



Comparison of spatial estimators for predicting water infiltration in calcareous, saline and sodic soils (Case study: Marvdasht plain)

Maryam Molayem¹, Seyed Ali Abtahi^{*2}, Mojtaba Jafarinia³, Jafar Yasrebi⁴

1. Ph.D. Student, Dept. of Agriculture Management, Marvdasht Branch, Islamic Azad University, Marvdasht, Iran.
E-mail: molayem.m66@gmail.com
2. Corresponding Author, Dept. of Agriculture Management, Marvdasht Branch, Islamic Azad University, Marvdasht, Iran.
E-mail: seyedaliabtahi@yahoo.com
3. Dept. of Agriculture Management, Marvdasht Branch, Islamic Azad University, Marvdasht, Iran.
E-mail: jafarinia33@gmail.com
4. Dept. of Agriculture Management, Marvdasht Branch, Islamic Azad University, Marvdasht, Iran.
E-mail: j_yasrebi@yahoo.com

Article Info

Article type:
Full Length Research Paper

Article history:
Received: 12.17.2021
Revised: 08.25.2022
Accepted: 08.27.2022

Keywords:
Artificial neural network,
Multiple linear regression,
Spatial estimators,
Water infiltration to soil

ABSTRACT

Background and Objectives: Water infiltration to soil play an important role in irrigation management, storage moisture in soil especially in dry and semi-dry area and increasing agronomy yield. Understanding water infiltration to soil is of important in designing and applying water conservation methods, flood and runoff control and soil erosion management. Additionally, accurately measuring water infiltration to soil in different times is more important for predicting water storage in root zone, irrigation designing and planning and agronomy management. In other hand, water infiltration to soil is a base for precision agriculture, therefore, producing accurate maps for water infiltration to soil play an important role in land management and applying precision agriculture. Modeling soil water infiltration at the field scale with ruler of calcareous, saline and sodic conditions is important for a better understanding of infiltration processes in these soils and future of infiltration modeling. The present study aimed for estimating water infiltration to soil at different times using soil spatial prediction functions and spatial estimators.

Materials and Methods: In present study, 72 soil samples were collected using a random sampling method in Marvdasht plain, Fars Province. In selected points, soil bulk density, sand silt, clay, pH, electrical conductivity, calcium carbonate, solution sodium, solution calcium and magnesium and organic carbon contents. For measuring water infiltration to soil, the double ring method were used. Multiple linear regression (MLR), artificial neural network (ANN) and spatial estimators were used for deriving soil spatial prediction functions models between water infiltration to soil in different times including 5, 10, 20, 45, 90, 150, 210 and 270 min. In this study, the readily available soil properties and auxiliary variables such as remote sensing and topography data were used in soil spatial prediction functions.

Results: The results of evaluating regression and artificial neural networks models based on the mean error (ME), coefficient of determination (R^2) and root mean square error (RMSE) criteria in testing phase were showed that the developed artificial neural network models in present study performed better than multiple linear regression models in water infiltration to soil prediction at different times. Moreover, the results showed that the

combined estimators (artificial neural network - Kriging) performed better than ordinary kriging model for estimating water infiltration to soil.

Conclusion: In totally, the results of this study showed that the applying soil spatial prediction functions (using auxiliary variables such as remote sensing data and topography data with the readily available soil properties) had a great potential to predict spatial estimation of water infiltration to soil at most considered times.

Cite this article: Molayem, Maryam, Abtahi, Seyed Ali, Jafarinaia, Mojtaba, Yasrebi, Jafar. 2023. Comparison of spatial estimators for predicting water infiltration in calcareous, saline and sodic soils (Case study: Marvdasht plain). *Journal of Soil Management and Sustainable Production*, 13 (1), 53-73.



© The Author(s).

DOI: 10.22069/EJSMS.2023.19764.2048

Publisher: Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources

مقایسه تخمین گره‌های مکانی در برآورد نفوذ آب در خاک‌های آهکی، شور و سدیمی (مطالعه موردی: دشت مرو دشت)

مریم ملایم^۱، سید علی ابطحی^{۲*}، مجتبی جعفری نیا^۳، جعفر یشربی^۴

۱. دانشجوی دکتری گروه مدیریت کشاورزی، واحد مرو دشت، دانشگاه آزاد اسلامی، مرو دشت، ایران. رایانامه: molayem.m66@gmail.com
۲. نویسنده مسئول، گروه مدیریت کشاورزی، واحد مرو دشت، دانشگاه آزاد اسلامی، مرو دشت، ایران. رایانامه: seyedaliabtahi@yahoo.com
۳. گروه مدیریت کشاورزی، واحد مرو دشت، دانشگاه آزاد اسلامی، مرو دشت، ایران. رایانامه: jafarinia33@gmail.com
۴. گروه مدیریت کشاورزی، واحد مرو دشت، دانشگاه آزاد اسلامی، مرو دشت، ایران. رایانامه: j_yasrebi@yahoo.com

اطلاعات مقاله	چکیده
نوع مقاله: مقاله کامل علمی- پژوهشی	سابقه و هدف: نفوذ آب به خاک نقش مهمی در مدیریت صحیح آبیاری، ذخیره رطوبت در خاک به‌ویژه در مناطق خشک و نیمه‌خشک و افزایش عملکرد زراعی ایفا می‌نماید. آگاهی از نفوذ آب به خاک اهمیت زیادی در طراحی و اجرای راهکارهای حفاظت آب، کنترل سیل و روان‌آب و مدیریت فرسایش خاک دارد. هم‌چنین، سنجش دقیق مقادیر نفوذ آب به خاک با توجه به زمان برای برآورد آب ذخیره شده در ناحیه ریشه گیاه، اهمیت زیادی در طراحی و برنامه‌ریزی‌های آبیاری و مدیریت زراعی دارد. بنابراین، تهیه نقشه‌های دقیق از نفوذپذیری خاک می‌تواند در مدیریت اراضی و پیاده‌سازی کشاورزی دقیق نقش مهمی داشته باشد. هدف پژوهش حاضر، بررسی امکان تخمین نفوذ آب به خاک در زمان‌های مختلف با استفاده از توابع پیش‌بینی مکانی خاک و تخمین گره‌های مکانی بود.
تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۰۹/۲۶ تاریخ ویرایش: ۱۴۰۱/۰۶/۰۳ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۰۶/۰۵	
واژه‌های کلیدی: تخمین گره‌های مکانی، رگرسیون خطی چندگانه، شبکه عصبی مصنوعی، نفوذ آب به خاک	مواد و روش‌ها: در این مطالعه، ۷۲ نمونه خاک به‌صورت تصادفی از زمین‌های دشت مرو دشت، استان فارس برداشت شد. در نقاط انتخاب شده چگالی ظاهری خاک، میزان شن، سیلت، رس، pH، قابلیت هدایت الکتریکی، کربنات کلسیم معادل خاک، سدیم محلول، کلسیم و منیزیم محلول و کربن آلی خاک اندازه‌گیری شدند. به‌منظور اندازه‌گیری نفوذ آب به خاک از روش استوانه‌های مضاعف استفاده شد. برای پی‌ریزی توابع پیش‌بینی مکانی خاک به‌منظور برآورد نفوذ تجمع‌ی آب به خاک در زمان‌های ۵، ۱۰، ۲۰، ۴۵، ۹۰، ۱۵۰، ۲۱۰ و ۲۷۰ دقیقه از انواع مدل‌ها از قبیل رگرسیون، شبکه عصبی مصنوعی و تخمین گره‌های مکانی استفاده گردید. در پژوهش حاضر، از داده‌هایی شامل خصوصیات زود یافت خاک اندازه‌گیری شده به همراه متغیرهای محیطی (اطلاعات سنجش از دور و توپوگرافی) در قالب توابع پیش‌بینی مکانی خاک استفاده گردید.

یافته‌ها: نتایج حاصل از ارزیابی مدل‌های رگرسیونی و شبکه عصبی مصنوعی پی‌ریزی شده براساس آماره‌های ارزیاب شامل میانگین خطا، ریشه میانگین مربعات خطا و ضریب تبیین در فاز آزمون نشان داد که مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی توسعه یافته در مطالعه حاضر در مقایسه با مدل‌های رگرسیونی برای برآورد نفوذ تجمعی آب به خاک در زمان‌های مختلف برتری داشتند. افزون بر این، نتایج ارزیابی تخمین‌گرهای مکانی متفاوت در منطقه مورد مطالعه نشان داد که تخمین‌گر مکانی تلفیقی شبکه عصبی- کریجینگ در مقایسه با تخمین‌گر مکانی کریجینگ معمولی، از کارایی بیش‌تری در برآورد نفوذ تجمعی آب به خاک برخوردار بود.

نتیجه‌گیری: نتایج این مطالعه نشان داد که به‌کارگیری توابع پیش‌بینی مکانی خاک (استفاده از اطلاعات کمکی به همراه ویژگی‌های زودیافت خاکی جهت تخمین نفوذ تجمعی آب به خاک در زمان‌های مختلف)، پتانسیل بسیار خوبی در تخمین مکانی نفوذ تجمعی آب به خاک در اکثر زمان‌های مورد نظر برخوردار بود.

استناد: ملایم، مریم، ابطحی، سید علی، جعفری‌نیا، مجتبی، یثربی، جعفر (۱۴۰۲). مقایسه تخمین‌گرهای مکانی در برآورد نفوذ آب در خاک‌های آهکی، شور و سدیمی (مطالعه موردی: دشت مرودشت). نشریه مدیریت خاک و تولید پایدار، ۱۳ (۱)، ۷۳-۵۳.

DOI: 10.22069/EJSMS.2023.19764.2048



© نویسندگان.

ناشر: دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان

مقدمه

نفوذپذیری خاک نقش مهمی در مدیریت صحیح آبیاری، ذخیره رطوبت در خاک، به‌ویژه در مناطق خشک و نیمه‌خشک و افزایش کارایی زراعی ایفا می‌نماید. آگاهی از نفوذ آب به خاک اهمیت زیادی در طراحی و اجرای راهکارهای حفاظت آب، کنترل سیل و روان‌آب و مدیریت فرسایش خاک دارد (۱). از آن‌جا که اندازه‌گیری نفوذ آب به خاک با روش مستقیم، دشوار، هزینه‌بر و زمان‌بر است؛ بنابراین، برآورد نفوذ آب به خاک با استفاده از اطلاعات توپوگرافیکی و سنجش از دور به همراه داده‌های زودیافت خاک، می‌تواند در این راستا مدنظر قرار گیرد.

در راستای افزایش دقت تخمین ویژگی‌های خاک، مطالعات زیادی در نقاط مختلف دنیا با به‌کارگیری مدل ینی (۱۹۴۱) به‌منظور استفاده از اطلاعات کمکی مانند اطلاعات توپوگرافی و سنجش از دور انجام دادند (۲). استفاده از اطلاعات کمکی به همراه داده‌های زودیافت خاکی در قالب توابع پیش‌بینی مکانی خاک رائه شده است. توابع فوق در حقیقت، گسترش توابع عددی یا آماری با مدنظر قرار دادن ارتباط میان اطلاعات کمکی و خصوصیات خاک هستند که به‌منظور برآورد خصوصیات خاک برای تولید نقشه رقمی استفاده می‌شوند (۳). در برخی مطالعات ویژگی‌های خاک مانند مواد آلی خاک (۴)، حدود آتربرگ (۵)، توزیع مکانی بافت خاک (۶)، مواد آلی و نیتروژن کل خاک (۷) و فرسایش‌پذیری خاک (۸) با روش توابع پیش‌بینی مکانی خاک برآورد شدند (۴، ۵، ۶، ۷، ۸).

خصوصیات خاک در بسیاری از مواقع دارای تغییرات مکانی بوده و مستقل بودن آن‌ها از همدیگر ممکن نیست. به‌طور معمول انتظار می‌رود که مقادیر عددی نمونه‌های نزدیک به هم، نسبت به نمونه‌های

دورتر از یکدیگر، از شباهت بیشتری برخوردار باشند. این شباهت‌ها، با افزایش فاصله بین دو نمونه، کم‌تر می‌گردند. بنابراین، روش‌هایی مانند تجزیه واریانس، قادر به توصیف و تجزیه و تحلیل کامل و دقیق تغییرات مقادیر مربوط به خصوصیات خاک، به‌عنوان تابعی از فاصله بین مشاهدات نمی‌باشند. همچنین، بیان حاصل‌خیزی در یک مزرعه، میزان نفوذپذیری خاک در یک حوضه آبخیز و غیره در قالب یک کمیت عددی هم‌چون میانگین عام، آن هم مشروط به نمونه‌برداری بهینه، کافی نمی‌باشد زیرا میانگین عام، قادر به توصیف تغییرات موضعی خصوصیات موردنظر نیست. در این راستا، روش‌های رگرسیونی و شبکه عصبی مصنوعی قادر به مدل‌سازی تغییرات مکانی ویژگی‌های خاک نیستند. برای غلبه بر این موضوع و نیز با توجه به ماهیت اندازه‌گیری‌های ناحیه‌ای، ناهمگونی و همبستگی مکانی آن‌ها، عدم قطعیت، مشکلات جمع‌آوری داده‌ها، اندازه‌گیری متغیرهای مختلف در یک مکان و زمان مشخص و محدود بودن داده‌ها، یک شاخه از علم آمار با عنوان زمین‌آمار برای برآورد مکانی به‌عنوان یک ضرورت توسعه یافته است (۹، ۱۰). در زمین‌آمار می‌توان بین مقادیر یک کمیت در نمونه‌ها و فاصله و جهت قرار گرفتن نمونه‌ها نسبت به هم ارتباط برقرار کرد.

در طول سه دهه گذشته، عملکرد مدل‌های مکانی در مطالعات زیادی مورد بررسی قرار گرفته است. نتایج مطالعات وو و همکاران (۲۰۰۳)، وو و همکاران (۲۰۰۹) و لیائو و همکاران (۲۰۱۳) در تخمین ویژگی‌های مختلف خاک نشان داد که مدل کوکریجینگ پاسخ بهتری نسبت به مدل کریجینگ معمولی دارد (۱۱، ۱۲، ۱۳). این در حالی است که برخی از پژوهش‌گران بیان نمودند که اختلاف زیادی بین نتایج مدل‌های کریجینگ معمولی و کوکریجینگ وجود ندارد (۱۴). به هر حال، امروزه به‌منظور تخمین

کمکی موجب افزایش دقت برآورد پارامترهای فرسایش‌پذیری خاک شد (۸). در مقابل، وات و پالمر (۲۰۱۲) و پیسینی و همکاران (۲۰۱۴) به ترتیب در برآورد نسبت کربن به نیتروژن و ماده آلی خاک گزارش کردند که اختلافی میان روش‌های کریجینگ معمولی و رگرسیون-کریجینگ مشاهده نشد (۲۲، ۲۳).

به هر حال، تاکنون مطالعه‌ای در رابطه با به‌کارگیری تخمین‌گرهای مکانی در برآورد نفوذپذیری خاک به‌ویژه برای خاک‌های آهکی، شور و سدیمی منطقه مرودشت انجام نشده است. بنابراین، هدف از مطالعه حاضر، الف) بررسی امکان افزایش دقت برآورد نفوذ آب به خاک در منطقه مرودشت استان فارس با وجود خاک‌های آهکی با درجات متفاوت شوری و سدیمی بود، ب) پی‌ریزی توابع رگرسیونی و شبکه عصبی جهت برآورد نفوذ آب به خاک بود و ج) به‌کارگیری تخمین‌گرهای مکانی جهت برآورد مکانی نفوذ آب به خاک بود.

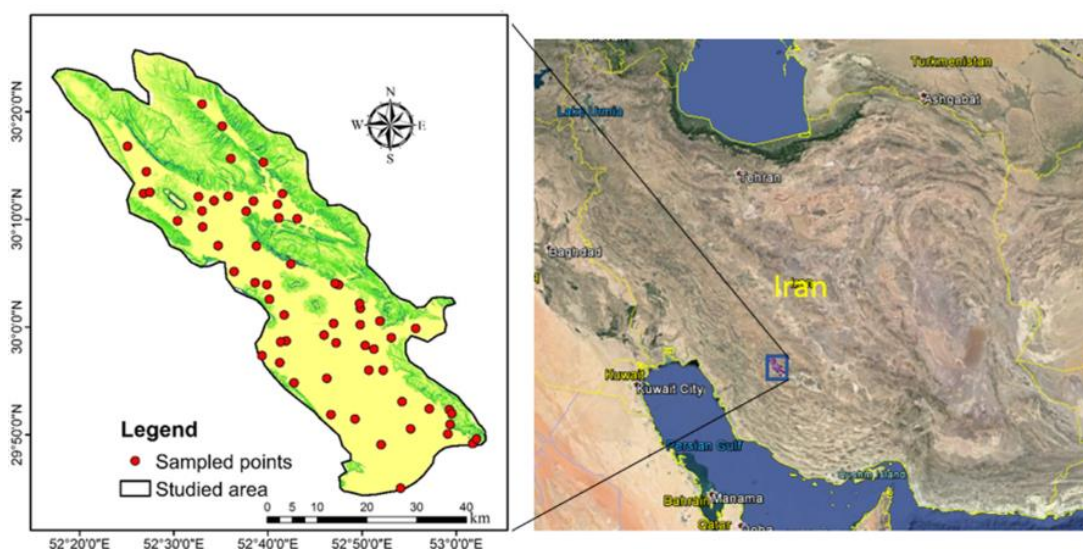
مواد و روش‌ها

معرفی منطقه مورد مطالعه: منطقه مورد مطالعه در جنوب‌غرب ایران (استان فارس) واقع و وسعتی حدود ۱۹۰ هزار هکتار از اراضی دشت مرودشت را شامل می‌شود. شکل ۱ موقعیت منطقه مورد مطالعه را بر روی نقشه ایران و استان فارس نشان می‌دهد. این منطقه بین طول‌های جغرافیایی ۵۲ درجه و ۱۷ دقیقه تا ۵۳ درجه و ۵۵ دقیقه شرقی و عرض‌های جغرافیایی ۲۹ درجه و ۴۰ دقیقه تا ۳۰ درجه و ۲۵ دقیقه شمالی قرار دارد (شکل ۱). بارش و دما، دو ویژگی بسیار مهم و تأثیرگذار آب و هوایی در کشت محصولات زراعی محسوب می‌شوند. میانگین دما و بارندگی سالانه منطقه مورد مطالعه از سال ۱۳۸۱ تا ۱۳۹۷ به ترتیب برابر ۱۷/۶ درجه سلسیوس و ۳۶۵ میلی‌متر است.

تغییرات مکانی دقیقی ویژگی‌های خاک از تلفیق روش‌های رگرسیونی و شبکه‌های عصبی مصنوعی با تخمین‌گر کریجینگ تحت عنوان رگرسیون-کریجینگ و شبکه عصبی-کریجینگ استفاده می‌کنند. به‌کارگیری روش‌های مزبور در مدل‌سازی و تعیین الگوی پراکنش خصوصیات خاک ابتدا به‌وسیله نوترز و همکاران (۱۹۹۲ و ۱۹۹۵) در علوم خاک بود (۱۵). بیشاپ و مک‌برتنی (۲۰۰۱) گزارش کردند که تکنیک رگرسیون-کریجینگ از کارایی بیشتری در برآورد ظرفیت تبادل کاتیونی در شمال و لوز جنوبی جدید استرالیا برخوردار است (۱۶). تریناتافیلیس و همکاران (۲۰۰۱) نیز در شمال و لوز جنوبی جدید استرالیا برای برآورد قابلیت هدایت الکتریکی، مدل‌های مکانی مختلفی را مورد بررسی قرار دادند (۱۴). نتایج ایشان نشان داد که روش رگرسیون-کریجینگ، عملکرد خیلی خوبی نسبت به سایر مدل‌های مکانی دارد. هنگل و همکاران (۲۰۰۴) کارایی مدل‌های مکانی را بررسی کردند (۱۷) و گزارش نمودند که روش رگرسیون-کریجینگ، کارایی بیشتری در برآورد ماده آلی و ضخامت لایه سطحی خاک دارد. میناسنی و مک‌برتنی (۲۰۰۷) گزارش کردند که روش رگرسیون-کریجینگ با استفاده از اطلاعات سنجهش از دور و توپوگرافی به‌همراه مشتقات آن‌ها عملکرد بهتری در پیش‌بینی خصوصیات خاک دارد (۱۸). نتایج الدیری و گارسیا (۲۰۱۰) نیز در منطقه جنوبی ایالت آرکانزاس بیانگر برتری مدل رگرسیون-کریجینگ بود (۱۹). خلیل مقدم و قربانی دشتکی (۱۳۹۱) نشان دادند که روش رگرسیون-کریجینگ منجر به افزایش دقت برآورد مقاومت برشی لایه روئین خاک شد (۲۰). دای و همکاران (۲۰۱۴) گزارش کردند که روش شبکه عصبی-کریجینگ عملکرد بهتری در برآورد مکانی ماده آلی نسبت به سایر مدل‌ها داشت (۲۱). میرزائی و همکاران (۲۰۲۰) نشان دادند که استفاده از داده‌های

چاه‌ها و کاریزهای متعدد آب کشاورزی منطقه را تأمین می‌کنند. افزون بر این، در ارتفاعات کوهستانی پوشش گیاهی متنوع دارد که از این میان می‌توان به جنگل‌های بلوط، بنه، بادام کوهی، ارژن، زالزالک، انجیر کوهی، آلوچه وحشی و نیز گیاهان دارویی از جمله آویشن، جاشیر، ریواس، کما، گون، موسیر، بلهر، لپو، لاله واژگون، بومادران و گونه‌های دیگر از جمله کنگر، خارشتر، خار زرد، اسپند اشاره کرد.

شهرستان مرودشت دارای شرایط مساعد جغرافیایی یعنی آب فراوان و زمین حاصل‌خیز بوده و به همین جهت از شرایط خوبی برای کشاورزی برخوردار است. کشاورزی در این بخش به صورت صنعتی و دستی انجام می‌گیرد. عمده‌ترین محصولات زراعی منطقه را گندم آبی، جو آبی، شلتوک، چغندر قند، ذرت دانه‌ای و علوفه‌ای تشکیل می‌دهند و انواع جالیز بالاترین سطح زیر کشت را به خود اختصاص داده است.



شکل ۱- نمایی از منطقه مورد مطالعه در استان فارس و نقاط نمونه‌برداری.

Figure 1. Location of study area in Fars province and distribution of sample points.

تیتراسیون برگشتی (۲۶)، سدیم با دستگاه فلیم فتومتر (JENWEY PFP7)، کلسیم و منیزیم محلول به روش تیتراسیون در عصاره خاک اشباع و درصد کربن آلی خاک به روش اکسایش تر (۲۷) تعیین شدند. درصد سدیم تبدلی نیز از نسبت بین میزان سدیم و ظرفیت تبدلی کاتیونی خاک به دست آمد. به علاوه، Dg (میانگین هندسی قطر ذرات) و σg (انحراف معیار هندسی قطر ذرات خاک) با به‌کارگیری معادلات شیرازی و بورسما (۱۹۸۴) محاسبه گردید (۲۸).

عملیات میدانی و آزمایشگاهی: در مطالعه حاضر، ۷۲ نمونه خاک به صورت تصادفی از منطقه مورد مطالعه انتخاب شد. خاک سطحی در عمق صفر تا ۲۵ سانتی‌متری نمونه‌برداری گردید و نمونه‌ها برای تجزیه به آزمایشگاه منتقل شد. چگالی ظاهری خاک به روش استوانه‌ای (۲۴)، بافت خاک به روش هیدرومتری (۲۵)، واکنش نمونه‌های خاک به وسیله pH متر (JENWEY 3510)، رسانایی الکتریکی (قابلیت هدایت الکتریکی) به وسیله رسانایی سنج (JENWEY 4510)، کربنات کلسیم معادل خاک به روش

$$Dg = \exp(a). \quad a = 0.01 \sum_{i=1}^n f_i \ln(M_i) \quad (1)$$

$$\sigma_g = \exp(b). \quad b = 0.01 \sum_{i=1}^n f_i \ln^2 M_i - a^2 \quad (2)$$

مطالعه از سازمان نقشه برداری کشور تهیه گردید. ارتفاع از سطح دریا و درجه شیب دو عامل مهم در منطقه مطالعاتی می باشند. همچنین، از تصاویر ماهواره ای سنجنده ETM⁺ ماهواره لندست ۷ استفاده شد. تصویر یاد شده از ۷ بانده (باند ۱ (باند آبی): ۰/۶۰-۰/۵۲ میکرون، باند ۲ (باند سبز): ۰/۶۰-۰/۵۲ میکرون، باند ۳ (باند قرمز): ۰/۶۳-۰/۶۹ میکرون، باند ۴ (باند مادون قرمز نزدیک): ۰/۷۶-۰/۹۰ میکرون، باند ۵ (باند مادون قرمز میانی): ۱/۵۵-۱/۷۵ میکرون، باند ۶ (باند مادون قرمز حرارتی): ۱۲/۵-۱۰/۴ میکرون و باند ۷ (باند مادون قرمز میانی): ۲/۰۸-۲/۳۵ میکرون) تشکیل شده اند (۳۰). پس از آماده سازی و رفع خطاها، شاخص گیاهی نرمال شده (نشان دهنده وضعیت پوشش گیاهی) نیز برای منطقه مورد مطالعه از رابطه زیر محاسبه گردید (۳۰):

$$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red} \quad (3)$$

کردن داده ها استفاده شد. همچنین، به دلیل این که خروجی توابع سیگموئیدی در شبکه عصبی مصنوعی بین صفر تا یک است؛ بنابراین داده های ورودی به این نوع شبکه نیز باید از طریق رابطه زیر بین یک تا صفر استاندارد شوند (۱۷، ۱۸).

$$x_n = 0.1 + 0.8 \left[\frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \right] \quad x_{min} < x < x_{max} \quad (4)$$

که در آن ها، f_i درصد جرمی ذراتی از خاک با میانگین قطر M_i و n تعداد گروه های ذرات خاک است. برای اندازه گیری نفوذ تجمعی و یا سرعت نفوذ آب به خاک در زمان های ۵، ۱۰، ۲۰، ۴۵، ۹۰، ۱۵۰، ۲۱۰ و ۲۷۰ دقیقه در شرایط مزرعه، از روش استوانه مضاعف استفاده گردید (۲۹). دستگاه استوانه مضاعف از دو استوانه به قطرهای ۳۰ و ۵۰ سانتی متر و ارتفاع ۳۰ سانتی متر تشکیل شده بود (۲۹).

متغیرهای زودیافت خاکی و کمکی: داده های زودیافت خاک (متغیرهای مستقل) مانند شن، سیلت، ماده آلی، کربنات کلسیم معادل، واکنش خاک، شوری و سدیمی بودن خاک بودند. افزون بر این، متغیرهای کمکی در این مطالعه شامل اطلاعات توپوگرافیکی و اطلاعات سنجنش از دور بودند. در ابتدا، مدل رقومی ارتفاع (DEM) (قدرت وضوح ۳۰ متر) منطقه مورد

که در آن، NIR باند مادون قرمز نزدیک و Red باند قرمز است.

پیش پردازش داده ها: برای بررسی توزیع و نرمال بودن داده ها از آماره کولموگروف-اسمیرنوف استفاده گردید. در صورت نرمال نبودن داده ها از روش های تبدیلی مناسب مانند لگاریتم و ریشه دوم برای نرمال

تجمعی آب به خاک به عنوان متغیر هدف و پارامترهای خاکی مانند اجزای بافت خاک (شن، سیلت و رس)، ماده آلی، کربنات کلسیم معادل، واکنش خاک، شوری خاک، درصد سدیم تبادلی خاک و میانگین هندسی قطر ذرات بود. روش حداقل مجموع مربعات خطا برای حصول معادله بهترین خط استفاده شد:

$$D = \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad (5)$$

شامل سه مرحله اصلی الف) پیش‌خور کردن ورودی، ب) محاسبه و پس‌انتشار خطای مربوطه و ج) تنظیم وزن‌ها است. تعداد نرون‌های لایه پنهان و نوع تابع آستانه در هر لایه با استفاده از یک آزمون سعی و خطا تعیین گردید.

مدل‌های مکانی: تغییرات مکانی یک متغیر ناحیه‌ای $(Z(x))$ را می‌توان از طریق رابطه ۶ نشان داد:

$$Z_i^* = \mu + \varepsilon(x_i) \quad (6)$$

رگرسیون و شبکه عصبی پهنه‌بندی می‌گردد. در ادامه، با ترکیب مقادیر برآوردهای رگرسیون یا شبکه عصبی مصنوعی با مقادیر پهنه‌بندی باقی‌مانده‌های هر یک از مدل‌ها، پارامتر موردنظر در نقاط مختلف برآورد شدند (۸).

ارزیابی مدل‌ها: کارایی مدل‌های مختلف در برآورد نفوذ آب به خاک با یک سری معیارهایی شامل ضریب تبیین (R^2)، میانگین خطا (ME) و میانگین ریشه مربعات خطا (RMSE) تعیین شد.

که در آن، X_n معرف داده‌های استاندارد شده، X معرف داده‌های مشاهده‌ای، X_{min} و X_{max} به ترتیب معرف داده‌های مشاهده‌ای حداقل و حداکثر است. این رابطه، داده‌ها را در بازه $[0/1]$ تبدیل می‌کند. سپس، داده‌ها به دو دسته آموزش (۸۰ درصد) و آزمون (۲۰ درصد) به صورت تصادفی تقسیم شدند. **مدلسازی داده‌ها با استفاده از روش‌های رگرسیون و شبکه عصبی مصنوعی:** در مطالعه حاضر، نفوذ

که در آن، Y_i و \hat{Y}_i به ترتیب مقادیر اندازه‌گیری و برآورد شده است. با توجه به تعداد زیاد متغیرهای مستقل، مؤثرترین متغیرهای مستقل با در نظر گرفتن هم‌راستایی چندگانه شناسایی شدند. سپس، از رویکرد مناسب در انتخاب مدل بهینه رگرسیون، شامل روش‌های رگرسیون گام به گام استفاده شد.

در مطالعه حاضر برای مدلسازی با استفاده از شبکه‌های پرسپترون چندلایه از یک شبکه سه لایه پیش‌خور استفاده شد. به طور کلی، الگوریتم پس‌انتشار

که در آن، μ مؤلفه ساختاری و $\varepsilon(x_i)$ عبارت از تغییرات مکانی تصادفی است (۸). همبستگی مکانی از نسبت بین اثر قطعه‌ای و حد آستانه به دست می‌آید (۸). در مطالعه حاضر از دو روش تلفیقی یعنی رگرسیون-کریجینگ و شبکه عصبی-کریجینگ استفاده گردید. سپس، بعد از اینکه بهترین مدل رگرسیونی و شبکه عصبی تعیین گردید (مدل رگرسیونی و شبکه عصبی بین متغیر هدف و متغیرهای ورودی برقرار می‌گردد (۸). سپس با استفاده از کریجینگ، باقی‌مانده‌های (خطاهای) مدل‌های

$$R^2 = \frac{[\sum_{i=1}^n (Z_i - \bar{Z}_i)(Z_i^* - \bar{Z}_i^*)]^2}{\sum_{i=1}^n (Z_i - \bar{Z}_i)^2 \sum_{i=1}^n (Z_i^* - \bar{Z}_i^*)^2} \quad (7)$$

$$ME = \left(\frac{1}{n}\right) \sum_{i=1}^n (Z_i^* - Z_i) \quad (8)$$

$$RMSE = \sqrt{\left(\frac{1}{n}\right) \sum_{i=1}^n (Z_i^* - Z_i)^2} \quad (9)$$

پیش‌بینی مکانی خاک (SSPFs)، اقدام به تلفیق اطلاعات حاصل از مدل رقومی ارتفاع و تصاویر ماهواره‌ای گردید. نتایج آزمون دوربین-واتسون به منظور بررسی استقلال باقی‌مانده‌ها و عامل تورم واریانس (VIF) برای بررسی وجود هم‌راستایی خطی در جدول ۲ آورده شده است. نتایج رگرسیونی خطی چندگانه در برآورد نفوذ تجمعی در زمان‌های مختلف در جدول ۲ نشان داد که نفوذ تجمعی آب به خاک در زمان‌های ۵ دقیقه (I_5) و ۱۵۰ دقیقه (I_{150}) کم‌برآوردی داشتند. نفوذ تجمعی در زمان‌های ۱۰، ۲۰، ۴۵، ۹۰، ۲۱۰ و ۲۷۰ دقیقه، بیش‌برآوردی از خود نشان دادند (جدول ۲). آماره $RMSE$ نشان داد که در زمان‌های مختلف در فاز آموزش بین ۱/۰۹ تا ۱۸/۰۳ و در فاز آزمون بین ۱/۰۶ تا ۱۷/۶۵ متغیر بود که نشان از دقت بالای مدل‌های رگرسیونی پی‌ریزی شده در برآورد نفوذ در زمان‌های مختلف بود. هم‌چنین، دقت مدل‌های رگرسیونی پی‌ریزی شده در برآورد نفوذ آب به خاک با آماره R^2 (جدول ۲) نشان داد که بیش‌ترین R^2 در فاز آموزش مدل‌ها برای مدل رگرسیونی برآورد نفوذ تجمعی آب به خاک در زمان ۱۰ دقیقه (I_{10}) (۰/۶۵۴) و در فاز آزمون نیز برای مدل رگرسیونی در زمان ۱۰ دقیقه (I_{10}) (۰/۶۵۱) و

که در آن، Z_i و Z_i^* به ترتیب نفوذ آب به خاک در زمان‌های مختلف به صورت واقعی و تخمین زده شده و n تعداد داده‌ها می‌باشد. هم‌چنین، \bar{Z}_i و \bar{Z}_i^* به ترتیب میانگین داده‌های اندازه‌گیری و برآورد شده است. تمامی تجزیه و تحلیل‌های مباحث مربوط به سنجش از دور، تکنیک‌های داده‌کاوی و مطالعات واریوگرافی و زمین‌آماري به ترتیب با استفاده از نرم‌افزارهای MATLAB v. 8.5.0.197613، ILWIS v. 3.3 و ArcGIS v. 10.3 انجام گردید.

نتایج و بحث

آمار توصیفی خصوصیات زود یافت در منطقه مورد مطالعه: توصیف آماری خصوصیات زود یافت خاک شامل اجزای بافت خاک (شن، سیلت و رس)، ماده آلی، کربنات کلسیم معادل، واکنش خاک، شوری خاک، درصد سدیم تبادلی خاک و میانگین هندسی قطر ذرات در جدول ۱ ارائه شده است. رده‌های خاک متداول در منطقه مورد مطالعه شامل انتی‌سول‌ها، اینسپتی‌سول‌ها و مولی‌سول‌ها می‌باشد (۳۱).
ارزیابی کارایی مدل‌های رگرسیون خطی چندگانه و شبکه عصبی مصنوعی در برآورد نفوذ تجمعی آب به خاک در زمان‌های مختلف: در پی‌ریزی توابع

کم‌ترین آماره R^2 در فاز آموزش و آزمون برای مدل رگرسیونی در زمان ۹۰ دقیقه به ترتیب ۰/۳۲۹ و ۰/۳۰۰ به دست آمد (جدول ۲). افزون بر این، شکل ۲ دقت برآورد مدل‌های رگرسیونی در برآورد نفوذ تجمع‌ی آب به خاک با استفاده از توابع پیش‌بینی مکانی خاک را نشان می‌دهد.

جدول ۱- توصیف آماری خصوصیات زودیافت خاک.

Table 1. Descriptive statistics of study soil.

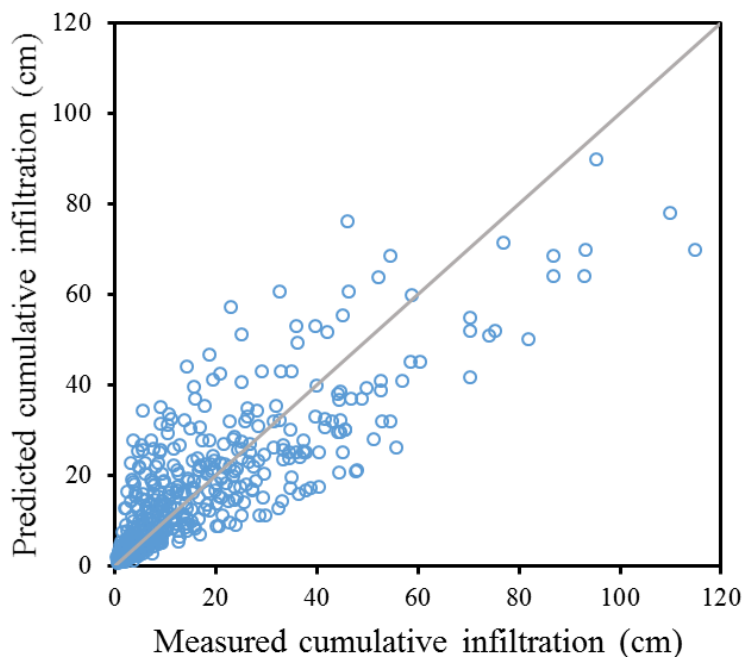
انحراف معیار Standard deviation	میانگین Mean	حداکثر Max	حداقل Min	خصوصیات زودیافت Soil easily-to-measure properties
6.95	43.4	62.8	30.1	شن (%) Sand (%)
3.99	31.3	40.0	20.0	سیلت (%) Silt (%)
4.98	25.4	38.9	16.3	رس (%) Clay (%)
0.019	0.057	0.097	0.026	میانگین هندسی قطر ذرات (میلی‌متر) Geometric mean (mm)
2.65	13.7	21.1	8.78	انحراف معیار هندسی قطر ذرات Geometric standard deviation (mm)
0.28	1.73	2.16	0.99	کربن آلی (%) Organic carbon (%)
11.25	41.9	66.5	11.50	کربنات کلسیم معادل (%) Calcium carbonate equivalent (%)
0.197	7.59	7.89	7.03	pH
2.21	2.14	12.69	0.04	شوری ($dS m^{-1}$) Salinity ($dS m^{-1}$)
14.27	13.44	67.88	1.05	درصد سدیم تبادلی (%) Exchangeable sodium percentage (%)

جدول ۲- مدل‌های رگرسیونی پی‌ریزی شده برای برآورد نفوذ تجمعی آب به خاک در زمان‌های مختلف.

Table 2. Developed regression models for predicting cumulative infiltration water to soil in different times.

مدل‌های رگرسیونی Regression models	آموزش Train			آزمون Test			D-W	Mean VIF
	ME	RMSE	R ²	ME	RMSE	R ²		
$I_5 = 1.458 + 0.009OC + 28.24Dg - 0.049ESP + 0.106EC - 0.075Slope$	-0.0014	1.09	0.488	-0.0021	1.06	0.496	1.81	2.23
$I_{10} = 2.027 + 0.079OC + 42.49Dg - 0.072ESP + 0.131EC - 0.084Slope$	0.2016	1.32	0.654	0.2012	1.26	0.651	1.90	2.92
$I_{20} = 2.729 + 0.317OC + 68.49Dg - 0.085ESP - 0.114Slope$	0.2001	2.42	0.456	0.1800	2.47	0.499	2.32	3.88
$I_{45} = -8.957 + 2.259OC + 0.393Sand - 0.129ESP + 0.003CCE - 0.14Slope$	0.1123	4.41	0.576	0.1201	3.98	0.547	1.99	3.00
$I_{90} = 25.389 + 4.029OC - 0.61Clay - 0.224ESP + 0.057CCE - 0.12Slope$	0.0030	9.00	0.329	0.0015	8.77	0.300	2.18	4.56
$I_{150} = -1.376 + 5.582OC + 349.97Dg - 0.317ESP - 0.254Slope$	-0.0594	10.11	0.449	-0.0543	10.06	0.478	1.72	3.22
$I_{210} = -25.834 + 17.481OC + 481.81Dg - 0.647Slope$	1.1876	14.66	0.531	1.3200	14.11	0.500	2.34	4.74
$I_{270} = -36.25 + 24.03OC + 590.67Dg - 0.739Slope$	0.6000	18.03	0.514	0.4775	17.65	0.533	2.01	4.18

$I_5, I_{10}, I_{20}, I_{45}, I_{90}, I_{150}, I_{210}, I_{270}$ نفوذ تجمعی آب به خاک در زمان‌های ۵، ۱۰، ۲۰، ۴۵، ۹۰، ۱۵۰، ۲۱۰ و ۲۷۰ دقیقه است. همچنین، OC: کربن آلی، ESP: درصد سدیم تبادلی، EC: هدایت الکتریکی، Dg: میانگین هندسی قطر ذرات، Slope: شیب، Sand: شن، Clay: رس و CCE: کربنات کلسیم معادل می‌باشد



شکل ۲- نفوذ تجمعی اندازه‌گیری شده در برابر برآورد شده با استفاده از مدل‌های رگرسیونی.

Figure 2. Measured versus predicted cumulative infiltration by using regression models.

آماره RMSE نیز برای مدل شبکه عصبی در دقیقه ۵ به دست آمد (جدول ۳). هم چنین، نتایج آماره R^2 در جدول ۳ نشان داد که بالاترین آماره R^2 در فاز آموزش و آزمون برای مدل شبکه عصبی پی ریزی شده برای برآورد نفوذ تجمعی آب به خاک در زمان دقیقه ۱۰ (I_{10}) به ترتیب ۰/۷۷۹ و ۰/۷۵۷ به دست آمد. از دیگر سو، کم ترین مقدار آماره فوق برای مدل شبکه عصبی در فاز آموزش و آزمون برای مدل شبکه عصبی در دقیقه ۹۰ (I_{90}) به ترتیب برابر ۰/۵۲۸ و ۰/۵۰۰ به دست آمد (جدول ۳). مقادیر برآورد شده و اندازه گیری شده نفوذ تجمعی آب به خاک در زمان های مختلف با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی پی ریزی شده در زمان های مختلف در اطراف خط ۱:۱ در شکل ۳ ارائه شده است.

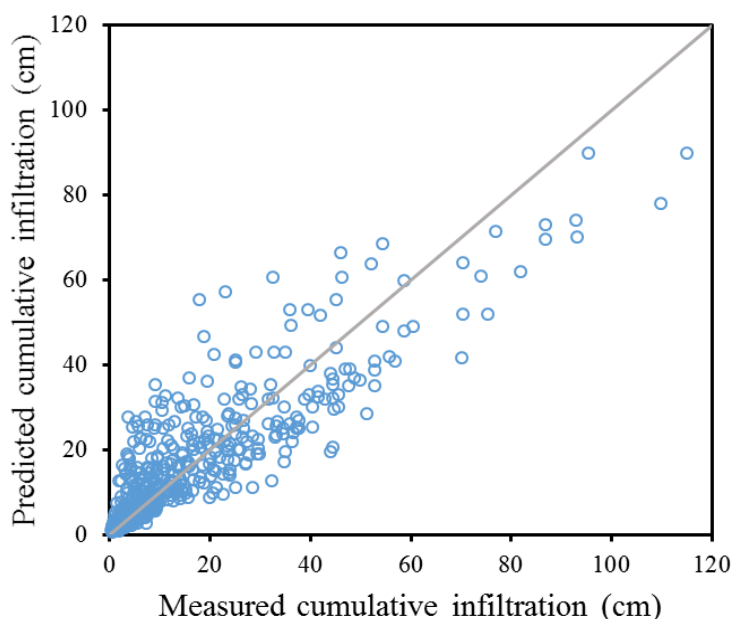
نتایج شبکه های عصبی مصنوعی پی ریزی شده برای برآورد نفوذ آب به خاک در جدول ۳ ارائه شده است. بهترین شبکه عصبی مصنوعی در پژوهش حاضر، شبکه ای بود که در آن ها در زمان های مختلف از ۳ تا ۵ لایه ورودی و از ۳ تا ۹ نرون در لایه پنهان استفاده شد (جدول ۳). در این شبکه ها توابع آستانه لایه پنهان و خروجی به ترتیب logsig و purelin بود (جدول ۳). همان طور که از جدول مزبور مشخص است میزان آماره ME در پژوهش حاضر در فاز آموزش بین ۰/۰۹۵- تا ۱/۰۹۴ و در فاز آزمون بین ۰/۱۲۳- تا ۱/۱۲۵ متغیر است. بیش ترین مقدار آماره RMSE در هر دو فاز آموزش و آزمون برای مدل شبکه عصبی پی ریزی شده در برآورد نفوذ آب به خاک در دقیقه ۲۷۰ به دست آمد. کم ترین مقدار

جدول ۳- شبکه های عصبی پی ریزی شده برای برآورد نفوذ تجمعی آب به خاک در زمان های مختلف.

Table 3. Developed neural networks for predicting cumulative infiltration water to soil in different times.

شبکه عصبی Neural networks			آموزش Train			آزمون Test		
معماری انتخابی Selected architecture	توابع آستانه Transfer functions	ME	RMSE	R^2	ME	RMSE	R^2	
I_5	5-4-1	logsig-purelin	0.112	0.922	0.645	0.113	0.902	0.665
I_{10}	5-5-1	logsig-purelin	0.201	1.289	0.779	0.189	1.220	0.757
I_{20}	4-6-1	logsig-purelin	0.277	2.005	0.669	0.267	2.089	0.658
I_{45}	5-6-1	logsig-purelin	0.436	3.132	0.654	0.435	3.121	0.688
I_{90}	5-3-1	logsig-purelin	-0.095	7.898	0.528	-0.123	8.001	0.500
I_{150}	4-9-1	logsig-purelin	0.098	9.201	0.580	0.187	9.121	0.578
I_{210}	3-5-1	logsig-purelin	0.959	12.111	0.721	1.022	11.665	0.760
I_{270}	3-4-1	logsig-purelin	1.094	16.000	0.599	1.125	16.040	0.629

I_5 , I_{10} , I_{20} , I_{45} , I_{90} , I_{150} , I_{210} و I_{270} نفوذ تجمعی آب به خاک در زمان های ۵، ۱۰، ۲۰، ۴۵، ۹۰، ۱۵۰، ۲۱۰ و ۲۷۰ دقیقه است



شکل ۳- نفوذ تجمعی اندازه‌گیری شده در برابر برآورد شده با استفاده از شبکه‌های عصبی.

Figure 3. Measured versus predicted cumulative infiltration by using neural networks.

برازش را به داده‌های نفوذ تجمعی آب به خاک در زمان‌های ۵، ۲۰، ۴۵، ۹۰ و ۱۵۰ دقیقه را داشت (جدول ۴). هم‌چنین، مقادیر دامنه تغییرات بین ۲۶/۳ تا ۸۸/۹ کیلومتر به دست آمد. نفوذ تجمعی آب به خاک برآورد شده در تمامی زمان‌ها از همبستگی مکانی متوسط (بین ۲۵ تا ۷۵ درصد) برخوردار است (جدول ۴).

ارزیابی کارایی روش‌های کریجینگ معمولی و روش‌های تلفیقی در نفوذ آب به خاک: در ابتدا جهت بررسی دقت مکانی نفوذ تجمعی آب به خاک در زمان‌های مختلف از روش کریجینگ معمولی استفاده گردید (جدول ۴). در این جدول، مدل گوسی بهترین برازش را به داده‌های نفوذ تجمعی آب به خاک در دقیقه‌های ۱۰، ۲۱۰ و ۲۷۰ داشت و مدل کروی بهترین

جدول ۴- پارامترهای تغییرنا نفوذ تجمعی آب به خاک در زمان‌های مختلف.

Table 4. Variography parameters cumulative infiltration water to soil in different times.

نفوذ Infiltration	مدل Model	دامنه (km) Range (km)	اثر قطعه‌ای Nugget effect	حد آستانه Sill	همبستگی مکانی (%) Spatial correlation
I ₅	Spherical	60.3	1.5	2.6	57.7
I ₁₀	Gaussian	26.3	3.6	5.8	62.5
I ₂₀	Spherical	27.4	9.3	13.7	67.9
I ₄₅	Spherical	49.6	31.3	59.2	52.9
I ₉₀	Spherical	87.6	89.9	191.4	46.9
I ₁₅₀	Spherical	71.6	258.7	721.9	35.8
I ₂₁₀	Gaussian	77.2	273.5	736.7	59.0
I ₂₇₀	Gaussian	88.9	398.2	1082.1	36.8

I₅، I₁₀، I₂₀، I₄₅، I₉₀، I₁₅₀، I₂₁₀ و I₂₇₀ نفوذ تجمعی آب به خاک در زمان‌های ۵، ۱۰، ۲۰، ۴۵، ۹۰، ۱۵۰، ۲۱۰ و ۲۷۰ دقیقه است

نتایج پهنه‌بندی تجمعی آب به خاک در زمان‌های مختلف برآورد شده از روش کریجینگ معمولی در جدول ۵ ارائه شده است. همان‌طور که نتایج جدول مزبور نشان داد پهنه‌بندی مکانی از طریق کریجینگ معمولی براساس آماره‌های R^2 و RMSE (به ترتیب با R^2 برابر با ۰/۴۱۰ و ۰/۶۴۴ و شاخص RMSE برابر با ۰/۹۸۵ و ۱۷/۹۹ در فاز آزمون) دقت پایینی داشت.

جدول ۵- ارزیابی پهنه‌بندی نفوذ تجمعی آب به خاک در زمان‌های مختلف با کریجینگ.

Table 5. Evaluating cumulative infiltration water to soil mapping in different time with Kriging.

مدل Model	روش میان‌یابی Interpolating method	آموزش Train			آزمون Test		
		ME	RMSE	R^2	ME	RMSE	R^2
I ₅	Ordinary Kriging	-0.0013	0.945	0.515	-0.0010	0.985	0.484
I ₁₀	Ordinary Kriging	0.1965	1.11	0.636	0.1866	1.21	0.644
I ₂₀	Ordinary Kriging	0.1998	2.00	0.487	0.2005	2.08	0.481
I ₄₅	Ordinary Kriging	0.0092	3.89	0.552	0.0121	3.93	0.543
I ₉₀	Ordinary Kriging	0.0000	7.88	0.411	0.0423	8.25	0.410
I ₁₅₀	Ordinary Kriging	0.0270	11.12	0.434	0.0883	12.19	0.421
I ₂₁₀	Ordinary Kriging	1.5476	14.13	0.538	1.2945	13.34	0.576
I ₂₇₀	Ordinary Kriging	0.9878	18.11	0.499	0.9989	17.99	0.490

I₅, I₁₀, I₂₀, I₄₅, I₉₀, I₁₅₀, I₂₁₀ و I₂₇₀ نفوذ تجمعی آب به خاک در زمان‌های ۵، ۱۰، ۲۰، ۴۵، ۹۰، ۱۵۰، ۲۱۰ و ۲۷۰ دقیقه است

خاک است. نتایج حاصل از عملیات پی‌ریزی مدل تلفیقی برای برآورد نفوذ آب به خاک در زمان‌های مختلف در جدول ۶ ارائه شده است. همان‌طور که از اطلاعات این جدول مشخص است مدل تلفیقی پی‌ریزی شده از دقت برآورد بسیار بالاتری نسبت به کریجینگ معمولی برخوردار است. هم‌چنین، شکل ۴ نقشه‌های نفوذ تجمعی آب به خاک را در زمان‌های مختلف به روش دقیق‌ترین روش برآورد در مطالعه حاضر یعنی شبکه عصبی-کریجینگ را در منطقه مورد مطالعه نشان می‌دهند.

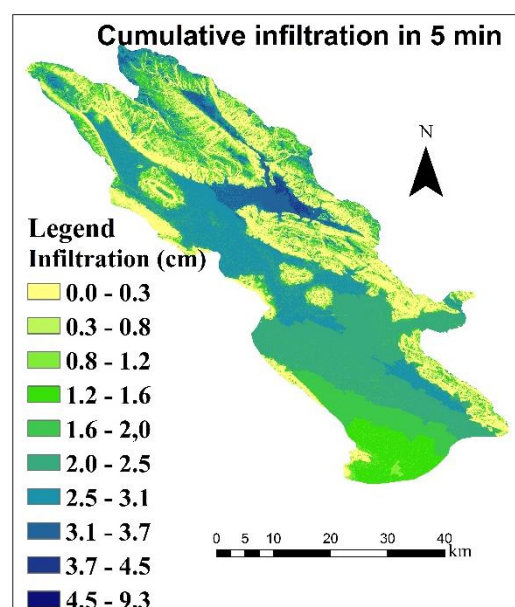
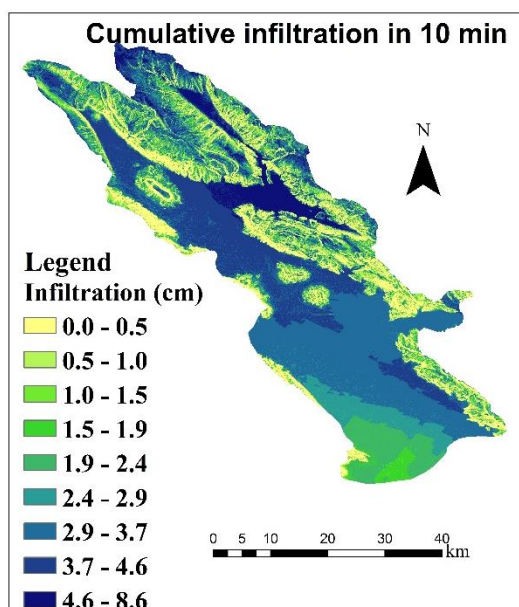
در روش مکانی تلفیقی ابتدا بهترین مدل آماری یعنی از بین مدل‌های رگرسیون و شبکه‌های عصبی مصنوعی انتخاب می‌شود. بر اساس نتایج حاصل از مقایسه کارایی مدل‌های رگرسیونی و شبکه عصبی مصنوعی از جدول‌های ۲ و ۳ مشخص می‌شود که مدل‌های شبکه عصبی پی‌ریزی شده به روش توابع پیش‌بینی مکانی خاک از دقت بسیار بالاتری نسبت به سایر مدل‌های پی‌ریزی شده برخوردار است. بنابراین، برای پی‌ریزی مدل‌های مکانی هیبرید مدل پایه شبکه عصبی پی‌ریزی شده با روش توابع پیش‌بینی مکانی

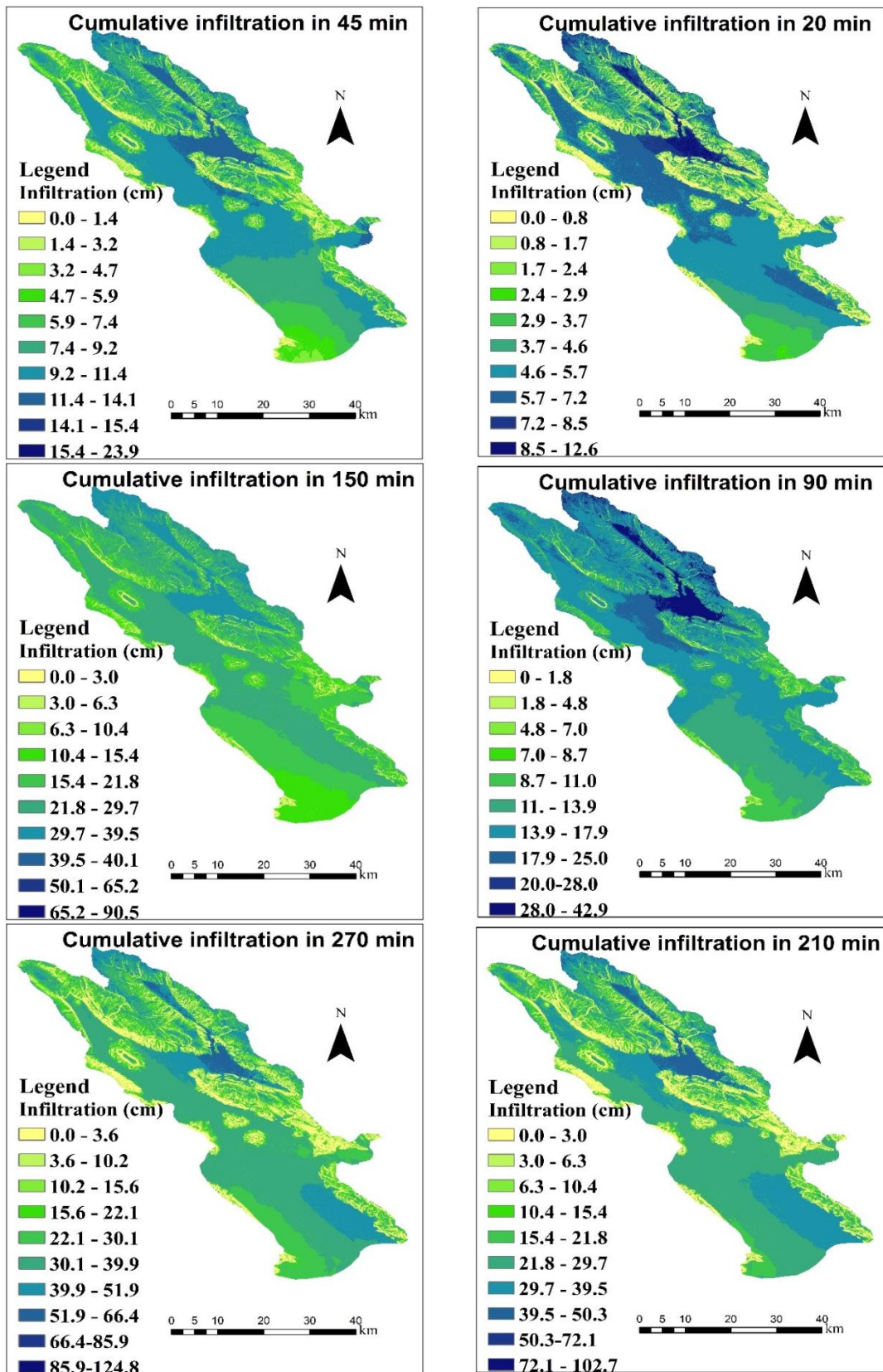
جدول ۶- ارزیابی پهنه‌بندی نفوذ تجمعی آب به خاک در زمان‌های مختلف با روش تلفیقی.

Table 6. Evaluating cumulative infiltration water to soil mapping in different times with Neural Network-Kriging.

مدل Model	روش میان‌یابی Interpolating method	آموزش Train			آزمون Test		
		ME	RMSE	R ²	ME	RMSE	R ²
I ₅	Neural network-Kriging	-0.0675	0.909	0.719	-0.0110	0.898	0.726
I ₁₀	Neural network-Kriging	0.2005	1.089	0.854	0.1800	1.09	0.884
I ₂₀	Neural network-Kriging	0.1679	1.99	0.666	0.1565	2.00	0.648
I ₄₅	Neural network-Kriging	0.0234	2.97	0.675	0.0987	2.93	0.659
I ₉₀	Neural network-Kriging	0.0120	6.59	0.604	0.5423	7.08	0.586
I ₁₅₀	Neural network-Kriging	0.2746	8.88	0.709	0.5463	8.01	0.743
I ₂₁₀	Neural network-Kriging	1.0073	10.56	0.804	1.8786	11.45	0.776
I ₂₇₀	Neural network-Kriging	1.7366	16.01	0.629	1.8487	16.98	0.581

I₅, I₁₀, I₂₀, I₄₅, I₉₀, I₁₅₀, I₂₁₀ و I₂₇₀ نفوذ تجمعی آب به خاک در زمان‌های ۵، ۱۰، ۲۰، ۴۵، ۹۰، ۱۵۰، ۲۱۰ و ۲۷۰ دقیقه است





شکل ۴- نقشه نفوذ تجمعی اندازه‌گیری شده در زمان‌های مختلف.

Figure 4. The maps of cumulative infiltration in different times.

هم‌چنین، قدرت مدل‌های مکانی در برآورد نفوذ تجمعی آب به خاک در زمان‌های مختلف بررسی شد. نتایج پژوهش حاضر نشان داد که روش‌های تلفیقی با ادغام روش‌های غیر مکانی و مکانی موجب برآورد بهتر نفوذ تجمعی آب به خاک شد. روش تلفیقی شبکه عصبی-کریجینگ در پژوهش حاضر، بالاترین دقت را در برآورد نفوذ تجمعی آب به خاک داشت. نتایج حاصل از این مطالعه با نتایج مطالعات بیشاپ و مک‌برتنی (۲۰۰۱)، تریفتالیس و همکاران (۲۰۰۱)، میانسنی و مک‌برتنی (۲۰۰۷)، الدیری و گارسیا (۲۰۱۰)، خلیل‌مقدم و قربانی (۱۳۹۱)، دای و همکاران (۲۰۱۴) و میرزائی و همکاران (۲۰۱۷) مطابقت داشت. نتایج مطالعات فوق بیانگر برتری مدل‌های تلفیقی بر دیگر مدل‌های مکانی مانند کریجینگ معمولی بود (۱۴، ۱۶، ۱۸، ۱۹، ۲۰، ۲۱، ۳۳).

شکل ۴ نقشه‌های نفوذ تجمعی آب به خاک را در زمان‌های مختلف به روش دقیق‌ترین روش برآورد در مطالعه حاضر یعنی شبکه عصبی-کریجینگ را در منطقه مورد مطالعه نشان می‌دهند. همان‌طور که شکل‌های مزبور نشان می‌دهند بیش‌ترین مقدار نفوذ آب به خاک بیش‌تر در مناطق کم‌شیب شمالی و شمال غرب دیده می‌شود. نقشه‌های نفوذ تجمعی آب به خاک در زمان‌های مختلف نشان می‌دهد که نفوذ تجمعی آب به خاک با افزایش شیب غالب منطقه مطالعاتی کاهش یافت. علت آن نیز مربوط به کمبود مواد آلی و فرسوده بودن خاک در سطوح شیب‌دار به دلیل افزایش سرعت و قدرت جریان‌های سطحی است که فرصتی برای نفوذ آب به خاک باقی نمی‌ماند. افزون بر این، دلیل بیش‌تر نفوذ آب به خاک در بخش‌های شمالی و مرکزی منطقه مطالعاتی مربوط به بالا بودن میزان ماده آلی خاک و میانگین هندسی قطر

توابع پیش‌بینی مکانی خاک پی‌ریزی شده به روش رگرسیون خطی چندگانه و شبکه‌های عصبی مصنوعی در جدول‌های ۲ و ۳ نشان می‌دهد که درجه شیب با ضریب منفی در برآورد نفوذ تجمعی آب به خاک ظاهر شده است. علت این امر، مربوط به تأثیر درجه شیب بر میزان متغیرهای رس و ماده آلی خاک و متعاقب آن، بر فرسایش خاک است که با افزایش درجه شیب، فرسایش خاک افزایش پیدا کرده و ذرات ریز رس و ماده آلی را با خود به زمین‌های با درجه شیب پایین‌تر منتقل می‌کند. بدین ترتیب با فرسایش خاک، توزیع رس و ماده آلی خاک به‌عنوان عوامل مؤثر در مقاومت خاک به فرسایش دچار تغییراتی می‌گردد. در شیب‌های تند به دلیل فرسوده بودن خاک، ماده آلی پایین، وجود خاک‌های کم عمق، عدم پوشش گیاهی مناسب و تخریب ساختمان خاک نفوذ آب به خاک نسبت به زمین‌های با شیب ملایم‌تر کم‌تر است. در پژوهش همبستگی معنی‌داری بین تصاویر ماهواره‌ای و نفوذ تجمعی آب به خاک یافت نشد. به دیگر سخن، توابع پیش‌بینی مکانی خاک به دلیل استفاده از متغیرهای محیطی (درجه شیب) نسبت به توابع انتقالی از دقت بیش‌تری در برآورد نفوذ آب به خاک در زمان‌های مختلف برخوردار است. نتایج پژوهش‌های خلیل‌مقدم و قربانی دشتکی (۱۳۹۱)، هوائی و همکاران (۲۰۱۵) و میرزائی و همکاران (۲۰۱۷) نیز نشان داد که استفاده از متغیرهای محیطی موجب افزایش دقت مدل‌های رگرسیونی در برآورد خصوصیات خاک می‌گردد (۲۰، ۳۲، ۳۳). یک عامل مهم و مؤثر در برتری کارایی شبکه عصبی مصنوعی بر مدل‌های رگرسیونی توابع انتقالی و توابع پیش‌بینی مکانی خاک مربوط به نوع رابطه موجود بین متغیرهای وابسته و مستقل است. به نظر می‌رسد برخی از متغیرهای مورد مطالعه دارای رفتار غیرخطی بوده که موجب برتری شبکه عصبی مصنوعی بر مدل‌های رگرسیونی چندمتغیره خطی شده است.

نتیجه‌گیری

پژوهش حاضر در دشت مرودشت استان فارس به‌منظور برآورد نفوذ آب به خاک در زمان‌های مختلف انجام شد. به‌منظور پی‌ریزی توابع پیش‌بینی مکانی خاک، متغیرهایی به‌عنوان ورودی (ویژگی‌های زودیافت خاکی و اطلاعات کمکی) به مدل‌های رگرسیونی و شبکه عصبی مصنوعی وارد شد که همبستگی معنی‌داری با نفوذ تجمعی آب به خاک در زمان‌های مختلف داشتند. نتایج حاصل از ارزیابی مدل‌های رگرسیونی و شبکه عصبی مصنوعی نشان داد که مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل‌های رگرسیونی در برآورد نفوذ تجمعی آب به خاک در زمان‌های مختلف برتری داشتند. یک عامل مهم و مؤثر در برتری کارایی شبکه عصبی مصنوعی بر مدل‌های رگرسیونی در توابع پیش‌بینی مکانی خاک مربوط به نوع رابطه موجود بین متغیرهای وابسته و مستقل است. علاوه بر این، نتایج بیانگر آن بود که تخمین‌گر تلفیقی (شبکه عصبی-کریجینگ) کارایی بیشتری در برآورد نفوذ تجمعی آب به خاک در زمان‌های مختلف نسبت به سایر تخمین‌گرها داشتند. با توجه به نتایج این پژوهش پیشنهاد می‌شود که مطالعه مشابه در مناطق با خصوصیات خاکی و توپوگرافی متفاوت انجام گیرد.

ذرات خاک در مناطق کم‌شیب است. کم بودن نفوذ تجمعی آب به خاک در بخش‌های جنوبی منطقه مطالعاتی نیز به‌دلیل ماده آلی و میانگین هندسی قطر ذرات خاک پایین در این قسمت از منطقه مطالعاتی است. این نوع خاک‌ها به‌دلیل چسبندگی کم و از نظر اندازه و ساختمان ناپایدار هستند. هم‌چنین، در این بخش از منطقه مطالعاتی درصد سدیم تبادلی خاک نسبت به سایر بخش‌های منطقه مطالعاتی بالا است که از مشخصه‌های این خاک‌ها نفوذپذیری پایین است. افزون بر این در بیشتر مدل‌های رگرسیونی درصد سدیم تبادلی خاک و میزان شوری خاک به ترتیب اثرات منفی و مثبت بر روی نفوذ تجمعی آب به خاک داشتند (جدول ۲). تغییر نفوذپذیری خاک‌ها در پاسخ به کاربرد سدیم بستگی به مقدار شوری خاک داشته به گونه‌ای که غلظت نمک بیش‌تر از ۱۰ میلی‌مول بر لیتر از اثرات مخرب سدیم تبادلی ($ESP \geq 20\%$) جلوگیری می‌کند (۳۴). در خاک‌های رسی، افزایش نسبت جذب سدیم از دو به چهار، به‌طور معنی‌داری زمان نفوذپذیری را افزایش و سرعت نفوذپذیری را کاهش داد و برای خاک‌های لومی نسبت جذب سدیم برابر شش سبب افزایش زمان نفوذپذیری و کاهش سرعت نفوذ شد (۳۵).

منابع

1. Shukla, M. K., Lal, R., & Unkefer, P. (2003). Experimental evaluation of infiltration models for different land use and soil management systems. *Soil Science*, 168 (3), 178-191.
2. Jenny, H. (1941). Factors of Soil Formation. A System of Quantitative Pedology. McGraw Hill, New York, 281p.
3. Minasny, B., Sulaeman, Y., & Mcbratney, A.B. (2011). Is soil carbon disappearing? The dynamics of soil organic carbon in Java. *Global Change Biology*, 17 (5), 1917-1924.
4. Guo, P. T., Wu, W., Sheng, Q. K., Li, M. F., Liu, H. B., & Wang, Z.Y. (2013). Prediction of soil organic matter using artificial neural network and topographic indicators in hilly areas. *Nutrient cycling in agroecosystems*, 95, 333-344.
5. Zolfaghari, Z., Mosaddeghi, M. R., & Ayoubi, S. (2015). ANN-based pedotransfer and soil spatial prediction functions for predicting Atterberg consistency limits and indices from easily available properties at the watershed scale in western Iran. *Soil Use and Management*, 31 (1), 142-154.

6. Shahriari, M., Delbari, M., Afrasiab, P., & Pahlavan-Rad, M. R. (2019). Predicting regional spatial distribution of soil texture in floodplains using remote sensing data: A case of southeastern Iran. *Catena*, 182, 104149.
7. Yao, X., Yu, K., Deng, Y., Liu, J., & Lai, Z. (2020). Spatial variability of soil organic carbon and total nitrogen in the hilly red soil region of Southern China. *Journal of Forestry Research*, 31 (6), 2385-2394.
8. Mirzaee, S., Ghorbani-Dashtaki, S., & Kerry, R. (2020). Comparison of a spatial, spatial and hybrid methods for predicting inter-rill and rill soil sensitivity to erosion at the field scale. *Catena*, 188, 104439.
9. Abbaspour, K. C., Schulin, R., van Genuchten, M. T., & Schläppi, E. (1998). An alternative to cokriging for situations with small sample sizes. *Mathematical geology*, 30, 259-274.
10. Mohammadi, J. (2006). Pedometric vol 2 (spatial statistics). *Tehran: Pelk*.
11. Wu, J., Norvell, W. A., Hopkins, D. G., Smith, D. B., Ulmer, M. G., & Welch, R. M. (2003). Improved prediction and mapping of soil copper by kriging with auxiliary data for cation-exchange capacity. *Soil Science Society of America Journal*, 67 (3), 919-927.
12. Wu, C., Wu, J., Luo, Y., Zhang, L., & DeGloria, S. D. (2009). Spatial prediction of soil organic matter content using cokriging with remotely sensed data. *Soil Science Society of America Journal*, 73 (4), 1202-1208.
13. Liao, K., Xu, S., Wu, J., & Zhu, Q. (2013). Spatial estimation of surface soil texture using remote sensing data. *Soil science and plant nutrition*, 59 (4), 488-500.
14. Triantafilis, J., Ward, W. T., & McBratney, A. B. (2001). Land suitability assessment in the Namoi Valley of Australia, using a continuous model. *Soil Research*, 39 (2), 273-289.
15. Knotters, M., Brus, D. J., & Voshaar, J. O. (1995). A comparison of kriging, co-kriging and kriging combined with regression for spatial interpolation of horizon depth with censored observations. *Geoderma*, 67 (3-4), 227-246.
16. Bishop, T. F. A., & McBratney, A. B. (2001). A comparison of prediction methods for the creation of field-extent soil property maps. *Geoderma*, 103 (1-2), 149-160.
17. Hengl, T., Heuvelink, G. B., & Stein, A. (2004). A generic framework for spatial prediction of soil variables based on regression-kriging. *Geoderma*, 120 (1-2), 75-93.
18. Minasny, B., & McBratney, A. B. (2007). Spatial prediction of soil properties using EBLUP with the Matérn covariance function. *Geoderma*, 140 (4), 324-336.
19. Eldeiry, A. A., & Garcia, L. A. (2010). Comparison of ordinary kriging, regression kriging, and cokriging techniques to estimate soil salinity using LANDSAT images. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 136 (6), 355-364.
20. Dashtaki, S. G., Baniani, S. D., Khodaverdiloo, H., Mohammadi, J., & Khalilmoghaddam, B. (2012). Estimation of saturated hydraulic conductivity and inverse of macroscopic capillary length using PTFs. *Journal of Science and Technology of Agriculture and Natural Resources*, 16 (60 (B)), 145-157.
21. Dai, F., Zhou, Q., Lv, Z., Wang, X., & Liu, G. (2014). Spatial prediction of soil organic matter content integrating artificial neural network and ordinary kriging in Tibetan Plateau. *Ecological Indicators*, 45, 184-194.
22. Piccini, C., Marchetti, A., & Francaviglia, R. (2014). Estimation of soil organic matter by geostatistical methods: Use of auxiliary information in agricultural and environmental assessment. *Ecological Indicators*, 36, 301-314.
23. Watt, M. S., & Palmer, D. J. (2012). Use of regression kriging to develop a carbon: nitrogen ratio surface for New Zealand. *Geoderma*. 183-184, 49-57.
24. Blake, G. R., & Hartge, K. H. (1986). Bulk density. P 363-375. *Methods of Soil Analysis: Part, 1* (10.2136).
25. Gee, G. W., & Bauder, J. W. (1986). Particle-size analysis. *Methods of soil analysis: Part 1 Physical and mineralogical methods*, 5, 383-411.

26. Nelson, D. A., & Sommers, L. (1983). Total carbon, organic carbon, and organic matter. *Methods of soil analysis: Part 2 chemical and microbiological properties*, 9, 539-579.
27. Walkley, A., & 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 Sci.* 79, 459-465.
28. Shirazi, M. A., & Boersma, L. (1984). A unifying quantitative analysis of soil texture. *Soil Science Society of America Journal*, 48 (1), 142-147.
29. US Department of Agriculture Natural Resources and Conservation Service (NRCS). (2005). National Engineering Handbook, Part 623, Surface Irrigation. National Technical Information Service, Washington, DC (Chapter 4).
30. Alavipanah, S.K. (2003). Application of Remote Sensing in the Earth Sciences (soil). Tehran university publication, Tehran, 478p.
31. Natural Resources Conservation Service, & Agriculture Department (Eds.). (2010). *Keys to soil taxonomy*. Government Printing Office.
32. Havaee, S., Mosaddeghi, M. R., & Ayoubi, S. (2015). In situ surface shear strength as affected by soil characteristics and land use in calcareous soils of central Iran. *Geoderma*. 237-238, 137-148.
33. Mirzaee, S., Ghorbani-Dashtaki, S., Mohammadi, J., Asadzadeh, F., & Kerry, R. (2017). Modeling WEPP erodibility parameters in calcareous soils in northwest Iran. *Ecological Indicators*, 74, 302-310.
34. Shainberg, I., Gal, M., Ferreira, A. G., & Goldstein, D. (1991). Effect of water quality and amendments on the hydraulic properties and erosion from several Mediterranean soils. *Soil Technology*, 4 (2), 135-146.
35. Suarez, D. L., Wood, J. D., & Lesch, S. M. (2006). Effect of SAR on water infiltration under a sequential rain-irrigation management system. *Agricultural Water Management*, 86 (1-2), 150-164.

