

مدل سازی و پیش بینی گسترش شهری بر اساس شبکه عصبی پیش خورنده بهینه شده و فیلتر همسایگی با حدود آستانه مختلف؛ منطقه مورد مطالعه: شهر تهران

پرهام پهلوانی^{۱*}، حسین اسکریان عمران^۲

^۱ استادیار دانشکده مهندسی نقشه برداری و اطلاعات مکانی - پردیس دانشکده های فنی - دانشگاه تهران
pahlavani@ut.ac.ir

^۲ دانشجوی کارشناسی ارشد سیستم های اطلاعات مکانی - دانشکده مهندسی نقشه برداری و اطلاعات مکانی - پردیس
دانشکده های فنی - دانشگاه تهران
hosein.askarian@ut.ac.ir

(تاریخ دریافت بهمن ۱۳۹۴، تاریخ تصویب اردیبهشت ۱۳۹۵)

چکیده

با توجه به افزایش روز افزون جمعیت و سرعت بالای آن و تاثیر آن در رشد شهری، مطالعه، بررسی، و پیش بینی رشد شهری از موضوعات مهم جامعه امروزی محسوب می گردد. لذا، هدف اصلی این مقاله بررسی و نمایش رشد شهری در سال های اخیر و پیش بینی آن برای سال های آینده می باشد. به این منظور، در این تحقیق، از ترکیب روش شبکه عصبی پیش خورنده با فیلترهای همسایگی استفاده شده است. در این مقاله تنها رشد کاربری ساختمانی به عنوان رشد شهری در نظر گرفته شده است. تصاویر ماهواره لندست در سال های ۱۹۹۴، ۲۰۰۴، و ۲۰۱۴ برای تولید نقشه شهر (ساختمانی و غیر ساختمانی) بکار گرفته شدند. برای طبقه بندی تصاویر و استخراج نقشه از روش ماشین بردار پشتیبان استفاده شد. برای مدل سازی رشد شهری، شبکه عصبی پیش خورنده پیشنهادی در ۲ مرحله اجرا شد؛ (۱) برای یادگیری و تعیین وزن ها با استفاده از نقشه سال های ۱۹۹۴ و ۲۰۰۴، و (۲) به صورت رو به جلو برای پیش بینی نقشه شایستگی برای سال ۲۰۱۴. به منظور پیش بینی نقشه شایستگی با دقت بالا، معماری شبکه عصبی با توجه به کمترین RMSE تعیین گردید. سپس نقشه شایستگی پیش بینی شده با فیلترهای مختلف همسایگی ترکیب و نقشه سال ۲۰۱۴ پیش بینی گردید. دقت روش در دو مرحله تعیین شد. ابتدا دقت نقشه شایستگی پیش بینی شده با استفاده از روش ROC بررسی گشت که دقت حاصل برابر ۹۲/۴۶ درصد بدست آمد. سپس در مرحله دوم میزان تطابق نقشه شهری پیش بینی شده با نقشه مرجع سال ۲۰۱۴ با استفاده از ماتریس مقایسه و با معیارهای دقت کلی و ضریب کاپا به ترتیب ۹۲/۲۲ و ۸۲/۳۱ درصد بدست آمد. در نهایت روش ارائه شده برای پیش بینی نقشه شهری سال ۲۰۲۴ به کار گرفته شد که نتایج حاکی از رشد بی رویه شهر در غرب و جنوب غربی منطقه می باشد.

واژگان کلیدی: شبکه عصبی پیش خورنده، فیلتر همسایگی، گسترش شهری، ROC

۱- مقدمه

مطالعه و بررسی بر روی رشد شهری و مدل‌سازی آن در سال‌های اخیر مورد توجه مسئولان و آکادمی‌های عمرانی قرار گرفته است. به طوری که مدل‌سازی به عنوان ابزار مناسبی برای برنامه‌ریزی‌های کلان در نظر گرفته می‌شود [۱]. هدف اصلی در مدل‌سازی، بیان روابط بین اجزای مختلف سیستم شهری در مقیاس کوچک‌تر با استفاده از ابزار ریاضی می‌باشد [۲]. تولید و پیش‌بینی نقشه شهری، بدست آوردن عواقب و پیامدهای توسعه، تلفیق آینده‌نگری‌های مختلف، پیش‌بینی و طراحی الگوی مناسب برای آینده شهر، تعیین عوامل الگوی مشاهده شده و تسهیل راه رسیدن به توسعه پایدار از نتایج و کاربردهای مدل‌سازی و مطالعه و بررسی رشد شهری می‌باشند [۳].

با توجه مشکلات موجود در استان تهران هدف اصلی این مقاله مطالعه و بررسی رشد شهری (به صورت دو متغیره؛ شهری و غیر شهری) و پیش‌بینی رشد شهری برای سال‌های آینده می‌باشد. در این راستا، در این تحقیق، در انتخاب عوامل تاثیرگذار در رشد شهری با فرض محلی بودن عوامل؛ فاکتورهای فاصله تا مناطق ساختمانی موجود، فاصله تا مناطق جدید بوجود آمده بین سال‌های ۱۹۹۴ تا ۲۰۰۴، فاصله تا روستاها، فاصله تا راه‌های اصلی، مدل رقومی ارتفاعی، شیب، فاصله تا مرز پارک‌ها، فاصله تا مرز زمین‌های کشاورزی، تراکم جمعیت و تعداد پیکسل‌های شهری موجود در همسایگی 3×3 در نظر گرفته شد.

اهمیت موضوع توسعه شهری باعث شده که تحقیقات متنوعی در این حوزه انجام پذیرد. در [۴] توسعه شهری و تغییرات کاربری اراضی برای شهر شیجیاژونگ چین مورد بررسی قرار گرفت و نرخ رشد شهری برای سال‌های مختلف استخراج شد. در [۵]، Asad Ali Khan و همکاران، رابطه بین افزایش جمعیت با رشد شهری و تغییرات کاربری اراضی را برای شهر باهوالپور پاکستان بدست آوردند. نتایج حاصل از این مقاله حاکی از تبدیل شدن این شهر به یکی از شهرهای بزرگ پاکستان در سال‌های آینده می‌باشد. امین طیبی [۶] در سال ۲۰۱۰ با استفاده از روش رگرسیون منطقی^۱ توسعه شهری شهر شیراز را برای سال ۲۰۱۲ پیش‌بینی و میزان تاثیر فاکتورهای موثر در توسعه شهری را بدست آورد که

نتایج نشان دادند که فاکتور فاصله تا ساختمان‌های موجود بیشترین تاثیر مثبت را در فرآیند توسعه شهری شهر شیراز دارد. Batty و همکاران [۷] برای اولین بار روش سلولار اتوماتا^۲ را در مدل‌سازی توسعه شهری به کار بردند. در این مقاله کاربرد سلولار اتوماتا را ابتدا به صورت کلی و سپس به صورت کاربردی در پیش‌بینی توسعه شهری توضیح دادند. سپس با اجرای آن برای دو منطقه مطالعاتی کارایی آن را اثبات نمودند. در تحقیقات زیادی از روش سلولار اتوماتا برای مدل‌سازی توسعه شهری استفاده شده است. زارعی و آل شیخ [۸] رشد شهری را برای شهر شیراز با ترکیب سلولار اتوماتا و الگوریتم ژنتیک^۳ مدل‌سازی نمودند. White و Engelen [۹] با استفاده از روش سلولار اتوماتا، تغییر کاربری را برای ۴ شهر آمریکا مدل‌سازی نمودند. صادق دژخم و همکاران [۱۰] از مدل SLEUTH^۴ برای مدل‌سازی توسعه شهری در شهر رشت استفاده کردند. هدف اصلی این مقاله بیان رشد شهری در ابعاد مختلف و تعیین رابطه آن با افزایش جمعیت و مدل‌سازی برای پیش‌بینی رشد آینده شهر بوده است. Chaudhuri و Clarke [۱۱] در تحقیق دیگری کارایی مدل SLEUTH را به صورت چند زمانه بررسی نمودند. نتایج این تحقیق حاکی از آن بودند که کاهش دقت نقشه‌های پیش‌بینی شده توسط مدل علاوه بر خود مدل به تاریخ شهر و عدم قطعیت^۵ در داده‌های ورودی و دقت نقشه‌های مرجع نیز بستگی دارد. محمدی و دلاور [۲] رشد شهری شهر سنج را با استفاده از دو روش رگرسیون منطقی و شبکه عصبی مصنوعی^۶ مدل‌سازی نمودند. نتیجه حاصل از آن مقاله حصول دقت بیشتر در مدل‌سازی با استفاده از روش رگرسیون منطقی در مقابل شبکه عصبی مصنوعی بوده است. در ادامه در بخش ۲، شبکه عصبی پیش‌خورانده^۷ پیشنهادی معرفی شده است. در بخش ۳، روش‌های بررسی دقت نقشه‌های پیش‌بینی شده گفته شده است. در بخش ۴، منطقه مطالعاتی و پیش‌پردازش‌های انجام شده بر روی داده‌ها تشریح گشته است. در بخش ۵، نتایج بدست آمده ارائه و ارزیابی شده و در نهایت در بخش ۶، نتیجه‌گیری و پیش‌بینی و پیشنهادها برای تحقیقات آتی آورده شده است.

^۲ Cellular Automata

^۳ Genetic Algorithm

^۴ Slope, Land-use, Exclusion, Urban, Transportation, Hillshade

^۵ Uncertainty

^۶ Artificial Neural Network

^۷ Feed-forward

^۱ Logistic Regression

۲- شبکه عصبی پیش خورنده

امروزه شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان نسل جدیدی از سیستم‌های پردازش اطلاعات بسیار مورد توجه کارشناسان قرار گرفته‌اند. یک شبکه عصبی دارای قابلیت‌هایی نظیر یادگیری، توانایی تعمیم، فیلتر نمودن نویز و پردازش موازی می‌باشد. به طور ساختاری شبکه عصبی حاوی یک لایه ورودی، یک یا چند لایه میانی و یک لایه خروجی می‌باشد. انواع مختلف شبکه‌های عصبی با توجه به نوع ارتباط میان نرون‌ها، نوع الگوریتم یادگیری شبکه و نوع تابع محرک تعیین می‌شود. با توجه به اینکه شبکه‌های عصبی مجموعه‌ای از نرون‌های بهم متصل هستند، بنابراین دارای معماری‌های متفاوت می‌باشند و به طور کلی به دو گروه پیش‌خورنده و بازگشت‌کننده^۱ تقسیم می‌شوند [۱۲-۱۴]. شبکه‌های پیش‌خورنده محاسبات رو به جلو داشته و بازگشت ندارند اما در شبکه‌های بازگشت‌کننده خروجی هر نرون می‌تواند به لایه قبلی، خودش و یا لایه بعدی رود [۱۲]. یکی از پارامترهای مهم در تعیین ویژگی یک شبکه عصبی تعیین شیوه یادگیری است. در این راستا شیوه یادگیری پارامتر و شیوه یادگیری ساختار مطرح می‌باشند [۱۲]. در شیوه یادگیری پارامتر که مد نظر این تحقیق می‌باشد به به‌روزرسانی وزن‌های اتصالی شبکه و در شیوه یادگیری ساختار به تغییر در ساختار شبکه شامل تعداد نقاط و انواع اتصالات آن‌ها پرداخته می‌شود. عموماً به سه شیوه نظارت نشده، تقویتی و نظارت شده می‌توان یادگیری را انجام داد [۱۲].

شبکه عصبی پیش‌خورنده از تعدادی نرون تشکیل شده است که مجموعه ورودی را به خروجی ربط می‌دهند. از مزیت‌های این روش می‌توان به دقت بالا و توانایی حل مسائل خطی و غیر خطی و عدم حساسیت به نویز و خطا در داده‌ها اشاره نمود [۱۵]. لایه ورودی، لایه پنهان و لایه خروجی (شکل ۱)، لایه‌های یک شبکه عصبی پیش‌خورنده را تشکیل می‌دهند. در این نوع از شبکه‌های عصبی، بردار ورودی به نرون‌های ورودی اعمال شده و تاثیراتش از طریق لایه پنهان به لایه خروجی انتشار می‌یابد. وقتی مقادیر ورودی با اعمال ماتریس وزن w وزن دار شدند، مقادیر وزن دار توسط توابع تحریک (f) مقدار واقعی خروجی نرون را به خود می‌گیرند. روابط ۱ و ۲ بیانگر رابطه میان لایه‌های مختلف می‌باشد.

$$O_j = f\left(\sum_i O_i W_{i,j} - b_j\right) \quad (1)$$

$$O_k = f\left(\sum_j O_j W_{j,k} - b_k\right) \quad (2)$$

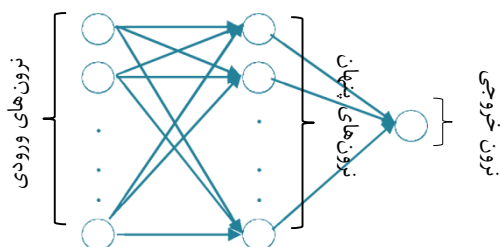
که O_i ، O_j و O_k به ترتیب نشان‌دهنده نرون‌های لایه ورودی، پنهان و خروجی می‌باشند. $W_{i,j}$ بیانگر وزن بین نرون i از لایه ورودی و نرون j از لایه پنهان می‌باشد. $W_{j,k}$ بیانگر وزن بین نرون j از لایه پنهان و نرون k از لایه خروجی می‌باشد. b نشان‌دهنده بایاس و f بیانگر تابع انتقال می‌باشند.

در این تحقیق، از توابع تانژانت هایپربولیک سیگموئید (رابطه ۳) و خطی (رابطه ۴) به ترتیب برای انتقال بین لایه‌های ورودی - پنهان و پنهان - خروجی استفاده شده است [۱۲].

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

$$f(x) = x \quad (4)$$

روش مورد استفاده برای تعیین و تصحیح وزن‌های بین نرون‌های مختلف در این مقاله روش پس‌انتشار^۲ (گرادیان نزولی) [۱۱] می‌باشد.



شکل ۱- نمونه‌ای از ساختار شبکه عصبی

این روش ابتدا به صورت تصادفی برای هر نرون، وزنی در نظر می‌گیرد. سپس خروجی مدل مشاهده شده را با مشاهده واقعی مقایسه کرده و خطای مدل را بدست می‌آورد. در این روش، بردار مشاهده واقعی به عنوان ناظر در نظر گرفته شده و مقدار خروجی شبکه در طول فرآیند یادگیری به بردار مشاهده واقعی نزدیک می‌شود [۱۶]. در واقع این روش در دو مسیر رفت و برگشت عمل می‌کند [۱۲]:

^۲ Back Propagation

^۱ Recurrent

۱- در مسیر رفت پس از معرفی بردار ورودی برای هر نرون یک وزن به صورت تصادفی در نظر گرفته می‌شود و توابع تحریک روی تک تک نرون‌های هر لایه اعمال می‌شود. در طول این مسیر پارامترهای روابط ثابت باقی می‌مانند. این مسیر با روابط ۱ و ۲ بیان می‌شود.

۲- در مسیر برگشت، بر خلاف مسیر رفت پارامترهای شبکه تغییر و تنظیم می‌شوند. در این مسیر، تغییرات بر اساس بردار خطای حاصل از مقایسه خروجی شبکه و مقدار واقعی برای هر داده آموزشی i انجام می‌گیرد [۱۲].

$$e_i(K) = t_i(K) - O_i(K) \quad (5)$$

که t برابر مقدار مورد انتظار و O مقدار خروجی شبکه و e برابر با خطای لحظه‌ای برای هر نرون در چرخه K می‌باشد. میزان خطای شبکه به صورت زیر محاسبه می‌گردد [۱۱].

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (t_i(K) - O_i(K))^2}{n}} \quad (6)$$

که n تعداد داده‌های آموزشی شبکه می‌باشد. نحوه اعمال خطا در مسیر برگشت و تنظیم مجدد وزن‌ها و بایاس به صورت زیر است [۱۲]:

$$W_n(K+1) = W_n(K) - a \times \Delta W_n(K) \quad (7)$$

$$b_n(K+1) = b_n(K) - a \times \Delta b_n(K) \quad (8)$$

$$\Delta W_n(K) = \frac{\partial F(K)}{\partial W_n(K)} \quad (9)$$

$$\Delta b_n(K) = \frac{\partial F(K)}{\partial b_n(K)} \quad (10)$$

که a نرخ یادگیری می‌باشد. این چرخه تا جایی ادامه می‌یابد که یکی از شرط‌های توقف ارضا شود: یا آخرین چرخه مورد نظر حاصل شود و یا میزان خطای شبکه (رابطه ۶) از حد قابل قبول کمتر شود.

در این مقاله از شبکه عصبی سه لایه، برای تلفیق فاکتورهای موثر در گسترش شهری و پیش‌بینی نقشه احتمال گسترش استفاده شده است. تعداد نرون‌های لایه ورودی شبکه عصبی با توجه به تعداد فاکتورهای موثر (شکل ۵) در گسترش شهری تعیین می‌گردند. 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 گردید (شکل ۶).

۳- بررسی دقت نقشه‌های پیش‌بینی شده

برای بررسی دقت نقشه‌های پیش‌بینی شده از مقایسه آنها با نقشه واقعی سال ۲۰۱۴ با دو معیار ضریب کاپا و دقت کلی استفاده شده است.

۳-۱- ضریب کاپا و دقت کلی

ضریب کاپا در واقع درصد موفقیت یک مدل را با در نظر گرفتن حالت تصادفی بیان می‌کند. این روش نه تنها از تعداد سلول‌هایی که مدل، شبیه‌سازی آنها را به درستی انجام داده استفاده می‌کند بلکه از تعداد سلول‌هایی که مدل، شبیه‌سازی آنها را به درستی انجام نداده نیز استفاده می‌نماید. ضریب کاپا و دقت کلی از عناصر ماتریس مقایسه (جدول ۱) و با استفاده از رابطه زیر بدست می‌آید.

$$\text{Kappa index} = \frac{\sum_{i=1}^c P_{ii} - \sum_{i=1}^c P_{iT} \cdot P_{Ti}}{1 - \sum_{i=1}^c P_{iT} \cdot P_{Ti}} \quad (11)$$

$$\text{Overall Accuracy} = \sum_{i=1}^c P_{ii} \quad (12)$$

که $i=1, \dots, c$ نشان‌دهنده کاربری‌های موجود در منطقه و P_{ii} نشان‌دهنده پیکسل‌هایی از کاربری i در واقعیت بوده که در مدل شبیه‌سازی شده نیز در کاربری i می‌باشند و P_{ij} نشان‌دهنده پیکسل‌هایی از کاربری i در واقعیت بوده که در مدل شبیه‌سازی شده در کاربری j قرار گرفته‌اند و P_{iT} نشان‌دهنده مجموع پیکسل‌های کلاس i در واقعیت بوده و P_{Ti} نشان‌دهنده مجموع پیکسل‌های کلاس i در مدل شبیه‌سازی شده است.

جدول ۱- ماتریس مقایسه

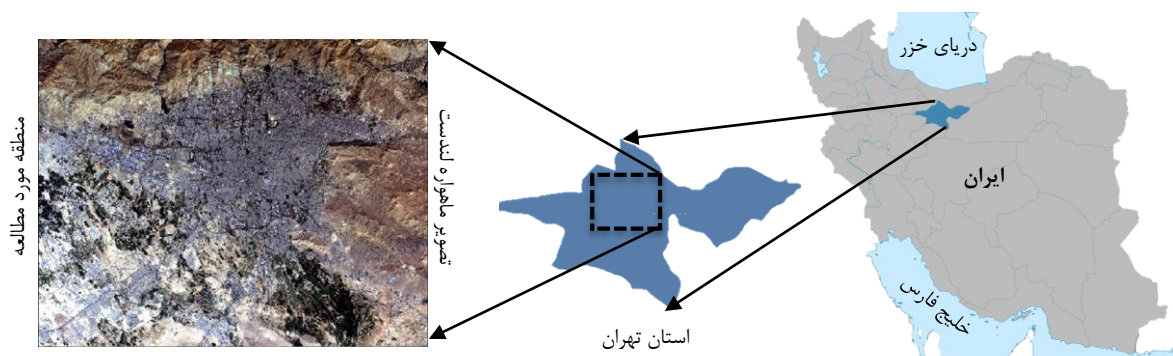
نقشه واقعی		نقشه پیش‌بینی شده	
	شهری	غیر شهری	مجموع
شهری	P_{11}	P_{12}	P_{1T}
غیر شهری	P_{21}	P_{22}	P_{2T}
مجموع	P_{T1}	P_{T2}	1

تهران به عنوان پایتخت ایران به عنوان پرجمعیت‌ترین شهر این کشور محسوب می‌شود. این شهر در ۳۵ درجه و ۴۵ دقیقه شمالی و ۵۱ درجه و ۳۰ دقیقه شرقی قرار دارد. تراکم جمعیت در تهران بیش از ۱۱۰۰۰ نفر در هر کیلومتر مربع است و این جمعیت روز به روز در حال افزایش می‌باشد. طبق آمار سال ۲۰۱۱ [۱۷]، جمعیت شهر تهران بالغ بر ۸،۱۵۴ میلیون نفر بوده است. در این مقاله مساحتی حدود ۱۷۹۷ کیلومتر مربع به عنوان منطقه مورد مطالعه در نظر گرفته شده است. در این منطقه کاربری‌هایی نظیر کاربری ساختمانی، زمین‌های کشاورزی، پارک‌ها و درختان، زمین‌های بایر، راه‌ها، مناطق نظامی و مناطق آبی موجود می‌باشد (شکل ۲).

ضریب کاپا و دقت کلی عددی بین ۰ تا ۱ می‌باشند که با توجه به تحقیقات قبلی ضریب کاپا کمتر از ۰/۴ بیانگر ضعف مدل و بالاتر از ۰/۸ بیانگر توان مدل در شبیه‌سازی می‌باشد [۱۷].

۴- منطقه مطالعاتی و داده‌های مورد استفاده

شرایط اقتصادی و سیاسی ویژه شهر تهران باعث هجوم جمعیت و مهاجرت به این شهر در سال‌های اخیر شده است که باعث بوجود آمدن مشکلات زیادی در شهر شده است. لذا در راستای تامین ابزار مورد نیاز برای برنامه‌ریزی و مدیریت شهری، در این مقاله مدل پیشنهادی را برای این شهر پیاده‌سازی نمودیم. شهر



شکل ۲- منطقه مورد مطالعه

نقشه‌های کاربری تولید شده (شهری و غیر شهری)، مدل رقومی ارتفاعی، نقشه راه‌های تهران، داده جمعیت تهران، نقشه روستاهای اطراف تهران برای تولید فاکتورهای موثر در توسعه شهری بکار برده شدند.

با توجه به شکل ۲ منطقه مورد مطالعه شامل شهرهای تهران، اسلامشهر، شهر قدس و شهریار می‌باشد. داده مورد استفاده در این پژوهش در جدول ۲ نشان داده شده است. در این مقاله از تصاویر ماهواره لندست برای تولید نقشه شهری استفاده شده است. همچنین

جدول ۲- داده‌های مورد استفاده و خصوصیات آنها

داده	تاریخ اخذ	نوع داده	دقت مکانی داده	منبع
تصاویر سنجنده‌های TM و ETM+ ماهواره لندست	۲۰۱۴، ۲۰۰۴، ۱۹۹۴	رستر	۳۰ متر	USGS
راه‌های تهران	۲۰۰۴، ۱۹۹۴	برداری	تبدیل به رستر ۳۰ متری	NCC
مدل رقومی ارتفاعی	۱۹۹۴	رستر	۳۰ متر	
جمعیت تهران	۲۰۱۴، ۲۰۰۴، ۱۹۹۴	برداری	تبدیل به رستر ۳۰ متری	SCI
نقشه روستاهای اطراف تهران	۲۰۱۴، ۲۰۰۴، ۱۹۹۴	برداری	تبدیل به رستر ۳۰ متری	NCC

۵- مدل‌سازی و نتایج

- ۱- پیش پردازش‌های لازم و تهیه داده‌های مورد نیاز از داده‌های خام برای انجام مدل‌سازی
- ۲- مدل‌سازی و بررسی دقت مدل ارائه شده و پیش‌بینی گسترش شهری

این بخش در دو قسمت شرح داده خواهد شد:

۵-۱- پیش‌پردازش

این بخش شامل سه قسمت تولید نقشه‌های کاربری اراضی، تولید پارامتر وابسته و انتخاب پارامترهای مستقل می‌باشد.

۵-۱-۱- تولید نقشه‌های کاربری اراضی

برای استخراج نقشه کاربری اراضی از طبقه‌بندی تصاویر ماهواره لندست در سال‌های ۱۹۹۴ و ۲۰۰۴ و ۲۰۱۴ استفاده شد. برای انطباق تصاویر با واقعیت زمینی عمل تصحیح هندسی بر روی تصاویر انجام شد. برای این منظور از معادله‌ی چندجمله‌ای درجه اول و عمل بازنمونه‌گیری تصویر با استفاده از روش نزدیک‌ترین همسایه استفاده گردید. طبقه‌بندی تصاویر با استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان^۱ در نرم‌افزار ENVI صورت گرفت (شکل ۳). طبقه‌بندی تصاویر با استفاده از کرنل RBF^۲ انجام پذیرفت. دقت کلی طبقه‌بندی با استفاده از مقایسه با نقشه واقعی به ترتیب ۹۱/۶ و ۹۲/۴ و ۹۴/۱ درصد بدست آمد. در این مقاله گسترش کاربری ساختمانی به عنوان گسترش شهری در نظر گرفته شده است.

۵-۱-۲- تولید پارامتر وابسته

شبکه عصبی برای محاسبه میزان خطای شبکه در هر چرخه نیاز به یک پارامتر تحت عنوان مشاهده واقعی دارد. در این مقاله، مشاهده واقعی رفتار تاریخی بین دو سال ۱۹۹۴ و ۲۰۰۴ ساختمان‌های شهر در نظر گرفته شد. در واقع عمل مدل‌سازی بر پایه همین رفتار انجام شده و ضرایب تاثیر هر کدام از پارامترهای مستقل بدست آمد. رفتار تاریخی همان ساختمان‌های جدید بوجود آمده بین سال‌های مذکور می‌باشد. برای تولید این پارامتر، نقشه شهری سال ۱۹۹۴ از نقشه سال ۲۰۰۴ تفریق شده است (شکل ۴).

۵-۱-۳- انتخاب پارامترهای مستقل

در واقع این پارامترها قلب فرآیند مدل‌سازی می‌باشند. به این صورت که در مرحله یادگیری وزن این پارامترها بهینه شده و در مرحله رو به جلو برای پیش‌بینی بکار

گرفته می‌شوند. با توجه به تحقیقات گذشته [۱۹-۲۱] تعداد ۱۲ پارامتر (شکل ۵) در ۵ گروه به عنوان ورودی برای شبکه عصبی در نظر گرفته شده است. این پارامترها به تصویر با اندازه پیکسل برابر با پیکسل نقشه‌های کاربری تبدیل شده‌اند. در این پارامترها هر پیکسل دارای مقداری می‌باشد که نشان‌دهنده میزان ارزش آن پیکسل در پارامتر مورد نظر است. تمامی پارامترها از داده‌های خام موجود (جدول ۲) و با استفاده از جعبه ابزار "Spatial Analyst" در نرم‌افزار ArcGIS تولید شدند.

۱- پارامترهای توپوگرافی: شامل مدل رقومی ارتفاعی و شیب می‌باشد. این پارامترها برای در نظر گرفتن تاثیر عوامل جغرافیایی در فرآیند گسترش شهری انتخاب شده‌اند. پیکسل‌های موجود در این دو پارامتر با توجه به مقدار واقعی ارتفاع و شیب زمین مقداردهی می‌شوند.

۲- پارامتر اجتماعی: شامل جمعیت است. بدون شک این پارامتر یکی از مهمترین و موثرترین پارامترها در گسترش شهری می‌باشد.

۳- پارامترهای فاصله: شامل فاصله تا ساختمان‌های موجود، فاصله تا مناطق جدید بوجود آمده بین سال‌های ۱۹۹۴ تا ۲۰۰۴، فاصله تا راه‌ها، فاصله تا روستاهای اطراف، فاصله تا زمین‌های کشاورزی موجود، فاصله تا درختان و پارک‌های موجود می‌باشد. این پارامترها برای در نظر گرفتن اثرات عوامل محیطی و وضعیت شهر انتخاب گشتند. این پارامترها با توجه به فاصله هر پیکسل تا عوارض موجود مقدار دهی می‌شوند.

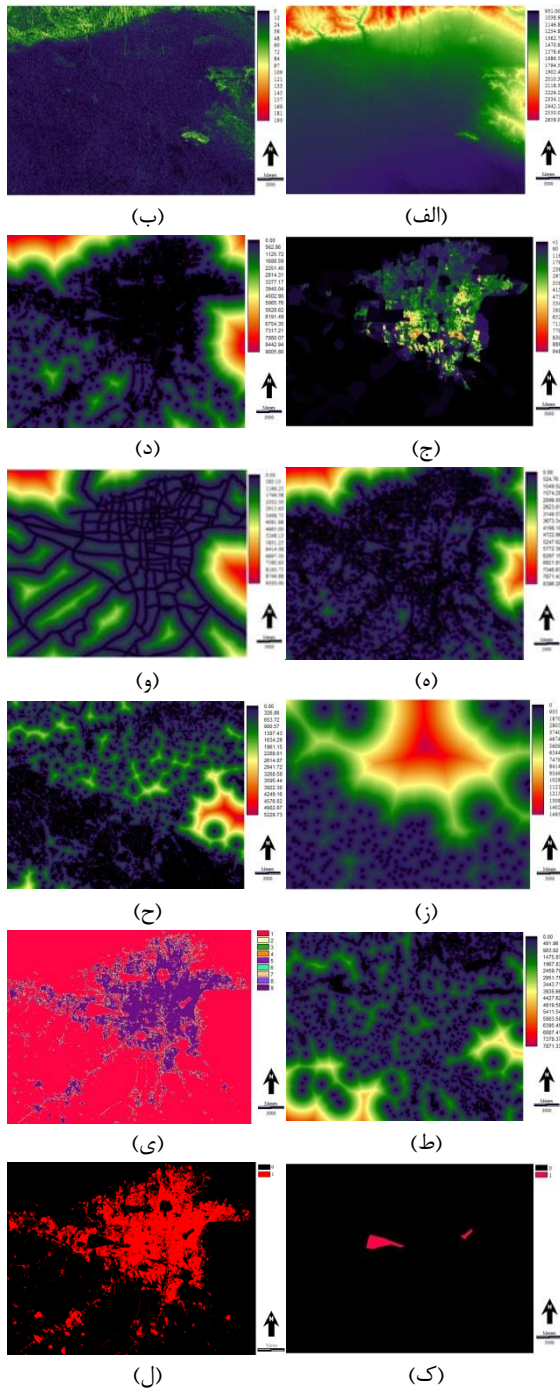
۴- پارامتر همسایگی: شامل تعداد پیکسل‌های شهری موجود در همسایگی 3×3 است. این پارامتر برای تاثیر اثر همسایگی انتخاب شده است. به این صورت که کرنل 3×3 در طول تصویر حرکت کرده و به پیکسل مرکزی مقداری بین ۰ تا ۹ برابر با تعداد پیکسل‌های ساختمانی موجود در آن همسایگی می‌دهد.

۵- نقشه‌های بولین: شامل مناطق غیر قابل گسترش شهری و مناطق شهری موجود است. این پارامترها به صورت ۰ و ۱ می‌باشند که برای تثبیت مناطق موجود و جلوگیری از پیش‌بینی گسترش شهری در این مناطق بکار می‌روند.

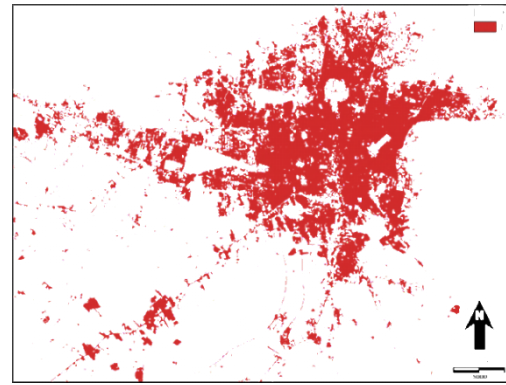
در مجموع، تعداد ۱۲ پارامتر به عنوان پارامترهای موثر در گسترش شهری در نظر گرفته شدند.

^۱ Support Vector Machines

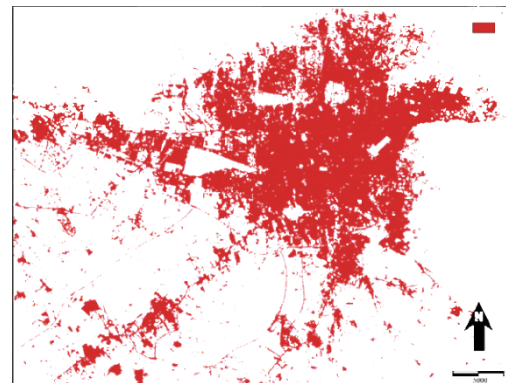
^۲ Radial Basis Function



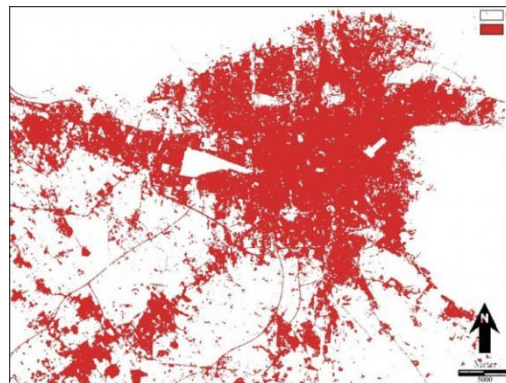
شکل ۵- پارامترهای مستقل موثر در گسترش شهری؛ (الف) مدل رقومی ارتفاعی، (ب) شیب، (ج) جمعیت، (د) فاصله از مناطق ساختمانی موجود، (ه) فاصله تا مناطق جدید بوجود آمده بین سال‌های ۱۹۹۴ تا ۲۰۰۴، (و) فاصله تا راه‌ها، (ز) فاصله تا روستاهای اطراف، (ح) فاصله تا زمین‌های کشاورزی موجود، (ط) فاصله تا درختان و پارک‌های موجود، (ی) تعداد پیکسل‌های ساختمانی در همسایگی ۳×۳، (ک) مناطق غیر قابل گسترش شهری، (ل) مناطق شهری موجود



(الف)

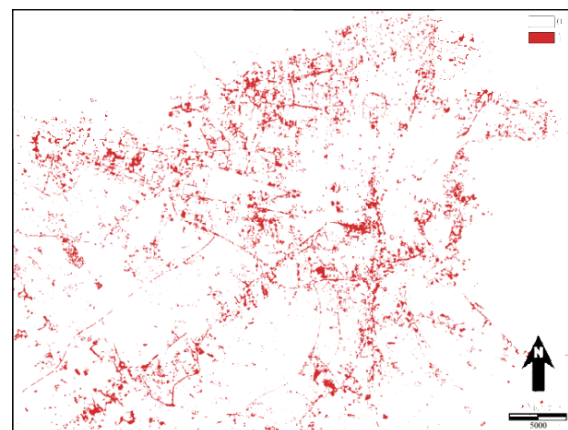


(ب)



(ج)

شکل ۳- نقشه ساختمان‌های شهر در سال‌های (الف) ۱۹۹۴، (ب) ۲۰۰۴، (ج) ۲۰۱۴



شکل ۴- ساختمان‌های جدید بوجود آمده بین سال‌های ۱۹۹۴ و ۲۰۰۴

۵-۲- مدل‌سازی و بررسی دقت مدل ارائه شده و پیش‌بینی گسترش شهری

در این تحقیق، پیش‌بینی گسترش شهری در دو مرحله انجام شده است:

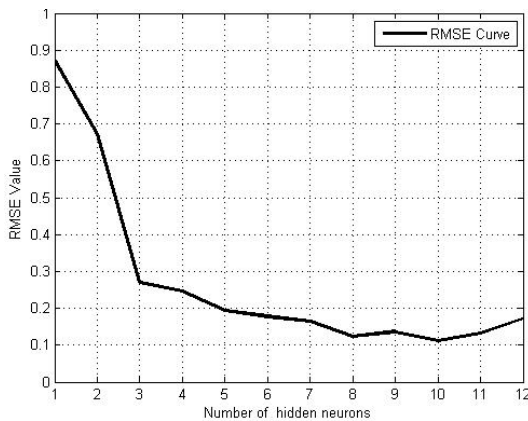
۱- یافتن مساحت قابل گسترش (تعداد پیکسل‌های تغییر پذیر).

۲- مشخص نمودن مساحت مورد نظر در منطقه مورد مطالعه (یافتن موقعیت تعداد پیکسل‌های پیش‌بینی شده در مرحله قبل).

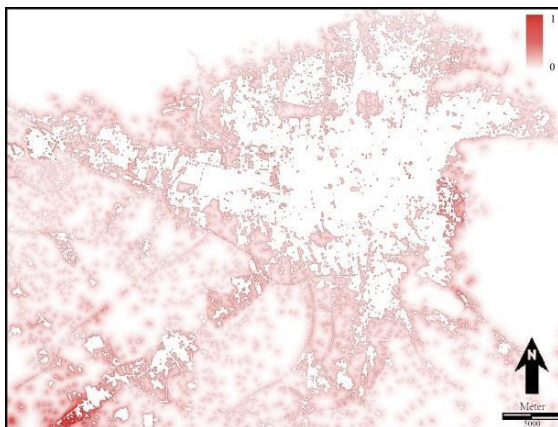
با فرض اینکه سرعت رشد شهری ثابت می‌باشد و با در نظر گرفتن فاصله ۱۰ ساله تصاویر ماهواره‌ای، تعداد پیکسل‌های قابل گسترش برابر با ۱۳۷۵۶۹ می‌باشد. برای حل مسئله دوم باید روشی بهینه ارائه گردد که این تعداد پیکسل را در منطقه مورد مطالعه مشخص کند. لذا برای این کار از ترکیب روش شبکه عصبی و همسایگی استفاده نموده‌ایم. در ابتدا شبکه عصبی با توجه به پارامترهای گسترش شهری (شکل ۵) و رفتار رشد شهری بین سال‌های ۱۹۹۴ تا ۲۰۰۴ نقشه احتمال گسترش را پیش‌بینی می‌کند. سپس با استفاده از فیلترهای همسایگی تعداد پیکسل‌های تغییر‌پذیر و نقشه شایستگی پیش‌بینی شده با هم ترکیب و نقشه نهایی تولید می‌شود. تمامی مراحل مدل‌سازی انجام گرفته در نرم‌افزار متلب پیاده‌سازی شده است.

شبکه عصبی روشی قدرتمند در داده‌کاوی محسوب می‌شود. این روش قادر به حل مسائل خطی و غیر خطی می‌باشد. مزیت این روش در مقابل روش‌های دیگر نظیر رگرسیون منطقی امکان طراحی و بهینه‌سازی شبکه عصبی (تعداد لایه‌ها، تعداد نرون‌ها، نوع ارتباط بین نرون‌ها و لایه‌ها) و توانایی بالای حل مسائل پیچیده می‌باشد. در این مقاله، برای مدل‌سازی گسترش شهری از این روش استفاده شده است. مهمترین بخش استفاده از شبکه عصبی برای مدل‌سازی، طراحی معماری آن می‌باشد. شبکه عصبی استفاده شده دارای ۳ لایه ورودی، پنهان و خروجی می‌باشد. با توجه به تعداد پارامترهای مستقل، لایه ورودی دارای ۱۲ نرون می‌باشد. لایه خروجی دارای یک نرون با ارزش پیکسل بین ۰ و ۱ است که پیکسل‌های با ارزش بیشتر نشان‌دهنده تمایل بیشتر به گسترش می‌باشند. تعداد نرون‌های لایه پنهان با استفاده

از ۵ درصد از کل داده وابسته با توجه به کمترین مقدار RMSE 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 باشند. برای توقف چرخه شبکه عصبی از دو شرط استفاده شده است: (۱) حداکثر تعداد چرخه ۱۰۰۰ و (۲) مقدار مطلوب RMSE برابر با صفر در نظر گرفته شده است. پس از معرفی ۱۲ پارامتر به عنوان ورودی و ۵ درصد از داده مستقل که ۷۰ درصد آن برای یادگیری و ۳۰ درصد برای تست می‌باشد، معماری شبکه عصبی به صورت ۱۲-۱-x-۱ امتحان می‌شود. معماری با مقدار RMSE کمتر به عنوان معماری مورد نظر انتخاب می‌شود. با توجه به شکل ۶ شبکه عصبی طراحی شده در این مقاله با در نظر گرفتن ۱۰ نرون برای لایه پنهان به بالاترین دقت (کمترین RMSE) می‌رسد. لذا خروجی این شبکه به عنوان خروجی مدل (نقشه شایستگی) در نظر گرفته می‌شود (شکل ۷).



شکل ۶- مقادیر مختلف RMSE برای معماری‌های مختلف



شکل ۷- نقشه شایستگی پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی با

معماری ۱۲-۱۰-۱

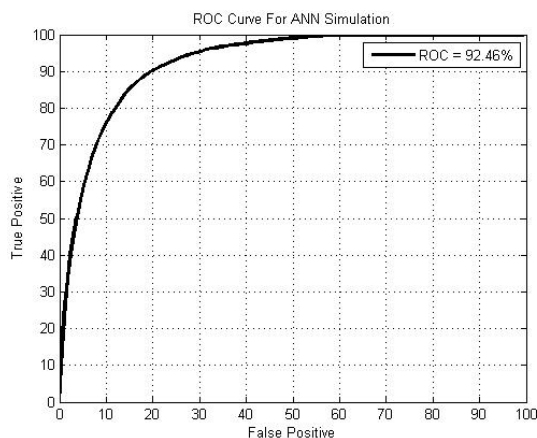
$$False\ Positive\ \% = \frac{B}{B + D} \quad (13)$$

$$True\ Positive\ \% = \frac{A}{A + C} \quad (14)$$

که A بیانگر تعداد پیکسل‌هایی است که در نقشه پیش‌بینی شده گسترش یافته و در نقشه مرجع نیز گسترش یافته است، B بیانگر تعداد پیکسل‌هایی است که توسط مدل گسترش یافته ولی در نقشه مرجع گسترش نیافته است، C بیانگر تعداد پیکسل‌هایی است که در مدل گسترش نیافته ولی در نقشه مرجع گسترش یافته است و D بیانگر تعداد پیکسل‌هایی است که توسط مدل گسترش نیافته و در نقشه مرجع هم گسترش نیافته است. بنابراین هرچه تعداد پیکسل‌های B و C کمتر باشد، دقت مدل - سازی بیشتر است.

جدول ۳- جدول سازگاری

مجموع	گسترش نیافته	گسترش یافته	نقشه نقشه مرجع شایستگی
A+B	B	A	گسترش یافته
C+D	D	C	گسترش نیافته
A+B+C+D	B+D	A+C	مجموع



شکل ۸- نمودار ROC

دقت نقشه احتمال پیش‌بینی شده با استفاده از ۱۰۰ حد آستانه برابر ۹۲/۴۶ درصد بدست آمد که نشان‌دهنده عملکرد دقیق شبکه عصبی پیش‌خورانده پیشنهاد شده در این تحقیق در شناسایی پیکسل‌های با بالاترین پتانسیل برای گسترش شهری می‌باشد.

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

۵-۲-۱- بررسی دقت نقشه احتمال با روش ROC^۱

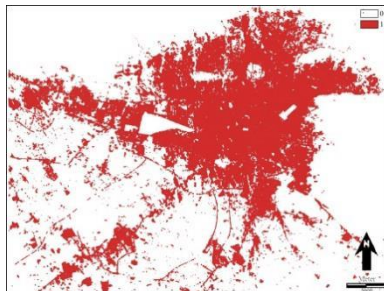
این روش یکی از روش‌های پرکاربرد در بررسی دقت مدل‌سازی می‌باشد [۲۱، ۲۲]. این روش با استفاده از تعریف حدود آستانه مختلف برای بررسی دقت نقشه شایستگی کاربرد دارد [۲۲]. حدود آستانه در واقع برابر با درصدی از پیکسل‌ها می‌باشند که برای مقایسه با نقشه بولین به صورت ۱ در می‌آیند. بر فرض حد آستانه برابر با ۱۰ درصد تعیین شده باشد، ROC از پیکسل‌های با بالاترین ارزش در نقشه شایستگی پیش‌بینی شده شروع کرده و مقدار آنها را به ۱ تبدیل می‌کند. این عمل تا جایی ادامه می‌یابد که ۱۰ درصد پیکسل‌ها به ۱ تبدیل شده باشد. سپس ۹۰ درصد بقیه پیکسل‌ها را به ۰ تغییر می‌دهد. در نهایت نقشه بدست آمده در حد آستانه مورد نظر را با نقشه بولین واقعی با توجه به جدول ۳ مقایسه کرده و مقادیر True Positive (TP) و False Positive (FP) را با استفاده از روابط ۱۳ و ۱۴ بدست می‌آورد. این کار برای حدود آستانه ۲۰ درصد، ۳۰ درصد تا ۱۰۰ درصد انجام شده سپس مقادیر بدست آمده برای TP و FP را بر روی نمودار رسم می‌کند که محور x نشان‌دهنده FP و محور y نشان‌دهنده TP می‌باشند. مساحت زیر نمودار ترسیم شده برابر با مقدار ROC مورد نظر برای نقشه شایستگی پیش‌بینی شده می‌باشد. مقدار ROC برابر ۰/۵ بیانگر مدل‌سازی بر اساس شانس و ۱ بیانگر بهترین مدل - سازی ممکن و تطابق کامل با واقعیت می‌باشد [۲۳].

شکل ۸ بیانگر نمودار ROC برای نقشه شایستگی پیش‌بینی شده با در نظر گرفتن ۱۰۰ حد آستانه می‌باشد.

^۱ Relative operating characteristic

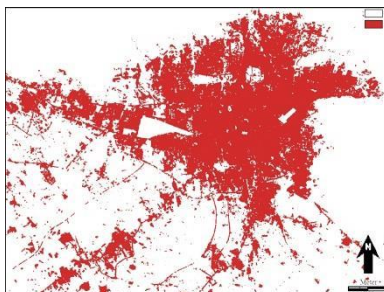
۵-۲-۲- تخصیص مکانی

همین صورت با این تفاوت که بجای فیلتر 3×3 فیلتر 5×5 استفاده گشت و برای حدود آستانه ۱ تا ۹ (شکل ۹.ه-م) مدلسازی انجام پذیرفت. در نهایت مدلسازی بدون درنظر گرفتن همسایگی (شکل ۹.ن) و فقط با اتکا به ارزش پیکسل‌ها در نقشه شایستگی نیز انجام گرفت. دقت‌های بدست آمده برای فیلتر 3×3 بیشتر از دقت‌های فیلتر 5×5 می‌باشد که این مطلب بیانگر این است که اعمال فیلتر همسایگی در فاصله نزدیکتر تاثیر بیشتری دارد. در همسایگی 3×3 حد آستانه ۳ همسایگی (شکل ۹.ج) دارای دقت بیشتری نسبت به حدود آستانه ۱ و ۲ همسایگی می‌باشد که این موضوع نشان‌دهنده این است که نقشه احتمال پیش‌بینی شده دارای خطا می‌باشد که این خطا در مرحله تخصیص مکانی با اعمال همسایگی و تعیین حدود آستانه مختلف از بین می‌رود. در واقع این مطلب بیانگر این موضوع است که برخی پیکسل‌ها در نقشه شایستگی به عنوان پیکسل‌هایی با پتانسیل زیاد برای گسترش شهری پیش‌بینی شده‌اند که با توجه به این که تعداد همسایه شهری در همسایگی 3×3 آنها کم‌تر از حد آستانه مورد نظر بود، به شهری تبدیل نشده‌اند.



(الف)

فیلتر همسایگی: 3×3 حد آستانه: ۱
دقت کلی: ۹۱/۴۱ شاخص کاپا: ۸۰/۶۷

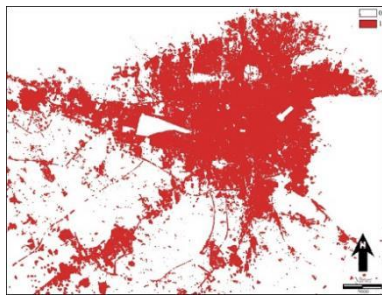


(ب)

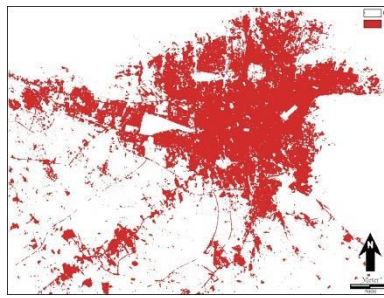
فیلتر همسایگی: 3×3 حد آستانه: ۲
دقت کلی: ۹۲ شاخص کاپا: ۸۱/۷۱

قطعا آسان‌ترین راه حل برای تخصیص مکانی، تخصیص تنها با تکیه بر ارزش پیکسل‌ها در نقشه شایستگی می‌باشد. روشی که در این پژوهش برای تخصیص مکانی بکار گرفته شده است تلفیقی از ارزش پیکسل‌ها و همسایگی می‌باشد. این کار در راستای اعمال اثر همسایگی و از بین بردن خطای اوتلایر^۱ در نقشه شایستگی انجام می‌گیرد. به این صورت که برای تخصیص مکانی فیلتر همسایگی از پیکسل با بالاترین ارزش در نقشه شایستگی شروع کرده و پس از تخصیص مکانی آن پیکسل به پیکسل‌های با ارزش کم‌تر می‌رود. این کار تا جایی ادامه پیدا می‌نماید که تمام مساحت مورد نظر تخصیص داده شود. در تخصیص دادن کاربری (شهری یا غیر شهری) به هر پیکسل شرط همسایگی چک می‌گردد. به این صورت که تعداد پیکسل‌های شهری موجود در سال ۲۰۰۴ در همسایگی پیکسل مرکزی شمرده می‌شود که اگر از حد آستانه همسایگی مورد نظر کمتر بود به غیر شهری و اگر مساوی یا بیشتر بود به عنوان پیکسل شهری در نظر گرفته می‌شود. این کار با در نظر گرفتن دو فیلتر 3×3 و 5×5 انجام پذیرفت. برای فیلتر 3×3 با توجه به تعداد پیکسل‌های پیش‌بینی شده برای تغییر از غیر شهری به شهری حدود آستانه ۱ تا ۴ و برای فیلتر 5×5 نیز حدود آستانه ۱ تا ۹ آزمایش شدند. شکل ۹ نشان‌دهنده نقشه‌های پیش‌بینی شده در حالت‌های مختلف و دقت‌های آنها می‌باشد. روش ارائه شده برای همسایگی 3×3 در ۴ حالت با در نظر گرفتن حدود آستانه همسایگی ۱ تا ۴ اجرا شد. به این صورت که در حالت اول (شکل ۹.الف) در همسایگی 3×3 از پیکسل با بالاترین ارزش در نقشه شایستگی شروع کرده و شرط حداقل ۱ همسایگی چک می‌شود که اگر پیکسل مورد نظر دارای تعداد همسایه شهری برابر یا بیشتر از ۱ بود به پیکسل شهری و در غیر این صورت به غیر شهری تبدیل می‌شود. برای حدود آستانه ۲، ۳ و ۴ (شکل ۹.ب-د) نیز به همین صورت می‌باشد. با توجه به این که دقت تخصیص مکانی در حد آستانه ۴ همسایگی از حد آستانه ۳ همسایگی کمتر بدست آمد، بقیه حدود آستانه‌ها (۵ تا ۹) در مدل-ساز بکار گرفته نشدند. برای همسایگی 5×5 نیز به

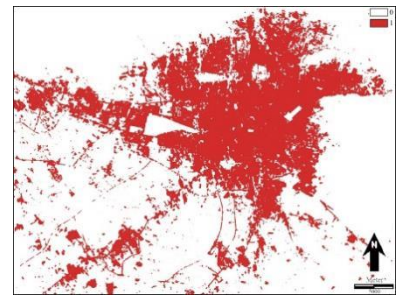
^۱ Outlier



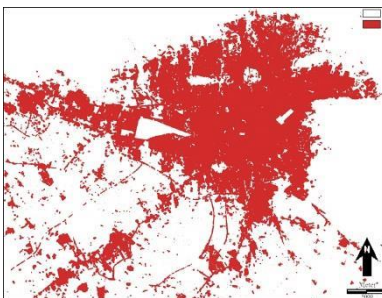
(ه) فیلتر همسایگی: ۵×۵ حد آستانه: ۱
دقت کلی: ۹۱/۶۰ شاخص کاپا: ۸۱/۱۶



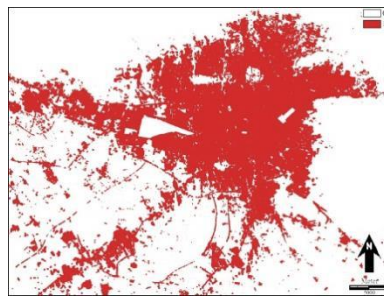
(د) فیلتر همسایگی: ۳×۳ حد آستانه: ۴
دقت کلی: ۹۱/۸۸ شاخص کاپا: ۸۱/۸۶



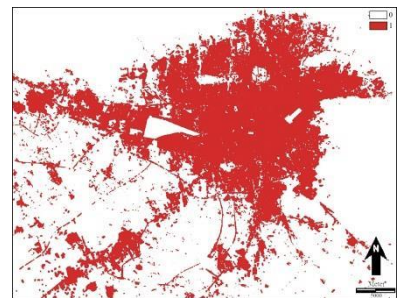
(ج) فیلتر همسایگی: ۳×۳ حد آستانه: ۳
دقت کلی: ۹۲/۱۶ شاخص کاپا: ۸۱/۹۶



(ح) فیلتر همسایگی: ۵×۵ حد آستانه: ۴
دقت کلی: ۹۱/۶۱ شاخص کاپا: ۸۱/۱۳



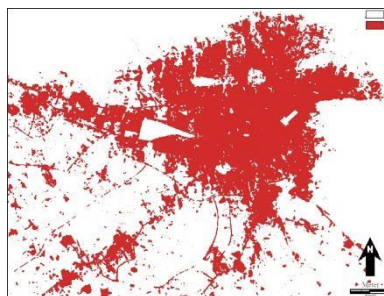
(ز) فیلتر همسایگی: ۵×۵ حد آستانه: ۳
دقت کلی: ۹۱/۶۲ شاخص کاپا: ۸۱/۱۹



(و) فیلتر همسایگی: ۵×۵ حد آستانه: ۲
دقت کلی: ۹۱/۶۲ شاخص کاپا: ۸۱/۲۰



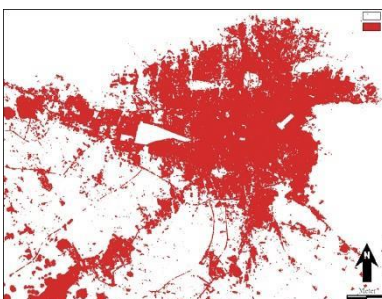
(ک) فیلتر همسایگی: ۵×۵ حد آستانه: ۷
دقت کلی: ۹۲/۰۵ شاخص کاپا: ۸۱/۸۳



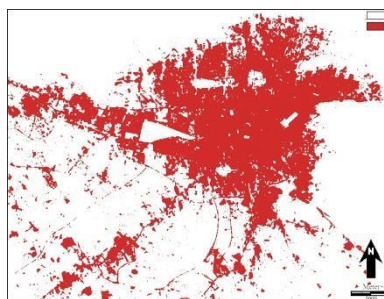
(ی) فیلتر همسایگی: ۵×۵ حد آستانه: ۶
دقت کلی: ۹۱/۹۴ شاخص کاپا: ۸۱/۶۸



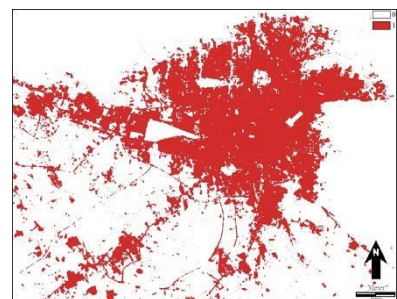
(ط) فیلتر همسایگی: ۵×۵ حد آستانه: ۵
دقت کلی: ۹۱/۷۸ شاخص کاپا: ۸۱/۴۲



(ن) بدون فیلتر همسایگی
دقت کلی: ۹۰/۳۴ شاخص کاپا: ۷۹/۴۶



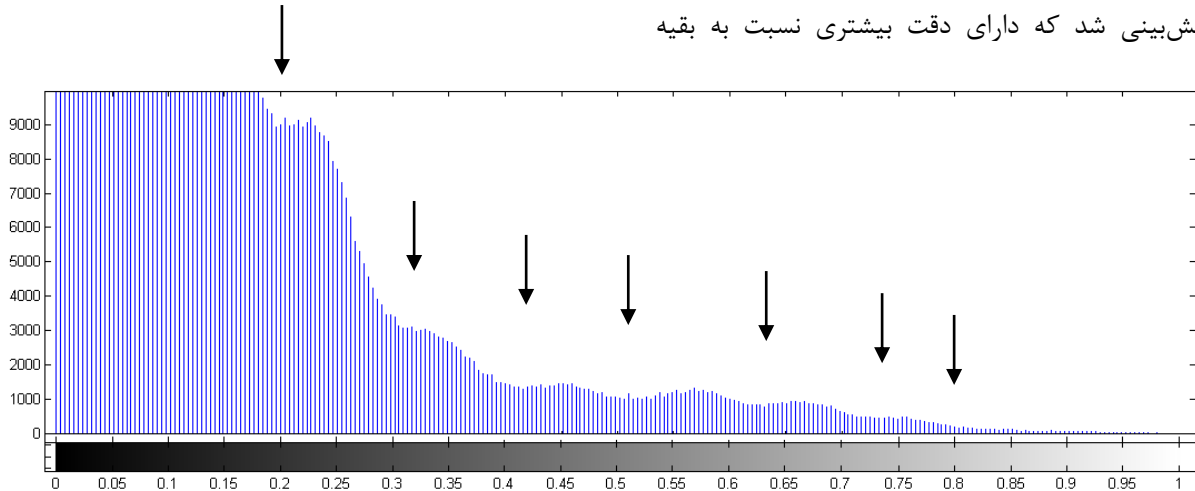
(م) فیلتر همسایگی: ۵×۵ حد آستانه: ۹
دقت کلی: ۹۲/۰۲ شاخص کاپا: ۸۱/۸۴



(ل) فیلتر همسایگی: ۵×۵ حد آستانه: ۸
دقت کلی: ۹۲/۱۳ شاخص کاپا: ۸۱/۹۱

شکل ۹- نقشه‌های پیش‌بینی شده برای سال ۲۰۱۴ برای حدود آستانه و همسایگی‌های مختلف

نقشه‌ها می‌باشد. به این صورت که با اعمال یکسری قوانین برای تخصیص کاربری در مرحله اعمال حدود آستانه یک جواب بهینه بدست آمد. با توجه به شکل ۱۰ که نشان‌دهنده نمودار فراوانی پیکسل‌ها در نقشه شایستگی در بازه‌های ۵ درصدی می‌باشد، تعداد همسایگی برای حدود آستانه مختلف به صورت جدول ۴ تعیین شد. شکل ۱۱ نشان‌دهنده نقشه پیش‌بینی شده بر اساس روش ترکیبی می‌باشد.



شکل ۱۰- نمودار فراوانی پیکسل‌ها در نقشه شایستگی. محور افقی مقدار پیکسل، محور عمودی تعداد پیکسل، (نقاط کمینه نسبی با پیکان مشخص شده‌اند)

بیشترین دقت برای همسایگی 3×3 حد آستانه ۳ همسایگی با $92/16$ برای دقت کلی و $81/96$ برای شاخص کاپا بدست آمد که در مقایسه با حالت بدون همسایگی (شکل ۹. ن) که دارای دقت کلی برابر $90/34$ و شاخص کاپا $79/46$ می‌باشد، افزایش $1/85$ در دقت کلی و $2/5$ در شاخص کاپا حاصل گشت. در نهایت با ترکیب نتایج بدست آمده و با در نظر گرفتن حدود آستانه به صورت ترکیبی نقشه دیگری پیش‌بینی شد که دارای دقت بیشتری نسبت به بقیه

پیکسل موجود بیشتر باشد (به ۱۰۰ نزدیک‌تر باشد) حد آستانه تبدیل از غیر شهری به شهری کمتر (تعداد پیکسل‌های لازم شهری در همسایگی پیکسل مورد نظر کمتر تعیین شد) است.

با توجه به شکل ۱۰، حدود آستانه در نقاط کمینه نسبی نمودار اختیار و به صورت جدول ۴ تعیین شدند. در واقع در روش ترکیبی با الهام گرفتن از نمودار فراوانی حدود آستانه در بازه‌های مختلف تعیین شد. هر چه ارزش

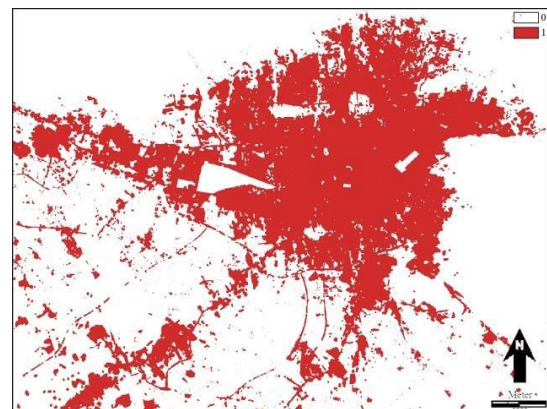
جدول ۴- بازه‌ها و حدود آستانه در نظر گرفته شده

بازه به درصد	۸۰ تا ۱۰۰	۷۳ تا ۸۰	۶۳ تا ۷۳	۵۱ تا ۶۳	۴۲ تا ۵۱	۳۲ تا ۴۲	۲۰ تا ۳۲
حد آستانه همسایگی	۰	۱	۲	۳	۴	۵	۶

دقت بدست آمده از روش ترکیبی در مقایسه با بهترین حالت دارای افزایش $0/06$ درصدی در دقت کلی و $0/35$ درصدی در شاخص کاپا می‌باشد.

۶- نتیجه‌گیری

تلفیق سنجش از دور و GIS ابزار مناسبی برای مدل‌سازی در اختیار کارشناسان قرار می‌دهد که این مدل‌سازی را می‌توان به عنوان یکی از المان‌های اصلی برای برنامه‌ریزی و مدیریت شهر در نظر گرفت.



شکل ۱۱- نقشه پیش‌بینی شده برای سال ۲۰۱۴ بر اساس روش ترکیبی
فیلتر همسایگی: 3×3 حد آستانه: ترکیبی
دقت کلی: $92,22$ شاخص کاپا: $82,31$

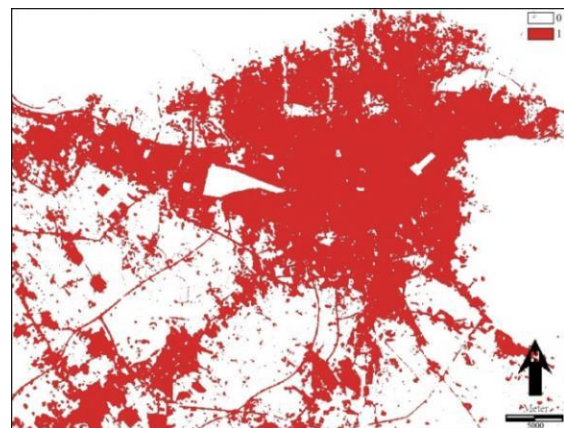
با توجه به شکل ۱۲، گسترش شهر در سال ۲۰۲۴ در نواحی غرب و جنوب و جنوب غربی شهر پیش‌بینی شده است که این مناطق جزو مناطق بدون زیرساخت و با امکانات ضعیف می‌باشند به طوری که هم اکنون نیز دارای مشکلات زیست محیطی، کمبود امکانات رفاهی، آلودگی بسیار زیاد هوا و ترافیک هستند که عدم توجه مسئولان به این مناطق باعث بوجود آمدن مشکلات زیادی در آینده نزدیک خواهد شد. لذا نتیجه این مقاله به عنوان هشدار برای مدیران و کارشناسان امر برنامه‌ریزی شهری می‌باشد. برای بررسی دقت مدل ارائه شده در این مقاله، نتایج حاصل با نتایج مقاله‌های مشابه مقایسه گردید که در جدول ۵ نشان داده شده است. در مقایسه صورت گرفته سعی بر این بود که نتایج مقالاتی که بر روی شهر تهران مطالعه انجام دادند آورده شوند. بررسی و مقایسه صورت گرفته بیانگر کارایی روش ترکیبی شبکه عصبی-همسایگی در مقایسه با روش‌های مشابه می‌باشد.

جدول ۵- مقایسه خروجی روش ارائه شده با خروجی تحقیق‌های مشابه

شاخص ROC	دقت کاپا	مرجع	روش به کار برده شده
۹۲/۴۶	۸۲/۳۱	-	شبکه عصبی پیش‌خورانده + همسایگی
-	۷۳/۹۸	[۲]	رگرسیون منطقی
-	۷۳/۱۶	[۲]	شبکه عصبی
۸۰	۷۸	[۲۴]	شبکه عصبی
۶۹	-	[۲۳]	رگرسیون منطقی

در این مقاله مدل‌سازی صرفاً به صورت دو متغیره انجام پذیرفت که می‌توان آن را به حالت چند متغیره برای مدل‌سازی چندگانه تغییرات کاربری اراضی تعمیم داد. در امر اعمال اثر همسایگی نیز می‌توان با تعریف قوانین جدید این اثر را در مسائل چند متغیره اعمال نمود. همچنین پارامتر همسایگی را می‌توان به صورت زمانی اعمال کرد. یعنی می‌توان همسایگی یک دوره ۱۰ ساله را ۱۰ بار به صورت هر سال یک بار در نظر گرفت.

در این مقاله با استفاده از روش شبکه عصبی پیش-خورانده به مدل‌سازی گسترش شهری پرداخته شد. برای رسیدن به حداکثر دقت در مدل‌سازی، شبکه عصبی پیشنهاد شده بهینه و بهترین معماری آن تعیین گشت. سپس با استفاده از معماری بهینه، شبکه آموزش دیده با استفاده از پارامترهای سال ۲۰۰۴ به صورت رو به جلو اجرا شد که خروجی آن نقشه شایستگی برای سال ۲۰۱۴ بود. مساحت قابل گسترش نیز برابر مساحت گسترش یافته بین سال‌های ۱۹۹۴ تا ۲۰۰۴ فرض گشت و برای تعیین پیکسل‌های قابل گسترش بر روی نقشه از فیلترهای مختلف همسایگی استفاده گردید. با استفاده از فیلترهای مختلف همسایگی نشان داده شد که همسایگی در فاصله نزدیک (۳×۳) تاثیر بیشتری نسبت به فاصله دورتر (۵×۵) دارد. در این مقاله برای رفع خطای اوتلایر، همسایگی در حدود آستانه مختلف امتحان شد. نتیجه این بود که در همسایگی ۳×۳ حداقل ۳ همسایه و در همسایگی ۵×۵ حداقل ۸ همسایه دارای بیشترین دقت می‌باشند. سپس با الهام گرفتن از نمودار فراوانی نقشه شایستگی، روشی ترکیبی ارائه گردید که باعث افزایش ۱/۸۸ درصدی در دقت کلی و ۲/۸۵ درصدی در شاخص کاپا نسبت به حالت بدون فیلتر همسایگی گردید. در نهایت بوسیله نقشه سال ۲۰۰۴ و ۲۰۱۴ و پارامترهای آنها و با استفاده از روش ترکیبی ارائه شده نقشه گسترش شهری برای سال ۲۰۲۴ پیش‌بینی شد (شکل ۱۲).



شکل ۱۲- نقشه پیش‌بینی شده برای سال ۲۰۲۴ بر اساس روش ترکیبی

مراجع

- [1] H. A. Omran, P. Pahlavani. (2015). "Integration of MOLA and Logistic Regression for multiple land-use changes simulation; a case study: Tehran, Iran". Twenty-second National Geomatics Conference, At Tehran, Iran, (in persian).
- [2] S. Mohammady, M. R. Delavar. "Urban Expansion Modeling with Logistic Regression". JGST. 2014; 4 (2): 77-86. (in persian)

- [3] A.Tayyebi. "Prediction and evaluation of urban land use change". Master's thesis. University of Tehran. 2010. (in persian)
- [4] Xiao, Jieying, et al. "Evaluating urban expansion and land use change in Shijiazhuang, China, by using GIS and remote sensing." *Landscape and urban planning* 75.1 (2006): 69-80.
- [5] Khan, Asad Ali, Sana Arshad, and Muhammad Mohsin. "Population Growth and Its Impact on Urban Expansion: A Case Study of Bahawalpur, Pakistan." *Universal Journal of Geoscience* 2.8 (2014): 229-241.
- [6] A. Tayyebi, M. R. Delavar, M. J. Yazdanpanah, B. C. Pijanowski, S. Saeedi, and A. H. Tayyebi, "A spatial logistic regression model for simulating land use patterns: a case study of the Shiraz Metropolitan area of Iran," in *Advances in earth observation of global change*, ed: Springer, 2010, pp. 27-42.
- [7] M. Batty and Y. Xie, "From cells to cities," *Environment and planning B*, vol. 21, pp. s-۲۱s31, 1994.
- [8] R.Zarei, A. Alesheikh. "Urban expansion modeling using cellular automata and genetic algorithm" *Research and urban planning*, 2013; 1-16, (in persian)
- [9] White, Roger, and Guy Engelen. "Cellular automata and fractal urban form: a cellular modelling approach to the evolution of urban land-use patterns." *Environment and planning A* 25.8 (1993): 1175-1199.
- [10] Dezhkam, Sadeq, et al. "Simulating the urban growth dimensions and scenario prediction through sleuth model: a case study of Rasht County, Guilan, Iran." *GeoJournal* 79.5 (2014): 591-604.
- [11] G. Chaudhuri and K. C. Clarke, "Temporal accuracy in urban growth forecasting: A study using the SLEUTH model," *Transactions in GIS*, vol. 18, pp. 302-320, 2014.
- [12] C.T. Lin. and C. S. G. Lee (1996). "Neural Fuzzy Systems: A Neuro-Fuzzy Synergism to Intelligent Systems" Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall.
- [13] Grekousis, G., P. Manetos and Y. N. Photis (2013). "Modeling urban evolution using neural networks, fuzzy logic and GIS: The case of the Athens metropolitan area." *Cities* 30: 193-203.
- [14] Basse, R. M., H. Omrani, O. Charif, P. Gerber and K. Bódis (2014). "Land use changes modelling using advanced methods: Cellular automata and artificial neural networks. The spatial and explicit representation of land cover dynamics at the cross-border region scale." *Applied Geography* 53: 160-171.
- [15] Pijanowski, Bryan C., et al. "A big data urban growth simulation at a national scale: Configuring the GIS and neural network based Land Transformation Model to run in a High Performance Computing (HPC) environment." *Environmental Modelling & Software* 51 (2014): 250-268.
- [16] Tayyebi, Amir Hossein, Amin Tayyebi, and Nitin Khanna. "Assessing uncertainty dimensions in land-use change models: using swap and multiplicative error models for injecting attribute and positional errors in spatial data." *International Journal of Remote Sensing* 35.1 (2014): 149-170.
- [17] J. J. Arsanjani, M. Helbich, and E. de Noronha Vaz, "Spatiotemporal simulation of urban growth patterns using agent-based modeling: the case of Tehran," *Cities*, vol. 32, pp. 33-42, 2013
- [18] Statistical Center of Iran, [www. Amar.org.ir](http://www.Amar.org.ir)
- [19] S. Mohammady , M. R. Delavar . Urban Growth Modeling Using PSO. *GEJ*. 2015; 6 (3) :65-82, (in persian)
- [20] Arsanjani, Jamal Jokar, et al. "Integration of logistic regression, Markov chain and cellular automata models to simulate urban expansion." *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 21 (2013): 265-275.
- [21] Alsharif, A. A. and B. Pradhan (2014). "Urban sprawl analysis of Tripoli Metropolitan city (Libya) using remote sensing data and multivariate logistic regression model." *Journal of the Indian Society of Remote Sensing* 42(1): 149-163.
- [22] R. G. Pontius and L. C. Schneider, "Land-cover change model validation by an ROC method for the Ipswich watershed, Massachusetts, USA," *Agriculture, Ecosystems & Environment*, vol. 85, pp. 239-248, 2001.
- [23] A. Tayyebi, M. R. Delavar, M. J. Yazdanpanah, B. C. Pijanowski, S. Saeedi, and A. H. Tayyebi, "A spatial logistic regression model for simulating land use patterns: a case study of the Shiraz Metropolitan area of Iran," in *Advances in earth observation of global change*, ed: Springer, 2010, pp. 27-42.
- [24] B. Pijanowski, A. Tayyebi ,M. Delavar, and M. Yazdanpanah, "Urban expansion simulation using geospatial information system and artificial neural networks," 2010.