



نهمین کنگره ملی مهندسی ماشین‌های کشاورزی

(مکانیک بیوسیستم) و مکانیزاسیون

پردیس کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه تهران

۲ و ۳ اردیبهشت ۱۳۹۴ - کرج



تخمین کربن آلی خاک با استفاده از پردازش تصاویر رنگی با روش شبکه‌های عصبی

پریسا عطائیان*^۱، شروین عطائیان^۲، پرویز احمدی مقدم^۳

۱ و ۳- به ترتیب دانشجوی کارشناسی ارشد و استادیار گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشگاه ارومیه

۲- دانشجوی کارشناسی ارشد رشته مهندسی صنایع، دانشگاه ارومیه

*ایمیل مکاتبه کننده: parisa.ataieyan@gmail.com

چکیده

اندازه‌گیری پارامترهای خاک با استفاده از روش‌های آزمایشگاهی پرهزینه و زمان‌بر بوده و مصرف مواد شیمیایی منجر به آلودگی محیط زیست می‌گردد. امروزه کاربرد روش‌های نوین کشاورزی دقیق همچون عکس‌های هوایی و ماهواره‌ای، حسگرهای مادون قرمز و تکنیک پردازش تصویر جایگزین مناسبی برای روش‌های آزمایشگاهی می‌باشد. کربن آلی خاک منبع عظیمی از مواد مغذی برای گیاه بوده و به عنوان عاملی فعال در گسترش ساختمان خاک، نقش مهمی در بهبود حاصلخیزی خاک‌های کشاورزی ایفا می‌کند. کاربرد رنگ خاک برای شناسایی و تعیین کیفیت ترکیبات خاک سابقه طولانی دارد. این تحقیق سعی دارد با استفاده از پردازش تصاویر تهیه شده توسط دوربین دیجیتال در فضاهای رنگی متداول، با بهره‌گیری از روش شبکه‌های عصبی، تخمین کربن آلی خاک را سرعت ببخشد. پس از نمونه‌برداری و تهیه تصاویر، با استخراج پارامترهای فضاهای رنگی RGB، HSI و LAB و تحلیل توسط شبکه عصبی، بهترین فضا برای تخمین کربن آلی خاک، فضای HSI تعیین شد. کمترین مقدار خطا در این فضای رنگی، برای مدل شامل هر سه مولفه رنگی بود.

واژه‌های کلیدی: دوربین دیجیتال، شبکه‌های عصبی، کربن آلی خاک

مقدمه

کشاورزی دقیق را می‌توان یکی از ده انقلاب بزرگ در صنعت کشاورزی نام برد که یک مفهوم جدید در کشاورزی امروزی است و بر مبنای ناهمگونی در سطح مزرعه استوار است (کروک استون، ۲۰۰۶). یکی از دلایل رشد کشاورزی دقیق در میان دانشمندان و کشاورزان، پیشرفت فناوری در زمینه‌های مختلف از جمله سیستم تعیین مختصات جغرافیایی، حسگرها، عکس‌های هوایی یا ماهواره‌ای (یا سنجش از راه دور) و تسهیل مدیریت اطلاعات جغرافیایی است. از مزایای کشاورزی دقیق، کاهش مصرف کودهای شیمیایی به علت وجود نقشه‌های بیشینه و کمینه مواد مغذی خاک و کمک به کاهش آلودگی‌های زیست‌محیطی ناشی از مصرف بیش از حد مواد شیمیایی است (مک براتنی و همکاران، ۲۰۰۵).

کربن آلی خاک به عنوان منبع عظیمی از مواد مغذی برای گیاه و به عنوان عاملی فعال در گسترش ساختمان خاک، نقش مهمی در بهبود حاصلخیزی خاک‌های کشاورزی ایفا می‌کند. از سال ۱۸۵۰، عمدتاً به دلیل کشاورزی، ۷۸ تن کربن از خاک خارج شده است (لال، ۲۰۰۹). از دست رفتن کربن نشان‌دهنده انتشار بخش عمده‌ای از گازهای گلخانه‌ای است و منجر به کاهش حاصلخیزی، کاهش نگهداری آب و ساختار سله بسته و فشرده در سطح خاک می‌شود (کریستی، ۲۰۰۸). نقشه‌های دقیق کربن خاک حاوی اطلاعات ضروری برای انجام عملیات بی‌خطر روی مناطق خاص بوده و برای ارزیابی کیفیت خاک مهم است. برای مثال، غلظت کربن آلی در سطح خاک، برای تعیین میزان نیاز یک مکان خاص به بعضی منابع مورد نیاز برای تولید



محصول، از جمله نیتروژن و علف‌کش‌ها مورد نیاز است (هانگ و همکاران، ۲۰۰۷). از آنجا که خاک‌های غنی از کربن آلی اغلب توسط ظاهر تیره‌شان قابل شناسایی هستند، بیشتر تحقیقات بر روی بازتاب در محدوده باندهای مرئی برای تعیین و ترسیم تغییرپذیری کربن متمرکز شده است. کاربرد رنگ خاک برای شناسایی و تعیین کیفیت ترکیبات خاک سابقه طولانی دارد. این مشخصه به راحتی در دسترس بوده و در طول زمان به نسبت پایدار است که توضیح می‌دهد چرا برای شناسایی و تعیین ویژگی‌های کیفی خاک همچون وجود ترکیباتی مثل اکسید آهن، مواد آلی و آب به کار می‌رود (شوورتمن، ۱۹۹۳). هدف از ایجاد یک سیستم مختصات فضای رنگی، استاندارد کردن خصوصیات رنگ‌ها برای مطالعه رنگ‌های مختلف در سیستم‌های گوناگون است (گونزالس و وودز، ۲۰۰۸).

شبکه عصبی شامل شبکه‌ای از عناصر پردازش ساده (نورون) است که می‌تواند رفتار پیچیده کلی تعیین شده‌ای از ارتباط بین عناصر پردازش و پارامترهای عنصر را نمایش دهد. هدف از معماری یک شبکه عصبی مصنوعی برای حل یک مساله، عبارت از انتخاب تعداد لایه‌های پنهان مناسب، تعداد نورون‌ها در هر لایه، نحوه برقراری اتصال بین نورون‌ها، انتخاب توابع فعالیت مناسب برای نورون‌ها و تعیین الگوریتم یادگیری و نحوه تنظیم وزن‌ها است (فلوید و همکاران، ۱۹۹۵). هدف از این تحقیق، تخمین کربن آلی خاک با استفاده از تحلیل شبکه‌های عصبی می‌باشد.

مواد و روش‌ها

جمع‌آوری نمونه‌ها

تعداد ۷۷ نمونه خاک از مزارع اطراف استان آذربایجان غربی و از عمق صفر تا ۱۰ سانتی‌متری خاک جمع‌آوری گردید. بافت خاک منطقه با استفاده از روش هیدرومتری، لومی رسی تعیین شد. پس از تهیه نمونه‌ها و انتقال آن‌ها به آزمایشگاه، نمونه‌ها در آون خشک شده، سپس با استفاده از الک ۲ میلی‌متری ذرات درشت و کلوخه‌ها از نمونه‌ها جدا گردید. خاک مناسب برای عکس‌برداری با استفاده از الک ۰/۴ میلی‌متری به دست آمد. برای تهیه تصاویر از دوربین دیجیتال با وضوح ۱۶ مگا پیکسل استفاده شد. برای تامین یکنواختی نور در هنگام تصویربرداری، از محفظه تصویربرداری مجهز به لامپ هالوژن در چهار طرف محفظه استفاده گردید. دوربین در فاصله ۰/۵ متری در بالای نمونه داخل محفظه تصویربرداری نصب شد. برای پیاده‌سازی الگوریتم استخراج مولفه‌های رنگی و انجام عملیات و محاسبات مربوط به فضاها رنگی و شبکه‌های عصبی، از نرم‌افزار متلب^۱ استفاده شد.

اندازه‌گیری کربن آلی در آزمایشگاه

برای مدل‌سازی و همچنین ارزیابی دقت نتایج به‌دست‌آمده از تحلیل عکس‌های دیجیتال، نیاز به منبع دقیقی برای اندازه‌گیری میزان واقعی کربن آلی نمونه‌ها هست. در حال حاضر روش آزمایشگاهی احتراق مرطوب والکلی و بلک^۲ (والکلی و بلک، ۱۹۳۴) تنها روش نسبتاً دقیق و در دسترس محسوب می‌شود که با استفاده از این روش کربن آلی نمونه‌های خاک تعیین گردید.

جدول ۱- آمار تشریحی کربن آلی مجموعه نمونه‌های مورد استفاده برای تحلیل داده‌ها

تعداد نمونه‌ها	محدوده کربن آلی	میانگین کربن آلی	میانه
۷۷	۰/۵-۳/۱۲	۱/۲۸	۱/۱۸

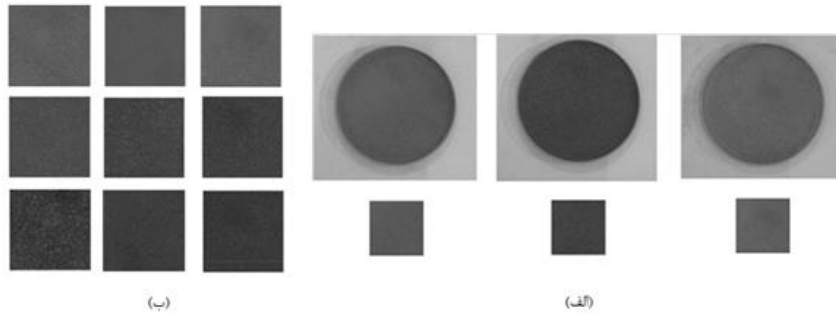
^۱ MATLAB R2014

^۲ Walkley and Black



عملیات پیش پردازش

تصاویر تهیه شده توسط دوربین، در اندازه ۶۶۰۸×۳۴۵۶ پیکسل در فضای رنگی RGB و با فرمت JPG ذخیره گردیدند. برای کاهش مدت زمان و بار محاسباتی مورد نیاز برای پردازش تصاویر، اندازه تمامی تصاویر قبل از پردازش به ۱۰۲۴×۱۰۲۴ پیکسل کاهش یافت. این عملیات توسط نرم‌افزار متلب انجام گرفت (شکل ۱).



شکل ۱- (الف) تصاویر تهیه شده از نمونه‌های خشک و تصویر مرکز ۱۰۲۴×۱۰۲۴ پیکسل مورد استفاده در تحلیل عکس‌ها (ب) تغییرات رنگ در نمونه‌های مختلف خاک

استخراج مولفه‌های اصلی فضاها رنگی

با توجه به این که پارامترهای R، G و B به راحتی از عکس‌های تهیه شده توسط دوربین دیجیتال قابل استخراج هستند، با استفاده از نرم‌افزار متلب، پارامترهای رنگی R، G و B تعیین گردید. سپس با استفاده از روابط موجود بین فضاها مختلف رنگی، محاسبه مولفه‌های اصلی در فضاها رنگی HSI و Lab انجام شد.

$$H = \arctan\left(\frac{\sqrt{3} \cdot (G-B)}{(R-G) + (R-B)}\right) \quad (۱)$$

$$I = \frac{(R+G+B)}{3} \quad (۲)$$

$$S = 1 - \frac{\min(R,G,B)}{I} \quad (۳)$$

$$L^* = 116 \left(\sqrt[3]{\frac{Y}{Y_0}} \right) - 16 \quad (۴)$$

$$a^* = 500 \left(\sqrt[3]{\frac{X}{X_0}} - \sqrt[3]{\frac{Y}{Y_0}} \right) \quad (۵)$$

$$b^* = 200 \left(\sqrt[3]{\frac{Y}{Y_0}} - \sqrt[3]{\frac{Z}{Z_0}} \right) \quad (۶)$$

که در آن X_0, Y_0, Z_0 مقادیر X, Y, Z برای رنگ سفید استاندارد هستند (CIE). $Z_0 \geq 0.01$ ، $X_0 \geq 0.01$ ، $Y_0 \geq 0.01$ است. (۱۹۷۸).

شبکه عصبی

یکی از ابزارهای قوی برای مدل‌سازی و طبقه‌بندی داده‌ها، استفاده از شبکه عصبی مصنوعی است. مزیت این روش نسبت به مدل‌سازی خطی، قابلیت درون‌یابی و برون‌یابی بالا در تخمین مقادیر مورد بررسی است. شبکه ارائه شده در این تحقیق یک شبکه عصبی مصنوعی پیش‌خور با یک لایه پنهان و یک لایه خروجی بود. میانگین مولفه‌های رنگی استخراج شده از تصاویر به عنوان ورودی جهت استفاده در شبکه عصبی مصنوعی در نظر گرفته شدند. از تابع یادگیری لونیگ-مارکورت^۲ به عنوان

^۲ Levenberg-Marquardt



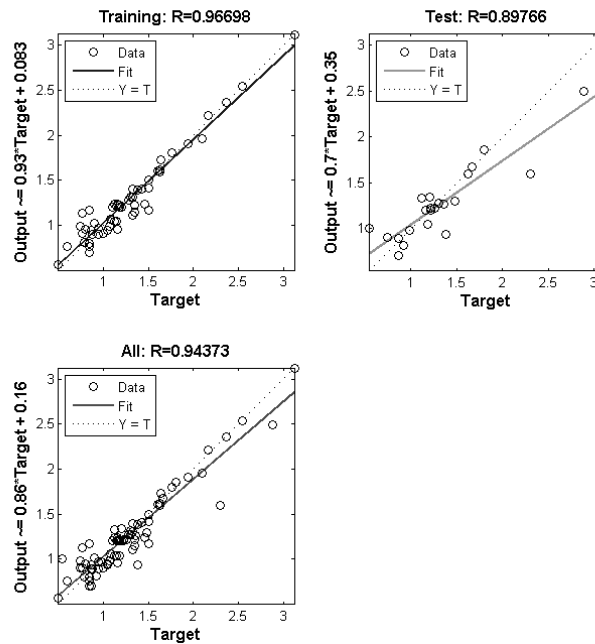
الگوریتم یادگیری شبکه استفاده شد. تعداد نورون‌های لایه پنهان با استفاده از روش سعی و خطا تا زمانی که مقادیر خروجی با مقادیر واقعی کربن آلی خاک تطبیق یابند، تغییر یافت. برای لایه پنهان از تابع تانژانت سیگموئید و برای لایه خروجی از تابع خطی استفاده شد. خروجی شبکه عصبی مقدار کربن آلی تخمین زده شده خاک بود.

نتایج و بحث

بهترین ساختار شبکه برای مدل‌سازی کربن در فضای رنگی RGB به صورت یک شبکه عصبی پرسپتون با یک لایه پنهان و تعداد ۱۰ نورون تعیین گردید. نتایج حاصل از مدل‌سازی در این فضا نشان می‌دهد که تقریباً همه مولفه‌های رنگی دارای همبستگی مناسبی با مقدار کربن آلی خاک هستند. می‌توان نتیجه گرفت که تغییرات رنگ خاک ناشی از تغییر کربن آلی بر روی تمامی مولفه‌های اصلی رنگ در فضای RGB تاثیرگذار می‌باشد. همچنین بررسی‌ها نشان داد که نتایج حاصل از ترکیب مولفه‌های رنگی همبستگی بهتری در میان مدل‌ها نسبت به حالاتی دارد که تنها یک مولفه به عنوان ورودی شبکه عصبی در نظر گرفته می‌شود زیرا هر چه ورودی شبکه عصبی افزایش می‌یابد، شبکه قادر خواهد بود با اطلاعات بیشتری اقدام به آموزش خود نماید در نتیجه مدل ارائه شده از دقت بالاتری برخوردار خواهد بود. در مدل‌سازی انجام گرفته توسط شبکه عصبی در این فضا، مولفه R با توجه به کمترین میزان خطای مجموع مربعات با مقدار ۰/۰۱۵، بالاترین همبستگی را در میان مدل‌های بررسی شده دارا بود (شکل ۲).

جدول ۲- نتایج همبستگی و میزان خطای داده‌های تست شبکه عصبی بر روی مدل‌های حاصل در فضای RGB

مؤلفه فضای رنگی	همبستگی (داده‌های تست)	خطای مجموع مربعات
R	۰/۸۹	۰/۰۱۵
G	۰/۸۹	۰/۰۲۲
B	۰/۸۸	۰/۰۱۸
R,G	۰/۸۴	۰/۰۲۵
R,B	۰/۹	۰/۰۲۸
G,B	۰/۸۲	۰/۰۳
R,G,B	۰/۹	۰/۰۲۴

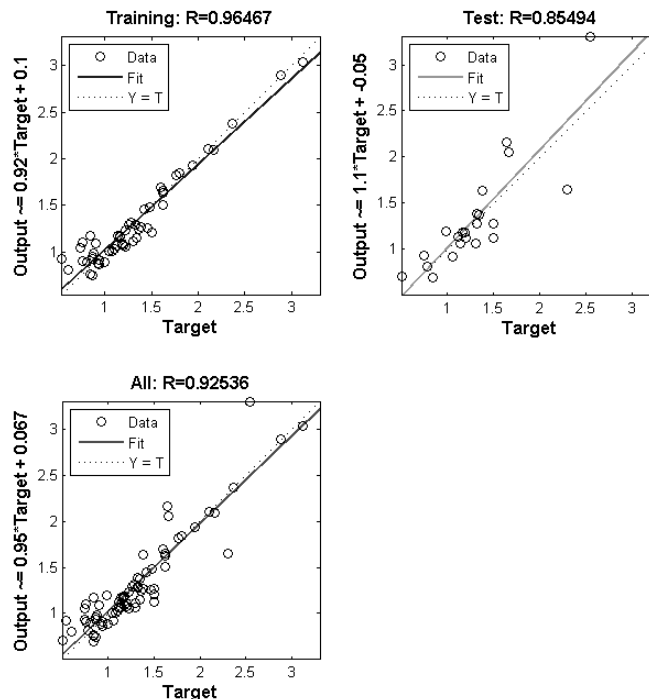


شکل ۲- نتایج شبکه در فضای RGB برای مدل شامل مولفه رنگی R در این فضا

به دلیل تطابق بیشتر فضای HSI با درک تغییرات رنگ توسط انسان، مدل‌سازی شبکه عصبی این فضا نیز مورد بررسی قرار گرفت که در جدول ۳ نشان داده شده است. با توجه به تغییر داده‌های ورودی شبکه در این فضا، ساختار شبکه عصبی بهینه بصورت یک شبکه عصبی پرسپترون با ۸ نورون و یک لایه مخفی به کار رفت. از آنجا که در فضای HSI مولفه‌های رنگ (H و S) از شدت نور (I) جدا هستند، هنگامی که فقط از مولفه‌های H و S به عنوان ورودی برای شبکه استفاده می‌شود، مدل‌سازی از خطای بالایی برخوردار بوده و میزان همبستگی بسیار پایین است (جدول ۳). از آنجا که میزان کربن آلی بر روی روشنایی خاک تاثیر می‌گذارد، همبستگی مولفه I در این فضا به نسبت دو مولفه دیگر بالاتر است. به بیان ساده‌تر، میزان نور بازتاب شده از خاک‌هایی که درصد کربن آلی بالایی دارند به دلیل رنگ تیره‌تر نسبت به خاک‌های با درصد پایین کربن آلی، کمتر است (شکل ۳).

جدول ۳- نتایج همبستگی و میزان خطای داده‌های تست شبکه عصبی بر روی مدل‌های حاصل در فضای HSI

مولفه فضای رنگی	همبستگی (داده‌های تست)	خطای مجموع مربعات
H	۰/۲۳	۰/۲۱
S	۰/۲۱	۰/۲۵
I	۰/۹۲	۰/۰۲۵
H,I	۰/۹۱	۰/۰۳
S,I	۰/۹۲	۰/۰۳
H,S,I	۰/۹۲	۰/۰۱۸



شکل ۳- نتایج شبکه در فضای HSI برای مدل شامل به مولفه H, S و I

ساختار شبکه به کار رفته فضای LAB نیز همانند فضای HSI، متشکل از ۸ نورون و یک لایه پنهان است. با بررسی نتایج جدول ۴ مشاهده می‌شود که در فضای رنگی Lab مولفه رنگ L در میان مدل‌های تک مولفه‌ای شبکه عصبی از همبستگی بالاتری برخوردار است و با همبستگی معادل ۰/۹۲ و خطای ۰/۰۲۸ به طور تقریبی همانند مولفه I در فضای HSI عمل می‌کند. مولفه L در فضای Lab میزان تغییرات روشنایی را دنبال می‌کند و همان‌طور که در فضای HSI هم مشاهده شد، تغییرات کربن آلی خاک بیشتر بر روی مولفه شدت روشنایی تاثیر می‌گذارد. با بررسی مولفه‌های a^* و b^* مشاهده می‌گردد که همانند مولفه‌های H و S این دو مولفه نیز همبستگی قابل قبولی با تغییرات کربن آلی خاک برقرار نمی‌کنند و شبکه قادر نیست تنها با استفاده از مقادیر این دو مولفه به تنهایی به مدل قابل قبولی دست یابد.

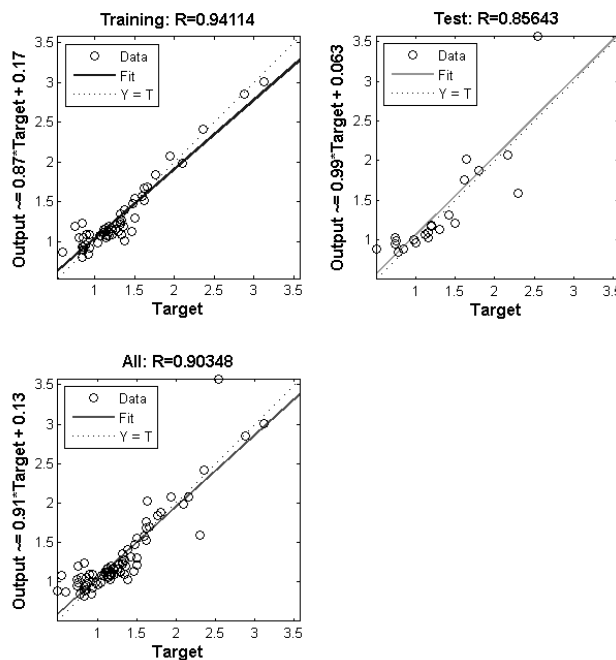
جدول ۴- نتایج همبستگی و میزان خطای داده‌های تست شبکه عصبی بر روی مدل‌های حاصل در فضای LAB

مجموع مربعات	خطای	همبستگی (داده‌های تست)	مولفه فضای رنگی
۰/۰۲۸	۰/۹۲	L	
۰/۴۸	۰/۲۳	a^*	
۰/۱۹	۰/۲۱	b^*	
۰/۰۳۶	۰/۹۲	L, a^*	
۰/۰۲۶	۰/۸۵	L, b^*	
۰/۰۲۴	۰/۹۲	L, a^* , b^*	



ماهیت مولفه b^* گذر از رنگ آبی به زرد است و با توجه به این که خاک‌های با درصد کربن آلی پایین‌تر از رنگ روشن‌تری نسبت به خاک‌های با درصد کربن آلی بالا برخوردارند، به طبع آن پرتوهای بیشتری را بازتاب می‌دهند. به بیان ساده‌تر، به دلیل این‌که خاک‌های با درصد کربن آلی پایین از نظر میزان رنگ به رنگ زرد نزدیک‌تر هستند و خاک‌های با درصد کربن آلی بالا به دلیل تیره‌تر بودن از مولفه زرد دورتر هستند، شبکه عصبی در زمان استفاده از یک کانال رنگ، قادر است تغییرات کربن آلی خاک را با استفاده از مولفه b^* بهتر از سه مولفه دیگر (S, H, a^*) پیش‌بینی نماید. کمترین میزان خطا برای مدل شامل مولفه L و b^* به دست آمد (شکل ۴).

ویسکارا و همکاران در سال ۲۰۰۸ گزارش کردند که فضای LAB با خطای ۰/۵ کربن آلی خاک را بهتر از سایر فضاها تخمین می‌زند و به سیستم رنگ خاک مانسل نزدیک‌تر است و در فضای رنگی LAB مقادیر هیو و کرومای مانسل متقارن‌تر هستند. لیندبو و همکاران در سال ۱۹۹۸ از یک رنگ‌سنج برای اندازه‌گیری رابطه بین رنگ خاک، کربن آلی خاک استفاده کردند. آنها مقدار ضریب همبستگی ۰/۶۳ را برای رابطه بین مقادیر مانسل خشک و کربن آلی خاک گزارش کردند. کونن و همکاران در سال ۲۰۰۳ یک رنگ‌سنج را برای توسعه رابطه بین رنگ خاک، کربن آلی خاک و بافت بکار بردند. آنها یک رابطه لگاریتمی بین بازتاب، کرومای مانسل و کربن آلی خاک نشان دادند. مقادیر همبستگی این روابط در محدوده ۰/۷۷-۰/۶۸ بود. اساس این کار این حقیقت است که خاک تیره‌تر حاوی مقدار بالاتری از کربن آلی خاک نسبت به خاک با رنگ روشن است.



شکل ۴- نتایج شبکه در فضای LAB برای مدل شامل دو مولفه L^* و b^*

نتیجه‌گیری

نتایج نشان می‌دهد که کربن آلی خاک بیشتر از آن که بر روی مولفه‌های رنگی خاک در تصاویر تاثیر داشته باشد، میزان روشنایی پیکسل‌های خاک را مورد تاثیر قرار می‌دهد و در تصاویر ثبت شده با استفاده از دوربین دیجیتال در



تمامی موارد مدل‌های مبتنی بر پارامتر شدت روشنایی از همبستگی بالاتری برخوردار بودند و مقادیر کربن آلی خاک را با دقت بسیار بهتری تخمین زدند. در مدل RGB به دلیل اینکه میزان مولفه شدت روشنایی بر مقدار هر مولفه تاثیر دارد این عامل موجب شده است که مدل‌های تک مولفه‌ای هم از دقت بالایی برخوردار باشند. با افزایش پارامترها در فضاهاى رنگی برای ساخت مدل‌های شبکه عصبی، دقت مدل به اندازه محسوسی افزایش یافته (به خصوص در مدل‌هایی که از ۳ مولفه برای تخمین کربن آلی خاک استفاده شد) و مدل‌های HSI، Lab و RGB بیشترین دقت را در میان سایر مدل‌ها دارا بودند. بنابراین عکس‌برداری دیجیتال می‌تواند به عنوان ابزار تحلیلی برای ارزیابی کیفیت خاک مورد استفاده قرار گیرد. علاوه بر این هزینه کم ارزیابی نمونه‌ها، امکان تفکیک زمانی و مکانی بالایی را برای نظارت در مناطق بزرگ فراهم می‌کند که می‌تواند ضعف مدیریت را به شدت پایین بیاورد.

منابع

1. Christy, C. D., 2008. Real-time measurement of soil attributes using on-the-go near infrared reflectance spectroscopy. In: Computers and Electronics in Agriculture, 61, pp 10-19.
2. CIE, Commission Internationale de l'Éclairage, 1978. Recommendations on Uniform Color Spaces, Color Difference Equations and Psychometric Color Terms. CIE Publication, 15, pp 9-12. CIE Proceedings. Cambridge University Press, Cambridge, UK.
3. Crookstone, R. K., 2006. A top 10 list of developments and issues impacting crop management and ecology during the past 50 years. In: Crop science, 46, pp 2253-2262.
4. Floyd, C. D, Rooney, L. W. and Bokholt, A. J., 1995. Measuring desirable and undesirable color in white and yellow food corn. In: Cereal Chemistry, 72(2), pp 488-490.
5. Gonzalez, R. C, and Woods, R. E., 2008. Digital Image Processing. New Jersey: Pearson Prentice Hall.
6. Huang, X., Senthilkumar, S., Kravchenko, A., Thelen, K. and Qi, J., 2007. Total carbon mapping in glacial till soils using near infrared spectroscopy- Landsat imagery and topographical information. In: Geoderma, 141, pp 34-42.
7. Konen, M. E., Burras, C. L. and Sandor, J. A., 2003. Organic carbon, texture and quantitative color measurement relationships for cultivated soils in north central Iowa. In: Soil Science Society of America Journal, 67, pp 1823-1830.
8. Lal, R., 2009. Challenge and opportunities in soil organic matter research. In: European Journal of Soil Science, 60, pp 158-169.
9. Lindbo, D. L., Rabenhorst, M C., Rhoton, F. E., 1998. Soil colour, organic carbon and hydromorphy relationships in sandy epipedons. In: Quantifying Soil Hydromorphology. SSSA Special Publication No. 54, pp 95-105, Soil Science Society of America, Madison, WI, USA.
10. McBratney, A., Whelan, B. and Ancev, T., 2005. Future Directions of Precision Agriculture. In: Precision Agriculture, 6, pp 7-23.
11. Schwertmann U., 1993. Relations between iron oxides, soil color, and soil formation. In: Soil Color. In: Soil Science Society of America Special Publication, 31, pp 51-69.
12. Viscarra, R. A., Fouad, Y. and Walter. C., 2008. Using a digital camera to measure soil organic carbon and iron contents. In: Biosystems Engineering, 100, pp 149-159.
13. Walkley, A. and Black. I. A., 1934. An examination of Degtjareff method for determining soil organic matter and proposed modification of the chromic acid titration method. In: Soil Sci., 37, pp 29-38.



نهمین کنگره ملی مهندسی ماشین‌های کشاورزی

(مکانیک بیوسیستم) و مکانیزاسیون

پردیس کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه تهران

۲ و ۳ اردیبهشت ۱۳۹۴ - کرج



Estimation of The Soil Organic Carbon by Image Processing Using Neural Networks

Abstract

The process of measuring soil parameters using laboratory methods is costly and time-consuming and using chemicals will result in environmental pollution. Today, precision agriculture methods such as airborne and satellite photos, infrared sensors and image processing techniques are good alternatives for laboratory methods. Soil organic carbon is a great source of nutrients for plants and as a development factor of soil structure, plays an important role improving the fertility of agricultural soils. Using soil color for identifying and quantifying the soil composition has a long history. This study attempts to accelerate the estimation of soil organic carbon by processing the images taken by a digital camera in the common color spaces, using neural networks. After sampling and preparing the images and determining the parameters of RGB, HSI, and LAB color spaces by analyzing the neural networks, the best space for estimating the soil organic carbon turned out to be the HSI color space. The lowest error in this color space was for the model that included the three components.

Keywords: Digital camera, neural networks, soil organic carbon