

بهبود تخمین نقاط شاخص منحنی رطوبتی با استفاده از داده‌های سنجش از دور و به کارگیری شبکه‌های بیزی و عصبی مصنوعی

معصومه صبری^{۱*}، محمدرضا نیشابوری^۲، محمد علی قربانی^۳، فرزین شهبازی^۴، خلیل ولیزاده^۵، اصغر فرج نیا^۶

تاریخ دریافت: ۹۳/۱۱/۱۹ تاریخ پذیرش: ۹۵/۰۴/۱۲

^۱ دانشجوی دکتری، گروه علوم خاک، دانشکده کشاورزی دانشگاه تبریز

^۲ استاد گروه خاکشناسی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز

^۳ دانشیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز

^۴ دانشیار گروه خاکشناسی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز

^۵ استادیار گروه جغرافیای طبیعی، دانشکده جغرافیا و برنامه‌ریزی، دانشگاه تبریز

^۶ عضو هیأت مرکز تحقیقات کشاورزی استان آ- شرقی

*مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: azadeh.sabri@gmail.com

چکیده

با پیشرفت فناوری های سنجش از دور اخیرا تلاش‌های وسیعی در بکارگیری داده های حاصل از این فناوری برای برآورد ویژگی های سخت و صول خاک صورت گرفته است. در این مطالعه با افزودن اطلاعات مربوط به پوشش گیاهی حاصل از تصاویر ماهواره‌ای (SAVI) و اطلاعات رقومی ارتفاع (DEM) به متغیرهای حاصل از اندازه‌گیری‌های زمینی، امکان بهبود توابع انتقال (PTFs) برای تخمین سه نقطه منحنی رطوبتی θ_s , FC, PWP بررسی گردید. در این پژوهش ۱۷۶ نمونه از استان‌های آذربایجان شرقی و گیلان مشتمل بر ۱۰ کلاس بافتی تهیه گردید. توزیع اندازه ذرات، جرم مخصوص ظاهری و حقیقی، تخلخل کل، ماده آلی، درصد منافذ ریز و درشت، درصد آهک، EC و pH، میانگین هندسی و انحراف استاندارد هندسی قطر خاکدانه‌ها، رطوبت در مکش یک کیلوپاسکال، SAVI و DEM به‌عنوان ورودی توابع انتقالی مورد استفاده قرار گرفتند. به‌منظور پیش‌بینی سه نقطه پتانسیلی از توابع انتقالی با اساس شبکه بیزی و عصبی استفاده شد. مدل‌های ایجاد شده با استفاده از آزمون مرگان-گرنجر-نیوبلد (MGN) و ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) برای داده‌های مشاهده‌ای و پیش‌بینی‌شده ارزیابی شدند. این تحقیق بهبود در توانایی توابع انتقالی به منظور برآورد سه نقطه از منحنی رطوبتی (بر اساس RMSE) هنگامی که از خصوصیات حاصل از اندازه‌گیری‌های زمینی، توپوگرافی و پوشش گیاهی در مقایسه با زمانی که تنها از خصوصیات حاصل از اندازه‌گیری‌های زمینی به‌عنوان ورودی استفاده می‌شود، تأیید می‌کند. مقایسه روش شبکه بیزی و شبکه عصبی مصنوعی نشان داد شبکه بیزی در تخمین توابع انتقال سه نقطه از منحنی رطوبتی در مقایسه با شبکه عصبی از اعتبار و اطمینان بالاتری در برآورد برخوردار است.

واژه‌های کلیدی: توابع انتقالی، سنجش از دور، شاخص گیاهی تعدیل کننده اثرات خاک، شبکه بیزی، شبکه عصبی مصنوعی

Improved Index Points of Soil Moisture Retention Curve Estimation Using Remote Sensing Data and the Use of Bayesian Networks and Artificial Neural Network

M Sabri^{1*}, MR Neyishabouri², MA Ghorbani³, F Shahbazi⁴, K Valizadeh⁵, A Farajneia⁶

Received: 8 February 2015 Accepted: 2 July 2016

¹Ph.D Student, Dept. of Soil Science, Faculty of Agric., Tabriz Univ., Tabriz, Iran

²Prof., Dept. of Soil Science, Faculty of Agric., Tabriz Univ., Tabriz, Iran

³Assoc. Prof., Dept. of Water Resource Eng., Faculty of Agric., Tabriz Univ., Tabriz, Iran

⁴Assoc. Prof., Dept. of Soil Science, Faculty of Agric., Tabriz Univ., Tabriz, Iran

⁵Assist. Prof., Dept. of Geography, Faculty of Geography and Planning, Tabriz Univ., Tabriz, Iran

⁶Faculty member, Agric. Res. Center of East Azerbaijan, Iran

* Corresponding Author, Email: azadeh.sabri@gmail.com

Abstract

With advances in remote sensing technology, vast efforts have been carried out recently for predicting difficult-to measure soil properties. This study explores the use of information on vegetation cover from satellite images (SAVI) and digital elevation model (DEM) in addition to pedologic attributes to develop pedotransfer functions (PTFs) for estimating three coefficients of soil moisture retention curve (PWP, FC, θ_s). For this purpose 176 samples from East Azarbyjan and Guilan provinces were collected consisting of 10 various texture classes. Particle size distribution, total porosity, bulk density, organic matter, macro and micro porosity, EC, pH, CCE, geometric mean and standard deviation of the particle diameter, water content at -1 kPa, DEM and SAVI were used as PTFs inputs. Artificial neural networks (ANNs) and Bayesian Networks were used to predict PWP, FC, θ_s . The performance of the developed PTFs was evaluated using the root mean square error (RMSE) and the MGN test between the observed and the predicted values. Good improvement (based on RMSE) in the PTF's ability to estimate the three coefficients was achieved with certain input combinations of basic soil properties, topography and vegetation information comparing with using only the basic soil properties as inputs. In comparing Bayesian Network and ANNs method, the results indicated that Bayesian Network estimated the three soil moisture retention curve coefficients more accurately and with greater reliability than the ANNs method.

Keywords: Artificial neural networks, Bayesian networks, Pedotransfer functions, Remote sensing data, Soil adjusted vegetation index (SAVI)

مقدمه

می‌باشند و از طرفی با گذشت زمان دست‌خوش تغییر می‌شوند، لذا استفاده از روش‌های پیش‌بینی کننده به میزان قابل توجهی افزایش یافته است (بیات و همکاران ۲۰۱۱). از توابع انتقالی به دو منظور استفاده می‌شود: (۱) برای تخمین خصوصیات دیریافت خاک مانند هدایت

منحنی رطوبتی در برگیرنده مجموعه‌ای از ویژگی‌های خاک است که در بهره‌گیری از منابع آب و مدیریت خاک‌های زراعی نقش کلیدی دارد. با توجه به اینکه اندازه‌گیری منحنی رطوبتی زمان بر و پر هزینه

هیدرولیکی و آب قابل استفاده مفید و ۲) برای تخمین خصوصیات که به‌عنوان ورودی‌های مدل‌های شبیه‌ساز کاربرد دارند (برگسن و شاپ ۲۰۰۵). یکی از مهمترین مسائلی که باید در توابع انتقالی مورد بحث و بررسی قرار گیرد، تعداد و نوع ورودی این گونه توابع می‌باشد (وستن و همکاران ۲۰۰۱). مطالعات متعددی بر روی تعداد ورودی‌های توابع انتقالی به‌منظور پیش‌بینی خصوصیات هیدرولیکی صورت پذیرفته است که از آن جمله می‌توان به تحقیقات راولز و همکاران (۱۹۸۲)، وریکن و همکاران (۱۹۸۹) و شاپ و بوتن (۱۹۹۶) اشاره نمود. وستن و همکاران (۲۰۰۱) در مقایسه ۲۱ تابع انتقالی برای پیش‌بینی میزان رطوبت در پتانسیل‌های ماتریک ۳۳ و ۱۵۰۰ کیلوپاسکال به این نتیجه رسیدند که استفاده تنها از بافت خاک به نتایج مطلوبی در پیش‌بینی میزان رطوبت در پتانسیل‌های ماتریک ذکر شده منجر نخواهد شد. در بیشتر مطالعات (شاپ و بوتن ۱۹۹۶، شاینوست و همکاران ۱۹۹۷، میناسنی و همکاران ۱۹۹۹، وستن و همکاران ۲۰۰۱) بافت خاک و جرم مخصوص ظاهری به‌عنوان ورودی‌های غالب برای پیش‌بینی خصوصیات هیدرولیکی خاک در توابع انتقال مطرح شده است. در چند دهه اخیر با افزایش دسترسی به داده‌های دورسنجی، برخی محققان سعی کردند شاخص‌های مختلف پوشش گیاهی مانند شاخص سطح برگ (LAI^1)، شاخص گیاهی تعدیل‌کننده اثرات خاک ($SAVI^2$)، شاخص اختلاف پوشش گیاهی نرمال شده ($NDVI^3$) را جهت بهبود توابع انتقالی به‌کاربرند. این شاخص‌ها یک ترکیب ریاضی از باندهای متعدد تصاویر رقومی ماهواره‌ای هستند که از اختلاف معنی‌دار بازتابش پوشش گیاهی در طول موج‌های آبی، قرمز، سبز و مادون قرمز نزدیک استفاده می‌کنند. این شاخص‌ها به صورت یک عملیات ریاضی ساده مانند جمع، تفریق، نسبت‌گیری و یا دیگر ترکیبات خطی می‌باشند که ارزش هر پیکسل در باندهای

مختلف را به یک شاخص عددی تغییر می‌دهند. شارما و همکاران (۲۰۰۶) مدل‌های ترکیبی متفاوتی (براساس شبکه عصبی) از NDVI، توزیع توپوگرافی (درجه و جهت شیب، ارتفاع، شکل شیب) ارائه و نشان دادند مدل حاوی NDVI و ارتفاع بهترین پیش‌بینی از خصوصیات هیدرولیکی مناطق مورد مطالعه ارائه می‌دهد. پاچپسکی و همکاران (۲۰۰۱)، لی جی و همکاران (۲۰۰۴) نیز با افزودن توزیع توپوگرافی به پارامترهای فیزیکی سعی در توسعه توابع انتقال داشتند. نتیجه مطالعات آنها در مریند آمریکا و باسیلیکاتا در ایتالیا بهبود در پیش‌بینی‌های انجام شده توسط توابع انتقالی را نشان داد. شاخص NDVI مهمترین شاخص پوشش گیاهی می‌باشد که در سنجنش از دور مورد استفاده قرار می‌گیرد. البته هنوز برخی ملاحظات در رابطه با استفاده از شاخص NDVI به‌منظور استنباط ویژگی‌های خاک وجود دارد. NDVI به‌شدت تحت تأثیر متغیرهای روشنایی در زمینه تاج پوشش گیاهی قرار می‌گیرد و این مساله شناسایی میان پوشش گیاهی و تغییراتی را که به سبب خاک بر روی NDVI اعمال می‌گردد را مشکل می‌سازد. لذا در نواحی با پوشش گیاهی پراکنده استفاده از شاخص تعدیل شده پوشش گیاهی (SAVI) به جای NDVI پیشنهاد شده است (علوی پناه ۱۳۸۲). با این فرض که پوشش گیاهی تأثیری غیرمستقیم بر خصوصیات هیدرولیکی و توسعه منافذ خاک دارد و از طرفی با توجه به تأثیر ارتفاع بر دما و بارندگی و تأثیر این دو عامل بر تنوع پوشش گیاهی و خاک، به‌نظر می‌رسد به نقش عامل توپوگرافی در ایجاد توابع انتقال آنچنان که شایسته است توجه جدی نشده است. بنابراین هدف این تحقیق بهبود تخمین حاصل از توابع انتقال ($PTFs^4$) با افزودن اطلاعات مربوط به توپوگرافی (رقومی ارتفاع) و اطلاعات پوشش گیاهی است. امکان استفاده از کارآمدی و توانائی شبکه بیزی در شبیه سازی سیستم های غیرخطی و مقایسه نتایج

³ Normalized difference vegetation index

⁴ Pedotransfer functions

¹ Leaf area index

² Soil-adjusted vegetation index

کلسیم معادل به روش تیتراسیون اندازه‌گیری شد. برای محاسبه K_s در نمونه‌های دست‌نخورده درشت بافت از روش بار ثابت (رینولد و همکاران ۲۰۰۲)، برای نمونه‌های ریزبافت روش بارافتان (رینولد و همکاران ۲۰۰۲) به‌کار رفت. برای به‌دست آوردن منحنی رطوبتی در مکش‌های کمتر از ۱۰ کیلوپاسکال ستون آب آویزان (رومانو و همکاران ۲۰۰۲) و درمکش‌های بالاتر از آن از دستگاه صفحات تحت فشار (دن و همکاران ۲۰۰۲) استفاده شد. مقدار رطوبت در مکش‌های ۱، ۳، ۴، ۱۰، ۲۰، ۳۰، ۱۰۰، ۵۰۰، ۱۰۰۰، ۱۵۰۰ کیلوپاسکال برای ۱۷۵ نمونه تعیین گردید. اندازه‌گیری‌های فوق تا مکش ۲۰۰ کیلوپاسکال بر روی نمونه‌های دست‌نخورده و بالاتر از آن بر روی نمونه‌های دست‌خورده انجام شد.

دریافت و آماده‌سازی تصاویر ماهواره‌ای

تهیه اطلاعات و داده‌های پوشش گیاهی با استفاده از تصاویر ماهواره لندست ۸ با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر در باندهای مرئی و مادون قرمز انعکاسی انجام شد. تصاویری که درصد ابرناکی آن‌ها نزدیک صفر بود از آرشیو سایت سازمان زمین‌شناسی ایالات متحده (www.Earthexplorer.usgs.gov) تهیه گردید. در این تحقیق از تصاویر مربوط به ماه‌های اردیبهشت، خرداد، تیر، مرداد، شهریور، مهر و آبان (به دلیل انطباق با دوره رویشی) سال ۱۳۹۲ استفاده شد. این تصاویر دارای شماره مسیر ۱۶۷، ۱۶۶، ۱۶۸ و ردیف ۳۳، ۳۴ می‌باشد. کلیه پردازش‌های لازم در محیط نرم افزار ENVI 4.6، ARC GIS صورت گرفته است. اطلاعات مربوط به ارتفاع نقاط مورد مطالعه از مدل رقومی ارتفاع (DEM) با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر به‌دست آمد.

استخراج شاخص گیاهی تعدیل‌کننده اثرات خاک (SAVI)

SAVI شاخص تصحیح شده NDVI برای اثرات خاک زمینه و رطوبت خاک است. این شاخص نیز مانند NDVI، از تقسیم اختلاف مقادیر باندهای قرمز (Red) و

آن با برآوردهای توابع انتقالی خاک به‌دست آمده با روش شبکه عصبی مصنوعی هدف دیگر در تحقیق جاری بوده است.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

در این تحقیق انتخاب نواحی به نحوی انجام شد که از لحاظ ارتفاع و نوع پوشش گیاهی، نوع کاربری اراضی، الگوی توزیع خاک تنوع لازم وجود داشته باشد. مناطق مورد مطالعه بخش‌هایی از اراضی استان آذربایجان شرقی (دشت تبریز، میانه، خواجه) و استان گیلان را شامل می‌شوند. اراضی مورد نظر از دشت تبریز در محدوده سیمان صوفیان تا شبستر است. ناحیه دوم شامل بخشی از اراضی شالیزاری شهرستان صومعه سرا می‌باشد. ناحیه سوم اراضی شهرستان میانه در عرض جغرافیایی ۱۶' ۳۷ تا ۲۳' ۳۷ و طول جغرافیایی ۴۷' ۴۷ تا ۵۱' ۴۷ قرار گرفته است. ناحیه چهارم شامل اراضی منطقه خواجه، که از نظر مختصات جغرافیایی بین ۷' ۳۸ تا ۱۱' ۳۸ عرض شمالی ۳۷' ۴۶ تا ۴۴' ۴۶ طول شرقی واقع شده است. ۱۷۶ نمونه (دست‌نخورده و دست‌خورده) به‌طور تصادفی از عمق ۱۰-۰ سانتی‌متری تهیه شد. از این تعداد ۵۴ نمونه از دشت تبریز، ۵۸ نمونه از شهرستان صومعه‌سرا، ۲۴ نمونه از شهرستان میانه، ۴۰ نمونه مربوط به شهرستان خواجه است. برای برداشت نمونه دست‌نخورده از سیلندرهایی با ارتفاع ۴ سانتی‌متر و قطر ۵/۱ سانتی‌متر استفاده شد. در هر یک از این نمونه‌ها برخی ویژگی‌های زود یافت از جمله فراوانی نسبی ذرات به‌روش هیدرومتری (گی و بادر ۱۹۸۶)، جرم ویژه ظاهری به‌روش سیلندر (بلک و هارتج ۲۰۰۲)، جرم مخصوص حقیقی به‌روش پیکنومتر، ماده آلی به‌روش والکی بلک (۱۹۳۴)، میانگین هندسی و انحراف معیار قطر ذرات به‌روش شیرازی و بورسما (۱۹۸۴)، واکنش عصاره گل اشباع با pH متر، قابلیت هدایت الکتریکی عصاره گل اشباع با EC متر، کربنات

مادون قرمز نزدیک (NIR) بر مجموع آن‌ها به -

دست می‌آید (علوی پناه ۱۳۸۲):

$$SAVI = \frac{(1+L)(NIR - Red)}{(NIR + Red + L)} \quad [۱]$$

L: فاکتور تصحیح اثرات خاک است که دامنه آن از صفر برای پوشش گیاهی متراکم و یک برای پوشش گیاهی با تراکم کم می‌باشد. این فاکتور با استفاده از اطلاعات تصاویر موجود، از رابطه زیر قابل محاسبه است:

$$L = 1 - 2 \times a \times NDVI \times WDWI \quad [۲]$$

$$WDWI = \rho_{nir} - \gamma \rho_{red} \quad [۳]$$

ρ_{red} : مقادیر بازتاب در باند قرمز، ρ_{nir} : مقادیر بازتاب در باند مادون قرمز نزدیک، $a = 1/6$ ، γ : ضریب خط خاک^۱ می‌باشد که در واقع شیب خط برازش داده شده بر نمودار بازتاب طیفی باندهای مادون قرمز نزدیک و قرمز است (پرویز و همکاران ۱۳۸۹).

شبکه عصبی مصنوعی^۲

برای طراحی شبکه عصبی از شبکه پرسپترون دو لایه با تعداد نرون‌های متفاوت در لایه پنهان و نیز تابع محرک تانژانت هیپربولیک استفاده شده است. از آنجا که دامنه این تابع بین یک و منهای یک است. لذا عمل نرمال-سازی بر روی داده‌های ورودی صورت گرفت. آموزش شبکه‌های پرسپترون با استفاده از الگوریتم لوبنبرگ - مارکواریت به دلیل همگرایی سریع‌تر در آموزش شبکه استفاده گردید. تعداد تکرارهای لازم در فرآیند یادگیری شبکه ۱۰۰۰ در نظر گرفته شد. تعداد نرون‌های موجود در لایه پنهان با سعی و خطا در جهت کاهش مقدار خطا مشخص گردید. عملکرد شبکه به کمک معیار میانگین مربعات خطا مورد ارزیابی گرفت. نخستین گام در پی ریزی شبکه عصبی مصنوعی، انتخاب داده‌های ورودی می‌باشد. برای یافتن مناسب‌ترین ورودی ممکن، از شبکه عصبی سلسله‌مراتبی^۳ استفاده شد. از کل داده‌ها ۱۴۱

نمونه به‌طور تصادفی برای آموزش و ۳۵ نمونه برای صحت‌سنجی انتخاب شدند. به منظور ایجاد توابع، متغیرها بصورت گام به گام مطابق جدول ۳ وارد مدل گردیدند. در هر مرحله دقت تخمین برای مجموعه داده-های آموزش و صحت‌سنجی محاسبه گردید. اگر ورود متغیری باعث کاهش معنی‌دار ریشه میانگین مربعات خطا گردید، در مراحل بعد در مدل باقی می‌ماند و در غیر این صورت از مدل حذف شد. به‌منظور تعیین مناسب‌ترین ورودی‌ها برای توابع FC, PWP, θ_s هدفه تابع انتقال پی‌ریزی گردید (جدول ۳). ترتیب ورود متغیرها در توابع انتقال براساس میزان سهل‌الوصول بودن و قابل دسترس بودن ویژگی‌های خاک لحاظ شدند. برای اجرای شبکه عصبی از نرم افزار MATLAB استفاده شد. بعد از تعیین ورودی مناسب برای هر تابع انتقالی به روش فوق، سری دوم توابع انتقالی با به‌کارگیری شبکه بیزین ایجاد شدند (با همان ورودی‌های منتخب) و نتایج آنها با نتایج حاصل از شبکه عصبی مقایسه شد.

شبکه بیزی^۴

شبکه بیزی یک الگوی نموداری گرافیکی احتمالاتی است که مجموعه‌ای از متغیرها و احتمالات مربوط به هر یک را نشان می‌دهد. این شبکه بصورت یک گراف است که در آن گره‌ها در حکم متغیرهای مسئله هستند. ساختار یک شبکه بیزی در واقع یک نمایش نموداری از اثرات متقابل متغیرهایی است که باید الگوبندی شوند، علاوه بر اینکه کیفیت رابطه بین متغیرهای مسئله را نشان می‌دهد، کمیت ارتباط بین این متغیرها را نیز به نمایش می‌گذارد. این روش بر مبنای محاسبات احتمالات شرطی (قانون بیز^۵) است. هر شبکه بیزی از سه جزء اصلی تشکیل شده است: مجموعه‌ای از گره‌ها (متغیرها)، مجموعه‌ای از بندها (روابط سببی بین متغیرها) و مجموعه‌ای از احتمالات. شکل (۱) نمونه‌ای از

⁴ Bayesian network

⁵ Bayes theorem

¹ Soil line

² Artificial neural networks

³ Hierarchical artificial neural network

B و پارامترش θ است. از آنجا که احتمال داده مشخص شده در معادله بالا که با P(D) نشان دادیم برای همه ساختارهای آن شبکه یکسان است معمولاً زمان ارزیابی ساختار، P(D) را در نظر نمی‌گیریم، برای محاسبه این درستنمایی نهایی باید یک توزیع احتمال پیشین برای پارامترهای هر ساختار داشته باشیم. طبق (BD) توزیع احتمال و فرضیات جدید ساخته می‌شود:

$$BD(B) = p^{(B)} \prod_{i=1}^n \prod_{\pi_i} \frac{\Gamma(m'(\pi_i))}{\Gamma(m'(\pi_i) + m(\pi_i))} \prod_{x_i} \frac{\Gamma(m'(X_i, \pi_i) + m(X_i, \pi_i))}{\Gamma(m'(X_i, \pi_i))} \quad [6]$$

P(B) احتمال پیشین ساختار شبکه‌ای B است، حاصل ضرب x_i به‌ازای تمام x_i ها اجرا می‌شود (در موارد بانیری x_i ها ۰ و ۱ هستند). حاصل ضرب π_i به‌ازای همه والد‌های Π_i از x_i اجرا می‌شود (همه ترکیب‌های ممکن از مقادیر (Π_i) تعداد مواردی با والد Π_i با مقادیر ویژه به فرض Π_i است و $m(x_i, \Pi_i)$ تعداد موردهایی با $X_i = x_i$ و $\Pi_i = \pi_i$ است؛ $m'(x_i, \pi_i)$ و $m'(\pi_i)$ به ترتیب به معنی اطلاعات پیشین در مورد آمار و ارقام $m(x_i, \Pi_i)$ و $m(\pi_i)$ است. بدون استفاده از اطلاعات قبلی، $m'(x_i, \pi_i) = 1$ و $m'(\pi_i) = \sum_{x_i} m(x_i, \pi_i)$ در نظر گرفته می‌شود. اگر اطلاعات پیشین در مورد شبکه وجود نداشته باشد احتمالات P(B) با یک ثابت ست می‌شوند و در ساختار نادیده گرفته می‌شوند (مک کی ۱۹۹۵).

شکل ۱ مراحل ساخت و توسعه الگوی شبکه بیزی را به صورت خلاصه بیان می‌کند (مهاجرانی و خلقی ۲۰۱۳). در این تحقیق از الگوریتم یادگیری PC⁵ برای آموزش شبکه و از نرم افزار GeNIe 2.0 برای تشکیل ساختار شبکه بیزی استفاده شده است.

گراف شبکه بیزی را که برای هدایت هیدرولیکی اشباع به‌صورت چرخه‌ای و مستقیم ترسیم شده است نشان می‌دهد. گره‌ها یا والد^۱ هستند یا ولد (فرزند^۲). یک گره فرزند می‌تواند توسط چندین والد تولید شده باشد، گره‌هایی که قبل از آنها گره دیگری در نمودار وجود دارد با توزیع احتمال شرطی^۳ تعریف می‌شوند، در غیر این صورت با احتمال اولیه بیان می‌شوند. پایین‌ترین بخش در شبکه بیزی از طریق قانون احتمال کل^۴ به دست می‌آید. احتمالات مرتبط با بخش‌های بالایی شبکه براساس قانون بیز می‌باشند (کینگ استون و همکاران ۲۰۰۵). معادله زیر رابطه بیز را نشان می‌دهد (کینگ استون و همکاران ۲۰۰۵).

$$P(a|b) = \frac{P(a|b) \times P(a)}{P(b)} \quad [4]$$

P(a) احتمال وقوع پیشامد a، P(b) احتمال وقوع پیشامد b، P(b|a) احتمال شرطی پیشامد b است، به شرطی که پیشامد a اتفاق افتاده باشد و P(a|b) احتمال شرطی پیشامد a است. کیفیت ساختار شبکه و پارامترهای آن با درست‌نمایی نهایی با توجه به داده مفروض ارزیابی می‌شود. درست‌نمایی نهایی با متوسط قیدی از درست‌نمایی مدل‌های مقید به داده‌های مشاهده شده مطابق با توزیع احتمال پیشین روی همه احتمال شرطی‌های ممکن روی مدل مربوط به دست می‌آید:

$$P(B|D) = \frac{P(B)}{P(D)} \int_0 P(\theta|B) P(D|B, \theta) d\theta \quad [5]$$

B ساختار شبکه بیزی ارزیابی شده است (بدون پارامتر)، D مجموعه‌ی داده، θ نشان‌گر یک مقدار ممکن از احتمالات شرطی تعیین شده در شبکه B می‌باشد. به علاوه، P(B) احتمال پیشین ساختار شبکه B است، P($\theta|B$) احتمال پیشین پارامتر θ به فرض B است و P(D|B, θ) به معنی احتمال D با فرض ساختار شبکه‌ای

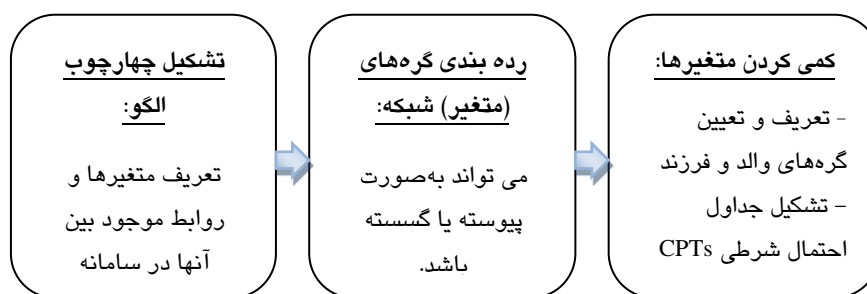
⁴ Total probability

⁵ Path condition

¹ Parent

³ Child

³ Conditional probability



شکل ۱- نمایش مراحل ساخت و توسعه شبکه بی‌زی.

همان ویژگی می‌باشند. آزمون برابری میانگین مجذور خطای دو روش مختلف، در مقابل کمتر بودن خطای روش اول با استفاده از آمار MGN مورد بررسی قرار می‌گیرد.

$$MGN = \frac{P_{sd}}{\sqrt{\frac{1-P_{sd}}{n-1}}} \quad [13]$$

که در آن P_{sd} ضریب همبستگی بین S_i و d_i ، n تعداد مشاهدات است. مقدار MGN محاسبه شده با جدول t با درجه آزادی $n-1$ مقایسه می‌گردد (دیبولد و ماریانو، ۱۹۹۵).

نتایج و بحث

جدول ۱ نشان می‌دهد که همه متغیرهای مربوط به بافت، ساختمان و خصوصیات شیمیایی خاک دارای دامنه تغییرات نسبتاً بالایی هستند که دلالت بر بالا بودن قابلیت کاربرد توابع انتقال ایجاد شده دارد (بیات و همکاران ۲۰۱۱). در مجموعه داده‌های آموزش و آزمون، میانگین درصد سیلت بیشتر از درصد شن و رس است. نمونه خاک از ۱۲ کلاس بافتی به جز دو کلاس شن و سیلت بقیه را پوشش می‌دهند (شکل ۲).

معیارهای ارزیابی

جهت ارزیابی صحت و اعتبار توابع انتقال از نمایه‌های ضریب تبیین (R^2) ، ریشه میانگین مربعات خطا $(RMSE^2)$ طبق روابط ۷، ۸ استفاده گردید. بهترین مقدار برای این دو معیار به ترتیب یک و صفر می‌باشد.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_1^n (x_i - y_i)^2}{\sum_1^n (y_i - \bar{x}_i)^2 + \sum_1^n (x_i - y_i)^2} \quad [7]$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_1^n (x_i - y_i)^2} \quad [8]$$

در روابط بالا X_i و Y_i به ترتیب مقادیر مشاهداتی و محاسباتی، n تعداد داده‌ها، \bar{x} و \bar{y} به ترتیب میانگین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی می‌باشند. علاوه بر معیارهای فوق از آزمون مرگان-گرنجر-نیوبلد $(MGN)^3$ برای بررسی معنی‌دار بودن تفاوت در $RMSE$ ، R توابع انتقالی ایجاد شده، استفاده می‌شود. در این روش ابتدا خطای پیش-بینی دو تابع انتقال مختلف که با $e_{1,i}$ ، $e_{2,i}$ نشان داده می‌شود، محاسبه می‌گردد

$$e_{1,i} = X_{mi} - X_{1i} \quad [9]$$

$$e_{2,i} = X_{mi} - X_{2i} \quad [10]$$

$$s_i = e_{1,i} + e_{2,i} \quad [11]$$

$$d_i = e_{1,i} - e_{2,i} \quad [12]$$

X_{1i} ، X_{2i} به ترتیب مقادیر خروجی مدل‌های اول و دوم برای یک ویژگی و X_{mi} مقادیر اندازه‌گیری شده

³ Morgan-Granger-Newbold test

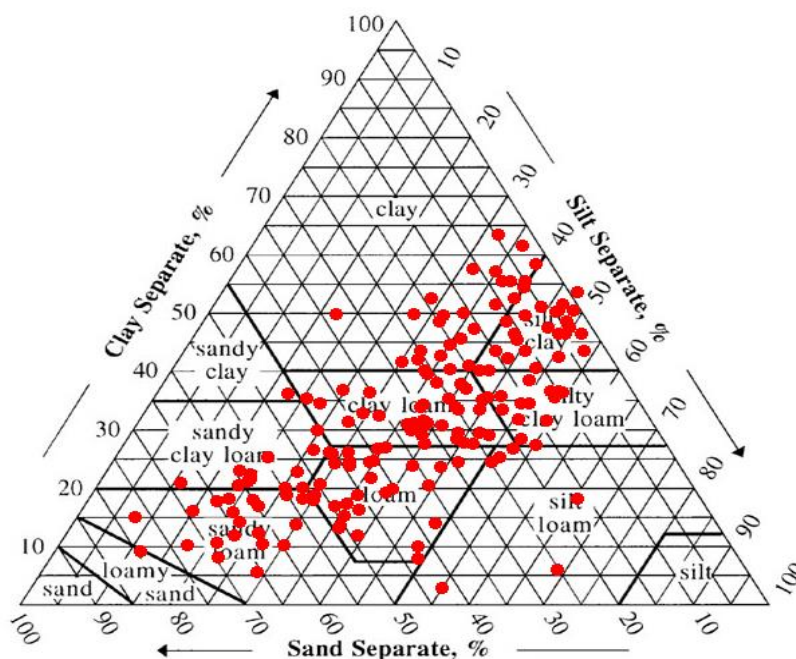
² Determination coefficient

² Root mean square error

جدول ۱- ویژگی‌های آماری متغیرهای مستقل و وابسته اندازه‌گیری شده بر روی ۱۷۶ نمونه خاک.

متغیر	Silt (%)	Clay (%)	Sg (mm)	dg (mm)	pH (۱:۱)	Mip (cm ³ m ⁻³)	Mp (cm ³ m ⁻³)	f	D _s (g cm ⁻³)	D _b (g cm ⁻³)
کمینه	۷/۱۷	۴/۹۹	۵/۰۸	۰/۰۰	۵/۴۶	۰/۲۹	۰/۰۱	۰/۴۳	۲/۵۵	۱/۱۷
بیشینه	۶۴/۷۹	۶۲/۸۶	۳۳/۶۳	۰/۳۸	۸/۵۷	۰/۵۱	۰/۲۰	۰/۵۵	۲/۷۵	۱/۶۶
میانگین	۳۶/۱۵	۳۱/۹۱	۱۸/۰۸	۰/۰۵	۷/۵۳	۰/۴۲	۰/۰۸	۰/۴۹	۲/۶۵	۱/۳۵
انحراف استاندارد	۱۰/۷۵	۱۳/۳۵	۶/۷۷	۰/۰۷	۰/۶۴	۰/۰۴۵	۰/۰۳	۰/۰۳	۰/۰۴۳	۰/۱۰
ضریب تغییرات (%)	۲۹	۴۱	۳۷	۱۱۹	۸	۱۰/۶	۴۴	۶	۲	۷
متغیر	SAVI (-)	DEM (m)	θ _v (cm ³ m ⁻³)	Sand (%)	CCE (%)	θ _s (%)	PWP (%)	FC (%)	EC (dS m ⁻¹)	OM (%)
کمینه	۰/۱۲	-۲	۰/۳۴	۰/۰	۰/۹۱	۳۱/۷	۲/۱۱	۱۱/۵۰	۰/۰۱	۰/۳۱
بیشینه	۰/۶۸	۱۷۱۰	۰/۵۲	۸۰/۶۴	۲۶/۶۹	۵۴/۴	۲۶/۳۷	۵۵/۰۲	۶۶/۸۰	۴/۷۴
میانگین	۰/۳۹	۱۰۰۰	۰/۴۵	۳۱/۹۳	۱۲/۲۶	۴۲/۶	۱۴/۳۵	۳۱/۴۸	۴/۵۸	۱/۶۱
انحراف استاندارد	۰/۱۵	۶۵۸	۰/۰۴	۲۰/۱۰	۵/۹۷	۱۰/۲	۵/۷۱	۸/۰۱	۱۱/۳۰	۱/۰۳
ضریب تغییرات (%)	۳۹	۶۵	۸	۶۲	۴۸	۲۳/۹۴	۳۹	۲۵	۲۴۶	۶۳

FC-PWP به ترتیب رطوبت‌های معادل ۳۰ و ۱۵۰۰ کیلوپاسکال، جرم مخصوص ظاهری و حقیقی (D_s, D_b)، تخلخل کل (f)، مقدار ماده آلی (OM)، منافذ ریز (Mip)، منافذ درشت (Mp)، درصد کربنات کلسیم معادل (CCE)، میانگین هندسی قطر خاکدانه‌ها (dg)، انحراف استاندارد هندسی قطر خاکدانه‌ها (Sg)، رطوبت در مکش یک کیلوپاسکال (θ_v)، شاخص پوشش گیاهی تعدیل کننده اثرات خاک (SAVI)، مدل رقمی ارتفاع (DEM)، رطوبت اشباع (θ_s).



شکل ۲- توزیع بافت خاک ۱۷۶ نمونه جمع آوری شده در این پژوهش.

ضریب همبستگی بین متغیرهای به کار رفته در PTFها و نشان می‌دهد که در غالب موارد همبستگی بالا و معنی- نیز ما بین ورودی‌ها و خروجی‌های PTFها (جدول ۲) داری بین ویژگی‌های خاک وجود دارد.

جدول ۲- ضرایب همبستگی بین متغیرهای ورودی و خروجی.

	F C	PW P	θ_s	CCE	OM	EC	pH	Ds	f	MI P	D _b	Clay	Silt	Sand	DEM	SA VI	θ_{10}
FC	۱	۰/۶۸ **	۰/۴۵ **	۱/۱۷ *	۰/۱۵ *	۰/۰۴ -	-۰/۴۹ **	۱/۲۲ **	۰/۴۶* *	۰/۵۶ **	۰/۴۳ **	۰/۵۹* *	-۰/۵۵ **	۰/۶۸ **	۰/۵۲ -	۰/۰۵ -	۰/۵۵* *
PWP		۱	۰/۸۳ **	۱/۶۷ .	۰/۳۳ **	۰/۲۰ **	-۰/۴۳ **	۱/۱۴ .	۰/۳۷* *	۰/۴۶ **	۰/۴۰ **	۰/۷۰* *	۰/۵۴** **	۰/۷۶ **	-۰/۰۶ **	۰/۲۷ **	۰/۴۹* *
θ_s			۱	۱/۱۳ -	۰/۲۴ **	۰/۷۵ **	۰/۶۸* *	۱/۳۷ **	۰/۰۷ -	۰/۰۶ -	۰/۰۳ -	-۰/۴۷ **	۰/۰۴ -	۰/۷۱ **	۰/۳۸ **	۰/۶۷ **	۰/۸۰ **
CCE				۱	۰/۱۴ -	۰/۰۱ -	۰/۳۷* *	۱/۱۴ -	۱/۰۴۳ -	۰/۰۲ -	۱/۰۰۹ -	۰/۰۰۴ -	۰/۰۰۶ -	۱/۰۰۱ .	۰/۳۷ *	۰/۲۰ -	۰/۰۴ -
OM					۱	۰/۱۷ **	-۰/۳۵ **	۱/۰۴ .	۱/۲۲ -	۰/۰۲ -	۰/۱۱ -	۰/۱۸ -	۰/۲۱ -	۰/۲۳ -	۰/۵۲ **	۰/۵۱ *	۰/۳۲* *
EC						۱	۰/۰۵ -	۱/۰۴ -	۰/۰۶ -	۰/۰۲ -	۰/۵۱ -	-۰/۰۷ -	-۰/۰۱ -	۰/۰۶ -	۰/۲۰ *	۰/۱۸ *	۰/۰۸ -
pH							۱	۱/۲۳ **	۰/۲۶ **	۰/۳۲ **	۰/۲۸ **	-۰/۴۲ **	۰/۴۰** **	۰/۴۹ **	۰/۷۳ **	۰/۷۰ *	۰/۳۷ **
Ds								۱	۰/۰۲ -	۰/۰۷ -	۰/۱۰ -	۰/۰۴ -	۰/۱۲ -	۰/۱۰ -	۰/۱۹ -	۰/۱۲ -	۰/۱۳* *
F									۱	۰/۶۷ **	۰/۸۹ **	۰/۳۰* *	۰/۲۹** **	۰/۳۶ **	۰/۱۶ -	۰/۲۰ *	۰/۷۱ **
MIP										۱	۰/۷۰ **	۰/۳۸* *	۰/۴۱** **	۰/۴۷ **	۰/۲۸ -	۰/۰۲ -	۰/۷۷ **
D _b											۱	-۰/۳۹ **	۰/۳۲** **	۰/۴۳ **	۰/۱۸ *	۰/۲۰ *	۰/۷۱ **
Clay												۱	۰/۳۸** **	۰/۸۷ **	۰/۵۷ *	۰/۱۴ *	۰/۴۶* *
Silt													۱	۰/۷۹ **	۰/۵۰ *	۰/۱۸ *	۰/۴۰* *
Sand														۱	۰/۵۰ *	۰/۱۹ -	۰/۵۲ **
DEM															۱	۰/۵۲ **	۰/۲۹ **
SAVI																۱	۰/۰۲ -
θ_{10}																	۱

* و ** به ترتیب معنی‌داری در سطوح احتمال ۵ و ۱ درصد را نشان می‌دهند.
- علائم به کار رفته در جدول فوق زیر جدول ۱ توصیف شده است.

دارند. شاخص پوشش گیاهی و ارتفاع نیز همبستگی معنی‌داری را با رطوبت در این سه نقطه پتانسیلی نشان

بیشتر خصوصیات پایه خاک ارتباط معنی‌داری با رطوبت اشباع و رطوبت در دو نقطه پتانسیلی PWP و FC

البته تأثیر افزودن این متغیر بر توابع انتقال ایجاد شده متفاوت است. در گام چهارم وارد کردن شاخص پوشش گیاهی در تابع تخمین‌گر PWP کمترین و در تابع θ_s بیشترین کاهش معنی‌دار را در RMSE به همراه داشت (جدول ۴). کاهش تأثیر ناشی از افزودن شاخص پوشش گیاهی به توابع انتقالی در قسمت‌های انتهایی منحنی رطوبتی توسط شارما و همکاران (۲۰۰۶) نیز گزارش شده است. با توجه به تأثیر پوشش گیاهی بر ساختمان خاک احتمالاً دلیل این امر وابستگی قسمت‌های انتهایی (خشک) منحنی رطوبتی به بافت، قسمت خیس منحنی رطوبتی به ساختمان خاک است. درگام پنجم افزودن ارتفاع در توابع مربوط به سه نقطه پتانسیلی با پاسخ متفاوتی همراه بود. افزودن ارتفاع به بافت خاک در تمام نقاط پتانسیلی به جزء θ_s منجر به کاهش معنی‌دار در RMSE شد. البته لازم به ذکر است که برخلاف گام پیشین (افزودن شاخص پوشش گیاهی) بیشترین کاهش در RMSE تابع PWP مشاهده شد. ارتفاع بر میزان بارش، باد، دما و رطوبت (فرانکلین و همکاران ۲۰۰۰) یا به عبارتی بر فرسایش و الگوی رسوب تأثیر دارد. فرسایش و الگوی رسوب نیز به نوبه خود خصوصیات هیدرولیکی خاک را تحت تأثیر قرار می‌دهند. نتایج این تحقیق نیز این تأثیر را تایید می‌کند. البته چنین نتایجی توسط شرما و همکاران (۲۰۰۶)، جانا و همکاران (۲۰۰۸) و پاچپاسکی و همکاران (۲۰۰۱) نیز گزارش شده است. در تابع انتقالی مرحله ششم (جدول ۴) افزون بر ویژگی‌های پیشین از متغیر تخلخل کل (f) به عنوان برآوردگر بهره‌گیری شد که RMSE و R^2 آن برای تخمین نقاط پتانسیلی مورد مطالعه (به استثناء تابع θ_s) در هر دو مرحله آموزش و آزمون، نسبت به مرحله قبلی بهبود معنی‌داری را نشان نداد.

می‌دهد. این یافته نشان‌گر این است که خصوصیات فوق نه تنها تابع خصوصیات پایه خاک بلکه تابع توزیع توپوگرافی و پوشش منطقه نیز می‌باشند. شارما و همکاران (۲۰۰۶) و جانا و همکاران (۲۰۰۸) نیز وجود همبستگی معنی‌دار بین رطوبت در مکش‌های ۵۰، ۳۰۰، ۸۰۰، ۱۵۰۰ کیلو پاسکال با شاخص NDVI گزارش کرده‌اند. نتایج مشابهی برای شاخص LAI توسط جانا و همکاران (۲۰۱۱) گزارش شده است. پارامترهای هیدرولیکی با خصوصیات پایه خاک همبستگی بالاتری در مقایسه با ارتفاع و شاخص پوشش گیاهی نشان می‌دهند (جدول ۲). احتمالاً دلیل این تفاوت در مقیاس اندازه-گیری پارامترهای هیدرولیکی در مقایسه با قدرت تفکیک تصاویر ماهواره‌ای باشد. البته همبستگی کم خصوصیات هیدرولیکی با شاخص پوشش گیاهی و ارتفاع توسط شاپ و لی جی (۱۹۹۸)، فامیگلیتی و همکاران (۱۹۹۸)، مور و همکاران (۱۹۹۳) نیز گزارش شده است.

توسعه توابع انتقالی

مروری بر جدول ۴ نشان می‌دهد استفاده تنها از اطلاعات مربوط به بافت خاک (گام اول تا سوم جدول ۳) سبب شده که کمترین ضریب تبیین و بیشترین خطا نسبت به پانزده تابع بعدی موجود حاصل شود. وریکن و همکاران (۱۹۸۹) نیز در مقایسه ۲۱ تابع انتقالی به این نتیجه رسیدند که تنها استفاده از متغیر بافت خاک به نتایج نامطلوبی در پیش‌بینی میزان رطوبت در مکش‌های ۳۰- و ۱۵۰۰- کیلو پاسکال منجر خواهد شد (RMSE=۰/۱۱). وارد کردن شاخص پوشش گیاهی در گام چهارم (مطابق جدول ۳)، RMSE را به‌طور معنی‌داری در تمام توابع مورد مطالعه نسبت به گام قبلی کاهش داد.

جدول ۳- متغیرهای ورودی در هر مرحله برای ایجاد توابع انتقالی (PTFs)

مرحله	متغیرهای ورودی جدید در هر مرحله	تابع انتقالی ایجاد شده
-------	---------------------------------	------------------------

PTF _۱	Clay	۱
PTF _۲	Silt+ PTF _۱	۲
PTF _۳	Sand+ PTF _۲	۳
PTF _۴	SAVI+ PTF _۳	۴
PTF _۵	DEM+ PTF _۴	۵
PTF _۶	f+ PTF _۵	۶
PTF _۷	Ds+ PTF _۶	۷
PTF _۸	pH+ PTF _۷	۸
PTF _۹	CCE+ PTF _۸	۹
PTF _{۱۰}	Dg,Sg+ PTF _۹	۱۰
PTF _{۱۱}	EC+ PTF _{۱۰}	۱۱
PTF _{۱۲}	Db+ PTF _{۱۱}	۱۲
PTF _{۱۳}	Mip+ PTF _{۱۲}	۱۳
PTF _{۱۴}	Mp+ PTF _{۱۳}	۱۴
PTF _{۱۵}	OM+ PTF _{۱۴}	۱۵
PTF _{۱۶}	θ_{10} + PTF _{۱۵}	۱۶
PTF _{۱۷}	FC+ PTF _{۱۶}	۱۷

- علائم به‌کار رفته در جدول فوق زیر جدول ۱ توصیف شده است.

ایجاد نمی‌کند. در خاک‌هایی با شوری پایین، تأثیر متغیر EC در برآورد نقاط مختلف منحنی رطوبتی ناچیز ولی با افزایش مقادیر EC تأثیر آن افزایش می‌یابد (خالق پناه و همکاران ۱۳۹۱). جدول ۱ نشان می‌دهد میانگین EC نمونه‌های مورد استفاده در این مطالعه برابر ۴/۵ دسی-زیمنس بر متر می‌باشد. افزودن EC در گام یازدهم هیچ یک از توابع انتقال سبب کاهش معنی‌دار در خطای مدل نشد. در گام نهم افزودن متغیر pH به دلیل دامنه تغییرات کم pH (جدول ۱)، تأثیر بسیار ناچیز آن را بر خروجی مدل‌ها به‌دنبال داشته است (جدول ۴). راولز و همکاران (۱۹۹۸) بیان کردند که مهمترین فاکتور در تعیین نقاط ابتدایی منحنی رطوبتی، توزیع اندازه منافذ به‌ویژه درصد منافذ درشت و متوسط می‌باشد. به‌همین دلیل در گام ۱۳ و ۱۴ از دو متغیر Mip, Mp (به ترتیب درصد منافذ بزرگتر و کوچکتر از ۷۵ میکرون) به‌عنوان ورودی برای تخمین سه نقطه پتانسیلی استفاده گردید. البته این افزایش بهبودی در برآوردهای توابع مربوط به سه نقطه پتانسیلی به همراه نداشت. در گام ۱۵ افزودن درصد ماده

در گام هفتم افزودن جرم مخصوص حقیقی به مدل حاصل از مرحله قبل تنها در توابع PWP تأثیر معنی-داری را سبب شد. شاید دلیل این باشد که D_s در نقاط انتهایی (خشک) منحنی رطوبتی (PWP) تأثیرگذار است. در گام نهم افزودن درصد آهک خاک به‌عنوان یک ورودی غیرمعمول، تنها در تابع θ_s سبب بهبود در برآورد شد. برخی تحقیقات نشان داده در خاک‌های آهکی با ماده آلی کم، آهک (به دلیل درجه تأثیر بیشتر) جانشین مواد آلی خاک می‌شود. از آن جمله مطالعه انجام شده توسط خداوردیلو و همایی (۱۳۸۳)، که در خاک‌های آهکی کرج برای برآورد منحنی رطوبتی در مکش های ۳۳،۱۰،۰ کیلوپاسکال همراه چندین متغیر از درصد آهک نیز استفاده کردند. نتایج گام ۱۰ نشان داد بهره‌گیری از اطلاعات جزئی‌تر بافت خاک (D_g , S_g) تأثیر چشم‌گیری در افزایش درستی تخمین هیچ یک از توابع انتقالی مورد مطالعه نگذاشت. احتمالاً با حضور درصد شن و سیلت و رس در لیست متغیرها افزودن D_g , S_g که از روی درصد آنها محاسبه می‌شوند، بهبود چندانی در درستی تخمین

یا چند نقطه منحنی رطوبتی خاک نیز استفاده می‌شود. به‌همین دلیل در گام ۱۶ و ۱۷ به ترتیب از θ_1 و FC به‌منظور بررسی میزان بهبود توابع انتقال استفاده شد. البته لازم به‌ذکر است که از گام ۱۷ تنها برای تابع PWP اجرا شد. نتایج نشان داد بهره‌گیری از این متغیرها بهبودی در پیش‌بینی توابع مربوطه نسبت به گام ۱۲ (برای مدل ۱۰، θ_1 و FC) و گام ۷ (برای مدل PWP) به‌همراه نداشت.

آلی به ورودی‌های مدل سبب افزایش RMSE نسبت به گام ۱۲ (برای مدل θ_1 و FC) و گام ۷ (برای مدل PWP) شده است. نتایج گام ۱۵ بیان‌گر این مسئله است که اگر در سه تابع انتقال مذکور، SAVI جایگزین ماده آلی شود، می‌توان با حداقل هزینه و زمان، تخمین بهتری از نقاط پتانسیلی مذکور ارائه نمود. در بسط و توسعه توابع انتقالی علاوه‌بر متغیرهای فیزیکی و شیمیایی گاه‌ها از یک

جدول ۴- ضرایب همبستگی و ریشه میانگین مربعات خطا بین خروجی توابع ایجاد شده و مقادیر مشاهداتی محتوی رطوبت درسه پتانسیل ماتریک متفاوت با استفاده از شبکه عصبی سلسله مراتبی.

PTF	$\theta_s (cm^3m^{-3})$				FC(cm^3m^{-3})				PWP (cm^3m^{-3})				MGN	
	آموزش		صحت‌سنجی		آموزش		صحت‌سنجی		آموزش		صحت‌سنجی			
	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE		
۱	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
۲	۲۰/۹۵	۰/۷۵	۰/۲۳	۰/۲۸	۳۴/۴۵	۰/۶۱	۰/۶۵	۰/۴۹	۰/۷۹	۱۷/۰۸	۰/۶۶	۰/۵۲	۰/۶۳	۰/۶۴
۳	-	۰/۷۴	۰/۲۴	۰/۳۱	-	۰/۶۰	۰/۴۷	۰/۴۱	۰/۸۱	۱/۶۵	۰/۶۶	۰/۵۱	۰/۶۱	۰/۶۸
۴	۳۲/۰۵	۰/۹۰	۰/۱۵	۰/۱۵	۱۵/۷۵	۰/۶۹	۰/۴۱	۰/۵۲	۰/۷۴	۵/۴۳	۰/۶۹	۰/۴۹	۰/۶۵	۰/۶۶
۵	-	۰/۷۲	۰/۲۵	۰/۲۹	۴/۸۹	۰/۷۱	۰/۴۰	۰/۵۳	۰/۷۲	۱۲/۳۲	۰/۷۶	۰/۴۱	۰/۷۳	۰/۶۳
۶	۲/۲۹	۰/۹۰	۰/۱۵	۰/۲۰	-	۰/۵۸	۰/۵۹	۰/۵۵	۰/۷۰	-	۰/۷۴	۰/۴۵	۰/۶۸	۰/۶۵
۷	-	۰/۷۲	۰/۲۴	۰/۳۳	-	۰/۶۲	۰/۴۵	۰/۵۴	۰/۷۱	۶/۲۱	۰/۷۹	۰/۳۹	۰/۷۵	۰/۶۱
۸	-	۰/۸۸	۰/۱۶	۰/۱۶	-	۰/۵۹	۰/۵۸	۰/۵۳	۰/۷۱	-	۰/۷۶	۰/۴۲	۰/۷۲	۰/۶۴
۹	۲/۵۳	۰/۹۰	۰/۱۷	۰/۱۶	-	۰/۵۳	۰/۶۱	۰/۵۰	۰/۷۴	-	۰/۷۷	۰/۴۰	۰/۷۱	۰/۶۵
۱۰	-	۰/۸۷	۰/۱۸	۰/۱۸	-	۰/۵۹	۰/۵۷	۰/۵۳	۰/۶۹	-	۰/۷۶	۰/۲۸	۰/۷۲	۰/۵۹
۱۱	-	۰/۸۸	۰/۱۶	۰/۱۹	-	۰/۵۷	۰/۵۸	۰/۵۲	۰/۷۰	-	۰/۷۱	۰/۴۵	۰/۶۴	۰/۶۱
۱۲	۹/۶۴	۰/۹۵	۰/۰۸۱	۰/۱۲	۲۱/۳۶	۰/۸۱	۰/۳۳	۰/۷۷	۰/۴۵	-	۰/۷۴	۰/۴۳	۰/۶۷	۰/۶۰
۱۳	۱/۸۷	۰/۹۵	۰/۰۸۲	۰/۱۷	-	۰/۵۵	۰/۵۵	۰/۵۱	۰/۷۵	-	۰/۷۷	۰/۳۸	۰/۷۲	۰/۵۷
۱۴	-	۰/۹۴	۰/۱۱	۰/۱۸	-	۰/۶۶	۰/۴۲	۰/۵۴	۰/۷۱	-	۰/۷۸	۰/۳۵	۰/۷۲	۰/۵۵
۱۵	-	۰/۹۴	۰/۰۰۹	۰/۱۶	-	۰/۶۲	۰/۶۴	۰/۵۴	۰/۶۹	-	۰/۷۵	۰/۴۰	۰/۷۱	۰/۵۸
۱۶	-	۰/۹۴	۰/۱۰	۰/۱۷	-	۰/۷۶	۰/۳۷	۰/۵۴	۰/۶۸	-	۰/۷۶	۰/۳۷	۰/۷۳	۰/۵۳
۱۷	-	-	-	-	-	-	-	-	-	۴/۰۹	۰/۸۱	۰/۳۰	۰/۷۵	۰/۴۸

اعداد زیر خط دار در هر ستون نشان‌گر بهترین مدل تابع انتقالی برای هر خروجی هستند.

† جهت معنی دار شدن تفاوت بین توابع ایجاد شده در آموزش معیار MGN باید بیشتر از ۰/۱ باشد. در ستون مربوط به MGN هر جا در یک سطر نسبت به سطر ماقبل کاهش در R^2 داشته، معیار MGN محاسبه نشده است.

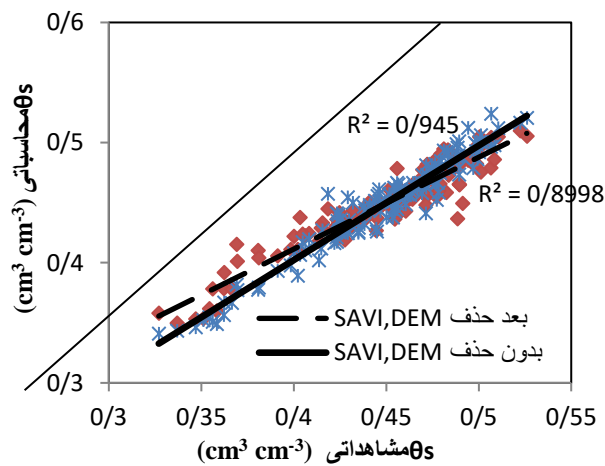
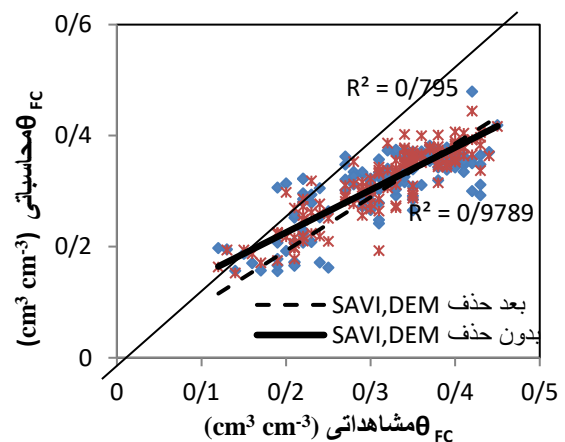
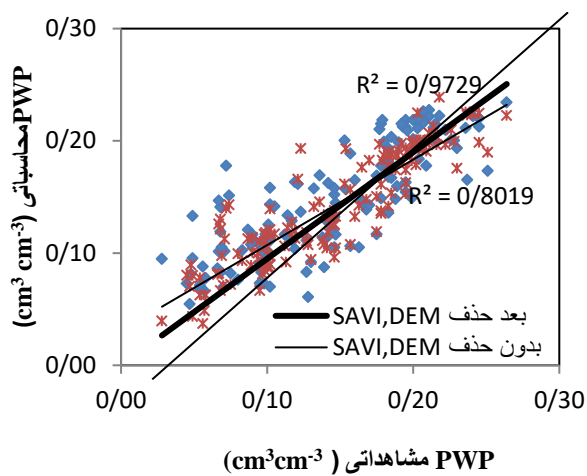
است. احتمالاً دلیل این ماهیت غیرخطی منحنی رطوبتی و تغییر در شیب منحنی رطوبتی باشد که سبب حساسیت

مروری بر نتایج ضرایب تبیین (جدول ۴) نشان می‌دهد در سه نقطه پتانسیلی (θ_1 ، FC و PWP) شبکه عصبی مصنوعی در برآورد رطوبت دقت متفاوتی داشته

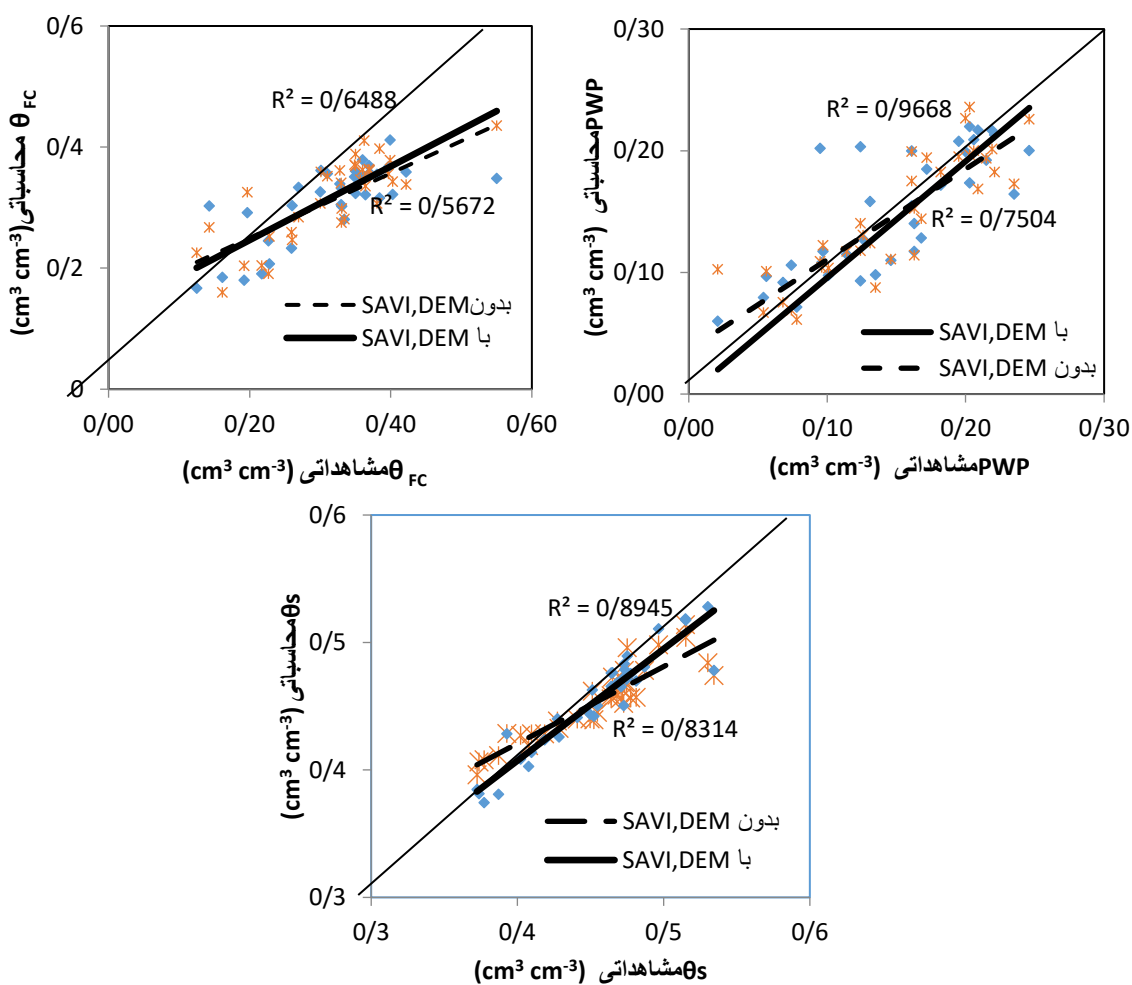
مناسب‌ترین پارامترها برای تابع رطوبت ظرفیت مزرعه-ای و تابعی با ورودی درصد رس و سیلت، SAVI، DEM، وزن مخصوص حقیقی و رطوبت ظرفیت مزرعه‌ای (۱۷) بهترین تخمین را برای تابع نقطه پژمردگی دائم در پی دارند.

به ورودی‌های مدل در پتانسیل ماتریک مختلف شده است.

مرور کلی بر مقدار R^2 و $RMSE$ در جدول ۴ نشان می‌دهد که درصد سیلت و رس، SAVI، تخلخل، درصد کربنات کلسیم معادل و وزن مخصوص ظاهری ($PTF_{۱۲}$)، بهترین ورودی‌ها برای تابع تخمین‌گر رطوبت اشباع می-باشد. درصد شن و سیلت، SAVI، DEM، تخلخل ($PTF_{۱۲}$)



الف- مرحله آموزش



ب- مرحله صحت‌سنجی

شکل ۳- مقایسه مقادیر مشاهداتی و محاسباتی الف- مرحله آموزش، ب- مرحله صحت‌سنجی برای شبکه عصبی بعد و قبل از افزودن دو متغیر SAVI, DEM. (* با وارد کردن SAVI, DEM و بدون SAVI, DEM).

توسط کاربر نیمه‌ماهر نیز می‌تواند برای شبیه‌سازی مورد استفاده قرار گیرد. در این تحقیق با استفاده از الگوریتم یادگیری PC برای آموزش ساختاری شبکه، ساختار شبکه با توجه به تأثیر پارامترها روی یکدیگر، به صورت شکل ۴ (این شکل تنها مربوط به تابع FC است) برای θ_s , FC, PWP تشکیل گردید و روابطه زیر حاصل شد. عبارات داخل پارانتر به ترتیب میانگین و واریانس داده‌ها می‌باشد. البته لازم به ذکر است برای ایجاد توابع زیر از بین ۱۷ متغیر از مناسب‌ترین متغیرهای ممکن (حاصل از جدول ۴) استفاده شد. نتایج حاصل از شبیه‌سازی با روش شبکه بیزی جدول (۵)، نشان می‌دهد که شبکه بیزی در سه تابع انتقال مورد مطالعه دقت بالاتری

شکل ۳ نتیجه حذف و ورود همزمان دو متغیر SAVI, DEM بر خروجی سه تابع انتقال حاصل از شبکه عصبی سلسله مراتبی (توابع انتقال با مناسب‌ترین ورودی ممکن) را نشان می‌دهد. مقایسه مقادیر R^2 بین مقادیر اندازه‌گیری شده و برآورد شده از توابع انتقالی با و بدون حضور دو متغیر SAVI, DEM به وضوح نشان می‌دهد که با وارد کردن دو متغیر اخیر در توابع بهبودی قابل توجهی در R^2 حاصل شده است.

مقایسه شبکه بیزی، شبکه عصبی مصنوعی

از مزیت‌های عمده روش بیزی می‌توان به سادگی استفاده آن‌ها بعد از طراحی و واسنجی اشاره نمود که

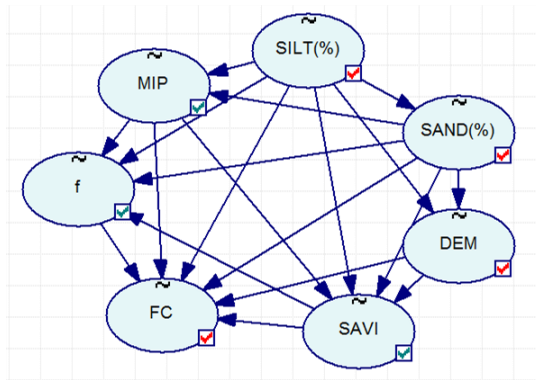
شبکه بیزی در هر دو مرحله آموزش و صحت‌سنجی در مقایسه با سه تابع انتقالی ایجاد شده با روش شبکه عصبی از لحاظ آماری از درستی تخمین بالاتری برخوردار دارند. البته قابلیت بالای شبکه بیزی به اثبات رسیده ولی تحقیقی که در آن شبکه بیزی با سایر مدل‌ها مقایسه شده باشد، مشاهده نشده است.

نسبت به شبکه عصبی مصنوعی داشته است. به‌عنوان مثال در تابع انتقالی FC استفاده از شبکه بیزی ضریب تبیین را برای مرحله آموزش از ۰/۸۱ به ۰/۸۵ افزایش داده است. مقایسه آماری دو روش با آزمون MGN نشان می‌دهد (جدول ۵) در سه تابع انتقالی ایجاد شده با روش

$$\theta_{FC} = 3/29180f + 49/7053 \text{ MIP} + 0/038173 \text{ SILT} - 0/164936 \text{ SAND} - 0/0299423 \text{ DEM} - 7/057894 \text{ SAVI} + \text{Normal}(20/027, 0/266)$$

$$\theta_s = 0/012302 \text{ CCE} - 0/096602f - 0/042626 \text{ D}_b + 0/00205076 \text{ CLAY} + 9/68409e - 0/05 \text{ SILT} - 0/012015 \text{ SAVI} + \text{Normal}(0/0577, 0/0347)$$

$$\theta_{pwp} = 0/766321 \text{ D}_s + 0/103102 \text{ CLAY} + 0/0705081 \text{ SILT} - 0/0189268 \text{ DEM} + 2/0242 \text{ SAVI} + 0/19679 \theta_{FC} + \text{Normal}(-0/382, 2/23)$$



شکل ۴- نمایش گراف چرخه‌ای و مستقیم شبکه بیزی به‌کار رفته در این پژوهش برای شبیه‌سازی رطوبت FC.

جدول ۵- مقایسه شبکه عصبی مصنوعی، شبکه بیزین در سه تابع انتقال در دو مرحله آموزش و صحت‌سنجی.

آموزش	صحت‌سنجی	شبکه عصبی پرسپترون				شبکه بیزین				ویژگی مورد تخمین
		آموزش	صحت‌سنجی	آموزش	صحت‌سنجی	آموزش	صحت‌سنجی	آموزش	صحت‌سنجی	
MGN	MGN	R ^۲	RMSE	R ^۲	RMSE	R ^۲	RMSE	R ^۲	RMSE	θ _s
۳/۰۱	۲/۲۸	۰/۹۵	۰/۰۰۸	۰/۸۹	۰/۰۱۲	۰/۹۶	۰/۰۰۷	۰/۹۰	۰/۰۱۰	
۷/۷۶	۴/۴۶	۰/۸۱	۰/۰۳۳	۰/۷۷	۰/۰۴۵	۰/۸۵	۰/۰۲۴	۰/۸۱	۰/۰۲۹	FC
۵/۳۲	۳/۱۵	۰/۸۱	۰/۰۳۰	۰/۷۵	۰/۰۴۸	۰/۸۳	۰/۰۲۷	۰/۷۹	۰/۰۴۱	PWP

† جهت معنی‌دار شدن تفاوت بین توابع ایجاد شده به‌دو روش شبکه عصبی و بیزین در یک مرحله مشابه در آموزش و صحت‌سنجی معیار MGN به‌ترتیب باید بیشتر از ۱/۹۹، ۲/۰۱ باشد.

پوشش گیاهی و توپوگرافی دو متغیر تأثیرگذار بر فرایندها و خصوصیات هیدرولیکی در خاک هستند.

نتیجه‌گیری کلی

افزودن دو متغیر فوق با کمترین هزینه و زمان، تخمین بهتری از خصوصیات هیدرولیکی ارائه نمود. نتایج حاصل از بررسی عملکرد شبکه بیزی، شبکه عصبی مصنوعی در کنار یکدیگر نشان داد شبکه بیزی از اعتبار و اطمینان بالاتری در برآورد خصوصیات هیدرولیکی خاک در مقایسه با شبکه عصبی برخوردار است.

این تحقیق نیز مؤثر بودن شاخص پوشش گیاهی SAVI (حتی در نواحی با پوشش گیاهی غیردائمی و دارای تنوع یعنی باغ، مرتع، زمین زراعی) و DEM را در توسعه و بهبود توابع انتقال تایید می‌کند. نتایج نشان داد برای توابع انتقالی با ترکیب متفاوتی از خصوصیات پایه خاک افزودن SAVI و DEM به عنوان ورودی، بهبود ۳ تا ۱۸ درصدی در برآورد توابع به دنبال داشته است. با

منابع مورد استفاده

پرویز ل، خلقی م، ولیزاده خ، عراقی نژاد ش و ایران نژاد پ، ۱۳۸۹. ارزیابی کارایی شاخص تفاضل نرمال شده پوشش گیاهی از طریق پایش وضعیت پوشش گیاهی. همایش ملی ژئوماتیک، ۲۱ تا ۲۲ اردیبهشت ماه، سازمان نقشه برداری کشور، تهران، صفحه‌های ۴۳۲ تا ۴۴۱.

خالق پناه ن، شرفا م و تیموری س، ۱۳۹۱. تخمین منحنی رطوبتی تعدادی از خاکهای شور و شور و سدیمی با استفاده از توابع انتقالی. مجله پژوهش های خاک، جلد ۲۶، شماره ۴، صفحه‌های ۳۹۲ تا ۴۰۲.

خداوردیلو ح و همایی م، ۱۳۸۳. اشتقاق توابع انتقالی خاک به منظور برآورد منحنی مشخصه رطوبتی. مجله تحقیقات مهندسی کشاورزی، شماره ۱۰، دوره ۵، صفحه‌های ۴۶ تا ۳۵.

علوی پناه س ک، ۱۳۸۲. کاربرد سنجش از دور در علوم زمین (علوم خاک). مؤسسه انتشارات و چاپ دانشگاه تهران، صفحه های ۴۵ تا ۴۶.

Bayat H, Neyshabouri MR, Mohammadi K and Nariman-Zadeh N, 2011. Estimating water retention with pedotransfer functions using multi-objective group method of data handling and ANNs. *Pedosphere* 21: 107-114.

Blak GR and Hartge KH, 2002. Bulk density. Pp. 809-812. In: Dan JH and Topp GC (eds). *Methods of Soil Analysis. Part 4. Physical Methods*. ASA and SSSA, Madison WI.

Borgesen CD and Schaap MG, 2005. Point and parameter pedotransfer functions for water retention Predictions for Danish soils. *Geoderma* 127: 154-167.

Dane JH and Hopmans J W, 2002. Pressure plate extractor. Pp. 688-690. In: Dan J H and Topp GC (eds) *Methods of Soil Analysis. Part 4. Physical Method*. ASA and SSSA, Madison WI.

Diebold FX and Mariano RS, 1995. Comparing Predictive Accuracy. *Journal of Business and Economic Statistics* 13: 253–263.

Famiglietti JS, Rudnicki JW and Rodell M, 1998. Variability in surface moisture content along a hill slope transect: Rattlesnake Hill Texas. *Journal of Hydrology* 210:259–281.

Franklin J, Mccullough P and Gray C, 2000. Terrain variables used for predictive mapping of vegetation communities in Southern California. Pp 331-354. In: Wilson JP and Gallant JC (Eds). *Terrain Analysis: Principles and Applications*. John Wiley and Sons. New York.

Gee GW and Bauder JW, 1986. Particle - size analysis. Pp. 383–411. In: Klute A (ed). *Methods of Soil. Analysis Part 1. 2nd ed. Physical and Mineralogical Methods*. ASA and SSSA, Madison, WI.

Jana RB and Mohanty BP, 2011. Enhancing PTFs with remotely sensed data for multi-scale soil water retention estimation. *Journal of Hydrology* 399: 201–211.

Jana RB, Mohanty BP and Springer EP, 2008. Multiscale Bayesian neural networks for soil water content estimation. *Water Resources Research* 44(8): Artn W08408. Doi 10.1029/2008wr006879.

Kingston GB, Lambert MF and Maier HR, 2005. Bayesian training of artificial neural networks used for water resources modeling. *Water Resources Research* 41: W12409.12410.11029/12005 WR004152.

Leij FJ, Romano N, Palladino M and Schaap MG, 2004. Topographical attributes to predict soil hydraulic properties along a hillslope transect. *Water Resources Research* 40: 1–15.

- MacKay DJC, 1995. Probable networks and plausible predictions: a review of practical Bayesian methods for supervised neural networks. *Network Computation in Neural Systems* 6(3): 469–505.
- Minasny B, McBratney AB and Bristow KL, 1999. Comparison of different approaches to the development of pedotransfer functions for water-retention curves. *Geoderma* 93: 225-253.
- Mohajerani H and Kholghi M, 2013. Aquifer based on Bayesian network is a management decision. *Jornal of Water and Soil* 26(6): 1522-1534.
- Moore ID, Gessler PE, Nielsen GA and Peterson GA, 1993. Soil attribute prediction using terrain analysis. *Soil Science Society of America Journal* 57: 443–452.
- Pachepsky YA, Timlin DJ and Rawls WJ, 2001. Soil water retention as related to topographic variables. *Science Society of America Journal* 65: 1787– 1795.
- Rawls WJ, Brakensiek DL and Saxton KE, 1982. Estimation of soil water properties. *Transactions of the American Society of Agricultural Engineers* 25: 1316- 1320.
- Rawls WJ, Gimenez D and Grossman R, 1998. Use of texture, bulk density and slope of the water retention curve to predict saturated hydraulic conductivity. *Transactions of the American Society of Agricultural Engineers* 41(4): 983-988.
- Reynolds WD and Elrick DE, 2002. Head soil core (tank) method. pp. 809-812. In: Dan J. H. and Topp Falling GC (eds). *Methods of Soil Analysis. Part 4. Physical Methods*. ASA and SSSA, Madison WI.
- Reynolds WD, Elrick DE, Younga EG, Amoozegar A, Booltink H WG and Bouma J, 2002. Saturated and field-saturated water flow parameters. Pp.797-801. In: Dan JH and Topp GC (eds). *Methods of Soil Analysis. Part 4. Physical Methods*. ASA and SSSA, Madison WI.
- Romano N, Hopmans JW and Dane JH, 2002. Suction table. Pp.692-698. In: Dan JH and Topp GC (eds). *Methods of Soil Analysis. Part 4. Physical Methods*. ASA and SSSA, Madison WI.
- Schaap MG and Bouten W, 1996. Modelling water retention curves of sandy soils using neural networks. *Water Resources Research* 32: 3033-3040.
- Schaap MG and Leij FJ, 1998. Using neural network to predict soil water retention and soil hydraulic conductivity. *Soil and Tillage Research* 47: 37-42.
- Scheinost AC, Sinowski W and Auerswald K, 1997. Regionalization of soil water retention curves in highly variable soilscape, I. Developing a new pedotransfer function. *Geoderma* 78: 129-143.
- Sharma SK, Mohanty BP, Zhu J, 2006. Including topography and vegetation attributes for developing pedotransfer functions in southern great plains of USA. *Soil Science Society of America Journal* 70: 1430–1440.
- Shirazi MA and Boresma L, 1984. A unifying quantitative of soil texture. *Science Society of America Journal* 48: 142- 147.
- Vereecken H, Maes J, Feyen J and Darius P, 1989. Estimating the soil moisture retention characteristics from texture, bulk density and carbon content. *Soil Science Society of America Journal* 148(6): 389-403.
- Walkley A and Black IA, 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: 29-39.
- Wösten JHM, Pachepsky YA and Rawls WA, 2001. Pedotransfer functions: bridging the gap between basic soil data and missing soil hydraulic characteristics. *Journal of Hydrology* 251: 123-150.