Archive of SID

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

مقایسه رویه‌های شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون لجستیک و یادگیری برمبنای 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 دریافت: ۹۵/۷/۱۱ تاریخ پذیرش: ۹۵/۱۲/۲۵

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 برمبنای 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 برمبنای نمونه وزنی مشابهت و پیش‌بینی تغییرات برای بهترین مدل با استفاده از زنجیره مارکف انجام شد. به‌منظور 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 لجستیگ، 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).

www.SID.ir

Archive of SID

J. Env. Sci. Tech., Vol 22, No.11, January, 2020

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 Moradi [1]
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)

www.SID.ir

Archive of SID

مقدمه

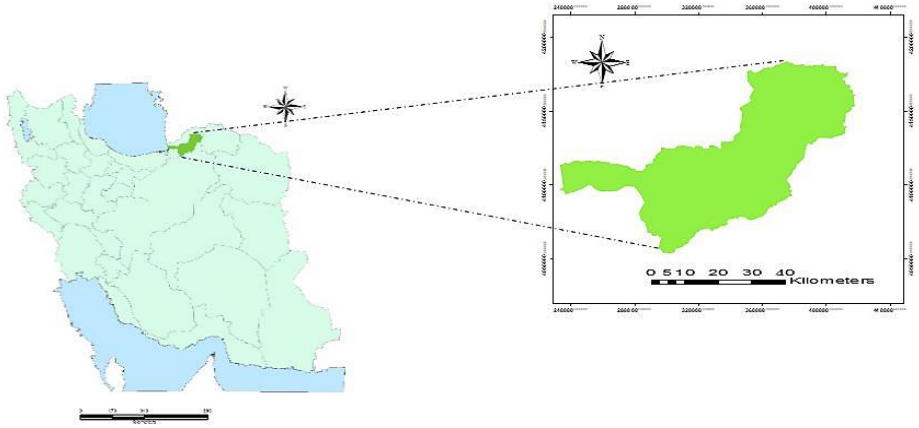
تغییر در پوشش جنگلی در خدمات اکوسیستمی، تعادل کربن در جو و در نتیجه تغییرات آب و هوا نقش مهمی ایفا می‌کند (۱ و ۲). بررسی تغییرات به وجود آمده در عرصه‌های منابع طبیعی و تفسیر علت و میزان این تغییرات و تاثیر آن بر روی منابع دیگر با توجه به روند تخریب جنگل در دهه‌های اخیر، امری حایز اهمیت است (۳). جنگل‌های استان گلستان به لحاظ دارا بودن شرایط اقلیمی منحصر به فرد در بین جنگل‌های شمال کشور از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است (۴). این استان دارای بالاترین میزان تخریب سالانه در بین سه استان شمالی می باشد (۵). تاکنون مطالعات بسیاری از روش‌های سنجش از دور (RS) و سیستم اطلاعات جغرافیایی (GIS) برای نظارت موثر بر تغییرات پوشش جنگلی استفاده کرده‌اند (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 مدل‌سازی کردند. نتایج نشان داد شبکه عصبی مصنوعی به طور کلی عملکرد بهتری در مقایسه با رگرسیون لجستیک دارد (۱۱). Mas و همکاران (۲۰۰۴) در مطالعه‌ای جنگل‌زدایی را با استفاده از GIS و شبکه عصبی مصنوعی مدل‌سازی کردند و نتایج مطالعات آن‌ها نشان داد میزان تخریب جنگل در مناطق با شیب ملایم، ارتفاع زیاد و در خاک‌های حاصل‌خیز بیش‌تر بوده و شدت جنگل‌زدایی با فاصله گرفتن از جاده و مناطق مسکونی به شدت کاهش می‌یابد (۱۲). Murayama و Khoi (۲۰۱۱)، مدل‌سازی تخریب جنگل‌ها را در منطقه‌ای در شمال ویتنام با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی و زنجیره مارکف، انجام دادند. آنان دریافتند، تخریب در مرز بین جنگل‌ها و اراضی کشاورزی، مناطق نزدیک به منابع آبی و مناطق با ارتفاع کم‌تر، شدیدتر است (۱۳). Kumar و همکاران (۲۰۱۴)، تغییرات پوشش جنگل را در منطقه‌ای جنگلی در هند مدل‌سازی و پیش‌بینی کردند. آن‌ها برای توضیح اثرات مداخلات انسانی در جنگل از سه متغیر فاصله‌ای (فاصله از حاشیه جنگل، جاده و شهر) و نقشه طبقات شیب، به عنوان متغیرهای توضیحی برای تغییر جنگل استفاده کردند. بالاترین ضریب رگرسیون (β=-۲۶/۸۹۲)، مربوط به فاصله از جنگل بود که نشان می‌دهد تغییرات جنگل بیش‌تر متوجه حاشیه جنگل است (۱۴). باقری و شتایی (۱۳۸۹) در تحقیقی تحت عنوان مدل‌سازی کاهش گستره جنگل با استفاده از رگرسیون لجستیک در حوضه آبخیز چهل چای استان گلستان طی سال-های ۱۳۶۶تا 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 می‌یابد (۱۵). حسن‌زاده (۱۳۹۰)، مدل‌سازی جنگل‌زدایی را در جنگل‌های فلارد با استفاده از روش‌های 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 مدل‌سازی چنین متغیرهایی است (۱۶). در مطالعه‌ای که توسط آرخی و همکاران (۱۳۹۱) انجام شد، جنگل‌های شمال ایلام با استفاده از رگرسیون لجستیک شبیه-سازی شد. با توجه به نتایج مدل‌سازی مشخص شد متغیرهای شیب، فاصله از مراکز جمعیتی و جاده با مقدار تخریب رابطه‌ی عکس دارند و با افزایش ارتفاع از سطح دریا در این منطقه مقدار تخریب کاهش می‌یابد (۱۷). سردارزاده و همکاران (۱۳۹۲)، تخریب جنگل‌ها را در حوزه آبخیز چهل‌چای استان گلستان با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و تحلیل زنجیره مارکف پیش‌بینی نمودند. نتایج بدست آمده بیان‌گر تخریب ۱۵/۸ درصدی گستره جنگل‌های انبوه طی سال‌های ۱۳۶۶ تا ۱۳۸۹ است (۱۸). غلامعلی‌فرد و همکاران (۱۳۹۳)، مطالعه ای با هدف مقایسه رگرسیون لجستیک و شبکه عصبی مصنوعی جهت مدل‌سازی پتانسیل انتقال تغییر پوشش سرزمین سواحل استان مازندران انجام دادند. نتایج نشان داد رگرسیون لجستیک صحت بالاتری دارد (۱۹).

www.SID.ir

مواد و روش

منطقه مورد مطالعه

حوزه آبخیز رودخانه گرگانرود با مساحت حدود ۹۳۵۰ کیلومتر مربع با طول جغرافیایی ′۲ °۵۴ تا ′۲۲ °۵۶ و عرض جغرافیایی ′۲۲ °۳۶ تا ′۴۷ °۳۷ شمالی در استان گلستان واقع شده است (شکل ۱). طول رودخانه گرگانرود حدود ۳۰۰ کیلومتر است و جهت جریان آب رودخانه از شرق به غرب است (۲۰).



شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه

Figure 1. Location of the study area

داده‌های مورد استفاده

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[1] مدل رقومی ارتفاع، شیب، فاصله از جاده، فاصله از زمین‌های کشاورزی، فاصله از حاشیه جنگل و فاصله از روستای سال ۱۹۸۴، ارتباط بین تغییر کاربری از جنگل به غیرجنگل با استفاده از آماره ضریب همبستگی کرامر[2] 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 ۱-۰ بر اساس محاسبه درصد صحیح مثبت[3] و در صد اشتباه مثبت[4] به-

1- Driver variables

2- Cramer □ v

3- True Positive %

4- False Positive %

www.SID.ir

Archive of SID

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

نتایج

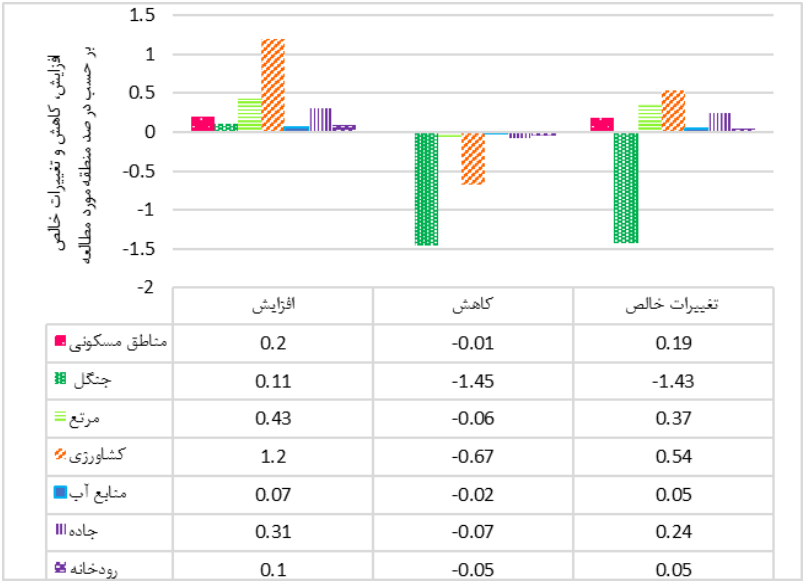
بررسی تغییرات پوشش سرزمین حوزه آبخیز گرگانرود نشان داد در طول دوره مورد مطالعه (۲۰۱۲-۱۹۸۴) بیش‌ترین میزان تغییرات در زمینه تخریب پوشش جنگلی (۷۷۲۱۴ هکتار) صورت گرفته است و بیش‌ترین میزان افزایش مربوط به کاربری کشاورزی (۲۸۸۶۶ هکتار) است (جدول ۱).

جدول ۱- تغییرات در تمام طبقات کاربری اراضی در سال‌های ۱۹۸۴ و ۲۰۱۲ برحسب 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 سال‌های 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

شکل ۲ افزایش و کاهش را برای هر طبقه کاربری در طول دوره ۲۰۱۲-۱۹۸۴ بر اساس درصد منطقه مطالعاتی نشان می‌دهد. بیش‌ترین افزایش مشاهده شده در طول این دوره، مربوط به کاربری کشاورزی (با ٪۱/۲ افزایش) می‌باشد و بیش‌ترین کاهش در کاربری جنگل متراکم (با ٪ ۱/۵۴ افزایش) رخ داد.



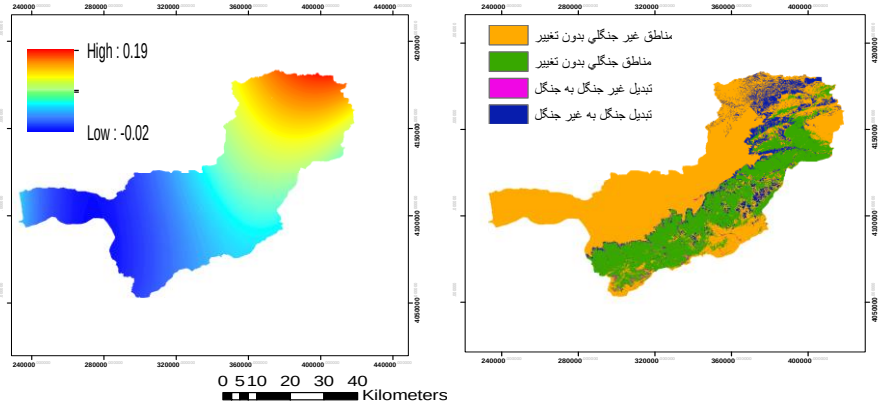
	افزایش	کاهش	تغییرات خالص
مناطق مسکونی	0.2	-0.01	0.19
جنگل	0.11	-1.45	-1.43
مرتع	0.43	-0.06	0.37
کشاورزی	1.2	-0.67	0.54
منابع آب	0.07	-0.02	0.05
جاده	0.31	-0.07	0.24
رودخانه	0.1	-0.05	0.05

شکل۲- افزایش، کاهش و تغییرات خالص برای هر طبقه کاربری بین سال‌های 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

www.SID.ir

همان‌طور که شکل ۳، نشان می‌دهد تخریب جنگل طی سال-های ۱۹۸۴ تا ۲۰۱۲، بیش‌تر متوجه بخش شمال شرقی حوزه است. فرسایش شدید در اراضی لسی و بروز سیلاب‌های مخرب در این منطقه از مهم‌ترین دلایل تخریب جنگل در بخش شمال‌شرقی حوزه است (۲۶).



(ب) (B) (الف) (A)

شکل۳- روند مکانی تغییرات جنگل‌زدایی. 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

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 هر سه رویکرد مدل‌سازی صورت گرفت (جدول۲). مقادیر ضریب کرامر برای اکثر متغیرها بالاتر از ۰/۱۵ است که نشان-دهنده قدرت توضیحی مطلوب متغیرهای مورد بررسی می‌باشد (۲۷). بالاترین و پایین‌ترین ضریب کرامر به ترتیب مربوط به شیب و فاصله از روستا است.

جدول ۲- مقادیر ضریب کرامر برای متغیرهای متحرک

Table 2.Values of the Cramer coefficient for driver variables

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

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 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، ۰/۹۷۵توافق بالایی

www.SID.ir

Archive of SID

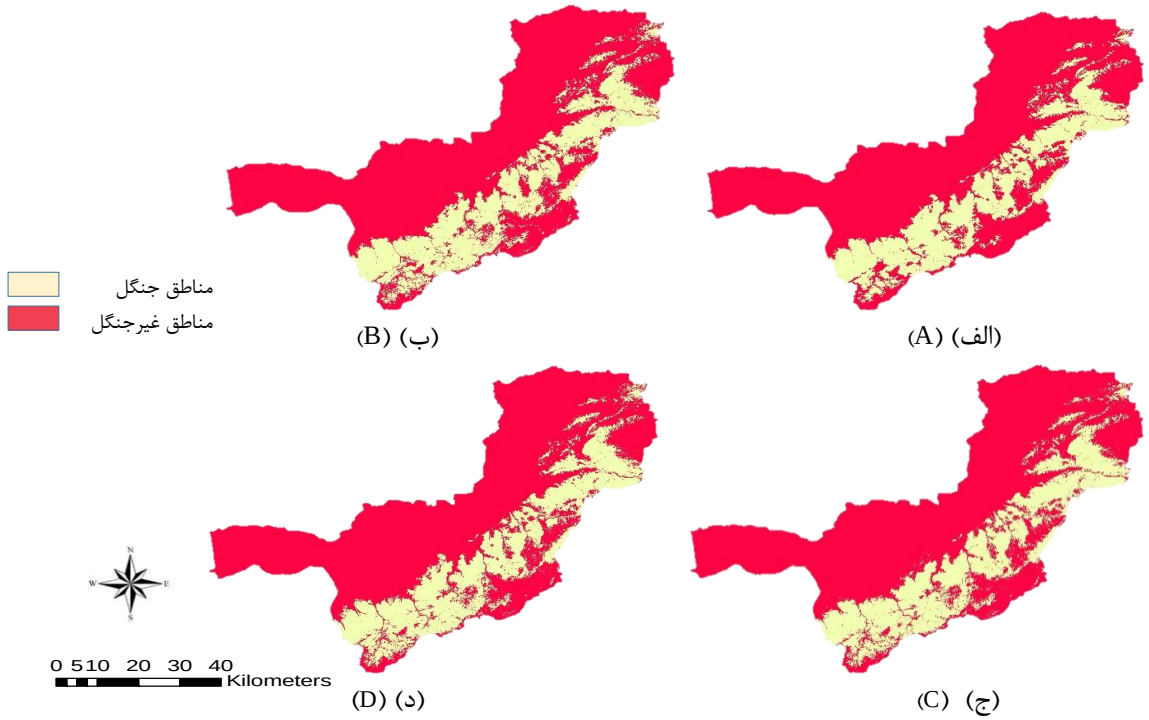
با تغییرات صورت گرفته دارد. میزان نسبت موفقیت بـه هشـدار خطا برای مدل شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه ۶۳٪ است و همچنین میزان عدد شایستگی برابر با ۱۲ است.

پیش‌بینی تغییرات برای سال ۲۰۱۵ بـا اسـتفاده از مـدل رگرسیون لجستیک

در این مورد نیز تقاضای تغییـر بـا اسـتفاده از زنجیـره مـارکف صورت گرفت و پیش‌بینی تغییرات برای سال ۲۰۱۵ انجام شـد (شکل ۴). نتایج ارزیابی صحت مدل رگرسیون لجستیک نشـان می‌دهد که خروجی مدل با میزان ROC، ۰/۹۲۲ توافق بـالایی با تغییرات صورت گرفته دارد. میزان موفقیت بـه هشـدار خطـا برای مدل رگرسـیون لجسـتیک ۵۰ درصـد اسـت و همچنـین میزان عدد شایستگی برابر ۱۰ است.

پیش‌بینی تغییرات برای سال ۲۰۱۵ بـا اسـتفاده از رویـه یادگیری بر مبنای نمونه وزنی مشابهت (SIM Weight)

در این مورد نیز تقاضای تغییـر بـا اسـتفاده از زنجیـره مـارکف صورت گرفت و پیش‌بینی تغییرات برای سال ۲۰۱۵ انجام شـد (شکل ۴). نتایج ارزیـابی صـحت رویـه SIM Weight نشـان می‌دهد که میزان ROC، ۰/۹۷۹ است. میزان نسـبت موفقیـت به هشدار خطا برای رویه یادگیری برمبنای نمونه وزنی مشابهت ۵۲ درصد است و همچنین میزان عدد شایستگی ۱۰ است.



شکل۴- الف: نقشه واقعیت زمینی سال ۲۰۱۵؛ ب: نقشه پیش بینی سال ۲۰۱۵ با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی؛ ج: نقشه پیش‌بینی سال ۲۰۱۵ با استفاده از رگرسیون لجستیک؛ د: نقشه پیش بینی سال ۲۰۱۵ با استفاده از رویه یادگیری برمبنای 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

با توجه بـه جـدول ۳، شـبکه عصـبی مصـنوعی، در دو فـاکتور نسبت موفقیت به هشدار خطا و عدد شایستگی، بـرای ارزیـابی صحت مطلوبیت بالاتری نشان داده و نسبت به دو رویه دیگـر از توانایی بالاتری برای پیش‌بینی تغییرات پوشش جنگل برخوردار است. در میزان ROC تفاوت چندانی بین سه رویکرد اسـتفاده شده مشاهده نمی‌شود. بنابراین مدل شبکه عصبی مصنوعی بـه عنوان بهترین مدل برای پیش‌بینی تغییرات جنگل انتخاب می-شود.

www.SID.ir

جدول ۳- مقایسه صحت مدل‌سازی سه رویکرد استفاده شده

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

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

پیش‌بینی تغییرات پوشش سرزمین با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی

نتایج حاصل از بررسی تغییرات پوشش جنگل طی سال‌های ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۰ نشان می‌دهد در این دوره ۱۱۵۶۱ هکتار از سطح جنگل‌ها (معادل ۴۶ درصد از سطح جنگل‌های حوزه) تخریب می‌شود. هم‌چنین طی سال‌های ۲۰۲۰ تا ۲۰۲۵ در حدود ۱۱۱۴۷ از سطح جنگل‌ها (معادل ۴۴ درصد از سطح جنگل‌های حوزه) کاسته خواهد شد. بررسی تغییرات پوشش جنگل بین سال‌های ۲۰۲۵-۲۰۳۰ هم نشان دهنده کاهش ۱۰۷۸۸ هکتار از سطح جنگل‌های حوزه (معادل ۴۲ درصد از سطح جنگل‌های حوزه) است (جدول ۴).

جدول۴- مساحت طبقات جنگل و غیر جنگل در سال‌های ۱۹۸۴، ۲۰۱۲، ۲۰۱۵، ۲۰۲۰، ۲۰۲۵ و ۲۰۳۰ (واقعی و پیش‌بینی‌شده)

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

طبقه کاربری	مساحت (برحسب هکتار)						
	۱۹۸۴	۲۰۱۲	۲۰۱۵ (واقعی)	۲۰۱۵ (پیش‌بینی‌شده)	۲۰۲۰ (پیش‌بینی‌شده)	۲۰۲۵ (پیش‌بینی‌شده)	۲۰۳۰ (پیش‌بینی‌شده)
جنگل	۳۵۳۱۲۸	۲۷۵۹۱۴	۲۵۶۶۵۹	۲۶۴۸۷۷	۲۵۳۳۱۶	۲۴۲۱۶۹	۲۳۱۳۸۱
غیرجنگل	۵۸۵۳۵۱	۶۶۲۵۶۵	۶۸۱۸۲۰	۶۷۳۶۰۲	۶۸۵۱۶۳	۶۹۶۳۱۰	۷۰۷۰۹۸
مجموع	۹۳۸۴۷۹	۹۳۸۴۷۹	۹۳۸۴۷۹	۹۳۸۴۷۹	۹۳۸۴۷۹	۹۳۸۴۷۹	۹۳۸۴۷۹

بحث و نتیجه‌گیری

با توجه به اهمیت فراوان جنگل‌های استان گلستان مطالعه و مدل‌سازی میزان تخریب این جنگل‌ها امری ضروری به نظر می‌رسد.در تحقیق حاضر از مدل‌ساز تغییر سرزمین با به‌کارگیری 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 مدل‌ساز تغییر سرزمین در پیش‌بینی تغییرات پوشش سرزمین را نشان داد که پس از بررسی و مقایسه صحت مدل‌سازی سه رویکرد استفاده شده بر اساس سه فاکتور نسبت موفقیت به هشدار خطا و عدد شایستگی و میزان ROC، نتایج بیان‌گر بالا بودن میزان کارایی و قابلیت روش شبکه عصبی مصنوعی و خطای کم‌تر این روش نسبت به دو روش دیگر بود. در واقع نتایج نشان می‌دهد، شبکه عصبی مصنوعی توانسته است تغییر در پیکسل‌هایی که در واقعیت زمینی تغییر پیدا کرده‌اند را به‌درستی پیش‌بینی نماید (Hit). از طرفی خطای مدل در مورد پیکسل‌هایی که در واقعیت زمینی تغییر یافته‌اند اما در پیش‌بینی ثابت مانده‌اند، برای مدل شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با مدل رگرسیون لجستیک و یادگیری برمبنای نمونه وزنی مشابهت کم‌تر بود (Miss). هم‌چنین خطای حاصل از پیش‌بینی پیکسل‌هایی که در واقعیت زمینی ثابت مانده‌اند اما در پیش‌بینی مدل تغییر یافته‌اند نیز در مدل شبکه عصبی

www.SID.ir

Archive of SID

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., 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.GIS Development. nat/application/nrm/overview P: 1-2.
4. Nadali, Azadeh ; Mahini, Abdorrasoul ; Feghhi, 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.

www.SID.ir

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-Maarkov 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: Chehl-Chay catchment, Golestan province). Iranian Journal of Forest, 2010(Issue 3. Year 2). PP. 243-252. (In Persian).
16. Hasan Zadeh Poshtemsari, 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

www.SID.ir

Archive of SID

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 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.

www.SID.ir