

پیش‌بینی توسعه شهری با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای سنتینل به روش شبکه عصبی

پژوهش حاضر با به‌کارگیری فن‌سنجش از دور و شبکه عصبی به مدل‌سازی توسعه شهر رشت آن پرداخته است. بدین منظور با تهیه تصاویر ماهواره‌های لندست و سنتینل به بررسی تغییرات کاربری‌های رشت پرداخته شده است. با توجه به ارتقای قدرت تفکیک طیفی و مکانی تصاویر سنتینل در مقایسه با لندست به نظر می‌رسد شاهد افزایش دقت در روند پردازش تصاویر و پایش تغییرات زمانی باشیم. تولید نقشه‌ها از تصاویر با ترکیب چندین روش طبقه‌بندی در قالب یک درخت تصمیم‌گیری انجام شده که بهترین نتیجه متعلق به تصویر سنتینل با دقت کاپای ۰/۹۲ بوده است. برای مدل‌سازی توسعه شهر از تصاویر لندست سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۱۱ در قالب شبکه عصبی استفاده شده است. سپس توسط مدل تولید شده، نقشه سال ۲۰۱۷ پیش‌بینی شده است. میزان تطابق نقشه پیش‌بینی شده با نقشه مرجع سال ۲۰۱۷ محاسبه و معیارهای دقت کلی و ضریب کاپا به ترتیب ۰/۹۱۱۳ و ۰/۸۴۲۲ به دست آمده است. در نهایت با دقت‌های قابل قبول، روش ارائه شده برای پیش‌بینی نقشه سال ۲۰۲۵ استفاده شده است.

واژه‌های کلیدی: تصاویر ماهواره سنتینل، پیش‌بینی توسعه شهری، درخت تصمیم‌گیری، شبکه عصبی

Urban Growth Prediction using Sentinel Satellite Images by Neural Network Method

This research aimed to study urban growth modeling of Rasht city using remote sensing and neural network techniques. To this purpose, land use changes have been detected by analyses of Landsat and sentinel images. Due to improvement of spectral and spatial resolutions of sentinel images compared with Landsat ones, it seems to observe improvements in the accuracy of image processing and monitoring of temporal changes. Map production from images was carried out by combining several classification methods using a decision tree approach and achieving best results from the Sentinel image with the Kappa coefficient of 0.92. For growth urban modeling, the images captured in years 2000 and 2011 were used in a neural network. In order to validate the model, the 2017 map was predicted using the generated model. The matching of the predicted map with the 2017 reference map based on the overall accuracy and Kappa coefficients was 0.9113 and 0.8422, respectively. Finally, according to efficiency of the model, the proposed method was used to predict the 2025 map.

Keyword: Sentinel satellite images, Urban growth prediction, Decision tree, Neural network

شیریف اکبری پورسلیمی^۱، دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه نقشه‌برداری، واحد رامسر، دانشگاه آزاد اسلامی، رامسر

مریم نیک‌فر^{۲*}، استادیار، گروه نقشه‌برداری، واحد رامسر، دانشگاه آزاد اسلامی، رامسر

*نویسنده مخاطبه رامسر، کد پستی: ۴۶۹۱۹-۶۶۴۳۴

m.nikfar@mail.kntu.ac.ir

Sh. Akbari Poorsalimi¹, M. Sc. Student, Remote Sensing, Islamic Azad University Ramsar Branch, Geomatic Department

M. Nikfar^{2*}, Assistant Professor, Islamic Azad University Ramsar Branch, Geomatic Department

*Corresponding Author, Postal Code: 46919-66434, Ramsar, IRAN

m.nikfar@mail.kntu.ac.ir

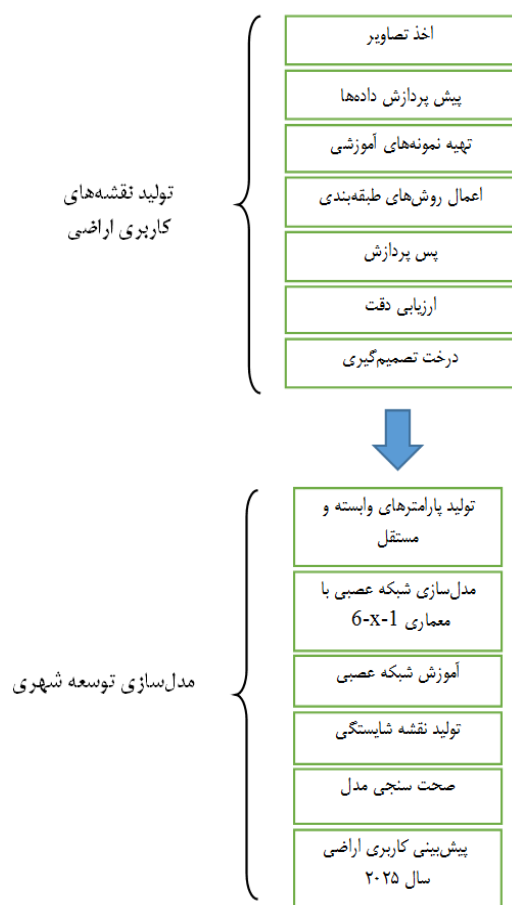
مقدمه

در سرتاسر جهان، پوشش‌های طبیعی زمین همزمان با رشد سریع شهرها تحت تأثیر زیادی قرار گرفته‌اند [۱]. کاهش مناطق با ارزش اکولوژیکی در داخل مناطق شهری، نابودی اراضی مرغوب کشاورزی حاشیه شهرها و تغییرات غیراصولی در پوشش گیاهی و تخریب جنگل‌ها، مراتع و زیستگاه‌های طبیعی از مهم‌ترین اثرات شهرنشینی به شمار می‌رود [۲]. استفاده از تصاویر ماهواره‌ای و تکنولوژی سنجش از دور بهترین وسیله برای پیش‌بینی تغییرات محیطی و استخراج کاربری اراضی بوده که بیشترین سرعت را دارد. با استفاده از داده‌های چندزمانه سنجش از دور با کمترین زمان و هزینه می‌توان نسبت به استخراج کاربری‌های اراضی اقدام کرد و سپس با مقایسه آن در دوره‌های زمانی مختلف نسبت تغییرات را ارزیابی و رشد شهر برای سال‌های آتی را شبیه‌سازی و پیش‌بینی کرد [۳]. در همین راستا، برنامه‌ریزی شهری، که مجموعه گسترده‌ای از فعالیت‌های نظام‌مند است، به منظور نیل به اهدافی برای آینده شهر در نظر گرفته می‌شود. با توجه به اهمیت موضوع، محققان متعددی در سال‌های اخیر به این موضوع پرداخته و روش‌های مختلفی را پیشنهاد نموده‌اند. حقیقی زیدهی و همکاران در پژوهشی درخصوص به‌کارگیری فن سنجش از دور و مدل سلول‌های خودکار - مارکوف به بررسی رشد شهرستان لاهیجان و مدل‌سازی مکانی تا سال ۲۰۲۰ براساس سیر تاریخی رشد آن پرداختند. بدین منظور، با تهیه تصاویر ماهواره‌ای برای سال‌های ۱۹۹۱، ۲۰۰۰ و ۲۰۱۰ و با استفاده از فن سنجش از دور به بررسی کاربری‌ها و تغییرات آن‌ها طی این سال‌ها پرداخته شد [۴]. طیبی و همکاران در مقاله خود به بررسی یک مدل مرز رشد شهری که با بهره‌گیری از شبکه عصبی مصنوعی، سیستم‌های اطلاعات مکانی و سنجش از دور به منظور شبیه‌سازی هندسی شهر تهران پرداختند [۵]. پهلوانی و عسگریان در مقاله خود مدل‌سازی و پیش‌بینی گسترش شهری براساس شبکه عصبی پیش‌خورانده بهینه شده و فیلتر همسایگی با حدود آستانه مختلف استفاده کردند. برای طبقه‌بندی تصاویر و استخراج نقشه از روش ماشین بردار پشتیبان استفاده شد. معماری شبکه با توجه به کمترین $RMSE^1$ تعیین شد. سپس، نقشه شایستگی پیش‌بینی شده با فیلترهای مختلف همسایگی ترکیب و نقشه سال ۲۰۱۴ پیش‌بینی شد [۶]. پارک و همکاران درخصوص مقایسه شاخص تناسب اراضی با استفاده از یک سیستم اطلاعات جغرافیایی با نسبت فرکانس، فرایند تحلیل سلسله مراتبی، رگرسیون لجستیک، شبکه عصبی مصنوعی، ایجاد نقشه‌های نزدیک به پیش‌بینی‌های شهری و تغییرات استفاده از زمین مطالعاتی را انجام دادند [۷]. ایزارازو، به‌منظور طبقه‌بندی

کاربری اراضی منطقه شهری بوگاتا در کلمبیا از سه روش طبقه‌بندی درخت تصمیم‌گیری، شبکه عصبی و حداکثر احتمال استفاده کرد [۸]. جیانجون و همکاران^۲، برای طبقه‌بندی پوشش و کاربری اراضی شهر ژیان از الگوریتم پس انتشار و روش شبکه عصبی استفاده کرد. آن‌ها ۶ باند طیفی تصاویر TM/ETM+ را به عنوان ورودی شبکه عصبی معرفی و منطقه را به ۶ نوع پوشش و کاربری اراضی طبقه‌بندی کردند [۹]. با توجه به کاربرد شبکه‌های عصبی در مدل‌سازی رشد شهری در پژوهش حاضر، مدل‌سازی توسعه شهر رشت با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای سنتینل و لندست و ترکیب انواع طبقه‌بندی‌ها در قالب درخت تصمیم‌گیری و شبکه عصبی انجام شده است. بدین منظور جهت تولید نقشه‌های کاربری از نرم‌افزارهای ARC GIS 10.3 و ENVI 5.3 و برنامه‌نویسی شبکه عصبی از متلب استفاده شده است.

روش پیشنهادی به منظور مدل‌سازی توسعه شهری

در شکل ۱ مراحل کلی روش انجام کار به‌منظور مدل‌سازی توسعه شهری ارائه شده که در ادامه به اختصار به آن‌ها پرداخته شده است.



شکل ۱- فلوچارت فرایند مدل‌سازی و پیش‌بینی تغییرات کاربری اراضی.

1. Root Mean Square Error
2. Jianjun et al.

کوتاه‌ترین فاصله به علت منطق ساده‌ای که دارد نیاز به محاسبات پیچیده ندارد و لذا سرعت خوبی نیز دارد.

- طبقه‌بندی بیشترین شباهت در این طبقه‌بندی کلاسی به پیکسل مورد نظر انتساب داده می‌شود که بیشترین احتمال تعلق پیکسل به آن کلاس وجود دارد. این روش از قانون احتمال استفاده می‌کند و با استفاده از فرمول توزیع نرمال چند بعدی اقدام به تصمیم‌گیری در مورد پیکسل‌ها می‌کند [۱۰].

- طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان روش طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان^۴ که یکی از روش‌های طبقه‌بندی خطی است، بهترین ابرسطحی را پیدا می‌کند که با حداکثر فاصله داده‌های مربوط طبقات را از هم تفکیک می‌کند. در واقع هدف، یافتن بهترین مرز در بین داده‌هاست به گونه‌ای که بیشترین فاصله ممکن را از تمام دسته‌ها داشته باشد.

- شبکه عصبی شبکه‌های عصبی مصنوعی الگوهای برای پردازش اطلاعات هستند که با تقلید از شبکه‌های عصبی انسان ساخته شده‌اند. هر واحد پردازنده در شبکه‌های عصبی مصنوعی، دارای یک مشخصه ورودی و خروجی است. خروجی هر واحد، با توجه به اتصالات درونی آن به سایر واحدها و احتمالات ورودی‌های خارجی تعیین می‌شود. عمل یا عملکرد کلی شبکه‌های مصنوعی توسط توپولوژی شبکه، خصوصیات نرون‌های منفرد، روش یادگیری و داده‌های آموزش تنظیم می‌شود. دو مرحله جداگانه در شبکه‌های عصبی مصنوعی وجود دارد. مرحله یادگیری که در آن داده‌ها به صورت پیوسته به شبکه وارد می‌شوند و تا زمانی که پاسخ مطلوب به دست آید وزن‌ها احیا می‌شوند. مرحله دوم، مرحله تست است که در آن شبکه با وزن‌های نهایی، برای داده‌های جدید به کار می‌رود. یک نرون مصنوعی در شبکه‌های عصبی، واحد پردازشی است که داده‌های ورودی را با متغیر خروجی مرتبط می‌کند. نمادسازی آن به صورت ریاضی برای یک نرون را می‌توان در معادله (۱) مشاهده نمود [۱۱]:

$$O(x) = g(\sum_{i=0}^n w_i x_i) \quad (1)$$

به طوری که $O(x)$ خروجی از نرون تعریف شده بر متغیر ورودی x (شامل n مشاهده، $X_0 \dots X_n$) سازگار شده با وزن‌های w ($w_0 \dots w_n$) استفاده شده در تابع g می‌باشد. تابع g در شبکه عصبی یک تابع فعال‌سازی است. یک تابع فعال‌سازی ساده می‌تواند بر مبنای داده‌های ورودی وزن‌دار، برای بازگشت به ۰ یا ۱ تعریف شود (مانند طبقه‌بندی یک

پیش‌پردازش تصاویر

به‌طور کلی، تصحیحات را می‌توان به دو دسته تصحیحات رادیومتریکی و هندسی تقسیم کرد. تصحیحات رادیومتریک وقتی انجام می‌شود که داده‌های تصویری در روند ثبت مقادیر روشنایی مربوط به پیکسل‌ها خطاهایی دارند که می‌تواند ناشی از عواملی نظیر عدم کارایی تجهیزات سنجنده یا ناشی از اثرات اتمسفری باشند. از طریق اصلاحات رادیومتریکی، مقادیر روشنایی تصویر تغییر می‌یابد. همچنین خطاهای هندسی باعث جابجایی، تغییر شکل و وضعیت عوارض روی تصویر می‌شوند. لذا لازم است این خطاها از روی تصویر برداشته یا کاهش یابند.

طبقه‌بندی تصاویر و مدل‌سازی رشد شهری

در این پژوهش از ترکیب چندین روش طبقه‌بندی که از معروف‌ترین و پرکاربردترین روش‌های طبقه‌بندی داده به شمار می‌روند در قالب درخت تصمیم‌گیری برای استخراج عوارض و تولید نقشه‌های کاربری استفاده شده است. در ابتدا، انواع روش‌های طبقه‌بندی پیاده‌سازی شده و با توجه به نتیجه تمام روش‌ها بهترین روش طبقه‌بندی برای هر کلاس مشخص خواهد شد. در نهایت، این روش‌های بهینه به همراه دو شاخص نرمال شده تفاضلی، نرمال شده گیاهی تعدیل شده خاک^۲ و شاخص تفاضلی نرمال شده مناطق مسکونی^۳ در قالب یک درخت تصمیم‌گیری با یکدیگر ترکیب شده و نقشه نهایی را تولید می‌کنند. از مزایای این روش ترکیبی می‌توان به بهره‌گیری از مزایای روش‌های مختلف اشاره کرد که تاکنون در پژوهش‌های مشابه به کار گرفته نشده است. شایان ذکر است در این مقاله از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای مدل‌سازی توسعه شهری با توجه به قابلیت‌های آن هم در طبقه‌بندی تصویر و تولید نقشه‌های کاربری و هم در مدل‌سازی و پیش‌بینی سری‌های زمانی استفاده شده است. در ادامه به انواع روش‌های مورد استفاده در تولید نقشه‌های کاربری و مدل‌سازی رشد شهری پرداخته شده است.

- طبقه‌بندی کوتاه‌ترین فاصله

اساس روش طبقه‌بندی کوتاه‌ترین فاصله با محاسبه بردار میانگین هر کلاس و محاسبه فاصله پیکسل نامعلوم تا این میانگین‌ها در فضای چند طبقه می‌باشد. روش کوتاه‌ترین فاصله اغلب در حالتی که تعداد کمی پیکسل معلوم برای کلاس‌ها وجود دارد، دقت بهتری را ارائه می‌دهد. به این دلیل که محاسبه میانگین‌ها در حد دقت مطلوب معمولاً به داده‌های کمتری نسبت به پارامترهایی نظیر واریانس نیاز دارد. علاوه بر این، طبقه‌بندی

2. Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI)

3. Normalized Difference Build-up Index (NDBI)

4. Support Vector Machine (SVM)

پیکسل در دو کلاس). به هر حال شبکه‌های عصبی معمولاً از توابع فعال‌سازی پیوسته نرم به جای توابع دو دویی برای پوشش احتمالات طبقه‌بندی‌های متفاوت استفاده می‌نمایند. در این تحقیق از توابع تانزانت هایپربولیک سیگموئید (رابطه ۲) و خطی (رابطه ۳) به ترتیب برای انتقال بین لایه‌های ورودی-پنهان-خروجی استفاده شده است.

$$f(x) = x \quad (2)$$

$$f(x) = \frac{2}{1+e^{-2x}} - 1 \quad (3)$$

در این مقاله برای تعیین و تصحیح وزن‌های بین نرون‌های مختلف از روش شبکه عصبی شعاع مینا^۵ استفاده شده است. خروجی این شبکه یک ترکیب خطی از توابع پایه شعاعی برای پارامترهای ورودی و نرون‌هاست. این شبکه‌ها در توابع تقریب، پیش‌بینی سری‌های زمانی، کلاس‌بندی و کنترل سیستم مورد استفاده قرار می‌گیرند و کارایی قابل ملاحظه‌ای از خود نشان می‌دهند. مقدار RMSE جهت ارزیابی میزان خطای شبکه به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (t_i(k) - o_i(k))^2}{n}} \quad (4)$$

t برابر مقدار مورد انتظار، O مقدار خروجی شبکه هر نرون در چرخه K و n تعداد داده‌های آموزشی شبکه می‌باشد. همچنین در این مقاله از شبکه عصبی علاوه بر طبقه‌بندی تصویر به منظور تلفیق فاکتورهای مؤثر در مدل‌سازی گسترش شهری و پیش‌بینی نقشه احتمال گسترش استفاده شده است. تعداد نرون‌های لایه ورودی شبکه عصبی با توجه به تعداد فاکتورهای مؤثر در گسترش شهری تعیین می‌شود. لایه خروجی دارای یک نرون می‌باشد که بیانگر نقشه احتمال گسترش (بین ۰ و ۱) است. در این پژوهش تعداد نرون‌های لایه پنهان به منظور رسیدن به حداکثر دقت بهینه شده‌اند.

پارامترهای طراحی مدل

پارامترهای طراحی مدل شامل موارد زیر است:

• پارامترهای وابسته

شبکه عصبی برای محاسبه میزان خطای شبکه در هر چرخه نیاز به یک پارامتر تحت عنوان مشاهده واقعی دارد. مشاهده واقعی می‌تواند از رفتار تاریخی بین تصویر دو سال مختلف با توجه به ساختمان‌های شهر در نظر گرفته شود و عمل مدل‌سازی بر پایه تغییر رفتارهای انجام شده و ضرایب تأثیر هر کدام از پارامترهای مستقل به دست می‌آید.

• پارامترهای مستقل

در واقع این پارامترها نقش مهمی در فرآیند مدل‌سازی دارد و شامل دو مرحله است. یکی مرحله یادگیری وزن پارامترهای بهینه شده و دیگری مرحله رو به جلو برای پیش‌بینی است. این پارامترها به عنوان ورودی برای شبکه عصبی در نظر گرفته می‌شود. این پارامترها به تصویر با اندازه پیکسل برابر با پیکسل نقشه‌های کاربری تبدیل شده‌اند. مقدار پیکسل‌ها نشان‌دهنده میزان ارزش آن پیکسل در پارامتر مورد نظر است.

بررسی دقت نقشه‌ها و نتایج پیش‌بینی شده

دو معیار ضریب کاپا و دقت کلی به منظور بررسی دقت نقشه‌های کاربری سال‌های مختلف و همچنین نقشه‌های پیش‌بینی شده و مقایسه آنها با نقشه واقعی سال ۲۰۱۷ استفاده شده و نیز ضریب همبستگی خطا و خطای جذر میانگین مربعات برای ارزیابی ساختار شبکه عصبی پیش‌بینی رشد شهری به کار گرفته شده است.

• ضریب کاپا

ضریب کاپا معیاری است که دقت نقشه تولید شده را نسبت به یک طبقه‌بندی کاملاً تصادفی محاسبه می‌کند که با استفاده از رابطه زیر بدست می‌آید:

$$K = \frac{N \sum_{i=1, j=1} X_{ij} - \sum_{i=1, j=1} (X_{i+} \cdot X_{+j})}{N^2 - \sum_{i=1, j=1} (X_{i+} \cdot X_{+j})} \quad (5)$$

در این فرمول X تعداد کل پیکسل‌ها در ماتریس خطا، X_{ij} مجموع قطر اصلی ماتریس خطا، X_{i+} مجموع ردیف i و X_{+j} مجموع ستون متناظر j ماتریس خطاست. این معیار عددی بین ۱ و -۱ است. مقادیر ۱ به معنی یک طبقه‌بندی کاملاً صحیح بوده و مقادیر منفی به معنی ضعف طبقه‌بندی و نتایج بسیار بد تفسیر می‌شوند.

• دقت کلی

دقت کلی به وسیله تقسیم مجموع پیکسل‌های صحیح طبقه‌بندی شده بر مجموع کل پیکسل‌های طبقه‌بندی شده به دست می‌آید که عددی بین ۰ و ۱ است. لازم به یادآوری است که پیکسل‌های درست طبقه‌بندی شده، در قطر اصلی ماتریس خطا جای دارند.

• ضریب همبستگی خطا (R2)

ضریب همبستگی خطا بیان‌کننده همبستگی بین مقادیر پیش‌بینی شده مدل و مقادیر واقعی بوده که دارای مقادیر بین صفر و یک می‌باشد. هر چه میزان همبستگی بین مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر واقعی بیشتر باشد مقدار این ضریب نیز بزرگ‌تر خواهد بود.

پیش‌بینی توسعه شهری با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای سنتینل به روش شبکه عصبی

کیلومتر، دسترسی کاربران به تصاویر آزاد و رایگان. لیست داده‌های مورد استفاده در این تحقیق در جدول ۱ ارائه شده است.

جدول ۱- داده‌های مورد استفاده جهت مدل‌سازی توسعه شهری شهر رشت.

داده	تاریخ اخذ	نوع داده	دقت مکانی	منبع
تصاویر ماهواره لندست TM	۲۰۰۰	رستر	۳۰ متر	USGS
تصاویر ماهواره لندست ETM+	۲۰۱۱	رستر	۳۰ متر	USGS
تصاویر ماهواره سنتینل ۲	۲۰۱۷	رستر	۱۰ متر	USGS
مدل ارتفاعی رقومی	۲۰۰۰	رستر	۳۰ متری	USGS
راه‌های رشت	۲۰۰۰، ۲۰۱۱، ۲۰۱۷	برداری	تبدیل به رستر ۱۰ و ۳۰ متری	شهرداری
رودخانه‌های رشت	۲۰۰۰، ۲۰۱۱، ۲۰۱۷	برداری	تبدیل به رستر ۱۰ و ۳۰ متری	شهرداری
نقشه روستاهای اطراف	۲۰۰۰، ۲۰۱۱، ۲۰۱۷	برداری	بدیل به رستر ۱۰ و ۳۰ متری	بنیاد مسکن
جمعیت رشت	۲۰۰۰، ۲۰۱۱، ۲۰۱۷	برداری	بدیل به رستر ۱۰ و ۳۰ متری	SCI

مدل‌سازی و نتایج

مدل‌سازی و نتایج شامل تولید نقشه‌های کاربری دوره‌های مختلف، تولید پارامترهای مدل‌سازی و مدل‌سازی توسعه شهری و ارزیابی نتایج است. شرح هر یک از این موارد در ادامه آمده است.

تولید نقشه‌های کاربری دوره‌های مختلف

پس از انجام تصحیح اتمسفری تصاویر به روش فلش در نرم‌افزار ENVI 5.3 برای استخراج کاربری اراضی از تصاویر ماهواره‌ای، پس از تعیین کلاس‌های کاربری در محدوده مورد مطالعه اقدام به جمع‌آوری نقاط نمونه می‌شود. جمع‌آوری نقاط نمونه برداری طی دو مرحله صورت می‌گیرد. یکی با عنوان نقاط آموزشی شناخته و دیگری نقاط چک برای ارزیابی صحت طبقه‌بندی صورت گرفته، برداشت شده و بر روی تصویر اعمال می‌شود. در شکل ۲ نحوه ادغام نتایج بهینه روش‌های مختلف طبقه‌بندی در قالب یک درخت تصمیم‌گیری را نشان می‌دهد.

$$R^2 = \frac{\sum_1^n (\text{calc} - \text{avg. obs})^2}{\sum_1^n (\text{obs} - \text{avg. obs})^2} \quad (6)$$

در رابطه فوق avg.obs میانگین داده‌های مشاهداتی، n تعداد کل زوج داده‌های مشاهداتی و محاسباتی، obs داده‌های مشاهداتی و calc داده‌های محاسباتی متناظر با داده‌های مشاهداتی است. همچنین مقدار ایده‌آل برای R^2 یک است.

منطقه مورد مطالعه و داده‌های مورد استفاده

شهر رشت در مرکز جلگه‌ای گیلان، در محدوده ۴۹ درجه و ۳۵ دقیقه و ۴۵ ثانیه طول شرقی و ۳۷ درجه و ۱۶ دقیقه و ۳۰ ثانیه عرض شمالی واقع شده است. شهر رشت با داشتن ۴۶ درصد جمعیت کل استان، مرکز و پرجمعیت‌ترین شهر استان گیلان و دوازدهمین شهر پرجمعیت ایران و پرجمعیت‌ترین شهر سه استان ایران در ساحل دریای خزر است. جمعیت شهر رشت از حدود ۲۴۹ هزار نفر در سال ۱۳۷۰ به بیش از ۶۰۰ هزار نفر در سال ۱۳۹۰ افزایش یافته است. نتیجه افزایش جمعیت و مساحت شهر، توسعه فیزیکی شهر و در نتیجه تغییر کاربری اراضی حاشیه شهر و به زیر ساخت و ساز رفتن این اراضی بوده است. بنابراین، شناسایی و شبیه‌سازی توسعه و رشد شهر به منظور مقابله منطقی و صحیح با مشکلات تبعی آن و همچنین طراحی اندیشمندانه و مدبرانه توسعه آتی شهر حائز اهمیت می‌باشد. در این مقاله از تصاویر ماهواره لندست و سنتینل برای تولید نقشه شهری استفاده شده است. همچنین نقشه‌های کاربری تولید شده (شهری و غیر شهری)، مدل رقومی ارتفاعی، نقشه راه‌های رشت، نقشه روستاهای اطراف رشت و همچنین رودخانه‌های رشت برای تولید فاکتورهای مؤثر در توسعه شهری به کار گرفته شدند. آنچه این پژوهش را از پژوهش‌های مشابه متمایز می‌سازد، استفاده از تصاویر سنتینل ۲ می‌باشد که اخیراً توسط آژانس فضایی اروپا ژوئن ۲۰۱۵ به عنوان بخشی از برنامه کوپرنیک به منظور بهبود مأموریت‌های دیده‌بانی زمین و پشتیبانی از خدماتی مانند پایش جنگل‌ها، بررسی تغییرات پوشش زمین و مدیریت بلایای طبیعی در مدار زمین قرار گرفت. با توجه به قابلیت‌های این تصاویر قطعاً شاهد بهبود دقت در پردازش‌های تصویری و نقشه‌های خروجی خواهیم بود. از جمله قابلیت‌های بالای این تصاویر می‌توان به موارد زیر اشاره کرد: تصویربرداری چندطیفی با ۱۳ باند، پوشش جهانی منظم از سطح زمین از مدار ۵۶ درجه جنوبی تا ۸۴ درجه شمالی، بازبینی یک منطقه در فاصله زمانی ۵ روزه با همان زاویه دید، قدرت تفکیک ۱۰، ۲۰ و ۶۰ متر، میدان دید ۲۹۰

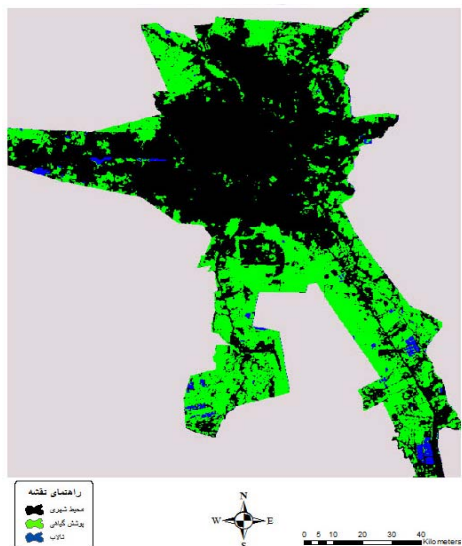
تولید پارامترهای مدل سازی

- پارامتر وابسته

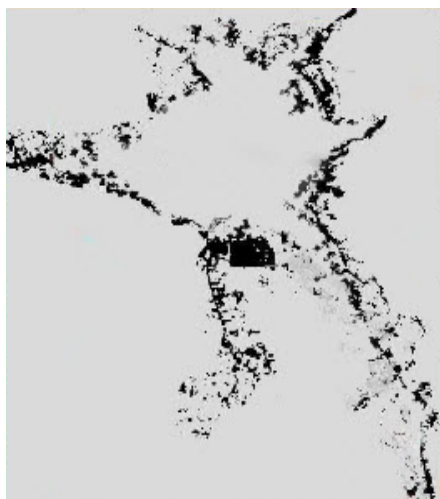
در این تحقیق، مشاهده واقعی رفتار تاریخی بین دو سال ۲۰۰۰ و ۲۰۱۱ ساختمان‌های شهر در نظر گرفته شد. در واقع عمل مدل سازی بر پایه همین رفتار انجام شده و ضرایب تأثیر هر کدام از پارامترهای مستقل به دست آمد. رفتار تاریخی همان ساختمان‌های جدید بوجود آمده بین سال‌های مذکور است. برای تولید این پارامتر، نقشه شهری سال ۲۰۰۰ از نقشه سال ۲۰۱۱ تفریق شده است که در شکل ۴ نمایش داده شده است.

جدول ۳- مساحت نواحی شهری پس از انجام طبقه بندی.

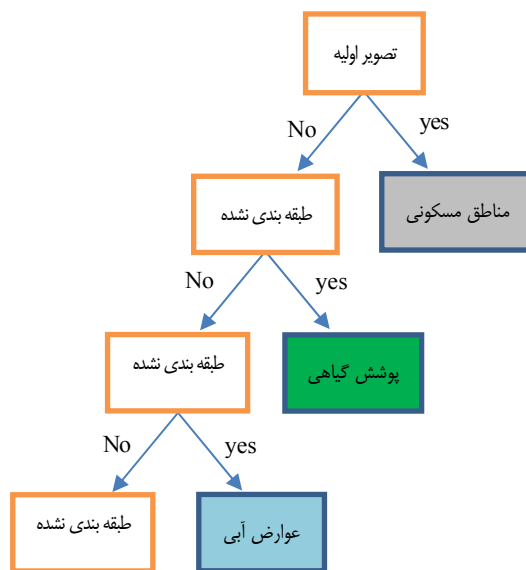
سال	۲۰۰۰	۲۰۱۱	۲۰۱۷
مساحت نواحی شهری (کیلومتر مربع)	۴۲/۴۳۵۹	۵۵/۵۸۱۳	۵۹/۱۳۲



شکل ۳- نقشه نهایی تولید شده از تصویر سنتینل سال ۲۰۱۷.



شکل ۴- ساختمان‌های جدید به وجود آمده بین سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۱۱.



شکل ۲- درخت تصمیم‌گیری جهت ترکیب طبقه بندی.

فرمول‌های وارد شده در درخت تصمیم‌گیری فوق به شرح

زیر است:

Urban: Neural Net (urban) = 1 or NDBI > 0.3

Vegetation: SVM (vegetation) = 1 or SAVI > 0.1

Water: Maximum Likelihood (Water) = 1

اکنون می‌خواهیم اثرات تک پیکسل‌ها را کم کنیم و

نقشه‌های خروجی را پس پردازش نهایی نماییم. بدین منظور برای حذف نویز مناطق شهری از فیلتر اکثریت استفاده شده است. در جدول ۲ مقادیر کاپای سه نقشه کاربری دوره‌های مورد نظر ارائه شده است.

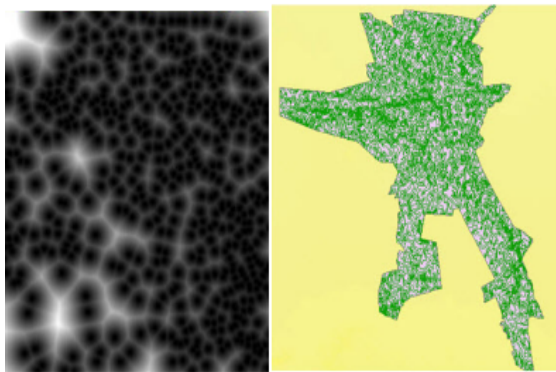
جدول ۲- مقدار کاپای نقشه‌های کاربری حاصل از تصاویر.

نوع تصویر	سال	دقت
لندست TM	۲۰۰۰	۰/۸۸۷۲
لندست ETM+	۲۰۱۱	۰/۸۸۳۰
سنتینل 2B	۲۰۱۷	۰/۹۲۰۸

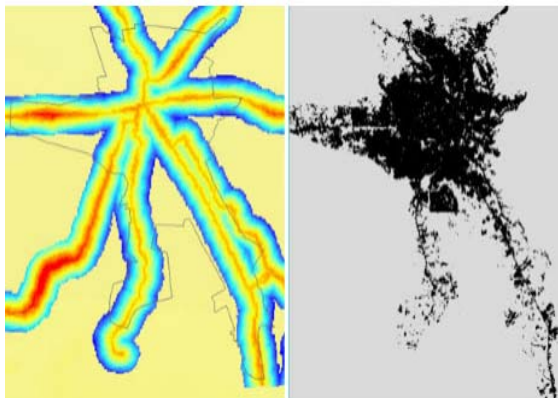
همان‌طور که در جدول فوق دیده می‌شود، دقت کاپای

حاصل از طبقه بندی تصویر ماهواره سنتینل 2B از دو تصویر دوره قبل متعلق به ماهواره لندست از افزایش دقت چشمگیری برخوردار است که نشان دهنده کیفیت بالاتر مکانی و طیفی تصاویر ماهواره سنتینل در مقایسه با تصاویر ماهواره لندست است. همچنین، مساحت‌های نواحی شهری به دست آمده از نتایج طبقه بندی تصاویر در جدول ۳ ارائه شده است. در شکل ۳ نیز نقشه کاربری حاصل از تصویر ماهواره سنتینل 2B سال ۲۰۱۷ شهر رشت به روش درخت تصمیم‌گیری نشان داده شده است.

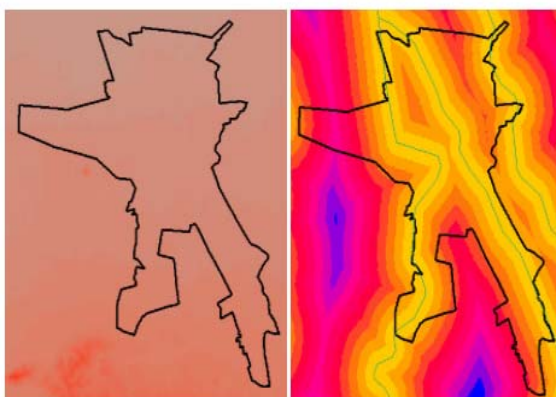
در جدول ۴ مشخصات کلی ساختار شبکه‌های طراحی شده، ارائه شده است. در تمامی مدل‌های ایجاد شده کلیه پارامترهای شبکه ثابت بوده و فقط به منظور دستیابی به بهینه‌ترین مدل، مقدار نرون‌های لایه میانی از ۱ تا ۶ تغییر داده شده است.



(الف) (ب)



(ج) (د)



(ه) (و)

شکل ۵- پارامترهای مستقل موثر در گسترش شهری: (الف) شیب، (ب) فاصله از روستاهای اطراف، (ج) مناطق شهری موجود، (د) فاصله تا راه‌ها، (ه) فاصله از رودخانه، (و) مدل رقومی ارتفاعی.

• پارامترهای مستقل

در این مقاله ۶ پارامتر در سه گروه به عنوان ورودی شبکه عصبی در نظر گرفته شده‌اند. گروه اول پارامترهای توپوگرافی شامل مدل رقومی ارتفاعی و شیب است. این پارامترها با تأثیر عوامل جغرافیایی در فرآیند گسترش شهری در نظر گرفته شده است. دومین گروه پارامترهای فاصله شامل فاصله تا روستاهای اطراف، فاصله تا راه‌ها، فاصله از رودخانه بوده که برای در نظر گرفتن اثرات محیطی و وضعیت شهر انتخاب شدند و با توجه به فاصله هر پیکسل تا عوارض موجود مقادری می‌شوند. در نهایت سومین گروه شامل مناطق مسکونی است. در شکل ۵ نقشه پارامترهای مذکور متعلق به سال ۲۰۱۱ شهر رشت نشان داده شده است.

مدل‌سازی توسعه شهری و ارزیابی نتایج

در ابتدا، شبکه عصبی، با توجه به پارامترهای گسترش شهری (شکل ۵) و رفتار رشد شهری بین سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۱، وزن فاکتورهای مؤثر در توسعه شهر را تعیین می‌نماید. سپس، مدل توسعه شهری با توجه به نقشه سال ۲۰۱۷، مورد ارزیابی و در صورت قابل قبول بودن نتایج مدل برای پیش‌بینی روند توسعه شهری سال ۲۰۲۵ مورد استفاده قرار خواهد گرفت. شایان ذکر است که روند توسعه شهری نسبت به زمان ثابت در نظر گرفته شده است. تمامی مراحل مدل‌سازی در نرم افزار متلب پیاده‌سازی شده است. در ادامه به روند مدل‌سازی رشد شهری و بررسی نتایج پرداخته شده است.

قسمت مهم و قابل توجه در روند آموزش شبکه عصبی جهت مدل‌سازی، طراحی معماری آن است. شبکه عصبی مورد استفاده دارای سه لایه ورودی، پنهان و خروجی است. با توجه به تعداد پارامترهای مستقل، لایه ورودی دارای ۶ نرون است. لایه خروجی دارای یک نرون با ارزش پیکسل بین ۰ و ۱ است که پیکسل‌های با ارزش بیشتر نشان‌دهنده تمایل بیشتر به گسترش است. تعداد نرون‌های لایه پنهان با استفاده از ۵ درصد از کل داده وابسته با توجه به کمترین مقدار RMSE و بیشترین ضریب وابستگی به دست می‌آید. ۵ درصد داده‌های مورد نظر به گونه‌ای انتخاب شده‌اند که نصف آنها دارای مقدار ۱ و نصف دیگر آنها دارای مقدار صفر باشد.

دو شرط برای چرخه شبکه عصبی در نظر گرفته شده است که عبارتند از: (۱) حداکثر تعداد چرخه ۴۰۰ و (۲) مقدار مطلوب RMSE برابر با صفر. پس از معرفی ۶ پارامتر به عنوان ورودی و ۵ درصد از داده مستقل، که ۷۰ درصد آن برای یادگیری و ۳۰ درصد برای تست است، معماری شبکه عصبی به صورت ۶-۱-X-۱ امتحان می‌شود.

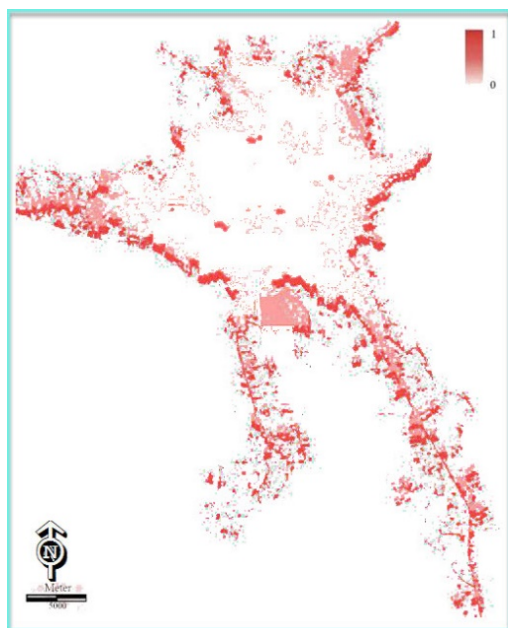
جدول ۴- مشخصات ساختار شبکه‌های عصبی طراحی شده.

نوع شبکه	شعاعی مبنا
تعداد نرون‌های لایه ورودی	۶
تعداد نرون‌های لایه پنهان	[۶-۱]
تعداد نرون‌های لایه خروجی	۱
الگوریتم آموزش	گرادیان نزولی
تابع فعال‌سازی لایه پنهان	تانژانت هیپربولیک
تابع فعال‌سازی لایه خروجی	خطی
تابع اندازه‌گیری خطا	ضریب همبستگی و جذر میانگین مربعات خطا

شکل ۷، نشان‌دهنده نقشه شایستگی پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی برای سال ۲۰۱۷ است. منظور از نقشه شایستگی نقشه‌ای است که در آن پیکسل‌های با ارزش تمایل بیشتری به گسترش و تبدیل شدن به پیکسل شهری را دارند. ارزش پیکسل‌ها در این نقشه بین ۰ و ۱ است. مقدار صفر نشان‌دهنده عدم تمایل به گسترش و مقدار ۱ نشان‌دهنده بیشترین تمایل به گسترش است.

شکل ۸ بیانگر نمودار ROC برای نقشه شایستگی پیش‌بینی شده است. همان‌طور که در این شکل دیده می‌شود، شبکه عصبی شعاع مبنا با ۵ نرون در لایه پنهان توانسته به دقت ۰/۹۱۶۳ از حد آستانه ۱۰۰ دست یابد که این نشان از طراحی و قابلیت اعتماد بالای این سیستم جهت مدل‌سازی توسعه شهری است. در این نمودار True Positive به معنای نسبت پیکسل‌های گسترش یافته صحیح پیش‌بینی شده به مجموع پیکسل‌های گسترش یافته در نقشه مرجع سال ۲۰۱۷ است. همچنین، False Positive به معنای نسبت پیکسل‌های گسترش نیافته در نقشه مرجع و اشتباه پیش‌بینی شده به مجموع کل پیکسل‌های گسترش نیافته در نقشه مرجع است.

میزان تطابق نقشه شهری پیش‌بینی شده با نقشه مرجع سال ۲۰۱۷ مقایسه شده و دقت با جزئیات بیشتری مورد ارزیابی قرار گرفته و برای هر کلاس به صورت جداگانه در جدول ۶ ارائه شده است. همچنین، معیارهای دقت کلی و ضریب کاپا برای نقشه پیش‌بینی شده سال ۲۰۱۷ به ترتیب ۰/۹۱۱۳ و ۰/۸۴۲۲ درصد به دست آمده است. نقشه پیش‌بینی شده مناطق شهری رشت در سال ۲۰۱۷ در شکل ۹ نشان داده شده است.



شکل ۷- نقشه شایستگی پیش‌بینی شده سال ۲۰۱۷.

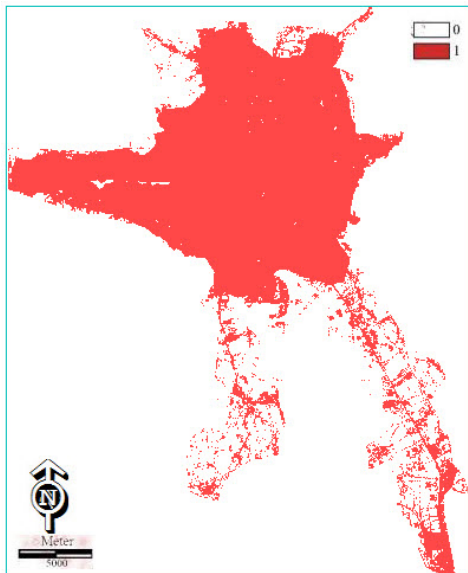
در این قسمت، داده‌های نرم‌افزارهای GIS و ENVI توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی RBF مورد آموزش واقع شده‌اند. معیار انتخاب، شبکه‌ای است که بهترین آموزش را دیده و نتایج قابل قبولی ارائه داده باشد. برای کسب مطلوب‌ترین مدل به ازای هر تعداد نرون، شبکه چندین بار تحت پارامترهای مختلف مورد آموزش و یادگیری قرار گرفته و در نهایت مناسب‌ترین پارامترها که منجر به بهترین پاسخ از سوی شبکه شده‌اند به عنوان مدل نهایی در نظر گرفته شده است. البته، در انتخاب شبکه بهینه باید به وقوع پدیده بیش برآزش نیز دقت داشته باشیم. زیرا، در آزمون‌هایی که خطا به مقدار زیادی به صفر نزدیک شود شبکه تعمیم‌دهی قابل قبولی نخواهد داشت. از این رو، پس از اعمال مجموعه تست به شبکه‌های آموزش داده شده، تعمیم‌دهی شبکه‌ها مورد بررسی قرار گرفته و در نهایت شبکه‌ای که بهترین تعمیم‌دهی را در مجموعه آزمون نشان داده به عنوان شبکه مطلوب انتخاب شده است. نتایج این مدل‌سازی‌ها بر روی مجموعه تست در شکل ۶ و جدول ۵ ارائه شده است. با توجه به این نتایج، شبکه عصبی طراحی شده در این تحقیق با در نظر گرفتن ۵ نرون برای لایه پنهان به بالاترین دقت (کمترین RMSE) و بیشترین ضریب همبستگی خطا می‌رسد. بنابراین، خروجی این شبکه برای ورودی‌های نقشه ۲۰۱۱ به عنوان خروجی نقشه شایستگی سال ۲۰۱۷ در نظر گرفته می‌شود.

جدول ۵- انتخاب بهترین ساختار شبکه عصبی.

تعداد نرون لایه مخفی	مجدور ضریب همبستگی	جذر میانگین مربعات خطا
۱	۰/۸۶	۰/۵۹۸
۲	۰/۹۱	۰/۲۶۳
۳	۰/۹۴	۰/۱۹۱
۴	۰/۹۴	۰/۱۳۸
۵	۰/۹۵	۰/۱۰۵
۶	۰/۹۲	۰/۱۷۸

پیش‌بینی توسعه شهری با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای سنتینل به روش شبکه عصبی

مدل طراحی شده جهت پیش‌بینی توسعه شهری از قابلیت اعتماد قابل قبولی برخوردار بوده و می‌توان از آن جهت پیش‌بینی روند رشد شهری در سال‌های آینده استفاده نمود. در نهایت توسط مدل طراحی شده رشد شهری شهر رشت تا سال ۲۰۲۵ پیش‌بینی شد که در شکل ۱۰ نشان داده شده است. همچنین، افزایش مساحت نیز محاسبه و در جدول ۷ ارائه شده است.



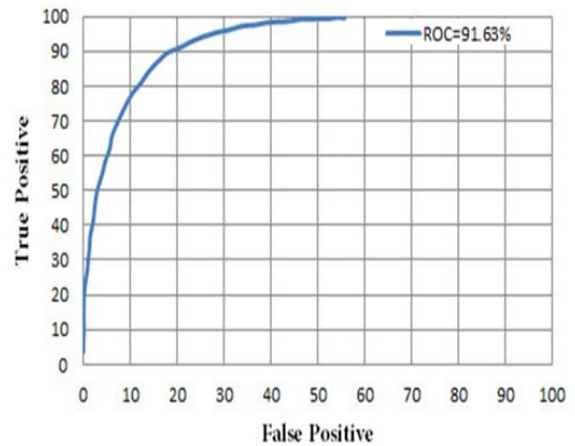
شکل ۱۰- نقشه پیش‌بینی شده برای سال ۲۰۲۵.

جدول ۷- پیش‌بینی مساحت برای سال ۲۰۲۵.

سال	مساحت نواحی شهری
سال ۲۰۲۵	۶۷۹۷/۵۵ هکتار

نتیجه‌گیری

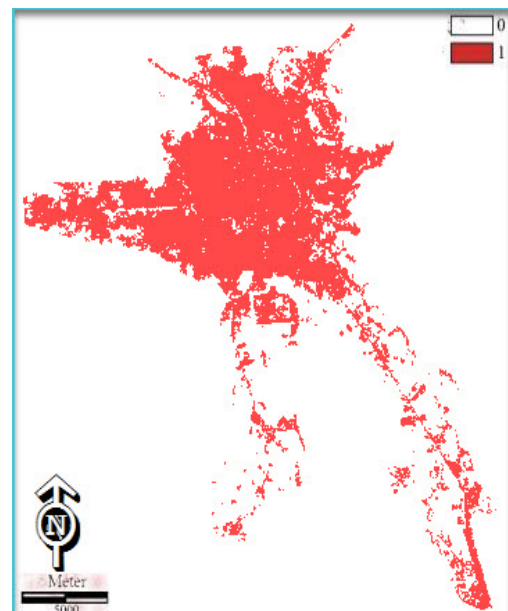
اراضی پیرامون شهرها در صورت توجه یا تهدید، همواره به عنوان یک فرصت، توسعه کالبدی شهرها را با چالش‌های فراوانی روبه‌رو کرده است. با رشد سریع جمعیت شهرنشین، تحولات مربوط به کالبد و فضاهای شهری شتاب آلود می‌شود و این تحولات منجر به پیدایش پدیده گستردگی و تغییر کاربری و تخریب و انهدام فضاهای سبز و اراضی کشاورزی در اطراف شهر می‌شود. در این تحقیق با طبقه‌بندی در نرم‌افزار ENVI و سپس با استفاده از شبکه عصبی شعاع مبنا به کشف تغییرات کاربری اراضی شهر رشت در سال‌های اخیر پرداخته شده است. شهر رشت در فرایند توسعه فیزیکی خود در چند دهه اخیر، رشد سریع و بی برنامه‌ای را پشت سر گذاشته که نتیجه آن، ایجاد و گسترش حاشیه‌نشینی، تخریب محیط زیست، تغییر کاربری اراضی، ساخت و ساز در پهنه‌های نامن و مانند اینها بوده است. براساس نتایج به‌دست آمده، رشد و توسعه شهر رشت همواره مثبت بوده است. به‌طوری‌که مساحت شهر از ۴۲,۴۳۵,۹۰۰



شکل ۸- نمودار ROC.

جدول ۶- ارزیابی خروجی شبکه عصبی جهت پیش‌بینی نقشه کاربری سال ۲۰۱۷.

معیار ارزیابی دقت	نواحی شهری	نواحی فضای سبز	نواحی آبی
مجذور ضریب همبستگی	۰/۶۳	۰/۷۸۱	۰/۸۱۹
جنر میانگین مربعات خطا	۰/۲۴۷۴	۰/۱۸۱۷	۰/۰۹۴۵



شکل ۹- نقشه پیش‌بینی شده سال ۲۰۱۷ توسط شبکه عصبی.

با توجه به نتایج به‌دست آمده از مدل طراحی شده جهت پیش‌بینی رشد شهری توسط تصاویر ماهواره‌ای لندست متعلق به سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۱۱ و ارزیابی آن توسط تصویر سال ۲۰۱۷ ماهواره سنتینل که تصاویری با کیفیت مکانی و طیفی بالاتری نسبت به تصاویر لندست هستند، می‌توان به این نتیجه رسید که

متر مربع در سال ۲۰۰۰ به ۵۹,۱۳۲,۰۰۰ متر مربع در سال ۲۰۱۷ افزایش یافته است. پژوهش حاضر نشان داد که استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی شعاع مبنا در تلفیق با اطلاعات مکانی استخراج شده از تصاویر ماهواره‌ای، امکان تحلیل کارآمد تغییرات کاربری اراضی را فراهم می‌کند. امکانات محدود در استفاده از روش‌های زمینی، استفاده از روش‌های سنجش از دور را به دلیل امکان فراهم ساختن دید وسیع و یکپارچه از مناطق تحت مطالعه، صرفه‌جویی در زمان و دقت بالای اطلاعات حاصله از تصاویر ماهواره‌ای بر سایر روش‌های مطالعاتی ارجحیت بخشیده است. نتایج حاصل از تصاویر ماهواره سنتینل با توجه به دقت ۹۲ درصد کاپا، جواب بهتری در طبقه‌بندی نسبت به سایر تصاویر موجود در تحقیق داشته است. نتایج این مطالعه می‌تواند با توجه به چگونگی تغییرات کاربری اراضی در طول زمان چشم‌انداز مناسبی را برای برنامه‌ریزان جهت مدیریت کاربری اراضی فراهم کند.

مراجع

- [۱] خوشگفتار، م. م. و طالعی، م.، "شبیه‌سازی رشد شهری در تهران با استفاده از مدل CA-Markov"، سنجش از دور و GIS ایران، ۱۳۸۹، دوره ۲، شماره ۶، ۱۳۹۵، صفحات ۱۷-۳۴.
- [۲] قراگزلو، ع.، نوری کرمانی، ع. و کشوری، ز.، "ارزیابی تغییرات کالبدی و تحلیل توسعه شهری با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای با قدرت تفکیک بالا و سامانه‌های RS/GIS (مطالعه موردی منطقه پنج تهران)"، مجله علوم و تکنولوژی محیط زیست، ۱۳۸۸، دوره ۱۱، شماره ۱.
- [۳] فیضی‌زاده، ب. و حاجی میررحیمی، س. م.، "آشکارسازی تغییرات کاربری اراضی با استفاده از روش طبقه‌بندی شی‌گرا"
- (مطالعه موردی: همایش ملی ژئوماتیک، سازمان نقشه برداری کشور، ۱۳۸۷).
- [۴] حقیقی زیدهی، ب.، جباریان امیری، ب. و ابراهیم پور، ر.، "پیش‌بینی رشد مکانی شهرستان لاهیجان با به کارگیری تکنیک سنجش از دور و مدل سلول‌های خودکار-مارکوف"، سومین کنفرانس برنامه‌ریزی و مدیریت محیط زیست، تهران، دانشگاه تهران، ۱۳۹۲.
- [5] Tayyebi, A., Pijanowski, B.C. and Tayyebi, AH. "An urban growth boundary model using neural networks, GIS and radial parameterization: An application to Tehran, Iran," *Landscape and Urban Planning*, Vol. 100, No. 1, 2011, pp. 35-44.
- [۶] پهلوانی، پ. و عسکریان عمران، س.، "مدل‌سازی و پیش‌بینی گسترش شهری براساس شبکه عصبی پیش‌خورانده بهینه شده و فیلتر همسایگی با حدود آستانه مختلف (منطقه مورد مطالعه: تهران)"، نشریه علمی-پژوهشی علوم و فنون نقشه برداری، دوره ۶ شماره ۱، ۱۳۹۵، صفحات ۸۷-۱۰۰.
- [7] Soyoung, P. and et al., "Prediction and comparison of urban growth by land suitability index mapping using GIS and RS in South Korea," *Landscape and urban planning*, Vol. 99, No. 2, 2011, pp. 104-114.
- [8] Izarazo, I., "Urban Land Cover and Land Use Classification Using Hsing High Spatial Resolution Images and Spatial Metrics," *Proceedings of the 2nd Workshop of the EARSEL SIG on Land Use and Land Cover*, 2006, pp. 292-298.
- [9] Jianjun, J., Jie, Z., Hongan, W., Li, A., Hailing, Z., Li, Z., Jun, X. "Land Cover Changes in the Rural-urban Interaction of Xian Region Using Landsat TM/ETM+ Data," *Journal of Geographical Science*, 2005, Vol. 15, No. 4, pp. 423-43.
- [۱۰] فاطمی، س. ب. و رضایی، ی.، مبنای سنجش از دور، ویرایش دوم، نشر آزاده، ۱۳۹۳.
- [11] Wasserman, P. D., *Advanced Methods in Neural Computing*, 1st Ed., John Wiley & Sons, 1993.