

برآورد مکانی اندوخته کربن روی زمین جنگل‌های بلوط زاگرس با استفاده از رگرسیون کریجینگ، رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی کریجینگ و تصاویر لندست ۸

سمیه ایزدی^۱

هرمز سهرابی^{۲*}

hsohrabi@modares.ac.ir

تاریخ پذیرش: ۹۸/۱۰/۲۱

تاریخ دریافت: ۹۸/۸/۲۲

چکیده

زمینه و هدف: برآورد اندوخته کربن روی زمین برای مدیریت پایدار و اصولی جنگل ضروری است؛ از این رو انتخاب روش مناسب برای برآورد اندوخته کربن روی زمین جنگل اهمیت ویژه‌ای دارد. متداول‌ترین روش برآورد، مدل‌های رگرسیون خطی است که با استفاده از داده کمی کم‌هزینه، متغیر هدف را در مناطق وسیع برآورد می‌کند. مدل‌های اولیه رگرسیون به دلیل ثابت بودن ضرایب رگرسیون در تمام نقاط، ناهمگنی و ساختار مکانی را در مدل‌سازی لحاظ نمی‌کنند. هدف مطالعه حاضر برآورد اندوخته کربن روی زمین جنگل با استفاده از رگرسیون کریجینگ و رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی کریجینگ و اطلاعات مستخرج از تصاویر لندست ۸ و مقایسه روش‌ها است. **روش بررسی:** مطالعه در بخشی از جنگل‌های زاگرس در استان کهگیلویه و بویراحمد انجام گرفت. در مجموع ۱۸۴ قطعه نمونه زمینی (۳۰ متر در ۳۰ متر) برداشت و با استفاده از روابط آلومتریک مقدار کربن روی زمین نمونه‌ها محاسبه شد. در روند مدل‌سازی از تصاویر لندست ۸ به‌عنوان داده کمی استفاده شد. معیارهای ضریب تبیین، مجذور میانگین مربعات خطا جهت ارزیابی روش‌ها استفاده شد. **یافته‌ها:** نتایج نشان داد روش رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی کریجینگ ($RMSE = 21$ و $R^2 = 0/66$) در مقایسه با رگرسیون کریجینگ ($RMSE = 28$ و $R^2 = 0/49$) در برآورد اندوخته کربن روی زمین جنگل عملکرد مناسبی دارد. این روش می‌تواند جایگزین مناسبی برای روش‌های اولیه از جمله رگرسیون خطی باشد. **بحث و نتیجه‌گیری:** روش‌های ترکیبی با در نظر گرفتن ناهمگنی و همبستگی مکانی می‌تواند جایگزین مناسبی برای روش‌های اولیه رگرسیونی با هدف برآورد اندوخته کربن روی زمین جنگل باشند.

واژه های کلیدی: ناهمگنی مکانی، مدل‌سازی مکانی، زمین‌آمار، تغییرات مکانی، داده‌های طیفی.

۱- دانش‌آموخته دکتری، دانشکده منابع طبیعی و علوم دریایی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران.
۲- دانشیار، دانشکده منابع طبیعی و علوم دریایی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران. * (مسئول مکاتبات)

Estimating the Spatial Distribution of Above-ground Carbon of Zagros Forests using Regression Kriging, Geographically Weighted Regression Kriging and Landsat 8 imagery

Somayeh Izadi¹

Hormoz Sohrabi^{2*}

hsohrabi@modares.ac.ir

Admission Date: January 11, 2020

Date Received: November 13, 2019

Abstract

Background and Objective: Estimating aboveground carbon (AGC) of forest is a fundamental task for sustainable management of forest ecosystems; therefore, there is a critical need for appropriate approaches for quantifying of AGC. The most commonly used approaches for estimating include global regression models that estimate the target variable over a wide range using cost-effective auxiliary data. Traditional regression models with fixed regression coefficients at all locations do not consider heterogeneity and spatial structure in modeling. The objective of this study is estimating the AGC using Regression Kriging, Geographically Weighted Regression Kriging and Landsat 8 data and compare methods.

Material and Methodology: The study was carried out in part of Zagros Forest, in Kohgiluyeh and Boyer-Ahmad Province. Totally, 184 plots (30×30 meters) surveyed and AGC were calculated by allometric equations. 32 variables were extracted from Landsat 8 as auxiliary data in the modeling process. The assessment of accuracies of methods was evaluated by K-fold cross validation via criteria such as coefficient of variation (R^2), root mean square error (RMSE).

Findings: The results showed that Geographically Weighted Regression Kriging ($R^2 = 0.66$, RMSE= 21) had a better performance compared to Regression Kriging.

Discussion and Conclusion: Hybrid methods with heterogeneity and spatial correlation can be a good alternative to early regression methods for estimating aboveground carbon (AGC).

Keywords: Spatial heterogeneity, Spatial modeling, Geostatistics, Spatial variability, Spectral data.

1- PhD Graduated, Faculty of Natural Resources and Marine Sciences, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran.

2- Associate Professor, Faculty of Natural Resources and Marine Sciences, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran. *(Correspondence Author)

مقدمه

دارای چندین محدودیت هستند. در مدل‌های رگرسیون جهانی، فرض بر این است که باقی‌مانده‌ها کاملاً مستقل از یکدیگر هستند، با این حال در واقعیت نشان داده شده است که همبستگی مکانی زیادی بین باقی‌مانده‌ها وجود دارد. رگرسیون کریجینگ که ترکیبی از رگرسیون جهانی و کریجینگ است، با استفاده از باقی‌مانده‌های رگرسیون جهانی، دقت برآورد را نسبت به رگرسیون خطی چندگانه و کریجینگ معمولی بهبود می‌بخشد (۱۰). چندین مطالعه نشان داده است که روش‌های ترکیبی مانند رگرسیون کریجینگ عملکرد بهتری نسبت به رگرسیون خطی چندگانه و کریجینگ معمولی دارند (۶، ۸، ۱۱-۱۳). مدل‌های دیگری مانند درخت‌های رگرسیون نیز برای برآورد اندوخته کربن روی زمین جنگل استفاده شده است (۳)، (۱۴، ۱۵). مزیت این مدل‌ها سازگاری با روابط غیرخطی است. با این حال یکی از محدودیت‌های مدل‌های درخت رگرسیون برآورد گسسته از پایانه هر گره است (۱۶). برای برطرف کردن برخی از محدودیت‌های ذکر شده، مدل‌های نایستای معرفی شده است که در آن روابط بر حسب موقعیت مطلق در سراسر فضای مورد بررسی متفاوت است (۱۷).

از اواخر دهه ۱۹۹۰ یک روش ساده به نام رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی^۴ توسط Brunson و همکاران (۱۹۹۶) توسعه داده شد. در مطالعات مختلف از این روش برای تهیه نقشه زی‌توده و اندوخته کربن جنگل (۱۸-۲۱) استفاده شده است. رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی تعمیم‌یافته رگرسیون سنتی است که بر خلاف مدل‌های جهانی، ضرایب رگرسیون بر حسب موقعیت (مکان) متغیر است (۲۲). مبنای ضرایب محلی (موضعی) رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی، یک ماتریس وزنی است که وزن‌ها تابعی از فاصله هستند، به این معنی که مشاهدات نزدیک‌تر به نقطه نمونه مورد نظر اثر بیشتری بر ضرایب محلی رگرسیون دارند (۲۳). این روش مبتنی بر نایستایی مکانی است که برآوردهای منعطفی از ضرایب مدل فراهم می‌کند (۲۲). رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی از تغییرات مکانی ضرایب

گرمایش جهانی حاصل از اثر گازهای گلخانه‌ای و تغییرات اقلیمی ناشی از آن از مهم‌ترین مشکلات محیط زیستی عصر حاضر به‌شمار می‌رود (۱). بیشترین اثر در میان گازهای گلخانه‌ای مربوط به دی‌اکسید کربن است. پالایش کربن انتشار یافته با استفاده از روش‌های مصنوعی، هزینه‌های گزافی به همراه دارد. در این خصوص اکوسیستم‌های جنگلی به‌عنوان یکی از کم‌هزینه‌ترین راه‌حل‌ها برای کاهش میزان دی‌اکسید کربن اتمسفر معرفی شده است (۲). طی فرآیند فتوسنتز، درختان کربن را در اندام‌های مختلف خود ذخیره می‌کنند. با توجه به اهمیت اکوسیستم‌های جنگلی در فرآیند ترسیب کربن، کمی کردن اندوخته کربن روی زمین جنگل‌ها در سال‌های اخیر به یکی از مهم‌ترین موضوعات تحقیقاتی تبدیل شده است، زیرا اندوخته کربن روی زمین برای ارزیابی شرایط و توان تولید جنگل، مدیریت پایدار جنگل، جمع‌آوری اطلاعات در حمایت از تجارت کربن امری ضروری است (۳). برآورد اندوخته کربن روی زمین جنگل در نقاط نمونه‌برداری نشده با استفاده از فنون مختلف از جمله روش‌های رگرسیونی و روش‌های مکانی از دیرباز تا کنون انجام شده است. با این حال به دلیل تغییرات طبیعی و عدم نمونه‌برداری‌های گسترده، برآوردها دارای عدم قطعیت هستند. بررسی منابع نشان می‌دهد فنونی که از داده‌های کمکی برای برآورد استفاده می‌کنند در مقایسه با روش‌های عمومی مانند کریجینگ معمولی^۱ دارای عملکرد مناسب‌تری هستند (۴).

از اطلاعات سنجش از دور برای برآورد اندوخته کربن روی زمین جنگل به‌عنوان داده کمکی در مطالعات مختلف به‌طور گسترده استفاده شده و همبستگی بالایی بین متغیرهای مستخرج از داده سنجش از دور و اندوخته کربن روی زمین جنگل گزارش شده است (۵-۹). متداول‌ترین روش‌های استفاده شده در این مطالعات شامل رگرسیون خطی چندگانه^۲، کریجینگ معمولی و رگرسیون کریجینگ است^۳. این روش‌ها

- 1- Ordinary Kriging
- 2- Multiple Linear Regression
- 3- Regression Kriging

جغرافیایی نسبت به رگرسیون حداقل مربعات داشت. برای توزیع مکانی مواد آلی خاک، Wang و همکاران (۲۵) کارایی رگرسیون وزن دار جغرافیایی را در مقابل رگرسیون کریجینگ بررسی کردند و به این نتیجه رسیدند که رگرسیون وزن دار جغرافیایی دارای دقت بالاتری است. به منظور مدل سازی مکانی کربن آلی خاک، Kumar و همکاران (۱۶) نشان دادند رگرسیون وزن دار جغرافیایی کریجینگ دارای کمترین اریبی و بیشترین دقت نسبت به رگرسیون کریجینگ در برآورد کربن آلی خاک است. با هدف برآورد تراکم کربن آلی خاک، Liu و همکاران (۲۶) نشان دادند رگرسیون وزن دار جغرافیایی کریجینگ نسبت به رگرسیون کریجینگ، رگرسیون خطی، رگرسیون وزن دار جغرافیایی و کریجینگ کارایی بالاتری دارد. مرور منابع داخلی و خارجی نشان می دهد روش های ترکیبی نسبت به روش های ساده می تواند عملکرد مناسب تری با هدف برآورد متغیرهای مختلف داشته باشد. همچنین روش هایی که ناهمگنی و همبستگی مکانی را همزمان مدل سازی می کنند، عملکرد بهتری دارند.

مرور منابع داخلی نشان از نبود بررسی روش رگرسیون جغرافیایی وزن دار کریجینگ در مطالعات انجام شده با هدف برآورد اندوخته کربن روی زمین جنگل است بنابراین، اهداف مطالعه حاضر معرفی و برآورد اندوخته کربن روی زمین جنگل با استفاده از رگرسیون جغرافیایی وزن دار کریجینگ و ارزیابی عملکرد آن در مقایسه با رگرسیون کریجینگ است.

روش بررسی

- منطقه مورد مطالعه

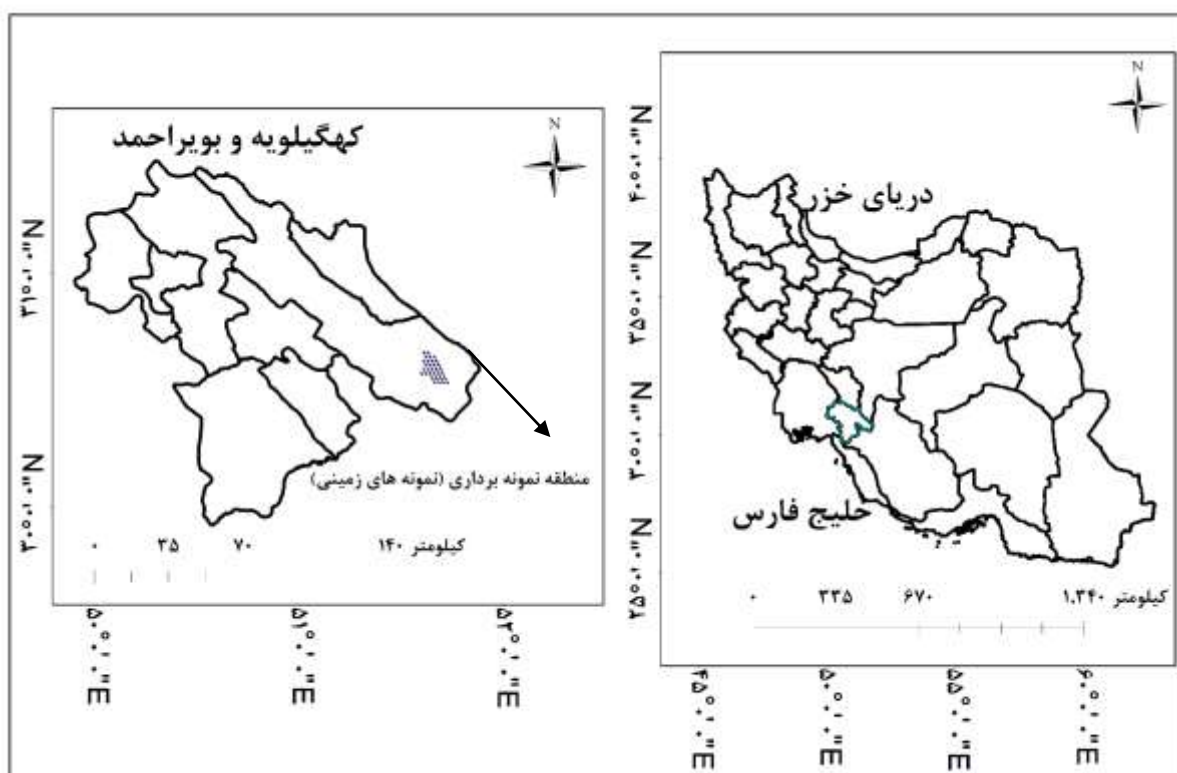
مطالعه پیش رو در بخشی از جنگل های بلوط زاگرس در استان کهگیلویه و بویراحمد در منطقه سروک صورت گرفت (۳۴° ۳۶' شمالی، ۵۲° ۳۸' ۵۱° شرقی). مساحت منطقه نزدیک به ۱۳،۰۰۰ هکتار است (شکل ۱). ساختار جنگل در منطقه مورد مطالعه، شاخه و دانه زاد است. از نظر آب و هوایی، منطقه مورد مطالعه، نیمه خشک محسوب می شود. دامنه ارتفاعی منطقه از ۱۸۰۰ الی ۲۸۵۰ متر است. از نظر شیب، حداقل و حداکثر شیب منطقه به ترتیب، ۰ و ۸۰ درصد می باشد.

رگرسیون برای برآورد مقادیر در مکان های نمونه برداری نشده استفاده می کند با این تفاوت که، وابستگی مکانی را به طور مستقیم در روند مدل سازی لحاظ نمی کند (۱۶).

رگرسیون وزن دار جغرافیایی کریجینگ، روش توسعه یافته رگرسیون وزن دار جغرافیایی است. این روش ترکیبی از دو مولفه قطعی و تصادفی است که به طور جداگانه مدل سازی می شوند. مولفه قطعی (رگرسیون وزن دار جغرافیایی) با استفاده از داده کمکی روند متغیر هدف را مدل سازی می کند. مولفه تصادفی (باقی مانده ها) با استفاده از کریجینگ برآورد شده و به روند برآورد شده در بخش قبل اضافه می شود. از طرف دیگر، باقی مانده ها نیز ممکن است ساختار مکانی داشته باشند که این ساختار نیز می تواند مدل سازی شود. با وجود اهمیت باقی مانده ها در توصیف تغییرات مکانی متغیر هدف، مولفه قطعی قادر به مدل سازی همبستگی مکانی باقی مانده ها نیست (۲۴).

احدی و همکاران (۱۲) برای تهیه نقشه توان تولید جنگل، نشان دادند رگرسیون کریجینگ مبتنی بر جنگل تصادفی نسبت به رگرسیون کریجینگ مبتنی بر رگرسیون خطی کارایی و دقت بیشتری دارد. به منظور برآورد ارتفاع، سطح مقطع برابر سینه و زی توده جنگل، تحقیق Meng و همکاران (۶) نشان از برتری رگرسیون کریجینگ با کمترین خطا و بیشترین ضریب تبیین داشت. در پژوهش Viana و همکاران (۷) برای برآورد زی توده تاج پوشش گونه *Pinus pinaster* و زی توده درختچه زارها با کمک داده های میدانی و تصاویر لندست، نتایج رگرسیون کریجینگ در تهیه نقشه زی توده مشابه نتایج رگرسیون خطی بود. برای تهیه نقشه ارتفاع تاج درختان با کمک داده های لایدار، Fayad و همکاران (۱۳) نشان دادند رگرسیون کریجینگ دقت برآوردها را افزایش می دهد. برای برآورد و تهیه نقشه درصد تاج پوشش و زی توده جنگل های معتدله با استفاده از لایدار و SPOT-6، Li و همکاران (۸) نشان دادند رگرسیون کریجینگ دارای دقت بیشتری است.

کارایی رگرسیون وزن دار جغرافیایی در مقابل رگرسیون حداقل مربعات (OLS) توسط Propastin (۱۹) به منظور برآورد زی توده جنگل های بارانی تروپیکال با کمک تصاویر لندست، ارزیابی شد. نتایج نشان از عملکرد مناسب رگرسیون وزن دار



شکل ۱- منطقه مورد مطالعه در ایران و استان کهگیلویه و بویراحمد

Figure 1. Study area in Iran and Kohgiluyeh and Boyer-Ahmad province

پس از اعمال تصحیحات در محیط نرم‌افزار ENVI 5.3. مقادیر باندهای طیفی، نسبت‌های باندهای ساده، شاخص‌های گیاهی و تبدیل تسلدکپ برای مدل‌سازی محاسبه و استخراج شدند (جدول ۱).

- نمونه‌برداری و جمع‌آوری اطلاعات زمینی: در مساحتی حدود ۱۳,۰۰۰ هکتار، ۳۲ بلوک با ابعاد ۱۰۰۰ در ۱۰۰۰ متر به‌صورت تصادفی منظم طراحی شد. سپس، روی یکی از قطره‌های اصلی هر بلوک به‌صورت خوشه‌ای ۷ قطعه نمونه ۳۰ در ۳۰ متر (در مجموع ۲۲۴ قطعه نمونه) طراحی شد. پس از پیاده‌سازی در منطقه مورد مطالعه، ۱۸۴ قطعه نمونه در محدوده جنگلی قرار گرفته بود. در هر یک از این قطعات نمونه به‌منظور محاسبه اندوخته کربن با استفاده از معادلات آلومتریک موجود (۲۷، ۲۸)، قطر بزرگ و کوچک تاج درختان، ارتفاع، قطر برابر سینه و نوع گونه درختی اندازه‌گیری و ثبت شد.

پیش‌پردازش تصاویر لندست ۸ (OLI) و استخراج متغیرهای کمکی: به‌منظور استخراج اطلاعات کمکی یک فریم از تصاویر لندست (شماره گذر ۱۶۳ و ردیف ۳۹) تاریخ ۶ اکتبر ۲۰۱۷ از earthexplorer.usgs.gov دانلود شد. پیش‌پردازش تصاویر شامل تصحیحات اتمسفری و رادیومتریک بود.

جدول ۱- متغیرهای طیفی استخراج شده از تصویر لندست ۸

Table 1. Landsat 8-derived spectral variables

نوع متغیر	جزئیات
باندهای طیفی	آبی (B)، سبز (G)، قرمز (R)، مادون قرمز نزدیک (NIR)، مادون قرمز با طول موج کوتاه (SWIR1)، مادون-قرمز با طول موج کوتاه (SWIR2)
نسبت‌های باندی	B/G, B/R, B/NIR, B/SWIR1, B/SWIR2, G/R, G/NIR, G/SWIR1, G/SWIR2, R/SWIR1, R/SWIR2, N/SWIR1, N/SWIR2, SWIR1/SWIR2
شاخص‌های گیاهی	NDVI, GNDVI, DVI, SAVI, MSAVI, EVI, EVI2
تسلدکپ	BRIGHTNESS, GREENESS, WETNESS, TCD=(TCG ² +TCB ²) ^{0.5}

- مدل‌ها

مشابه رگرسیون کریجینگ است، اختلاف اصلی این دو در بخش روند داده‌ها است. بنابراین در این بخش ابتدا رگرسیون وزن دار جغرافیایی معرفی می‌شود. رگرسیون خطی چندگانه بر این فرض است که رابطه بین متغیر هدف و متغیرهای کمکی از نظر مکانی ثابت است. با این حال، رابطه بین متغیر هدف و متغیرهای کمکی ممکن است در فضا متفاوت باشد، بنابراین رگرسیون وزن دار جغرافیایی (GWR) برای مدل‌سازی ارتباط مکانی متفاوت بین متغیر هدف و متغیرهای کمکی ارائه شده است (معادله ۳):

$$Z_{GWR}(s) = \beta_0(s) + \sum_{i=1}^p \beta_i(s) \times x_i(s) \quad (3)$$

$Z_{MLR}(s)$ مقدار برآورد شده متغیر هدف (Z) در مکان s با استفاده از رگرسیون وزن دار جغرافیایی، $\beta_0(s)$ عرض از مبدأ برای مکان s ، $\beta_i(s)$

ضریب همبستگی برای متغیر x_i در موقعیت s و p تعداد متغیرهای کمکی است. مهم‌ترین پارامترها برای برازش مدل رگرسیون وزن دار جغرافیایی تابع جستجو (کرنل) و پهنای باند (bandwidth) است. توابع مختلفی برای وزن‌دهی وجود دارد و می‌توان از آنها استفاده کرد (۳۰) از جمله توابع Gaussian, Exponential, Bisquare, Tricube. ترکیبات متفاوتی از نوع پنجره جستجو (کرنل) (ثابت یا تطبیقی) و تابع برای محاسبه وزن‌ها استفاده می‌شود. در این تحقیق از تابع گوسی (معادله ۴) برای وزن دهی و کرنل ثابت در محیط نرم-

رگرسیون کریجینگ (RK): این روش ترکیبی از رگرسیون خطی چندگانه (MLR) و کریجینگ است با این مفهوم که مقادیر در مکان‌های نمونه‌برداری نشده (S_0) از مجموع مقادیر برآورد شده به روش کریجینگ معمولی با استفاده از باقی‌مانده‌ها و مقادیر برآورد شده رگرسیون خطی برآورد می‌شود. در این مطالعه ابتدا مدل رگرسیون خطی (رگرسیون حداقل مربعات OLS) بین متغیر هدف (اندوخته کربن روی زمین جنگل) و متغیرهای کمکی استخراج شده از تصاویر لندست ۸ (OLI) برازش داده شد (معادله ۱). بعد از برازش مدل خطی رگرسیون، باقی‌مانده‌های مدل رگرسیون برای مکان‌های نمونه‌برداری نشده با استفاده از کریجینگ معمولی برآورد شدند (معادله ۲).

$$\hat{Z}_{MLR}(s_0) = \sum_{k=0}^p \hat{\beta}_k \times x_k(s_0) \quad (1)$$

$$\hat{Z}_{RK}(s_0) = \hat{Z}_{MLR}(s_0) + \sum_{i=1}^n w_i(s_0) \times \epsilon(s_i) \quad (2)$$

$\hat{Z}_{MLR}(s_0)$ مقدار برآورد شده متغیر هدف (Z) در مکان s_0 با استفاده از رگرسیون خطی چندگانه، $\hat{Z}_{RK}(s_0)$ مقدار برآورد شده متغیر هدف در مکان s_0 با استفاده از رگرسیون کریجینگ، ضرایب رگرسیون برای متغیر کمکی k ، p تعداد کل متغیرهای کمکی، $w_i(s_0)$ وزن‌های تعیین شده با تابع کواریانس و $\epsilon(s_i)$ باقی‌مانده‌های رگرسیون است (۲۹).

رگرسیون کریجینگ وزن دار جغرافیایی (GWRK): یک نسخه تکامل یافته از رگرسیون کریجینگ است که ترکیبی از رگرسیون وزن دار جغرافیایی و کریجینگ است (۱۶). این روش

معمولی استخراج شد. واریوگرافی گامی مهم در مدل‌سازی مکانی با استفاده از تکنیک‌های زمین‌آمار است، بنابراین، ابتدا مدل‌های مختلف برای برازش واریوگرام تجربی بررسی شد و با توجه به کمترین مقدار مجموع مربعات خطا (SSE_{fit}) مدل کروی انتخاب شد. نتایج ارائه شده در جدول (۳) پارامترهای مختلف مدل واریوگرام را برای داده‌ها و باقی‌مانده‌های دو مدل نشان می‌دهد. با استفاده از کریجینگ معمولی روی باقی‌مانده‌ها مدل‌سازی و برآورد انجام شد. مجموع برآوردها نتایج نهایی دو مدل بود.

- ارزیابی مدل‌ها

در مطالعه حاضر به منظور ارزیابی صحت مدل‌ها از روش اعتبارسنجی متقابل 10-fold استفاده شده است. نتایج روش‌ها با استفاده از شاخص‌های ضریب تبیین (R^2)، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) و درصد اریبی (Bias) مورد مقایسه قرار گرفت.

- یافته‌ها

در جدول (۲) خلاصه‌ای از آماره‌های توصیفی اندوخته کربن روی زمین جنگل نشان داده شده است. با توجه به وجود چولگی و کشیدگی موجود در داده‌ها و عدم تبعیت باقی‌مانده‌ها از توزیع نرمال، ابتدا داده‌ها تبدیل و مدل‌سازی با داده‌های تبدیل شده انجام شد. نتایج تبدیل داده‌ها در جدول (۲) گزارش شده است.

افزار GWR4 و نرم‌افزار R نسخه 3.5.2 و با استفاده از بسته‌های GWmodel، spgwr، spdep و gstat استفاده شد.

$$w_{ij} = \exp \left[-\frac{1}{2(d_{ij}/b)^2} \right] \quad (4)$$

وزن مشخص شده برای مشاهده در موقعیت i ، d_{ij} فاصله اقلیدسی (بر حسب X و Y) بین دو موقعیت i و j و b پهنای باند (bandwidth) است. از جستجوی طلایی (Golden-section search) برای انتخاب بهترین اندازه پهنای باند استفاده شد که در مطالعه حاضر این مقدار در محیط R، ۳۲۵۱ متر محاسبه شد. بعد از برازش مدل رگرسیون وزن دار جغرافیایی ادامه فرآیند مدل‌سازی همانند رگرسیون کریجینگ است (معادله ۵):

$$Z_{GWRK}(s) = Z_{GWR}(s) + \varepsilon_{OK}(s) \quad (5)$$

$Z_{GWRK}(s)$ مقدار برآورد شده متغیر هدف (Z) در مکان s، $\varepsilon_{OK}(s)$ نشان دهنده باقی‌مانده‌های مدل رگرسیون وزن دار جغرافیایی است که با استفاده از کریجینگ معمولی برآورد شده است.

به منظور برآورد، با استفاده از هر دو مدل رگرسیون کریجینگ (RK) و رگرسیون وزن دار جغرافیایی کریجینگ (RK) با استفاده از باقی‌مانده‌ها، پس از مدل‌سازی رگرسیون گام به گام و انتخاب مهم‌ترین متغیرها، مدل رگرسیون خطی و وزن دار جغرافیایی به داده‌ها برازش داده شد سپس، برای کل منطقه با استفاده از دو مدل اندوخته کربن روی زمین جنگل برآورد شد. در گام بعد باقی‌مانده‌های دو مدل برای برآورد کریجینگ

جدول ۲- خلاصه مشخصه‌های آماری اندوخته کربن روی زمین در قطعه نمونه (تن در هکتار) و تبدیل BoxCox

Table 2. Summary descriptive statistics of the aboveground carbon storage per plot (ton/ha), BoxCox-transformed

متغیر	حداقل	حداکثر	میانگین	انحراف معیار
اندوخته کربن روی زمین	۱/۱	۹۲/۲	۳۱/۹	۱۹/۴
تبدیل BoxCox	۰/۱	۱۷/۵	۸/۸	۳/۶

نمایش داده شده است. بهترین مدل برازش داده شده به واریوگرام در این مطالعه مدل کروی بود. نتایج برازش، ساختار مکانی متوسط بر اساس نسبت‌های اثر قطعه‌ای (C_0) به حد

واریوگرام تجربی برای داده‌های اندوخته کربن روی زمین، باقی‌مانده‌های مدل رگرسیون خطی چندگانه (MLR) و باقی‌مانده‌های رگرسیون وزن دار جغرافیایی (GWR) در شکل (۲)

(جدول ۳). دامنه نشان از فاصله‌ای است که بعد از آن دیگر همبستگی مکانی وجود ندارد. نتایج جدول (۳) نشان می‌دهد برای اندوخته کربن روی زمین تا فاصله ۲,۰۰۰ متر همبستگی مکانی دیده می‌شود. مقادیر دامنه برای باقی‌مانده‌های رگرسیون خطی و رگرسیون وزن دار جغرافیایی به ترتیب ۱,۰۰۰ و ۱,۲۲۰ متر نشان داده شد.

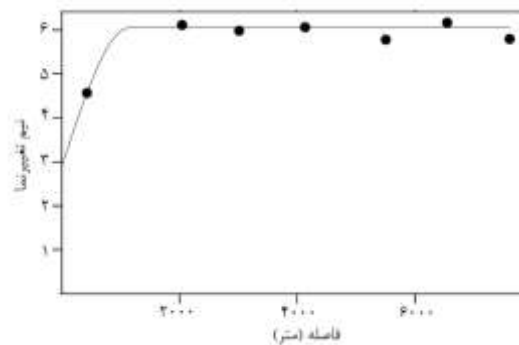
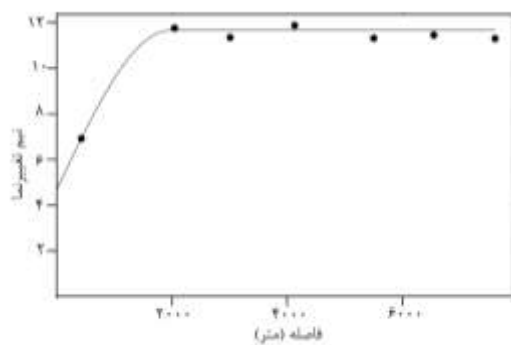
آستانه (Sill) نشان شد (جدول ۳). نسبت ۴۰ درصد برای داده‌های اندوخته کربن روی زمین جنگل نشان می‌دهد که ۴۰ درصد از تغییرات اندوخته کربن روی زمین جنگل قابل توصیف نیست یا به عبارتی تغییرات تصادفی است. هر چه این نسبت (اثر قطعه‌ای به آستانه) کوچکتر باشد حاکی از همبستگی مکانی قوی‌تر است (۱۶). مقادیر آستانه و اثر قطعه‌ای برای داده‌های اندوخته کربن روی زمین به ترتیب ۱۱/۶ و ۴/۷ بود

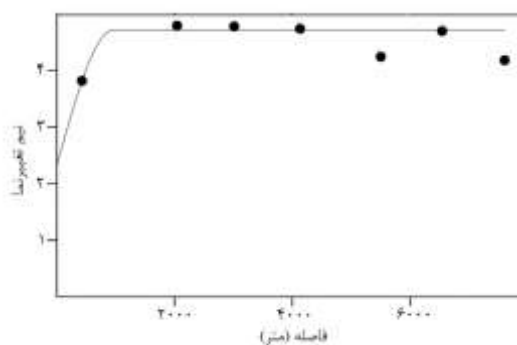
جدول ۳- مدل‌های واریوگرام برای اندوخته کربن روی زمین تبدیل شده BoxCox، باقی‌مانده‌های رگرسیون خطی چندگانه

(MLR)، باقی‌مانده‌های رگرسیون وزن دار جغرافیایی (GWR)

Table 3. Semivariogram models for BoxCox-transformed the aboveground carbon storage, multiple linear regression (MLR) residuals, and geographically weighted regression (GWR) residuals

منغیر	تبدیل BoxCox	باقی‌مانده‌های MLR	باقی‌مانده‌های GWR
مدل	کروی	کروی	کروی
دامنه (متر)	۲۰۰۰	۱۲۲۰	۱۰۰۰
اثر قطعه‌ای (C ₀)	۴/۷	۲/۹	۲/۳
تغییر پذیری ساختار دار (C)	۶/۹	۳/۱	۲/۴
تغییر پذیری کل (Sill) (C ₀ +C)	۱۱/۶	۶	۴/۷
(C ₀ /Sill%)	۴۰	۴۸	۴۹





شکل ۲- واریوگرام تجربی و مدل‌های برازش داده شده از داده‌های خام اندوخته کربن روی زمین (بالا، چپ)، باقی‌مانده‌های رگرسیون خطی چندگانه (MLR) (بالا، راست) و باقی‌مانده‌های رگرسیون وزن دار جغرافیایی کریجینگ (GWRK) (پایین، چپ)

Figure 2. Experimental variogram and fitted models of natural BoxCox-transformed the aboveground carbon storage (up, left), residuals from multiple linear regression (up, right), and residuals from geographically weighted regression (down, left)

رگرسیون وزن دار جغرافیایی کریجینگ در مقایسه با رگرسیون کریجینگ درصد پایین‌تر مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) (۲۱ درصد) و ضریب تبیین (R^2) بالاتر (۰/۶۶) را نشان داد (جدول ۴). از نظر میزان اریبی (Bias)، تفاوتی در مقادیر دو روش مشاهده نشد.

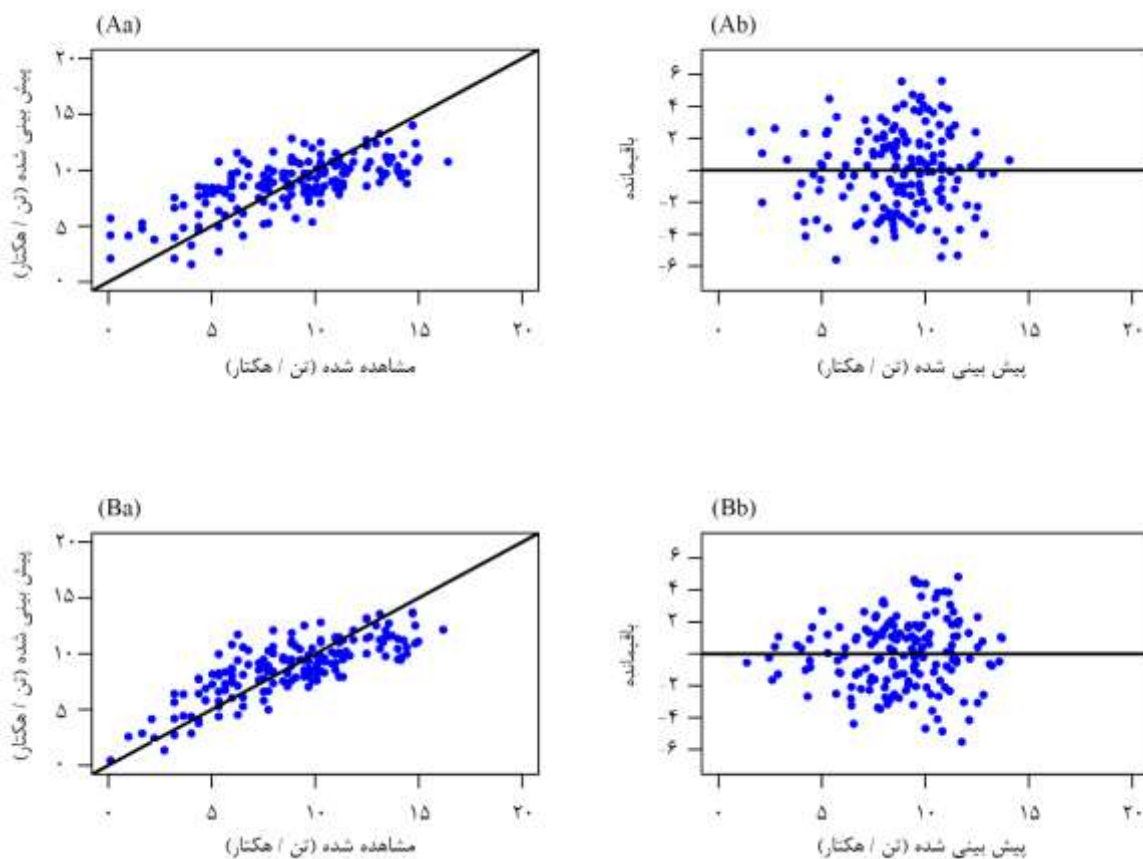
جدول ۴- مشخصه‌های اعتبارسنجی برای برآورد اندوخته کربن روی زمین جنگل با استفاده از رگرسیون کریجینگ (RK) و رگرسیون وزن دار جغرافیایی کریجینگ (GWRK)

Table 4. Validation indices for estimating aboveground carbon storage using regression kriging (RK), and geographically weighted regression kriging (GWRK)

Bias%	RMSE%	R-squared	روش
-۰/۶	۲۸	۰/۴۹	رگرسیون کریجینگ (RK)
-۰/۵	۲۱	۰/۶۶	رگرسیون وزن دار جغرافیایی کریجینگ (GWRK)

داده است. همچنین در این شکل، ابر نقاط مقادیر باقی‌مانده در مقابل پیش‌بینی شده نشان داده شده است. به‌طور کلی هر دو روش در برآورد اندوخته کربن روی زمین ناریب هستند.

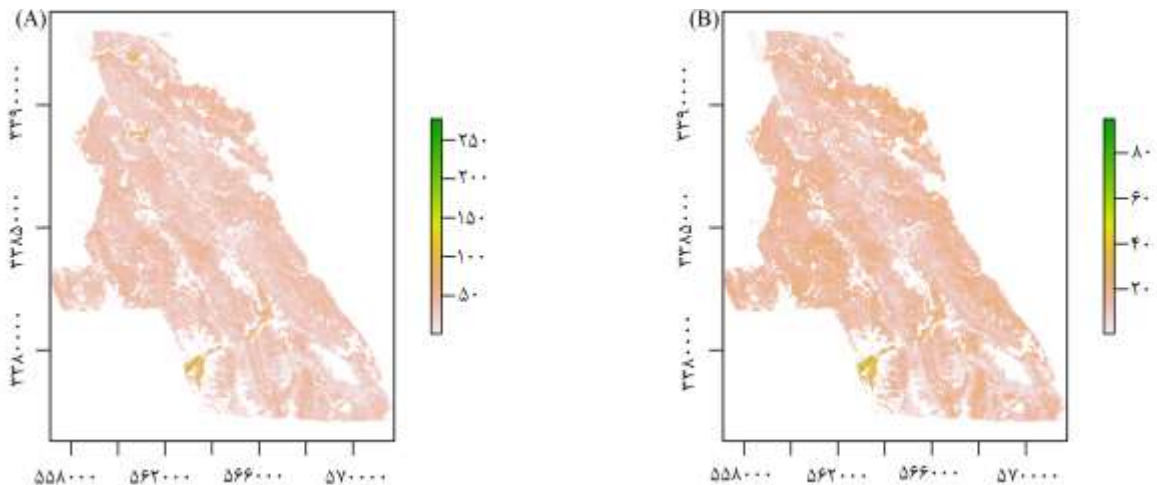
شکل (۳) ابر نقاط مشاهده شده در مقابل پیش‌بینی شده بعد از اعتبارسنجی روش‌های رگرسیون کریجینگ و رگرسیون وزن دار کریجینگ است. پراکنش کمتر نقاط اطراف خط برازش داده شده نشان می‌دهد روش مورد نظر برآوردی با دقت بالاتر انجام



شکل ۳- ابر نقاط مقادیر برآورد شده در مقابل مقادیر اندازه گیری شده اندوخته کربن روی زمین (Aa و Ba) و باقی مانده (Ab و Bb) با استفاده از رگرسیون کریجینگ (RK) (بالا) و رگرسیون وزن دار جغرافیایی کریجینگ (GWRK) (پایین) Figure 3. Scatterplot of aboveground carbon storage predicted vs. observed (Aa and Ba) and residuals (Ab and Bb) using regression kriging (RK) (up) and geographically weighted regression kriging (GWRK)

از رگرسیون وزن دار جغرافیایی کریجینگ (GWRK) بود. با توجه به جدول (۱) مقادیر برآورد شده با استفاده از رگرسیون وزن دار جغرافیایی کریجینگ به داده های اولیه اندوخته کربن روی زمین بسیار نزدیک تر است. روند برآورد با استفاده از دو مدل در منطقه مشابه است.

شکل (۴) نقشه های برآورد اندوخته کربن روی زمین جنگل با استفاده از رگرسیون کریجینگ (RK) و رگرسیون وزن دار جغرافیایی کریجینگ (GWRK) است. دامنه برآورد شده با استفاده از رگرسیون کریجینگ (RK) برای اندوخته کربن روی زمین ۰-۳۲ (تن در هکتار) و ۰-۱۷ (تن در هکتار) با استفاده



شکل ۴- نقشه برآورد اندوخته کربن روی زمین جنگل با استفاده از رگرسیون کریجینگ (RK) (A) و رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی کریجینگ (GWRK) (B)

Figure 4. Maps of predicted aboveground carbon storage using regression kriging (RK) (A) and geographically weighted regression kriging (GWRK) (B)

بحث و نتیجه‌گیری

رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی (۲۲) بود. این نتایج با نتایج Kumar و همکاران (۱۶) هم‌سو بود.

نقشه برآورد اندوخته کربن روی زمین (شکل ۴) نشان می‌دهد دامنه برآورد شده با استفاده از رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی کریجینگ به دامنه داده‌های خام اندوخته کربن روی زمین (جدول ۲) نزدیک‌تر است. حداکثر مقدار برآورد شده با استفاده از این روش ۹۵ (تن در هکتار) بود. در مقابل حداکثر مقدار برآورد شده با استفاده از رگرسیون کریجینگ ۲۷۶ (تن در هکتار) بود. رگرسیون کریجینگ ترکیب رگرسیون خطی (رگرسیون جهانی) با کریجینگ معمولی است که شاید دلیل بیش‌برآوردی ضرایب ثابت مدل رگرسیون خطی است، مدل‌های رگرسیون جهانی به دلیل ثابت بودن ضرایب رگرسیون ممکن است منجر به بیش‌برآوردی یا کم‌برآوردی شوند.

نتیجه تحقیق حاضر عملکرد بهتر رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی کریجینگ (GWRK) نسبت به رگرسیون کریجینگ (RK) بود. رگرسیون کریجینگ با ترکیب رگرسیون خطی و کریجینگ معمولی و در نظر گرفتن ساختار مکانی می‌تواند نتایج رگرسیون خطی را بهبود بخشد. با این حال ناهمگنی مکانی و عدم توجه به آن در برآورد منجر به ارائه نتایجی همراه با عدم قطعیت خواهد شد. در مقابل رگرسیون کریجینگ که فرض همگنی

تحقیق حاضر با هدف برآورد اندوخته کربن روی زمین جنگل با تأکید بر مدل‌سازی ناپیوستگی و همبستگی مکانی، با استفاده از روش‌های رگرسیون کریجینگ و رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی کریجینگ در بخشی از جنگل‌های زاگرس انجام شد. همان‌طور که در نتایج نشان داده شد (شکل ۲)، کمترین مقدار دامنه برای باقی‌مانده‌های رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی است که این خود نشان می‌دهد که بیشتر تغییرات ساختاری در اندوخته کربن روی زمین توسط روابط موضعی (محلی) توصیف شده است. نتیجه به‌دست آمده مشابه نتایج Kumar و همکاران (۱۶) و Lloyd (۱۷) بود، جایی که کمترین مقدار دامنه برای باقی‌مانده‌های رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی گزارش شده است.

همچنین نتایج نشان داد که هر دو روش (رگرسیون کریجینگ و رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی کریجینگ) میزان خطای برآورد را بعد از اضافه کردن مؤلفه تصادفی (باقی‌مانده‌های برآورد شده) نسبت به مدل رگرسیون خطی و رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی کاهش دهند. این نتیجه نشان می‌دهد که باقی‌مانده‌ها دارای همبستگی مکانی بوده و وارد کردن این بخش به مدل‌سازی دقت نتایج را افزایش داده است. مقادیر مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) برای رگرسیون خطی (۲۸) و

- challenge of remote sensing-based biomass estimation, *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 27, pp. 1297–328.
6. Meng, Q., Cieszewski, C., Madden, M., 2009. Large area forest inventory using Landsat ETM+: A geostatistical approach, *ISPRS Journal Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 64, pp. 27–36.
 7. Viana, H., Aranha, J., Lopes, D., Cohen, W.B., 2011. Estimation of crown biomass of *Pinus pinaster* stands and shrubland above-ground biomass using forest inventory data , remotely sensed imagery and spatial prediction models, *Ecological Modelling*, Vol. 226, pp. 22–35.
 8. Li, W., Niu, Z., Liang, X., Li, Z., Huang, N., Gao, S., Wang, Ch., Muhammad, Sh., 2015. Geostatistical modeling using LiDAR-derived prior knowledge with SPOT-6 data to estimate temperate forest canopy cover and above-ground biomass via stratified random sampling, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, Vol. 41, pp. 88–98.
 9. Sinha, S., Jeganathan, C., Sharma, L.K., Nathawat, M.S., 2015. A review of radar remote sensing for biomass estimation, *International Journal of Environmental Science and Technology*, Vol. 12, pp. 1779–92.
 10. Karl, J.W., 2010. Spatial Predictions of Cover Attributes of Rangeland Ecosystems Using Regression Kriging and Remote Sensing. *Rangeland Ecology and Management*, Vol. 63, pp. 335–49.
 11. Hengl, T., Heuvelink, G.B.M., Rossiter, D.G., 2007. About regression-kriging: From equations to
- (ایستایی) مکانی را در خود جای داده، رگرسیون وزن دار جغرافیایی با این فرض که ضرایب در مکان های مختلف متفاوت هستند ناهمگنی مکانی را در قلب مفهوم خود جای داده است. به این معنی که رگرسیون وزن دار جغرافیایی با در نظر گرفتن تغییرات ضرایب قادر به ارائه نتیجه ای منطقی خواهد بود. از طرفی رگرسیون وزن دار جغرافیایی کریجینگ با ترکیب دو ویژگی رگرسیون کریجینگ (همبستگی مکانی) و رگرسیون وزن دار جغرافیایی (ناهمگنی مکانی) قادر به ارائه نتایج بهتری در مقایسه با این روش ها به طور جداگانه است. ذکر این نکته در پایان ضروری است که با توجه به ماهیت هر متغیر همچنین، مقیاس و محیط مورد بررسی ممکن است نتایجی متفاوت در مناطق مختلف برای متغیرهای متفاوت ارائه شود. به طور کلی می توان گفت روش های ترکیبی می توانند جایگزین مناسبی برای مدل های جهانی باشند.
- ### References
1. Backéus, S., Wikström, P., Lämås, T., 2005. A model for regional analysis of carbon sequestration and timber production, *Forest Ecology and Management*, Vol. 216, pp. 28–40.
 2. Azizi, Z., Hosseini, A., Iranmanesh, Y., 2015. Estimating Biomass of Single Oak Trees Using Terrestrial Photogrammetry, *Journal of Environmental Science and Technology*, Vol. 19, pp. 82–93.
 3. Safari, A., Sohrabi, H., Powell, S., Shataee, S., 2017. A comparative assessment of multi-temporal Landsat 8 and machine learning algorithms for estimating aboveground carbon stock in coppice oak forests, *International Journal Remote Sensing*, Vol. 38, pp. 6407–32.
 4. Bishop, T.F.A., Mcbratney, A.B., 2006. A comparison of prediction methods for the creation of field-extent soil property maps, *Geoderma*, Vol. 103, pp. 149-160.
 5. Lu, D., 2006. The potential and

- topography and aboveground biomass in the tropical rainforests of Sulawesi, Indonesia, *International Journal of Geographical Information Science*, Vol. 25, pp. 455-472.
19. Propastin, P., 2012. Modifying geographically weighted regression for estimating aboveground biomass in tropical rainforests by multispectral remote sensing data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, Vol. 18, pp. 82–90.
 20. Van der Laan, C., Verweij, P.A., Quiñones, M.J., Faaij, A.P.C., 2014. Analysis of biophysical and anthropogenic variables and their relation to the regional spatial variation of aboveground biomass illustrated for North and East Kalimantan, Borneo, *Carbon Balance and Management*, Vol. 9, pp. 2-12.
 21. Chen, L., Ren, C., Zhang, B., Wang, Z., Xi, Y., 2018. Estimation of Forest Above-Ground Biomass by Geographically Weighted Regression and Machine Learning with Sentinel Imagery, *Forests*, Vol. 9, pp. 1–20.
 22. Brunson, C., Fotheringham, A.S., Charlton, M.E., 1996. Geographically Weighted Regression, *Geographical Analysis*, Vol. 28, pp. 281-298.
 23. Kupfer, J.A., Farris, C.A. 2007. Incorporating spatial non-stationarity of regression coefficients into predictive vegetation models, *Landsc Ecology*, Vol. 22, pp. 837–52.
 24. Harris, P., Fotheringham, A.S., Crespo, R., Charlton, M., 2010. The Use of Geographically Weighted Regression for Spatial Prediction: An Evaluation of Models Using Simulated Data Sets, *Math Geoscience*, Vol. 42, case studies. *Computers & Geoscience*, Vol. 33, pp. 1301–15.
 12. Ahadi, Z., Alavi, S.J., Hoseini, S.M., 2017. Beech forest site productivity mapping using ordinary kriging and IDW (Case study: research forest of Tarbiat Modares University), *Iranian Journal of Forest and Wood Product*, Vol. 70, pp. 93-102. (In Persian)
 13. Fayad, I., Baghdadi, N., Bailly, J., Barbier, N., Gond, V., Hajj, M. E.I., 2016. Supplementary Materials : Regional Scale Rain-Forest Height Mapping Using Regression-Kriging of Spaceborne and Airborne LiDAR Data : Application on French Guiana, *Remote Sensing*, Vol. 8, pp. 1–5.
 14. Wu, C., Shen, H., Shen, A., Deng, J., Gan, M., Zhu, J., Xu, H, Wang, K., 2016. Comparison of machine-learning methods for above-ground biomass estimation based on Landsat imagery. *Journal of Applied Remote Sensing*, Vol. 10, pp. 035010-17.
 15. Gao, Y., Lu, D., Li, G., Wang, G., Chen, Q., Liu, L., Li, D., 2018. Comparative analysis of modeling algorithms for forest aboveground biomass estimation in a subtropical region, *Remote Sensing*, Vol. 10, pp. 1-22.
 16. Kumar, S., Lal, R., Liu, D., 2012. A geographically weighted regression kriging approach for mapping soil organic carbon stock, *Geoderma*, Vol. 189, pp. 627–34.
 17. Lloyd, C.D., 2010. Nonstationary models for exploring and mapping monthly precipitation in the United Kingdom, *International Journal of Climatology*, Vol. 30, pp. 390–405.
 18. Propastin, P., 2010. Multiscale analysis of the relationship between

- Persian)
29. Yang, S.H., Liu, F., Song, X.D., Lu, Y.Y., Li, D.C., Zhao, Y.G., Zhang, G.L., 2019. Mapping topsoil electrical conductivity by a mixed geographically weighted regression kriging: A case study in the Heihe River Basin, northwest China. *Ecological Indicator*, Vol. 102, pp. 252–64.
30. Kang, D., Dall’erba, S., 2016. Exploring the spatially varying innovation capacity of the US counties in the framework of Griliches’ knowledge production function: a mixed GWR approach, *Journal of Geographical Systems*, Vol, 18, pp. 125–157.
31. Mishra, U., 2010. Predicting the Spatial Variation of the Soil Organic Carbon Pool at a Regional Scale, *Soil & Water management & Conservation*, Vol. 74, pp. 906-914.
- pp. 657–80.
25. Wang, K., Zhang, C., Li, W., 2012. Comparison of geographically weighted regression and regression kriging for estimating the spatial distribution of soil organic matter, *GIScience Remote Sensing*, Vol. 49, pp. 915–32.
26. Liu, Y., Guo, L., Jiang, Q., Zhang, H., Chen, Y., 2015. Comparing geospatial techniques to predict SOC stocks, *Soil & Tillage Research*, Vol. 148, pp. 46–58.
27. Sohrabi, H., Shirvani, A., 2012. Allometric equations for estimating standing biomass of Atlantic Pistache (*Pistacia atlantica* var. *mutica*) in khojir National Park. *Iranian Journal of Forest*, Vol. 4, pp. 55-64. (In Persian)
28. Iranmanesh, Y., Sagheb Talebi, Kh., Sohrabi, H., Jalali, S.GH., Hosseini, S.M., 2014. Biomass and carbon Stocks of Brants oak (*Quercus brantii* Lindl.) in two vegetation forms in Lordegan, Chaharnahal & Bakhtiari Forests. *Iranian Journal of Forest and Research*, Vol. 22, pp. 762-749. (In