



پهنه‌بندی رقومی خاک‌های اراضی منطقه آمل به روش مدل رگرسیونی لجستیک (Logistic Regression)

سارا مرادی ثانی\*

دانش آموخته کارشناسی گروه علوم خاک دانشکده کشاورزی، دانشگاه ارومیه

چکیده

نقشه‌های خاک از منابع عمده اطلاعات برای مدیریت اراضی، منابع طبیعی و محیط زیست هستند. کلاس‌های خاک یکی از عوامل مهم تولید در اراضی شالیزاری منطقه آمل می‌باشد. پهنه‌بندی رقومی خاک می‌تواند جهت تهیه نقشه تغییرات خصوصیات خاک مانند کلاس‌های خاک بکار رود. هدف از این تحقیق، پهنه‌بندی رقومی خاک‌های شالیزاری منطقه آمل با استفاده از مدل رگرسیونی لجستیک (LR) می‌باشد. در این تحقیق از داده‌های بانک خاک شامل خصوصیات فیزیکی شیمیایی و رده‌بندی ۱۱۸ پروفیل حفر شده به روش تصادفی استفاده شد. پارامترهای کمکی مورد استفاده برای این تحقیق، شامل داده‌های ماهواره لندست ۸، نقشه DEM و پارامترهای استخراج شده زمینی از منطقه بوده‌اند. بدین منظور، در ابتدا داده‌های میدانی و محیطی در محیط نرم‌افزار QGIS ترکیب شدند و پس از تقسیم‌بندی داده‌ها به دو بخش آموزش (۷۰٪) و آزمون (۳۰٪)، مدل‌سازی آنها در محیط نرم‌افزار Orange انجام شد. ارزیابی مدل بر اساس پارامترهای ضریب کاپا و صحت کلی صورت گرفت که در هر دو بخش آموزش و آزمون به ترتیب مقادیر ضریب کاپا ۰.۵۹، ۰.۳۳ و صحت کلی ۷۳٪ و ۴۳٪ بدست آمد. این مقادیر از دامنه مورد نظر ارزیابی پارامترها بیشتر بوده که نشان از عملکرد مناسب این مدل برای پهنه‌بندی رقومی خاک‌ها می‌باشد. پیشنهاد می‌شود در مطالعات آتی برای رقومی کردن منطقه با تعداد نمونه‌های بیشتر، از مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده شود.

**کلمات کلیدی:** پهنه‌بندی رقومی، خاک‌های شالیزاری آمل، مدل رگرسیون لجستیک

مقدمه

پیشرفت‌های اخیر در زمینه سنجش از دور و سیستم‌های اطلاعات جغرافیایی روش‌هایی را برای تهیه نقشه کلاس‌های خاک بدون نیاز به نمونه‌برداری‌های زمینی متداول و تفسیر عکس‌های هوایی فراهم آورده است. یکی از متداول‌ترین متدهای مورد استفاده، مدل‌سازی پیش‌بینی کلاس‌های خاک می‌باشد که می‌تواند به عنوان پیش‌بینی کننده پراکنش مکانی کلاس‌های خاک در سطح منظر زمین و بر اساس رابطه بین پراکنش مکانی ویژگی‌های خاک و متغیرهای محیطی تعریف شود (جوسان و همکاران، ۲۰۰۰). یکی از مهمترین فاکتورهای پیش‌نیاز تشکیل کلاس خاک و گسترش آن شکل ظاهری پستی و بلندی است که بطور موازی با اقلیم، زمین‌شناسی، خاک و دیرینه‌شناسی عمل می‌کند (فلورنسکی، ۱۹۹۶). سه متغیر شیب، جهت و ارتفاع مهمترین متغیرهای توپوگرافی هستند که بطور متداول در اندازه‌گیری‌ها و تهیه نقشه‌های خاک مورد استفاده قرار می‌گیرند (لیپریور و همکاران، ۱۹۸۸). ارتفاع زون‌های ارتفاعی خاک و گیاهان را تعیین می‌کند. شیب سرعت و جهت مسیر جریان‌ها را مشخص می‌کنند، تابش خورشید، شدت تبخیر، میزان ذوب یا نگهداری برف و برخی خصوصیات خاک را تعیین می‌کند. شیب، جهت و ارتفاع در بسیاری از موارد تعیین کننده میکروکلیم هستند (جیجر، ۱۹۶۶). متغیرهای توپوگرافی بطور مستقیم با جریان‌های هیدرولوژیکی، تابش خورشیدی، توسعه خاک، قابلیت تولید و گیاهان ارتباط دارند و می‌توانند برای پیش‌بینی پوشش گیاهی مورد استفاده قرار گیرند (آلبانی و همکاران، ۲۰۰۴). پارامترهای مشتق شده از مدل رقومی زمین<sup>۱</sup> در بسیاری از مطالعات مربوط به طبقه‌بندی خصوصیات و برای پیش‌بینی خاک، پوشش گیاهی، و پراکنش گونه‌ها در مقیاس‌های متفاوت مورد استفاده قرار گرفته است (ویلسون و همکاران، ۲۰۰۷؛ اشمیدت و همکاران، ۲۰۰۴، کانتون و همکاران، ۲۰۰۴). فرانکلین و همکاران (۲۰۰۰) نشان دادند که پراکنش گونه‌های گیاهی در تیپ‌های نیمه مدیترانه‌ای جنوب کالیفرنیا وابسته به توازن رطوبت خاک دارد و این فاکتور متعاقباً بوسیله شاخصهای توپوگرافی مشتق شده از DEM نظیر شیب، جهت، انحنای زمین، ارتفاع، و سایر خصوصیات پیچیده توپوگرافیکی نظیر تابش خورشید و رطوبت خاک کنترل می‌گردد، در این تحقیق رابطه بین خصوصیات اکولوژیکی و خصوصیات زمین بوسیله مدل‌های خطی تعمیم یافته<sup>۲</sup> بررسی گردید. امروزه به موازات مدل‌های متداول قبلی، روش‌های جدیدتری تحت عنوان مدل درخت تصمیم جهت پیش‌بینی ابداع شده است. با عنایت به این

\*Engineer\_sarah\_65@yahoo.com

<sup>۱</sup>. Digital Terrain Model (DTM)

<sup>۲</sup>. Generalized linear model (GLM)



که مدل از دو ویژگی اساسی یادگیری یا نگاشت‌پذیری بر اساس ارائه داده‌های تجربی (قدرت و توانایی تعمیم‌پذیری) و ساختارپذیری موازی برخوردار می‌باشند این شبکه‌ها برای مسائل کنترل، علی‌الخصوص سیستم‌های پیچیده که مدل‌سازی این سیستم‌ها یا میسر نیست و یا به سختی انجام می‌پذیرد بسیار مناسب هستند (منهاج، ۱۳۸۱). مدل رگرسیونی بر اساس تشخیص الگو<sup>۳</sup> قادر به مدل‌سازی فرایندهای غیرخطی می‌باشند (میلیس و همکاران، ۲۰۰۵). در این راستا مطالعات متعددی نیز در زمینه استفاده از این مدل در پیش‌بینی متغیرهای مختلف جنگل صورت گرفته است. از جمله هیلبرت و استوندوف (۲۰۰۱) از مدل رگرسیونی چندجمله‌ای پیش‌خور<sup>۴</sup> و GIS برای ارزیابی پتانسیل اثرات تغییرات آب و هوایی بر یک لنداسکیپ پیچیده جنگلهای گرمسیری شمال شرقی کوپزلند استفاده کردند. ورودی‌های مدل شامل، متغیرهای اقلیم، کلاسه مواد مادری خاک و متغیرهای زمین بود. مدل بدست آمده موفقیت بالایی در تشخیص کلاسه‌های جنگل با ۷۵٪ صحت پیش‌بینی داشت. اینگرام و همکاران (۲۰۰۵) نیز از داده‌های سنجش از دور برای پیش‌بینی سطح مقطع و تراکم تنه در جنگل‌های گرمسیری جنوب ماداگاسکار استفاده کردند. آنها ارتباط سطح مقطع را با شاخص NDVI<sup>۵</sup> و تابش اندازه‌گیری شده در باند ۳، ۴، ۵ و ۷ سنجنده ETM<sup>۶</sup> را با استفاده از MLR بررسی کردند. نتایج این تحقیق نشان داد که رابطه قوی و معنی‌دار ( $r = -0.69$ ) بین اندازه‌گیری‌های واقعی و پیش‌بینی شده وجود دارد. کاستانوس و همکاران (۲۰۰۷) از تابع شعاعی RBF<sup>۷</sup> به منظور پیش‌بینی حجم چوب جنگل استفاده کردند. این متد گونه‌های درختی را با استفاده از متغیرهای مختلف طبقه‌بندی و سپس حجم چوب را برای گونه‌های مختلف محاسبه کرد نتایج، گسترش استفاده از مدل‌های پیش‌بینی آماری کلاسیک را برای اندازه‌گیری جنگل پیشنهاد کرد. پیش‌بینی مکانی و تهیه نقشه کلاس‌های خاک مانند تعداد کلاس‌ها، قطر، غنا و تنوع برای مدیران کارشناس خاکشناسی به منظور ارزیابی و برنامه‌ریزی عملکرد آینده منابع خاک اهمیت زیادی دارد (شتایی و ایوبی، ۲۰۰۶). نظارت بر پوشش زمین در مناطق وسیع نیازمند حجم زیادی از داده‌ها می‌باشد از طرفی اندازه‌گیری صحرائی فرایندهای فیزیکی و بیولوژیکی بطور پیوسته مشکل می‌باشد. هدف این مطالعه استفاده از رگرسیون چند جمله‌ای (MLR) به عنوان ابزاری جهت پیش‌بینی مکانی تعداد کلاس‌های خاک با استفاده از اطلاعات استخراج شده از فاکتورهای توپوگرافیکی می‌باشد.

## مواد و روش‌ها:

### ۱-۲- موقعیت منطقه:

منطقه مورد تحقیق، خاک‌های شالیزار شهرستان آمل با وسعت ۳۲۱۱ کیلومترمربع و با مختصات طول جغرافیایی شرقی ۱۵' ۵۲° تا ۳۰' ۵۲° و عرض جغرافیایی شمالی ۳۰' ۲۲' ۳۰" تا ۳۰' ۳۰' ۰۰" می‌باشد. میانگین تبخیر و تعرق، دما و بارندگی سالیانه این شهرستان به ترتیب ۸۳/۴۳ میلی‌متر، ۲۱/۱ سانتی‌گراد و ۹۳۶/۵ میلی‌متر بوده و دارای رژیم حرارتی و رطوبتی ترمیک و یودیک می‌باشد.

### ۲-۲- استخراج داده‌های میدانی خاکی:

داده‌های موجود در این پایگاه، اطلاعات ۱۱۸ پروفیل خاک از قبیل خصوصیات فیزیکی (عمق لایه‌ها، رنگ، بافت، ساختمان، فشردگی، سنگریزه، جرم مخصوص ظاهری، تجمع برخی پدیده‌های پدوژنیکی یا ژئولوژیک نظیر آهک، گچ و ... و همچنین خصوصیات بیرونی مانند شیب، ناهمواری‌های کوچک، آبگیری، سیل‌گیری، فرسایش و نوع استفاده) و شیمیایی (pH گل اشباع، هدایت الکتریکی در عصاره گل اشباع، مقدار آهک، کربن آلی، ازت کل، فسفر قابل جذب، پتاسیم قابل جذب، کاتیون‌های محلول بازی، کلر محلول، غلظت کربنات و بی‌کربنات محلول خاک، گنجایش تبادل کاتیونی و درصد گچ) خاک می‌باشند. خاک‌های این پایگاه در سیستم رده‌بندی جدید آمریکایی (U.S.D.A. (Keys to Soil Taxonomy, 2014 تا حد گروه بزرگ رده‌بندی شده‌اند.

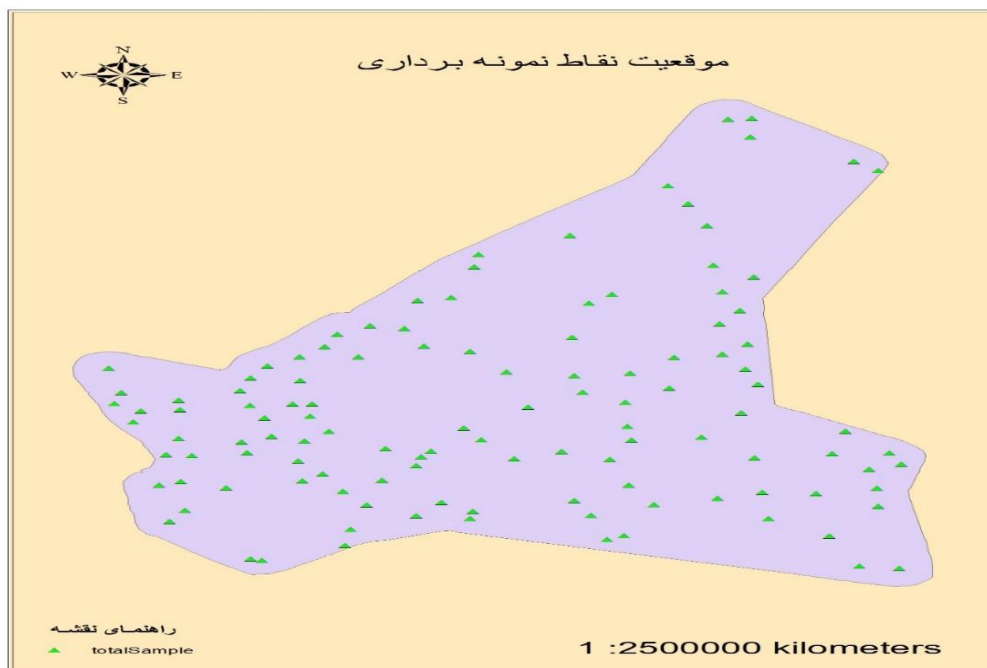
<sup>3</sup>. Pattern recognition

<sup>4</sup>. feedforward

<sup>5</sup>. Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)

<sup>6</sup>. Landsat Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+)

<sup>7</sup>. Radial Basis Function



شکل ۱: محدوده نقاط نمونه برداری شده

### استخراج پارامترهای زمین نما

در پژوهش حاضر مدل رقومی سازمان نقشه برداری کشور، با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر، به کار رفت که بعد از آماده کردن مدل ارتفاعی رقومی از آن برای استخراج اطلاعات کمکی یا تصاویر تخمین زنده متغیرهای ژنتیکی خاک استفاده شد و پارامترهای زمین نما- از قبیل شیب<sup>۸</sup>، ارتفاع<sup>۹</sup>، ارتفاع بالای شبکه زهکشی<sup>۱۰</sup>، عمق دره<sup>۱۱</sup>، شاخص خیزی<sup>۱۲</sup>، شاخص همواری دره با درجه تفکیک بالا<sup>۱۳</sup> و شیب حوضه<sup>۱۴</sup>، حوضه<sup>۱۵</sup>، جهت شیب<sup>۱۶</sup>، انحناء طولی<sup>۱۷</sup>، شاخص همگرایی<sup>۱۸</sup>، تجمع جریان<sup>۱۹</sup>، در محیط سامانه جغرافیایی ساگا<sup>۲۰</sup> (Böhner, McCloy, and Strobl 2006) روش استخراج تمام پارامترهای ذکر شده در روش ارائه شده توسط هنگیل (Hengl 2003) برآورد و محاسبه شده اند. پارامترهای استخراج شده از نرم افزار ساگا به عنوان داده های محیطی یا کمکی مورد استفاده قرار گرفته است.

- 
- ۸. slope
  - ۹. Elevation
  - ۱۰. Altitude above channel network
  - ۱۱. Valley depth
  - ۱۲. Wetness Index
  - ۱۳. Multiresolution index of Valley Bottom Flatness
  - ۱۴. Catchment slope
  - ۱۵. aspect
  - ۱۶. Longitudinal Curvature
  - ۱۷. Convergence Index
  - ۱۸. Flow Accumulation
  - ۱۹. SAGA

## مدل سازی خاک

**مدل رگرسیون لجستیک (Logistic regression)** یک مدل آماری رگرسیون برای متغیرهای وابسته دوسویی مانند بیماری یا سلامت، مرگ یا زندگی است. این مدل را می‌توان به عنوان مدل خطی تعمیم‌یافته‌ای که از تابع لجستیک به عنوان تابع پیوند استفاده می‌کند و خطایش از توزیع چندجمله‌ای پیروی می‌کند، به حساب آورد. منظور از دو سویی بودن، رخ داد یک واقعه تصادفی در دو موقعیت ممکنه است. به عنوان مثال خرید یا عدم خرید، ثبت نام یا عدم ثبت نام، ورشکسته شدن یا ورشکسته نشدن و ... متغیرهایی هستند که فقط دارای دو موقعیت هستند و مجموع احتمال هر یک آن‌ها در نهایت یک خواهد شد. کاربرد این روش عمدتاً در ابتدای ظهور در مورد کاربردهای پزشکی برای احتمال وقوع یک بیماری مورد استفاده قرار می‌گرفت. لیکن امروزه در تمام زمینه‌های علمی کاربرد وسیعی یافته‌است. به عنوان مثال مدیر سازمانی می‌خواهد بداند در مشارکت یا عدم مشارکت کارمندان کدام متغیرها نقش پیش‌بینی دارند؟ مدیر تبلیغاتی می‌خواهد بداند در خرید یا عدم خرید یک محصول یا برند چه متغیرهایی مهم هستند؟ یک مرکز تحقیقات پزشکی می‌خواهد بداند در مبتلا شدن به بیماری عروق کرونری قلب چه متغیرهایی نقش پیش‌بینی‌کننده دارند؟ تا با اطلاع‌رسانی از احتمال وقوع کاسته شود.

### پهنه‌بندی رقومی و ارزیابی نقشه‌های خام:

به منظور بررسی ارزیابی مدل مورد استفاده در برآورد متغیرهای وابسته از پارامترهایی که برای ارزیابی وجود دارند استفاده می‌شود. همچنین برای بررسی دقت مدل، با هدف پیش‌بینی کلاس خاک، مدل بطور تصادفی به دو بخش آموزش (۷۰ درصد از داده‌های نمونه‌برداری شده) و آزمون (۳۰ درصد از داده‌های نمونه‌برداری شده) تقسیم و در نهایت برای ارزیابی از نرم افزار مربوطه استفاده شد.

### خلاصه ای از مراحل مواد و روش کار:



## نتایج و بحث:

### ۳-۱- نتایج آنالیز آماری داده‌ها:

با توجه به شرایط فیزیکی و شیمیایی خاک‌های منطقه، آنها را می‌توان در سه کلاس (رده-زیررده-گروه بزرگ) که خود شامل چهار رده، هشت زیررده و یازده گروه بزرگ هستند تقسیم‌بندی نمود. در جدول (۱) شرح کاملی از موارد ذکر شده قابل مشاهده می‌باشد. نتایج حاصل از استفاده داده‌ها به منظور رده‌بندی، نشان از بیشترین فراوانی کلاس گروه بزرگ کد ۳۱۲ (Epiaquepts) می‌باشد (شکل ۶). نتایج نشان داد که مدل‌های مورد نظرمی‌توانند ۷۳ درصد از تغییرات تعداد کلاس‌های خاک را با استفاده از متغیرهای کمکی پیش‌بینی نمایند که این میزان درصد نشان از دقت بالای این مدل که بر اساس تعریف مارچیتی می‌باشد. مدیریت صحیح خاک نیاز به درک ارتباط خاک با عوامل محیطی دارد. این ارتباط به حدی است که عوامل محیطی در بسیاری از موارد تعیین‌کننده خصوصیات کلاس‌های می‌باشند. این تحقیق نشان



## شانزدهمین کنگره علوم خاک ایران



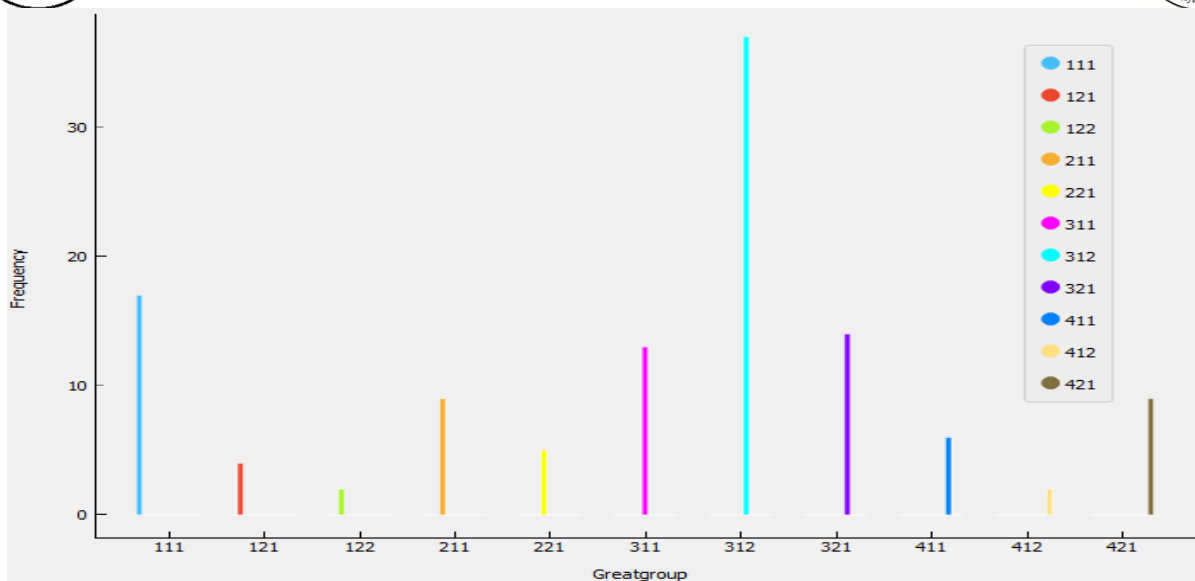
دانشگاه زنجان، ۵ تا ۷ شهریور ۱۳۹۸

داد که که استفاده از مدل رگرسیونی چندجمله‌ای ابزار موثری برای پیش‌بینی کلاس‌های خاک با استفاده از متغیرهای کمکی است. که در مقایسه با مدل های دیگر (شبکه عصبی مصنوعی و...) توانسته تعداد کلاسهای بیشتری را پیش‌بینی کند که نشان از توانایی این مدل بوده است.

جدول ۱: راهنمای کدهای گروه بزرگ

نام گروه بزرگ	کد گروه بزرگ
Epiaqualfs	۱۱۱
Epiaquepts	۱۲۱
Paleudalfs	۱۲۲
Epiaquents	۲۱۱
Eutrudepts	۲۲۱
Endoaquepts	۳۱۱
Epiaquepts	۳۱۲
Eutrudepts	۳۲۱
Hapludalfs	۴۱۱
Epiaquolls	۴۱۲
Argiudolls	۴۲۱

شکل ۶: نمودار توزیع فراوانی گروه‌های بزرگ



### ارزیابی

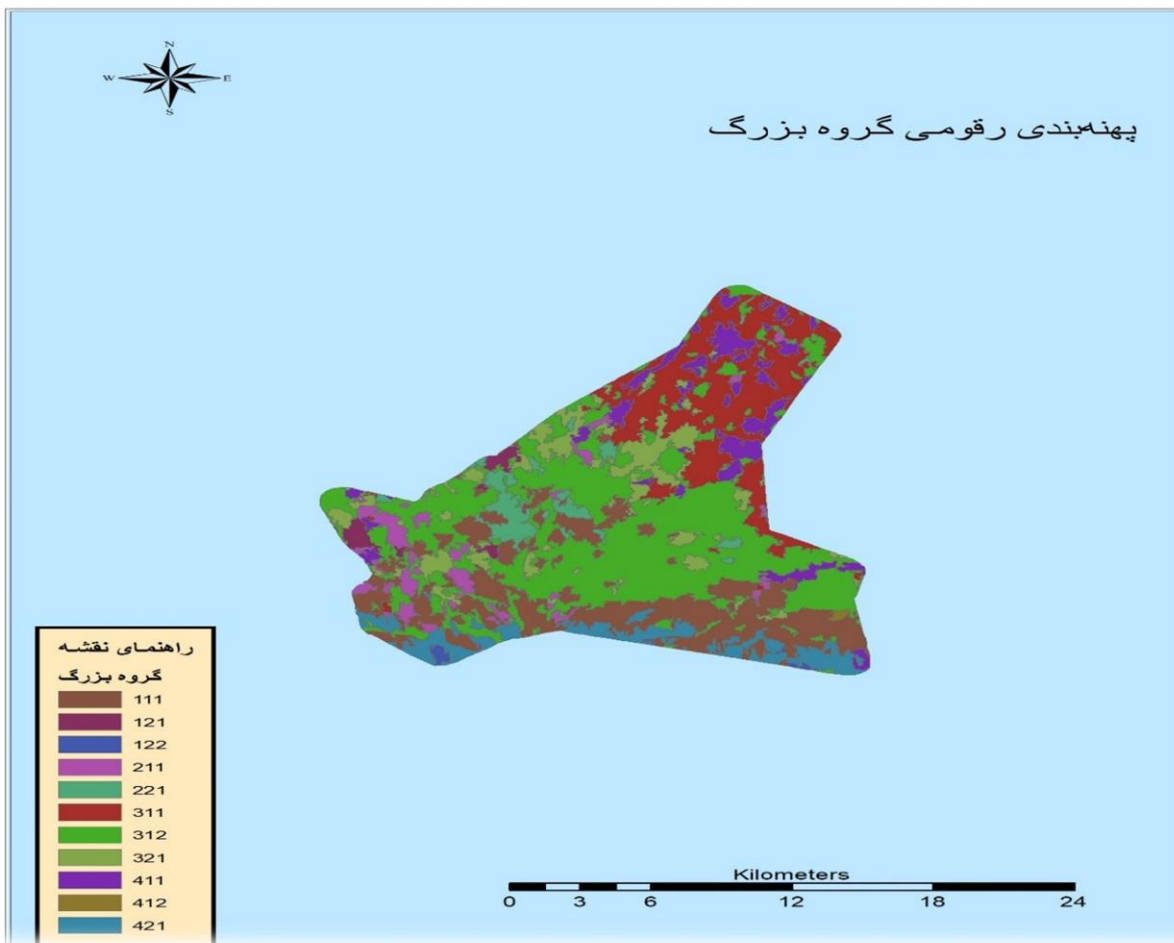
پارامترهای زیادی در نتایج و ارزیابی مدل دخیل می‌باشند که یکی از آنها، داده‌های محیطی و پارامترهای حاصل از داده‌های میدانی بوده که با ایجاد ضریب همبستگی در بین آن‌ها می‌توان ورودی‌های (داده‌های کمکی قبل و بعد از پیش‌بینی کلاس‌ها) را که در مقدار دقت و صحت مدل تاثیر بسزایی دارند، انتخاب نمود (Trevor, Robert, and JH 2009). بنابراین با استفاده از نتایج سعی و خطا ضریب همبستگی، ارزیابی و پیش‌بینی کلاس‌ها بر اساس ورودی‌های چهارده پارامتر محیطی انجام شد. به منظور ارزیابی و عملکرد دقت مدل در پیش‌بینی کلاس‌های خاک از یک سری معیارهای از قبیل ضریب کاپا<sup>۲۰</sup>، صحت کلی<sup>۲۱</sup>، دقت کاربر<sup>۲۲</sup> و دقت تهیه‌کننده<sup>۲۳</sup> استفاده می‌شود. نتایج حاصل از آموزش داده‌ها

ضریب کاپا (kappa)	صحت کلی (OA)	دقت کاربر (UA)	دقت تهیه‌کننده (PA)
۰/۵۹	٪۷۳	٪۶۸	٪۵۸

جدول ۳: نتایج حاصل از آزمون داده‌ها

ضریب کاپا (kappa)	صحت کلی (OA)	دقت کاربر (UA)	دقت تهیه‌کننده (PA)
۰/۳۳	۴۳٪	٪۲۶	٪۲۹

- ۲۰. Kappa index of agreement
- ۲۱. Overall map accuracy
- ۲۲. User's accuracy
- ۲۳. Producer's accuracy



نقشه نهایی پهنه‌بندی رو قومی خاک مدل رگرسیون لجستیک

### نتیجه‌گیری

توسعه مدل‌های پیش‌بینی مکانی به منظور پیش‌بینی کلاس‌های خاک در مکان‌هایی که اطلاعات آنها در دسترس نیست بسیار ارزشمند می‌باشد. مدل رگرسیون چندجمله‌ای نظارت شده که بوسیله الگوریتم انتشار به عقب آموزش دیده شده‌اند برای پیش‌بینی تعداد کلاس‌های خاک با استفاده از متغیرهای محیطی ورودی که شامل برخی از خصوصیات اولیه و ثانویه توپوگرافی هستند مورد بررسی قرار گرفتند. مدل رگرسیون چندجمله‌ای با موفقیت رابطه بین داده‌های ورودی و خروجی را یاد گرفت. با دسترس بودن لایه‌های اطلاعاتی فوق می‌توان نقشه‌های رقومی خاک منطقه را با توجه به هدف نقشه‌برداری و نرم‌افزارهای مختلف تصمیم‌گیری، تهیه کرد که از اهداف بعدی این تحقیق است. البته شایان ذکر است تنها در صورتی این لایه‌ها می‌توانند در مدل‌های پیش‌بینی کننده نقشه خاک، به خوبی عمل نمایند که عوامل مؤثر بر روی تمایز خاک‌ها به خوبی در نظر گرفته شوند.

### منابع

1. Albani, M., B. Klinkenberg, D. W. Anderson and J. P. Kimmins. 2004. The choice of window size in approximating topographic surfaces from Digital Elevation Models. International Journal of Geographical Information Science. 17:577-593





2. Canton, Y, Barrio, G.D, Benet, A.S, La'zaro, R. 2004. Topographic controls on the spatial distribution of ground cover in the Tabernas badlands of SE Spain. *Catena* 55:341–365
3. Castellanos, A, Blanco, A.M, Palencia, V. 2007. Applications of Radial Basis Neural Networks for FOR area forest. *International Journal "Information Theories & Applications"* 14: 218-222
- A. Chayjan, R., Montazer, G.A., T.Hashjin, T., Khoshtaghaza, M.H., and Ghobadian, B. 2007. Prediction of Pistachio Thermal Conductivity Using Artificial Neural Network Approach. *International Journal of Agriculture & Biology*. Vol. 9, No. 6:816-820
4. Chegini, G.R., Khazaei, j., Ghobadian, B, Goudarzi, A.M. 2008. Prediction of process and product parameters in an orange juice spray dryer using artificial neural networks. *Journal of Food Engineering* 84 :534–543
5. Florinsky, I.V. 2005a. Artificial Lineaments in Digital Terrain Modeling: Can Operators of Topographic Variables Cause Them?. *Mathematical Geology*.37,4: 357-372
6. Florinsky, I.V., Kuryakova, G.A. 1966. Influence of topography on some vegetation cover propertice. *Elsiviar Science*.27: 123-141
7. Franklin, J., P. McCullough, and C. Gray. 2000, Terrain variables used for predictive mapping of vegetation communities in Southern California, in *Terrain Analysis: Principles and Applications*, J. P. Wilson and J. C. Gallant (eds.), John Wiley & Sons, New York, 331-353 (refereed).
8. Giger, R., 1966. *The Climate near the Ground*. Translated by Scripta from the 4th German ed.,2d print. Harvard University Press, Cambridge, MA, 611 PP
9. Guisan, A., Theurillat, J., 2000. Equilibrium modeling of alpine plant distribution: how far can we go? *Phytocoenologia* 30, 353\_ 384.
10. Hilbert, D.W, Ostendorf, B. 2001. The utility of artificial neural networks for modelling the distribution of vegetation in past, present and future climates. *Ecological Modelling* 146::311–327
11. Ingram, J.C., Dawson, T.P, Whittaker, R.J. 2005. Mapping tropical forest structure in southeastern Madagascar using remote sensing and artificial neural networks. *Remote Sensing of Environment* 94:491–507
12. Liprieur, V.E., Durand, J.M. and Peyron, J.L., 1988. Infuence of topography on forest reflectance using Landsat Thematic Mapper and digital terrain data. *photogramm. Eng. Remote Sens.*, 4: 461-496.
13. Melesse, A.M., Hanley, R.S. 2005. Artificial neural network application for multi-ecosystem carbon flux simulation. *Ecological Modelling* 189: 305–314
14. Schmidt, J., and A. Hewitt. 2004. Fuzzy land element classification from DTMs based on geometry
15. Second revised of Doctor Bahramnia Forestry plan. 1386. Forestry Faculty of Natural Resources, University of Gorgan. 478 pp
16. Shataee, S. Ayobi, S. 2007. Spatial prediction of some biological forest variables by terrain analysis- the kheiroud kenar forest, north of Iran, ISPRS-iv conference, Agra, India.
17. Strobl, R. O. and Forte, F. 2007. Artificial neural network exploration of the influential factors in drainage network derivation. *Hydrological processes*. 21: 2965–2978
- 18.
- 19.
- 20.
21. Wilson, M.F.G., O'Connell, B. Brown, C. Guinan, J.C. and Grehan .A.G. 2007. Multiscale Terrain Analysis of Multibeam Bathymetry Data for Habitat Mapping on the
- Ahamed, T., L. Tian, Y. Zhang, and K. C. Ting. 2011. "A Review of Remote Sensing Methods for Biomass Feedstock Production." *Biomass and Bioenergy* 35 (7): 2455–2469.
- Al-Khaier, Fouad. 2003. "Soil Salinity Detection Using Satellite Remote Sensing. In. ITC.
- Amini, M. Karim C. Abbaspour, H. Khademi, N. Fathianpour, M. Afyuni, and R. Schulin. 2005. "Neural Network Models to Predict Cation Exchange Capacity in Arid Regions of Iran. *European Journal of Soil Science* 56 (4): 551–559.
- Bockheim, J. G. A. N. Gennadiyev, A. E. Hartemink, and E. C. Brevik. 2014. "Soil-Forming Factors and Soil Taxonomy. *Geoderma* 226: 231–237.





- Böhner, Jürgen, Keith R. McCloy, and Josef Strobl. 2006. *SAGA: Analysis and Modelling Applications*. 115. Goltze.
- Conrad, Olaf, Benjamin Bechtel, Michael Bock, Helge Dietrich, Elke Fischer, Lars Gerlitz, Jan Wehberg, Volker Wichmann, and Jürgen Böhner. 2015. "System for Automated Geoscientific Analyses (SAGA) v. 2.1. 4." *Geoscientific Model Development* 8 (7): 1991–2007.
- Hengl, Tomislav. 2003. *Pedometric Mapping: Bridging the Gaps between Conventional and Pedometric Approaches*.
- Kempen, Bas, Dick J. Brus, Gerard BM Heuvelink, and Jetse J. Stoorvogel. 2009. "Updating the 1: 50,000 Dutch Soil Map Using Legacy Soil Data: A Multinomial Logistic Regression Approach." *Geoderma* 151 (3–4): 311–326.
- Marchetti, Alessandro, Chiara Piccini, Sergio Santucci, Igino Chiuchiarelli, and Rosa Francaviglia. 2011. "Simulation of Soil Types in Teramo Province (Central Italy) with Terrain Parameters and Remote Sensing Data." *Catena* 85 (3): 267–273.
- McBratney, Alex B., ML Mendonça Santos, and Budiman Minasny. 2003. "On Digital Soil Mapping." *Geoderma* 117 (1–2): 3–52.
- McKenzie, Neil J., M. J. Grundy, R. Webster, and A. J. Ringrose-Voase. 2008. *Guidelines for Surveying Soil and Land Resources*. Csiro Publishing.
- Miska, Luoto, and Hjort Jan. 2005. "Evaluation of Current Statistical Approaches for Predictive Geomorphological Mapping." *Geomorphology* 67 (3–4): 299–315.
- Rossiter, D. G., and Analía Loza. 2004. "Analyzing Land Cover Change with R." In *International Institute for Geo-Information Science & Earth Observation (ITC), Enschede (NL), 1.3 Edition, 2004*. URL [Http://Www. Itc. Nl/Personal/Rossiter/Teach/R/R\\_LCC. Pdf](http://www.itc.nl/Personal/Rossiter/Teach/R/R_LCC.Pdf). Citeseer.
- Trevor, Hastie, Tibshirani Robert, and Friedman JH. 2009. *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. New York, NY: Springer.
- Zhu, A. X., Lawrence Band, Robert Vertessy, and Barry Dutton. 1997. "Derivation of Soil Properties Using a Soil Land Inference Model (SoLIM)." *Soil Science Society of America Journal* 61 (2): 523–533.
- Zhu, A.-Xing. 2000. "Mapping Soil Landscape as Spatial Continua: The Neural Network Approach." *Water*



# 16<sup>th</sup> Iranian Soil Science Congress

University of Zanjan, Iran, August 27-29, 2019

