

# Monitoring and modeling the process of expansion and physical development of cities by applying the combined method of neural network and neighborhood filter

# پایش و مدلسازی روند گسترش و توسعه فیزیکی شهرها با اعمال روش ترکیبی شبکه عصبی و فیلتر همسایگی

Iman Bajelan \*

Faculty Member, Department of Civil Engineering, Technical and Vocational University, Tehran, Iran

ایمان باجلان \*

مربی، گروه مهندسی عمران، دانشگاه فنی و حرفه ای، تهران، ایران

\*Corresponding author's email address: ibajelan@tvu.ac.ir

تاریخ دریافت: 1401/03/01، تاریخ پذیرش: 1401/03/21

## How to cite this article:

Iman Bajelan, Monitoring and modeling the process of expansion and physical development of cities by applying the combined method of neural network and neighborhood filter, *Journal of Engineering and Construction Management (JECM)*, 2022, 7(1):41-52.

## ارجاع به مقاله:

ایمان باجلان، پایش و مدل سازی روند گسترش و توسعه فیزیکی شهرها با اعمال روش ترکیبی شبکه عصبی و فیلتر همسایگی، مهندسی و مدیریت ساخت، 1401، 7 (1): 41-52.

## Abstract

Considering the ever-increasing speed of the urban population and its impact on urban growth and the physical expansion of cities and their encroachment on suitable agricultural land in the suburbs, studying, investigating, modeling and monitoring these unplanned expansions are among the important topics of researchers. It is in different fields. For this reason, in this research, Landsat satellite images in 1996, 2006, and 2016 were used to produce the city map and the combination of neural network method with neighborhood filters was used for monitoring and modeling. In this article, only the growth of building use is considered as urban growth. Support vector machine method was used for image classification and map extraction. To model urban growth, the proposed feed-forward neural network was implemented in 2 stages; (1) to learn and determine the weights using the map of 1996 and 2006, and (2) forward to predict the merit map for 2016. In order to accurately predict the merit map Above, the neural network architecture was determined according to the lowest RMSE. Then the predicted merit map was combined with different neighborhood filters and the 2016 map was predicted. The accuracy of the method was determined in two steps. First, the accuracy of the predicted merit map was checked using the ROC method, and then, in the second step, the degree of conformity of the predicted urban map with the reference map of 2016 was obtained by using the comparison matrix and with the criteria of overall accuracy and Kappa coefficient. Finally, the presented method was used to predict the urban map of 2026.

## Keywords

Feedforward neural network, neighborhood filter, urban expansion, ROC

## چکیده

با توجه سرعت روزافزون جمعیت شهرنشین و تاثیر آن در رشد شهری و گسترش کالبدی شهرها و دست اندازی آن‌ها به زمین‌های مستعد کشاورزی حومه شهری، مطالعه، بررسی، مدل سازی و پایش این گسترش‌های بی برنامه از موضوعات مهم محققین در حوزه‌های مختلف می‌باشد. به همین جهت، در این تحقیق تصاویر ماهواره لندست در سال‌های 1996، 2006، و 2016 برای تولید نقشه شهر و از ترکیب روش شبکه عصبی با فیلترهای همسایگی جهت پایش و مدل سازی استفاده شده است. در این مقاله تنها رشد کاربری ساختمانی به عنوان رشد شهری در نظر گرفته شده است. برای طبقه‌بندی تصاویر و استخراج نقشه از روش ماشین بردار پشتیبان استفاده شد. برای مدل سازی رشد شهری، شبکه عصبی پیش‌خورانده پیشنهادی در 2 مرحله اجرا شد؛ (1) برای یادگیری و تعیین وزن‌ها با استفاده از نقشه سال‌های 1996 و 2006، و (2) به صورت رو به جلو برای پیش‌بینی نقشه شایستگی برای سال 2016. به منظور پیش‌بینی نقشه شایستگی با دقت بالا، معماری شبکه عصبی با توجه به کمترین RMSE تعیین گردید. سپس نقشه شایستگی پیش‌بینی شده با فیلترهای مختلف همسایگی ترکیب و نقشه سال 2016 پیش‌بینی گردید. دقت روش در دو مرحله تعیین شد. ابتدا دقت نقشه شایستگی پیش‌بینی شده با استفاده از روش ROC بررسی گشت و سپس در مرحله دوم میزان تطابق نقشه شهری پیش‌بینی شده با نقشه مرجع سال 2016 با استفاده از ماتریس مقایسه و با معیارهای دقت کلی و ضریب کاپا بدست آمد. در نهایت روش ارائه شده برای پیش‌بینی نقشه شهری سال 2026 به کار گرفته شد.

## کلمات کلیدی

شبکه عصبی پیش‌خورانده، فیلتر همسایگی، گسترش شهری، ROC



7 (1), 2022

دوره 7، شماره 1

تابستان 1401

دوفصلنامه پژوهشی

مهندسی و مدیریت ساخت

پایش و مدل سازی روند گسترش و توسعه فیزیکی شهرها با اعمال روش

ترکیبی شبکه عصبی و فیلتر همسایگی

مطالعه و بررسی بر روی رشد شهری و مدل سازی آن در سال های اخیر مورد توجه مسئولان و آکادمی های عمرانی قرار گرفته است. به طوری که مدل سازی به عنوان ابزار مناسبی برای برنامه ریزی های کلان در نظر گرفته می شود [1]. هدف اصلی در مدل سازی، بیان روابط بین اجزای مختلف سیستم شهری در مقیاس کوچک تر با استفاده از ابزار ریاضی می باشد [2]. تولید و پیش بینی نقشه شهری، بدست آوردن عواقب و پیامدهای توسعه، تلفیق آینده نگری های مختلف، پیش بینی و طراحی الگوی مناسب برای آینده شهر، تعیین عوامل الگوی مشاهده شده و تسهیل راه رسیدن به توسعه پایدار از نتایج و کاربردهای مدل سازی و مطالعه و بررسی رشد شهری می باشد [3]. 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 پیش بینی رشد شهری برای سال های آینده می باشد. 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 سال های 1996 تا 2006، فاصله تا روستاها، فاصله تا راه های اصلی، مدل رقومی ارتفاعی، شیب، فاصله تا مرز پارک ها، فاصله تا مرز زمین های کشاورزی، تراکم جمعیت و تعداد پیکسل های شهری موجود در همسایگی 3x3 در نظر گرفته شد.

اهمیت موضوع توسعه شهری باعث شده که تحقیقات متنوعی در این حوزه انجام پذیرد. در [4] توسعه شهری و تغییرات کاربری اراضی برای شهر شجیازونگ چین مورد بررسی قرار گرفت و نرخ رشد شهری برای سال های مختلف استخراج شد. در [5] 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 سال های آینده می باشد. امین طیبی [6] در سال 2010 با استفاده از روش رگرسیون منطقی توسعه شهری شهر شیراز را برای سال 2012 پیش بینی و میزان تاثیر فاکتورهای موثر در توسعه شهری را بدست آورد که نتایج نشان دادند که فاکتور فاصله تا ساختمان های موجود بیشترین تاثیر مثبت را در فرایند توسعه شهری شهر شیراز دارد. Batty و همکاران [7] برای اولین بار روش سلولار اتوماتا را در مدل سازی توسعه شهری به کار بردند. در این مقاله کاربرد سلولار اتوماتا را ابتدا به صورت کلی و سپس به صورت کاربردی در پیش بینی 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 مدل سازی توسعه شهری استفاده شده است. زارعی و آل شیخ رشد شهری را برای شهر شیراز با ترکیب سلولار اتوماتا و الگوریتم ژنتیک مدل سازی نمودند. Engelen و White با استفاده از روش سلولار اتوماتا، تغییر کاربری را برای 4 شهر آمریکا مدل سازی نمودند [8]. صادق دزخم و همکاران از مدل SLEUTH برای مدل سازی 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 مدل سازی برای پیش بینی رشد آینده شهر بوده است. Clarke و Chaudhuri در تحقیق دیگری کارایی مدل SLEUTH را به صورت چند زمانه بررسی نمودند. نتایج این تحقیق حاکی از آن بودند که کاهش دقت نقشه های پیش بینی شده توسط مدل علاوه بر خود مدل به تاریخ شهر و عدم قطعیت در داده های ورودی و دقت نقشه های مرجع نیز بستگی دارد. محمدی و دلاور [2] رشد شهری شهر سنندج را با استفاده از دو روش رگرسیون منطقی و شبکه عصبی مصنوعی مدل سازی نمودند. نتیجه حاصل از آن مقاله حصول دقت بیشتر در مدل سازی با استفاده از روش رگرسیون منطقی در مقابل شبکه عصبی مصنوعی بوده است.

در ادامه در بخش 2، شبکه عصبی پیش خورنده پیشنهادی معرفی شده است. در بخش 3، روش های بررسی دقت نقشه های پیش بینی شده گفته شده است. در بخش 4، منطقه مطالعاتی و پیش پردازش های انجام شده بر روی داده ها تشریح گشته است. در بخش 5، نتایج بدست آمده ارائه و ارزیابی شده و در نهایت در بخش 6، نتیجه گیری و پیش بینی و پیشنهادها برای تحقیقات آتی آورده شده است.

## 2- روش تحقیق

### 2-1- شبکه عصبی پیش خورنده

امروزه شبکه های عصبی مصنوعی به عنوان نسل جدیدی از سیستم های پردازش اطلاعات بسیار مورد توجه کارشناسان قرار گرفته اند. یک شبکه عصبی دارای قابلیت هایی نظیر یادگیری، توانایی تعمیم، فیلتر نمودن نویز و پردازش موازی می باشد. به طور ساختاری شبکه عصبی حاوی یک لایه ورودی، یک یا چند لایه میانی و یک لایه خروجی می باشد. انواع مختلف شبکه های عصبی با توجه به نوع ارتباط میان نرون ها، نوع الگوریتم یادگیری شبکه و نوع تابع محرک تعیین می شود. با توجه به اینکه شبکه های عصبی مجموعه ای از نرون های بهم متصل هستند، بنابراین دارای معماری های متفاوت می باشند و به طور کلی به دو گروه پیش-خورنده و بازگشت کننده تقسیم می شوند. شبکه های پیش-خورنده محاسبات رو به جلو داشته و بازگشت ندارند اما در شبکه های بازگشت کننده خروجی هر نرون می تواند به لایه قبلی، خودش و یا لایه بعدی رود. 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 می باشند. در شیوه یادگیری پارامتر که مد نظر این تحقیق می باشد به به روزرسانی وزن های اتصالی شبکه و در شیوه یادگیری ساختار به تغییر در ساختار شبکه شامل تعداد نقاط و انواع اتصالات آن ها پرداخته می شود. عموماً به سه شیوه نظارت نشده، تقویتی و نظارت شده می توان یادگیری را انجام داد.

شبکه عصبی پیش خورنده از تعدادی نرون تشکیل شده است که مجموعه ورودی را به خروجی ربط می دهند. از مزیت های این روش می توان به دقت بالا و توانایی حل مسائل خطی و غیر خطی و عدم حساسیت به نویز و خطا در داده ها اشاره نمود. لایه ورودی، لایه

پنهان و لایه خروجی (شکل 1)، لایه‌های یک شبکه عصبی پیش-خورانده را تشکیل می‌دهند. در این نوع از شبکه‌های عصبی، بردار ورودی به نرون‌های ورودی اعمال شده و تأثیراتش 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 1 و 2 بیانگر رابطه میان لایه‌های مختلف می‌باشد.

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

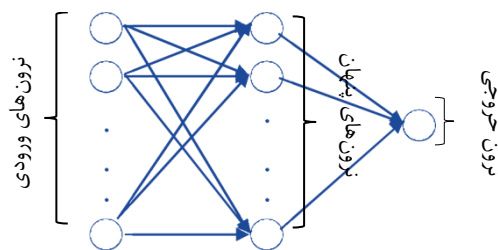
$$O_k = f\left(\sum_j O_j W_{j,k} - b_k\right) \quad (2)$$

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 3) و خطی (رابطه 4) به ترتیب برای انتقال بین لایه‌های ورودی - پنهان و پنهان - خروجی استفاده شده است.

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

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

روش مورد استفاده برای تعیین و تصحیح وزن‌های بین نرون‌های مختلف در این مقاله روش پس‌انتشار  $ii$  می‌باشد.



شکل 1- 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. در واقع این روش در دو مسیر رفت و برگشت عمل می‌کند:

1- 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 1 و 2 بیان می‌شود.

2- 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.

$$e_j(K) = t_i(K) - O_i(K)$$

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.

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

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

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

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

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

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

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 6) 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 5) در گسترش شهری تعیین می‌گردند. لایه خروجی دارای یک نرون می‌باشد که بیانگر نقشه احتمال گسترش (بین 0 و 1) است. در این پژوهش تعداد نرون‌های لایه پنهان به منظور رسیدن به حداکثر دقت بهینه گردید (شکل 6).

## 2-2- بررسی دقت نقشه‌های پیش‌بینی شده

برای بررسی دقت نقشه‌های پیش‌بینی شده از مقایسه آنها با نقشه واقعی سال 2016 با دو معیار ضریب کاپا و دقت کلی استفاده شده است.

## 2-3- 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 1) 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  $i=I, \dots, c$  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 1- ماتریس مقایسه

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

ضریب کاپا و دقت کلی عددی بین 0 تا 1 می‌باشند که با توجه به تحقیقات قبلی ضریب کاپا کمتر از 0/4 بیانگر ضعف مدل و بالاتر از 0/8 بیانگر توان مدل در شبیه‌سازی می‌باشد.

## 2-4- 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 تهران به عنوان پایتخت ایران به عنوان پرجمعیت‌ترین شهر این کشور محسوب می‌شود. این شهر در 35 درجه و 45 دقیقه شمالی و 51 درجه و 30 دقیقه شرقی قرار دارد. تراکم جمعیت در تهران بیش از 11000 نفر در هر کیلومتر مربع است و این جمعیت روز به روز در حال افزایش می‌باشد. طبق آمار سال 2011، جمعیت شهر تهران بالغ بر 8.154 میلیون نفر بوده است. در این مقاله مساحتی حدود 1797 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 بابر، راه‌ها، مناطق نظامی و مناطق آبی موجود می‌باشد (شکل 2). با توجه به شکل 2 منطقه مورد مطالعه شامل شهرهای تهران، اسلامشهر، شهر قدس و شهریار می‌باشد.

داده مورد استفاده در این پژوهش در جدول 2 نشان داده شده است. در این مقاله از تصاویر ماهواره لندست برای تولید نقشه شهری استفاده شده است. همچنین 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.

## 3- مدل‌سازی و نتایج

این بخش در دو قسمت شرح داده خواهد شد:

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

### 3-1- پیش پردازش

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

### 3-2- تولید نقشه‌های کاربری اراضی

برای استخراج نقشه کاربری اراضی از طبقه‌بندی تصاویر ماهواره لندست در سال‌های 1996 و 2006 و 2016 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 روش ماشین بردار پشتیبان<sup>iii</sup> در نرم‌افزار ENVI صورت گرفت (شکل 3). طبقه‌بندی تصاویر با استفاده از کرنل RBF<sup>iv</sup> انجام پذیرفت. دقت کلی طبقه‌بندی با استفاده از مقایسه با نقشه واقعی به ترتیب 91/6 و 92/4 و 94/1 درصد بدست آمد. در این مقاله گسترش کاربری ساختمانی به عنوان گسترش شهری در نظر گرفته شده است.

### 3-3- 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 1996 و 2006 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 1996 از نقشه سال 2006 تفریق شده است (شکل 4).

### 3-4- 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 تعداد 12 پارامتر (شکل 5) در 5 گروه به عنوان ورودی برای شبکه عصبی در نظر گرفته شده است. این پارامترها

فاصله تا راهها، فاصله تا روستاهای اطراف، فاصله تا زمینهای کشاورزی موجود، فاصله تا درختان و پارکهای موجود می باشد. 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 می شوند.

4- پارامتر همسایگی: شامل تعداد پیکسل های شهری موجود در همسایگی 3x3 است. این پارامتر برای تاثیر اثر همسایگی انتخاب شده است. به این صورت که کرنل 3x3 در طول تصویر حرکت کرده و به پیکسل مرکزی مقداری بین 0 تا 9 برابر با تعداد پیکسل های ساختمانی موجود در آن همسایگی می دهد.

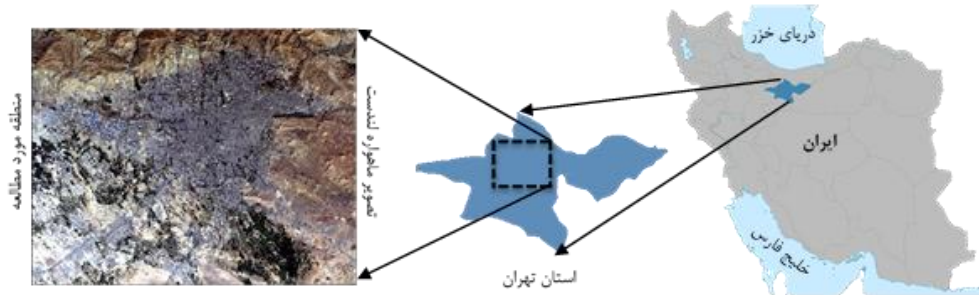
5- نقشه های بولین: شامل مناطق غیر قابل گسترش شهری و مناطق شهری موجود است. این پارامترها به صورت 0 و 1 می باشند که برای تثبیت مناطق موجود و جلوگیری از پیش بینی گسترش شهری در این مناطق بکار می روند.

به تصویر با اندازه پیکسل برابر با پیکسل نقشه های کاربری تبدیل شده اند. در این پارامترها هر پیکسل دارای مقداری می باشد که نشان دهنده میزان ارزش آن پیکسل در پارامتر مورد نظر است. تمامی پارامترها از داده های خام موجود (جدول 2) و با استفاده از ابزار Spatial Analyze در نرم افزار ArcGIS تولید شدند.

1- پارامترهای توپوگرافی: شامل مدل رقومی ارتفاعی و شیب می باشد. این پارامترها برای در نظر گرفتن تاثیر عوامل جغرافیایی در فرآیند گسترش شهری انتخاب شده اند. پیکسل های موجود در این دو پارامتر با توجه به مقدار واقعی ارتفاع و شیب زمین مقداری می شوند.

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

3- پارامترهای فاصله: شامل فاصله تا ساختمان های موجود، فاصله تا مناطق جدید بوجود آمده بین سال های 1996 تا 2006،



شکل 2- منطقه مورد مطالعه

جدول 2- داده های مورد استفاده و خصوصیات آنها

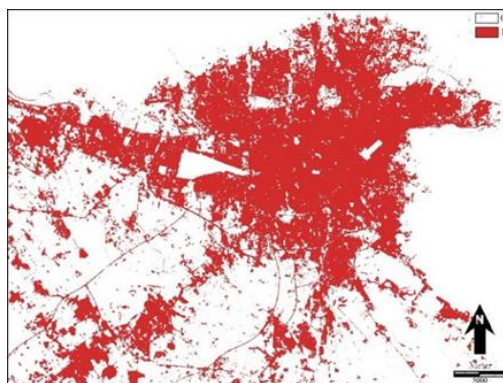
منبع	دقت مکانی داده	نوع داده	تاریخ اخذ	داده
USGS	30 متر	رستر	2006, 1996, 2016	تصاویر سنجنده های TM و ETM+ ماهواره لندست
NCC	تبدیل به رستر 30 متری	برداری	2006, 1996	راه های تهران
	30 متر	رستر	1996	مدل رقومی ارتفاعی
SCI	تبدیل به رستر 30 متری	برداری	2006, 1996, 2016	جمعیت تهران
NCC	تبدیل به رستر 30 متری	برداری	2006, 1996, 2016	نقشه روستاهای اطراف تهران

در مجموع، تعداد 12 پارامتر به عنوان پارامترهای موثر در گسترش شهری در نظر گرفته شدند.

### 3-5- مدل سازی و بررسی دقت مدل ارائه شده و پیش بینی گسترش شهری

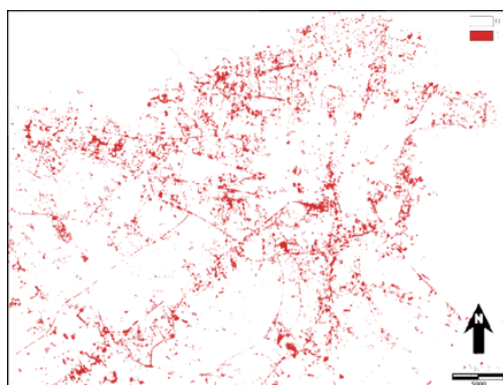
در این تحقیق، پیش بینی گسترش شهری در دو مرحله انجام شده است:

- 1- یافتن مساحت قابل گسترش (تعداد پیکسل های تغییر پذیر).
  - 2- مشخص نمودن مساحت مورد نظر در منطقه مورد مطالعه (یافتن موقعیت تعداد پیکسل های پیش بینی شده در مرحله قبل).
- با فرض اینکه سرعت رشد شهری ثابت می باشد و با در نظر گرفتن فاصله 10 ساله تصاویر ماهواره ای، تعداد پیکسل های قابل گسترش برابر با 137569 می باشد. 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 نموده ایم. در ابتدا شبکه عصبی با توجه به پارامترهای گسترش شهری (شکل 5) و رفتار رشد شهری بین سال های 1996 تا 2006 نقشه احتمال گسترش را پیش بینی می کند. سپس با استفاده از فیلترهای همسایگی تعداد پیکسل های تغییر پذیر و نقشه شایستگی پیش بینی شده با هم ترکیب و نقشه نهایی تولید می شود. تمامی مراحل مدل سازی انجام گرفته در نرم افزار متلب پیاده سازی شده است.



شکل 3 - ج

شکل 3- نقشه ساختمان های شهر در سال های (الف) 1996، (ب) 2006، (ج) 2016



شکل 4- ساختمان های جدید بوجود آمده بین سال های 1996 و 2006



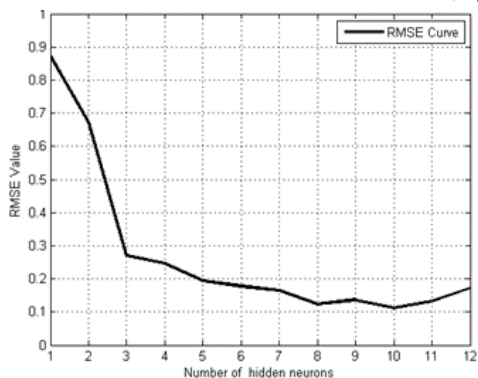
شکل 3 - الف



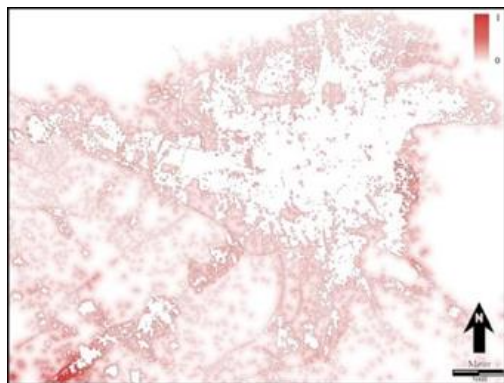
شکل 3 - ب

شبکه عصبی روشی قدرتمند در داده کاوی محسوب می شود. این روش قادر به حل مسائل خطی و غیر خطی می باشد. مزیت این روش در مقابل روش های دیگر نظیر رگرسیون منطقی امکان طراحی دلخواه شبکه عصبی (تعداد لایه ها، تعداد نرون ها، نوع ارتباط بین نرون ها و لایه ها)، توانایی بالای حل مسائل پیچیده در کمترین زمان، سهولت استفاده، و وجود نسخه نرم افزاری می باشد. در این مقاله، برای مدل سازی گسترش شهری از این روش استفاده شده است. مهمترین بخش استفاده از شبکه عصبی برای مدل سازی، طراحی معماری آن می باشد. شبکه عصبی استفاده شده دارای 3 لایه ورودی، پنهان و خروجی می باشد. با توجه به تعداد پارامترهای مستقل، لایه ورودی دارای 12 نرون می باشد. لایه خروجی دارای یک نرون با ارزش پیکسل بین 0 و 1 است که پیکسل های با ارزش بیشتر نشان دهنده تمایل بیشتر به گسترش می باشند. تعداد نرون های لایه پنهان با استفاده از 5 درصد از کل داده وابسته با توجه به کمترین مقدار RMSE به دست می آید. 5 درصد داده های مورد نظر به گونه ای انتخاب شده اند که نصف آنها دارای مقدار 1 و نصف دیگر آنها دارای مقدار صفر باشند.

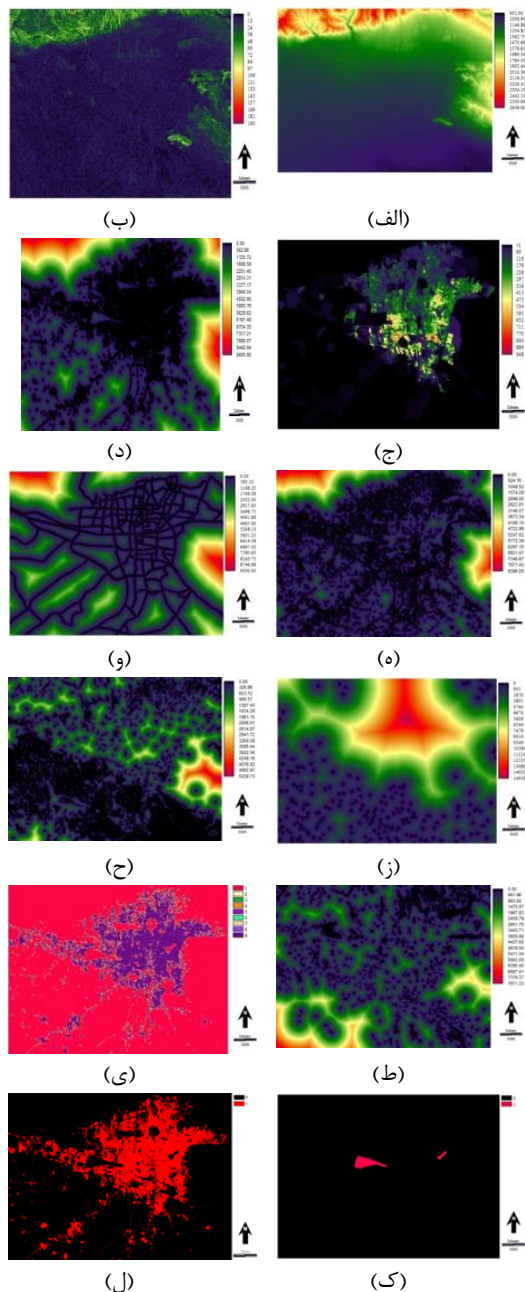
طراحی شده در این مقاله با در نظر گرفتن 10 نرون برای لایه پنهان به بالاترین دقت (کمترین RMSE) می‌رسد. لذا خروجی این شبکه به عنوان خروجی مدل (نقشه شایستگی) در نظر گرفته می‌شود (شکل 7).



شکل 6- مقادیر مختلف RMSE برای معماری‌های مختلف



شکل 7- نقشه شایستگی پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی با معماری 10-12



شکل 5- 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 1996 تا 2006، (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 3x3، (ک) مناطق غیر قابل گسترش شهری، (ل) مناطق شهری موجود

برای توقف چرخه شبکه عصبی از دو شرط استفاده شده است: (1) حداکثر تعداد چرخه 1000 و (2) مقدار مطلوب RMSE برابر با صفر در نظر گرفته شده است. پس از معرفی 12 پارامتر به عنوان ورودی و 5 درصد از داده مستقل که 70 درصد آن برای یادگیری و 30 درصد برای تست می‌باشد، معماری شبکه عصبی به صورت 12-1-X امتحان می‌شود. معماری با مقدار RMSE کمتر به عنوان معماری مورد نظر انتخاب می‌شود. با توجه به شکل 6 شبکه عصبی

شکل 7 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 0 و 1 می‌باشد. مقدار 0 نشان‌دهنده عدم تمایل به گسترش و مقدار 1 نشان‌دهنده بیشترین تمایل به گسترش می‌باشد.

### 3-6- بررسی دقت نقشه احتمال با روش ROC<sup>5</sup>

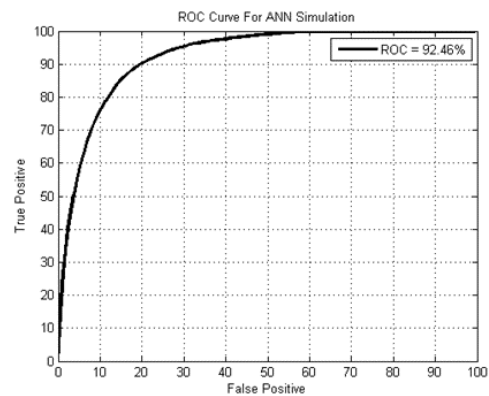
این روش یکی از روش‌های پرکاربرد در بررسی دقت مدل‌سازی می‌باشد. این روش با استفاده از تعریف حدود آستانه مختلف برای بررسی دقت نقشه شایستگی کاربرد دارد. حدود آستانه در واقع برابر با درصدی از پیکسل‌ها می‌باشند که برای مقایسه با نقشه بولین به صورت 1 در می‌آیند. بر فرض حد آستانه برابر با 10 درصد تعیین شده باشد، ROC از پیکسل‌های با بالاترین ارزش در نقشه شایستگی پیش‌بینی شده شروع کرده و مقدار آنها را به 1 تبدیل می‌کند. این عمل تا جایی ادامه می‌یابد که 10 درصد پیکسل‌ها به 1 تبدیل شده باشد. سپس 90 درصد بقیه پیکسل‌ها را به 0 تغییر می‌دهد. در نهایت نقشه بدست آمده در حد آستانه مورد نظر را با نقشه بولین واقعی با توجه به جدول 3 مقایسه کرده و مقادیر False (FP)

Positive و True Positive (TP) را با استفاده از روابط 13 و 14 بدست می‌آورد. این کار برای حدود آستانه 20 درصد، 30 درصد تا 100 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 0/5 بیانگر مدل‌سازی بر اساس شانس و 1 بیانگر بهترین مدل‌سازی ممکن و تطابق کامل با واقعیت می‌باشد. شکل 8 بیانگر نمودار ROC برای نقشه شایستگی پیش‌بینی شده با در نظر گرفتن 100 حد آستانه می‌باشد.

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

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

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 مدل‌سازی بیشتر است.



شکل 8- نمودار ROC

دقت نقشه احتمال پیش‌بینی شده با استفاده از 100 حد آستانه برابر 92/46 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.

### 3-7- تخصیص مکانی

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 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 2006 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 1 تا 4 و برای فیلتر 5×5 نیز حدود آستانه 1 تا 9 آزمایش شدند. شکل 9 نشان‌دهنده نقشه‌های پیش‌بینی شده در حالت‌های مختلف و دقت‌های آنها می‌باشد. روش ارائه شده برای همسایگی 3×3 در 4 حالت با در نظر گرفتن حدود آستانه همسایگی 1 تا 4 اجرا شد. به این صورت که در حالت اول (شکل 9 الف) در همسایگی 3×3 از پیکسل با بالاترین ارزش در نقشه شایستگی شروع کرده و شرط حداقل 1 همسایگی چک می‌شود که اگر پیکسل مورد نظر دارای تعداد همسایه شهری برابر یا بیشتر از 1 بود به پیکسل شهری و در غیر این صورت به غیر شهری تبدیل می‌شود. برای حدود آستانه 2، 3 و 4 (شکل 9 ب-د) نیز به همین صورت می‌باشد. با توجه به این که دقت تخصیص مکانی در حد آستانه 4 همسایگی از حد آستانه 3 همسایگی کمتر بدست آمد، بقیه حدود آستانه‌ها (5 تا 9) در مدل‌سازی بکار گرفته نشدند. برای همسایگی 5×5 نیز به همین صورت با این تفاوت که بجای فیلتر 3×3 فیلتر 5×5 استفاده گشت و برای حدود آستانه 1 تا 9 (شکل 9 ه-م) مدل‌سازی انجام پذیرفت. در نهایت مدل‌سازی بدون در نظر گرفتن همسایگی (شکل 9 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 3 همسایگی (شکل 9 ج) دارای دقت بیشتری نسبت به حدود آستانه 1 و 2 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.

بیشترین دقت برای همسایگی 3×3 حد آستانه 3 همسایگی با 92/16 برای دقت کلی و 81/96 برای شاخص کاپا بدست آمد که در مقایسه با حالت بدون همسایگی (شکل 9 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.

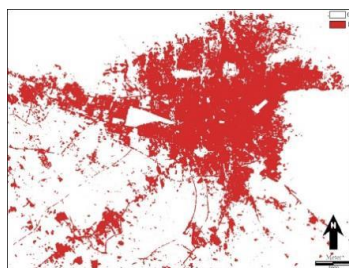


با توجه به شکل 10، حدود آستانه در نقاط کمینه نسبی نمودار اختیار و به صورت جدول 4 تعیین شدند. در واقع در روش ترکیبی با الهام گرفتن از نمودار فراوانی حدود آستانه در بازه‌های مختلف تعیین شد. هر چه ارزش پیکسل موجود بیشتر باشد (به 100 نزدیک‌تر باشد) حد آستانه تبدیل از غیر شهری به شهری کمتر (تعداد پیکسل‌های لازم شهری در همسایگی پیکسل مورد نظر کمتر تعیین شد) است.

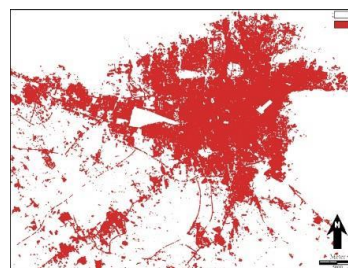
در نهایت با ترکیب نتایج بدست آمده و با در نظر گرفتن حدود آستانه به صورت ترکیبی نقشه دیگری پیش‌بینی شد که دارای دقت بیشتری نسبت به بقیه نقشه‌ها می‌باشد. به این صورت که با اعمال یکسری قوانین برای تخصیص کاربری در مرحله اعمال حدود آستانه یک جواب بهینه بدست آمد. با توجه به شکل 10 که نشان‌دهنده نمودار فراوانی پیکسل‌ها در نقشه شایستگی در بازه‌های 5 درصدی می‌باشد، تعداد همسایگی برای حدود آستانه مختلف به صورت جدول 4 تعیین شد. شکل 11 نشان‌دهنده نقشه پیش‌بینی شده بر اساس روش ترکیبی می‌باشد.

جدول 3- جدول سازگاری

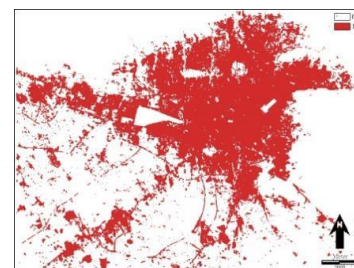
نقشه مرجع		گسترش یافته		گسترش نیافته		مجموع	
A+B	B	A	گسترش یافته	گسترش یافته	مجموع	A+B+C+D	B+D
C+D	D	C	گسترش نیافته	گسترش نیافته	مجموع	A+B+C+D	B+D
A+B+C+D	B+D	A+C	مجموع	مجموع	مجموع	A+B+C+D	B+D



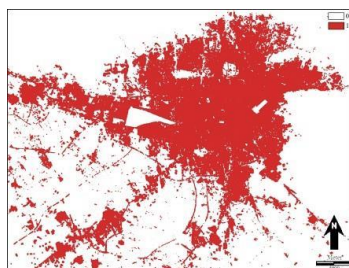
(الف): فیلتر همسایگی:  $3 \times 3$  | حد آستانه: 3  
دقت کلی: 92/16 | شاخص کاپا: 81/96



(ب): فیلتر همسایگی:  $3 \times 3$  | حد آستانه: 2  
دقت کلی: 92 | شاخص کاپا: 81/71



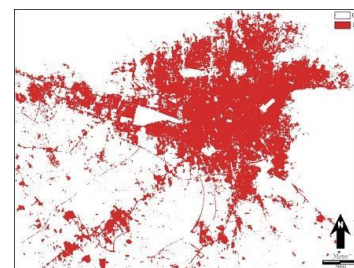
(ج): فیلتر همسایگی:  $3 \times 3$  | حد آستانه: 1  
دقت کلی: 91/41 | شاخص کاپا: 80/67



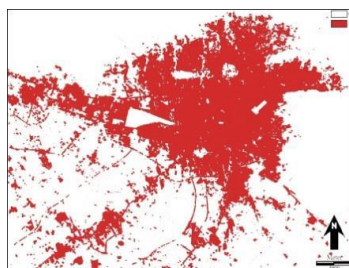
(د): فیلتر همسایگی:  $5 \times 5$  | حد آستانه: 2  
دقت کلی: 91/62 | شاخص کاپا: 81/20



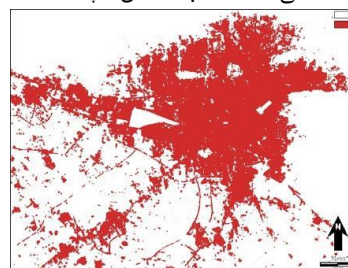
(ه): فیلتر همسایگی:  $5 \times 5$  | حد آستانه: 1  
دقت کلی: 91/60 | شاخص کاپا: 81/16



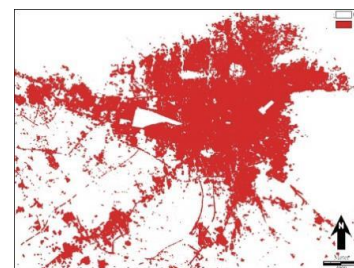
(و): فیلتر همسایگی:  $3 \times 3$  | حد آستانه: 4  
دقت کلی: 91/88 | شاخص کاپا: 81/86



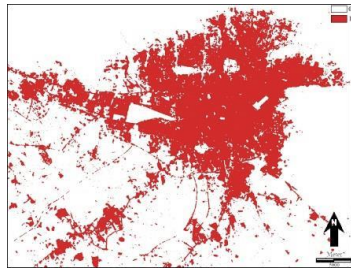
(ز): فیلتر همسایگی:  $5 \times 5$  | حد آستانه: 3  
دقت کلی: 91/62 | شاخص کاپا: 81/19



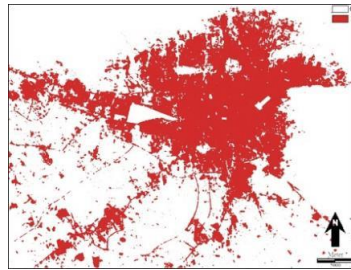
(ح): فیلتر همسایگی:  $5 \times 5$  | حد آستانه: 4  
دقت کلی: 91/61 | شاخص کاپا: 81/13



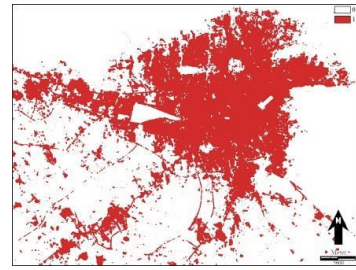
(ط): فیلتر همسایگی:  $5 \times 5$  | حد آستانه: 5  
دقت کلی: 91/78 | شاخص کاپا: 81/42



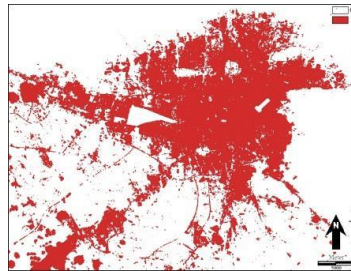
(ل): فیلتر همسایگی: 5×5 | حد آستانه: 8  
دقت کلی: 92/13 | شاخص کاپا: 81/91



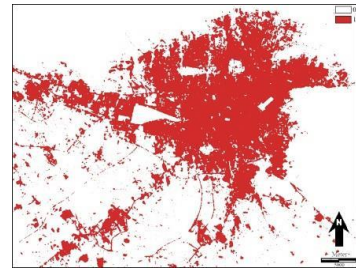
(ک): فیلتر همسایگی: 5×5 | حد آستانه: 7  
دقت کلی: 92/05 | شاخص کاپا: 81/83



(ی): فیلتر همسایگی: 5×5 | حد آستانه: 6  
دقت کلی: 91/94 | شاخص کاپا: 81/68

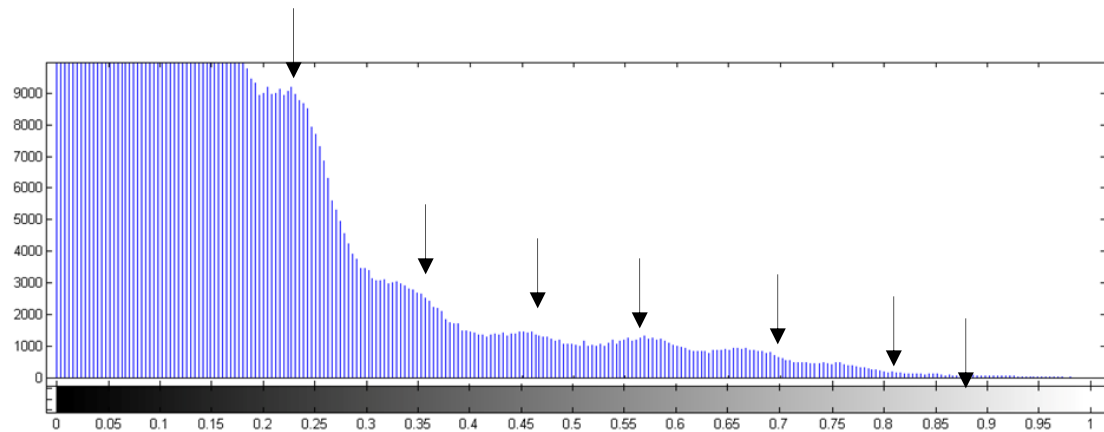


(ن): بدون فیلتر همسایگی | دقت کلی:  
90/34 | شاخص کاپا: 79/46



(م): فیلتر همسایگی: 5×5 | حد آستانه: 9  
دقت کلی: 92/02 | شاخص کاپا: 81/84

شکل 9- نقشه‌های پیش‌بینی شده برای سال 2016 برای حدود آستانه و همسایگی‌های مختلف



شکل 10- نمودار فراوانی پیکسل‌ها در نقشه شایستگی. محور افقی مقدار پیکسل، محور عمودی تعداد پیکسل، (نقاط کمینه نسبی با پیکان مشخص شده‌اند)



فیلتر همسایگی: 3×3 | حد آستانه: ترکیبی  
دقت کلی: 92.22 | شاخص کاپا: 82.31

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.

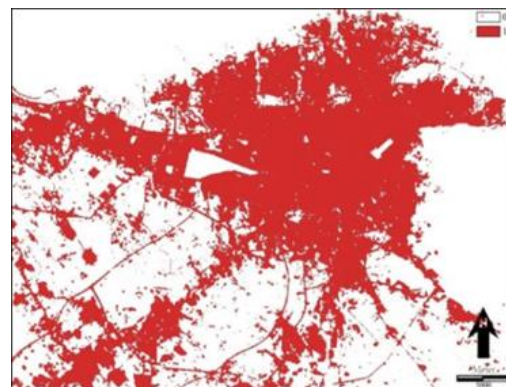
جدول 4- بازه‌ها و حدود آستانه در نظر گرفته شده

بازه به درصد	حد آستانه همسایگی
80 تا 100	0
73 تا 80	1
63 تا 73	2
51 تا 63	3
42 تا 51	4
32 تا 42	5
20 تا 32	6

شکل 11- نقشه پیش‌بینی شده برای سال 2016 بر اساس روش ترکیبی

#### 4- 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. در این مقاله با استفاده از روش شبکه عصبی پیش‌خورانده 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 2006 به صورت رو به جلو اجرا شد که خروجی آن نقشه شایستگی برای سال 2016 بود. مساحت قابل گسترش نیز برابر مساحت گسترش یافته بین سال‌های 1996 تا 2006 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 (3×3) تاثیر بیشتری نسبت به فاصله دورتر (5×5) دارد. در این مقاله برای رفع خطای اوتلایر، همسایگی در حدود آستانه مختلف امتحان شد. نتیجه این بود که در همسایگی 3×3 حداقل 3 همسایه و در همسایگی 5×5 حداقل 8 همسایه دارای بیشترین دقت می‌باشند. سپس با الهام گرفتن از نمودار فراوانی نقشه شایستگی، روشی ترکیبی ارائه گردید که باعث افزایش 1/88 درصدی در دقت کلی و 2/85 درصدی در شاخص کاپا نسبت به حالت بدون فیلتر همسایگی گردید. در نهایت بوسیله نقشه سال 2006 و 2016 و پارامترهای آنها و با استفاده از روش ترکیبی ارائه شده نقشه گسترش شهری برای سال 2026 پیش‌بینی شد (شکل 12).



شکل 12- نقشه پیش‌بینی شده برای سال 2026 بر اساس روش ترکیبی

با توجه به شکل 12، گسترش شهر در سال 2026 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 5 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.

روش به کار برده شده	دقت کاپا	شاخص ROC
شبکه عصبی پیش‌خورانده + همسایگی	82/31	92/46
رگرسیون منطقی	73/98	-
شبکه عصبی	73/16	-
شبکه عصبی	78	80
رگرسیون منطقی	-	69

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 10 ساله را 10 بار به صورت هر سال یک بار در نظر گرفت.

#### 5- مراجع

- [1] عسکریان عمران، حسین، و بهلولی، پرهام (1394). ترکیب رگرسیون منطقی و MOLA به منظور پیش‌بینی تغییرات چندگانه کاربری اراضی؛ مطالعه موردی: شهر تهران. بیست و دومین همایش ملی ژئوماتیک، تهران، ایران.
- [2] محمدی، ساسان، و دلاور، محمودرضا (1393). مدل‌سازی توسعه شهری با روش رگرسیون لجستیک. نشریه علمی- پژوهشی علوم و فنون نقشه‌برداری، 4 (2)، 77-86.
- [3] طیبی، امین (1389). پیش‌بینی و ارزیابی تغییر کاربری اراضی شهری. پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تهران.
- [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 (2016): 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.31, 1996.
- [8] 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): 1175-11

- 
- <sup>1</sup> Recurrent
  - <sup>2</sup> Back Propagation
  - <sup>3</sup> Support Vector Machines
  - <sup>4</sup> Radial Basis Function
  - <sup>5</sup> Relative operating characteristic
  - <sup>6</sup> Outlier



7 (1), 2022

دوره 7، شماره 1

تابستان 1401

دوفصلنامه پژوهشی



پایش و مدل سازی روند گسترش و توسعه فیزیکی شهرها با اعمال روش ترکیبی شبکه عصبی و فیلتر همسایگی

#### COPYRIGHTS

©2022 by the authors. Published by **Journal of Engineering & Construction Management (JECM)**. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0) (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)