



مقایسه رویه‌های مدل‌سازی پتانسیل انتقال کاربری اراضی و استلزام آنها به عنوان خط‌مبنای پروژه‌های REDD در استان مازندران

کوشا پارسامهر^{*}، مهدی غلامعلی‌فرد^{*۲}

۱- دانش آموخته‌ی کارشناسی ارشد محیط‌زیست (گرایش ارزیابی و آمایش سرزمین)، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تربیت مدرس.
۲- استادیار گروه محیط‌زیست (گرایش ارزیابی و آمایش سرزمین)، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تربیت مدرس.

چکیده:

کاهش انتشارات ناشی از جنگل‌زدایی و تخریب جنگل (REDD)، راهکاری برای تعدیل تغییرات اقلیمی است که به‌منظور کاهش شدت جنگل‌زدایی و انتشار گازهای گلخانه‌ای در کشورهای در حال توسعه به‌کار گرفته می‌شود. در ارتباط با پروژه‌های REDD شناسایی مناطق در معرض جنگل‌زدایی شدید حائز اهمیت است. در همین ارتباط، رویه‌های مدل‌سازی پتانسیل انتقال تجربی به عنوان ابزاری برای شبیه‌سازی تغییرات کاربری اراضی به‌خصوص جنگل‌زدایی به‌کار برده می‌شود. در چند دهه‌ی اخیر تغییرات شدید کاربری اراضی در استان مازندران باعث کاهش میزان چشمگیری از جنگل‌های هیرکانی شده است. در این پژوهش، تغییرات پوشش جنگل استان مازندران با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای لندست متعلق به سال‌های ۱۳۶۳، ۱۳۷۹ و ۱۳۹۳ مورد بررسی قرار گرفت. همچنین مدل‌سازی پتانسیل انتقال پوشش جنگل به غیر جنگل با استفاده از سه رویکرد مدل‌سازی پتانسیل انتقال تجربی شامل شبکه‌ی عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه، رگرسیون لجستیک و رویه یادگیری بر مبنای نمونه وزنی مشابهت و ارزیابی صحت بر اساس آماره‌های منحنی مشخصه عملکرد نسبی (ROC) و عدد شایستگی صورت پذیرفت. نتایج نشان می‌دهد که به‌ترتیب طی سال‌های ۱۳۶۳-۱۳۷۹ و ۱۳۷۹-۱۳۹۳ نزدیک به ۱۰۲۱۹۲ و ۸۶۴۱۵ هکتار از سطح جنگل‌های استان مازندران کاسته شده است. همچنین ارزیابی صحت سه رویکرد مدل‌سازی پتانسیل انتقال تجربی بیانگر صحت بالای مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه با میزان مشخصه عملکرد نسبی برابر با ۰/۹۷۵ و میزان عدد شایستگی ۲۶/۸ درصد می‌باشد. نتایج این مطالعه بیانگر اینست که با توجه به پتانسیل جنگل‌های هیرکانی برای اجرای پروژه‌های REDD و نقش مهم آنها در تعدیل تغییرات اقلیمی، با استفاده از رویکردهای مدل‌سازی پتانسیل انتقال تجربی می‌توان به شناسایی مناطق در معرض تهدید جنگل‌زدایی و پیش‌بینی تغییرات آنها برای آینده پرداخت و به عنوان یکی از فاکتورهای اساسی برای اجرای پروژه‌های REDD مدنظر قرار داد.

واژه‌های کلیدی: پایش تغییرات پوشش جنگل، رویه‌های مدل‌سازی پتانسیل انتقال تجربی، REDD، استان مازندران



۱- مقدمه

امروزه با توجه به فشار روزافزون بر منابع طبیعی می‌بایست به دنبال راهکارهای مدیریتی برای کاهش این اثرات منفی باشیم. یکی از این راهکارها، حفاظت از مناطق دارای پتانسیل خدمات اکوسیستمی^۱ بر اساس رویکرد پرداخت‌ها برای خدمات محیط‌زیستی^۲ (PES) می‌باشد [۴۲]. در این راستا، پروژه‌های کاهش انتشارات ناشی از جنگل‌زدایی و تخریب جنگل^۳ با توجه به قابلیت اجرا در مناطقی با پوشش جنگلی متفاوت به دنبال بهره‌مندی از خدمات محیط‌زیستی اکوسیستم‌ها هستند [۴۴].

پروژه‌های REDD در چند سال اخیر به‌عنوان راهکاری برای تعدیل تغییرات اقلیمی در مقیاس‌های ملی، استانی و ناحیه‌ای توجهات جهانی بسیاری را به‌سوی خود جلب کرده است. در واقع پروژه‌های REDD با هدف افزایش ترسیب کربن در مناطقی با تغییرات شدید کاربری‌های اراضی و فعالیت‌های جنگل‌زدایی مطرح شده‌اند [۱۵ و ۱۷]. موفقیت پروژه‌های REDD در حفاظت از جنگل‌ها می‌تواند باعث افزایش پذیری^۴ ترسیب کربن در مناطق تحت اجرای پروژه شود. علاوه بر این پروژه‌های REDD ابعاد اقتصادی-اجتماعی و حفاظت از تنوع زیستی منطقه را نیز تحت تأثیر قرار می‌دهند و به‌دنبال بهبود عملکرد آن‌ها می‌باشد [۴ و ۲۱].

مدل‌های تغییر کاربری اراضی به‌عنوان ابزارهایی برای حمایت از تحلیل‌های مرتبط با عوامل و پیامدهای تغییرات کاربری اراضی می‌باشند [۳]. در همین راستا، فرآیند تجربی مدل‌سازی تغییر کاربری اراضی/پوشش سرزمین شامل مراحل: (۱) تحلیل تغییرات کاربری اراضی/پوشش سرزمین در بازه زمانی گذشته، (۲) تعیین ارتباط تجربی بین تغییر کاربری اراضی/پوشش سرزمین و متغیرهای مستقل به‌منظور ارزیابی احتمال تغییر پوشش سرزمین از یک نوع به نوع دیگر (تولید نقشه‌های پتانسیل انتقال)، (۳) تعیین میزان تقاضای تغییر^۵ و (۴) تخصیص زمین به طبقه‌ای از پوشش سرزمین دیگر (فرآیند تخصیص زمین^۶) می‌باشد [۸].

امروزه برای شناسایی و پیش‌بینی روند تغییرات جنگل‌زدایی و تخریب جنگل از مدل‌های تغییر کاربری اراضی از قبیل مدل‌سازی تغییر سرزمین^۷ (LCM)، GEOMOD، EGO، DINAMICA، CA-MARKOV، CLUE-S استفاده می‌گردد که تفاوت آنها در روش مدل‌سازی پتانسیل انتقال تجربی^۸ می‌باشد [۱۴ و ۱۶] و مدل‌های LCM و GEOMOD به‌عنوان رویکردهای اصلی برای پروژه‌های REDD استفاده می‌شوند [۳۵]. در همین راستا در مطالعاتی که اخیراً صورت گرفته است مدل LCM به‌منظور دارا بودن سه رویه ایجاد پتانسیل انتقال شامل شبکه‌ی عصبی پرسپترون چندلایه^۹، رگرسیون لجستیک^{۱۰} و رویه یادگیری برمبنای نمونه وزنی مشابهت^{۱۱} بیشتر مورد استفاده قرار گرفته است [۶، ۷، ۹، ۱۳، ۲۴، ۳۳، ۳۵ و ۴۰].

در چند دهه‌ی اخیر بخش عمده‌ای از جنگل‌های هیرکانی به‌عنوان یکی از ذخایر کربن جهان تحت فشار شدید تغییرات کاربری‌های اراضی در استان مازندران قرار گرفته است [۲۰ و ۳۱]. استان مازندران به دلیل واقع شدن در خط ساحلی دریای خزر و دارا بودن شرایط منحصر به فرد همواره در معرض توسعه و تغییرات شدید می‌باشد [۲۲]. طبق

^۱. Ecosystem Services

^۲. Payments for Environment Services (PES)

^۳. Reducing Emissions from Deforestation and Forest Degradation (REDD)

^۴. Additionality

^۵. Change demand

^۶. Land allocation

^۷. Land Change Modeler (LCM)

^۸. Empirical Modeling of Transition Potential

^۹. Multi-Layer Perceptron Neural Network

^{۱۰}. Logistic Regression

^{۱۱}. Similarity Weighted Instance – based Learning (SimWeight)



آمار به دست آمده از گذشته نه چندان دور تا به امروز در حدود ۱/۶ میلیون هکتار از کل جنگل‌های هیرکانی به دلیل تغییرات شدید کاربری‌های اراضی کاهش یافته است [۲۹]. در همین رابطه، ۱۶۲۸۶۷ هکتار از جنگل‌های استان مازندران در بین سال‌های ۱۳۶۳ تا ۱۳۸۹ با تخریب چشمگیری مواجه شده‌اند [۲۵]. همچنین در سواحل استان مازندران نزدیک به ۳۳۴۸۷ هکتار از جنگل‌های هیرکانی در بین سال‌های ۱۳۶۷ تا ۱۳۸۹ تخریب شده‌اند [۲۲]. در نتیجه با توجه به بحران روند کاهش جنگل‌ها در سطح استان مازندران نیاز به پایش و مدل‌سازی تغییرات پوشش جنگل‌های هیرکانی می‌باشد. در چندین مطالعه صورت گرفته در زمینه مدل‌سازی و بررسی تغییرات پوشش کاربری اراضی، رویکردهای مدل‌سازی شبکه‌ی عصبی پرسپترون چند لایه و رگرسیون لجستیک مورد استفاده قرار گرفته است [۲۳، ۲۸، ۳۹، ۴۱ و ۴۳]. تحقیق حاضر علاوه بر مدل‌سازی تغییرات پوشش جنگل با استفاده از رویکردهای ذکر شده همچنین به معرفی و استفاده از رویه یادگیری بر مبنای نمونه وزنی مشابهت برای مدل‌سازی پتانسیل تغییرات کاربری اراضی می‌پردازد.

۲- پیشینه تحقیق

در راستای مدل‌سازی تغییرات پوشش جنگل با استفاده از رویه‌های مدل‌سازی پتانسیل انتقال تجربی مطالعاتی صورت گرفته است که در برخی از موارد به کاربرد آنها برای پروژه‌های REDD اشاره شده است. باقری و شتابی (۱۳۸۹) با استفاده از رگرسیون لجستیک به مدل‌سازی کاهش گستره‌ی جنگل حوضه‌ی آبخیز چهل‌چای استان گلستان پرداختند؛ نتایج مطالعه نشان داد که طی سال‌های ۱۳۶۶ تا ۱۳۸۵ حدود ۲۴۰۰ هکتار از مساحت منطقه کاسته شده است همچنین ارزیابی صحت مدل مورد استفاده با میزان $Pseudo R^2$ حدود ۰/۱۱۴ و $ROC = ۰/۷۲$ بیانگر توافق نسبی مدل به دست آمده با نقشه کاهش گستره جنگل است [۲۶]. آرخی و همکاران (۱۳۹۱) در مطالعه‌ای به بررسی میزان تخریب جنگل‌های شمال ایلام و پیش‌بینی تغییرات با استفاده از مدل رگرسیون لجستیک پرداختند؛ نتایج نشان داد که طی سال‌های ۱۳۵۵ تا ۱۳۸۶، ۱۹۲۹۴ هکتار از سطح مناطق جنگلی کاسته شده است. همچنین خروجی رگرسیون لجستیک با $Pseudo R^2$ حدود ۰/۱۶۰۸ و $ROC = ۰/۷۶$ بیانگر توافق نسبی مدل به دست آمده با تخریب واقعی و توانایی مناسب مدل در برآورد تغییرات جنگل در منطقه است [۳۹]. سردارزاده و همکاران (۱۳۹۲) به منظور پیش‌بینی تخریب پوشش جنگل‌های حوضه آبخیز چهل‌چای استان گلستان از تلفیق مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی و زنجیره‌ی مارکف استفاده کردند. در این مطالعه برای نشان دادن همبستگی بین متغیرها و تغییرات اتفاق افتاده در دو بازه زمانی ۱۳۶۶-۱۳۷۹ و ۱۳۷۹-۱۳۹۰ از ضریب کرامر استفاده شد. به منظور تحلیل حساسیت، مدل در ۶ حالت اجرا گردید، در بیشتر موارد متغیر فاصله از جنگل‌های مخروطه بیشترین میزان ضریب کرامر را داشته است، همچنین در این مطالعه همواره میزان ضریب کرامر ارتفاع از متغیر شیب بیشتر بوده است. نتایج مطالعه حاکی از تخریب ۱۵/۸ درصد از مساحت جنگل طی سال‌های ۱۳۸۹-۱۳۶۶ می‌باشد، همچنین درصد دقت کلی مدل پیش‌بینی شده (۰/۹۲) بیشتر از مدل null (۰/۸۹) بوده است که نشان دهنده صحت مناسب مدل می‌باشد و این امر ممکن است به دلیل انتخاب پارامترهای مؤثر در تخریب و نتایج بهتر شبکه‌های عصبی مصنوعی در راستای مدل‌سازی‌های روابط غیر خطی باشد [۲۷]. در مطالعه‌ای Salmanmahiny و Turner (۲۰۰۳) به بررسی و مدل‌سازی تغییر پوشش گیاهی حوضه آبریز رودخانه Boorowa در کشور استرالیا طی سال‌های ۱۹۹۷ تا ۲۰۰۰ پرداختند. در این مطالعه با استفاده از دو رویکرد شبکه‌ی عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه و رگرسیون لجستیک مدل‌سازی صورت گرفت و نتایج نشان داد که رویکرد شبکه‌ی عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه با میزان $ROC = ۰/۸۴$ صحت بالاتری نسبت به روش رگرسیون لجستیک با میزان $ROC = ۰/۸۲$ دارا می‌باشد همچنین این مطالعه بیان داشت که مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی حساسیت بیشتری نسبت به رگرسیون لجستیک دارا می‌باشد و افزایش متغیرها باعث نتایج غیر منطقی در مدل‌سازی تغییرات پوشش گیاهی منطقه خواهد شد [۲]. در پژوهشی Kim (۲۰۱۰) با هدف ارائه یک چارچوب واحد برای ارزیابی صحت پیش‌بینی روند جنگل‌زدایی در آینده بر اساس سناریو تاریخی، به مقایسه دو رویکرد مدل‌سازی



GEOMOD و LCM و کاربرد آنها برای پروژه‌های REDD پرداخت. در این مطالعه با استفاده از نقشه‌های پوشش سرزمین سال‌های ۱۹۸۶، ۱۹۹۴ و ۲۰۰۰ منطقه Chiquitain کشور بولیوی به بررسی توانایی دو رویکرد مدل‌سازی ذکر شده به منظور ایجاد چندین پتانسیل انتقال مدنظر پرداخته شد. نتایج ارزیابی صحت نشان داد که رویه مدل‌سازی شبکه‌ی عصبی پرسپترون چند لایه دارای بیشترین میزان ($ROC = 0.81$) و رگرسیون لجستیک دارای بیشترین میزان عدد شایستگی^{۱۲} ($FOM = 0.8$) می‌باشد. Kim نشان داد که در راستای مدل‌سازی خط‌مینا^{۱۳} جنگل‌زدایی، رویکرد LCM با توجه به دارا بودن صحت بالاتر بر اساس آماره‌های ROC و عدد شایستگی، توانایی بیشتری را نسبت به GEOMOD دارد [۳۵]. Sangermano و همکاران (۲۰۱۰) در مطالعه‌ای به بررسی تولید پتانسیل‌های انتقال در راستای مدل‌سازی تغییر کاربری اراضی بولیوی با استفاده از دو رویه یادگیری بر مبنای نمونه وزنی مشابهت و شبکه عصبی پرسپترون چند لایه پرداختند، نتایج حاصل از مطالعه آنها نشان دهنده صحت‌های مشابه از اجرای هر دو مدل و نتایج نزدیک به هم بوده است [۸]. همچنین Sangermano و همکاران (۲۰۱۲) در مطالعه‌ای دیگر به بررسی پتانسیل موفقیت‌آمیز بودن پروژه‌های REDD در جنگل‌های آمازون واقع در کشور بولیوی پرداختند، تغییرات بین سال‌های ۲۰۰۰-۱۹۹۱ با استفاده از مدل‌ساز تغییر سرزمین تحلیل گردید، سپس میزان تقاضای تغییر با استفاده از زنجیره مارکف و همچنین پیش‌بینی تغییرات برای سال ۲۰۵۰ انجام شد و در نهایت اجرای پروژه REDD را به‌عنوان راهکاری برای جلوگیری از روند تخریب جنگل‌های آمازون پیشنهاد دادند [۹]. Godoy و Rojas (۲۰۱۳) نشان دادند که در جنگل حفاظت شده Alto Mayo در ناحیه Martin San کشور پرو نرخ سالانه جنگل‌زدایی از ۱۲٪-۰ درصد بین سال‌های ۱۹۹۶ تا ۲۰۰۱ به حدود ۳۶٪-۰ درصد تا سال ۲۰۰۶ رسیده است و سپس با توجه به این تغییرات با استفاده از رویه شبکه‌ی عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه به پیش‌بینی میزان جنگل‌زدایی برای سال ۲۰۱۸ پرداختند و به اجرای پروژه REDD در این مناطق اشاره داشتند [۷]. Mas و همکاران (۲۰۱۴) در مطالعه‌ای به بررسی و ارزیابی چندین رویه مدل‌سازی در زمینه تولید نقشه‌های پتانسیل انتقال پرداختند؛ بررسی‌ها نشان داد که رویه یادگیری بر مبنای نمونه وزنی مشابهت به‌عنوان یکی از روش‌های یادگیری خوار اغلب غیر قابل انعطاف و قادر به برقراری ارتباط بین ورودی‌ها و خروجی‌ها بدون نیاز به هر گونه اطلاعی از عملکردشان در توابع پیچیده می‌باشند. در این مطالعه موردی بین نقشه‌های پتانسیل ایجاد شده از رویه یادگیری بر مبنای نمونه وزنی مشابهت با شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه میزان ضریب همبستگی اسپیرمن (۰/۶۸) وجود داشت این در صورتی است که بین رویه شبکه‌ی عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه و رگرسیون لجستیک میزان ضریب همبستگی اسپیرمن (۰/۹۲) بود [۱۴].

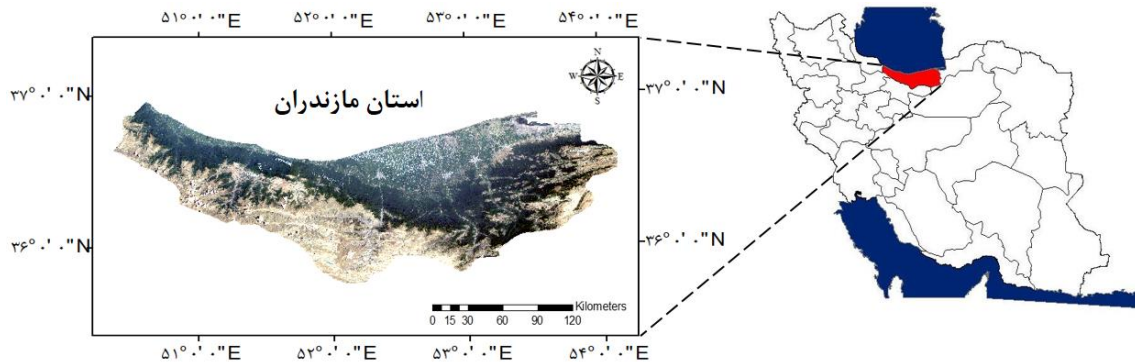
۳- داده‌ها و روش‌ها

۳-۱- منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه در این تحقیق استان مازندران می‌باشد. استان مازندران با وسعت حدود ۲۴۰۰۰ کیلومتر مربع، ۱/۴۶ درصد از مساحت کشور را شامل شده و بین ۳۵ درجه و ۴۷ دقیقه تا ۳۸ درجه و ۵ دقیقه عرض شمالی و ۵۰ درجه و ۳۴ دقیقه تا ۵۶ درجه و ۱۴ دقیقه طول شرقی واقع شده است (شکل ۱).

¹². Figure of Merit (FOM)

¹³. Baseline



شکل ۱. موقعیت جغرافیایی استان مازندران

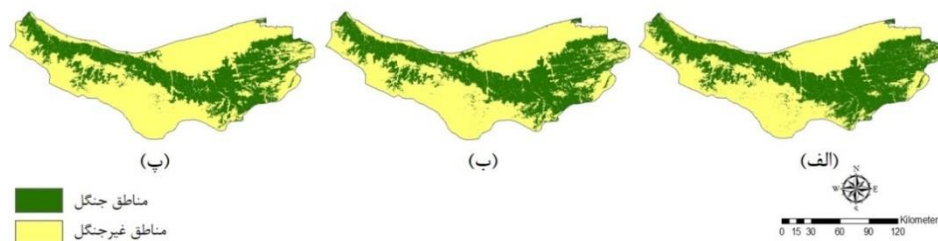
۳-۲- پیش پردازش داده‌ها

۳-۲-۱- تهیه نقشه‌های پوشش جنگل

در این مطالعه به منظور تهیه نقشه پوشش جنگل سال ۱۳۶۳ از نقشه کاربری اراضی استان مازندران برای سال ۱۳۶۳ تهیه شده توسط میرزایی و همکاران (۱۳۹۲) استفاده گردیده است [۲۵]. تصاویر ماهواره لندست TM متعلق به سال ۲۰۰۰ برای تهیه نقشه پوشش جنگل مربوط به سال ۱۳۷۹ از سایت (Global Land Cover facility (GLCF) دانلود گردید (جدول ۱) و نقشه پوشش جنگل با استفاده از روش طبقه بندی حداکثر احتمال^{۱۴} تهیه شد [۱۰]. به منظور تهیه نقشه پوشش جنگل سال ۱۳۹۳ از رقومی سازی تصاویر ماهواره‌ای Google Earth استفاده شد. در نهایت نقشه پوشش جنگل برای سه بازه زمانی در دو طبقه پوشش جنگل و غیر جنگل تهیه و اندازه پیکسل ۳۰ متر برای نقشه‌ها در نظر گرفته شد (شکل ۲).

جدول ۱. تصاویر ماهواره‌ای متعلق به لندست TM

شماره‌ی فریم	تاریخ
۱۶۳/۳۵	۲۰۰۱/۰۷/۳۰
۱۶۴/۳۴	۲۰۰۰/۰۶/۱۶
۱۶۴/۳۵	۲۰۰۰/۰۷/۱۸
۱۶۵/۳۴	۲۰۰۰/۰۷/۲۵
۱۶۵/۳۵	۲۰۰۰/۰۷/۲۵

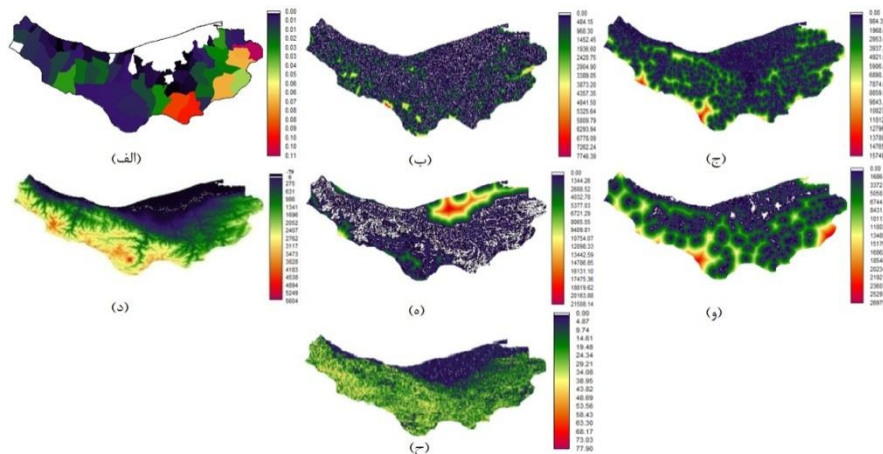


شکل ۲. نقشه‌های پوشش جنگل. (الف) پوشش جنگل سال ۱۳۶۳، (ب) پوشش جنگل سال ۱۳۷۹، (ج) پوشش جنگل سال ۱۳۹۳

¹⁴. Maximum Likelihood Classification

۲-۲-۳- آماده سازی متغیرهای مستقل به منظور مدل سازی پتانسیل انتقال پوشش جنگل به غیر جنگل

در این مطالعه نقشه جاده‌ها، نقاط روستایی و مرز دهستان‌های از نقشه‌های با مقیاس ۱:۲۵۰۰۰ سازمان نقشه برداری تهیه گردید. لایه مناطق مسکونی و پوشش جنگل مربوط به سال ۱۳۶۳ از نقشه کاربری اراضی استان مازندران تهیه شده توسط میرزایی و همکاران ۱۳۹۱ گرفته شد [۲۵]. تصاویر ماهواره Aster به منظور تهیه نقشه مدل رقومی ارتفاع (DEM) استان مازندران از سایت (<http://reverb.echo.nasa.gov>) دانلود گردید و یکپارچه سازی تصاویر صورت گرفت و این تصاویر برای تهیه نقشه شیب مورد استفاده قرار گرفتند [۳۰]. با استفاده از توابع موجود در نرم‌افزار IDRISI Selva نسخه ۱۷/۰۲ و نرم افزار ArcGIS 10.2 تمام لایه‌ها به صورت رستری و با مختصات مکانی (WGS-1984-UTM Zone-39N) و اندازه پیکسل ۳۰ متر در محدوده استان مازندران تهیه شدند. فاصله از جاده‌ها، فاصله از روستاها، فاصله از مناطق مسکونی سال ۱۳۶۳ و فاصله از حاشیه جنگل ۱۳۶۳، احتمال جنگل زدایی در دهستان‌ها بین سال‌های ۱۳۹۳-۱۳۶۳، ارتفاع و شیب متغیرهای مستقل مورد استفاده برای مدل سازی پتانسیل انتقال پوشش جنگل به غیر جنگل می‌باشند (شکل ۳). در این مطالعه از تابع Distance برای ایجاد نقشه‌های فاصله و از ابزار Evidence Likelihood به منظور تولید نقشه‌های احتمال جنگل زدایی در هر دهستان استفاده شده است [۳۷].



شکل ۳. متغیرهای مستقل. الف) احتمال جنگل زدایی در دهستان‌ها بین سال‌های ۱۳۷۹-۱۳۶۳، ب) فاصله از جاده‌ها، ج) فاصله از روستاها، د) مدل رقومی ارتفاع، ه) فاصله از حاشیه جنگل ۱۳۶۳، و) فاصله از مناطق مسکونی ۱۳۶۳، ی) شیب

۳-۳- آشکارسازی تغییرات با استفاده از LCM

در این مرحله به بارزسازی تغییرات ایجاد شده پوشش جنگلی در بازه‌های زمانی مورد مطالعه پرداخته می‌شود. در تحقیق حاضر، بررسی تغییرات پوشش جنگل بین سال‌های ۱۳۷۹-۱۳۶۳، ۱۳۹۳-۱۳۷۹ و ۱۳۹۳-۱۳۶۳ با استفاده از مدل ساز تغییر سرزمین صورت گرفت.

۳-۴- مدل سازی پتانسیل انتقال

در این مرحله با استفاده از روش‌های مدل سازی پتانسیل انتقال تجربی میزان احتمال انتقال از یک نوع پوشش سرزمین به نوعی دیگر بالاخص تغییرات پوشش جنگل به کمک متغیرهای مستقل نشان داده می‌شود [۱۶]. به همین منظور، واسنجی مدل با استفاده از دو نقشه پوشش جنگل سال‌های ۱۳۶۳ و ۱۳۷۹ صورت گرفت. سپس ارتباط بین تغییر کاربری از مناطق جنگل به غیر جنگل با استفاده از آماره ضریب همبستگی کرامر^{۱۵} تعیین شد. ضریب کرامر عددی میان صفر و یک است که هرچه به یک نزدیکتر باشد نشان دهنده میزان همبستگی بالا بین تغییرات پوشش جنگل به عنوان متغیر وابسته و متغیرهای مستقل است [۳۷]. پس از تأیید توانایی متغیرها برای انتقال صورت گرفته،

¹⁵. Cramer's V



مدل‌سازی پتانسیل انتقال با استفاده از سه رویه مدل‌سازی پتانسیل انتقال، شبکه‌ی عصبی پرسپترون چند لایه [۱۴] و [۳۵]، رگرسیون لجستیک [۳۷] و یادگیری بر مبنای نمونه وزنی مشابهت [۸] برای زیر مدل انتقال از مناطق جنگل به غیر جنگل انجام شد. در تحقیق حاضر به منظور تحلیل حساسیت مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه از آماره‌ی Skill Measure [۱۹] و میزان صحت^{۱۶} استفاده شده است. Skill Measure آماره‌ای برای ارزیابی توانایی مدل بر اساس داده‌های صحت‌سنجی می‌باشد و مهارت مدل را برای پیش‌بینی تغییرات گذشته به کمک داده‌های آموزشی می‌سنجد. در واقع این آماره برای مقایسه صحت مدل بر اساس داده‌های صحت‌سنجی و صحت مورد انتظاری که قرار است به صورت تصادفی رخ دهد به کار گرفته می‌شود. این آماره توانایی مدل را برای هر انتقال پوشش سرزمین به‌طور جداگانه بررسی می‌کند و نقش متغیرها را در میزان صحت مدل برای پیش‌بینی تغییر مدنظر نشان می‌دهد. این آماره بین ۱- و ۱ می‌باشد که هر چه به یک نزدیک‌تر باشد نشان دهنده‌ی صحت بالای مدل در راستای پیش‌بینی تغییرات می‌باشد و اگر صفر باشد نشان دهنده عملکرد تصادفی مدل می‌باشد. صحت مورد انتظار و آماره Skill Measure به ترتیب از رابطه ۱ و ۲ محاسبه می‌شوند [۱۸].

$$E(A) = 1 + (T + P) \quad (\text{رابطه ۱})$$

$E(A)$ ، میزان صحت مورد انتظار است. T ، تعداد انتقال‌های مدنظر در پتانسیل انتقال است. P ، تعداد کلاس‌ها یا طبقاتی است که در انتقال‌ها ثابت مانده‌اند.

$$S (\text{Skill Measure}) = (A - E(A)) / (1 - E(A)) \quad (\text{رابطه ۲})$$

A : صحت اندازه‌گیری شده یا به دست آمده که توسط مدل ارائه می‌گردد و $E(A)$ ، میزان صحت مورد انتظار است.

نکته قابل ذکر در این مرحله این است که به منظور آماده‌سازی متغیرهای مستقل برای اجرای مدل رگرسیون باید ارزش‌های آنها بین صفر و یک استاندارد شوند؛ برای این منظور از تبدیل لگاریتم طبیعی^{۱۷} برای متغیرهای پیوسته (مانند شیب، فاصله از روستا، فاصله از جاده) و از ابزار Evidence of likelihood transformation برای متغیرهای کیفی استفاده شده است تا تمام لایه‌ها به صورت دامنه‌ای بین صفر تا یک وارد مدل شوند [۳۷]. در این بخش همچنین به معرفی رویه مدل‌سازی یادگیری بر مبنای نمونه وزنی مشابهت می‌پردازیم.

۳-۴-۱ رویه یادگیری بر مبنای نمونه وزنی مشابهت

روش یادگیری بر مبنای نمونه وزنی مشابهت، یکی از رویه‌های مدل‌سازی پتانسیل انتقال می‌باشد که از منطق روش نزدیک‌ترین همسایه K^{18} الگو برداری می‌کند [۸]. این روش بر اساس محاسبه فواصل وزنی به فضای متغیر برای نمونه‌های شناخته شده طبقات کاربری اراضی استوار می‌باشد. اساساً در ارتباط با ایجاد پتانسیل‌های انتقال در راستای مدل‌سازی تغییر پوشش سرزمین، برای هر انتقال مدل باید دو طبقه (پیکسل ثابت و پیکسل متغیر) را دارا بوده و آن را ارزیابی کند، در این روش نزدیک‌ترین همسایه K برای هر پیکسل (ثابت یا متغیر) بررسی گردیده و سپس فواصل در فضای متغیر، از هر پیکسل مجهول (پیکسل یا موقعیتی که تغییرات آن برای بازه زمانی آینده مدنظر است) به پیکسل-هایی که در اطراف آن (محدوده K) در بازه زمانی کالیبراسیون تغییر کرده‌اند را محاسبه می‌کند (شکل ۴). این فاصله در یک تابع وزن‌دهی نمایی به منظور محاسبه یک سطح پیوسته از عضویت طبقات کاربری اراضی (کلاس) موجود برای هر پیکسل از رابطه ۱ به دست می‌آید [۸]:

¹⁶. Accuracy Rate

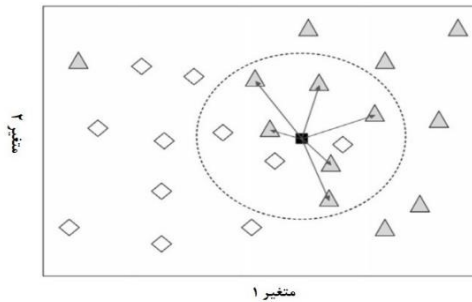
¹⁷. Natural Log Transformation

3. K-Nearest Neighbor Procedure (KNN)

$$\text{رابطه ۳)} \quad \frac{\sum_{i=1}^c (1.0 - \frac{1}{1/d_i})}{k} \quad (c \leq k)$$

تغییر عضویت کلاس

C: تعداد پیکسل‌های متغیر در محدوده k ; d : فاصله خطی به پیکسل متغیر در محدوده k ; k : تعداد کل پیکسل‌های متغیر و ثابت در محدوده k



شکل ۴. فضای متغیر ایجاد شده توسط دو متغیر فرضی. در این شکل مثلث‌های کوچک نشان دهنده پیکسل‌های متغیر و لوزی‌ها نشان دهنده پیکسل‌های ثابت. مربع مشکی رنگ نشان دهنده پیکسلی می‌باشد که وضعیت آن تحت تأثیر پتانسیل انتقال فرضی و نامعلوم ارزیابی خواهد شد. دایره‌ای که به صورت نقطه‌چین در شکل نشان داده شده است بیانگر محدوده K می‌باشد که درون دایره به طور فرضی ۶ پیکسل برای وضعیت تغییر و ۳ پیکسل برای وضعیت ثابت می‌باشد و همچنین خطوط نشان داده شده فواصل خطی از پیکسل مد نظر در فضای متغیر می‌باشد. (منبع: Sangermano et al., 2010).

چندین نکته در ارتباط با رویه یادگیری بر مبنای نمونه وزنی مشابهت قابل ذکر است که در زیر به آن اشاره شده است [۸]:

(۱) تفاوت این روش با روش نزدیک‌ترین همسایه K این می‌باشد که این روش سطح پیوسته‌ای از کلاس عضویت را به جای در نظر گرفتن ارزش سخت گیرانه مدنظر قرار می‌دهد.

(۲) در این روش تنها ارزش‌هایی از پیکسل‌هایی که دچار تغییر شده‌اند مورد بررسی قرار می‌گیرد، منطقی است که نمونه‌های ثابت به طور تقریباً قطعی تغییر نخواهند داشت اما نمونه‌هایی که دچار تغییر شدند بیشتر پیکسل‌های نزدیک خود را تحت تأثیر قرار می‌دهند که این مسئله تنها در روش‌های مدل‌سازی تجربی اتفاق می‌افتد.

(۳) مطلوب‌ترین ویژگی این الگوریتم این است که تنها به یک پارامتر K برای ایجاد پتانسیل انتقال نیاز دارد. میزان K بهینه می‌تواند توسط زیرمجموعه‌ای از داده‌های آموزشی طی اعتبارسنجی در دامنه ارزشی متفاوت مورد بررسی قرار گیرد که به طور قراردادی K بهینه ۱۰۰ می‌باشد.

(۴) مانند روش نزدیک‌ترین همسایه K ، رویه یادگیری بر مبنای نمونه وزنی مشابهت هم تحت تأثیر متغیرهای نامناسب قرار می‌گیرد. در این روش متغیرهای محرک اهمیت متفاوتی در تعیین انتقال دارند، اهمیت این تفاوت به دلیل وزن‌دهی می‌باشد به این معنی که ارزش‌های هر متغیر در یک وزن توزیعی یا نسبی ضرب می‌شود و توانایی متغیر بین طبقات مختلف کاربری اراضی برای انتقال مدنظر تعیین می‌گردد. در این روش وزن اهمیت متغیر یا وزن ارتباط^{۱۹} از نسبت بین انحراف معیار پیکسل‌های متغیر در ناحیه‌ای که تغییرات طبقه خاصی یا انتقال خاصی صورت گرفته به انحراف معیار پیکسل‌های متغیر در ارتباط با کل تغییرات اتفاق افتاده در منطقه توسط رابطه ۴ محاسبه می‌گردد [۸]:

1. Rel evance Weight



$$\text{(رابطه ۴)} \quad \text{انحراف معیار پیکسل‌های متغیر در ناحیه تغییر مد نظر} = 1 - \left(\frac{\text{انحراف معیار پیکسل‌های متغیر در ارتباط با کل تغییرات اتفاق افتاده در منطقه}}{\text{وزن ارتباط متغیر}} \right)$$

اگر متغیری با تغییر مدنظر در ناحیه مورد مطالعه رابطه دقیقی داشته باشد، انحراف معیار پیکسل‌های متغیر در ناحیه تغییر مدنظر کوچکتر از انحراف معیار آن نسبت به کل تغییرات اتفاق افتاده خواهد داشت و در این صورت وزن ارتباط بالاتری دارا خواهد بود که نشان دهنده اهمیت متغیر در تغییر اتفاق افتاده می‌باشد [۸].

۳-۵- پیش‌بینی تغییرات پوشش جنگل

در این مرحله با استفاده از زنجیره‌ی مارکف، احتمال تغییر هر کاربری به کاربری دیگر محاسبه شده که در مطالعه حاضر با استفاده از تغییرات اتفاق افتاده پوشش جنگل به غیر جنگل در بین سال‌های ۱۳۶۳ و ۱۳۷۹ این امر صورت گرفته و در نهایت پیش‌بینی تغییرات برای سال ۱۳۹۳ انجام شده است.

۳-۶- ارزیابی صحت مدل

به‌منظور ارزیابی صحت مدل از آماره منحنی مشخصه عملکرد نسبی و عدد شایستگی استفاده شده است. از آماره منحنی مشخصه عملکرد نسبی در دامنه ۰-۱ براساس محاسبه درصد صحیح مثبت^{۲۰} و درصد اشتباه مثبت^{۲۱} به منظور مقایسه یک تصویر پیوسته شایستگی با یک تصویر بولین استفاده می‌شود که ارزش ۱ نشان‌دهنده توافق مکانی کامل و ارزش ۰/۵ نشان‌دهنده توافق تصادفی است [۱۱]. آماره عدد شایستگی ارزشی بین صفر تا صد درصد دارد که ارزش صد نشان‌دهنده تطابق کامل نقشه پیش‌بینی شده با واقعیت زمینی است و ارزش صفر نشان‌دهنده عدم تطابق می‌باشد و هر چه عدد شایستگی به صد نزدیکتر باشد به این معنی است که نقشه پیش‌بینی شده صحت بالاتری دارد. عدد شایستگی از رابطه ۵ بدست می‌آید [۳۵]:

$$\text{(رابطه ۵)} \quad \text{عدد شایستگی} = \frac{B}{A+B+C}$$

A: به معنی تعداد پیکسل‌هایی است که در واقعیت تغییر یافته‌اند اما در پیش‌بینی ثابت مانده‌اند که این نوع خطای پیش آمده (Miss) می‌گویند.

B: به معنی تعداد پیکسل‌هایی است که در واقعیت زمینی تغییر پیدا کرده‌اند و این تغییرات به درستی توسط مدل پیش‌بینی شده است که به این مورد (Hits) می‌گویند.

C: به معنی تعداد پیکسل‌هایی است که در واقعیت زمینی ثابت مانده‌اند ولی این پیکسل‌ها در پیش‌بینی مدل تغییر یافته‌اند که به این نوع خطا (False Alarms) گفته می‌شود.

در نهایت پس از ارزیابی صحت مدل‌ها، با استفاده از مدلی که بهترین عملکرد را داشته است تغییرات پوشش جنگل با استفاده از بازه واسنجی ۱۳۶۳-۱۳۹۳ برای ۳۰ سال آینده یعنی سال ۱۳۲۴ بر اساس سناریو تاریخی روند جنگل‌زدایی در نامناسب‌ترین حالت و عدم حفاظت و بر اساس هر روندی که در گذشته اتفاق افتاده است صورت گرفته است.

1. True Positive %

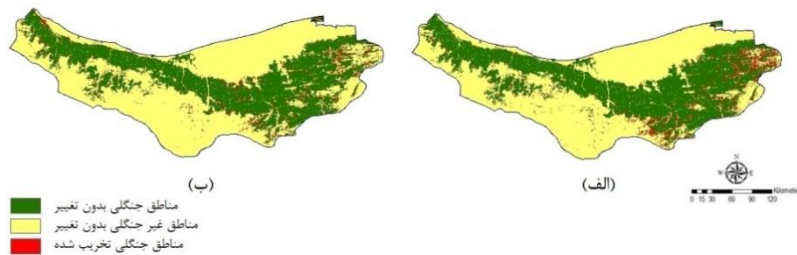
2. False Positive %



۴- نتایج

۴-۱- آشکارسازی تغییرات

نتایج بارزسازی تغییرات نشان می‌دهد که تقریباً ۱۰۲۱۹۲ هکتار از جنگل‌های استان مازندران بین سال‌های ۱۳۶۳ تا ۱۳۷۹ تخریب شده‌اند و نزدیک به ۸۶۴۱۵ هکتار از مساحت پوشش جنگل نیز طی سال‌های ۱۳۷۹ تا ۱۳۹۳ کاهش یافته است. همانگونه که شکل ۵ نشان می‌دهد شرق استان مازندران از شدت جنگل‌زایی بالاتری نسبت به مناطق دیگر استان طی سه دهه اخیر برخوردار بوده است و طی سال‌های ۱۳۶۳ تا ۱۳۷۹ شدت تخریب جنگل بسیار بیشتر از سال‌های اخیر بوده است.



شکل ۵. تغییرات پوشش جنگل. الف) انتقال‌های پوشش جنگل بین سال‌های ۱۳۶۳ تا ۱۳۷۹، ب) انتقال‌های پوشش جنگل بین سال‌های ۱۳۷۹ تا ۱۳۹۳

۴-۲- مدل‌سازی پتانسیل انتقال

به منظور مدل‌سازی پتانسیل انتقال، ارتباط بین متغیرهای محرک و تغییرات پوشش جنگل بر اساس ضریب کرامر برای هر سه رویکرد مدل‌سازی صورت گرفت که در جدول ۲ نشان داده شده است. جدول ۲ بیانگر این است که بالاترین ضریب کرامر متعلق به مدل رقومی ارتفاع و کمترین میزان به فاصله از جاده‌ها تعلق دارد.

جدول ۲. ضریب کرامر برای متغیرهای محرک

مقدار ضریب کرامر	متغیر محرک
۰/۵۰	مدل رقومی ارتفاع
۰/۳۶	احتمال جنگل‌زدایی در هر دهستان بین سال‌های ۱۳۶۳ تا ۱۳۷۹
۰/۳۱	فاصله از حاشیه جنگل ۱۳۶۳
۰/۲۵	فاصله از مناطق مسکونی ۱۳۶۳
۰/۲۱	شیب
۰/۱۶	فاصله از روستاها
۰/۱۱	فاصله از جاده‌ها



۴-۲-۱ رویه شبکه‌ی عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه

خروجی حاصل از اجرای مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی اطلاعاتی را در ارتباط با تحلیل حساسیت مدل ارائه می‌دهد که در جداول ۳ نشان داده شده است.

جدول ۳. اجرای مدل با کاهش یکی از متغیرها

متغیرها	Accuracy (%)	Skill Measure
با تمام متغیرها	۸۳/۱۲	۰/۶۶۲۴
۱- مدل رقومی ارتفاع	۸۰	۰/۶
۲- فاصله از جاده‌ها	۸۳/۱۲	۰/۶۶۲
۳- فاصله از روستاها	۸۲/۱۱	۰/۶۴۲۳
۴- احتمال جنگل‌زدایی در هر دهستان طی سال‌های ۱۳۶۳-۱۳۷۹	۸۱/۱۴	۰/۶۲۲۷
۵- فاصله از حاشیه جنگل ۱۳۶۳	۷۱/۰۳	۰/۴۲۰۶
۶- شیب	۸۱/۸۵	۰/۶۳۷۱
۷- فاصله از مناطق مسکونی ۱۳۶۳	۸۲/۱۳	۰/۶۴۲۷

در جدول ۳ اجرای مدل با کاهش یکی از متغیرها نشان داده شده است، در حالتی که اجرای مدل با استفاده از تمام متغیرها یا بدون متغیر فاصله از جاده‌ها، فاصله از روستاها و یا فاصله از مناطق مسکونی ۱۳۶۳ صورت گیرد صحت تقریباً مشابهی نشان داده می‌شود اما با توجه به اهمیت این معیارها در زمینه تخریب جنگل و تصادفی بودن مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی که ممکن است در اجرای متعدد نتایج متفاوتی از کاهش متغیرها مشاهده نمود از تمام متغیرها به منظور اجرای مدل استفاده گردید که بهترین عملکرد را بر اساس میزان صحت و Skill Measure نشان داد.

۴-۲-۲ رگرسیون لجستیک

در تحقیق صورت گرفته معادله رگرسیونی احتمال جنگل‌زدایی برای متغیرهای استاندارد شده به صورت زیر می‌باشد:

$$۵/۴۵۳۸ = \text{احتمال تخریب جنگل} + ۰/۵۲۷۳ * \text{مدل رقومی ارتفاع} + ۱۸/۶۶۶۷ * \text{احتمال جنگل‌زدایی در هر دهستان}$$

$$\text{فاصله از جاده‌ها} * ۰/۰۰۲ - \text{فاصله از حاشیه جنگل ۱۳۶۳} * ۰/۹۷۱۰ - \text{فاصله از روستاها} * ۰/۳۴۴۵ -$$

$$۱/۲۱۴۸ - \text{شیب} * ۰/۲۰۸۷ - \text{فاصله از مناطق مسکونی ۱۳۶۳} *$$

ضرایب منفی در این معادله نشان دهنده رابطه معکوس بین متغیر وابسته (تخریب جنگل) و متغیرهای مستقل می‌باشد. این بدان معناست که با افزایش فاصله از متغیرهای جاده، روستا، حاشیه جنگل، مناطق مسکونی و با افزایش مقدار شیب احتمال جنگل‌زدایی کاهش می‌یابد. همچنین متغیرهایی که ضریب مثبت دارند با متغیر وابسته رابطه مستقیم دارند. همچنین در جدول ۴ نتایج حاصل از آماره‌های Chi-square, goodness of fit, Pseudo R² و ROC مدل رگرسیونی تحقیق حاضر ارائه شده است.

جدول ۴. آماره‌های حاصل از مدل رگرسیونی

آماره‌ها	goodness of fit	Chi-square	Pseudo R ²	ROC
مقادیر	۸۸۴۵۳۶/۶۱۰۹	۲۴۲۱۰۷/۱۴۱۴	۰/۳۳۸۳	۰/۹۷



۴-۲-۳ رویه یادگیری بر مبنای نمونه وزنی مشابهت

میزان وزن رایج متغیرهای محرک برای رویه یادگیری بر مبنای نمونه وزنی مشابهت در جدول ۵ ارائه شده است. جدول ۵ نشان می‌دهد که متغیر فاصله از حاشیه جنگل ۱۳۶۳ بیشترین میزان وزن رایج را دارد و ارتباط بیشتری با تغییرات صورت گرفته دارد و متغیر احتمال جنگل‌زدایی در هر دهستان بین سال‌های ۱۳۶۳-۱۳۷۹ کمترین میزان وزن رایج را دارد.

جدول ۵. مقادیر وزن ارتباط برای متغیرهای مورد استفاده در مدل

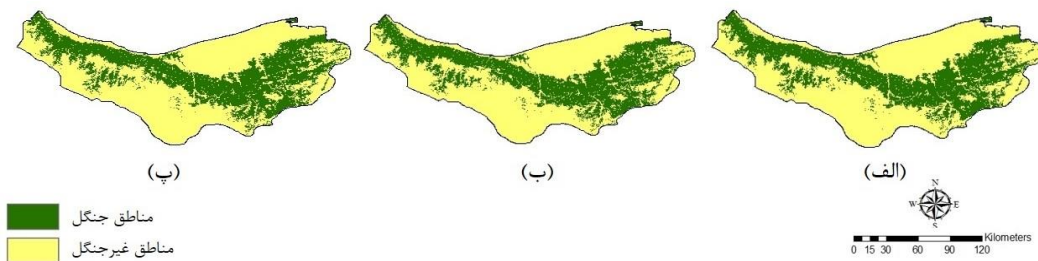
متغیر	وزن ارتباط
فاصله از حاشیه جنگل ۱۳۶۳	۰/۹۷
مدل رقومی ارتفاع	۰/۳۶
فاصله از روستا	۰/۲۲
شیب	۰/۱۷
فاصله از جاده‌ها	۰/۱۱
فاصله از مناطق مسکونی ۱۳۶۳	۰/۰۷
احتمال جنگل‌زدایی در هر دهستان بین سال‌های ۱۳۶۳-۱۳۷۹	۰

۴-۳-۳ پیش‌بینی تغییرات پوشش جنگل

نتایج حاصل از زنجیره‌ی مارکف و احتمال انتقال از سال ۱۳۶۳ به ۱۳۷۹ محاسبه شد (جدول ۶). این جدول نشان می‌دهد که میزان احتمال انتقال پوشش جنگل سال ۱۳۶۳ به مناطق غیر جنگلی در سال ۱۳۷۹، ۰/۱۷۵۲ می‌باشد. همچنین نقشه پیش‌بینی تغییرات پوشش جنگل برای سال ۱۳۹۳ با استفاده از هر سه رویکرد در شکل ۶ نشان داده شده است.

جدول ۶. ماتریس احتمالات انتقال (دوره واسنجی ۱۳۹۳-۱۳۶۳)

مناطق غیر جنگل ۱۳۹۳	پوشش جنگل ۱۳۹۳	طبقات کاربری
۰/۱۷۵۲	۰/۸۲۴۸	پوشش جنگل ۱۳۶۳
۰/۹۹۹۹	۰/۰۰۰۱	مناطق غیر جنگل ۱۳۶۳



شکل ۶. نقشه پیش‌بینی پوشش جنگل سال ۱۳۹۳. (الف) شبکه عصبی مصنوعی، (ب) رگرسیون لجستیک، (ج) یادگیری بر مبنای نمونه وزنی مشابهت

۴-۴-۴ ارزیابی صحت

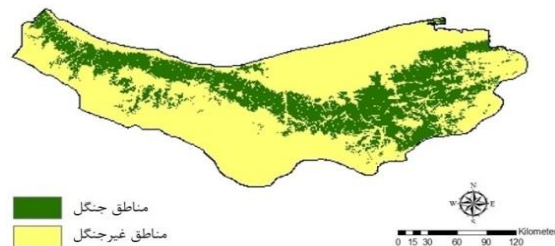
ارزیابی صحت بر اساس آماره منحنی مشخصه عملکرد نسبی نشان می‌دهد که میزان آن برای سه رویه شبکه‌ی عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه، رگرسیون لجستیک و رویه یادگیری بر مبنای نمونه وزنی مشابهت به ترتیب ۰/۹۷۵،



۰/۹۷۰ و ۰/۹۶۷ می‌باشد. همچنین میزان عدد شایستگی برای سه رویه ذکر شده به ترتیب ۲۶/۸ درصد، ۲۳/۷ درصد و ۲۴ درصد می‌باشد. بر همین اساس رویه شبکه‌ی عصبی پرسترون چند لایه صحت بالاتری نسبت به دو رویه دیگر دارا می‌باشد.

۴-۵- پیش‌بینی تغییرات پوشش جنگل برای سال ۱۴۲۳

با استفاده از رویه شبکه‌ی عصبی پرسترون چند لایه تغییرات پوشش جنگل برای سال ۱۴۲۳ صورت گرفت (شکل ۷) که بر این اساس تا سال ۱۴۲۳، ۱۵۵۶۹۸ هکتار از پوشش جنگل طی ۳۰ سال آینده با توجه به روند سناریو تاریخی از بین خواهد رفت.



شکل ۷. نقشه پیش‌بینی پوشش جنگل سال ۱۴۲۳

۵- بحث و نتیجه‌گیری

در این تحقیق از رویه‌های مدل‌سازی پتانسیل انتقال تجربی شامل شبکه‌ی عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه، رگرسیون لجستیک و یادگیری برمبنای نمونه وزنی مشابهت استفاده شد. نتایج حاصل از آشکارسازی تغییرات نشان داد که طی سال‌های ۱۳۶۳-۱۳۷۹ و ۱۳۷۹-۱۳۹۳ به ترتیب ۱۰۲۱۹۲ و ۸۶۴۱۵ هکتار از پوشش جنگل استان مازندران کاسته شده است و شرق استان مازندران از شدت جنگل‌زدایی بیشتری نسبت به مناطق دیگر برخوردار بوده است که بیشترین میزان تخریب در شرق استان در اطراف زمین‌های کشاورزی قبلی به علت در دسترس بودن آنها رخ داده است. همچنین تغییرات کاربری اراضی شدید و فعايت روستائیان و حضور دام در مناطق جنگلی از دیگر عوامل تخریب جنگل طی سه دهه اخیر در استان مازندران می‌باشد [۴۱]. در این تحقیق همبستگی بالایی بین تغییرات پوشش جنگل و متغیر ارتفاع دیده شده است، در ارتباط با عامل ارتفاع از سطح دریا مطالعات صورت گرفته توسط PIRBAVAGHAR و همکاران (۲۰۰۳) و رفیعیان (۱۳۸۵) نشان داد که در شمال ایران، وجود مراتع بیلاقی و دامداران متحرک در جنگل که ارتفاعات بالا را به‌عنوان سکونتگاه خود انتخاب نموده‌اند سبب افزایش تخریب در ارتفاعات بالا گشته است [۲۶ و ۳۴]. همچنین باقری و شتابی (۱۳۸۹) در مطالعه صورت گرفته در حوضه آبخیز چهل‌چای استان گلستان بیان داشتند که سطح گسترش تخریب در ارتفاعات بالاتر، بیشتر است که این امر از تجمع روستاها و گسترش جاده در ارتفاعات بالاتر ناشی می‌شود [۳۶]. در مطالعه سردارزاده و همکاران (۱۳۹۲) نیز ضریب کرامر ارتفاع به دلایل ذکر شده در مطالعات اشاره شده از متغیر شیب بیشتر بوده است [۲۷]. به‌طور کلی Siles (۲۰۰۹) اشاره داشت به‌منظور درک ارتباط بین متغیرهای محرک و تغییرات پوشش جنگل نیاز به مطالعات بیشتری می‌باشد و باید تأثیر این عوامل بر روی یکدیگر بررسی گردد [۳۲]. در این مطالعه میزان ROC، هر سه رویه مورد استفاده ارزش بالایی در حدود ۹۷ درصد را نشان می‌دهد که بیانگر صحت بالای پیش‌بینی رویه‌های مورد استفاده در ارتباط با واقعیت زمینی می‌باشد. اما لازم به ذکر است که رویه شبکه‌ی عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه با میزان ROC برابر با ۰/۹۷۵ و میزان عدد شایستگی ۲۶/۸ صحت بالاتری را در مقایسه با دو رویکرد دیگر دارا می‌باشد. در مطالعاتی مرتبط با مدل‌سازی تخریب پوشش جنگل، Kim (۲۰۱۰) عدد شایستگی ۸ درصد، Vieilledent و همکاران (۲۰۱۳)، عدد شایستگی حدود ۱۴ درصد را گزارش کرده‌اند که مطالعه حاضر با عدد شایستگی ۲۶ درصد صحت بهتری را نشان



می دهد [۱۲ و ۳۵]. در ارتباط با عملکرد بهتر شبکه‌ی عصبی مصنوعی می توان بیان داشت که این رویه شامل مزایایی از قبیل بر خورداری از توانایی تشخیص الگو، ارتباط مناسب بین ورودی و خروجی، حساسیت کمتر نسبت به وجود خطا در اطلاعات ورودی، روند صحت سنجی و واسنجی سریعتر و آسان تر [۱]، شبیه سازی هر سامانه غیر خطی بدون فرض قبلی از فرآیند، توانایی شبیه سازی با وجود داده ورودی ناقص یا مبهم [۳۸]، دسته بندی ورودی ها برای دریافت خروجی، پایداری و قابلیت تعمیم و توانایی یادگیری و آموزش [۴۵] می باشد. همچنین با توجه به وجود روابط غیر خطی در متغیرهای تحقیق حاضر، شبکه‌ی عصبی مصنوعی قادر است برخلاف دو رویه دیگر روابط غیر خطی را مدل کند [۱۷]. لازم به ذکر است که شبکه‌ی عصبی مصنوعی در مقایسه با دیگر رویه‌ها از رویکرد آموزش برای کمی کردن و مدل سازی رفتار و الگوهای پیچیده استفاده می کند [۵] و این عوامل می تواند در تأیید صحت مدل تحقیق حاضر تأثیرگذار باشند. به طور کلی تحقیق حاضر به مقایسه رویه‌های مدل سازی پتانسیل انتقال تجربی با تأکید بر جنگل زدایی پرداخته است و با توجه به صحت بالای رویه‌های مدل سازی پتانسیل انتقال تجربی می توان از آنها به منظور مدل سازی خط مبنا (روند سناریو تاریخی) پروژه‌های REDD و شناسایی مناطق در معرض تهدید استفاده کرد. با استفاده از مدل سازی خط مبنا تغییرات پوشش جنگل و همچنین مطالعه عوامل دیگر و برآورد میزان کربن منطقه می توان از مزایای پروژه‌های مکانیسم توسعه پاک^{۲۲} (CDM) در زمینه کاهش انتشارات گازهای گلخانه‌ای بهره‌مند گردید.

منابع

- [1] A. R. Borhani Daryan, and A. Fatehi Marj, "Application of artificial neuron network in estimation of river flow using climatic indices in Nazolchai Watershed", *Journal of Economical Research*, Vol.12, pp. 50-63, 2008.
- [2] A. S. Salmanmahini, and J. B. Turner, "Modeling past vegetation change through remote sensing and GIS: a comparison of neural networks and logistic regression methods", presented at the 7th international conference on geocomputation, University of Southampton, UK, 2003.
- [3] A. Veldkamp, and P. H. Verburg, "Modelling land use change and environmental impact", *Journal Environmental Management*, Vol.72, pp.1-3, 2004.
- [4] B. Blom, T. Sunderland, and D. Murdiyarsa, "Getting REDD to work locally: lessons learned from integrated conservation and development projects", *Journal of Environmental Science & Policy*, Vol.13, pp.164-172, 2010.
- [5] B. C. Pijanowski, D. G. Brown, B. A. Shellito, and G. A. Manik, "Using neural networks and GIS to forecast land use changes: a Land Transformation Model", *Journal of Computers, Environment and Urban Systems*, Vol.26, pp. 553-575, 2002.
- [6] D. D. Khoi, and Y. Murayama, "Forecasting areas vulnerable to forest conversion in the Tam Dao National Park Region, Vietnam", *Journal of Remote Sensing*, Vol.2, pp.1249-1272, 2010.
- [7] F. L. O Godoy, and E. H. M. Rojas, "Modeling deforestation to REDD+ project: case study in Alto Mayo protected forest, San Martin region, Peru", presented at Proceeding of simposio brasileiro de sensoriamento remoto, foz do Iguacu, 2013.
- [8] F. Sangermano, J. R. Eastman, and, H. Zhu, "Similarity weighted instance-based learning for the generation of transition potentials in land use change modeling", *Journal of Transactions in GIS*, Vol.14, pp.569-580, 2010.

²².Clean Development



- [9] F. Sangermano, J. Toledano, and J. R. Eastman, "Land cover change in the Bolivian Amazon and its implications for REDD+ and endemic biodiversity", *Journal of Landscape ecology*, Vol.27, pp.571-584, 2012.
- [10] Global Land Cover facility (GLCF), <http://glcf.umd.edu>.
- [11] G. R. Pontius, and L. C. Schneider, "Land-cover change model validation by an ROC method for the Ipswich watershed Massachusetts, USA", *Journal of Agriculture Ecosystems and Environment*, Vol.85, pp.239-284, 2001.
- [12] G. Vieilledent, C. Grinand, and R. Vaudry, "Forecasting deforestation and carbon emissions in tropical developing countries facing demographic expansion: a case study in Madagascar", *Journal Ecology and Evolution*, Vol.3, pp.1702-1716, 2013.
- [13] H. G. Roy, D. M. Fox, and K. Emsellem, "Predicting Land Cover Change in a Mediterranean Catchment at Different Time Scales", *Journal of Computational Science and Its Applications*, Vol.8582, pp. 315-330, 2014.
- [14] J. F. Mas, M. Kolb, M. Paegelow, M. T. Camacho Olmedo, and T. Houet, "Inductive pattern-based land use/cover change models: a comparison of four software packages", *Journal of Environmental Modelling & Software*, Vol.51, pp.94-111, 2014.
- [15] J. O. Atela, C. H. Quinn, and P. A. Minang, "Are REDD projects pro-poor in their spatial targeting? evidence from Kenya", *Journal of Applied Geography*, Vol.52, pp.14-24, 2014.
- [16] J. R. Eastman, M. E. Van Fossen, and L. A. Solorzano, *Transition potential modeling for land-cover change. in GIS, spatial analysis and modeling*, edited by David J. Maguire, Michael batty and Michael F. Goodchild, Redlands, CA: ESRI Press, 2005.
- [17] J. R. Eastman, *IDRISI Guid to GIS and Image processing. Accessed in IDRISI Selva 17.02*. Worcester, MA: Clark University, 2012 (a).
- [18] J. R. Eastman, *IDRISI Help System. Accessed in IDRISI Selva 17.02*. Worcester, MA: Clark University, 2012 (b).
- [19] J. R. Eastman, *TerrSet Manual. Accessed in TerrSet [18.07]*. Worcester, MA: Clark University, 2015.
- [20] Kh. Sagheb Talebi, *Forests of Iran*. Iran: Research Institute of Forest and Rangelands, 2005 (Persian).
- [21] L. Miles, and V. Kapos, "Reducing greenhouse gas emissions from deforestation and forest degradation: global land-use implications", *Journal of Science*, Vol.320, pp.1454-1455, 2008.
- [22] M. Gholamalifard, H. Zare Maivan, S. Joorabian Shooshtari, and M. Mirzaei, "Monitoring land cover changes of forests and coastal areas of northern Iran (1988-2010), a remote sensing approach", *Journal of the Persian Gulf*, Vol.3, pp.47-56, 2012.
- [23] M. Gholamalifard, Sh. Joorabian Shooshtari, S. H. Hosseieni Kahnuj, and M. Mirzaei, "Land cover change modeling of coastal areas of Mazandaran province using LCM in a GIS environment", *Journal of Environmental Studies*, Vol.38, pp.109-124, 2013 (Persian).
- [24] M. Kotha, and P. D. Kunte, "land-cover change in Goa-An Integrated RS-GIS Approach", *International Journal of Geoinformatics*, Vol.9, pp.37-43, 2013.
- [25] M. Mirzayi, A. Riyahi Bakhtiyari, A. Salman Mahini, and M. Gholamalifard, "Investigating the Land Cover Changes in Mazandaran Province Using Landscape Ecology's Metrics Between 1984-2010", *Iranian journal of applied ecology*, Vol.2, pp.37-55, 2013 (Persian).
- [26] M. Pirmavaghar, A. A. Darvishsefat, and M. Namiranian, "The study of spatial distribution of changes in the northern forests of Iran", presented at the Proceeding of Map Asia, Iran, 2003.



- [27] M. Sardarzadeh, A. A. Motakan, S. J. Sadati Nejad, and D. Ashurlu, "Prediction of forests degradation using RS & GIS methods and combination of artificial neural network-markov chain", presented at the Geomatic Conference, Tehran, Iran, 2013 (Persian).
- [28] M. Taheri, M. Gholamalifard, A. Riahi Bakhtiari, and S. Rahimoghli, "Land cover changes modeling of Tabriz township using artificial neural network and markov chain", Journal of Physical Geography Research Quarterly, Vol.45, pp.97-121, 2014 (Persian).
- [29] M. Yousefi, M. R. Pourmajidian, M. Karimi, and L. Darvishi, "Quantitative and qualitative evaluation of forest plantations by four species and suggestion the appropriate species in the hyrcanian forest", Journal of Experimental Biology, Vol.3, pp.352-360, 2013.
- [30] NASA's Earth Observin System Data and Information System (EOSDIS) (<http://reverb.echo.nasa.gov>), Visited date: 2014/10/11.
- [31] N. Haghdooost, M. Akbarinia, S. M. Hosseini, and Y. Kooch, "Conversion of hyrcanian degraded forests to plantations: effects on soil C and N stocks", Journal of Annuals of Biological Research, Vol.2, pp.384-399, 2011.
- [32] N. J. S. Siles, "Spatial Modelling and prediction of tropical forest conversion in the Isiboro Secure National Park and Indigenous Territory (TIPNIS), Bolivia", Master of science, International Institute for Geoinformation Science and Earth Observation, 2009.
- [33] N. Rodriguez, D. Armenteras, and J. Retana, "Effectiveness of protected areas in the Colombian Andes: deforestation, fire and land-use changes", Journal of Regional Environmental Change, Vol.13, pp. 423-435, 2013.
- [34] O. Rafieyan, A. A. Darvishsefat, and M. Namiranian, "The area change detection in the Northern forests of Iran using ETM+ data", Journal of Science and Technology of Agriculture and Natural Resources, Vol.10, pp.277-287, 2006 (Persian).
- [35] O. S. Kim, "An assessment of deforestation models for reducing emissions from deforestation and forest degradation (REDD)", Journal of Transactions in GIS, Vol.14, pp.631-654, 2010.
- [36] R. Bagheri, and Sh. Shataee, "Modeling forest areas decreases, using logistic regression (case study: Chehl-Chay catchment, Golestan province)", Iranian Journal of Forest, Vol.2, pp.243-252, 2010 (Persian).
- [37] R. Kumar, S. Nandy, R. Agarwal, and S. P. S. Kushwaha, "Forest cover dynamics analysis and prediction modeling using logistic regression model", Journal of Ecological Indicators, Vol.45, pp.444-455, 2014.
- [38] R. S. Govindaraju, and A. R. Rao, *Artificial neural networks in hydrology*. Springer Publishing Company, 2010.
- [39] S. Arekhi, A. A. Jafarzadeh, and S. Yousefi, "Modeling deforestation using logistic regression, GIS and RS case study: Northern forests of the Ilam province", Journal of Geography and Development, V.10, pp.31-42, 2012 (Persian).
- [40] S. Eckert, H. R. Ratsimba, L. O. Rakotondrasoa, L. G. Rajoelison, and A. Ehrensperger, "Deforestation and forest degradation monitoring and assessment of biomass and carbon stock of lowland rainforest in the Analanjirofo region Madagascar", Journal of Forest Ecology and Management, Vol.262, pp.1996-2007, 2011.
- [41] S. Joorabian Shoostari, S. M. Hosseini, A. Esmaili-Sari, and M. Gholamalifard, "Monitoring land cover change, degradation, and restoration of the hyrcanian forests in northern Iran (1977-2010)", International journal of environmental sciences, Vol.3, pp.1038-1056, 2012.
- [42] S. Pagiola, "Payments for environmental services in Costa Rica", Journal of Ecological Economics, Vol.65, pp.712-724, 2008.



- [43] S. Vafaei, A. A. Darvishsefat, and M. Pir Bavaghar, “ Monitoring and predicting land use change using LCM module (Case study: Marivan region)”, Iranian Journal of Forest, Vol.5, pp.323-336, 2013 (Persian).
- [44] T. Wünscher, S. Engel, and S. Wunder, “ Spatial targeting of payments for environmental services: a tool for boosting conservation benefits”, Journal of Ecological economics, Vol.65, pp.822-833, 2008.
- [45] X. X. Zhu, and L. Y. Zhou, “Suspended sediment flux modeling with artificial neural network: An example of the longchuanjiang River in the upper Yangtze catchment, Chine”, Journal of Geomorphology, Vol.84, pp.111-125, 2007.



Comparing Empirical Transition Potential Modeling Procedures and Their Implication as Baseline of REDD Projects in Mazandaran Province

Parsamehr, K.^{*۲۳}, Gholamalifard, M^{2*}

1- M.Sc., Department of Environment, Faculty of Natural Resources and Marine Sciences, Tarbiat Modares University, Noor, Mazandaran, Iran.

2- Assistant professor, Department of Environment, Faculty of Natural Resources and Marine Sciences, Tarbiat Modares University, Noor, Mazandaran, Iran.

Abstract

Reducing Emissions from Deforestation and Forest Degradation (REDD) is a climate change mitigation strategy employed to reduce the intensity of deforestation and Greenhouse Gas (GHGS) Emissions in developing countries. In related to REDD projects, identifying areas with high-deforestation is important. In this connection, empirical transition potential modeling as a tool for simulation of land-use change especially deforestation trend is applied. In recent decades, drastic land use changes in Mazandaran province caused to reduce a substantial amount of Hyrcanian forest. In this research, forest cover changes of Mazandaran province using Landsat satellite images (1984, 2000 and 2014) were examined. Also, empirical transition potential modeling of forest to non-forest using of three empirical procedures included: Artificial Neural Network Multilayer Perceptron (MLP), Logistic regression and Similarity Weighted Instance-based Learning (SimWeight) and Accuracy assessment based on statistics of relative performance characteristic (ROC) and Figure of Merit were performed. The results showed that during 1984-2000 and 2000-2014, about 102192 and 86415 hectares of Mazandaran province's forest cover was degraded. Also, accuracy assessment of three empirical transition potential modeling procedures indicates highest accuracy of multi-layer perceptron model with ROC equal to 0/957 and the Figure of Merit equal to 26/8 percent. The results of this study indicate that with respect to potential of Hyrcanian forests for REDD projects and important role in the mitigation of climate change, using empirical transition potential modeling procedures can be noted to identify areas with extreme deforestation and its changes prediction for future and as one of the key factors for REDD projects considered.

Keywords: Forest cover change monitoring, Empirical Transition Potential Modeling Procedures, REDD, Mazandaran Province

* Correspondence address: Mehdi Gholamalifard, Department of Environment, Faculty of Natural Resources and Marine Sciences, Tarbiat Modares University, Noor, Mazandaran, Iran.
Email: gholamalifard@gmail.com, m.gholamalifard@modares.ac.ir