

علوم و تکنولوژی محیط زیست، دوره بیست و دوم، شماره یازده، بهمن ماه ۹۸

مقایسه رویه‌های شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون لجستیک و یادگیری بر مبنای

نمونه وزنی مشابهت در مدل‌سازی و پیش‌بینی جنگل‌زدایی

(مطالعه موردی: حوزه آبخیز گرگانرود - استان گلستان)

زینب مرادی^۱

علیرضا میکاییلی تبریزی^{۲*}

amikaeili@gau.ac.ir

تاریخ پذیرش: ۹۵/۱۲/۲۵

تاریخ دریافت: ۹۵/۷/۱۱

چکیده

زمینه و هدف: تغییر در پوشش جنگلی در خدمات اکوسیستمی، تعادل کربن در جو و در نتیجه تغییرات آب و هوا نقش بسیار مهمی ایفا می‌کند. هدف از این تحقیق مقایسه سه روش شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون لجستیک و یادگیری بر مبنای نمونه وزنی مشابهت، جهت پیش‌بینی روند مکانی تغییرات پوشش جنگل است.

روش بررسی: در این مطالعه از نقشه‌های کاربری اراضی تولید شده از ماهواره Landsat سنجنده TM مربوط به سال‌های ۱۹۸۴ و ۲۰۱۲ استفاده شد. مدل‌سازی پتانسیل انتقال با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون لجستیک و یادگیری بر مبنای نمونه وزنی مشابهت و پیش‌بینی تغییرات برای بهترین مدل با استفاده از زنجیره مارکف انجام شد. به منظور برآورد صحت مدل‌سازی از آماره‌های ROC، نسبت موفقیت به هشدار خطا و عدد شایستگی استفاده شد.

یافته‌ها: نتایج بیان‌گر صحت بالای شبکه عصبی مصنوعی با میزان ROC برابر ۰/۹۷۵، نسبت موفقیت به هشدار خطا ۶۳ درصد و عدد شایستگی ۱۲ درصد می‌باشد.

بحث و نتیجه‌گیری: شبکه‌های عصبی مصنوعی در مقایسه با رگرسیون لجستیک و یادگیری بر مبنای نمونه وزنی مشابهت از صحت بالاتر و خطای کم‌تری در مدل‌سازی و پیش‌بینی تغییرات جنگل برخوردارند.

واژه‌های کلیدی: جنگل‌زدایی، شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون لجستیک، یادگیری بر مبنای نمونه وزنی مشابهت، حوزه آبخیز گرگانرود.

۱- دانش آموخته کارشناسی ارشد محیط زیست، گروه محیط‌زیست، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان، گرگان، ایران.

۲- دانشیار، گروه محیط زیست، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان، گرگان، ایران* (مسوول مکاتبات).

Comparison of Procedure of Artificial Neural Networks, Logistic Regression and Similarity Weighted Instance-Based Learning in Modeling and Predicting the Destruction of the Forest

(Case Study: Gorgan-Rood Watershed- Golestan Province)

Zeynab Moradi¹

Ali Reza Mikaeili-T.^{2*}

amikaeili@gmail.com

Admission Date: March 15, 2017

Date Received: October 2, 2016

Abstract

Background and Objective: The change in forest cover plays a vital role in ecosystem services, atmospheric carbon balance and thus climate change. The goal of this study is comparison of three procedure of Artificial Neural Network, Logistic regression and Similarity weighted Instance-based Learning (SIM Weight) to predict spatial trend of forest cover change.

Method: In this study, land use maps for the periods 1984 and 2012 derived from Landsat TM satellite imagery, was used. Transition potential modeling using artificial neural network, Logistic regression and Similarity weighted Instance-based Learning and prediction based on the best model using Markov chain model was performed. In order to assess the accuracy of modeling, statistics of relative performance characteristic (ROC), ratio Hits/False Alarms and figure of merit was used.

Findings: The results show the accuracy of artificial neural network with the ROC equal to 0.975, the ratio Hits/False Alarms equal to 63 percent and the figure of merit is equal to 12 percent.

Discussion and Conclusions: Artificial Neural Networks in comparison with Logistic Regression and Similarity weighted Instance-based Learning has higher accuracy and less error in modeling and predicting of forest changes.

Keywords: deforestation, neural networks, logistic regression, Similarity weighted Instance-based Learning in modeling, Gorganrood watershed.

1- M.Sc, Environmental Sciences. Department of Environment. Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources. Gorgan. Iran.

2- Associate Professor. Department of Environment. Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources. Gorgan. Iran. *(Corresponding Author)

مقدمه

تغییرهای پوشش جنگلی در خدمات اکوسیستمی، تعادل کربن در جو و در نتیجه تغییرات آب و هوا نقش مهمی ایفا می کند (۱ و ۲). بررسی تغییرات به وجود آمده در عرصه های منابع طبیعی و تفسیر علت و میزان این تغییرات و تاثیر آن بر روی منابع دیگر با توجه به روند تخریب جنگل در دهه های اخیر، امری حایز اهمیت است (۳). جنگل های استان گلستان به لحاظ دارا بودن شرایط اقلیمی منحصر به فرد در بین جنگل های شمال کشور از اهمیت ویژه ای برخوردار است (۴). این استان دارای بالاترین میزان تخریب سالانه در بین سه استان شمالی می باشد (۵). تاکنون مطالعات بسیاری از روش های سنجش از دور (RS) و سیستم اطلاعات جغرافیایی (GIS) برای نظارت موثر بر تغییرات پوشش جنگلی استفاده کرده اند (۶، ۷، ۸، ۹ و ۱۰). Mahiny و Turner (۲۰۰۳)، تغییرات پوشش گیاهی را در حوزه آبخیز رودخانه Boorowa استرالیا را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون لجستیک مدل سازی کردند. نتایج نشان داد شبکه عصبی مصنوعی به طور کلی عملکرد بهتری در مقایسه با رگرسیون لجستیک دارد (۱۱). Mas و همکاران (۲۰۰۴) در مطالعه ای جنگل زدایی را با استفاده از GIS و شبکه عصبی مصنوعی مدل سازی کردند و نتایج مطالعات آن ها نشان داد میزان تخریب جنگل در مناطق با شیب ملایم، ارتفاع زیاد و در خاک های حاصل خیز بیش تر بوده و شدت جنگل زدایی با فاصله گرفتن از جاده و مناطق مسکونی به شدت کاهش می یابد (۱۲). Khoi و Murayama (۲۰۱۱)، مدل سازی تخریب جنگل ها را در منطقه ای در شمال ویتنام با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی و زنجیره مارکف، انجام دادند. آنان دریافتند، تخریب در مرز بین جنگل ها و اراضی کشاورزی، مناطق نزدیک به منابع آبی و مناطق با ارتفاع کم تر، شدیدتر است (۱۳). Kumar و همکاران (۲۰۱۴)، تغییرات پوشش جنگل را در منطقه ای جنگلی در هند مدل سازی و پیش بینی کردند. آن ها برای توضیح اثرات مداخلات انسانی در جنگل از سه متغیر فاصله ای (فاصله از حاشیه جنگل، جاده و شهر) و نقشه طبقات شیب، به عنوان

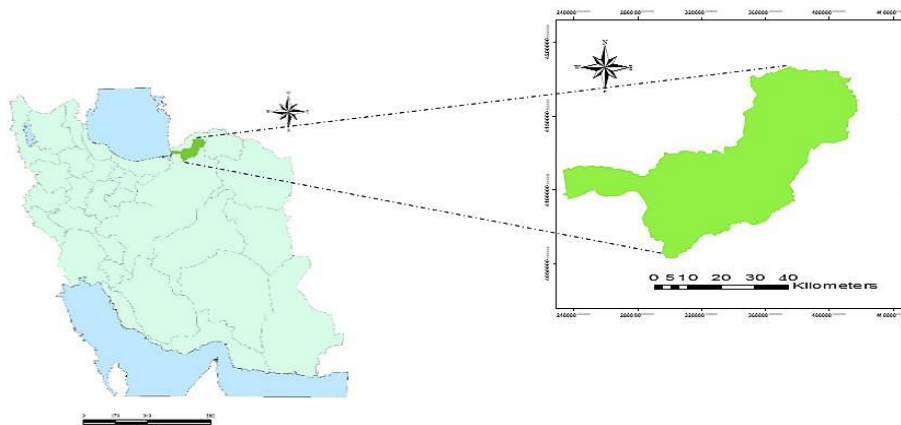
متغیرهای توضیحی برای تغییر جنگل استفاده کردند. بالاترین ضریب رگرسیون ($\beta = -26/892$)، مربوط به فاصله از جنگل بود که نشان می دهد تغییرات جنگل بیش تر متوجه حاشیه جنگل است (۱۴). باقری و شتایی (۱۳۸۹) در تحقیقی تحت عنوان مدل سازی کاهش گستره جنگل با استفاده از رگرسیون لجستیک در حوزه آبخیز چهل چای استان گلستان طی سال های ۱۳۶۶ تا ۱۳۸۵، دریافتند که متغیرهای شیب، فاصله از روستا و جاده با مقدار تخریب رابطه عکس دارند و با افزایش ارتفاع از سطح دریا در این منطقه مقدار تخریب افزایش می یابد (۱۵). حسن زاده (۱۳۹۰)، مدل سازی جنگل زدایی را در جنگل های فلارد با استفاده از روش های چند متغیره آماری و شبکه عصبی مصنوعی انجام داد. با توجه به خطای برآورد مدل سازی، شبکه عصبی مصنوعی نسبت به رگرسیون چند متغیره روش بهتری برای مدل سازی چنین متغیرهایی است (۱۶). در مطالعه ای که توسط آرخی و همکاران (۱۳۹۱) انجام شد، جنگل های شمال ایلام با استفاده از رگرسیون لجستیک شبیه سازی شد. با توجه به نتایج مدل سازی مشخص شد متغیرهای شیب، فاصله از مراکز جمعیتی و جاده با مقدار تخریب رابطه عکس دارند و با افزایش ارتفاع از سطح دریا در این منطقه مقدار تخریب کاهش می یابد (۱۷). سردارزاده و همکاران (۱۳۹۲)، تخریب جنگل ها را در حوزه آبخیز چهل چای استان گلستان با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و تحلیل زنجیره مارکف پیش بینی نمودند. نتایج بدست آمده بیان گر تخریب ۱۵/۸ درصدی گستره جنگل های انبوه طی سال های ۱۳۶۶ تا ۱۳۸۹ است (۱۸). غلامعلی فرد و همکاران (۱۳۹۳)، مطالعه ای با هدف مقایسه رگرسیون لجستیک و شبکه عصبی مصنوعی جهت مدل سازی پتانسیل انتقال تغییر پوشش سرزمین سواحل استان مازندران انجام دادند. نتایج نشان داد رگرسیون لجستیک صحت بالاتری دارد (۱۹).

مواد و روش

منطقه مورد مطالعه

کیلومتر است و جهت جریان آب رودخانه از شرق به غرب است (۲۰).

حوزه آبخیز رودخانه گرگانرود با مساحت حدود ۹۳۵۰ کیلومتر مربع با طول جغرافیایی ۵۴° ۲' تا ۵۶° ۲۲' و عرض جغرافیایی ۳۶° ۲۲' تا ۳۷° ۴۷' شمالی در استان گلستان واقع شده است (شکل ۱). طول رودخانه گرگانرود حدود ۳۰۰



شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه
Figure 1. Location of the study area

داده‌های مورد استفاده

۱۹۸۴، ارتباط بین تغییر کاربری از جنگل به غیرجنگل با استفاده از آماره ضریب همبستگی کرامر^۲ تعیین می‌شود.

مدل‌سازی تغییرات پوشش جنگل

احتمال تغییر هر کاربری به کاربری دیگر با استفاده از زنجیره مارکف مورد محاسبه قرار می‌گیرد (۲۲). در این مطالعه با استفاده از مدل پیش‌بینی سخت و دوره واسنجی ۲۰۱۲-۱۹۸۴، تغییرات برای سال ۲۰۱۵ پیش‌بینی می‌شود.

صحت سنجی مدل

جهت ارزیابی صحت مدل‌سازی از نقشه پوشش جنگل سال ۲۰۱۵ و از آماره‌هایی نظیر منحنی مشخصه عملکرد نسبی (ROC)، عدد شایستگی (۲۳) و نسبت موفقیت به هشدار خطا (۲۴) استفاده می‌شود. از آماره AUC/ROC در دامنه ۰-۱ بر اساس محاسبه درصد صحیح مثبت^۳ و درصد اشتباه مثبت^۴ به-

در این مطالعه به‌منظور تهیه نقشه پوشش جنگل سال ۱۹۸۴ و ۲۰۱۲ از نقشه‌های کاربری اراضی تولید شده در طرح آمایش استان گلستان استفاده شده است (۲۱). به‌منظور ارزیابی صحت و تعیین محدوده جنگل سال ۲۰۱۵، از طرح‌های مطالعاتی قبل (۲۱) با استفاده از سنجنده TM ماهواره لندست و هم‌چنین طبقه‌بندی چشمی منطقه از طریق تصاویر Google Earth استفاده شده است.

مدل‌سازی پتانسیل انتقال با استفاده از رگرسیون لجستیک و شبکه عصبی مصنوعی و یادگیری بر مبنای نمونه وزنی مشابهت در این مطالعه با استفاده از نقشه‌های پوشش جنگل مربوط به سال‌های ۱۹۸۴ و ۲۰۱۲ دوره واسنجی در نظر گرفته می‌شود و به وسیله ۶ متغیر مدل‌سازی پتانسیل انتقال صورت می‌گیرد و با استفاده از متغیرهای محرک^۱ مدل رقومی ارتفاع، شیب، فاصله از جاده، فاصله از زمین‌های کشاورزی، فاصله از حاشیه جنگل و فاصله از روستای سال

2- Cramer χ^2
3- True Positive %
4- False Positive %

1- Driver variables

تغییرات در زمینه تخریب پوشش جنگلی (۷۷۲۱۴ هکتار) صورت گرفته است و بیشترین میزان افزایش مربوط به کاربری کشاورزی (۲۸۸۶۶ هکتار) است (جدول ۱).

منظور مقایسه یک تصویر پیوسته شایستگی با یک تصویر بولین استفاده می شود (۲۵).

نتایج

بررسی تغییرات پوشش سرزمین حوزه آبخیز گرگانرود نشان داد در طول دوره مورد مطالعه (۱۹۸۴-۲۰۱۲) بیشترین میزان

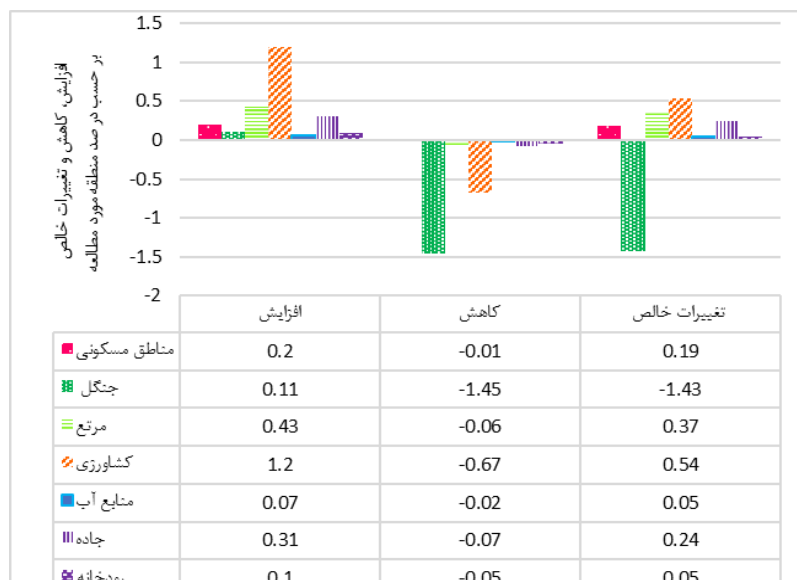
جدول ۱- تغییرات در تمام طبقات کاربری اراضی در سال های ۱۹۸۴ و ۲۰۱۲ بر حسب هکتار

Table 1. Changes in all classes of land cover in 1984 and 2012 in terms of hectares

نوع کاربری اراضی	۱۹۸۴	۲۰۱۲	مساحت تغییر یافته بین سال های ۱۹۸۴-۲۰۱۲
مناطق مسکونی	۳۲۵۸/۴	۱۳۵۷۷/۳	۱۰۳۱۹
جنگل	۳۵۳۱۲۸/۷	۲۷۵۹۱۴/۳	-۷۷۲۱۴
مرتع	۱۷۸۱۰۸/۳	۱۹۷۷۶۳/۳	۱۹۶۵۵
کشاورزی	۳۸۶۲۹۰/۶	۴۱۵۱۵۶/۹	۲۸۸۶۶
منابع آب	۷۲۵۳/۹	۹۸۸۷/۵	۲۶۳۴
جاده	۶۸۲۵/۴	۱۹۸۲۱/۳	۱۲۹۹۶
رودخانه	۳۶۱۴,۴	۶۳۵۹,۲	۲۷۴۵

کاربری کشاورزی (با ۱/۲٪ افزایش) می باشد و بیشترین کاهش در کاربری جنگل متراکم (با ۱/۵۴٪ افزایش) رخ داد.

شکل ۲ افزایش و کاهش را برای هر طبقه کاربری در طول دوره ۱۹۸۴-۲۰۱۲ بر اساس درصد مطالعاتی نشان می دهد. بیشترین افزایش مشاهده شده در طول این دوره، مربوط به



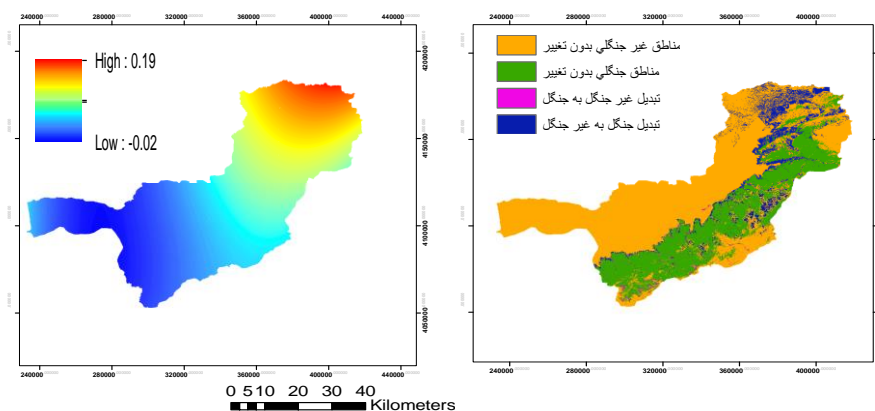
شکل ۲- افزایش، کاهش و تغییرات خالص برای هر طبقه کاربری بین سال های ۱۹۸۴ و ۲۰۱۲ بر حسب درصد منطقه مورد

مطالعه

Figure 2. Gains, losses and net change for each land cover category, between 1987 and 2012 in percentage of the study area

در این منطقه از مهم‌ترین دلایل تخریب جنگل در بخش شمال شرقی حوزه است (۲۶).

همان‌طور که شکل ۳، نشان می‌دهد تخریب جنگل طی سال‌های ۱۹۸۴ تا ۲۰۱۲، بیش‌تر متوجه بخش شمال شرقی حوزه است. فرسایش شدید در اراضی لسی و بروز سیلاب‌های مخرب



(ب) (B)

(الف) (A)

شکل ۳- روند مکانی تغییرات جنگل زدایی. الف: انتقال پوشش جنگل بین سال‌های ۱۹۸۴ تا ۲۰۱۲؛ ب: روند مکانی تغییرات (جنگل زدایی) بین سال‌های ۱۹۸۴ تا ۲۰۱۲

Figure 3. Spatial distribution of deforestation. A: Transition of forest cover between 1984 and 2012; B: Spatial trend of changes (deforestation) between 1984 and 2012

هر سه رویکرد مدل‌سازی صورت گرفت (جدول ۲). مقادیر ضریب کرامر برای اکثر متغیرها بالاتر از ۰/۱۵ است که نشان‌دهنده قدرت توضیحی مطلوب متغیرهای مورد بررسی می‌باشد (۲۷). بالاترین و پایین‌ترین ضریب کرامر به ترتیب مربوط به شیب و فاصله از روستا است.

مدل‌سازی پتانسیل انتقال و پیش‌بینی تغییرات با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون لجستیک و یادگیری بر مبنای نمونه وزنی مشابهت و ارزیابی صحت به منظور مدل‌سازی پتانسیل انتقال، ارتباط بین متغیرهای محرک و تغییرات پوشش جنگل با استفاده از ضریب کرامر برای

جدول ۲- مقادیر ضریب کرامر برای متغیرهای محرک

Table 2. Values of the Cramer coefficient for driver variables

مقدار ضریب کرامر	متغیر محرک
۰/۴۴	شیب
۰/۴۱	مدل رقومی ارتفاع
۰/۴۱	فاصله از زمین‌های کشاورزی
۰/۳۶	فاصله از جنگل
۰/۲۲	فاصله از جاده
۰/۱۶	فاصله از روستا

صحت و آماره Skill Measure برای دوره واسنجی به ترتیب معادل ۸۴/۵۲٪ و ۰/۶۸۵۰ بوده است که بیان‌گر پیش‌بینی مناسب مدل است. نتایج ارزیابی صحت این مدل نشان می‌دهد که خروجی حاصل از مدل با میزان ROC، ۰/۹۷۵ توافق بالایی

پیش‌بینی تغییرات برای سال ۲۰۱۵ با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی تقاضای تغییر با استفاده از زنجیره مارکف صورت گرفت و پیش‌بینی تغییرات برای سال ۲۰۱۵ انجام شد (شکل ۴). نرخ

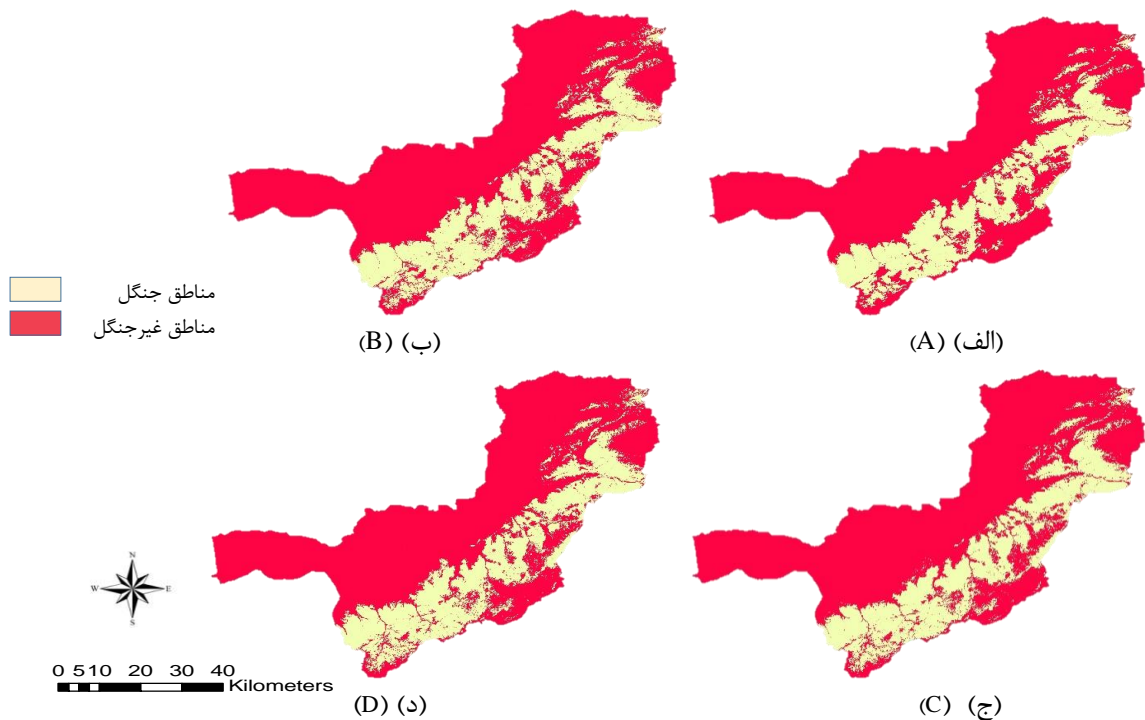
برای مدل رگرسیون لجستیک ۵۰ درصد است و همچنین میزان عدد شایستگی برابر ۱۰ است.

پیش بینی تغییرات برای سال ۲۰۱۵ با استفاده از رویه یادگیری بر مبنای نمونه وزنی مشابهت (SIM Weight)
در این مورد نیز تقاضای تغییر با استفاده از زنجیره مارکف صورت گرفت و پیش بینی تغییرات برای سال ۲۰۱۵ انجام شد (شکل ۴). نتایج ارزیابی صحت رویه SIM Weight نشان می دهد که میزان ROC، ۰/۹۷۹ است. میزان نسبت موفقیت به هشدار خطا برای رویه یادگیری بر مبنای نمونه وزنی مشابهت ۵۲ درصد است و همچنین میزان عدد شایستگی ۱۰ است.

با تغییرات صورت گرفته دارد. میزان نسبت موفقیت به هشدار خطا برای مدل شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه ۶۳٪ است و همچنین میزان عدد شایستگی برابر با ۱۲ است.

پیش بینی تغییرات برای سال ۲۰۱۵ با استفاده از مدل رگرسیون لجستیک

در این مورد نیز تقاضای تغییر با استفاده از زنجیره مارکف صورت گرفت و پیش بینی تغییرات برای سال ۲۰۱۵ انجام شد (شکل ۴). نتایج ارزیابی صحت مدل رگرسیون لجستیک نشان می دهد که خروجی مدل با میزان ROC، ۰/۹۲۲ توافق بالایی با تغییرات صورت گرفته دارد. میزان موفقیت به هشدار خطا



شکل ۴- الف: نقشه واقعیت زمینی سال ۲۰۱۵؛ ب: نقشه پیش بینی سال ۲۰۱۵ با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی؛ ج: نقشه پیش بینی سال ۲۰۱۵ با استفاده از رگرسیون لجستیک؛ د: نقشه پیش بینی سال ۲۰۱۵ با استفاده از رویه یادگیری بر مبنای نمونه وزنی مشابهت

Figure 4. A: Actual map for 2015; B: Predicted map for 2015 using artificial neural network; C: Predicted map for 2015 using logistic regression; D: Predicted map for 2015 using SIM Weight

شده مشاهده نمی شود. بنابراین مدل شبکه عصبی مصنوعی به عنوان بهترین مدل برای پیش بینی تغییرات جنگل انتخاب می شود.

با توجه به جدول ۳، شبکه عصبی مصنوعی، در دو فاکتور نسبت موفقیت به هشدار خطا و عدد شایستگی، برای ارزیابی صحت مطلوبیت بالاتری نشان داده و نسبت به دو رویه دیگر از توانایی بالاتری برای پیش بینی تغییرات پوشش جنگل برخوردار است. در میزان ROC تفاوت چندانی بین سه رویکرد استفاده

جدول ۳- مقایسه صحت مدل سازی سه رویکرد استفاده شده

Table 4. Comparison between accuracy of the modeling of three approach was used

میزان ROC	عدد شایستگی	نسبت موفقیت به هشدار خطا	رویه های مدل سازی
۰/۹۷۵	٪ ۱۲	٪ ۶۳	شبکه عصبی مصنوعی
۰/۹۲۲	٪ ۱۰	٪ ۵۰	رگرسیون لجستیک
۰/۹۷۹	٪ ۱۰	٪ ۵۲	یادگیری بر مبنای نمونه وزنی مشابهت

حدود ۱۱۱۴۷ از سطح جنگل ها (معادل ۴۴ درصد از سطح جنگل های حوزه) کاسته خواهد شد. بررسی تغییرات پوشش جنگل بین سال های ۲۰۲۵-۲۰۳۰ هم نشان دهنده کاهش ۱۰۷۸۸ هکتار از سطح جنگل های حوزه (معادل ۴۲ درصد از سطح جنگل های حوزه) است (جدول ۴).

پیش بینی تغییرات پوشش سرزمین با استفاده از روش

شبکه عصبی مصنوعی

نتایج حاصل از بررسی تغییرات پوشش جنگل طی سال های ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۰ نشان می دهد در این دوره ۱۱۵۶۱ هکتار از سطح جنگل ها (معادل ۴۶ درصد از سطح جنگل های حوزه) تخریب می شود. هم چنین طی سال های ۲۰۲۰ تا ۲۰۲۵ در

جدول ۴- مساحت طبقات جنگل و غیر جنگل در سال های ۱۹۸۴، ۲۰۱۲، ۲۰۱۵، ۲۰۲۰، ۲۰۲۵ و ۲۰۳۰ (واقعی و پیش بینی شده)

Table 5. Areas under forest cover and non-forest during 1984, 2012, 2015, 2020, 2025 and 2030 (actual and predicted)

مساحت (بر حسب هکتار)							طبقه
۲۰۳۰	۲۰۲۵	۲۰۲۰	۲۰۱۵	۲۰۱۵	۲۰۱۲	۱۹۸۴	کاربری
(پیش بینی شده)	(پیش بینی شده)	(پیش بینی شده)	(پیش بینی شده)	(واقعی)			
۲۳۱۳۸۱	۲۴۲۱۶۹	۲۵۳۳۱۶	۲۶۴۸۷۷	۲۵۶۶۵۹	۲۷۵۹۱۴	۳۵۳۱۲۸	جنگل
۷۰۷۰۹۸	۶۹۶۳۱۰	۶۸۵۱۶۳	۶۷۳۶۰۲	۶۸۱۸۲۰	۶۶۲۵۶۵	۵۸۵۳۵۱	غیر جنگل
۹۳۸۴۷۹	۹۳۸۴۷۹	۹۳۸۴۷۹	۹۳۸۴۷۹	۹۳۸۴۷۹	۹۳۸۴۷۹	۹۳۸۴۷۹	مجموع

بحث و نتیجه گیری

بودن میزان کارایی و قابلیت روش شبکه عصبی مصنوعی و خطای کم تر این روش نسبت به دو روش دیگر بود. در واقع نتایج نشان می دهد، شبکه عصبی مصنوعی توانسته است تغییر در پیکسل هایی که در واقعیت زمینی تغییر پیدا کرده اند را به درستی پیش بینی نماید (Hit). از طرفی خطای مدل در مورد پیکسل هایی که در واقعیت زمینی تغییر یافته اند اما در پیش بینی ثابت مانده اند، برای مدل شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با مدل رگرسیون لجستیک و یادگیری بر مبنای نمونه وزنی مشابهت کم تر بود (Miss). هم چنین خطای حاصل از پیش بینی پیکسل هایی که در واقعیت زمینی ثابت مانده اند اما در پیش بینی مدل تغییر یافته اند نیز در مدل شبکه عصبی

با توجه به اهمیت فراوان جنگل های استان گلستان مطالعه و مدل سازی میزان تخریب این جنگل ها امری ضروری به نظر می رسد. در تحقیق حاضر از مدل ساز تغییر سرزمین با به کارگیری مدل زنجیره مارکف با استفاده از سه روش رگرسیون لجستیک، شبکه عصبی مصنوعی و یادگیری بر مبنای نمونه وزنی مشابهت، به بررسی روند تخریب جنگل پرداخته شد. نتایج حاصل از اعتبارسنجی مدل، قدرت بسیار بالای مدل ساز تغییر سرزمین در پیش بینی تغییرات پوشش سرزمین را نشان داد که پس از بررسی و مقایسه صحت مدل سازی سه رویکرد استفاده شده بر اساس سه فاکتور نسبت موفقیت به هشدار خطا و عدد شایستگی و میزان ROC، نتایج بیان گر بالا

- Sarmiento, J.L., Schuster, U., Sitch, S., Takahashi, T., Viovy, N., van der Werf, G.R., Woodward, F.I., 2009. Trends in the sources and sinks of carbon dioxide. *Nat. Geosci.* 2, 831–836.
2. Van der Werf, G.R., Morton, D.C., DeFries, R.S., Olivier, J.G.J., Kasibhatla, P.S., Jackson, R.B., Collatz, G.J., Randerson, J.T., 2009. CO₂ emissions from forest loss. *Nat. Geosci.* 2, 737–738.
 3. Darvishsefat, A & Namiranian, M. (2004). The study of spatial distribution of changes in the northern forests of Iran. <http://www.GISDevelopment.nat/application/nrm/overview> P: 1-2.
 4. Nadali, Azadeh ; Mahini, Abdorrasoul ; Fegghi, Jahangir ; Riyazi, Borhan. 2012. Tree Cover detection through Maxlike Classification of Land sat ETM + Images of the Year 2001 in Golestan Province. [Journal of Environmental Sciences and Technology, 2012 \(Issue 3, Year 14\)](#). PP. 47-56. (In Persian)
 5. Mirakhorlou, Khosro and Akhavan, Reza. 2008. Investigation on boundary changes of northern forests of Iran using remotely sensed data. [Iranian Journal of Forest and Poplar Research, 2008\(Issue 1, Year 16\)](#). PP. 139-148. (In Persian)
 6. Kushwaha, S.P.S., 1990. Forest type mapping and change detection from satellite imagery. *ISPRS J. Photogram. Remote Sens.* 45, 175–181.
 7. FSI, 2011. India State of Forest Report 2011. Forest Survey of India, Ministry of Environment and Forests, Dehradun.

مصنوعی در مقایسه با دو روش دیگر کم‌تر بود (False Alarm). این مطلب بیان‌گر این است که شبکه عصبی مصنوعی توانایی بالاتری برای پیش‌بینی تغییرات جنگل را دارد. نتایج تحقیق حاضر با نتایج Mahiny و Turner (۲۰۰۳) که شبکه عصبی مصنوعی را با رگرسیون لجستیک مقایسه نمودند، مطابقت دارد (۱۱). شبکه‌های عصبی مصنوعی مجموعه‌ای از روش‌های بهینه‌سازی هستند که می‌توانند پس از آموزش لازم و تنظیم وزن‌ها، رابطه غیرخطی موجود بین پارامترهای ورودی و خروجی را با دقت بالایی برآورد کنند. در صورتی که یادگیری بر مبنای نمونه وزنی مشابهت و هم‌چنین مدل رگرسیون لجستیک قادر نیستند روابط غیرخطی بین متغیرها را برآورد کنند (۲۴). شبکه‌های عصبی مصنوعی در مقایسه با رگرسیون لجستیک و یادگیری بر مبنای نمونه وزنی مشابهت، نیازمند تعیین یک تابع خاص برای بیان رابطه میان داده‌های ورودی و خروجی نیستند، بلکه رابطه بین داده‌های ورودی و خروجی از طریق فرآیند آموزش به‌دست می‌آید (۲۸). در نهایت، با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی به پیش‌بینی تغییرات پوشش جنگل در آینده (سال‌های ۲۰۲۰، ۲۰۲۵ و ۲۰۳۰) پرداخته شد. نتایج این بخش به خوبی تغییرات پوشش جنگل را در حوزه آبخیز گرگانرود به تصویر کشیده و بیان می‌کند که ادامه روند موجود در طی ۳۰ سال اخیر، در آینده چه معضلات و مشکلات بزرگی را گریبان‌گیر جنگل‌های این منطقه خواهد کرد. قرار دادن تصویری شفاف از آینده در مقابل مدیران و برنامه‌ریزان می‌تواند در برنامه‌ریزی برای حفظ و احیای مناطق جنگلی بسیار کارآمد باشد.

Reference

1. Le Quéré, C., Raupach, M.R., Canadell, J.G., Marland, G., Bopp, L., Ciais, P., Conway, T.J., Doney, S.C., Feely, R.A., Foster, P., Friedlingstein, P., Gurney, K., Houghton, R.A., House, J.I., Huntingford, C., Levy, P.E., Lomas, M.R., Majkut, J., Metzl, N., Ometto, J.P., Peters, G.P., Prentice, I.C., Randerson, J.T., Running, S.W.,

- Chehl-Chay catchment, Golestan province). [Iranian Journal of Forest, 2010\(Issue 3. Year 2\)](#). PP. 243-252. (In Persian).
16. Hasan Zadeh Poshtemari, M. 2011. Modeling deforestation with multivariate statistical methods and artificial neural network in Fallard forest. M.Sc. Thesis. Faculty of Natural Resources. University of Shahre-Kord. (In Persian).
 17. Arekhi, Saleh; Aliakbar Jafarzadeh; Saleh Yousefi. 2012. Modeling Deforestation Using Logistic Regression, GIS and RS Case study: Northern Forests of the Ilam Province. [Geography and Development Iranian Journal , 2012\(Issue 29. Year 10\)](#). PP. 31-42. (In Persian)
 18. Sardar Zade, A.; Matkan, A.A. ; Sadati Nejad, S.J. ; Ashourlou, D. 2012. Forests demolition prediction using RS & GIS techniques and integration of Artificial Neural Network-Markov chain (Chehelchay basin, Golestan province). 20# National Conf. of Map and Geomatic (conf.ncc.org.ir). Iran.Tehran. (In Persian)
 19. Gholamalifard, Mehdi ; Jourabian Shooshtari, SHarif ; Abkar, Ali Akbar ; Naimi, Babak. 2014. Comparison of Logistic Regression and Artificial Neural Network Algorithms in Land Cover Transition Potential Empirical Modeling of Coastal Areas of Mazandaran Province. [Environmental Researches, 2014\(Issue 9. Year 5\)](#). PP. 167-176. (In Persian)
 20. KhakPour, A., Mehrdadi, N., Nouri, R.H., Soroush, M., 2009. Assessment of the quality of the Gorgan-roud River based on field studies. Third Professional Conference on
 8. Srivastava, S., Singh, T.P., Singh, H., Kushwaha, S.P.S., Roy, P.S., 2002. Mapping of large-scale deforestation in Sonitpur district, Assam. *Curr. Sci.* 82 (12), 1479–1484.
 9. Nandy, S., Kushwaha, S.P.S., Mukhopadhyay, S., 2007. Monitoring Chilla-Motichur corridor using geospatial tools. *J. Nat. Conserv.* 15 (4), 237–244.
 10. Kushwaha, S.P.S., Hazarika, R., 2004. Assessment of habitat loss in Kameng and Sonitpur Elephant Reserves. *Curr. Sci.* 87 (10), 1447–1453.
 11. Mahini, A. R., Turner, B. J. 2003. Modeling Past Vegetation Change Through Remote Sensing and G.I.S: A Comparison of Neural Networks and Logistic Regression Methods. School of Resources, Environment and Society. The Australian National University, Canberra 0200, Australia.
 12. Mas, J. F., Puig, H., Palacio, J. L., Lopez, A. S. 2004. Modeling deforestation using GIS and artificial neural networks. *Environmental Model Software*, 19, 461–471.
 13. Khoi, D., Y. Murayama. 2011. Modeling Deforestation Using a Neural Network-Markov Model. *Spatial Analysis and Modeling in Geographical Transformation Process. GeoJournal Library* 100:169-190.
 14. Kumar R., Nandy S., Agarwal R., Kushwaha S. P. S., 2014. Forest cover dynamics analysis and prediction modeling using logistic regression model. *Ecological Indicators*, 45: 444-455.
 15. Bagheri, Reza and Shataii, Shaban. 2010. Modeling forest areas decreases, using logistic regression (case study:

- validation by an ROC method for the Ipswich watershed, Massachusetts, USA. *Agriculture, Ecosystems & Environment* 85(1): 239-248.
26. Ajami, Mohammad and Khormali, Farhad., 2012. Pedogenic and Micromorphological Evidences of Land Degradation on Deforested Loess-Derived Soils in Eastern Golestan Province. [Journal of Sci. & Technology in Agriculture And Natural Res. - Water & Soil Sci. 2013\(Issue 3/61. Year 16\)](#). Iran. PP. 141-153. (In Persian).
27. Eastman, J. R. 2006. *IDRISI Andes, Guide to GIS and Image Processing*, Clark Labs, Clark University, Worcester, MA.
28. Schaap MG, Bouten W. 1996. Modeling water retention curves of sandy soils using neural networks. *Water Resource Res.* 32:3033–3040.
- Environmental Engineering. Faculty of Environment – Univ. of Tehran. Tehran. (In Persian)
21. Anonymous. 2012. Landuse Plan of Golestan Province. Deputy Director General of Golestan Governorate. (In Persian)
22. Haibo, Y., Longjiang, D., Hengliang, G., Jie, Zh. 2011. Tai'an Land Use Analysis and Prediction Based on RS and Markov Model. *Procedia Environmental Sciences*, 10(C): 2625-2630.
23. Kim O. S., 2010. An assessment of deforestation models for reducing emissions from deforestation and forest degradation (REDD). *Transactions in GIS*, 14 (5): 631-654.
24. Eastman, J.R., 20۱۲. *IDRISI Help System*. Accessed in IDRISI Selva 17.02. Clark Labs, Clark University, Worcester, MA.
25. Pontius, R. G. and L. C. Schneider .2001. Land-cover change model