



## بررسی رابطه بین ارزش‌های رقومی بازتاب حاصل از تصاویر ماهواره‌ای ETM+ و ماده آلی خاک با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل‌های رگرسیونی

۱. الهام نوشادی دانشجوی دکتری خاکشناسی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تربیت مدرس [noshadi@modares.ac.ir](mailto:noshadi@modares.ac.ir)
۲. حسینعلی بهرامی\* نویسنده مسئول، دانشیار گروه خاکشناسی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تربیت مدرس [bahramih@modares.ac.ir](mailto:bahramih@modares.ac.ir)
۳. سید کاظم علوی پناه استاد گروه سنجش از دور و کارتوگرافی، دانشکده جغرافیا، دانشگاه تهران [salavipa@ut.ac.ir](mailto:salavipa@ut.ac.ir)

### چکیده

مقدار ماده آلی نقشی کلیدی در تعیین رفتار فیزیکی، شیمیایی و بیولوژیکی خاک دارد و آگاهی از وضعیت و توزیع آن برای استفاده بهینه و پایدار از خاک ضروری است. اندازه‌گیری ماده آلی در آزمایشگاه، بسیار وقت‌گیر و پرهزینه بوده و امکان تعمیم نتایج حاصل به مناطق مشابه را دارا نمی‌باشد. اخیراً استفاده از داده‌های سنجش از دور در ارزیابی مقدار ماده آلی خاک به عنوان روشی ساده، سریع، ارزان و حتی دقیق توجه محققان را به خود جلب کرده است. هدف این پژوهش بررسی کارایی و دقت تصاویر ماهواره‌ای ETM+ برای برآورد ماده آلی خاک با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل‌های رگرسیونی است. در این راستا از ارزش‌های رقومی بازتاب در باندهای مختلف تصاویر ماهواره‌ای ETM+ استفاده شده است. برای برازش مدل‌های بین کربن آلی اندازه‌گیری شده در آزمایشگاه و اطلاعات ماهواره‌ای از دو روش رگرسیون و شبکه عصبی استفاده گردید. در نهایت دقت مدل‌های بدست آمده با شاخص‌های آماری  $R^2$  و RMSE مورد ارزیابی قرار گرفت. آنالیزهای آماری نشان می‌دهند که بالاترین ضرایب تبیین مربوط به مدل‌های برازش داده شده با استفاده از ارزش‌های رقومی بازتاب در باندهای مرئی و مادون قرمز میانی تصاویر ماهواره‌ای است. علاوه بر این مدل‌های توسعه‌یافته با شبکه عصبی نسبت به مدل‌های رگرسیونی از دقت بالاتر و خطای کمتری برخوردارند.

تاریخ دریافت:

تاریخ پذیرش:

واژه‌های کلیدی: کربن آلی، سنجش از دور، ارزش رقومی بازتاب، شبکه عصبی، مدل رگرسیونی

## ۱- مقدمه

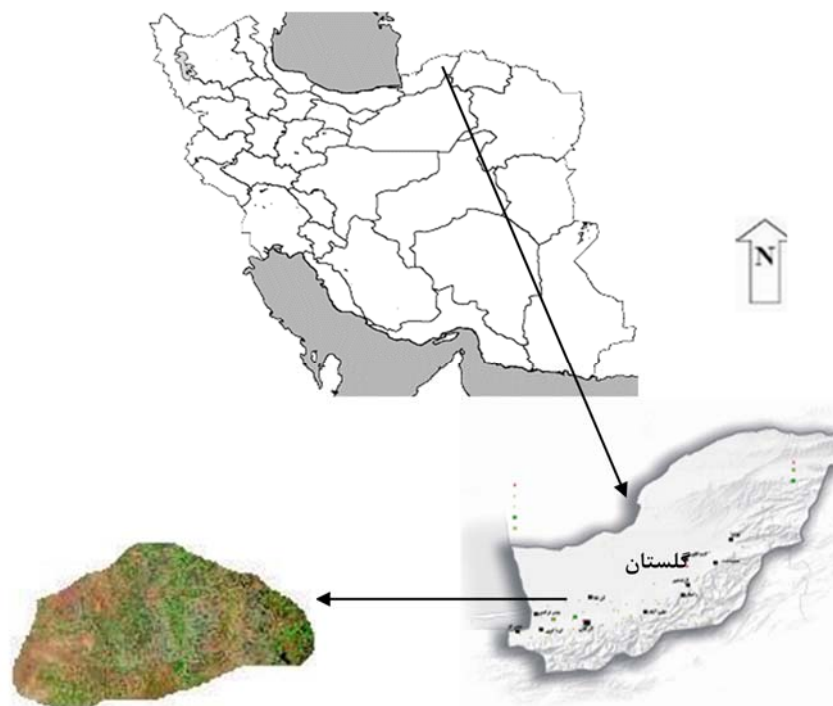
مقدار ماده آلی یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های فیزیکی خاک است که در تعیین رفتار و مدیریت آن اهمیت بسزایی دارد. ماده آلی نقش مهمی در خصوصیات بیولوژیکی (فراهمی اجزا و مواد غذایی مورد نیاز جمعیت میکروبی خاک)، ویژگی‌های شیمیایی (تغییرات pH و قدرت بافری خاک) و فیزیکی خاک (پایداری ساختمان خاک) داشته و تاثیر قابل توجهی روی برهم‌کنش‌های خاک و گیاه می‌گذارد (Al-Kaisi et al., 2005; Huang et al., 2007, Ayoubi et al., 2012; Jarmer et al., 2013). از این رو تعیین میزان آن در خاک شایان توجه است. اندازه‌گیری ماده آلی در آزمایشگاه وقت‌گیر و پرهزینه بوده و نیاز به برداشت نمونه‌های زیادی دارد (Ladoni et al., 2009). اخیراً پژوهش‌هایی انجام شده که نشان داده‌اند انعکاس حاصل از باندهای طیفی با ویژگی‌های خاک همبستگی داشته و قادر به تخمین خصوصیات فیزیکی، شیمیایی و بیولوژیکی با کاهش هزینه و افزایش سرعت نسبت به روش‌های تجزیه آزمایشگاهی می‌باشد (Danesh et al., 2011). از دهه ۱۹۶۰ محققان مختلف بین بازتاب طیفی خاک و میزان ماده آلی آن همبستگی برقرار کرده و روابطی را برای تبدیل بازتاب به میزان ماده آلی بوجود آورده‌اند. نتایج برخی از این پژوهش‌ها نشان داده‌اند که مقدار ماده آلی با بازتاب در محدوده مرئی و مادون قرمز رابطه خطی و یا منحنی دارد (Henderson et al., 1992, Ladoni et al., 2009; Soan et al., 2013). طی تحقیقی باجوا و همکاران (۲۰۰۱) نشان دادند که میزان کربن آلی خاک قوی‌ترین رابطه را با اطلاعات طیفی باند قرمز دارد و باند مادون قرمز نزدیک برای این منظور ضعیف عمل می‌کند. در سال ۲۰۰۵ سالیوان و همکاران مشاهده کردند که باند مادون قرمز حرارتی به تنهایی ۳۸ درصد و به همراه باندهای مرئی و مادون قرمز ۹۳ درصد تغییرات در مقدار کربن آلی در عمق ۱ سانتیمتری خاک را نشان می‌دهد. راسل و همکاران طی تحقیقی در سال ۲۰۰۶، لدنی و همکاران در سال ۲۰۰۹ و نیز سوآن و همکاران در سال ۲۰۱۲، به ترتیب بین میزان کربن آلی خاک و بازتاب باندهای مرئی، مادون قرمز نزدیک و مادون قرمز میانی ضریب همبستگی نسبتاً خوب ۰/۷۲، ۰/۶۸ و ۰/۸۹ را بدست آوردند. برای مدل‌سازی و تخمین میزان ماده آلی از روی بازتاب خاک معمولاً از رگرسیون چندگانه گام به گام (Ladoni et al., 2001; Ingleby and Crowe 2001; Hummel et al., 2009) استفاده شده است و کاربرد شبکه‌های عصبی در این مقوله کمتر مورد توجه قرار گرفته است. استفاده از شبکه‌های عصبی یکی از روش‌های مدل‌سازی روابط غیرخطی بین داده‌ها است. در سال ۱۹۹۱، سوداس از شبکه عصبی برای تخمین کربن آلی خاک از بازتاب باند مادون قرمز نزدیک در محدوده طیفی ۸۰۰ تا ۲۶۰۰ نانومتر استفاده کرد. طی این پژوهش مشخص شد که مدل‌های حاصل از شبکه عصبی در مقایسه با مدل‌های رگرسیونی نتایج بهتری بدست نمی‌دهند و دلیل آن را محدودیت‌های زمانی شبکه عصبی در مدل‌سازی عنوان نمودند. پس از آن با پیشرفت علم بسیاری از محدودیت‌های شبکه‌های عصبی رفع شده و دقت برآوردهای آن افزایش یافته است. نتایج مطالعات اینگلبی و کرو در سال ۲۰۰۱ که از شبکه عصبی و رگرسیون چندگانه برای مدل‌سازی رابطه بین ماده آلی و بازتاب خاک استفاده کردند بر مناسب‌تر بودن مدل‌های شبکه عصبی نسبت به مدل‌های رگرسیونی تاکید می‌نماید. طی پژوهشی سومارتن و همکاران (۲۰۰۵) نیز دقت شبکه عصبی را نسبت به مدل‌های رگرسیونی چندمتغیره برای برآورد ماده آلی خاک از روی بازتاب بررسی کردند و نتیجه گرفتند که مدل‌های شبکه عصبی دارای دقت به مراتب بالاتری نسبت به مدل‌های رگرسیونی چندگانه‌اند. همچنین ایوبی و همکاران در سال ۲۰۱۲ و جارمر و همکاران در سال ۲۰۱۳ توانستند روابطی با همبستگی بالا بین میزان کربن آلی خاک و مقادیر انعکاس با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی بدست آورند. با شرح فوق پژوهش حاضر با هدف بررسی امکان پیش‌بینی مقدار ماده آلی خاک از روی داده‌های ماهواره‌های ETM+ در منطقه دشت گرگان با استفاده از مدل‌های رگرسیونی و شبکه‌های عصبی مصنوعی صورت گرفته است.

## ۲- مواد و روش

### ۲-۱ منطقه مورد مطالعه

شکل (۱) موقعیت منطقه مطالعاتی را نشان می‌دهد. منطقه مطالعاتی در استان گلستان بخشی از حوزه آبخیز گرگان رود می‌باشد که در محدوده جغرافیایی ۵۴ درجه و ۵۰ دقیقه تا ۵۶ درجه و ۱۶ دقیقه طول شرقی و ۳۶ درجه و ۵۰ دقیقه تا ۳۷ درجه و ۵ دقیقه عرض شمالی واقع گردیده است. از نظر زمین شناسی این منطقه بخشی از زون ساختاری البرز بوده و واحدهای زمین شناسی آن شامل نهشته‌های ماسه بادی سفت نشده، ماسه سنگ قرمز شیل همراه با میان لایه‌های آهک ماسه‌ای و سنگ آهک‌های فسیل‌دار خاکستری

تیره با میان لایه‌های شیل می‌شوند. واحدهای فیزیوگرافی موجود در محدوده دشت دامنه‌ای و دشت رسوبی رودخانه‌ای با کاربری زراعی می‌باشند. اقلیم این منطقه مدیترانه‌ای نیمه‌خشک است. حداکثر مطلق دما  $41/8$ ، حداقل آن  $-1/2$  و دمای متوسط سالانه  $17/9$  می‌باشد. متوسط میزان بارندگی سالانه نیز  $550$  میلی‌متر تخمین زده شده است. از نظر خاکشناسی، خاک‌های این محدوده عمدتاً در رده مالی‌سول و انتی‌سول و به میزان کمتری در رده‌های آلفی‌سول و اربیدی‌سول قرار می‌گیرند.



شکل ۱: نمایی از مناطق سه گانه مورد مطالعه و پرکنش آبکندها

### آماده‌سازی تصاویر، تعیین نقاط نمونه‌برداری، برداشت نمونه‌ها و عملیات آزمایشگاهی

پردازش اولیه تصاویر ماهواره‌ای شامل تصحیح هندسی و تصحیح رادیومتریک می‌باشد. تصحیح هندسی با استفاده از نقشه توپوگرافی رقومی و ۲۶ نقطه کنترل و به روش نقشه به تصویر صورت گرفت. تصحیح رادیومتریک نیز با استفاده از روش هیستوگرام انجام شد. بدین صورت که حداقل DN از هیستوگرام باند ۳ در مناطقی نظیر رودخانه‌ها و حوضچه‌های آب استخراج و سپس این مقدار DN از DN باندهای دیگر کسر گردید. پس از آماده‌سازی اولیه تصویر، عملیات ایجاد بهترین ترکیب رنگی کاذب و طبقه بندی نظارت نشده بر روی آن انجام گرفت. سپس نقشه‌های رقومی شده خاکشناسی (نقشه رده‌ها و سری‌های خاک)، فیزیوگرافی، زمین‌شناسی، راه‌ها و کاربری اراضی به صورت لایه‌های رقومی روی تصویر رنگی کاذب قرار داده شد و با تفسیر چشمی به همراه استفاده از روش طبقه‌بندی نظارت نشده، واحدهای همگن حاصل از همپوشانی لایه‌های اطلاعاتی مشخص شدند و نقاط نمونه‌برداری به روش نمونه‌برداری طبقه‌بندی شده تصادفی (Stratified Randomized Sampling) تعیین گردید (Danesh et al., 2011). در نهایت با مراجعه حضوری به محل نمونه‌برداری، ۹۵ نقطه بطور تصادفی و با توزیع مناسب انتخاب و در آنها نمونه‌برداری در عمق ۰ تا ۵ سانتیمتر انجام شد. نمونه‌های جمع‌آوری شده در پاکت‌های پلاستیکی به آزمایشگاه منتقل، به مدت ۲۴ ساعت هواخشک و پس از کوبیده شدن با الک ۲ میلیمتری الک شده، در ظروف پلاستیکی تا زمان تجزیه آزمایشگاهی نگهداری گردیدند. برای تعیین مقدار کربن آلی از روش والکلی-بلک استفاده شد. روش والکلی-بلک یک تیتراسیون برگشتی است که در آن کربن آلی در مجاورت با اسید سولفوریک اکسید می‌شود و سپس باقیمانده بی‌کرومات با فروآمونوم سولفات تیتراسیون می‌گردد. پس از اندازه‌گیری کربن آلی با ضرب

کردن مقدار حاصل در ضریب  $1/724$  مقدار ماده آلی محاسبه می‌شود. از آنجا که این ضریب در خاک‌های مناطق مختلف ثابت نبوده و تغییر می‌کند و از سوی دیگر ضرب شدن یک ضریب ثابت در یکی از متغیرهای رابطه رگرسیون تاثیری در دقت رابطه نخواهد داشت، مقدار کربن آلی به جای مقدار ماده آلی در محاسبات مورد استفاده قرار گرفت.

### عملیات محاسباتی

در این مرحله ابتدا روابط همبستگی بین ارزش‌های رقومی بازتاب، با میزان کربن آلی اندازه‌گیری شده در آزمایشگاه در نرم‌افزار آماری SPSS ایجاد و مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت. سپس با توجه به بالاترین همبستگی‌های موجود، مدل‌های رگرسیونی و شبکه‌های عصبی ایجاد شدند که در نهایت شایستگی آن‌ها با شاخص‌های آماری  $R^2$  و RMSE بررسی گردید.

### الف- برازش و اعتبارسنجی مدل‌های رگرسیونی و شبکه عصبی

ورودی ارزش‌های رقومی بازتاب در ۷ باند مختلف تصویر ماهواره‌های ETM+ و خروجی کربن آلی خاک بود. معادلات رگرسیون خطی چندمتغیره در محیط SPSS برازش داده شد. در شبکه عصبی نیز مدل سیگموئیدی در تمام شبکه‌های طراحی شده مورد استفاده قرار گرفت. برای اعتبارسنجی مدل‌های برازش داده شده با هر دو روش داده‌ها به دو دسته آموزش و اعتبارسنجی تقسیم شدند. تعداد ۷۰ داده به عنوان داده‌های آموزش یا توسعه مدل و ۲۵ داده باقی‌مانده به عنوان داده‌های اعتبارسنجی مدل گزینش شدند. در نهایت برای تعیین بهترین مدل‌ها از دو معیار ضریب تبیین ( $R^2$ ) و متوسط خطای استاندارد (RMSE) داده‌ها استفاده گردید.

### ب- مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی در واقع مدل ساده شده‌ای از مغز انسان بوده و یک ساختار ریاضی است که توانایی نشان دادن فرآیندها و تریکیات دلخواه غیرخطی جهت ارتباط بین ورودی‌ها و خروجی‌های هر سیستمی را داراست. این شبکه با داده‌های موجود طی فرآیند یادگیری، آموزش دیده و جهت پیش‌بینی در آینده مورد استفاده قرار می‌گیرد. هر شبکه با دریافت مثال‌هایی آموزش می‌بیند. آموزش فرآیندی است که در نهایت منجر به یادگیری می‌شود. یادگیری شبکه، زمانی انجام می‌شود که وزن‌های ارتباطی بین لایه‌ها چنان تغییر کند که اختلاف بین مقادیر پیش‌بینی شده و محاسبه شده در حد قابل قبولی باشد. با دستیابی به این شرایط فرایند یادگیری محقق شده است. این وزن‌ها حافظه و دانش شبکه را بیان می‌کنند. شبکه عصبی آموزش دیده می‌تواند برای پیش‌بینی خروجی‌های متناسب با مجموعه جدید داده‌ها بکار رود.

### ۳- نتایج

مدل‌های رگرسیونی خطی چندمتغیره

نتایج آنالیز واریانس رگرسیون خطی چند متغیره بین کربن آلی خاک و اطلاعات ماهواره‌ای که در نرم‌افزار SPSS انجام شده در جدول (۱) آمده است. ورودی‌های هر مدل با توجه به بالاترین همبستگی‌های موجود بین کربن آلی و اطلاعات ماهواره‌ای و نیز باندهای مربوط به هر محدوده از طیف الکترومغناطیس انتخاب شده‌اند. همان‌گونه که جدول ۱ نشان می‌دهد، در بین مدل‌های برازش داده شده، تنها مدل‌های ۱، ۳ و ۶ از نظر آماری معنی‌دار شده‌اند که به ترتیب دارای ضرایب تبیین  $0/47$ ،  $0/50$  و  $0/48$  می‌باشند. مدل ۱ دارای ۳ ورودی شامل اعداد رقومی باندهای طیف مرئی، مدل ۳ دارای پنج ورودی به ترتیب شامل اعداد رقومی باندهای مرئی (B1, B2, B3) و باندهای مادون قرمز میانی (B5, B7) و مدل ۶ شامل اعداد رقومی باندهای مادون قرمز میانی (B5, B7) می‌باشند.

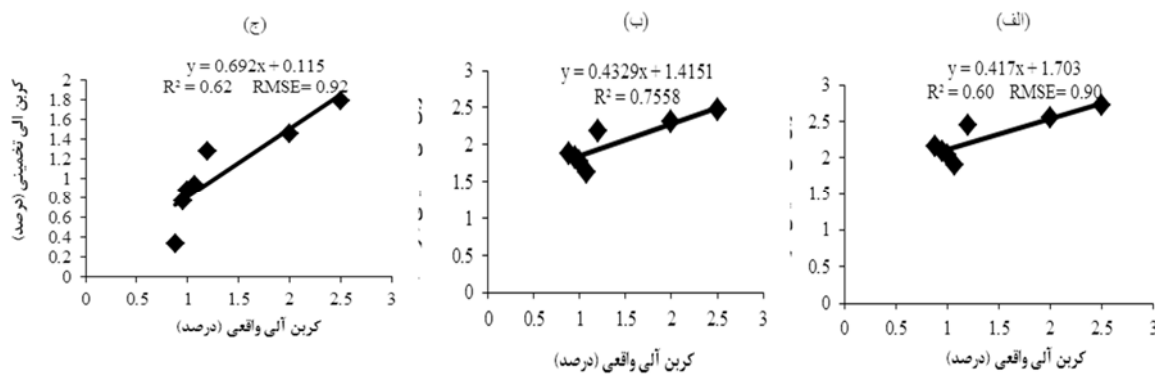
جدول ۱: نتایج آنالیز واریانس رگرسیون گیری بین کربن آلی و اطلاعات ماهواره‌ای

مدل	ورودی‌ها	$R^2$
۱	B1,B2,B3	۰/۴۷
۲	B1,B2,B3,B4	۰/۳۱
۳	B1,B2 ,B3, B5, B7	۰/۵۰
۴	B1,B2,B3,B6	۰/۳۴
۵	B1,B2,B3, B4,B5,B6, B7	۰/۳۳
۶	B5,B7	۰/۴۸
۷	B4,B5,B6, B7	۰/۳۶

ETM i: شماره باند تصویر ماهواره‌ای ETM+

## اعتبارسنجی مدل‌های رگرسیونی

بر پایه جدول (۱) مدل‌های ۱، ۳ و ۶ در سطح یک درصد معنی‌دارند و بقیه مدل‌ها شامل مدل‌های ۲، ۴، ۵ و ۷ از نظر آماری معنی‌دار نیستند لذا تنها ۳ مدل معنی‌دار مذکور مورد ارزیابی قرار گرفتند. برای ارزیابی آنها، مقدار کربن آلی از روی همین مدل‌ها، تخمین زده شد و سپس رابطه خطی بین مقدار کربن آلی واقعی و تخمینی مورد بررسی قرار گرفت. معیار سنجش دقت، ضریب همبستگی بین مقدار کربن آلی واقعی و تخمینی و نیز شاخص خطای RMSE می‌باشد. نتایج اعتبارسنجی مدل‌های ۱، ۳ و ۶ به ترتیب در شکل‌های ۲-الف، ۲-ب و ۲-ج آمده است.



شکل ۲: نمودارهای حاصل از نتایج اعتبارسنجی مدل ۱ نمودار (الف)، مدل ۳ نمودار (ب) و مدل ۶ نمودار (ج)

با توجه به نمودارهای شکل (۲) مقادیر  $R^2$  و RMSE به ترتیب ۰/۶۰ و ۰/۹۰ برای مدل ۱ و ۰/۶۸ و ۰/۹۲ برای مدل ۳ و ۰/۶۲ و ۰/۹۲ برای مدل ۶ بدست آمده‌اند. در مدل ۳ که ورودی‌های آن اعداد رقومی باندهای مرئی و مادون قرمز میانی را شامل می‌شود ضریب همبستگی افزایش یافته و برابر ۰/۶۸ شده ولی میزان خطا کمی بالاتر از مدل‌های ۱ و ۶ شده است. که دلیل آن افزایش تعداد ورودی‌های مدل می‌تواند باشد. در کل می‌توان گفت که با توجه بالاتر بودن دقت مدل ۳ چون خطای آن به میزان ناچیزی از دو مدل دیگر بیشتر است و قابل چشم‌پوشی می‌باشد، این مدل به نسبت دو مدل دیگر مناسب‌ترین مدل برای تخمین کربن آلی خاک از روی اطلاعات ماهواره‌ای است و در طراحی شبکه عصبی در این تحقیق مورد استفاده قرار خواهد گرفت.

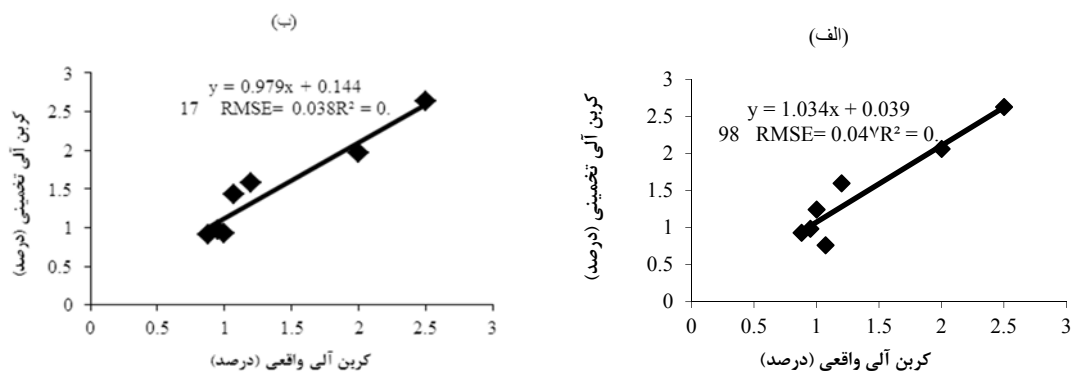
### مدل‌های شبکه عصبی

با استفاده از ورودی‌های مدل ۳ که بر اساس شکل (۲-ب) دارای بهترین برازش می‌باشد، شبکه‌های عصبی مختلفی طراحی گردید. از بین شبکه‌های مختلف طراحی شده، بهترین‌ها در جدول (۲) آورده شده‌اند. تعداد لایه‌ها و نرون‌های شبکه با سعی و خطا بدست آمده‌اند. همان‌گونه که جدول ۲ نشان می‌دهد، در بین مدل‌های شماره ۳، مدل ۳-۱-۲ با یک لایه و ۱۵ نرون و ضریب تبیین برابر ۰/۷۳ و مدل ۳-۲-۳ با ۲ لایه، ۱۲ نرون در لایه اول، ۸ نرون در لایه دوم و ضریب تبیین برابر ۰/۷۵ مناسب‌ترین مدل‌های برازش داده شده برای تبیین ارتباط بین کربن آلی خاک و اطلاعات طیفی باندهای مرئی و مادون قرمز میانی می‌باشند. در نهایت این مدل‌ها با داده‌های اعتبارسنجی مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج ارزیابی مدل‌ها در نمودار شکل‌های ۳-الف و ۳-ب آمده است و در جدول (۳) با نتایج حاصل از ارزیابی مدل‌های رگرسیونی مقایسه شده است.

جدول ۲: ویژگی‌های مدل‌های شبکه عصبی

مدل	نرون لایه مخفی اول	نرون لایه مخفی دوم	R <sup>2</sup>
مدل ۳-۱-۱	۱۴	۰	۰/۵۳
مدل ۳-۱-۲	۱۵	۰	۰/۷۳
مدل ۳-۱-۳	۱۶	۰	۰/۶۵
مدل ۳-۲-۱	۱۰	۷	۰/۳۵
مدل ۳-۲-۲	۱۲	۷	۰/۶۰
مدل ۳-۲-۳	۱۲	۸	۰/۷۵
مدل ۳-۲-۴	۱۲	۹	۰/۶۱
مدل ۳-۲-۵	۱۴	۸	۰/۵۷
مدل ۳-۲-۶	۱۵	۸	۰/۳۷

همان‌گونه که در شکل (۳) دیده می‌شود، مدل ۳-۱-۲ با ۱ لایه و ۱۵ نرون دارای ضریب همبستگی و RMSE به ترتیب ۰/۷۹۸ و ۰/۰۴ و مدل ۳-۲-۳ با ۲ لایه، ۱۲ نرون در لایه اول و ۸ نرون در لایه دوم دارای ضریب همبستگی و مقدار RMSE به ترتیب برابر ۰/۸۱۷ و ۰/۰۳ می‌باشند.



شکل ۳: منحنی خط تمایل و نمودار پراکندگی کربن آلی واقعی در مقابل کربن آلی تخمین زده شده با شبکه عصبی

الف) مدل ۳-۲-۱ ب- مدل ۳-۲-۳

به منظور بررسی توانایی شبکه عصبی در برآورد کربن آلی خاک در مقایسه با مدل‌های رگرسیون خطی چندمتغیره نتایج هر دو نوع روش و شاخص‌های آماری مورد مقایسه در جدول (۳) ارائه شده است. همان‌گونه که جدول نشان می‌دهد شبکه عصبی نسبت به رگرسیون بهتر توانسته ارتباط بین میزان کربن آلی خاک و اطلاعات طیفی باندهای مرئی و مادون قرمز میانی را برازش دهد. مدل یک لایه ۲-

۳-۱ و دو لایه ۳-۲-۳ هر دو ضریب همبستگی بالاتر به ترتیب ۰/۷۹۸ و ۰/۸۱۷ و متوسط خطای کمتری، به ترتیب ۰/۰۴ و ۰/۰۳ نسبت به مدل رگرسیونی ۳ دارند.

### جدول ۳: مقایسه مدل شبکه عصبی با مدل رگرسیونی

شاخص‌های ارزیابی	R <sup>2</sup>	RMSE
مدل رگرسیونی ۳	۰/۶۸	۱/۳۶
مدل شبکه عصبی ۳-۱-۲	۰/۷۹۸	۰/۰۴
مدل شبکه عصبی ۳-۲-۳	۰/۸۱۷	۰/۰۳

### ۴- بحث و نتیجه‌گیری

در پژوهش حاضر ارتباط بین میزان کربن آلی خاک در محدوده‌ای از دشت گرگان با اطلاعات طیفی باندهای مختلف تصویر ماهواره‌ای ETM+ مورد بررسی قرار گرفته است. روابط رگرسیونی چندگانه بین اعداد رقومی طیف‌های مختلف تصویر شامل باندهای مرئی، مادون قرمز نزدیک، مادون قرمز میانی و مادون قرمز حرارتی با میزان کربن آلی خاک ایجاد شد. مشخص گردید که، از بین مدل‌های رگرسیونی برازش داده شده با ورودی‌های متفاوت، مدل‌های ۱، ۳ و ۶ که به ترتیب برای برازش آن‌ها از باندهای مرئی (B1, B2, B3)، باندهای مرئی و مادون قرمز میانی و باند مادون قرمز میانی (B5, B7) استفاده شده است، به سبب داشتن بالاترین دقت و کمترین میزان خطا، بهتر می‌توانند ارتباط بین میزان کربن آلی خاک و اعداد رقومی باندهای تصویر ETM+ را نشان دهند. این نتیجه، یافته‌های حاصل از پژوهش چانگ و لایید (۲۰۰۲)، شفلد و والش (۲۰۰۲)، دانیل و همکاران (۲۰۰۳) و براون و همکاران (۲۰۰۶) را تایید می‌کند در حالیکه محققان دیگری نظیر هامل و همکاران (۲۰۰۱) بازتاب حاصل از باند مادون قرمز نزدیک، اسلام و همکاران (۲۰۰۳) باندهای ماورا بنفش، مرئی و مادون قرمز نزدیک، استامادیس و کریسفر (۲۰۰۵) تنها انعکاس حاصل از باند مرئی، را سل و همکاران (۲۰۰۶) باندهای مرئی، مادون قرمز نزدیک و مادون قرمز میانی و لدنی و همکاران (۲۰۰۹) باندهای سبز و مادون قرمز نزدیک را دارای بهترین همبستگی با میزان کربن آلی خاک معرفی نموده‌اند. در گام بعدی شبکه‌های عصبی مصنوعی با لایه‌ها و نرون‌های متفاوت با استفاده از ارزش‌های رقومی بازتاب در باندهای مرئی و مادون قرمز میانی، ایجاد شدند که از بین آن‌ها، مدل یک لایه‌ای با ۱۵ نرون و مدل دو لایه‌ای با ۱۲ نرون در لایه اول و ۸ نرون در لایه دوم مناسب‌ترین مدل‌ها تشخیص داده شدند. در نهایت کارایی شبکه‌های عصبی مصنوعی و روابط رگرسیونی چندگانه در برازش ارتباط بین کربن آلی خاک و ارزش‌های رقومی بازتاب در طیف‌های مرئی و مادون قرمز میانی مقایسه گردید. مقایسه مقادیر R<sup>2</sup> و RMSE به دست آمده برای مدل‌های رگرسیونی و مدل‌های شبکه‌های عصبی نشان می‌دهد که به‌طور کلی مدل‌های شبکه عصبی با داشتن R<sup>2</sup> بیشتر و RMSE کمتر نسبت به مدل‌های رگرسیونی بهتر می‌توانند ارتباط بین میزان کربن آلی خاک و ارزش‌های رقومی بازتاب در طیف‌های مرئی و مادون قرمز میانی را تبیین نمایند که این نتیجه نیز با نتایج تحقیق سوماراتن و همکاران همخوانی دارد.

### سپاسگزاری

بدین وسیله از ریاست محترم مرکز تحقیقات کشاورزی گلستان جناب آقای دکتر نوری‌نیا که در انجام این پژوهش همکاری نمودند، صمیمانه سپاسگزاری می‌شود. همچنین از سازمان فضایی ایران که در تهیه تصاویر منطقه ما را یاری نمودند، قدردانی می‌گردد.

### ۵- مراجع

۱. لدنی، م.، (۱۳۸۶). برآورد برخی ویژگی‌های فیزیکی خاک با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تربیت مدرس.

2. Achi, H., Fouad, Y., Walter, C., Viscarra Rosse, R. Chabaane, Z.A., Sanaa, M., (2009). Regional predictions of soil organic carbon content from spectral reflectance measurements. *biosystems engineering*: 104 ( 2009 ) 442 – 446.
3. Al-Kaisi, M. M., Yin, X. H., & Licht, M. A. (2005). Soil carbon and nitrogen changes as influenced by tillage and cropping systems in some Iowa soils. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 105, 635–647 .
4. Ayoubi, S., Pilehvar Shahri, A. R., Mokhtari, P., & Sahrawat, K., (2012). Application of Artificial Neural Network (ANN) to predict soil organic matter using remote sensing data in two ecosystems. *Biomass and Remote Sensing of Biomass*, 19, 181-198.
5. Ben-Dor E; Banin A (1995). Near-Infrared analysis as a rapid method to simultaneously evaluate several soil properties. *Soil Science Society of America Journal*, 59, 364–372.
6. Chen, F., Kissell, D. E., West, L. T., & Adkins, W. (2000). Field-scale mapping of surface soil organic carbon using remotely sensed imagery. *Soil Science Society of America Journal*, 64, 746–753
7. Chen, F., Kissel, D. E., West, L. T., Rickman, D., Luvall, J. C., & Adkins, W. (2005). Mapping surface soil organic carbon for crop fields with remote sensing. *Journal of Soil and Water Conservation*, 60, 51–57.
8. Danesh, M., Bahrami, H. A., & Noroozi, A. A., (2011). A synchronous investigation of soil geometric mean particle diameter and lime, using remote sensing technology (case study: Pol-e-Dokhtar, the southwest of Lorestan province, Iran). *J. Agr. Sci. Tech*, 12, 479-494
9. Fox, G. A., & Sabbagh, G. J. (2002). Estimation of soil organic matter from red and near-infrared remotely sensed data using a soil line Euclidean distance technique. *Soil Science Society of America Journal*, 66:1922–1929.
10. Huang, B., Sun, W., Zhao, Y., Zhu, J., Yang, R., Zou, Z., et al. (2007). Temporal and spatial variability of soil organic matter and total nitrogen in an agricultural ecosystem as affected by farming practices. *Geoderma*, 139, 336–345 .
11. Henderson, T. L., Baumgardner, M. F., Franzmeier, D. P., Stott, D. E., & Coster, D. C. (1992). High dimensional reflectance analysis of soil organic matter. *Soil Science Society of America Journal*, 56, 865–872.
12. Hummel, J. W., Sudduth, K. A., & Hollinger, S. E. (2001). Soil moisture and organic matter prediction of surface and subsurface soils using an NIR soil sensor. *Computers and Electronics in Agriculture*, 32, 149–165 .
13. Ingleby H.R. and T.G. Crowe. (2001). Neural network models for predicting organic matter content in Saskatchewan soils. *Canadian biosystems engineering*, 43, 7: 1-5.
14. Jarmer, T and Rosso, P. (2013). Determining top soil organic carbon of agricultural soils from hyperspectral remote sensing data. *Canadian biosystems engineering*, 110, 7: 21-32.



15. Ladoni, M., Bahrami, H.A., & Alavipanah, S.K. (2009). Estimating soil organic carbon from soil reflectance. *Precision Agric*, 91:23-3.
16. Luo, Y., Wu, C., Wu, J., Zhang, L., & DeGloria, S.D. (2012). Spatial Prediction of Soil Organic Matter Content Using Corcking with Remotely Sensed Data. *Soil Science Society of American Journal*, 73, 1202-1208.
17. Reeves, D. W. (1997). The role of soil organic matter in maintaining soil quality in continuous cropping systems. *Soil & Tillage Research*, 43, 131-167 .
18. Reeves, J. B., McCarty, G. W., & Meisinger, J. J. (2000). Near infrared reflectance spectroscopy for the determination of biological activity in agricultural soils. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*, 8, 161-170.
19. Soan, Y. B., Gardner, W.D., Mishonov, A.V., & Richardson, M. J. (2013). Model-based remote sensing algorithms for particulate organic carbon (POC) in the Northeastern Gulf of Mexico. *J. Earth Syst. Sci*, 118, 1-10.
20. Somaratne, S. Seneviratne, G. Coomaraswamy, U. (2005). Prediction of Soil Organic Carbon across Different Land-use Patterns: A Neural Network Approach. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 69:1580-1589.
21. Stamatiadis, S., Christofides, C., Tsadilas, C., Samaras, V., Schepers, J. S., & Francis, D. (2005). Ground sensor soil reflectance as related to soil properties and crop response in a cotton field. *Precision Agriculture*, 6, 399-411 .
22. Susanne, A., & Michelle, M. W. (1998). Long-term trends of corn yield and soil organic matter in different crop sequences and soil fertility treatments on the Morrow Plot. *Advances in Agronomy*, 62, 153-197.
23. Uno, Y., Prasher, S.O., Patel, R.M., Strachan, I.B. and Pattey, E. (2005). Development of field-scale soil organic matter content estimation models in Eastern Canada using airborne hyperspectral imagery. *Canadian Biosystems Engineering/Légénie des biosystèmes au Canada* 47: 1.9 - 1.14.
24. Viscarra Rossel R A; Fouad Y; Walter C. (2008). Using a digital camera to measure soil organic carbon and iron contents. *Biosystems Engineering*, 100, 149-159.

Scientific - Research Quarterly On

**Environmental Erosion Researches**  
No. 13, spring 2014, pp: 29-38



## Study the Relationship between Digital Number Values from ETM+ Satellite Images and Soil Organic Matter Using Artificial Neural Network and Regression Models

- 1 Noshadi, E. PhD Student of Soil Science, Tarbiat Modares University, [noshadi@modares.ac.ir](mailto:noshadi@modares.ac.ir)
- 2 Bahrami, H.A.\* Corresponding author, Assistant Professor, Department of Soil Science, Tarbiat Modares University, [bahramih@modares.ac.ir](mailto:bahramih@modares.ac.ir)
- 3 Alavipanah, S.K. Professor, Department of Remote Sensing and Cartography, Tehran University, [salavipa@ut.ac.ir](mailto:salavipa@ut.ac.ir)

### Abstract

Soil organic carbon (SOC) content plays a key role in soil biological, chemical and physical behavior and knowledge about its state and distribution is essential for the effective and sustainable use of soil. Laboratory measurements of SOC are costly and time consuming and have not the possibility to extend the results to similar areas. Recently, the use of remote sensing data for evaluation of SOC as a simple, rapid, inexpensive and even accurate have attracted the attention of researchers. The aim of this study was to evaluate the efficiency and accuracy of ETM+ satellite images for estimating SOC using artificial neural network and regression models. In this way, the digital number values in different bands of ETM+ satellite images have been used. Both regression and neural networks were used to develop the models between organic carbon measured in the laboratory and satellite data. Finally the accuracy of these models was evaluated with R<sup>2</sup> and RMSE indices. The statistical analysis shows that these models was fitted using digital number values in the visible and mid- infrared bands of satellite images have the highest coefficients of determination. Moreover, the neural network models have the higher accuracy and less error than regression models.

**Keywords: Soil Organic Carbon, Remote Sensing, Digital Number Reflectance, Artificial Neural Networks, Regression Models**