

Research Paper

## Modeling the Effect of Structural Parameters on the Urban Surface Temperature Based on Segments Obtained from Object-Oriented Segmentation in the City of Tehran

Ali Shamsoddini<sup>1\*</sup>, Sahar Aryanejad<sup>2</sup>

1. Associate Professor, Department of Remote Sensing & GIS, Faculty of Humanities, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran.
2. M.Sc., Department of Remote Sensing & GIS, Faculty of Humanities, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran.

Received: 2023/12/07  
Accepted: 2024/03/18

### ABSTRACT

The warming of the urban environment is one of the consequences of unsustainable growth. This research aims to investigate the possibility of modeling the effect of the structural parameters on the city's surface temperature in the summer season in Tehran. For this purpose, the Landsat-8 image taken in 2018 was used to calculate the surface temperature. In order to determine the study units in this research, the segmentation method was used on the Sentinel-2 image of 2018, and the ratio of the vegetation cover and the separation of built-up areas from non-built-up ones were extracted using this image. The multi-layer perceptron neural network and the convolutional neural network methods were used to model the effect of urban structural parameters on the surface temperature during the summer. The results obtained from random forest feature selection for the summer indicates that the presence of vegetation and urban uses that include residential and industrial areas, the presence of mixed residential/commercial/administrative areas, and the presence of vegetation affect changes in the urban surface temperature. Further, the information layers of road and population density in this season have an effect on the changing temperature of the earth's surface. Additionally, the results obtained through modeling and t-test of paired samples demonstrate the superiority of the convolutional neural network method, with a root mean square error of 0.61, determination coefficient of 0.62, and 17.75% estimation error, compared to the multi-layer perceptron model, which had 0.82 root mean square error, 0.26 determination coefficient, and 23.34% estimation error.

### Keywords:

Land Surface Temperature; Image Segmentation; Deep Learning; Convolutional Neural Network; Machine Learning.

\*Corresponding Author: Department of Remote Sensing & GIS, Faculty of Humanities, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran.  
ORCID: 0000 0003 4559 7563

ali.shamsoddini@modares.ac.ir

## R

**Extended Abstract****Introduction**

Recently, many remote sensing-based studies have been conducted in the urban domain, especially the phenomenon of increasing land surface temperature (LST) and the factors affecting it. Several methods have been used in order to determine the study units and check the LST of cities using remote sensing data, the most important of which used widely in past researches is pixel-based method. The major limitation of this method is that the city is a heterogeneous environment and the pixel-based method only relies on the characteristics of a single pixel. Nevertheless, the LST in an urban environment can be affected by neighborhood relations and also by a structure whose size is much larger than one pixel. This limitation can be solved to some extent through segmentations derived from the object-oriented method. In urban environments, due to the fact that the structure of a city has significant differences in its different parts, therefore, the segments that are created in different parts in a segmentation process of an image can have different spectral and textural behaviors based on varied parts of the urban structure. Therefore, the segments resulting from object-oriented segmentation on remote sensing images can be considered suitable study units for modeling the LST behavior in urban areas based on the structural parameters of the city.

**Methodology**

The Iran capital city Tehran is located in  $51^{\circ} 6'$  to  $51^{\circ} 38'$  eastern longitude and  $35^{\circ} 34'$  to  $35^{\circ} 51'$  northern latitude. In this research, Landsat-8 image taken in the summer of 2018 was used to calculate the LST using a single-channel method. Also, in order to determine the study units by object-oriented segmentation method, separating the built areas from the unbuilt ones and vegetation in the study areas, Sentinel-2 image also taken in the summer of 2018 was applied. Further, the digital layers of Tehran, including its different urban land uses, roads and the population living in each zone, were used in the course of this research. After selecting suitable features through the random forest method, two more methods i.e. artificial neural network (multilayer perceptron or MLP) and convolutional neural network (CNN) were used to find the effect of urban structural parameters on the LST in the summer season.

**Results and discussion**

As the results show, CNN with the root mean square error of  $0.61^{\circ}\text{C}$  and the estimation error of 17.75% performed better than MLP. Also, independent t-test samples were used to analyze the error of the estimations done for the LSTs higher and lower than the average value. The results showed that the root mean square error is higher and the coefficient of determination is lower in areas with high LST. One of the factors resulting in the increase of LST is different urban land uses. The increase in human activities and accordingly changes in urban land use have caused an increase in radiant energy in urban areas, especially in hot seasons, and this has resulted in an increase in the LST. In this research, among the existing land use of residential and industrial areas as well as a combination of residential, service, and commercial land use are more effective on LST changes. Examining the effect of barren land on LST during different seasons showed the greater effect of this on increasing LST during hot seasons. But the effect of barren land on the LST can be reduced in cold seasons of the year. Examining the results of MLP shows the poor performance of this method compared to the CNN. MLP does not follow any special rule in terms of structure, and the proper structure of this method is obtained through

experience and trial and error. So, as a result, the optimization of the model obtained from the MLP can be challenging.

**Conclusion**

According to parameters selected using the random forest method, the information layers include the percentage of residential areas, administrative-commercial-service areas combined, the percentage of industrial areas, road density, population density and the percentage of vegetation cover are more important compared to other parameters in the summer. Further, the vegetation cover is one of the most important factors affecting changes in the LST. Traffic congestion in the summer too has a greater effect on increasing the temperature of the earth's surface due to augmented radiant energy.



## مدل‌سازی تاثیر پارامترهای ساختاری شهر بر دمای سطح شهر مبتنی بر قطعات حاصل از قطعه‌بندی شی‌گرا در شهر تهران

علی شمس‌الدینی<sup>۱\*</sup>، سحر آریانژاد<sup>۲</sup>

۱. دانشیار گروه سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران (نویسنده مسئول).

۲. کارشناسی ارشد سنجش از دور، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران.

### چکیده

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۹/۱۶

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۱۲/۲۸

گرم شدن محیط زیست شهری یکی از پیامدهای رشد شهری ناپایدار است. هدف این پژوهش بررسی امکان مدل‌سازی تاثیر پارامترهای ساختاری شهر بر دمای سطح زمین در فصل تابستان در شهر تهران است. بدین منظور، از تصویر لندست-۸ اخذ شده در سال ۲۰۱۸ به جهت محاسبه دمای سطح زمین استفاده شده و به منظور تعیین واحدهای مطالعاتی در این پژوهش از روش قطعه‌بندی شی‌گرا بر روی تصویر سنجنده سنتینل-۲ سال ۲۰۱۸ استفاده گردیده و میزان پوشش گیاهی، جاسازی مناطق ساخته شده از مناطق ساخته نشده از این تصاویر استخراج شده است. همچنین روش شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و روش شبکه عصبی کانولوشن به منظور مدل‌سازی تاثیر پارامترهای ساختاری شهر بر دمای سطح زمین در طی فصل تابستان مورد استفاده قرار گرفته است. نتایج به دست آمده از انتخاب ویژگی به روش جنگل تصادفی برای فصل تابستان نشان می‌دهد که حضور پوشش گیاهی و کاربری‌های شهری که شامل مناطق مسکونی، مناطق تجاری و خدماتی، مناطق صنعتی، زمین‌های بایر است، و نیز لایه‌های اطلاعاتی تراکم معابر و تراکم جمعیت در این فصل بر تغییرات دمای سطح زمین تاثیر گذار هستند. همچنین نتایج حاصل از مدل‌سازی و نتایج به دست آمده از آزمون آماری تی نمونه‌های جفت شده نشان دهنده برتری روش شبکه عصبی کانولوشن با ریشه میانگین مربعات خطای ۰/۶۱ درجه سانتی‌گراد، ضریب تعیین ۰/۶۲ و درصد خطای برآورد ۱۷/۷۵ نسبت به روش شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با ریشه میانگین مربعات خطای ۰/۸۲، ضریب تعیین ۰/۲۶ و درصد خطای برآورد ۲۳/۳۴ است.

دمای سطح زمین، قطعه‌بندی شی‌گرا، پارامترهای ساختاری شهر، یادگیری عمیق، یادگیری ماشین.

واژگان کلیدی:

### ۱. مقدمه

جمعیت جهان به طرز چشم‌گیری در حال افزایش است. شهرهای جدید در حال ساخت هستند، در حالی که شهرهای موجود به لحاظ وجود پارامترهای موثر بر افزایش دمای سطح زمین بیش از حد اهمیت دارند. در حال حاضر بیش از پنجاه درصد از جمعیت جهان در شهرها زندگی می‌کنند. این افزایش جمعیت در مناطق شهری سبب افزایش مقدار

ali.shamsoddini@modares.ac.ir

\* نویسنده مسئول

گرمای انسانی منتشر شده در اتمسفر شده است. این اثر ترکیبی همچنین منجر به افزایش دمای هوا در مناطق شهری نسبت به مناطق روستایی یا حومه اطراف آن شده است (Wu et al, 2021). شهرنشینی با نرخ رشد سریع، خطر افزایش دما در شهرها را تشدید کرده و اثر پدیده‌هایی مانند: جزیره حرارتی شهری<sup>۱</sup> را برجسته کرده است. به منظور درک تاثیر شهرنشینی بر دمای سطح زمین<sup>۲</sup>، شناخت رابطه بین دمای سطح شهر و اثر پیچیدگی‌های عملکرد شهری و ساختار منظر شهری ضروری است، چرا که سیما و منظر شهری بازتاب بیرونی از همه آن چیزی است که درون شهر می‌گذرد (Xiao et al, 2008: 238). تغییرات در محیط گرمایی ناشی از شهرنشینی از عوامل زیادی تاثیر می‌پذیرد. کاربری زمین و مشخصات سطحی که می‌تواند بر دمای سطح زمین تاثیر بگذارد عبارتند از: تراکم ساختمان، نسبت ارتفاع به عرض ساختمان، جاده‌ها و تراکم ترافیک، مصالح ساختمانی و تفاوت موجود در مواد و مصالح سطوح مختلف، استفاده از فضای سبز، عامل دید به آسمان و فرم و هندسه در ساختمان‌ها می‌تواند تابش ورودی بیشتری را به دلیل کاهش آلبیدی<sup>۳</sup> سطح جذب و ذخیره کند. یا برعکس انرژی کمتری را به دلیل سایه‌اندازی ذخیره کند (علیچانی و همکاران، ۱۳۹۶: ۱۰۰). به طور کلی در محیط‌های شهری پوشش گیاهی به صورت پراکنده و محدود بوده، بنابراین همین امر سبب شده تا ساختمان‌ها و سطوح نفوذناپذیر شهری انرژی خورشیدی را جذب کرده و انرژی جذب شده را در طول موج‌های بلند گسیل کنند. در مناطق غیر شهری انرژی ورودی خورشید موجب تبخیر از گیاهان می‌شود این روند تغییر دما در این مناطق چندان قابل توجه نیست (حقیقت خرازی، ۱۳۹۷: ۱۳۶). بهینه‌سازی الگوی فضای سبز شهری به طور گسترده‌ای برای کاهش اثر دمای سطح شهر توصیه شده است که عمدتاً بر اساس روابط آماری معنی‌دار بین دما و اندازه‌گیری الگوی فضای سبز در مقیاس محلی در شهر است (Xiaolu & Bo, 2011: 452). امروزه مطالعات زیادی در زمینه سنجش از دور در حوزه مسائل شهری به خصوص پدیده افزایش دمای سطح زمین و عوامل اثرگذار بر آن انجام شده است. روش‌های متعددی به منظور تعیین واحدهای مطالعاتی در جهت بررسی دمای سطح شهرها به کارگرفته شده است که عمده‌ترین آن‌ها که در پژوهش‌های گذشته به صورت گسترده مورد استفاده قرار گرفته، روش پیکسل پایه است که محدودیت عمده این روش آن است که شهر یک محیط ناهمگن بوده و روش پیکسل پایه تنها متکی بر ویژگی‌های یک پیکسل است. این درحالی است که دمای سطح زمین در یک محیط شهری می‌تواند متاثر از روابط همسایگی و نیز ساختاری باشد که وسعت آن از یک پیکسل به مراتب بیشتر است. این محدودیت از طریق قطعه‌بندی با استفاده از روش شی‌گرا می‌تواند تا حدودی برطرف گردد. با توجه به تعریف فوق، مهمترین هدف در قطعه‌بندی یک محیط شهری تعیین محدوده‌ای همگن و مناسب از عوارض و پدیده‌های سطح زمین در جهت تفکیک آن‌ها از یکدیگر است (Dey et al, 2010: 31). آنالیز شی‌گرای<sup>۴</sup> تصاویر ماهواره‌ای، یک تکنیک کاربردی در پردازش این تصاویر است

<sup>1</sup> Urban Heat Island

<sup>2</sup> Land Surface Temperature

<sup>3</sup> Albedo

<sup>4</sup> Object-Oriented

که اخیراً در مقابل آنالیز پیکسل پایه<sup>۱</sup> توسعه داده شده است. در پردازش پیکسل پایه تصاویر، اطلاعات تک پیکسل معیار و مبنی قرار می‌گیرد. این در صورتی است که در پردازش شی‌گرا ارزش‌ها و اطلاعات مجموعه‌ای از پیکسل‌های مشابه که به آن شی یا پدیده گفته می‌شود، اساس پردازش قرار داده می‌شود. تحقیقات اخیر نشان داده‌اند که پردازش تصاویر بر پایه آنالیز پیکسل پایه دارای یک سری محدودیت‌ها است. در واقع پدیده‌ها گروهی از پیکسل‌ها هستند که براساس اندازه‌گیری‌های طیفی، شکل و بافت با هم مشابه بوده و در عین حال با زمینه‌ای از پیکسل‌های اطراف خود ارتباط معنی‌دار دارند. تاثیر گستردگی تنوع ویژگی‌های مختلف به اهداف، اندازه پدیده‌ها، رنگ، بافت، شکل و موقعیت آن در درون سلسله مراتب پدیده‌ها وابسته است (Blaschke, 2010: 3). شی‌های تصویری حاصل از فرآیند قطعه‌بندی، مبنای قطعه‌بندی شی‌گرا<sup>۲</sup> هستند. این قطعات در حجم زیادی با توجه به مشخصات و خصیصه‌های پدیده‌های زمینی متناظرشان در سطح تصویر استخراج می‌شوند و هر چقدر این فرآیند با صحت بیشتری انجام شود، مستقیماً در کیفیت قطعه‌بندی تاثیرگذار خواهد بود (Baatz, 2000: 85). در محیط‌های شهری با توجه به این که ساختار شهر در بخش‌های مختلف آن دارای تفاوت‌های معنی‌دار است، بنابراین قطعه‌هایی که در بخش‌های مختلف یک شهر در فرآیند قطعه‌بندی ایجاد می‌گردند، می‌تواند از رفتارهای طیفی و بافتی مختلفی تاثیر بپذیرند، که در یک تصویر ماهواره‌ای با توجه به تفاوت بخش‌های مختلف ساختار شهری از خود نشان می‌دهد. بنابراین قطعه‌های حاصل از قطعه‌بندی شی‌گرا بر روی تصاویر سنجش از دور می‌تواند به عنوان واحدهای مطالعاتی مناسبی در جهت مدل‌سازی رفتار دمای سطح زمین در مناطق شهری براساس پارامترهای ساختاری شهر محسوب گردند (Lin et al, 2012).

## ۲- منطقه مورد مطالعه، داده‌های مورد استفاده و روش پژوهش

### ۲-۱- منطقه مورد مطالعه

شهر تهران، پایتخت کشور ایران، در طول جغرافیایی ۵۱ درجه و ۶ دقیقه شرقی تا ۵۱ درجه ۳۸ دقیقه شرقی و عرض جغرافیایی ۳۵ درجه و ۳۴ دقیقه شمالی تا ۳۵ درجه و ۵۱ دقیقه شمالی واقع شده است (شکل ۱). این شهر از دامنه جنوبی رشته کوه‌های البرز تا حاشیه شمالی کویر مرکزی ایران قرار دارد. با حرکت از جنوب شهر تهران به سمت شمال آن، به ارتفاع این شهر اضافه می‌شود، به گونه‌ای که ارتفاع جنوب این شهر ۱۰۵۰ متر و ارتفاع مرکز آن ۱۲۰۰ متر و ارتفاع شمال شهر ۱۸۰۰ متر از سطح آب‌های آزاد است. تهران بزرگترین و پرجمعیت‌ترین شهر ایران با حدود ۱۱ میلیون نفر جمعیت و بیست و پنجمین شهر پر جمعیت جهان با مساحتی حدود ۷۳۰ کیلومتر است. رشد جمعیت موجب گسترش شهرسازی و تغییر در ویژگی‌های فیزیکی سطح زمین شده و این شهر را تبدیل به یک مرکز کلیدی صنعتی،

<sup>1</sup> Base Pixel

<sup>2</sup> Object-Oriented Analysis

تجاری و مسکونی کرده است. توسعه شهری بی رویه و فقدان برنامه‌ریزی مناسب تاثیرات زیادی روی محیط حرارتی شهر تهران بر جای گذاشته است (حسینی و همکاران، ۱۳۹۸: ۴۸).

شکل ۱- منطقه مورد مطالعه

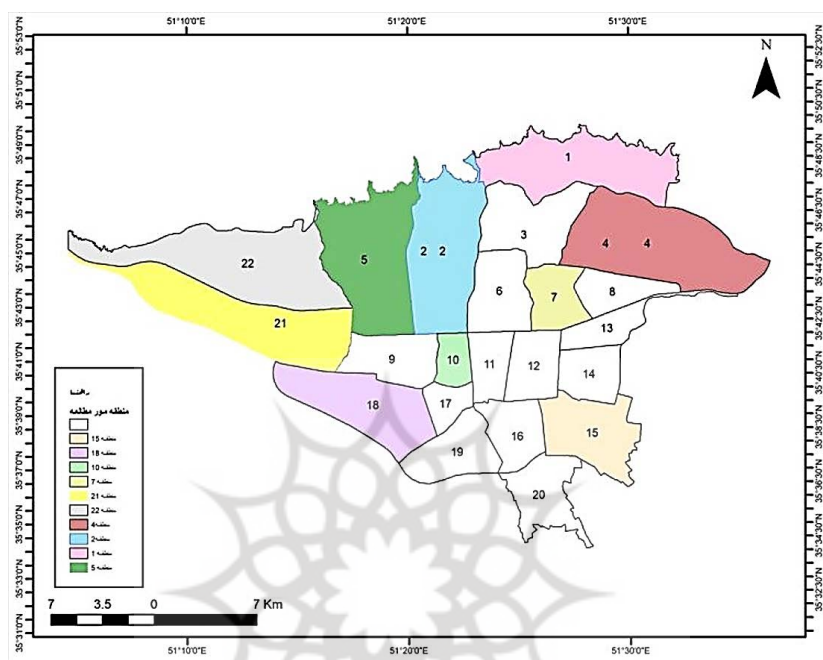


Figure 1- Study area

در این پژوهش از میان مناطق ۲۲ گانه شهر تهران ۱۰ منطقه ۱، ۲، ۴، ۵، ۷، ۱۰، ۱۵، ۱۸، ۲۱، ۲۲ مورد بررسی قرار گرفته است. انتخاب این مناطق با توجه به پیچیدگی شکل نواحی ساخته شده، و همچنین ویژگی‌های کالبدی ساختمان‌ها از قبیل تراکم ساختمانی و لبه‌های نواحی ساخته شده است. به عبارت دیگر برخی از این مناطق مانند منطقه ۱۰ و ۱۵ بیش از مناطق دیگر دارای تراکم ساخت هستند و بافت قدیمی‌تری دارند؛ در حالیکه برخی دیگر مانند منطقه ۱ دارای پوشش گیاهی قابل توجهی بوده و برخی دیگر از این مناطق مانند منطقه ۲۱ دارای تنوع پوشش زمین و وجود کاربری‌های مختلف از جمله صنعتی می‌باشند.

## ۲-۲- داده‌های مورد استفاده در این پژوهش

با توجه به نمودار جریان‌ی تحقیق، در این پژوهش از دو دسته داده استفاده شده است. دسته‌ای از داده‌ها تصاویر ماهواره‌ای سنجنده لندست-۸ و سنجنده سنتینل-۲ است. از تصویر سنجنده لندست-۸ به منظور محاسبه دمای سطح زمین به روش تک کاناله و محاسبه میانگین دمای سطح زمین در هر یک از قطعات استفاده شده است (Skerkin &

### فصلنامه برنامه‌ریزی و آمایش فضا

6: et.al, 2020). همچنین از تصویر سنجنده سنتینل-۲ به جهت تعیین قطعات و استخراج ویژگی‌هایی مانند: درصد مساحت و مجموع پوشش گیاهی و جداسازی مناطق ساخته شده از مناطق ساخته نشده در هر یک از قطعات استفاده شده است. دسته دیگر داده‌ها مربوط به لایه‌های رقومی شهر تهران است که شامل کابری‌های مختلف شهری، جمعیت ساکن در هر بلوک و معابر شهر تهران است.

جدول ۱- تاریخ اخذ تصویر سنجنده‌های سنتینل-۲ و لندست-۸

نام سنجنده	فصل	تاریخ تصویر
Sentinel_2	تابستان	۲۰۱۸/۰۸/۳۱
OLI/TIRS	تابستان	۲۰۱۸/۰۷/۲۸

Table 1- Date of image acquisition by sentinel-2 and landsat-8 sensors

## ۲-۳- روش پژوهش

شکل ۲ نمودار جریانی تحقیق به منظور بررسی تاثیر پارامترهای ساختاری شهر بر دمای سطح زمین در واحدهای مطالعاتی حاصل از قطعه‌بندی شی‌گرا در مناطق مورد نظر در پژوهش را نشان می‌دهد.

شکل ۲- نمودار جریانی تحقیق

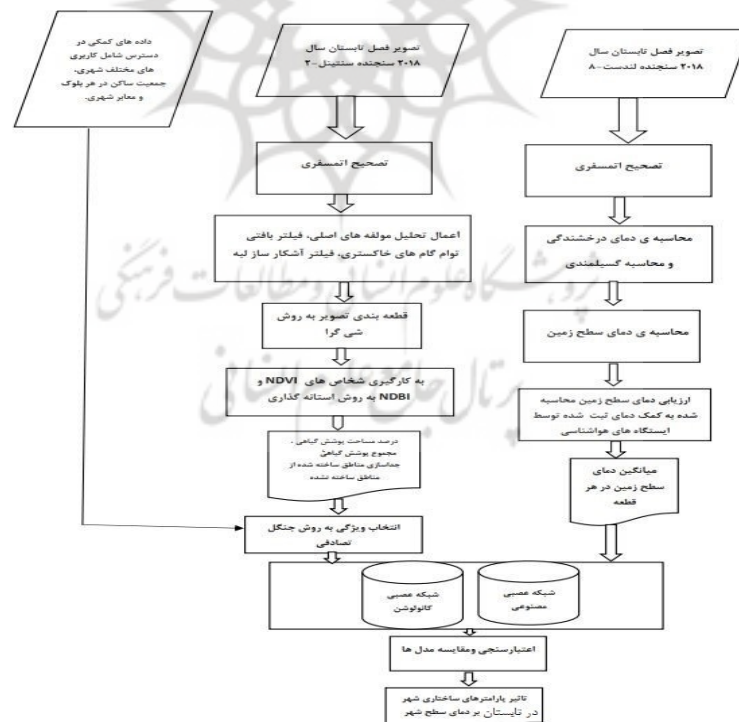


Figure 2- Research flowchart

## فصلنامه برنامه‌ریزی و آمایش فضا

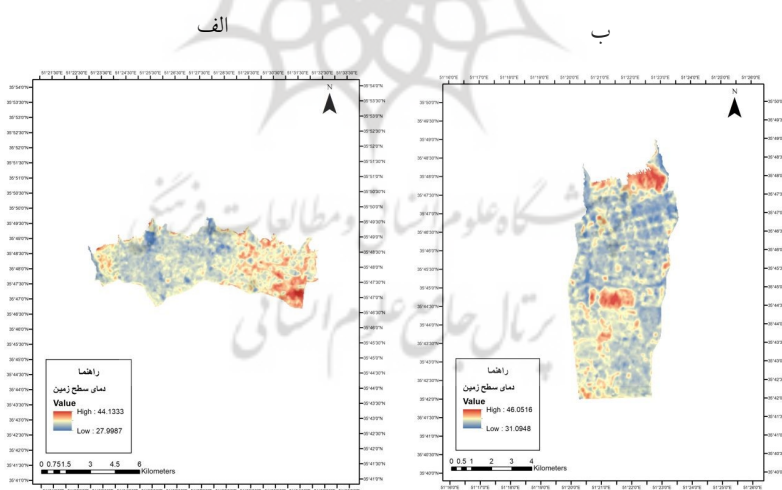


با توجه به نمودار جریانی تحقیق، در این پژوهش به منظور محاسبه دمای سطح زمین به روش تک کاناله از تصویر لندست-۸ در فصل تابستان سال ۲۰۱۸ استفاده شده است. همچنین به منظور تعیین واحدهای مطالعاتی به روش قطعه‌بندی شی‌گرا، جداسازی مناطق ساخته شده از مناطق ساخته نشده و پوشش گیاهی موجود در مناطق موردنظر در پژوهش، از تصویر سنتینل-۲ در فصل تابستان سال ۲۰۱۸ استفاده شد. در این پژوهش از لایه‌های رقومی شهر تهران شامل کاربری‌های مختلف شهری، معابر شهری و جمعیت ساکن در هر بلوک، نیز استفاده گردید. پس از انتخاب ویژگی به کمک روش جنگل تصادفی، از دو روش شبکه عصبی مصنوعی (پرسپترون چند لایه) و شبکه عصبی کانولوشن<sup>۱</sup> به جهت بررسی تاثیر پارامترهای ساختاری شهر بر دمای سطح شهر تهران در فصل تابستان استفاده شده است.

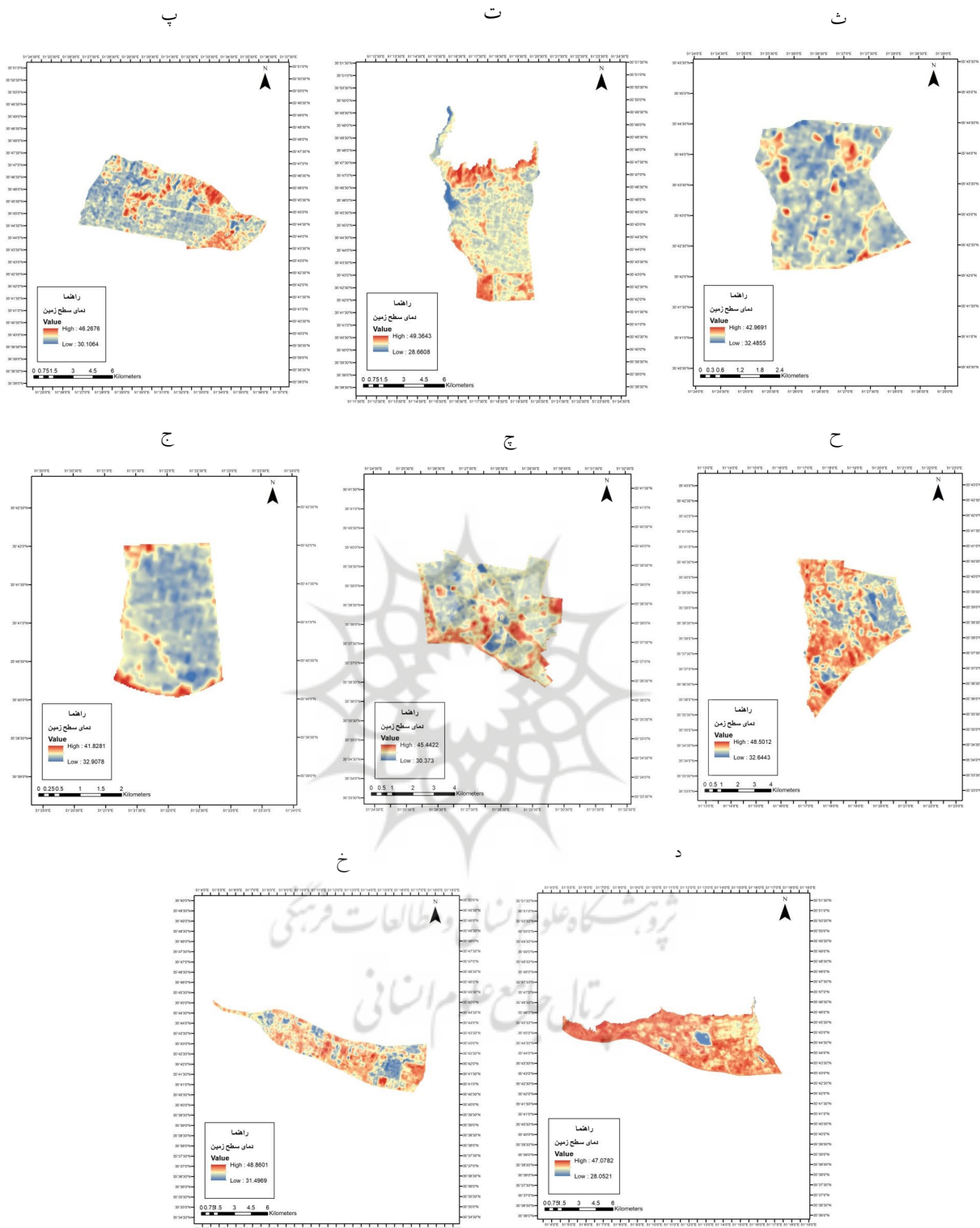
### ۳- محاسبه دمای سطح زمین

در این پژوهش از تصویر ماهواره‌ای مربوط به فصل تابستان سال ۲۰۱۸ سنجنده TIRS ماهواره لندست-۸ جهت محاسبه دمای سطح زمین استفاده شده است. به منظور محاسبه دمای درخشندگی از عکس رابطه پلانک و همچنین به منظور محاسبه گسیل مندی نیز روش مبتنی بر شاخص تفاضلی نرمال شده پوشش گیاهی (NDVI) استفاده گردید (Sekerkin et al, 2020: 9) در نهایت دمای سطح زمین به روش تک کاناله محاسبه شد. شکل زیر دمای سطح زمین محاسبه شده در فصل تابستان برای مناطق ده‌گانه ۱، ۲، ۴، ۵، ۷، ۱۰، ۱۵، ۱۸، ۲۱، ۲۲ شهر تهران را نشان می‌دهد.

شکل ۳- دمای سطح زمین محاسبه شده در فصل تابستان برای الف \_ منطقه یک، ب \_ منطقه دو، پ \_ منطقه چهار، ت \_ منطقه پنج، ث \_ منطقه هفت، ج \_ منطقه ده، چ \_ منطقه پانزده، ح \_ منطقه هجده، خ \_ منطقه بیست و یک، د \_ منطقه ی بیست و دو شهر تهران



<sup>1</sup> Convolution



**Figure 3.** Land surface temperature calculated for the summer season in different regions of Tehran city, including (a) region one, (b) region two, (c) region four, (d) region five, (e) region seven, (f) region ten, (g) region fifteen, (h) region eighteen, (i) region twenty one, (j) region twenty two.

در اشکال فوق نقشه دمای سطح زمین محاسبه شده برای ده منطقه ۲۲، ۲۱، ۱۸، ۱۵، ۱۰، ۷، ۵، ۴، ۲، ۱ شهر تهران در فصل تابستان نشان داده شده است. در هر یک از این مناطق دمای سطح زمین متأثر از عوامل سطحی و خصوصیات آن است و دمای سطح زمین در پوشش‌های مختلف موجود در این مناطق می‌تواند میزان متفاوتی داشته باشد. حضور کاربری‌های مختلف شهری مانند: مناطق مسکونی و مناطق صنعتی و همچنین تراکم معابر سبب افزایش دمای سطح زمین در برخی از نواحی این مناطق شده است. همچنین دماهای پایین‌تر در این مناطق نشان از حضور ترکیبی از پوشش گیاهی و سطوح آبی دارد.

#### ۴- صحت سنجی دمای سطح زمین محاسبه شده از تصاویر لندست-۸ به کمک دمای ثبت شده توسط ایستگاه‌های هواشناسی

برای تبدیل دمای هوای ثبت شده در ارتفاع ۱/۵ متری به دمای سطح زمین روش‌های زیادی وجود دارد. در این پژوهش از میان روش‌های موجود، از رابطه خطی (۱) استفاده شده است (حسین قلی زاده و همکاران، ۱۳۹۸: ۵۰).

$$T_s = a * T_b + b \quad (1)$$

در اینجا  $T_a$  دمای هوا و  $T_s$  دمای تشعشی سطح زمین می‌باشد.

جدول ۲ تفاوت میان دمای سطح زمین محاسبه شده از تصویر سنجنده لندست-۸ و دمای ثبت شده توسط ایستگاه‌های هواشناسی فرودگاه مهرآباد، چیتگر، شمیران، ژئوفیزیک و فرودگاه امام خمینی (ره) و همچنین جدول ۳ رابطه میان آن‌ها را نشان می‌دهد.

جدول ۲- تفاوت دمای سطح زمین و دمای ثبت شده توسط ایستگاه‌های هواشناسی در فصل تابستان

نام ایستگاه	دمای سطح زمین (سانتی گراد)	دمای هوا (سانتی گراد)	میزان اختلاف بین دمای سطح زمین و دمای ایستگاه‌ها (سانتی گراد)
فرودگاه مهرآباد	۳۸/۹۶۳۹	۳۷	۱/۹۶
چیتگر	۳۸/۲۹۳	۳۶/۴	۱/۸۹
شمیران	۳۹/۹۳۳۹	۳۷/۸	۲/۱
ژئوفیزیک	۳۸/۹۹۴۴	۳۷/۴	۱/۵۹
فرودگاه امام خمینی (ره)	۳۹/۰۱۸۶	۳۸/۳	۰/۷۱

**Table 2-** The difference between land surface temperature and temperature recorded by meteorological stations in summer season

جدول ۳- دمای سطح زمین سطح زمین محاسبه شده و دمای ثبت شده توسط ایستگاه های هواشناسی

رابطه رگرسیونی	ضریب تعیین
$T_s = .2216 * T_a + 4.4624$	$R^2 = 0.86$

Table 3- Correlation land surface temperature and the recorded temperature by meteorological stations

## ۵- قطعه‌بندی تصویر سنجنده سنتینل-۲ به کمک روش شی‌گرا

جهت قطعه‌بندی مناطق مورد نظر در پژوهش از تصویر سنجنده سنتینل-۲ در فصل تابستان سال ۲۰۱۸ به منظور تعیین واحدهای مطالعاتی استفاده شده است. به منظور بهینه‌سازی پارامترهای موثر بر قطعه‌بندی پردازش‌هایی بر روی تصویر انجام شد که شامل پارامترهای آنالیز تحلیل مولفه‌های اصلی<sup>۱</sup>، فیلتر بافتی ماتریس وقوع توام گام‌های خاکستری<sup>۲</sup> و فیلتر آشکارساز لبه سوبل<sup>۳</sup> است. در نهایت از میان اطلاعات مستخرج از آنالیز تحلیل مولفه‌های اصلی، سه مولفه اصلی اول و از میان پارامترهای حاصل از فیلترهای بافتی آنتروپی، میانگین همگنی، کنتراست و واریانس انتخاب شد. همچنین به منظور اعمال فیلتر آشکارساز لبه سوبل این پارامتر بر روی میزان ۱۰ درصد تنظیم شد و در کنار اطلاعات مستخرج از تصاویر این سنجنده از باندهای اصلی تصویر نیز استفاده شد. پس از بهینه‌سازی پارامترهای موثر بر قطعه‌بندی در نهایت از روش قطعه‌بندی چند قدرت تفکیکه جهت تعیین واحدهای مطالعاتی استفاده شد.

یکی از مباحث اساسی در قطعه‌بندی تصویر معیار نرخ تغییر است که از طریق رابطه (۲) محاسبه می‌شود (Drăguț et al, 2010: 863).

$$ROC = \left[ \frac{L_{LV} - (L_{LV} - 1)}{L_{LV} - 1} \right] \cdot 100 \quad (2)$$

در اینجا  $L_{LV}$  واریانس محلی در مقیاس موردنظر و  $(L_{LV} - 1)$  واریانس محلی در مقیاس پایین‌تر را نشان می‌دهد.

## ۵-۱- شاخص تفاضلی نرمال شده پوشش گیاهی

شاخص تفاضلی نرمال شده پوشش گیاهی (NDVI) برای مطالعه پوشش گیاهی از جهت میزان کلروفیل موجود در آن طراحی شده است. هر چه میزان کلروفیل موجود در گیاه بیشتر باشد به همان میزان، مقدار این شاخص افزایش پیدا می‌کند. بازه مقادیر در این شاخص بین ۱- تا ۱+ متغیر است. در این پژوهش تصویر سنجنده سنتینل-۲ به جهت محاسبه میزان پوشش گیاهی انتخاب شد و جهت محاسبه آن از روش آستانه‌گذاری در نرم افزار eCognition 9.0.1 استفاده

<sup>1</sup> Principle Component Analysis

<sup>2</sup> Gray Level Co-occurrence Matrix

<sup>3</sup> Sobel

شد. در نهایت با استفاده از نرم افزار ArcMap 10.8 درصد مساحت و مجموع پوشش گیاهی موجود در هر قطعه محاسبه شد (هادی پور، ۱۳۹۶: ۲۵۳).

شاخص تفاضل نرمال شده پوشش گیاهی از طریق رابطه (۳) محاسبه می‌شود:

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} \quad (3)$$

## ۵-۲- شاخص تفاضلی نرمال شده ساختمان

شاخص تفاضلی نرمال شده ساختمان (NDBI) به منظور استخراج مناطق ساخته شده شهری استفاده می‌شود (هادی پور، ۱۳۹۶: ۲۵۳). مقدار این شاخص بین ۱- تا ۱+ است. در این پژوهش برای جداسازی مناطق ساخته شده از مناطق ساخته نشده در هر قطعه، از تصویر سنجنده سنتینل-۲ استفاده شد و به جهت جداسازی مناطق ساخته شده از مناطق ساخته نشده از یکدیگر از روش آستانه‌گذاری در نرم افزار eCognition 9.0.1 استفاده شد. در انتها درصد مساحت مناطق ساخته شده از مناطق ساخته نشده در هر قطعه در نرم افزار ArcMap 10.8 محاسبه شد. شاخص نرمال شده ساختمان از طریق رابطه (۴) محاسبه می‌شود:

$$NDBI = \frac{SWIR - NIR}{SWIR + NIR} \quad (4)$$

## ۶- استخراج اطلاعات از لایه‌های رقومی مورد استفاده در پژوهش

در این پژوهش از لایه‌های کاربری‌های مختلف شهری، جمعیت شهری و معابر شهری تهیه شده از سازمان شهرداریهای مناطق مورد نظر در پژوهش و سازمان مدیریت و برنامه‌ریزی استان تهران استفاده شده است. در نهایت درصد مساحت کاربری‌های مختلف شهری، تراکم جمعیت و تراکم معابر موجود در هر یک از قطعات در نرم افزار ArcMap 10.8 محاسبه شد.

## ۷- مدل‌سازی

به منظور انجام مدل‌سازی، متغیرهای موجود در هر قطعه به عنوان ورودی مدل و میانگین دمای سطح زمین در هر قطعه برای فصل تابستان به عنوان خروجی مدل معرفی گردید. همچنین به جهت آموزش، اعتبارسنجی و ارزیابی مدل، داده‌ها به دو مجموعه که شامل ۷۰ درصد برای آموزش و ۳۰ درصد برای اعتبارسنجی مدل به صورت تصادفی انتخاب و تقسیم شدند.

### ۷-۱- انتخاب ویژگی به روش جنگل تصادفی

ویژگی یا بعد<sup>۱</sup> در واقع یکی از پایه‌ای‌ترین مسائل در عملیات داده کاوی و یادگیری ماشین است. در واقع هدف از انتخاب ویژگی، انتخاب بهینه‌ترین زیر مجموعه ویژگی از کل فضای ویژگی‌های اصلی در مساله مورد نظر است، به

<sup>۱</sup> Dimension

گونه‌ای که ضمن کاهش ابعاد بتوان در زمینه دقت حاصل از مدل‌سازی به نتیجه مطلوبی دست یافت (Koller & Sahami, 1996). در این پژوهش به منظور انتخاب ویژگی بهینه از روش جنگل تصادفی در نرم افزار R3.4.3 استفاده شد. در این روش، جنگل تصادفی بر روی کلیه متغیرهای مستقل اعمال می‌گردد و با انجام مدل‌سازی با تمامی متغیرها، میانگین مربعات خطا محاسبه می‌شود. در گام بعد با محاسبه اهمیت متغیرها براساس میزان باقی‌مانده‌های خطا به وسیله روش جنگل تصادفی، متغیرهای کم اهمیت حذف می‌شوند. حذف متغیرهای کم اهمیت در هر مرحله با روش جنگل تصادفی همراه با سایر متغیرها انجام شده و میزان خطای مدل محاسبه می‌شود. جدول ۴ نتیجه انتخاب ویژگی برای فصل تابستان بر اساس اهمیت هر یک از متغیرهای به کار گرفته شده در پژوهش را نشان می‌دهد.

جدول ۴- متغیرهای ورودی مدل برای فصل تابستان (۱۷ متغیر از میان ۲۸ متغیر انتخاب شد)

اهمیت	نام متغیر
۱	درصد مساحت مناطق مسکونی
۲	درصد مساحت مناطق تجاری _ اداری _ خدماتی
۳	درصد مساحت مناطق تجاری_مسکونی
۴	درصد مساحت مناطق پایر
۵	درصد مساحت مناطق دارای تجهیزات شهری
۶	درصد مساحت مناطق مسکونی _ تجاری _ خدماتی _ اداری
۷	درصد مساحت مناطق خدماتی
۸	درصد مساحت مناطق صنعتی
۹	درصد مساحت مناطق ورزشی
۱۰	درصد مساحت مناطق دارای تجهیزات حمل و نقل
۱۱	درصد پوشش گیاهی در هر قطعه
۱۲	درصد مساحت مناطق ساخته شده
۱۳	درصد مساحت مناطق ساخته نشده
۱۴	تراکم جمعیت در هر قطعه
۱۵	تراکم معابر شهری در هر قطعه
۱۶	مجموع پوشش گیاهی در هر قطعه
۱۷	درصد مساحت مناطق مذهبی

**Table 4-** Results of the two independent sample t-test for higher and lower error analysis for the best method for each region in the summer season

شکل ۴- انتخاب ویژگی براساس میزان خطا برای فصل تابستان



Figure 4- Feature selection based on the error for the summer season

### ۲-۷- شبکه عصبی پرسپترون چند لایه

مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه متشکل از شبکه‌ای از عناصر ساده و ارتباط میان آن‌ها است. تعداد نورون‌های ورودی و خروجی شبکه‌های عصبی مصنوعی با ماهیت مساله تعیین می‌شود. هر نورون مجموع وزن‌داری از ورودی‌های نورون مجاور را محاسبه می‌کند. این پردازش‌ها با استفاده از یک تابع فعال‌ساز انجام شده و در لایه بعدی توزیع می‌شود. با توجه به مقیاس مختلف داده‌ها برای جلوگیری از ناهمگونی شبکه و از بین بردن ابعاد مختلف داده‌ها، ورودی‌های شبکه عصبی باید نرمال شوند (عبدالهی و همکاران، ۱۳۹۹: ۵۹). بدین جهت ویژگی‌های مورد استفاده در این روش به وسیله رابطه (۵) نرمال شده و در بازه [۰، ۱] قرار می‌گیرند. به منظور پیاده‌سازی روش شبکه عصبی پرسپترون چند لایه، تابع آموزشی لوبز-مارکواریت<sup>۱</sup> با حد بالای نرخ آموزش ۰/۱ و ثابت مومنتوم ۰/۱ استفاده شد. همچنین جهت یافتن تعداد نورون مناسب شبکه چندین بار اجرا شد و تعداد نورون مناسب در لایه‌های پنهان تعیین شد که بین ۳ تا ۵ نورون برای هر منطقه متغیر بود.

$$X_{norm} = \frac{(x_i - x_{min})}{(x_{max} - x_{min})} \quad (5)$$

در رابطه (۵) به ترتیب  $X_{norm}$  مقدار نرمال شده یک ویژگی،  $x_i$  مقدار اصلی،  $x_{min}$  کمترین مقدار یک ویژگی،  $x_{max}$  بیشترین مقدار یک ویژگی است.

### ۳-۷- شبکه عصبی کانولوشن

شبکه‌های عصبی کانولوشن ابزارهای ضروری برای یادگیری عمیق بوده که برای تجزیه-تحلیل داده‌های تصویری نیز مناسب هستند. به عنوان مثال می‌توان از شبکه‌های عصبی کانولوشن برای طبقه‌بندی تصاویر نیز استفاده کرد. همچنین برای پیش‌بینی داده‌های پیوسته مانند زوایا و فواصل می‌توان یک لایه رگرسیون را در شبکه قرار داد.

<sup>1</sup> Levenberg\_Marquart

هنگام آموزش شبکه‌های عصبی کانولوشن، اغلب استفاده از داده‌های نرمال شده در تمام مراحل آموزش شبکه می‌تواند کمک کننده باشد. زیرا نرمال‌سازی داده‌ها به تثبیت و سرعت بخشیدن به آموزش شبکه کمک می‌کند. قبل از وارد کردن داده‌ها به مدل، می‌توان با نرمال‌سازی داده‌ها بین محدوده  $\{0, 1\}$  خروجی‌های هر لایه کانولوشن و لایه کاملاً متصل را با استفاده از یک لایه نرمال‌سازی دسته‌ای نرمال کرد (Hu, 2018: 5). شبکه عصبی کانولوشن معمولاً از بخش‌های مختلفی تشکیل شده است که با تنظیم پارامترهای این بخش می‌توان نتیجه حاصل از این روش را مورد بررسی قرار داد. یکی از این بخش‌ها لایه کانولوشن است. این بخش در واقع نقش ستوان فقرات را در این مدل بازی می‌کند. در اینجا این پارامتر بر روی Conv1D تنظیم شد. تابع به کار گرفته شده در این روش تابع Relu می‌باشد. این تابع یکی از پر استفاده‌ترین توابع فعال‌ساز بوده که در روش‌های یادگیری عمیق استفاده می‌شود. پارامتر دیگری که در این بخش از اهمیت زیادی برخوردار است پارامتر Kernel Size است که در این پژوهش این پارامتر بر روی مقدار  $3 \times 3$  تنظیم شد. یکی دیگر از بخش‌های این روش تعداد دوره برای آموزش شبکه عصبی است. یک دوره از یک یا چند دسته تشکیل شده که در آن از بخشی از مجموعه داده‌ها برای آموزش شبکه عصبی استفاده می‌شود و با عبور از نمونه‌های آموزشی در یک دسته تکرار صورت می‌گیرد.

## ۸- ارزیابی عملکرد مدل‌ها

در این پژوهش به منظور ارزیابی عملکرد مدل‌ها، شاخص‌های ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)<sup>۱</sup>، ضریب تعیین ( $R^2$ )<sup>۲</sup> و درصد خطای برآورد<sup>۳</sup> محاسبه شده است. در اینجا  $P_i$  مقادیر پیش‌بینی شده،  $O_i$  مقادیر مشاهده شده،  $\bar{O}$  میانگین مقادیر مشاهده شده،  $\bar{P}$  میانگین مقادیر پیش‌بینی شده،  $N$  تعداد نمونه‌ها و  $m$  تعداد پیش‌بینی‌کننده‌ها است. روابط (۶) و (۷) شیوه محاسبه این شاخص‌ها را نشان می‌دهد.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2} \quad (6)$$

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (P_i - \bar{O})^2}{\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O})^2} \quad (7)$$

$$\%Error = \left( \frac{RMSE}{\bar{P}} \right) \times 100$$

<sup>1</sup> Root Mean Square Error

<sup>2</sup> Standard Error of Estimation

<sup>3</sup> Percentage of Error



## ۸-۱- آزمون تی نمونه‌های جفت شده و آزمون تی دو نمونه مستقل

آزمون تی نمونه‌های جفت شده به جهت ارزیابی آماری مدل‌های به دست آمده و مقایسه عملکرد مدل‌ها با یکدیگر مورد استفاده قرار می‌گیرد. این آزمون بر روی مقادیر قدر مطلق باقی مانده حاصل از اختلاف بین مقادیر مشاهده شده و مقادیر پیش‌بینی شده اعمال می‌گردد. آزمون مقایسه میانگین دو جامعه مستقل نیز یکی دیگر از آزمون‌های پرکاربرد در تحلیل‌های آماری است. به کمک این آزمون می‌توان میانگین دو جامعه مستقل را باهم مقایسه کرده و نسبت به تفاوت آماری آن‌ها تصمیم‌گیری کرد (Sedgwick, 2010). روابط (۸) و (۹) آزمون فرض برابری دو میانگین وابسته را نشان می‌دهد.

$$H_0: \mu_1 - \mu_2 = 0$$

$$H_1: \mu_1 - \mu_2 \neq 0$$

(۸)

$$H_0: \mu_d = \mu_0$$

$$H_1: \begin{cases} \mu_d < d_0 \\ \mu_d > d_0 \\ \mu_d < d_0 \end{cases}$$

(۹)

همچنین آماره‌های هر دو آزمون برای بررسی فرض فوق به صورت روابط (۱۰) و (۱۱) است.

$$t_{obt} = \frac{(\bar{X}_1 - \bar{X}_2) - (\mu_1 - \mu_2)}{S_{\bar{X}_1 - \bar{X}_2}} \quad (10)$$

$$T = \frac{d - d_0}{\frac{S_d}{\sqrt{n}}}$$

(۱۱)

## ۹- نتایج

در این تحقیق جهت قطعه‌بندی مناطق مورد نظر در پژوهش از قطعه‌بندی چند قدرت تفکیکه استفاده شده و به منظور انتخاب مقیاس بهینه، از معیار واریانس محلی ناهمگونی قطعات استفاده شده است. در این شیوه برای نشان دادن نحوه رفتار واریانس محلی، هنگام گذار از یک مقیاس به مقیاس دیگر، از معیار نرخ تغییر استفاده شده است. همچنین برای محاسبه نرخ تغییر در این پژوهش نیز رابطه (۲) به کار گرفته شد. جدول ۵ نتایج مربوط به بهینه‌سازی پارامترهای اثرگذار بر قطعه‌بندی را نشان می‌دهد.

## فصلنامه برنامه‌ریزی و آمایش فضا

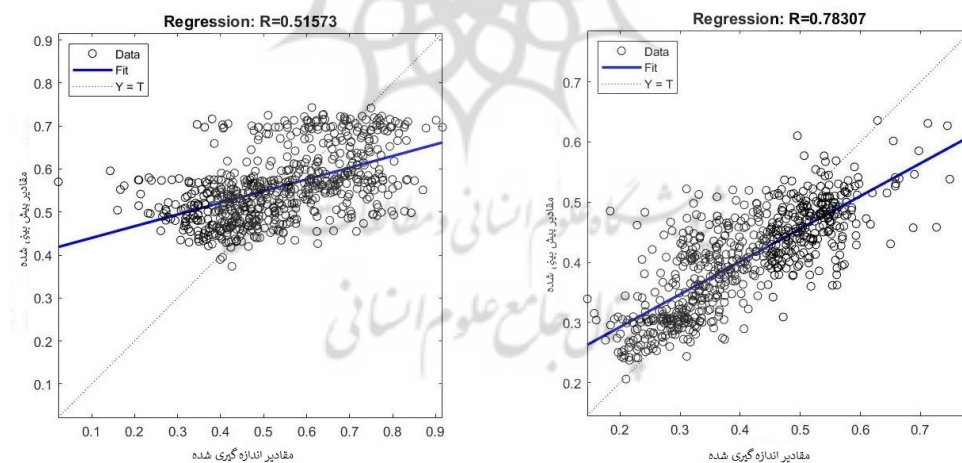
جدول ۵- نتایج حاصل از بهینه‌سازی پارامترهای اثر گذار بر قطعه‌بندی مناطق حاضر در پژوهش

مقیاس	فشرده‌گی	نرمی	ناهمگنی طیفی	ناهمگنی شکلی	منطقه
۳۹	۰.۵	۰.۵	۰.۳	۰.۷	یک
۴۹	۰.۵	۰.۵	۰.۷	۰.۳	دو
۴۰	۰.۵	۰.۵	۰.۷	۰.۳	چهار
۴۲	۰.۵	۰.۵	۰.۷	۰.۳	پنج
۳۳	۰.۵	۰.۵	۰.۶	۰.۴	هفت و ده
۴۹	۰.۵	۰.۵	۰.۷	۰.۳	پانزده
۴۱	۰.۵	۰.۵	۰.۷	۰.۳	هجده
۴۳	۰.۵	۰.۵	۰.۷	۰.۳	بیست و یک
۴۰	۰.۵	۰.۵	۰.۶	۰.۴	بیست و دو

**Table 5-** Results of optimization of the effective parameters on the segmentation in the study areas

با توجه به شرایط ذکر شده در زمینه اجرای روش شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و روش شبکه عصبی کانولوشن، پس از اجرای این روش‌ها، مدل‌ها بهینه گردید. همچنین پراکندگی میان مقادیر اندازه‌گیری شده و مقادیر پیش‌بینی شده جهت مشخص کردن اهمیت پارامترهای ساختاری شهر بر تغییرات دمای سطح زمین در فصل تابستان در شهر تهران در شکل ۵ نشان داده شده است.

شکل ۵- میزان همبستگی میان مقادیر اندازه‌گیری شده و مقادیر پیش‌بینی شده برای دو روش الف\_ MLP و ب\_ CNN



**Figure 5-** Correlation between measured values and predicted values for both a\_ MLP b\_ CNN

جدول ۶ نتایج حاصل از مدل‌سازی رابطه بین پارامترهای ساختاری شهر با دمای سطح زمین در فصل تابستان را نشان می‌دهد. براساس نتایج ارائه شده، روش شبکه عصبی کانولوشن با ریشه میانگین مربعات خطای ۰/۶۱ درجه سانتی‌گراد

و درصد خطای برآورد ۱۷/۷۵ نتیجه به مراتب بهتری را نسبت به روش شبکه عصبی مصنوعی (پرسپترون چندلایه) ارائه کرده است.

جدول ۶- نتایج حاصل از مدل‌سازی تاثیر پارامترهای ساختاری شهر بر دمای سطح زمین در فصل تابستان

مدل	ریشه میانگین مربعات خطا	ضریب تعیین	درصد خطای برآورد
شبکه عصبی پرسپترون چند لایه	۰/۸۲	۰/۲۶	۲۳/۳۴
شبکه عصبی کانولوشن	۰/۶۱	۰/۶۲	۱۷/۷۵

**Table 6-** Results from structural modeling of the city on land surface temperature during summer season

نتایج حاصل از آزمون تی نمونه‌های جفت شده برای بررسی و مقایسه عملکرد روش‌های مورد استفاده در پیش‌بینی تاثیر پارامترهای ساختاری شهر بر دمای سطح زمین در فصل تابستان نشان دهنده اختلاف آماری معنی‌دار میان روش شبکه عصبی کانولوشن با مقادیر حاصله از دمای سطح زمین است. در اجرای این آزمون بر روی مقادیر خروجی روش شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و مقادیر ثبت شده برای دمای سطح زمین، پی مقدار ۰,۴ به دست آمد. همچنین آزمون تی دو نمونه مستقل جهت تحلیل خطای مقادیر بیشتر و مقادیر کمتر از میانگین داده‌های آزمایشی حاصل از روش شبکه عصبی کانولوشن به عنوان بهترین روش مدل‌سازی برای همه مناطق مورد نظر در پژوهش انجام گرفت. نتایج به دست آمده از این آزمون نشان دهنده میزان ریشه میانگین مربعات خطای بیشتر و ضریب تعیین کمتر در مناطق دارای میزان بالای دمای سطح زمین است. جدول ۷ نتایج حاصل از این آزمون را نشان می‌دهد.

جدول ۷- نتایج حاصل از آزمون تی دو نمونه مستقل جهت تحلیل خطای بالاتر و پایین‌تر از میانگین برای بهترین روش برای هر منطقه در فصل تابستان

منطقه	پی مقدار	ضریب تعیین مقادیر بالاتر از میانگین	ضریب تعیین مقادیر پایین‌تر از میانگین	ریشه میانگین مربعات خطا مقادیر بالاتر از میانگین	ریشه میانگین مربعات خطا مقادیر پایین‌تر از میانگین
یک	۰/۰۰۰	۰/۱۱	۰/۷۸	۰/۹۱	۰/۶۸
دو	۰/۰۶۴	۰/۳۹	۰/۴۶	۰/۸۸	۰/۷۷
چهار	۰/۰۵۴	۰/۲۵	۰/۵۹	۰/۸۸	۰/۶۹
پنج	۰/۰۰۱	۰/۶۳	۰/۹۶	۰/۷۹	۰/۷۹
هفت	۰/۰۰۳	۰/۵۷	۰/۶۸	۰/۷۱	۰/۶۹
ده	۰/۰۰۲	۰/۳۳	۰/۵۳	۰/۸۴	۰/۶۷
پانزده	۰/۰۰۱	۰/۵۰	۰/۶۳	۰/۷۸	۰/۶۹
هیجده	۰/۰۰۱	۰/۵۲	۰/۶۳	۰/۸۵	۰/۶۴
بیست و یک	۰/۰۰۱	۰/۳۴	۰/۶۹	۰/۸۴	۰/۷۴
بیست و دو	۰/۰۰۱	۰/۲۱	۰/۶۸	۰/۷۵	۰/۶۴

**Table 7-** Results of the two independent sample t-test for higher and lower error analysis for the best method for each region in the summer season

### فصلنامه برنامه‌ریزی و آمایش فضا

## ۱۰- بحث

چالش اصلی در قطعه‌بندی تصویر، انتخاب پارامترها و الگوریتم‌های بهینه است تا بتوان هر منطقه را متناسب با ویژگی‌های جغرافیایی معنادار تنظیم و قطعه‌بندی کرد. با توجه به نتایج به دست آمده از جدول ۵ به منظور قطعه‌بندی مناطق مورد مطالعه در این پژوهش از روش قطعه‌بندی چند قدرت تفکیکه استفاده شد و پارامترهای موثر بر قطعه‌بندی نیز تعیین شد. روش قطعه‌بندی چند قدرت تفکیکه با عامل مقیاس و معیار ناهمگونی کنترل می‌شود. به جهت انتخاب مقیاس بهینه در این روش از معیار واریانس محلی و ناهمگونی قطعات استفاده شد. برای تعیین پارامترهای مناسب در جهت قطعه‌بندی منطقه مورد مطالعه، وضعیت و پوشش منطقه را باید در نظر داشت. پس می‌توان گفت که برای انجام یک قطعه‌بندی خوب و مناسب همخوانی این دو عامل باید در حالت حداکثر باشد. پس هدف در قطعه‌بندی یک منطقه تعیین اندازه همگن و مناسب از عوارض و پدیده‌های سطح زمین در جهت تفکیک آن‌ها از یکدیگر است. در برخی از مطالعات به منظور تعیین قطعات از ویژگی‌های طیفی، شکل و بافت استفاده می‌شود (Dey et al, 2010: 35). با توجه به اینکه در محیط‌های شهری ساختارهای شهری متفاوتی حضور دارند، قطعاتی که در فرایند قطعه‌بندی ایجاد می‌شوند می‌تواند متأثر از رفتارهای طیفی و بافتی مختلفی باشد. پس با توجه به این امر تعیین پارامترهای موثر در قطعه‌بندی جهت ایجاد واحدهای مطالعاتی مناسب در جهت بررسی تاثیر پارامترهای ساختاری شهر بر دمای سطح زمین ضروری است.

چالش اصلی در قطعه‌بندی تصویر انتخاب پارامترها و الگوریتم‌های بهینه است تا بتوان هر منطقه را متناسب با ویژگی‌های جغرافیایی معنادار تنظیم و قطعه‌بندی کرد. با توجه به نتایج به دست آمده از جدول ۵ به منظور قطعه‌بندی مناطق مورد مطالعه در این پژوهش از روش قطعه‌بندی چند قدرت تفکیکه استفاده شد و پارامترهای موثر بر قطعه‌بندی نیز تعیین شد. روش قطعه‌بندی چند قدرت تفکیکه با عامل مقیاس و معیار ناهمگونی کنترل می‌شود. به جهت انتخاب مقیاس بهینه در این روش از معیار واریانس محلی و ناهمگونی قطعات استفاده شد. برای تعیین پارامترهای مناسب در جهت قطعه‌بندی منطقه مورد مطالعه، وضعیت و پوشش منطقه را باید در نظر داشت. پس می‌توان گفت که برای انجام یک قطعه‌بندی خوب و مناسب همخوانی این دو عامل باید در حالت حداکثر باشد. پس هدف در قطعه‌بندی یک منطقه تعیین اندازه همگن و مناسب از عوارض و پدیده‌های سطح زمین در جهت تفکیک آن‌ها از یکدیگر است. در برخی از مطالعات به منظور تعیین قطعات از ویژگی‌های طیفی، شکل و بافت استفاده می‌شود (Dey et al, 2010: 35). با توجه به اینکه در محیط‌های شهری ساختارهای شهری متفاوتی حضور دارند، قطعاتی که در فرایند قطعه‌بندی ایجاد می‌شوند می‌تواند متأثر از رفتارهای طیفی و بافتی مختلفی باشد. پس با توجه به این امر تعیین پارامترهای موثر در قطعه‌بندی جهت ایجاد واحدهای مطالعاتی مناسب در جهت بررسی تاثیر پارامترهای ساختاری شهر بر دمای سطح زمین ضروری است. با توجه به نتایج به دست آمده از جدول ۴، از میان ۲۸ ویژگی در نظر گرفته شده برای فصل تابستان ۱۷ ویژگی انتخاب شده است. یکی از عوامل تاثیرگذار بر افزایش دمای سطح زمین که در این فصل مورد بررسی قرار می‌گیرد

کاربری‌های مختلف شهری است. افزایش فعالیت‌های انسانی و تغییر در کاربری‌های مختلف شهری سبب افزایش انرژی تابشی در مناطق شهری به خصوص در فصول گرم شده و این امر افزایش دمای سطح زمین را به همراه دارد (Ullah et al, 2023). در این پژوهش از میان کاربری‌های موجود مناطق مسکونی و مناطق صنعتی و مناطقی که دارای کاربری ترکیبی از نوع مسکونی و خدماتی و تجاری هستند نسبت به سایر کاربری‌ها از اهمیت بیشتری برخوردار هستند. در پژوهش‌های صورت گرفته در گذشته از میان ویژگی‌های موثر بر دمای سطح زمین، مناطق مسکونی نسبت به مناطق صنعتی و مناطق تجاری تاثیر بیشتری بر تغییرات دمای سطح زمین را از خود نشان می‌دهند. در حالیکه انتشار گرمای حاصل از فعالیت‌های صنعتی نیز می‌تواند به صورت بالقوه بر سکونتگاه‌های انسانی تاثیر بگذارد. پس جهت مدیریت پایدار شهر ارزیابی رابطه بین دمای سطح زمین و حضور این مناطق اهمیت بسیاری دارد (Feng, 2019: 20). پژوهش‌های صورت گرفته نیز بر این موضوع تاکید می‌کند که بین مناطق مسکونی و افزایش دمای سطح زمین ارتباط مستقیم وجود دارد (Feng, 2019: 20). در پژوهشی که توسط مورابیتو و همکاران در سال ۲۰۱۸ به منظور بررسی اثر مناطق مسکونی بر دمای سطح زمین شهرهای ایتالیا در فصل تابستان صورت گرفت، نشان داده شد که در فصل تابستان افزایش انرژی تابشی بر سطوح نفوذناپذیری مانند مناطق مسکونی بیشتر شده و به عنوان یکی از نقاط بحرانی به لحاظ افزایش دمای سطح زمین در این شهرها شناخته می‌شوند (Morabito et al, 2018: 12). همچنین در پژوهشی که توسط کیم در شهر تگزاس به منظور بررسی رابطه میان مناطق مسکونی و افزایش دمای سطح زمین صورت گرفت، نیز نشان داده شد که در مناطقی که تراکم مناطق مسکونی بیشتر بوده، افزایش دمای سطح زمین نیز بیشتر بوده است (kim et al, 2018: 10). زمین‌های بایر یکی دیگر از عوامل اثرگذار بر دمای سطح زمین هستند به گونه‌ای که وجود چنین مناطقی سبب افزایش دمای سطح زمین می‌شود و بعضاً تغییرات دمای سطح زمین در این نواحی بیشتر از سایر مناطق است (Mallick, 2012: 1708). بررسی اثر زمین‌های بایر بر دمای سطح زمین طی فصول مختلف نشان دهنده اثر بیشتر این عامل بر افزایش دمای سطح زمین طی فصول گرم است. اما اثر زمین‌های بایر بر دمای سطح زمین در فصول سرد سال می‌تواند کاهش پیدا کند. زیرا در این فصول ممکن است این زمین‌ها پوشیده از پوشش گیاهی کم تراکم مانند علف‌های هرز بوده و در نتیجه اثرگذاری آن‌ها بر دمای سطح زمین کاهش می‌یابد (Xiao, 2008: 460). در بررسی که توسط آکین‌یمی در مناطق خشک شهرنشین آفریقا صورت گرفته است نشان می‌دهد که رشد شهرنشینی در این مناطق و متعاقباً از بین رفتن حداقل پوشش گیاهی در این مناطق و تبدیل آن به زمین‌های بایر، سبب افزایش بیش از حد دمای سطح زمین در این نقاط نسبت به سایر مناطق موجود در این نواحی شده است (Akinyemi et al, 2019). وجود مناطق ساخته شده و همچنین مناطق ساخته نشده مانند نواحی پوشیده از پوشش گیاهی و یا سطوح آبی در ترکیب با یکدیگر دارای همبستگی منفی با افزایش دمای سطح زمین هستند به خصوص که اگر در این ناحیه پوشش گیاهی متراکم وجود داشته باشد این مساله به خوبی قابل درک خواهد بود در غیر این صورت به تنهایی همبستگی مثبت میان مناطق ساخته شده با افزایش دمای سطح زمین برقرار می‌باشد (Wang, 2020: 14). در فصل تابستان زمین انرژی تابشی بیشتری از خورشید دریافت می‌کند و در نتیجه اختلاف میان ترکیب این عوامل و دمای سطح زمین بیشتر است.

### فصلنامه برنامه‌ریزی و آمایش فضا

در صورتی که تراکم پوشش گیاهی در این مناطق کاهش پیدا کند دمای سطح زمین افزایش پیدا می‌کند (Zhao, 2017). یکی از ویژگی‌های مهمی که در این پژوهش مورد استفاده قرار گرفته وجود پوشش گیاهی است به گونه‌ای حضور این عامل در فصل‌های مختلف اثر متفاوتی به همراه دارد. در فصل تابستان پوشش گیاهی اثر بیشتری بر دمای سطح شهر می‌گذارد. در اکثر مطالعات صورت گرفته در فصل‌های مختلف اثر پوشش گیاهی بر تغییرات دمای سطح زمین بیشتر است به گونه‌ای که اختلاف میان این عامل و سایر کاربری‌های موجود در نواحی شهری بیشتر به چشم می‌خورد (Wang, 2020: 12). حضور سایه درختان در مسیر خیابان‌ها عامل مهمی در کاهش مقدار کل تابش خورشیدی ورودی است. در نتیجه می‌توان گفت که ترکیب پوشش گیاهی و دیوارها و سقف‌ها و مجاور بودن با ساختمان‌ها سبب ایجاد شرایط مطلوب در نواحی شهری از نظر دمایی در فصل تابستان می‌گردد (Zhao, 2017). یکی دیگر از ویژگی‌هایی که در این پژوهش به بررسی آن پرداخته شده تراکم معابر موجود در هر قطعه است. در پژوهش‌های صورت گرفته وجود مناطق ساخته شده و تراکم معابر موجود در هر یک از این مناطق به عنوان یکی از عوامل اصلی افزایش دمای سطح زمین شناسایی شده‌اند (Wang, 2020: 14). در پژوهش صورت گرفته توسط چن در سال ۲۰۱۹ در زمینه تاثیر پارامترهای ساختاری شهر بر دمای سطح زمین در شهر بیجینگ نشان می‌دهد که ساختمان‌ها و مناطق ساخته شده، تراکم معابر، زمین‌های بایر و پوشش گیاهی اثر بیشتری بر دمای سطح زمین در این شهر می‌گذارد (Chen, 2021: 19). به دلیل رابطه میان مناطق ساخته شده و تراکم معابر موجود، این ویژگی‌ها بالاترین میزان دما را در خود حمل کرده و رابطه مستقیمی با افزایش دمای سطح شهرها خواهند داشت. پس این گونه می‌توان گفت که همبستگی میان دمای سطح زمین و معابر شهری مثبت بوده و اثر بیشتری برافزایش دمای سطح زمین می‌گذارد (Chen, 2021: 18). در بررسی دیگری که توسط هووانگ و همکاران در سال ۲۰۲۳ بر روی شهر چنگدو به منظور بررسی اثر پارامترهای مکانی-زمانی بر روی تغییرات فصلی دمای سطح زمین در این شهر صورت گرفته نیز نشان داده شد که یکی از پارامترهای موثر بر افزایش دمای سطح زمین در این شهر در فصل تابستان تراکم معابر ماستی باشد. زیرا اثر فعالیت‌های انسانی در فصل تابستان بر افزایش دمای سطح زمین بیشتر است (Houang et al, 2023:16). تراکم جمعیت موجود در هر قطعه یکی دیگر از ویژگی‌های برگزیده شده در بررسی دمای سطح زمین می‌باشد و در مطالعات مختلف به عنوان یکی از عواملی است که همبستگی مثبت با افزایش دمای سطح زمین داشته است (Sekertekin, 2020: 18). اوک در سال ۱۹۸۲ با بررسی ارتباط تراکم جمعیت با افزایش دمای سطح زمین نشان داد که بین تغییرات دمای سطح شهر و جمعیت بالای شهرها رابطه مستقیم وجود دارد. در بیشتر نمونه‌های بررسی شده تراکم ساختمانی و فعالیت‌های انسانی در مرکز شهر با افزایش اندازه یک شهر افزایش می‌یابد. بنابراین رابطه منطقی بین تراکم جمعیت شهری و تغییرات دمای سطح زمین در نواحی شهری وجود دارد (Oke, 1982: 21). در اکثر بررسی‌های صورت گرفته شده در این زمینه، تراکم ساختمانی و فعالیت‌هایی که حرارت زیادی تولید می‌کنند، در مرکز شهر با افزایش اندازه یک شهر افزایش می‌یابد. پس می‌توان گفت بین اندازه شهر و تغییرات دمایی آن می‌تواند رابطه وجود داشته باشد. همچنین با اندازه‌گیری حداکثر

تفاوت دما میان مرکز شهر و حومه آن، این موضوع اثبات شده که اثرات آزادسازی گرمای حاصل از فعالیت‌های انسانی، می‌تواند به لحاظ آماری با میزان جمعیت تشکیل دهنده آن مرتبط باشد (Peng, 2012: 700). با وجود اینکه انرژی تولید شده توسط فعالیت‌های انسانی در محیط‌های شهری در مقایسه با انرژی تابشی در فصل تابستان اندک به نظر می‌رسد، اما همین میزان انرژی اندک نقش بسیار مهمی در افزایش دمای سطح زمین دارد (حقیقت خرازی، ۱۴۰:۱۳۹۷). براساس نتایج حاصل از جدول ۶ و همچنین بررسی نتایج حاصل از آزمون آماری تی نمونه‌های جفت شده روش شبکه عصبی کانولوشن نسبت به روش شبکه عصبی پرسپترون چند لایه نتیجه بهتری از خود نشان داده است. به گونه‌ای که در فصل تابستان روش شبکه عصبی کانولوشن با میزان ریشه میانگین مربعات خطا، ضریب تعیین و درصد خطای برآورد به ترتیب ۰/۶۱ درجه سانتی گراد، ۰/۶۲ و ۱۷/۷۵ است. روش شبکه عصبی کانولوشن از نظر محاسباتی بسیار کارآمدتر از سایر شبکه‌های عصبی است. در واقع این روش با اشتراک‌گذاری و کاهش ابعاد روند اجرای مدل‌سازی را آسان و سریع می‌کند (Hu, 2018: 14). بررسی نتایج حاصل از روش شبکه عصبی پرسپترون چند لایه نشان دهنده عملکرد ضعیف این روش نسبت به روش شبکه عصبی کانولوشن است. شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه به لحاظ ساختاری از قانون خاصی پیروی نمی‌کنند و ساختار مناسب این شبکه از طریق تجربه و آزمون و خطا به دست می‌آید. پس در نتیجه بهینه‌سازی مدل حاصل از روش شبکه عصبی پرسپترون چند لایه می‌تواند چالش برانگیز باشد (Hu, 2018: 16). با توجه نتایج به دست آمده از آزمون تی دو نمونه مستقل برای کلیه مناطق مورد نظر در پژوهش در فصل تابستان و بررسی مقادیر بیشتر و کمتر از میانگین داده‌های آموزشی حاصل از بهترین مدل (شبکه عصبی کانولوشن) و بررسی ریشه میانگین مربعات خطا و ضریب تعیین برای هر منطقه، می‌توان این گونه بیان کرد که مناطقی که دارای مقادیر بالاتر از میانگین دمای سطح زمین بودند با خطای بیشتری همراه بوده و ضریب تعیین در آن مناطق کاهش پیدا می‌کند (Barnard, 1984: 269).

## ۱۱- نتیجه گیری

در این پژوهش که با هدف بررسی تاثیر پارامترهای ساختاری شهر بر دمای سطح زمین در فصل تابستان که در قالب واحدهای مطالعاتی حاصله از روش قطعه‌بندی شی‌گرا صورت گرفته است، در نهایت می‌توان نتایج حاصل از این پژوهش را به صورت خلاصه در زیر آورد:

\_ با توجه به نتایج به دست آمده از قطعه‌بندی به روش چند قدرت تفکیکه، به دلیل حضور ساختارهای شهری متفاوت در محیط‌های شهری تعیین پارامترهای موثر بر قطعه‌بندی به خصوص مقیاس مناسب جهت تعیین واحدهای مطالعاتی بسیار ضروری است.

\_ با توجه به پارامترهای ارائه شده توسط انتخاب ویژگی به روش جنگل تصادفی، لایه‌های اطلاعاتی شامل درصد مساحت مناطق مسکونی، درصد مساحت مناطق اداری\_تجاری\_خدماتی، درصد مساحت مناطق صنعتی، تراکم معابر،

تراکم جمعیت و درصد مساحت پوشش گیاهی نسبت به سایر پارامترها در فصل تابستان از اهمیت بیشتری برخوردار هستند.

— حضور پوشش گیاهی در فصل تابستان یکی از مهمترین عوامل موثر بر تغییرات دمای سطح زمین است.  
— وجود دو عامل پوشش گیاهی و مناطق ساخته شده به صورت ترکیبی تأثیر بیشتری بر تغییرات دمای سطح زمین در فصل تابستان در مناطق مورد نظر در پژوهش به همراه دارد.

— تراکم معابر در فصل تابستان به دلیل نگهداری انرژی تابشی بیشتر در خود، اثر بیشتری بر افزایش دمای سطح زمین می‌گذارد.

— تراکم جمعیت و گرمای حاصل از فعالیت‌های انسانی در فصل تابستان جز عوامل اثرگذار بر افزایش دمای سطح زمین است.

— با توجه به نتایج به دست آمده از آزمون تی نمونه‌های جفت شده بین روش‌های به کارگرفته شده در پیش‌بینی تأثیر پارامترهای ساختاری شهر بر دمای سطح زمین در فصل تابستان شبکه عصبی کانولوشن نسبت به روش شبکه عصبی پرسپترون چند لایه عملکرد بهتری دارد.

— با توجه به بررسی نتایج آزمون تی نمونه‌های جفت شده اختلاف آماری معنی‌داری میان روش شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و مقادیر ثبت شده برای دمای سطح زمین به منظور بررسی تأثیر پارامترهای ساختاری شهر بر دمای سطح زمین در فصل تابستان مشاهده نگردید.

— بررسی نتایج حاصل از آزمون تی دو نمونه مستقل به منظور تحلیل خطای مقادیر بالاتر و پایین‌تر از میانگین دمای سطح زمین در مناطق مورد نظر در پژوهش، نشان‌دهنده میزان ریشه میانگین مربعات خطای بیشتر و میزان ضریب تعیین کمتر در مناطق با دمای سطح زمین بالا است.

## منابع

- حقیقت خرازی، ا. (۱۳۹۷). انرژی‌های حرارتی ناشی از حضور انسان‌ها در محیط‌های شهری مطالعه موردی شهر تهران. نشریه پژوهش‌های سیاست‌گذاری و برنامه‌ریزی شهری، ۴، ۱۳۵-۶۹۱  
<http://epprjournal.ir/article-1-169-fa.html>
- حسینی، س.، رفیعیان، م.، علوی، ع. (۱۳۹۸). تبیین نظری فضاهاى نوظهور شهری و بازتاب فضایی آن در شهر تهران. برنامه‌ریزی و آمایش فضا، ۱، ۴۵-۶۷  
<http://hsm.sp.modares.ac.ir/article-21-43141-fa.html>
- حسین قلی زاده، ع.، ضیائی‌ان فیروزآبادی، پ.، بیرانوند، پ. (۱۳۹۸). مقایسه الگوریتم‌های مختلف برآورد دما حاصل از گسیلمندی‌های مختلف با استفاده از تصاویر سنجنش از دور. نشریه فضای جغرافیایی، ۷۲، ۳۹-۵۶  
<http://geographical-space.iau-ahar.ac.ir/article-1-3433-fa.html>



- علیجانی، ب.، طولابی نژاد، م.، صیادی، ف. (۱۳۹۶). محاسبه شدت جزایر حرارتی براساس هندسه شهری مورد مطالعه: محله کوچه باغ تبریز. نشریه تحلیل فضایی مخاطرات محیطی، ۳، ۹۹-۱۱۲. SID. <https://sid.ir/paper/264738/fa>
- عبدلهی، ع.، خبازی، م.، درانی زاده، ز. (۱۳۹۹). مدل‌سازی تغییرات کاربری اراضی با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه مطالعه موردی شهر لاهیجان، نشریه برنامه‌ریزی و آمایش فضا، ۱، ۴۹-۷۹ <http://hsmmp.modares.ac.ir/article-21-35084-fa.html>
- هادی پور، م.، دارابی، ح.، داودی راد، ع. (۱۳۹۶). بررسی جزایر حرارتی شهری و ارتباط آن با شرایط آلودگی هوا و شاخص های NDVI و NDBI در شهر اراک. فصلنامه علمی پژوهشی اطلاعات جغرافیایی سپهر، ۱۱۲، ۲۴۹-۳۸۶. <https://doi.org/10.22131/sepehr.2020.38619264-249>
- Alijani, B., Toolabi, M., & Sayadi, F. (2017). The calculation of the heat islands intensity is based on the urban geometry of the study area: the neighborhood of the rue Tabriz. *Research of Environmental Hazard Analysis*. No.3, 99-112. . SID. <https://sid.ir/paper/264738/fa> (In Persian).
- Abdollahi, A., Khabbazi, M., & Darani, Z. (2020). Modeling of land use changes using artificial neural network (mlp) for the case study of Lahijan city, *The Journal of Spatial Planning*. No.1, 49-79. <http://hsmmp.modares.ac.ir/article-21-35084-fa.html>. (In Persian).
- Akinyemi, F. O., Ikanyeng, M., & Muro, J. (2019). Land cover change effects on land surface temperature trends in an African urbanizing dryland region. *City and Environment Interactions*, 4, 100029. <https://doi.org/10.1016/j.cacint.2020.100029>
- Baatz, M. (2000). Multiresolution segmentation: an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. *Angewandte Geographische Informations-verarbeitung*, 12-23. doi:[https://doi.org/10.20659/jfp.13.1\\_85](https://doi.org/10.20659/jfp.13.1_85)
- Blaschke, T. (2010). Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 65(1), 2-16. doi:<https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2009.06.004>
- Barnard, G. (1984). Comparing the means of two independent samples. *Journal of the Royal Statistical Society Series C: Applied Statistics*, 33(3), 266-271. doi:<https://doi.org/10.2307/2347702>
- Chen, L., Wang, X., Cai, X., Yang, C., & Lu, X. (2021). Seasonal variations of daytime land surface temperature and their underlying drivers over Wuhan, China. *Remote Sensing*, 13(2), 323. Doi:<https://doi.org/10.3390/rs13020323>
- Drăguț, L., Tiede, D., & Levick, S. R. (2010). ESP: a tool to estimate scale parameter for multiresolution image segmentation of remotely sensed data. *International Journal of Geographical Information Science*, 24(6), 859-871. doi:<https://doi.org/10.1080/13658810903174803>
- Dey, V., Zhang, Y., & Zhong, M. (2010). *A review on image segmentation techniques with remote sensing perspective* (Vol. 38, pp. 31-42). Vienna, Austria: na.
- Feng, Y., Du, S., Myint, S. W., & Shu, M. (2019). Do urban functional zones affect land surface temperature differently? A case study of Beijing, China. *Remote Sensing*, 11(15), 1802. doi:<https://doi.org/10.3390/rs11151802>

- Hu, Y., Zhang, Q., Zhang, Y., & Yan, H. (2018). A deep convolution neural network method for land cover mapping: A case study of Qinhuangdao, China. *Remote Sensing*, 10(12), 2053. doi:<https://doi.org/10.3390/rs10122053>
- Haghghat kharazi, A. (2016). Thermal energy induced by human presence in urban environments of tehran city . *Journal of Policy Research and Urban Planning* , No.4 , 135 – 691. <http://epppjournal.ir/article-1-169-fa.html> (In Persian).
- Hussaini, S., Rafiean, M., & Alavi , A. (2017) . The theoretical explanation of the emerging urban spaces and its spatial reflection in Tehran. *The Journal of Spatial Planning*, No.1, 45-67. <http://hsmmsp.modares.ac.ir/article-21-43141-fa.html>. (In Persian).
- Hussain Gholizadeh, A., Zeiaeiyan Ferozabadi, P., & Beyranvand, P. (2018). Comparison of different algorithms for estimating the temperature obtained from various LSE using remote sensing images. *Geographical space Publication*. No.72, 39-56. <http://geographical-space.iau-ahar.ac.ir/article-1-3433-fa.html> (In Persian).
- Hadipoor, M., Darabi, H., & Davoodi rad, A. (2017). Investigation of urban heat islands and its relation with air pollution conditions and NDVI and NDBI indices in arak city. *Journal of Scientific Information in the Sphere*. No.112, 246-264. <https://doi.org/10.22131/sepehr.2020.38619> (In Persian)
- Huang, G., Hu, C., & Wang, Z. Exploring the seasonal relationship between spatial and temporal features of land surface temperature and its potential drivers: the case of Chengdu metropolitan area, China. *Frontiers in Earth Science*, 11, 1226795. doi:<https://doi.org/10.3389/feart.2023.1226795>
- Kim, J. H., Gu, D., Sohn, W., Kil, S. H., Kim, H., & Lee, D. K. (2016). Neighborhood landscape spatial patterns and land surface temperature: An empirical study on single-family residential areas in Austin, Texas. *International journal of environmental research and public health*, 13(9), 880. doi: <https://doi.org/10.3390/ijerph13090880>
- Koller, D., & Sahami, M. (1996). *Toward optimal feature selection*. Paper presented at the ICML .<http://hdl.handle.net/1721.1/9658>
- Lin, L., Chen, J., & Cai ,C. (2012). High rate of nitrogen fertilization increases the crop water stress index of corn under soil drought. *Communications in soil science and plant analysis*, 43(22), 2865-2877. doi: <https://doi.org/10.1080/00103624.2012.728265>
- Mallick, J., & Rahman, A. (2012). Impact of population density on the surface temperature and micro-climate of Delhi. *Current Science*, 1708-1713. doi:<https://www.jstor.org/stable/24084829>
- Morabito, M., Crisci, A., Georgiadis, T., Orlandini, S., Munafò, M., Congedo, L., & - Zazzi, M. (2017). Urban imperviousness effects on summer surface temperatures nearby residential buildings in different urban zones of Parma. *Remote Sensing*, 10(1), 26. doi:<https://doi.org/10.3390/rs10010026>
- Oke, T. R. (1982). The energetic basis of the urban heat island. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 108(455), 1-24. doi:<https://doi.org/10.1002/qj.49710845502>
- Peng, S., Piao, S., Ciais, P., Friedlingstein, P., Ottle, C., Bréon, F. M., & Myneni, R. B. (2012). Surface urban heat island across 419 global big cities. *Environmental science & technology*, 46(2), 696-703. doi:<https://doi.org/10.1021/es2030438>
- Sedgwick, P. (2010). Independent samples t test. *Bmj*, 340. doi:<https://doi.org/10.1136/bmj.c2673>

- Sekertekin, A., & Bonafoni, S. (2020). Sensitivity analysis and validation of daytime and nighttime land surface temperature retrievals from Landsat 8 using different algorithms and emissivity models. *Remote Sensing*, 12(17), 2776. doi:https://doi.org/10.3390/rs12172776
- Ullah, S., Ullah, R., Javed, M. F., Sajjad, R. U., Ullah, I., Mohamed, A., & Ullah, W. (2023). Land Use Land Cover (LULC) and Land Surface Temperature (LST) Changes and its Relationship with Human Modification in Islamabad Capital Territory, Pakistan. doi:https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-2487695/v1
- Wu, W., Li, L., & Li, C. (2021). Seasonal variation in the effects of urban environmental factors on land surface temperature in a winter city. *Journal of Cleaner Production*, 299, 126897. doi:https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.126897
- Wang, R., Hou, H., Murayama, Y., & Derdouri, A. (2020). Spatiotemporal analysis of land use/cover patterns and their relationship with land surface temperature in Nanjing, China. *Remote Sensing*, 12(3), 440. doi:https://doi.org/10.3390/rs12030440
- Xiao, R., Weng, Q., Ouyang, Z., Li, W., Schienke, E. W., & Zhang, Z. (2008). Land surface temperature variation and major factors in Beijing, China. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 74(4), 451-461. doi:https://doi.org/10.1016/j.proenv.2011.12.037
- Xiaolu, S., & Bo, C. (2011). Change detection using change vector analysis from Landsat TM images in Wuhan. *Procedia Environmental Sciences*, 11, 238-244. doi:https://doi.org/10.14358/PERS.74.4.451
- Zhao, Z. Q., He, B. J., Li, L. G., Wang, H. B., & Darko, A. (2017). Profile and concentric zonal analysis of relationships between land use/land cover and land surface temperature: Case study of Shenyang, China. *Energy and Buildings*, 155, 282-295. doi:https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.09.046

