

شناسایی خشکیدگی توده‌های بلوط با استفاده از فناوری سنجش از دور (مطالعه موردی: بخشی از جنگل‌های استان لرستان)

افسانه محمدی^۱، مهتاب پیرباوقار^{۲*} و نقی شعبانیان^۳

۱- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد گروه جنگلداری، دانشکده منابع طبیعی دانشگاه کردستان، سنندج، ایران

۲- نویسنده مسئول، دانشیار، گروه جنگلداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه کردستان، سنندج، ایران

پست الکترونیک: m.bavaghar@uok.ac.ir

۳- دانشیار، گروه جنگلداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه کردستان، سنندج، ایران

تاریخ دریافت: ۹۹/۰۷/۳۰ تاریخ پذیرش: ۹۹/۱۱/۱۴

چکیده

بحران زوال یا خشکیدگی درختان بلوط در جنگل‌های زاگرس یکی از مشکلاتی است که در سال‌های اخیر با آن روبه‌رو بوده‌ایم. اولین گام در مدیریت این بحران، تهیه نقشه مناطق مبتلا و طبقه‌بندی شدت ابتلای جنگل‌ها به پدیده خشکیدگی است. هدف این پژوهش بررسی قابلیت داده‌های سنجنده OLI ماهواره لندست ۸ در تهیه نقشه خشکیدگی توده‌های بلوط ایرانی در استان لرستان است. علاوه بر باندهای اصلی و باندهای ادغام شده با باند پانکروماتیک ۱۵ متری سنجنده OLI، شاخص‌های گیاهی مناسب و مؤلفه‌های حاصل از تحلیل مؤلفه‌های اصلی نیز با استفاده از باندهای اصلی و ادغام شده، ایجاد شدند. به منظور ایجاد نقشه واقعیت زمینی، تعداد ۱۵۰ قطعه نمونه مربعی در منطقه پیاده شد. طبقه‌بندی داده‌ها به روش نظارت شده و با استفاده از الگوریتم‌های حداقل فاصله از میانگین، حداکثر احتمال و شبکه عصبی مصنوعی در ابتدا با پنج کلاسه خشکیدگی انجام شد. به دلیل تفکیک پذیری کم بین برخی از کلاسه‌ها، این کلاسه‌ها با هم ادغام شدند و طبقه‌بندی در گام دوم با سه کلاسه خشکیدگی و در نهایت با دو کلاسه (سالم، خشکیده) انجام شد. بالاترین صحت و ضریب کاپا با پنج کلاسه خشکیدگی به ترتیب برابر ۵۳ درصد و ۰/۴۳، با سه کلاسه خشکیدگی برابر ۷۵ درصد و ۰/۶۴ و با دو کلاسه خشکیدگی برابر ۹۱ درصد و ۰/۷۱ با استفاده از باندهای ادغام شده و روش شبکه عصبی مصنوعی به دست آمد. نتایج به دست آمده بیانگر کارایی بالای داده‌های سنجنده OLI در تفکیک مناطق سالم و خشکیده و قابلیت کم تا متوسط آن در تفکیک شدت‌های مختلف زوال بلوط است.

واژه‌های کلیدی: زوال بلوط، سنجنده OLI، شاخص‌های گیاهی، طبقه‌بندی، واقعیت زمینی، جنگل‌های زاگرس.

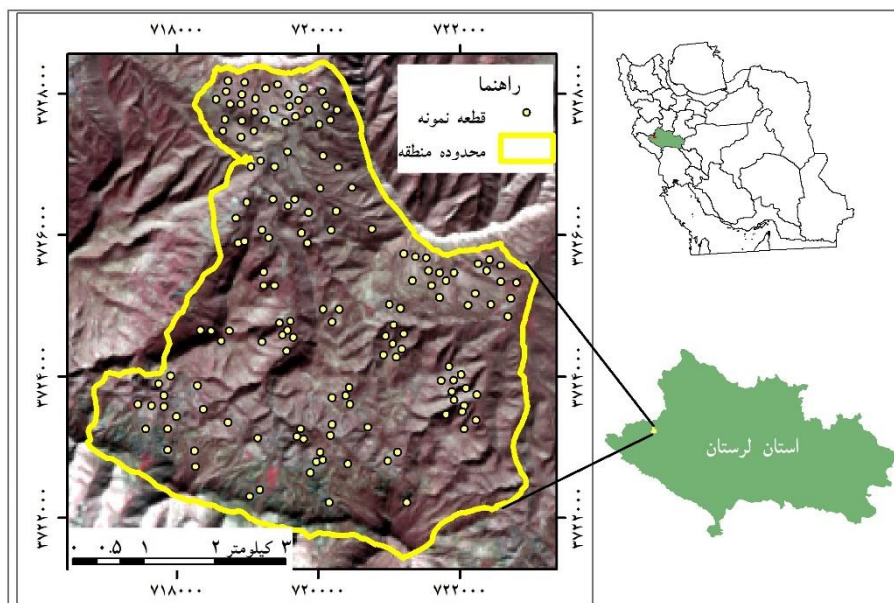
مقدمه

بحران زوال یا خشکیدگی درختان بلوط است که هر روزه بر وسعت آن افزوده می‌شود. خشکیدگی و زوال جنگل منجر به کاهش محسوس میزان بهره‌وری جنگل می‌شود. در دهه‌های گذشته به دلیل برهم خوردن تعادل محیطی، استرس‌های شدیدی به درختان بلوط جنگل‌های زاگرس وارد شده و زمینه برای

جنگل‌های زاگرس که جزو وسیع‌ترین رویشگاه‌های جنگلی کشور به‌شمار می‌روند با مشکلات زیست‌محیطی بسیاری روبه‌رو هستند. یکی از موضوعاتی که این روزها به‌عنوان مهم‌ترین تهدید زیست‌محیطی جنگل‌های زاگرس شناخته شده،

(IR) و افزایش بازتاب در طول موج مرئی و موج کوتاه (SWIR) قابل مشاهده است (Cano *et al.*, 2006; Accettura *et al.*, 2018). با توجه به تغییرات میزان بازتاب، فناوری سنجش از دور فرصت منحصر به فردی برای مطالعه و تهیه نقشه جنگل‌های آسیب‌دیده ارائه می‌دهد. سنجنده چندطیفی ماهواره لندست ۸ به دلیل توان تفکیک طیفی مناسب از جمله باندهای طیفی مرئی، مادون قرمز نزدیک (NIR) و مادون قرمز موج کوتاه (SWIR) به طور گسترده‌ای برای سنجش سلامت جنگل استفاده شده است (Townsend *et al.*, 2012; Sanguiesa-Barreda *et al.*, 2014). در بیشتر این پژوهش‌ها تنها تفکیک و شناسایی مناطق آسیب‌دیده مدنظر بوده است و تنها در موارد محدودی طبقه‌بندی میزان شدت آسیب نیز انجام شده است (Tian *et al.*, 2010; Townsend *et al.*, 2012). البته کمی‌سازی و طبقه‌بندی شدت خشکیدگی می‌تواند منجر به پایش کارآمدتر سلامت جنگل شود. بنابراین در این پژوهش به منظور شناسایی خشکیدگی توده‌های بلوط در بخشی از استان لرستان برای پایش مؤثر این پدیده در این مناطق، از فناوری سنجش از دور و داده‌های سنجنده OLI ماهواره لندست ۸ استفاده شده است.

ظهور آفات و بیماری‌های ثانویه فراهم شده است (Fallah & Haidari, 2018). در حال حاضر، نقشه دقیق و کاملی از مناطق درگیر زوال بلوط برای جنگل‌های زاگرس تهیه نشده است. به همین دلیل تهیه نقشه مناطق مبتلا و طبقه‌بندی شدت ابتلای جنگل‌ها به پدیده خشکیدگی یا زوال بلوط، اولین گام در مدیریت این جنگل‌ها به شمار می‌رود و به مدیران جنگل کمک می‌کند تا اولویت اقدامات حمایتی را در این مناطق قرار دهند (Jones *et al.*, 2015). تشخیص موقعیت مکانی توده‌های مواجه با خشکیدگی از طریق پیمایش به دلیل وسعت زیاد، صعب‌العبور بودن و شرایط فیزیوگرافی منطقه، زمان‌بر و هزینه‌بردار است (Mahdavi & Falah Shamsi, 2012; Wang *et al.*, 2007). از این رو مطالعات زیادی در رابطه با تهیه نقشه گستره مناطق مبتلا به خشکیدگی با استفاده از فناوری سنجش از دور انجام شده است (Gooshbor *et al.*, 2016; Mahdavi & Falah Shamsi, 2012; Stone & Mohammed, 2017; Wang *et al.*, 2007). تنش و خشکیدگی و ریزش برگ درختان در مناطق آلوده روی بازتاب طیفی گیاهان سبز اثرگذار است. این اثر به صورت کاهش میزان بازتاب در طول موج مادون قرمز نزدیک



شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه در ایران، استان لرستان و روی تصویر ماهواره‌ای منطقه (ترکیب رنگی RGB543 سنجنده OLI)

تصاویر ماهواره‌ای

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد بررسی با مساحت ۲۶۲۲ هکتار، در شهرستان کوه‌دشت در جنگل‌های روستای سیاه‌چشمه در استان لرستان واقع شده است. محدوده جغرافیایی منطقه براساس سامانه مختصات UTM در زون ۳۸ شمالی، بین طول ۷۱۷۱۵۷ تا ۷۲۳۰۷۱ متر شرقی و عرض ۳۷۲۱۴۹۳ تا ۳۷۲۸۶۳۷ متر شمالی قرار دارد (شکل ۱) و دارای اقلیم نیمه‌خشک با متوسط میانگین بارندگی سالانه ۴۰۵/۲ میلی‌متر است. گونه غالب در این جنگل، بلوط ایرانی (Lindl *Quercus brantii*) است که بیشتر به صورت شاخه‌زاد در این جنگل‌ها وجود دارد. براساس بازدید میدانی، زالزالک (*crataegus spp.*)، گلابی وحشی (*Pyrus spp.*)، کیکم (*Acer cineracens*) و بنه (*Pistacia atlantica*) نیز به عنوان گونه‌های درختی همراه در ترکیب این جنگل‌ها شناسایی شدند. میزان انبوهی تاج پوشش در منطقه مورد بررسی، تنک تا نیمه‌انبوه است. در این مطالعه تصاویر سنجنده OLI ماهواره لندست ۸ مربوط به گذر ۱۶۷ و ردیف ۳۷ با ۷ باند طیفی با اندازه تفکیک مکانی ۳۰ متر و یک باند تک‌طیفی (Panchromatic) با اندازه تفکیک ۱۵ متری، مطابق با تاریخ نمونه‌برداری میدانی (شهریور ماه ۱۳۹۵) از منطقه مورد مطالعه برای شناسایی خشکیدگی توده‌های بلوط از طریق سایت سازمان زمین‌شناسی آمریکا تهیه شد.

جمع‌آوری داده‌های میدانی

به منظور بررسی و شناسایی توده‌های خشکیده، در شهریورماه ۱۳۹۵ جنگل‌گردشی انجام شد. با توجه به درصد خشکیدگی تاج و مشاهده وضعیت ظاهری، شدت خشکیدگی در پنج طبقه شامل طبقه سالم (فاقد خشکیدگی)، خشکیدگی کمتر از ۲۵ درصد، خشکیدگی بین ۲۵-۵۰ درصد، خشکیدگی ۵۰-۷۵ درصد و خشکیدگی بیشتر از ۷۵ درصد تفکیک شدند (Fallah & Haidari, 2018). با توجه به در نظر گرفتن پنج کلاس شدت خشکیدگی در این پژوهش برای هر کلاس خشکیدگی، موقعیت مکانی ۳۰ قطعه نمونه به صورت تصادفی با استفاده از GPS ثبت شد. بنابراین در مجموع تعداد ۱۵۰ قطعه نمونه (۳۰×۳۰ متر) برداشت شد.

پیش‌پردازش تصاویر ماهواره‌ای

علاوه بر باندهای اصلی از طریق ایجاد شاخص‌های گیاهی (Vegetation indices)، تجزیه مؤلفه‌های اصلی (Principal Component Analysis (PCA) و ادغام باندها (Band Fusion)، باندهای مصنوعی نیز برای افزایش احتمالی صحت طبقه‌بندی مورد استفاده قرار گرفت. پنج شاخص گیاهی شامل ترکیب خطی و نسبت‌گیری از باندهای اصلی، در این پژوهش به شرح جدول ۱ استفاده شد. این شاخص‌ها قابلیت بالایی برای پیش‌سلامت جنگل و بررسی خشکیدگی دارند (Jones et al., 2015; Rullán-Silva et al., 2015).

جدول ۱- شاخص‌های گیاهی استفاده شده در طبقه‌بندی

نام شاخص	فرمول
NDVI	$(NIR-RED)/(NIR+RED)$
GNDVI	$(NIR-RED)/(NIR+GREEN)$
RVI	(NIR/RED)
SAVI	$\frac{NIR-RED}{(NIR+RED+L)} \times (1+L)$
NDWI	$(NIR-SWIR)/(NIR+SWIR)$

RED: باند قرمز، NIR: باند مادون قرمز، GREEN: باند سبز، SWIR: باند مادون قرمز طول موج کوتاه، L: ضریب ثابت ۰/۵ برای پوشش متوسط (Huete, 1988)

الگوریتم پارامتری حداکثر احتمال (Maximum Likelihood (ML) و الگوریتم ناپارامتری حداقل فاصله از میانگین (Minimum Distance to Mean (MD)) و شبکه عصبی مصنوعی (Artificial Neural Networks (ANN) برای طبقه‌بندی استفاده شد.

روش حداکثر تشابه یکی از متداول‌ترین روش‌های طبقه‌بندی است که جزو الگوریتم‌های پارامتری محسوب می‌شود (Attarchi & Gloaguen, 2014; Wang *et al.*, 2011). پیش‌نیاز این روش طبقه‌بندی بر توزیع نرمال داده‌ها است. براساس این روش، میزان شباهت به کلاس‌های آموزشی برای هر پیکسل محاسبه می‌شود و پیکسل‌ها به کلاس موضوعی که بیشترین شباهت را دارند، اختصاص می‌یابند و اگر مقادیر احتمال، پایین‌تر از حد آستانه معرفی شده باشند، به‌عنوان پیکسل طبقه‌بندی نشده معرفی می‌شوند. در میان خوارزمی‌های طبقه‌بندی، روش حداقل فاصله، از مبنای محاسباتی ساده‌ای برخوردار است. در ابتدا آماره میانگین برای هر کلاس آموزشی محاسبه می‌شود. پیکسلی به کلاس موضوعی اختصاص داده می‌شود که کمترین فاصله اقلیدسی از میانگین نمونه‌های آموزشی را داشته باشد.

شبکه‌های عصبی مصنوعی یکی از روش‌های طبقه‌بندی ناپارامتری محسوب می‌شوند که الهام گرفته از شیوه کارکرد عصبی زیستی است. شبکه‌های عصبی چندان تحت تأثیر نیازهای روش‌های معمول آماری مانند توزیع نرمال داده‌ها قرار نمی‌گیرند. مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی زیادی از دهه ۱۹۸۰ پیشنهاد شده است که یکی از آنها پرسپترون چند لایه (MLP: Multi Layer Perceptron) است (Tso & Mather, 2009; Wang *et al.*, 2011; Wang *et al.*, 2011).

این روش از یک یا چند لایه ورودی، یک لایه خروجی و یک یا چند لایه پنهان تشکیل شده است. تعداد باند اصلی و مصنوعی مورد استفاده برای طبقه‌بندی و تعداد کلاس‌ها در نتایج طبقه‌بندی، به ترتیب تعداد نورون‌های موجود در لایه‌های ورودی و خروجی را تعیین می‌کنند. شبکه عصبی

از تحلیل PCA برای فشرده‌سازی اطلاعات چندین باند اصلی با ویژگی‌های طیفی مشابه به تعداد اجزای کمتر استفاده شد. در تبدیل مؤلفه‌های اصلی، هدف دستیابی به مؤلفه‌های جدیدی است که در آنها میزان واریانس داده‌ها بیشتر و وابستگی بین مؤلفه‌ها کمتر از حالت اولیه تصاویر باشد. با این کار مؤلفه‌های جدیدی با اطلاعات کامل و خلاصه در اختیار داریم و تحلیل روی این تصاویر جدید، دقیق‌تر از تحلیل روی تصاویر اصلی است (Amer *et al.*, 2009). در این پژوهش تجزیه مؤلفه اصلی به تفکیک با استفاده از چهار باند مرئی و مادون قرمز نزدیک و دو باند مادون قرمز طول موج کوتاه انجام شد و مؤلفه‌های اول حاصل از هریک از این تحلیل‌ها به‌عنوان باندهای مصنوعی، در تجزیه و تحلیل استفاده شدند.

ادغام باندهای چندطیفی ۳۰ متری سنجنده OLI با باند ۱۵ متری پانکروماتیک به روش Gram Schmidt نیز برای دستیابی به نتایج بهتر مورد آزمون قرار گرفت.

انتخاب نمونه‌های تعلیمی و ترکیب باندی مناسب در این پژوهش از ۳۰ درصد از قطعات نمونه هر کلاس به‌عنوان نمونه تعلیمی و ۷۰ درصد باقی‌مانده برای ارزیابی استفاده شد. از آنجایی که انتخاب باندهای با کارایی بیشتر در افزایش دقت طبقه‌بندی اهمیت زیادی دارد؛ در این پژوهش با توجه به معیار تفکیک‌پذیری و اگرایی تبدیل شده (Transformed Divergence) و همبستگی بین باندها، بهترین ترکیب باندی انتخاب شد (Adams *et al.*, 1995; Gambarova *et al.*, 2010; Li *et al.*, 2011). در این معیار، نسبت تفکیک‌پذیری از صفر تا ۲۰۰۰ بیان می‌شود که صفر برابر عدم تفکیک‌پذیری و تداخل شدید نمونه‌های تعلیمی، زیر ۱۷۰۰ تفکیک‌پذیری ضعیف، ۱۷۰۰ تا ۱۹۰۰ تفکیک‌پذیری خوب و ۲۰۰۰ نشان‌دهنده تفکیک کامل کلاس‌ها است (Gambarova *et al.*, 2010).

طبقه‌بندی

الگوریتم‌های مختلف طبقه‌بندی نظارت‌شده شامل

K: ضریب کاپا؛ r: تعداد ستون‌ها و ردیف‌ها در جدول خطا؛ N: تعداد کل پیکسل‌ها؛ X_{ii} : مجموع تعداد پیکسل‌های درست طبقه‌بندی شده؛ X_{i+} و X_{+i} به ترتیب برابر است با مجموع ستون i و ردیف i

نتایج

در این پژوهش، شناسایی توده‌های مبتلا به زوال بلوط و میزان شدت خشکیدگی آنها در پنج کلاس مورد بررسی قرار گرفت. با توجه به نتایج حاصل از پردازش داده‌ها و میزان تفکیک‌پذیری کمی کلاس‌ها بهترین ترکیب باندی برای شناسایی خشکیدگی توده‌های بلوط شامل باندهای مصنوعی PCA1، PCA2، NDVI، SAVI، NDWI و هستند.

نتایج حاصل از طبقه‌بندی با پنج کلاس خشکیدگی نشان داد که بهترین نتیجه با استفاده از شاخص‌ها و مؤلفه‌های حاصل از باندهای ادغام شده و الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی با صحت کلی ۵۳ درصد و ضریب کاپای برابر با ۰/۴۳ حاصل شد (جدول ۲). با بررسی نتیجه تفکیک‌پذیری کمی کلاس‌ها در هر دو ترکیب باندی بدون ادغام و ادغام شده، براساس معیار واگرایی تبدیل شده می‌توان نتیجه گرفت که کلاس ۴ (خشکیدگی ۵۰ - ۷۵ درصد) با کلاس ۵ (> ۷۵ درصد) بیشترین تداخل و همپوشانی را دارد (معیار واگرایی تبدیل شده برابر ۸۰۰). پس از آن بیشترین تداخل مربوط به کلاس ۲ و ۳ بود. بنابراین برای بهبود نتایج، کلاس‌های ۲ و ۳، همچنین کلاس‌های ۴ و ۵ با هم ادغام شدند و طبقه‌بندی با سه کلاس سالم، خشکیدگی ۵۰-۰ درصد و خشکیدگی بیش از ۵۰ درصد انجام شد (جدول ۳).

مصنوعی به دلیل پردازش اطلاعات به صورت موازی، حساسیت کمتری به وجود خطا در اطلاعات ورودی نشان می‌دهد (Wang et al., 2011).

ترکیب کلاس‌های مختلف

با توجه به تفکیک‌پذیری کمی کلاس‌های خشکیدگی براساس معیار واگرایی تبدیل شده، کلاس‌هایی که به دلیل اختلاط طیفی، تفکیک‌پذیری ضعیفی داشتند، ادغام شدند و دوباره عملیات طبقه‌بندی با تعداد کمتری کلاس انجام شد (Parma & Shataee, 2010; Bazrafkan et al., 2014).

ارزیابی صحت نتایج طبقه‌بندی

از ۷۰ درصد از قطعات نمونه که در طبقه‌بندی استفاده نشده بود، به عنوان واقعیت زمینی برای ارزیابی صحت استفاده شد. با مقایسه نقشه‌های طبقه‌بندی شده با نقشه واقعیت زمینی حاصل از برداشت میدانی، ماتریس خطا تشکیل شد و براساس آن صحت کلی (Overall Accuracy) (رابطه ۱) و ضریب کاپا (Kappa Coefficient) (رابطه ۲) (Congalton, 1991) برای هر یک از الگوریتم‌های طبقه‌بندی و داده‌های اصلی و ادغام شده محاسبه شد.

رابطه ۱:

$$OA = \frac{\sum_{i=1}^r X_{ii}}{N}$$

OA: صحت کلی؛ r: تعداد ستون‌ها و ردیف‌ها در جدول خطا؛ N: تعداد کل پیکسل‌ها؛ $\sum_{i=1}^r X_{ii}$: مجموع تعداد پیکسل‌های درست طبقه‌بندی شده

رابطه ۲:

$$K = \frac{N \sum_{i=1}^r X_{ii} - \sum_{i=1}^r (X_{i+} \times X_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (X_{i+} \times X_{+i})}$$

جدول ۲- ارزیابی صحت طبقه‌بندی در پنج کلاسه خشکیدگی با باندهای اصلی و ادغام شده

باندهای مورد استفاده	معیارهای ارزیابی صحت	الگوریتم مورد استفاده	
		حداقل فاصله از میانگین	حداکثر احتمال
اصلی	صحت کلی (درصد)	۳۵	۴۲
	ضریب کاپا	۰/۱۹	۰/۲۷
ادغام شده	صحت کلی (درصد)	۳۵	۵۰
	ضریب کاپا	۰/۱۹	۰/۳۷

انجام شد. بررسی نتایج نشان داد که بهترین نتیجه با استفاده از باندهای ادغام شده و الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی با صحت کلی ۹۱ درصد و ضریب کاپای برابر با ۰/۷۱ حاصل شد (جدول ۴ و شکل ۲). بنابراین با توجه به نتایج از ۲۶۲۲ هکتار جنگل‌های مورد بررسی، ۱۴۶۰ هکتار (۵۶ درصد) مبتلا به خشکیدگی یا زوال بلوط هستند.

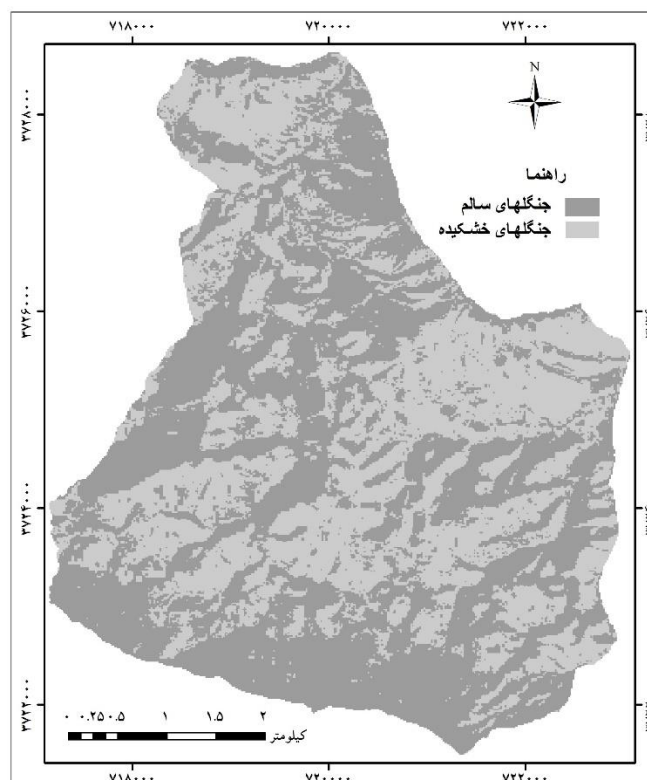
نمونه‌های تعلیمی مربوط به این کلاسه‌ها نیز با هم ادغام شدند و نقشه واقعیت زمینی به هنگام شد. بررسی نتایج نشان داد که بهترین نتیجه با استفاده از باندهای ادغام شده و الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی با صحت کلی ۷۵ درصد و ضریب کاپای برابر با ۰/۶۴ حاصل شد. در گام آخر طبقه‌بندی با دو کلاسه سالم و خشکیده

جدول ۳- ارزیابی صحت طبقه‌بندی در سه کلاسه خشکیدگی با باندهای اصلی و ادغام شده

باندهای مورد استفاده	معیارهای ارزیابی صحت	الگوریتم مورد استفاده	
		حداقل فاصله از میانگین	حداکثر احتمال
اصلی	صحت کلی (درصد)	۳۹	۶۵
	ضریب کاپا	۰/۲۰	۰/۴۵
ادغام شده	صحت کلی (درصد)	۶۹	۶۹
	ضریب کاپا	۰/۴۷	۰/۵۲

جدول ۴- ارزیابی صحت طبقه‌بندی در دو کلاسه خشکیده و سالم با باندهای اصلی و ادغام شده

باندهای مورد استفاده	معیارهای ارزیابی صحت	الگوریتم مورد استفاده	
		حداقل فاصله از میانگین	حداکثر احتمال
اصلی	صحت کلی (درصد)	۷۹	۸۳
	ضریب کاپا	۰/۴۷	۰/۵۲
ادغام شده	صحت کلی (درصد)	۸۲	۸۴
	ضریب کاپا	۰/۵۸	۰/۷۱



شکل ۲- نقشه طبقات خشکیدگی باندهای ادغام شده با دو کلاسه خشکیده و سالم با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

بحث

خشکیدگی درختان و در نتیجه دستیابی به صحت کم در ۵ کلاسه خشکیدگی مشاهده شد (جدول ۲). ادغام کلاسه‌های با میزان تفکیک‌پذیری کم و طبقه‌بندی دوباره با تعداد سه و دو کلاسه (جدول ۳ و ۴) برای دستیابی به نتایج بهتر و بررسی میزان تفکیک‌پذیری جنگل‌های با کلاسه خشکیدگی با دامنه بیشتر در این پژوهش انجام شد. تفکیک‌پذیری کم کلاسه‌ها می‌تواند به دلیل تراکم تاج پوشش کم تا متوسط در جنگل‌های منطقه مورد مطالعه باشد که موجب اختلاط طیفی کلاسه‌های جنگل با خاک پس‌زمینه و زیراشکوب می‌شود. Dennison و همکاران نیز در سال ۲۰۰۹ به ارزیابی دشوار شناسایی میزان برگ‌ریزی درختان در مناطقی با تاج پوشش تنک اشاره کردند. بنابراین کاهش تأثیرات پس‌زمینه همانند بازتاب خاک و زیراشکوب در اینگونه مناطق، برای طبقه‌بندی قابل قبول میزان برگ‌ریزی ضروریست (Rullán-Silva *et al.*, 2015) که با استفاده از شاخص‌های تعدیل‌کننده اثر خاک همانند SAVI و TSAVI تا حدود زیادی

در این پژوهش تلاش شد تا مناطق مبتلا به زوال بلوط، شناسایی و شدت آن در پنج کلاسه سالم، خشکیدگی کم، متوسط، شدید و بسیار شدید طبقه‌بندی شود. نتایج این تحقیق نشان داد که استفاده از باندهای ادغام شده، مؤلفه‌های حاصل از تحلیل PCA و شاخص‌های پوشش گیاهی برای بهبود طبقه‌بندی زوال بلوط بسیار ارزشمند هستند. مقایسه سه الگوریتم مختلف طبقه‌بندی نشان داد که استفاده از الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی، صحت نتایج طبقه‌بندی را بهبود بخشید (جدول‌های ۲، ۳ و ۴). دلیل این امر می‌تواند ماهیت ناپارامتری و غیرخطی بودن شبکه عصبی مصنوعی برای طبقه‌بندی بهتر باشد. مطالعات متعدد نشان داده است که از الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی می‌توان برای طبقه‌بندی دقیق‌تر طبقات پوشش جنگلی استفاده کرد (Liu *et al.*, 2003; Mas & Flores, 2008). در مراحل مختلف طبقه‌بندی، اختلاط طیفی بین کلاسه‌های شدت‌های مختلف

این امر امکان پذیر است.

میزان بازتاب طیفی گیاهان براساس نوع گونه، ویژگی‌های سطح برگ، ساختار برگ، محتوای رطوبتی بافت‌ها و سایر فاکتورهای ذاتی گیاه متفاوت است (Liu *et al.*, 2016) و میزان بازتاب گیاهان براساس خصوصیات شیمیایی و مرفولوژیکی سطح برگ‌ها و اندام‌ها تعیین می‌شود. زمانی که بیماری و استرس‌های فیزیولوژیکی به‌طور مستقیم بر خصوصیات تاج پوشش تأثیر می‌گذارند، گرچه به‌دلیل حساسیت کلروفیل به اختلالات فیزیولوژیکی، تغییرات اولیه اغلب در طیف مرئی مشاهده می‌شود، اما کاهش بازتاب محدود مادون قرمز نزدیک به‌دلیل کاهش حجم برگ‌ها و افزایش آثار خاک پس‌زمینه، بسیار بیشتر است (Knipling, 1970). باند مادون قرمز طول موج کوتاه که در شاخص NDWI نیز استفاده می‌شود نسبت به تغییرات میزان محتوای آبی تاج پوشش گیاهان بسیار حساس است. از آنجایی که در استرس‌های گیاهی ناشی از خشکیدگی و زوال درختان، با کاهش محتوای آب برگ‌ها مواجه هستیم، انتظار می‌رود که میزان بازتاب این باند افزایش یابد (Rullán-Silva *et al.*, 2015; Tian & Philpot, 2015). شاخص‌های گیاهی با متغیرهای بیوفیزیکی شاخه، برگ و سلامت گیاه ارتباط تنگاتنگی دارند. بنابراین این شاخص‌ها می‌توانند برای تغییرات فیزیولوژیکی و ریخت‌شناسی در سلامت تاج پوشش جنگل مفید باشند. علاوه بر شاخص‌های گیاهی متداول مانند NDVI، GNDVI و RVI، شاخص گیاهی تعدیل‌کننده اثر خاک (SAVI) و شاخص تفاوت نرمال شده آب یا رطوبت (NDWI) نیز در این پژوهش مورد استفاده قرار گرفت. زوال بلوط به‌دلیل آسیب به برگ‌ها و خشک شدن شاخه و برگ و تاج پوشش درختان، با کاهش بازتاب باند مادون قرمز نزدیک منجر به کاهش شاخص‌های پوشش گیاهی NDVI، GNDVI، SAVI و RVI می‌شود. شاخص تفاوت نرمال شده آب یا رطوبت که ترکیب ریاضی باندهای مادون قرمز نزدیک و طول موج کوتاه است به تغییر میزان رطوبت برگ و تاج پوشش حساس است، در نتیجه برای طبقه‌بندی استرس‌های تاج پوشش جنگل مناسب است (Yao *et al.*, 2009).

قدرت تفسیر رقومی داده‌ها می‌شود (جدولهای ۲، ۳ و ۴)؛ در این پژوهش طبقه‌بندی با استفاده از باندهای ادغام شده، نتایج مطلوب‌تری ارائه داد. Mora و همکاران (۲۰۱۲) نیز نقش ادغام تصاویر را در بهبود نتایج طبقه‌بندی تأیید می‌کنند. بنابراین، به‌طور کلی نتایج نشان داد که استفاده از الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی و ترکیب باندی ادغام شده PCA1، PCA2، NDVI، NDWI و SAVI به‌طور قابل توجهی بهتر از سایر باندهای اصلی و مصنوعی برای طبقه‌بندی جنگل‌های در معرض زوال بلوط در منطقه مورد مطالعه عمل کرد. همچنین می‌توان نتیجه‌گیری کرد با وجود اینکه مناطق سالم و دچار زوال بلوط با دقت مناسبی با استفاده از تصاویر سنجنده OLI ماهواره لندست ۸ از هم قابل تفکیک هستند (جدول ۴)، میزان تفکیک شدت‌های مختلف زوال بلوط (جدولهای ۲ و ۳) به علت اختلاط طیفی کلاسه‌ها با دقت متوسطی قابل انجام است.

منابع مورد استفاده

- Accettura, M., Bauch, T., Raqueño, N., Mallia, J. and Salvaggio, C. 2018. Hyperspectral detection of methane stressed vegetation. In: Proc.SPIE (Vol. 10664).
- Adams, J.B., Sabol, D. E., Kapos, V., Almeida Filho, R., Roberts, D. A., Smith, M. O. and Gillespie, A. R. 1995. Classification of multispectral images based on fractions of endmembers: Application to land-cover change in the Brazilian Amazon. *Remote Sensing of Environment*, 52: 137–154.
- Amer, R., Kusky, T., Reinert, P.C. and Ghulam, A. 2009. Image processing and analysis using Landsat ETM imagery for lithological mapping at Fawakhir, central eastern desert of Egypt. In: R. G. Congalton, ed. ASPRS 2009 Annual Conference. Baltimore, Maryland, USA: ASPRS.
- Attarchi, S. and Gloaguen, R. 2014. Classifying complex mountainous forests with L-Band SAR and Landsat data integration: A comparison among different machine learning methods in the Hyrcanian Forest. *Remote Sensing of Environment*, 6: 3624–3647.
- Bazrafkan, A., Pir Bavaghar, M. and Fathi, P. 2014. Capability of Liss III data for forest canopy density mapping in Zagros forests (Case study: Marivan Forests). *Iranian Journal of Forest*, 6: 387–401.
- Cano, F., Cerrillo, R.M.N., Ferrer, A.G. and de la Orden, M.S. 2006. Detection of Forest Decline Using IKONOS Sensor for Cork Oak (*Quercus suber* L.) Woods in South Spain. *Geocarto International*, 21: 13–18.

نتایج این پژوهش نشان داد استفاده توأمان از داده‌های چندطیفی و پانکروماتیک در فرایند ادغام تصاویر باعث بهبود

- multisource geospatial data with Dempster's combination rule. *International Journal of Remote Sensing*, 33: 1139–1163.
- Parma, R. and Shataee, S. 2010. Capability study on mapping the diversity and canopy cover density in Zagros forests using ETM+ images (case study Ghalajeh forests, Kirmanshah province). *Iranian Journal of Forest*, 2: 231–242.
- Peng, C. and Wen, X. 1999. Recent applications of artificial neural networks in forest resource management: an overview. *Environmental Decision Support Systems and Artificial Intelligence*. Menlo Park, CA.
- Rullán-Silva, C., Olthoff, A.E., Pando, V., Pajares, J.A. and Delgado, J. A. 2015. Remote monitoring of defoliation by the beech leaf-mining weevil *Rhynchaenus fagi* in northern Spain. *Forest Ecology and Management*, 347: 200–208.
- Sangüesa-Barreda, G., Camarero, J.J., García-Martín, A., Hernández, R. and de la Riva, J. 2014. Remote-sensing and tree-ring based characterization of forest defoliation and growth loss due to the Mediterranean pine processionary moth. *Forest Ecology and Management*, 320: 171–181.
- Stone, C. and Mohammed, C. 2017. Application of remote sensing technologies for assessing planted forests damaged by insect pests and fungal pathogens: a review. *Current Forestry Reports*, 3: 75–92.
- Tian, J. and Philpot, W.D. 2015. Relationship between surface soil water content, evaporation rate, and water absorption band depths in SWIR reflectance spectra. *Remote Sensing of Environment*, 169: 280–289.
- Tian, Z., XiaoLi, Z., HongWei, L. and XiaoJie, P. 2010. Application of remote sensing technology in monitoring forest diseases and pests. *Plant Diseases and Pests*, 1: 57–62.
- Townsend, P.A., Singh, A., Foster, J.R., Rehberg, N.J., Kingdon, C.C., Eshleman, K.N. and Seagle, S.W. 2012. A general Landsat model to predict canopy defoliation in broadleaf deciduous forests. *Remote Sensing of Environment*, 119: 255–265.
- Tso, B. and Mather, P.M. 2009. *Classification Methods for Remotely Sensed Data*. New York: CRC Press.
- Wang, C., Lu, Z. and Haithcoat, T.L. 2007. Using Landsat images to detect oak decline in the Mark Twain National Forest, Ozark Highlands. *Forest Ecology and Management*, 240: 70–78.
- Wang, Y., Huang, W., Liu, Y. and Hu, L. 2011. Classification of Forest Land Information Using Environment Satellite (HJ-1) Data. *International Journal of Intelligent Systems and Applications*, 3: 33–40.
- Yao, L., Fei, L., Gui, S., Liu, Q. and Liu, G. 2009. Remote sensing for monitoring on the health of artificial Robinia Pseudoacacia Forests in the Yellow River Delta. In: 2009 17th International Conference on Geoinformatics.
- Congalton, R.G. 1991. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 37: 35–46.
- Dennison, P., Nagler, P., Hultine, K., Glenn, E. and Ehleringer, J. 2009. Remote monitoring of tamarisk defoliation and evapotranspiration following leaf beetle attack. *Remote Sensing of Environment*, 113: 1462–1472.
- Fallah, A. and Haidari, M. 2018. Investigating the Oak Decline in different Crown-Dimensions in Middle Zagros Forests (Case Study: Ilam), *Ecology of Iranian Forests*, 6(12): 9–17.
- Gambarova, Y., Gambarov, A., Rustamov, V. and Zeynalova, M. 2010. remote sensing and GIS as an advance space technologies for rare vegetation monitoring in Gobustan state national park, Azerbaijan. *Journal of Geographic Information System*, 2: 93–99.
- Gooshbor, L., Pir Bavaghar, M., Amanollahi, J. and Ghobari, H. 2016. Monitoring Infestations of Oak Forests by Tortrix viridana. *Plant Protection Science*, 52: 270–276.
- Huete, A.R. 1998. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, 25(3): 295–309.
- Jones, C., Song, C. and Moody, A. 2015. Where's woolly? An integrative use of remote sensing to improve predictions of the spatial distribution of an invasive forest pest the Hemlock Woolly Adelgid. *Forest Ecology and Management*, 358: 222–229.
- Knipling, E.B. 1970. Physical and physiological basis for the reflectance of visible and near-infrared radiation from vegetation. *Remote Sensing of Environment*, 1: 155–159.
- Li, G., Lu, D., Moran, E. and Hetrick, S. 2011. Land-cover classification in a moist tropical region of Brazil with Landsat Thematic Mapper imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 32: 8207–8230.
- Liu, C., Sung, P.-S. and Liu, S.-R. 2016. A review of plant spectral reflectance response to water physiological changes. *Chinese Journal of Plant Ecology*.
- Liu, X.-H., Skidmore, A.K. and van Oosten, H. 2003. An experimental study on spectral discrimination capability of a backpropagation neural network classifier. *International Journal of Remote Sensing*, 24: 673–688.
- Mahdavi, A. and Falah Shamsi, S.R. 2012. Mapping forest cover change, using aerial photography and IRS-LISSIII imagery (case study: Ilam Township). *Journal of Wood and Forest Science Technology*, 19: 77–91.
- Mas, J.F. and Flores, J.J. 2008. The application of artificial neural networks to the analysis of remotely sensed data. *International Journal of Remote Sensing*, 29: 617–663.
- Mora, B., Fournier, R.A. and Foucher, S. 2012. Mapping the health of mature deciduous forest stands by fusing

Detection of oak stands dieback using remote sensing (Case study: Some Parts of Lorestan Province Forests)

A. Mohammadi¹, M. Pir Bavaghar^{2*} and N. Shabanian¹

1- Department of Forestry, Faculty of Natural Resources, University of Kurdistan, Sanandaj, Iran

2*- Corresponding author, Department of Forestry, Faculty of Natural Resources, University of Kurdistan, Sanandaj, Iran

E-mail: m.bavaghar@uok.ac.ir

Received: 21.10.2020

Accepted: 02.02.2021

Abstract

The crisis of decline or dieback of oak trees in the Zagros forests is one of the major problems faced in the recent years. The first step in managing this crisis is to map the affected areas and classify the severity of deforestation. The present study aimed to evaluate the Landsat OLI capability to map oak stands dieback in the Koohdasht city, Lorestan province. In addition to the main bands and fused bands with the 15-meter panchromatic band of the OLI sensor, suitable vegetation indices and the first components from PCA were also applied in the classification. To produce ground truth map, 150 square sample plots were recorded. Data classification was done using minimum distance to mean, maximum likelihood and artificial neural networks classifiers in five classes of dieback and accuracy assessment was done using ground truth map. Because of the low separability of some classes, these classes were merged. Finally, classification with three and two classes (healthy and dieback) was performed. The highest overall accuracy of 53%, 75% and 91% and Kappa coefficient of 0.43, 0.64 and 0.71 was obtained using fused bands and artificial neural networks classifier for five, three and two dieback classes, respectively. The results demonstrated high performance of Landsat 8-OLI for mapping of healthy and oak dieback areas, but low to moderate functionality for identification of the intensity of oak decline in the study area.

Key words: Oak dieback, OLI sensor, vegetation indices, classification, ground truth, Zagros.