مربعات خطا، در اکثر مدل‌ها، پایین بودن خطا و دقت بالای مدل‌های برازش شده را نشان می‌دهد. هرچه آماره‌های مجذور میانگین مربعات خطا، میانگین خطا و خطای نسبی کمتر و کارایی نسبی بیشتر باشد کارایی مدل بیشتر است. مدل نروفازی دقت پیش‌بینی را برای تخمین سرعت نفوذپذیری پایه، نسبت به روش رگرسیون خطی چندگانه و شبکه عصبی افزایش داده است. در شکل‌های ۳ و ۴ نمودارهای پراکنش داده‌های تست برای مدل نروفازی در نوع ۱ و ۲ که بهترین عملکرد را به خود اختصاص داده، ارائه شده است. با توجه به این شکل، ملاحظه می‌شود بهترین خط برازش شده دارای زاویه‌ای نزدیک به ۴۵ درجه بوده که نشان دهنده دقت بالای برآورد توسط مدل نروفازی است. تقی‌زاده و همکاران (Taghizade *et al.*, 2013) از مدل‌های رگرسیون خطی چندگانه، مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم ژنتیک و نروفازی در تخمین شوری خاک در دو عمق ۰-۳۰ و ۰-۱۰۰ استفاده کردند. این محققین نشان دادند که مدل نروفازی در هر دو حالت دارای عملکرد بهتری نسبت به سایر مدل‌ها است. آلی و همکاران (Aali *et al.*, 2009) هم نشان دادند که مدل نروفازی در پیش‌بینی درصد رطوبت اشباع خاک دقت بیشتری نسبت به مدل شبکه عصبی مصنوعی دارد. در مقابل زارع ایبانه و همکاران (zareabyaneh *et al.*, 2013) از مدل‌های شبکه عصبی، الگوریتم ژنتیک و نروفازی جهت تخمین سرعت نفوذپذیری از طریق برخی



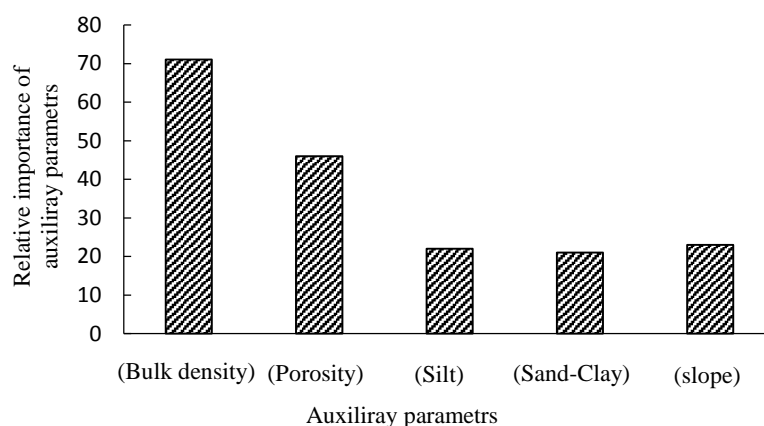
شکل ۳- نتایج مدل نروفازی نوع ۱ برای تخمین سرعت نفوذپذیری پایه بر اساس داده‌های آزمون

Figure 3. Results of Neruo-Fuzzy model type 1 to estimate steady infiltrability rate based on test data



شکل ۴- نتایج مدل نروفازی نوع ۲ برای تخمین سرعت نفوذپذیری پایه بر اساس داده‌های آزمون

Figure 4. Results of Neruo-Fuzzy model of type 2 to estimate steady infiltrability ratbased on test data



شکل ۵- نتایج اهمیت متغیرها در پیش‌بینی سرعت نفوذپذیری پایه بر اساس آنالیز حساسیت (بر اساس درصد)

Figure 5. Results of variables importance to estimate soil steady infiltrability rate based on analysis test (based on percentage)

جدول ۶- نتایج مدل های مختلف برای تخمین نفوذپذیری خاک بر اساس داده‌های آزمون

Table 6. Results of different models to estimate soil steady infiltrability rate based on test data

	Model	ME	RMSE	MBE	RSE	RI
Type 1	Multiple linear regression	14.24	3.77	-0.55	0.64	-
	Neural network	1.95	1.4	0.27	0.28	62.88
	Nerufuzzy	1.69	1.3	0.24	0.25	65.41
Type 2	Multiple linear regression	11.39	3.37	-0.41	0.57	-
	(Neural network)	0.87	0.98	-0.19	0.19	65.85
	Nerufuzzy	0.84	0.95	-0.1	0.18	71.52

آب در خاک و ساختمان خاک بر روی نفوذپذیری خاک مؤثر می‌باشد. در بیشتر پژوهش‌های صورت گرفته برای برآورد ویژگی‌های هیدروهیکی خاک از ویژگی‌های فیزیکی به عنوان پارامترهای مستقل و مهم نام برده است (Sarmadian et al., 2009; Ebrahimi & Nayebloei, 2009). افزون بر ویژگی‌های فیزیکی، از اجزاء توپوگرافی، و درصد شیب نیز بر روی نفوذپذیری منطقه

نتایج تست آنالیز حساسیت شبکه عصبی مصنوعی در شکل ۵ نشان داده شده است. بر اساس نتایج حاصل جرم ویژه ظاهری و تخلخل به ترتیب بیشترین تاثیر را بر نفوذپذیری داشتند. با افزایش جرم ویژه ظاهری و کاهش تخلخل مقادیر خلل و فرج خاک که نقش مهمی در نفوذپذیری خاک دارند کاهش می‌یابند. بافت خاک هم با توجه به تاثیر بر روی خلل و فرج خاک، ظرفیت نگهداشت

گرفت که بتوانند با دنیای واقعی انطباق بیشتری داشته باشند. نتایج این بررسی نشان داد دقت مدل نروفازی در پیش بینی نفوذپذیری خاک از شبکه‌های عصبی مورد استفاده بیشتر است. به دلیل ساختار غیرخطی مدل‌های شبکه عصبی و ابهام در متغیرهای مدل‌های سیستم استنتاج فازی، امروزه، بیشتر محققان در تجزیه و تحلیل متغیرهایی که توزیع مکانی دارند متمایل به استفاده از مدل‌های هیبریدی، مانند سیستم فازی مبتنی بر شبکه عصبی می‌باشند (Mohammadi & Taheri, 2005).

### نتیجه‌گیری کلی

برای اندازه‌گیری نفوذپذیری خاک نیاز به اتلاف وقت و صرف هزینه زیادی می‌باشد. لذا در این پژوهش، برآورد سرعت نفوذپذیری پایه با استفاده از مدل‌های نروفازی، شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی چند متغیره ارزیابی شد. ویژگی‌های فیزیکی و توپوگرافی به عنوان ویژگی‌های زودیافت استفاده شد. نتایج ارزیابی مدل‌ها بر اساس شاخص‌های آماری نشان داد که مدل نروفازی دارای بالاترین دقت در تخمین سرعت نفوذپذیری پایه می‌باشد. همچنین نتایج نشان داد که استفاده از داده‌های توپوگرافی به عنوان ورودی در کنار ویژگی‌های فیزیکی خاک می‌تواند منجر به بهبود دقت تخمین شود.

مورد مطالعه مؤثر می‌باشد. در این تحقیق استفاده از ویژگی‌های توپوگرافی به عنوان ورودی در کنار ویژگی‌های فیزیکی منجر به افزایش دقت تخمین در هر سه نوع مدل شد (جدول ۶). این موضوع نشان دهنده آن است که در منطقه مورد مطالعه، پستی و بلندی از مهمترین فاکتورهای خاک‌سازی بوده و در توزیع مکانی خاک و ویژگی‌های آن از جمله نفوذپذیری مؤثر می‌باشد، چرا که توپوگرافی هر منطقه یکی از ویژگی‌های مهم و تأثیرگذار بر ویژگی‌های خاک آن منطقه می‌باشد. نتایج پژوهش‌های زیادی بیانگر اثر اجزاء توپوگرافی بر ویژگی‌های خاک همچون بافت خاک، ماده آلی، ضخامت خاک و کلاس خاک، درصد سنگریزه و متعاقب آن نفوذپذیری خاک بوده است (Ceddia *et al.*, 2009; Taghizade *et al.*, 2016; Nabiollahi *et al.*, 2014). رضایی و گیلکز (Rezaei & Gilkes, 2005) نشان دادند که بسیاری از ویژگی‌های خاک مانند ضخامت خاک، ظرفیت نگهداری، درصد سنگریزه درشت، رس، شن، کربن آلی به طور معنی‌داری به جهت و درصد شیب وابسته است. درجه شیب با تأثیر بر میزان رواناب تولیدی، زهکشی، درجه حرارت خاک و میزان فرسایش آن، در فرآیند تشکیل خاک مؤثر است (Jiang & Thelen, 2004). در سیستم‌های طبیعی، مانند خاک، عموماً مشاهدات یا روابط ناشناخته بین متغیرها مطرح است. لذا در چنین شرایطی، از مدل‌هایی باید بهره

## 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.
- 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.
- Blake G.R., and Hartge K.H. 1986. Bulk density. In: Klute A. (Ed.) *Methods of Soil Analysis*. Part 1, 2<sup>nd</sup> Edition. Agronomy Monograph. Vol. 9. American Society of Agronomy, Madison, WI, pp. 363–375.
- Ceddia M.B., Vieira S.R., Villela L.O., Mota L.S., Anjos H.C., and Carvalho F.D. 2009. Topography and spatial variability of soil physical properties. *Scientia Agricola*, 66: 338-352.
- Doaei M., Shabanpour-e-Shahrestani M., and Bagheri F. 2005. Modelling of saturated hydraulic conductivity of Gilan province involving Artificial Neural Networks. The Agricultural Science Research Report, Faculty of Agriculture, Gilan University, 1(6): 41-48. (In Persian)
- Ebrahimi K., and Nayebloei F. 2009. Estimation of basic infiltration rate using Artificial Neural Network case study, Aburairhan Campus Farm. *Journal of Water and Soil Conservation*, 16(1): 37-56. (In Persian)
- Fakori T., Emami H., Ghahramani B., and Mohajerpor M. 2012. The estimation of soil steady and instantaneous infiltration rate using pedotransfer function. The First National Conference on Farm Water Management, Soil and Water Research Institute, Karaj, 104-107. (In Persian)
- Gee G.W. and Bauder J.W. 1986. Particle size analysis. In: Klute A. (Ed.), *Methods of Soil Analysis*. Part 1. American Society of Agronomy. Madison, WI, pp. 383-411.
- Ghorbani Dashtaki S., and Homayi M. 2002. Parametric estimation of hydraulic function of unsaturated soil with pedotransfer functions. *Agricultural Science Journal*, 3(12): 3-15.
- Hartley D.M. 1992. Interpretation of Kostiakov infiltration parameters for borders. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 118(1): 156-164.
- Hengl T., Rossiter D.G., and Stein A. 2003. Soil sampling strategies for spatial prediction by correlation with auxiliary maps. *Geoderma*, 120: 75-93.
- Jang J., Sun C., and Mizutani E. 1997. *Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence*. Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey, USA.
- Jiang P., and Thelen K.D. 2004. Effect of soil and topographic properties on crop yield in a north-central corn soybean cropping system. *Agronomy Journal*, 96: 252-258.
- Kashi H., Emamgholizadeh S., Ghorbani H., and Hashemi S.A.H. 2013. Estimation of soil infiltration in agricultural and pasture lands using artificial neural networks and multiple regressions. *Scientific - Research Quarterly On Environmental Erosion Researches*, 9: 42-56. (In Persian)
- Kostiakov A.N. 1932. On the dynamic of coefficient of water-percolation in soils and on the necessity for studying it from a dynamic point of view for purposes of amelioration. *Trans 6<sup>th</sup> Common International of Soil Science Society, Russia*, 17-21.
- Marcel G.S., Feike J.L., Martinus T., and van Genuchten H. 1998. Neural network analysis for hierarchical prediction of soil hydraulic properties. *Soil Science Society of America Journal*, 62: 847-855.
- Mattara M.A., Alazbab A.A., and Zin El-Abedin T.K. 2015. Forecasting furrow irrigation infiltration using artificial neural networks. *Agricultural Water Management*, 148: 63-71.
- Menhaj M. 2009. *Fundamental of Artificial Neural Networks*, Amirkabir Press, 245p.
- Merdun H., Cinar O., Meral R., and Apan M. 2006. Comparison of artificial neural network and regression pedotransfer functions for prediction of soil water retention and saturated hydraulic conductivity. *Soil and Tillage Research*, 90: 108-116.
- Minasny B., and McBratney A.B. 2002. The Neuro-m method for fitting neural network parametric pedotransfer functions. *Soil Science Society of America Journal*, 66: 352–361.
- Minasny B., McBratney A.B., and Bristow K.L. 1999. Comparison of different approaches to the development of pedotransfer functions for water-retention 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.

- Nabiollahi K., Haidari A., and Taghizadeh-Mehrjardi M. 2014. Digital mapping of soil texture using regression and artificial neural network in Bijar, Kurdistan. *Journal of Water and Soil*, 28(5): 1025-1036. (In Persian)
- Nelson D.W., and Sommers L.E. 1996. Total carbon, organic carbon and organic matter. *In: Methods of Soil Analysis. Part 2*, 2<sup>nd</sup> ed. Page A.L. *et al.* (Ed.), Agronomy 9. American. Society of Agronomy, Inc. Madison, WI, pp. 961-1010.
- Nelson R.E. 1982. Carbonate and gypsum. *In: Page A.L., Miller R.H., and Keeny R. (Ed.), Methods of Soil Analysis. Part 2, Chemical and Microbiological Properties*, Madison, WI, pp. 181-196.
- Neshat, A., and Porehkar M. 2007. The comparison of methods for determining the vertical infiltration rate. *Journal of Agriculture Science Natural Resource*, 14(3): 186-195. (In Persian)
- Parchami-Araghi F., Mirlatifi S.M., Ghorbani Dashtaki S., and Mahdian M.H. 2013. Point estimation of soil water infiltration process using Artificial Neural Networks for some calcareous soils. *Journal of Hydrology*, 481: 35-47.
- Rasheed S., and Sasikumarb K. 2015. Modelling vertical infiltration in an unsaturated porous media using neural network architecture. *Aquatic Procedia*, 4: 1008 – 1015.
- Rezaei S., and Gilkes R. 2005. The effects of landscape attributes and plant community on soil physical properties in rangelands, *Geoderma*, 125: 167-176.
- Sarmadian F., Taghizadeh R.A., Asgari H.M., and Akbarzadeh A. 2009. The Comparison of Neuro fuzzy, ANN and Multiple Regression in prediction some soil characteristics in golestan province. *Iraninan Soil and Water Research Journal*, 1(41): 211-220.
- Si J., Feng Q., Wena X., Xi H., Yu T., Li W., and Zhao C. 2015. Modeling soil water content in extreme arid area using an adaptive neuro-fuzzy inference system. *Journal of Hydrology*, 527: 679-687.
- Sparks D.L., Page A.L., Helmke P.A., Leoppert R.H., Soltanpour P.N., Tabatabai M.A., Johnston G.T., and Summer M.E. 1996. *Methods of Soil Analysis*. Soil Science Society of America Journal, Madison, Wisconsin.
- Taghizadeh-Mehrjardi M., Nabiollahi K., and Kerry R. 2016. Digital mapping of soil organic carbon at multiple depths using different data mining techniques in Baneh region, Iran. *Geoderma*, 266: 98-110.
- Taghizadeh-Mehrjardi R., Sarmadian F., Savaghebi G.H., Omid M., Tomanian N., Rosta M.J., and Rahimian M.H. 2013. Comparison of Neuro-Fuzzy, genetic algorithm, artificial neural network and multivariate regression for prediction of soil salinity (Case study: Ardakan City). *Journal of Range and Watershed Managment*, 66(2): 207-222. (In Persian)
- Tomasella J., Hodnett M.G., and Rossato L. 2000. Pedotransfer functions for the estimation of soil water retention in Brazilian soils. *Soil Science Society of America Journal*, 49: 1100-1105.
- Vos B.D., Meirvenne M.V., Quataert P., Deckers J., and Muys B. 2005. Predictive quality of pedotransfer functions for estimating bulk density of forest soils. *Soil Science Society of America Journal*, 69: 500-510.
- Walker W.R., Prestwich C., and Spofford T. 2006. Development of the revised USDA-NRCS intake families for surface irrigation. *Agriculture Water Management*, 8(5): 157-164.
- Zare H., Vahedi S., Taheri M., and Baiat H. 2013. Evaluating of performance artificial neural network with genetic algrithm and fuzzy logic in infiltration rate estimation of Ghezal Ozan river soils in Zanjan. *Soil Management Journal*, 2(3): 1-12. (In Persian)
- Zare M., Moghaddamnia A., Tali Khoshk S., and Salmani H. 2015. Landslide hazard assessment by using Neuro-Fuzzy Technique in Vaz Watershed. *Journal of Watershed Management Research*, 6(11): 101-110. (In Persian)

## Estimation of Steady Infiltrability Rate Using Neuro-Fuzzy, Artificial Neural Network and Multivariate Linear Regression Models

Fariba Golmohamadi<sup>1</sup>, Kamal Nabiollahi<sup>2\*</sup>, Rohollah Taghizade Mehrjardi<sup>3</sup>, Masod Davari<sup>2</sup>

(Received: June 2016

Accepted: October 2017)

### Abstract

Infiltration is the most important soil physical characteristic which its direct measurement is laborious, time consuming and expensive. The purpose of this study is to estimate steady infiltrability rate, using Neuro-Fuzzy, Neural Network and Multivariate Linear Regression models. Consequently, steady infiltrability rate, was measured using double rings in 100 points in Dehgolan region, Kurdistan Province, Iran. Soil physical (porosity, bulk density, sand, silt and clay) and topography characteristics were measured as readily available properties and used to estimate steady infiltrability rate, The data were divided into two sets of terrain (70% of the data) and test (30% of the data). The models based on input type were categorized into type 1 (physical characteristics) and 2 (soil physical and topography characteristics). The results based on mean bias error (MBE), Root Mean Square Error (RMSE), Mean Error (ME), Relative Standard Error (RSE) and Relative Improvement (RI) showed that the Neuro-Fuzzy model (type 1 respectively with statistics 0.24, 2.01, 0.46, 4.04 and 46.65) (type 2 respectively with statistics -0.1, 1.24, 0.23, 1.54 and 58.62) has the most accuracy of steady infiltrability rate, estimation. Also was observed using topography data as input together with soil physical characteristics can lead to improvement of the estimation accuracy of steady infiltrability rate.

**Keywords:** Readily available properties; Slope; Pedotransfer function, Dehgolan

Golmohamadi F., Nabiollahi N., Taghizade Mehrjardi R. and Davari M. 2019. Estimation of steady infiltrability rate using Neuro-Fuzzy, artificial neural network and multivariate linear regression models. *Applied Soil Research*, 6(4): 1-15.

1- MSc Student, Department of Soil Science and Engineering, University of Kurdistan, Sanandaj, Iran

2- Assistant Professor, Department of Soil Science and Engineering, University of Kurdistan, Sanandaj, Iran

3- Assistant Professor Faculty of Agricultural and Natural Resources, Ardakan University

\* Corresponding Author Email: [k.nabiollahi@uok.ac.ir](mailto:k.nabiollahi@uok.ac.ir)