

بهبود تشخیص ساختمان‌ها در تصاویر ماهواره‌ای بر اساس آستانه‌گذاری تطبیقی

امیرمهدی سازدار^{۱*}، جلیل مظلوم^۲، سید مسلم شکراللهی^۳، صابر شربتی^۴
۱- مربی ۲- استادیار، دانشگاه علوم و فنون هوایی شهید ستاری، ۳- کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی اصفهان
(دریافت: ۹۵/۱۰/۱۲، پذیرش: ۹۶/۰۵/۲۴)

چکیده

در این مقاله، روشی ترکیبی به منظور تشخیص ساختمان‌ها، از روی تصاویر ماهواره‌ای ارائه شده است. این روش بر مبنای ترکیب داده‌های حاصل شده از بردارهای ویژگی محلی و تصمیم‌گیری با اعمال آستانه‌گذاری تطبیقی روی تابع چگالی احتمال تخمین زده شده، انجام گرفته است. ویژگی‌ها به عنوان مشاهدات و محل ساختمان‌ها به عنوان متغیر تصادفی توأم به منظور تخمین تابع توزیع احتمال در نظر گرفته می‌شوند. سپس با توجه به مدهای تابع توزیع احتمال و همچنین ویژگی‌های استخراج شده، مکان ساختمان مشخص می‌گردد. به منظور ارزیابی کارایی روش معرفی شده، از برخی تصاویر ماهواره‌ای شمال شهر تهران استفاده شده است. تصاویر مورد آزمایش دارای وضوح و تباین‌های مختلفی هستند. همچنین، ساختمان‌ها در این تصاویر مشخصه‌های متفاوت و مختلفی دارند، بنابراین می‌توان رویکرد ارائه شده را روی مجموعه اطلاعات واگرا آزمایش نمود. نتایج به دست آمده روی ۳۲ تصویر مختلف از شهر تهران، بیانگر این است که روش پیشنهادی می‌تواند ساختمان‌های موجود در تصاویر ماهواره‌ای را با خطای کمتر و دقت بیشتری تشخیص دهد.

کلید واژه‌ها: تصاویر ماهواره‌ای، تشخیص ساختمان، استخراج ویژگی، تابع توزیع احتمال، متغیرهای تصادفی

Improvement of Buildings Detection Based on Adaptive Thresholding in Satellite Images

A. M. Sazdar^{*}, J. Mazloun, S. M. Shokrolahi, S. Sharbati
Shahid Sattari Aeronautical University of Science and Technology
(Received: 01/01/2017; Accepted: 15/08/2017)

Abstract

In this paper, a combined method to detect buildings from satellite imagery is presented. This method is based on combining data obtained by the local feature vectors and decision-making by applying adaptive thresholding the estimated probability distribution function, is conducted. Local Features serve as observations and location of buildings are used as joint random variables in order to estimate the probability density function. Then the locations of buildings are determined by considering modes of estimated probability density function and extracted features. To evaluate the efficiency of proposed method some satellite imagery of northern Tehran is used. Satellites North of Tehran building images are used in order to evaluate our proposed method. Tested images have different spatial contrast and resolution. Furthermore, tested buildings contain variety of characteristics which allows us representing our simulation with sufficient diversity. Experimental results of 32 different images in Tehran have shown that proposed method can be detected existing buildings in satellite imagery with fewer errors and more accurately.

Keywords: Satellite Images, Building Detection, Feature Extraction, Probability Density Function, Random Variables

۱. مقدمه

تصاویر هوایی با وضوح بالا^۱ و تصاویر ماهواره‌ای، حاوی اطلاعات ارزشمندی هستند. در این مقاله، به طور خاص مسئله تشخیص ساختمان‌ها مورد بررسی قرار می‌گیرد. در بررسی این مسئله، باید ملاحظات خاصی را با توجه نوع کاربرد مورد انتظار، مدنظر قرار داد. تشخیص ساختمان‌ها در تصاویر هوایی کیفیت بالا و تصاویر ماهواره‌ای می‌تواند در کاربردهای مختلفی در سنجش از راه دور مانند تهیه خودکار نقشه‌ها، طراحی فضاهای شهری و تجزیه و تحلیل کاربری زمین‌ها مورد استفاده قرار گیرد؛ اما این مسئله در کاربردهای خاص مانند تشخیص محل ساختمان‌های خودی برای امدادسانی و پشتیبانی، تشخیص محل استقرار نیروها، تهیه نقشه از مناطق حساس با کمک تصاویر دریافتی از پهپادها مورد استفاده قرار می‌گیرد.

متأسفانه به دلایل مختلفی، برچسب‌گذاری دستی بر روی محل ساختمان‌ها در تصاویر، کاری طاقت‌فرسا است. اولین دلیل، تصویربرداری ساختمان‌ها از نماهای مختلف است. به دلیل محدودیت‌های مختلف در تهیه تصاویر هوایی و ماهواره‌ای از مناطق مختلف، همه تصاویر از یک نمای ثابت تهیه نمی‌شوند. دومین دلیل این است که ممکن است تصویر ساختمان‌ها با اشیای دیگری در محل تصویربرداری مانند فضای سبز و درختان، پوشانده شود و محدوده دقیق و کامل ساختمان‌ها قابل مشاهده نباشد. سوم اینکه احتمال دارد روشنایی و تباین^۲ تصویر برای استخراج محل ساختمان‌ها کافی نباشد. چهارمین دلیل این است که ممکن است این تصاویر، منطقه جغرافیایی بسیار بزرگی را تحت پوشش قرار دهند که شامل تعداد بسیار زیادی ساختمان باشد و این موضوع، عمل برچسب‌گذاری دستی محل ساختمان‌ها را بسیار زمان‌بر و دشوار می‌کند. درنهایت آخرین دلیل این است که ساختمان‌ها دارای اندازه و شکل ثابت و مشخصی نیستند؛ بنابراین ارائه الگوریتمی سریع و قابل اطمینان برای تشخیص ساختمان‌ها در تصاویر هوایی با رزولوشن بالا و تصاویر ماهواره‌ای امری ضروری به شمار می‌رود.

در دو دهه گذشته، محققان روش‌های مختلفی را برای تشخیص محل ساختمان‌ها در تصاویر هوایی و ماهواره‌ای ارائه داده‌اند. در ادامه به بیان خلاصه‌ای از روش‌های مطرح شده در این حوزه پرداخته می‌شود. کیم [۱] از تئوری گراف برای تشخیص ساختمان‌ها در تصاویر هوایی استفاده نموده است. در این روش، ویژگی‌های خطی تصویر داده شده استخراج و از آن‌ها به عنوان رئوس گراف استفاده می‌شود. سپس محل

ساختمان‌ها را با تطبیق دادن زیر گراف‌ها با مدل گرافی ساختمان تشخیص می‌دهند. درنهایت با بهره‌گیری از اطلاعات شدت نور و سایه، حضور ساختمان در نقطه تشخیص داده شده را تأیید می‌کند. آن‌ها برخلاف روش مطرح شده توسط سیرماسک و اوسالان [۲] از ویژگی‌های خطی استفاده کرده‌اند. کیریشناماچاری [۳] روشی مبتنی بر میدان‌های تصادفی مارکوف برای تشخیص ساختمان‌ها ارائه نموده است. در این روش تصویر را با استفاده از خطوط مستقیم قسمت‌بندی و مدلی مبتنی بر میدان‌های تصادفی مارکوف، با استفاده از اثر متقابل این قسمت‌ها بنا می‌شود. این روش در مقایسه با روش ارائه شده توسط کیم [۱] و ساختار ترکیبی پیشنهادی در این مقاله از پیچیدگی بیشتری برخوردار است. سیگل [۴] مدل طبقه‌بندی دارای ناظر شکل اجسام و قسمت‌بندی بدون ناظر تصویر در یک الگوریتم بازگشتی ترکیب شده را معرفی کرده است، تا امکان جست‌وجوی اشیای کوچک مانند ساختمان‌ها در تصاویر ماهواره‌ای با وضوح بالا فراهم شود.

مولینیر [۵] تشخیص مرزهای ساختمان‌ها در تصاویر ماهواره‌ای را مدنظر قرار داده است. این روش، با کمک آموزش نقشه‌هایی که ساختار خود را نظم دهی می‌کنند، اجرا می‌شود. گامبا و همکارانش [۶] از اطلاعات مرزها برای استخراج نقشه مناطق شهری استفاده کرده‌اند. داده‌های مربوط به نقاط مرزی و غیر مرزی را به دو دسته مختلف تقسیم و سپس نتایج را ترکیب کرده تا مناطق شهری از تصاویر با وضوح بالا استخراج شوند. در تمامی این روش‌ها به مجموعه‌ای از داده‌های آموزشی نیاز است. آقای بندیکسون [۷] از عملگرهای هندسی ریاضی برای استخراج اطلاعات ساختاری استفاده نموده تا مناطق شهری در تصاویر ماهواره‌ای تشخیص داده شود. این روش می‌تواند در تشخیص ساختمان‌ها در یک تصویر مورد استفاده قرار گیرد. سیرماسک و اوسالان [۸] از تصاویر چند طیفی^۳ ماهواره‌ای، برای تشخیص ساختمان‌ها و شبکه خیابان‌ها، در مناطق مسکونی استفاده کرده‌اند. این روش از رشد اندیس‌ها، دسته‌بندی، تجزیه تصاویر باینری و تئوری گراف بهره می‌برد. اگر چه این روش قابل اعتماد است، اما به تصاویر چند طیفی ماهواره‌ای نیاز دارد. آکای و آکسوی [۹] نیز یک روش نوین برای قسمت‌بندی بدون ناظر تشخیص اشیاء در تصاویر ماهواره‌ای با وضوح بالا ارائه نموده‌اند، که این روش نیز به اطلاعات چند طیفی نیاز دارد. لاکرویکس و همکارانش [۱۰] لبه‌های ساخته‌های دست انسان، مانند

^۱ Very High Resolution (VHR)^۲ Contrast^۳ Multispectral

شهری متمرکز شده، زیرا روش ارائه شده در این مقاله بر ویژگی‌های محلی مبتنی است و هیچ نیازی به اطلاعات سراسری تصویر ندارد. در روش پیشنهادی مشابه روش مطرح شده توسط سیرماییک [۲]، ابتدا بردار ویژگی‌های محلی را با استفاده از چهار روش مختلف از تصویر استخراج می‌شود. سپس از این بردارها به عنوان مشاهدات در یک مدل آماری استفاده می‌گردد. برای مدل‌سازی توزیع این مشاهدات، از یک روش تخمین چگالی مبتنی بر کرنل متغیر استفاده می‌شود. به عبارت دیگر محل ساختمان‌ها در یک تصویر، به صورت یک متغیر تصادفی توأم مدل می‌گردد و تابع چگالی احتمال^۴ آن با استفاده از این مشاهدات تخمین زده می‌شود. در این حالت مدهای تابع چگالی احتمال تخمین زده شده و مقدار احتمال آن‌ها محل ساختمان‌ها در تصویر را مشخص می‌کنند.

این مقاله به صورت زیر مرتب شده است: در بخش بعد استخراج بردار ویژگی‌های محلی ارائه می‌شود. در ادامه تشخیص ساختمان با استفاده از تخمین توزیع مبتنی بر کرنل مطرح می‌گردد. سپس روش پیشنهادی این مقاله که بر اساس مدلی ساده از ادغام داده‌ها و ادغام تصمیم‌گیری با استفاده از روش‌های آستانه‌گذاری تطبیقی، برای تشخیص ساختمان‌ها هست، آمده است. سرانجام در بخش آخر نتایج شبیه‌سازی ارائه می‌شود.

۲. روش تشخیص ساختمان

به طور کلی تشخیص ساختمان شامل مراحل استخراج و ساخت بردارهای ویژگی، تشخیص و تعیین ساختمان‌ها بر اساس تخمین تطبیقی چگالی است. در این کار چهار روش مختلف برای استخراج بردار ویژگی‌های محلی استفاده شده است. روش اول به تشخیص گوشه‌های هریس^۵ وابسته است [۱۵]. دومین روش بر پایه نواحی پشتیبان مبتنی بر اندازه‌گرادیان^۶ [۱۶] طراحی شده و روش سوم بر پایه فیلتر گابور [۱۷] در جهت‌های مختلف بنا شده است. در نهایت روش چهارم به ویژگی‌های آزمایش سریع قسمت‌ها^۷ [۱۸] وابسته است. در ادامه هر روش به طور مختصر مورد بررسی قرار خواهد گرفت.

۲-۱. بردار ویژگی‌های مبتنی بر گوشه‌های هریس

آقای فونته [۱۹] آشکارساز گوشه هریس را در سه مرحله محاسبه گرادیان، تشکیل ماتریس و محاسبه مقدار ویژه معرفی نموده است. برای تشخیص گوشه‌ها در یک تصویر سطح خاکستری $I(x, y)$ ، ابتدا باید گرادیان هموار شده با استفاده از

ساختمان‌ها و جاده‌ها را با استفاده از فیلترهای گابور در تصاویر ماهواره SPOT5 استخراج کرده‌اند.

همچنین در میان کارهای اخیر انجام شده می‌توان به مدل پیشنهادی توسط چاندرا [۱۱] اشاره کرد. در روش پیشنهادی چاندرا از الگوریتم فیلتر تطبیقی تنظیم شده ترکیبی برای تعیین ساختمان‌ها استفاده شده است. در این روش هم‌زمان با استخراج اطلاعات از طبقه‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان^۱ (SVM) نیز برای ترکیب اطلاعات استخراج شده با یکدیگر استفاده می‌شود. سالار و سامان غفاریان [۱۲] یک روش جدید برای تشخیص ساختمان بر اساس سایه موجود از ساختمان ارائه نموده‌اند. این روش با آشکارسازی ناحیه سایه‌دار توسط ماسک‌گذاری ناحیه روشنایی کار می‌کند. در این کار نواحی مورد استفاده برای آموزش به صورت خودکار با استفاده از شکل سایه ساختمان و جهت شدت روشنایی به دست می‌آید. دقت نهایی در این کار در حدود ۸۸٪ گزارش شده است. سیدی یوسف [۱۳] از یک روش ترکیبی برای آشکارسازی استفاده کرده است. در این کار ابتدا از روش پایین به بالا^۲ به منظور ایجاد یک طبقه‌بندی اولیه با ناظر را ایجاد کرد. سپس با استفاده از روش بالا به پایین^۳ به الگوهای مربعی دست پیدا کرده‌اند.

در این مقاله فرض می‌شود که مناطق شهری با استفاده از یکی از روش‌های مطرح شده، از تصویر استخراج شده‌اند. سپس با تمرکز بر روی این مناطق اقدام به تشخیص محل ساختمان‌ها می‌شود. ما به طور خاص از روش ارائه شده توسط اوسلان و بویر [۱۴] برای تشخیص مناطق شهری، در تصاویر ماهواره‌ای هوایی Ikonos بهره برده شده است. نتایج تشخیص مناطق شهری در یک تصویر بزرگ از ماهواره Ikonos در شکل (۱) نمایش داده شده است. این تصویر مربوط به شهر آدانای ترکیه است.



شکل ۱. نتایج تشخیص مناطق شهری در تصویر بزرگ از ماهواره Ikonos برگرفته از فراز شهر آدانا، ترکیه [۲]

در مرحله بعد به صورت جداگانه بر روی هر منطقه مشخص

^۴ Probability Density Function (pdf)

^۵ Harris Corner Detection

^۶ Gradient Magnitude based Support Regions (GMSR)

^۷ Features from Accelerated Segment Test (FAST)

^۱ Support Vector Machin (SVM)

^۲ Bottom-Up (BU)

^۳ Top-Down (TD)

پس از اینکه نقاط گوشه، با مختصات فضایی آن‌ها تعیین شدند، بردار ویژگی‌های محلی نیز با استفاده از آن‌ها تعریف می‌شوند. علاوه بر مختصات فضایی، اطلاعات جهت و وزن را نیز به صورت زیر اضافه می‌شود. ابتدا، جهت گرادیان و اندازه آن، برای هر نقطه از تصویر به صورت روابط (۱۰ و ۱۱) محاسبه می‌شوند:

$$O(x, y) = \arctan\left(\frac{I_y(x, y)}{I_x(x, y)}\right) \quad (10)$$

$$M(x, y) = \sqrt{I_x^2(x, y) + I_y^2(x, y)} \quad (11)$$

برای هر نقطه گوشه با مختصات (x_i, y_i) ، جهت متناظر به صورت $\theta_i = O(x_i, y_i)$ است. برای اضافه کردن وزن به بردار ویژگی‌های محلی، $M(x, y)$ را با استفاده از روش اوتسو [۲۰] به صورت تطبیقی آستانه‌گذاری کرده و نتیجه $B(x, y)$ به عنوان یک تصویر باینری استفاده شده است. در این تصویر، پیکسل‌هایی که مقدار یک دارند بیانگر پاسخ قوی هستند. همچنین پیکسل‌های متصل به (x_i, y_i) در $B(x, y)$ استخراج شده‌اند. بنا به تعریف، دو پیکسل در تصویر باینری متصل به هم هستند، اگر در یک مسیر از پیکسل‌هایی با مقدار یک قرار داشته باشند. به این ترتیب، تمام پیکسل‌های متصل به (x_i, y_i) را استخراج کرده و وزن مجموع آن‌ها به عنوان w_i اضافه شده است. بنابراین، اگر یک بردار ویژگی محلی کاندید، تعداد پیکسل‌های متصل به هم بیشتری داشته باشد، وزن بیشتری خواهد داشت. در نهایت بردار ویژگی‌های محلی مبتنی بر گوشه هریس را به صورت رابطه (۱۲) به دست آمده است:

(۱۲)

$$\bar{k}_h(j) = (x_j, y_j, \theta_j, w_j) \quad j = 1, \dots, K_h$$

در رابطه (۱۲) K_h بیانگر تعداد کل ویژگی‌های تشخیص داده شده هریس است.

۲-۲. بردار ویژگی‌های مبتنی بر GMSR

در این روش از هموار کردن گرادیان‌ها برای نواحی پشتیبانی استفاده شده است. برای استخراج نواحی پوشش ابتدا مقادیر هموار شده گرادیان با نام‌های I_x و I_y را که در معادلات (۳) و (۴) داده شده است، استخراج می‌شود. سپس $M(x, y)$ با مقدار آستانه ۱۰٪ حداکثر مقدار اندازه گرادیان، آستانه‌گذاری شده است [۱۶]. نتیجه این آستانه‌گذاری تصویر باینری $B(x, y)$ خواهد بود. در نهایت مقدار زاویه و اندازه مربوط به هر نقطه (x_j, y_j) که در رابطه $B(x_j, y_j) = 1$ صدق می‌کند را دقیقاً مشابه آنچه برای روش هریس بیان شد، به دست آورده و بردار ویژگی محلی برای $j = 1, \dots, K_g$ با استفاده از رابطه (۱۳)

تابع گوسی در جهت‌های x و y محاسبه شود. برای این کار فیلترهای گرادیان در جهت‌های x و y به صورت روابط (۱ و ۲) تعریف شده‌اند.

$$g_x(x, y) = -\frac{x}{2\pi\tau_g^4} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\tau_g^2}\right) \quad (1)$$

$$g_y(x, y) = -\frac{y}{2\pi\tau_g^4} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\tau_g^2}\right) \quad (2)$$

که در آن، τ_g پارامتری برای هموار کردن گرادیان است. گرادیان‌های هموار شده برای تصویر $I(x, y)$ به صورت روابط (۳) و (۴) است.

$$I_x = g_x(x, y) * I(x, y) \quad (3)$$

$$I_y = g_y(x, y) * I(x, y) \quad (4)$$

در روابط (۳ و ۴) عملگر * بیانگر عملیات کانولوشن دوبعدی است. شناساگر گوشه هریس بستگی به محاسبه ماتریس رابطه (۵) (که به نوعی با تابع خودهمبستگی در ارتباط است) دارد.

$$A(x, y) = \begin{bmatrix} a_{xx} & a_{xy} \\ a_{xy} & a_{yy} \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$a_{xx} = \sum_{x_i \in W} \sum_{y_i \in W} I_x^2(x_i, y_i) \quad (6)$$

$$a_{xy} = \sum_{x_i \in W} \sum_{y_i \in W} I_x(x_i, y_i) I_y(x_i, y_i) \quad (7)$$

$$a_{yy} = \sum_{x_i \in W} \sum_{y_i \in W} I_y^2(x_i, y_i) \quad (8)$$

همان‌طور که در معادلات (۵-۸) مشاهده می‌شود، a_{xy} ، a_{xx} و a_{yy} میانگین اندازه گرادیان‌ها در بازه W هستند. در این مقاله عرض این بازه میانگین‌گیری برابر هفت پیکسل انتخاب شده است. جزئیات بیشتر در مورد عملیات میانگین‌گیری در [۱۵] آمده است. مقادیر ویژه ماتریس A اطلاعاتی را در مورد لبه‌های محل داده شده فراهم می‌کند. اگر هر دو مقدار ویژه ماتریس در محل داده شده بزرگ باشند، بیانگر وجود گوشه در آن محل است. می‌توان با محاسبه تابع پاسخ زیر از محاسبات دقیق مقادیر ویژه چشم‌پوشی کرد [۱۹]:

$$R(A) = |A| - \kappa \times \text{trace}^2(A) \quad (9)$$

در معادله (۹) κ پارامتری قابل تنظیم است که در مقالات مقادیر بین ۰/۰۴ تا ۰/۱۵ برای آن مقدار مناسبی گزارش شده است [۱۹]. در این مقاله مشابه [۲] مقدار این پارامتر برابر با ۰/۰۶ انتخاب شده است. با محاسبه بیشینه‌های محلی تابع $R(A)$ می‌توان نقاط گوشه را استخراج کرد.

محاسبه خواهد شد.

بزرگ‌ترین مقدار را در بین هشت همسایه خود داشته باشند،

یعنی:

$$G_\varphi(x, y) > G_\varphi(x_n, y_n) \quad (16)$$

$$\forall (x_n, y_n) \in \left\{ (x_j - 1, y_j - 1), (x_j, y_j - 1), \dots, (x_j + 1, y_j + 1) \right\}$$

این نقطه، کاندیدای مختصات بردار ویژگی محلی است. سپس باید دامنه پاسخ فیلتر $G_\varphi(x, y)$ کنترل شود. یک نقطه بیشینه محلی (x_j, y_j) به عنوان کاندیدای مختصات بردار ویژگی محلی در نظر گرفته می‌شود، اگر و تنها اگر $G_\varphi(x_j, y_j) > \alpha$ باشد [۲۰]. برای بررسی تصاویر مختلف، مقدار پارامتر α با استفاده از روش اوتسو روی $G_\varphi(x, y)$ با یک روش تطبیقی برای هر تصویر به صورت جداگانه تنظیم شده و به این ترتیب بردارهای ویژگی محلی ضعیف در محاسبات آینده حذف خواهند شد.

پس از محاسبه مختصات نقاط کاندید، باید جهت و وزن آن‌ها نیز محاسبه شوند. مقدار وزن، مشابه روش‌های قبلی به دست می‌آید. اما محاسبه جهت با دو روش قبلی متفاوت خواهد بود. در این روش برای محاسبه جهت باید هشت همسایه نقطه کاندید چک شده و همسایه‌ای که مقدار $G_\varphi(x, y)$ آن بیشتر است، مدنظر قرار گیرد. به این ترتیب زاویه مابین این همسایه و نقطه کاندید، جهت θ_j را مشخص خواهد ساخت. این فرآیند در همه جهات φ اعمال شده و بردار ویژگی‌های محلی مبتنی بر فیلترینگ گابور به عنوان $\vec{k}_f(j) = (x_j, y_j, \theta_j, w_j)$ برای $K_f = 1, \dots, z$ استخراج خواهد شد. در اینجا K_f تعداد کل ویژگی‌های تشخیص داده شده مبتنی بر فیلترینگ گابور است.

۴-۲. بردار ویژگی‌های مبتنی بر Fast

آقای روستن [۱۸] روشی سریع و قابل اعتماد به نام FAST برای تشخیص گوشه‌ها در تصاویر معرفی شده است. در این روش برای هر پیکسل کاندید گوشه بودن، ۱۶ همسایه آن چک می‌شوند. اگر ۹ پیکسل پیوسته وجود داشته باشد که یک مجموعه آزمایش را برآورده کند، پیکسل کاندیدا به عنوان یک گوشه در نظر گرفته می‌شود. هر پیکسل p با ۱۶ مکان همسایه $\{1, 2, \dots, 16\}$ می‌تواند یکی از سه حالت زیر را به خود بگیرد:

$$S_{p \rightarrow x} = \begin{cases} d & I_{p \rightarrow x} \leq I_p - t \text{ (darker)} \\ s & I_p - t \leq I_{p \rightarrow x} \leq I_p + t \text{ (similar)} \\ b & I_p + t \leq I_{p \rightarrow x} \text{ (brighter)} \end{cases} \quad (17)$$

که در آن، I_p معرف پیکسل p در تصویر I و t مقدار آستانه در این روش است. فرض کنید مجموعه P شامل تمام پیکسل‌های

$$\vec{k}_g(j) = (x_j, y_j, \theta_j, w_j) \quad (13)$$

در این تعریف، K_g تعداد کل ویژگی‌های GMSR تشخیص داده شده است. به طور خلاصه می‌توان گفت اصلی‌ترین تفاوت کاربرد این روش با روش قبل در شیوه آستانه‌گذاری ماتریس $M(x, y)$ برای به دست آوردن تصویر باینری $B(x, y)$ است.

۳-۲. بردار ویژگی‌های مبتنی بر فیلتر گابور

در این بخش روش استخراج بردار ویژگی‌های محلی مبتنی بر فیلترینگ گابور معرفی می‌شود. در این روش، گام اول هموار کردن تصویر، با استفاده از فیلتر میانه برای حذف عبارات نویزی کوچک است. سپس، فیلترینگ گابور در جهت مختلفی اعمال شده و بر اساس این پاسخ‌ها، بردار ویژگی‌های محلی را استخراج می‌شود. فیلترهای گابور به صورت گسترده در ناحیه‌بندی بافت^۱ و تشخیص اشیاء^۲ مورد استفاده قرار می‌گیرند [۲۱ و ۲۲]. این فیلترها ویژگی‌های قابل طراحی مثل فضای محلی^۳ و انتخاب زاویه^۴ را از خود به نمایش می‌گذارند [۱۷]. به بیان ریاضی، فیلتر درجه دوم گابور می‌تواند به صورت محصول یک تابع گوسی و یک تابع نمایی مختلط به صورت رابطه (۱۴) تعریف شود:

$$F_\varphi(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_g^2} \exp\left(-\frac{u^2 + v^2}{2\sigma_g^2}\right) \exp(j2\pi fu) \quad (14)$$

در معادله (۱۴)، مقدار $u = x \cos \varphi + y \sin \varphi$ و مقدار $v = -x \sin \varphi + y \cos \varphi$ می‌باشند. f فرکانس سیگنال مختلط نمایی، φ جهت فیلتر گابور و σ_g پارامتر تنظیم مقیاس است. با استفاده از فیلترینگ گابور، می‌توان لبه‌های ساختمان و گوشه‌ها را در تصویر تعیین نمود. به عنوان نمونه در تصویر $I(x, y)$ با اندازه $N \times M$ ، از قسمت حقیقی پاسخ فیلتر گابور استفاده شده است.

$$G_\varphi(x, y) = \text{Re}\{I(x, y) * F_\varphi(x, y)\} \quad (15)$$

در نتیجه $G_\varphi(x, y)$ در ناحیه‌هایی از تصویر که ویژگی‌های مشابهی با فیلتر دارد، مقدار بیشینه خود را می‌یابد. برای استخراج مختصات مکانی بردار ویژگی‌های محلی، ابتدا باید بیشینه محلی $G_\varphi(x, y)$ برای $x = 1, \dots, N$ و $y = 1, \dots, M$ پیدا شوند. اگر هر کدام از پیکسل‌های (x_j, y_j) در $G_\varphi(x, y)$

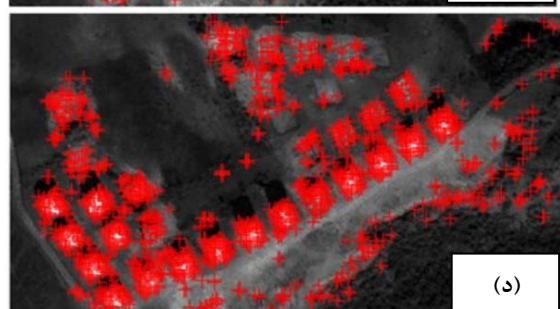
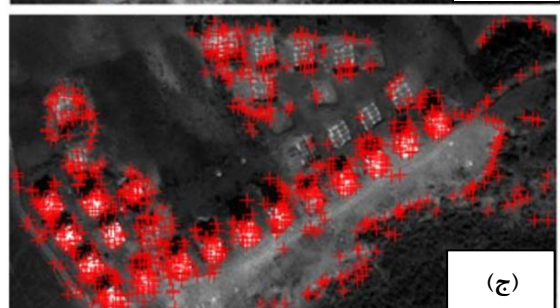
¹ Texture Segmentation

² Object Recognition

³ Spatial Locality

⁴ Orientation Selectivity

بنابراین، باید روش تشخیص ساختمان را با یک ساختار احتمالی مدل شود. برای این کار، مشابه روش [۲] که محل‌های ممکن ساختمان‌ها را به عنوان متغیرهای تصادفی گسسته نمایش داده است، عمل کرده و سپس تابع توزیع احتمال آن‌ها با استفاده از بردارهای ویژگی محلی به عنوان مشاهدات با استفاده از تخمین توزیع متغیر کرنل تخمین زده می‌شود.



شکل ۲. تصویر آزمون Adana₁ و مختصات بردار ویژگی استخراج شده با چهار روش مختلف (الف): \vec{k}_h ; ب: \vec{k}_g ; ج: \vec{k}_f ; د: \vec{k}_s [۲]

آقای سیلورمن [۲۳] تخمین‌گر توزیع کرنل برای تابع توزیع احتمال گسسته و دوگانه به صورت زیر تعریف نموده است. ابتدا تابع کرنل دو متغیره $[N(x, y)]$ باید شرایط روابط (۲۰ و ۲۱) را برآورده نماید:

تصاویر آموزشی باشند که برای انتخاب یک x به عنوان گوشه این مجموعه را به سه زیر مجموعه P_s ، P_d و P_b توسط رابطه (۱۸) تقسیم شده باشد.

$$P_b = \{p \in P : S_{p \rightarrow x} = b\} \quad (18)$$

زیرمجموعه‌های P_s و P_d نیز مشابه رابطه (۱۸) تعریف می‌شوند. P_d شامل تمام پیکسل‌هایی است که براساس آستانه t تاریک‌تر از پیکسل مرکزی هستند. به طور مشابه P_b شامل پیکسل‌های روشن‌تر و P_s شامل پیکسل‌هایی با سطح روشنایی مشابه با نقطه مرکزی هستند.

انتخاب یک x براساس بیشترین مقدار اطلاعات H_g^1 که از رابطه (۱۹) محاسبه می‌شود، می‌باشد [۱۸].

$$H_g = H(P) - H(P_d) - H(P_s) - H(P_b) \quad (19)$$

در نهایت از روش FAST برای استخراج بردار ویژگی‌های محلی استفاده شده است. فرض کنید، بردار ویژگی‌های محلی به صورت $\vec{k}_s(j) = (x_j, y_j, \theta_j, w_j)$ برای $j = 1, \dots, K_s$ از روش FAST به دست آید. در این حالت K_s تعداد کل ویژگی‌های تشخیص داده شده بر اساس FAST است. در مرجع [۲] تصویر Adana₁ که در شکل (۲) آمده به عنوان تصویر نمونه انتخاب شده و مختصات فضایی بردارهای ویژگی محلی استخراج شده با چهار روش قبلی را به دست آورده است.

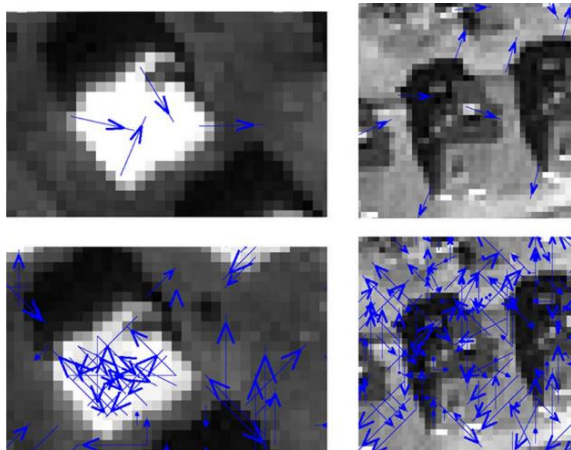
همان‌طور که در شکل (۲) مشاهده می‌شود، در \vec{k}_h فقط مختصات پیکسل‌های گوشه وجود دارند. علاوه بر این، تعدادی از گوشه‌ها نیز از دست رفته‌اند. بنابراین حداقل تعداد گوشه‌های بردارهای ویژگی محلی را با روش تشخیص گوشه هریس دارید. \vec{k}_g هم شامل مختصات پیکسل گوشه و هم لبه ساختمان است. \vec{k}_f ، \vec{k}_s و \vec{k}_g شامل مختصات پیکسل گوشه و لبه ساختمان هستند. با این وجود، تعدادی از پیکسل‌های ساختار درخت و بخش‌هایی از جاده را نیز شامل می‌شوند. در مرحله بعد باید از این بردارهای ویژگی محلی، برای تشخیص ساختمان‌ها استفاده شوند.

۲-۵. تخمین توزیع مبتنی بر کرنل

هر بردار ویژگی محلی بیان شده، یک ساختمان را برای تشخیص در تصویر مشخص می‌کند. با این وجود هر کدام از این دسته ویژگی‌ها، به‌تنهایی برای تشخیص ساختمان‌ها کافی نیستند. در حقیقت، هر چه بردارهای ویژگی محلی بیشتری داشته باشید، ساختمان با احتمال بیشتری تشخیص داده خواهد شد. از طرف دیگر، ما تعداد ساختمان‌های موجود در تصویر را نمی‌دانیم.

¹ Information Gain

می‌توان مشاهده کرد، برای ساختمان روشن، تقریباً تمام جهت‌ها برای هر چهار روش به سمت مرکز ساختمان است. برای ساختمان‌های تاریک، تعدادی از بردار ویژگی‌های محلی جهت‌ی به سمت مرکز ساختمان دارند. با این وجود، برای بردار ویژگی‌های محلی مبتنی بر فیلتر گابور، تعداد بیشتری از بردارهای ویژگی محلی به سمت مرکز ساختمان هستند.



شکل ۳. دو ساختمان نمونه و جهت‌های بردار ویژگی محلی (ستون چپ ساختمان‌های روشن و ستون سمت راست ساختمان‌های تیره) برای دو روش هریس و گابور (سطر اول روش هریس و سطر دوم روش گابور) [۲]

بر اساس مشاهدات قبلی، هر بردار ویژگی محلی تحت تأثیر تبدیل‌هایی به صورت زیر در نظر گرفته شده است:

$$\hat{x}_i = x_i + 0.5w_i \sin \theta_i \quad (24)$$

$$\hat{y}_i = y_i + 0.5w_i \cos \theta_i \quad (25)$$

به عبارت دیگر هر بردار ویژگی محلی در جهت θ_i شیفت داده و نصف وزن w_i را در هنگام شیفت دادن اعمال شده است، تا تقریباً در مرکز ساختمان قرار گیرد. همچنین $N(x, y)$ در معادله (۲۰) به عنوان تابع توزیع احتمال متقارن Gaussian که در اکثر کاربردهای تخمین چگالی به کار می‌رود، انتخاب شده است. با استفاده از این مشاهدات به روز شده و تغییر داده شده، تابع توزیع احتمال تخمین زده شده به صورت رابطه (۲۶) تعریف می‌گردد که در آن $\sigma_i = w_i$ است. در هنگام تشخیص ساختمان، موده‌های $f_b(x, y)$ نیز استخراج می‌شود. بنابراین در این معادله از کرنل نرمال شده استفاده نشده است. با این وجود، تابع توزیع نهایی تخمین زده شده با نرمال کردن ثابت R نرمالیزه می‌گردد.

$$f_b(x, y) = \frac{1}{R} \sum_{i=1}^K \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i}} \exp\left(-\frac{(x-\hat{x}_i)^2 + (y-\hat{y}_i)^2}{2\sigma_i}\right) \quad (26)$$

$$\sum_x \sum_y N(x, y) = 1 \quad (20)$$

$$N(x, y) \geq 0 \quad \forall (x, y) \quad (21)$$

در نتیجه تخمین گر توزیع احتمال کرنل $N(x, y)$ به صورت رابطه (۲۲) تعریف می‌شود:

$$f(x, y) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n N\left(\frac{x-x_i}{h}, \frac{y-y_i}{h}\right) \quad (22)$$

در معادله (۲۲) پارامتر h عرض پنجره و (x_i, y_i) برای $i = 1, \dots, n$ مشاهدات حاصل از تابع توزیع احتمالی هستند که باید تخمین زده شود. اگر مشاهدات نتوانند به صورت قابل اطمینان با تابع کرنل ثابت نمایش داده شوند، باید از تابع کرنل متغیر استفاده شود. بنابراین تخمین تابع توزیع احتمال معادله (۲۲) به صورت زیر خواهد شد:

$$f_v(x, y) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i} N\left(\frac{x-x_i}{h\sigma_i}, \frac{y-y_i}{h\sigma_i}\right) \quad (23)$$

در معادله (۲۳) پارامتر σ_i متغیر مقیاس برای $i = 1, \dots, n$ است.

۲-۶. استفاده از تخمین چگالی مبتنی بر کرنل متغیر

به دلیل اینکه تعداد کل ساختمان‌های موجود در تصویر داده شده مشخص نیست، از روش تخمین توزیع مبتنی بر کرنل متغیر استفاده می‌شود. همان‌طور که در بخش‌های قبل بیان شد، از بردارهای ویژگی محلی به عنوان مشاهدات برای تخمین تابع توزیع احتمال، بدون از دست دادن کلیت استفاده شده است. این بردارها ویژگی ساختمان‌هایی که باید تشخیص داده شوند را مهیا می‌کنند. با این وجود به دلیل اینکه، این بردارها گوشه‌ها یا لبه‌های هر ساختمان را نمایش می‌دهند، مختصات فضایی آن‌ها کافی نیست. برای تشخیص ساختمان، نیاز است که لبه‌ها یا گوشه‌ها از هم جدا شوند. برای دستیابی به این هدف، تأثیر بردارهای ویژگی محلی با توجه به جهت و وزن آن‌ها تغییر داده شده است. با انجام این کار، مشاهده می‌شود که برای گوشه‌ها یا لبه‌های ساختمان‌های روشن، جهت‌های گرادیان به سمت مرکز ساختمان است. برای لبه‌های تاریک ساختمان، جهت گرادیان‌ها از مرکز ساختمان دور است. هر چند به دلیل یکسان نبودن مقادیر پیکسل‌های بالای پشت‌بام و سایه‌های اطراف ساختمان‌ها، برای لبه‌های تاریک جهت برخی گرادیان‌ها هنوز به سمت مرکز ساختمان است.

در شکل (۳) جهت صحیح بردارهای ویژگی محلی با استفاده از گوشه هریس و فیلترینگ گابور روی یک ساختمان تاریک و یک ساختمان روشن نشان داده شده است. همان‌طور که در شکل

نسبت به مقدار بیشینه مود آن‌ها، اضافه می‌گردد. همان‌طور که قبلاً اشاره شد، در تعیین محل ساختمان‌ها از روی تابع توزیع احتمال تخمین زده شده، مودهایی با بیشترین مقدار به عنوان ساختمان در نظر گرفته می‌شود. می‌توان با نرمالیزه کردن چهار تابع توزیع احتمال متفاوت، آن‌ها را با هم ترکیب کرده و تخمین تابع توزیع احتمال نهایی را به صورت رابطه (۲۸) تعیین نمود:

$$f_D(x, y) = \frac{1}{R} \sum_{l=\{h, g, f, s\}} \frac{f_l(x, y)}{\max_{(x, y)} f_l(x, y)} \quad (28)$$

در معادله (۲۵) عبارت $f_h(x, y)$ ، $f_g(x, y)$ ، $f_f(x, y)$ و $f_s(x, y)$ توابع توزیع احتمال تخمین زده شده از روی بردارهای ویژگی محلی $\vec{k}_f, \vec{k}_h, \vec{k}_g, \vec{k}_s$ هستند. R بهره‌ای است که به عنوان ثابت نرمالیزه کردن شناخته می‌شود. این روش را ادغام تصمیم‌گیری نام‌گذاری شده است [۲]، چرا که عملیات ادغام نزدیک به گام تشخیص ساختمان اعمال شده است. سپس به جای روش‌های مطرح شده در بخش‌های قبل از تابع توزیع احتمال پیشنهادی رابطه (۲۸) استفاده می‌شود.

در ادامه ساختار احتمالی تشخیص ساختمان پیشنهادی را معرفی کرده و از روش‌های ادغام داده و تصمیم‌گیری با استفاده از روش‌های آستانه‌گذاری تطبیقی، برای تشخیص ساختمان‌ها استفاده می‌شود.

۳. روش پیشنهادی

در روش پیشنهادی با استفاده از ساختار بردارهای ویژگی محلی و ارتقای روش‌های ترکیبی مطرح شده روشی کارا تر برای تشخیص ساختمان‌ها در تصاویر ارائه می‌شود. در روش پیشنهادی با توجه به این حقیقت که مقدار تابع توزیع احتمال تصاویر وابسته به نسبت واریانس بر همبستگی ضرایب تبدیل موجک است، می‌توان از مقدار آستانه‌گذاری تطبیقی استفاده و اقدام به انتخاب تابع احتمال مناسب‌تر نمود. با توجه به اینکه استفاده از ادغام توابع تخمین زده شده در هر چهار روش موجب صرف زمان زیادی می‌شود و این حقیقت که افزایش توابع تخمین زده شده همواره موجب افزایش و بهبود عملکرد تشخیص ساختمان نمی‌شود، راهکاری برای تصمیم‌گیری مناسب در مورد انتخاب تابع احتمال تخمین زده شده ارائه گردیده است. با این روش احتمال خطای تشخیص ساختمان‌ها کمتر از روش‌های مطرح شده می‌گردد. در این روش تابع تعیین مقدار آستانه به صورت رابطه (۲۹) است.

$$h_p = \exp(-\sigma^2 / \text{WCoherence}) \quad (29)$$

در رابطه (۲۹) پارامتر σ^2 بیانگر واریانس کل تصویر و

به دلیل اینکه تعداد ساختمان‌هایی که باید در تصویر تشخیص داده شود معلوم نیست، تابع توزیع احتمال تخمین زده شده $p_b(x, y)$ به صورت چند مودی خواهد بود. فرض کنید، موده‌های این تابع توزیع احتمال ممکن است مرکز ساختمان باشند. با این وجود، تمام موده‌ها، نمایانگر مرکز ساختمان نیستند. برای هر نقطه‌ای که مرکز ساختمان خواهد بود، مقدار احتمال باید از یک مقدار کمینه بیشتر باشد. این مقدار با یک روش تطبیقی به صورت زیر توجیه می‌شود. به دلیل اینکه ساختمان‌ها در یک ناحیه شهری تعیین می‌شوند، فرض می‌گردد که حداقل یک ساختمان در آنجا وجود دارد. دوباره یادآوری می‌شود که تشخیص نواحی شهری قبل از شروع فرآیند تشخیص ساختمان، اعمال شده است. بنابراین مودهایی که بیشترین احتمال را برای محل ساختمان دارند، انتخاب شده‌اند.

$$(x_b, y_b) = \operatorname{argmax}_{x, y} f_b(x, y) \quad (27)$$

سپس از موده‌های باقی‌مانده آن‌هایی که احتمال حداقل $0.4 \times f_b(x_b, y_b)$ را دارند، به عنوان محل ساختمان انتخاب شده‌اند. توجه شود که به صورت عملی، برای آزمایش‌های کنترل شده ضریب 0.4 به دست آمده است. این روش همچنین احتمالات برای تشخیص مکان ساختمان‌ها را نیز به صورت خودکار اختصاص می‌دهد. بالاترین حاصل احتمال به مکانی اختصاص می‌یابد که وجود ساختمان در آن محل محتمل‌تر باشد.

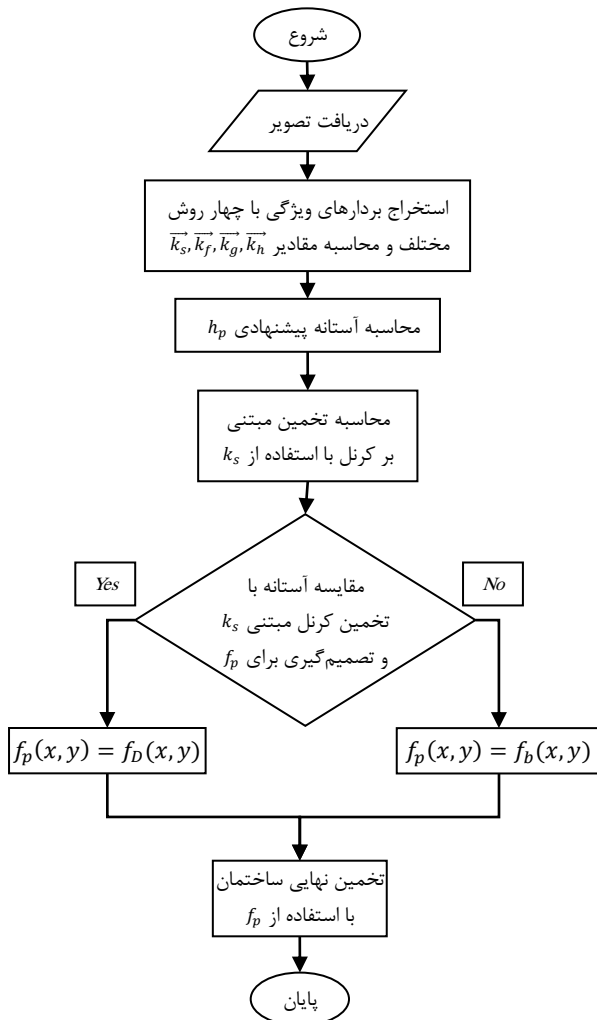
۲-۷. روش ادغام تصمیم‌گیری

چهار روش استخراج بردار ویژگی‌های محلی، اطلاعات متفاوتی را از یک تصویر استخراج می‌کنند. ادغام این بردارها، ممکن است دقت تشخیص ساختمان را بالا ببرد. خوشبختانه، روش تشخیص ساختمان احتمالی اجازه ادغام اطلاعات را به ما می‌دهد. بنابراین، در این بخش، دو روش ادغام با استفاده از ساختار احتمالی برای بهبود نتایج تشخیص محل ساختمان معرفی شده است [۲].

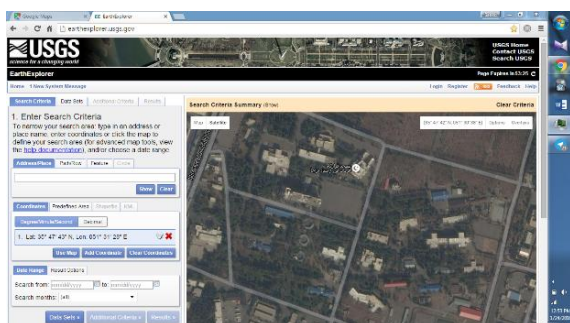
- **روش اول** مبتنی بر ادغام داده است و پیچیدگی کمتری دارد، به طوری که تمام بردارهای ویژگی محلی استخراج شده با روش‌های مختلف به عنوان یک گروه یکسان استفاده می‌شود. به عبارت دیگر، تابع توزیع احتمال آورده شده در معادله (۲۶) با مجموعه ویژگی‌های محلی $\vec{k}_F = [\vec{k}_h, \vec{k}_g, \vec{k}_f, \vec{k}_s]$ تخمین زده شده است. سپس محل ساختمان‌ها با استفاده از تابع توزیع احتمال تخمین شده، با روشی مشابه بخش قبل تعیین می‌شود.

- **روش دوم** بر ادغام تصمیم‌گیری مبتنی است. در اینجا توابع توزیع احتمال تخمین زده شده را با روش‌های مختلف ترکیب کرده و تابع توزیع احتمال نهایی حاصل می‌شود. برای این کار در هنگام ترکیب توابع توزیع احتمال، وزن با نسبت مستقیم

تصاویر مورد آزمایش با رزولوشن‌های کاملاً مختلفی مورد آزمایش قرار گرفته‌اند. نتایج آزمایش نشان می‌دهد که عملکرد الگوریتم ارائه شده با تغییر وضوح دچار مشکل نخواهد شد. شکل (۵)، منطقه‌ای مشخص شده در شهر تهران را نشان می‌دهد که در سایت usgs.gov قابل مشاهده است.



شکل ۴. شمای کلی طرح پیشنهادی



شکل ۵. تصویر منطقه‌ای مشخص در شمال تهران در سایت usgs.gov

به منظور دستیابی به نتیجه مطلوب‌تر، روی تصویر شکل

WCoherence نشان دهنده میزان همبستگی ضرایب تبدیل موجک تصویر است، که از روابط (۳۰ و ۳۱) به دست می‌آیند.

$$\sigma^2 = \left(\frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N x_{ij}^2 \right) - \mu^2 \quad (30)$$

$$WCoherence = \frac{S(C_x^*(a, b)C_y(a, b))}{\sqrt{S(|C_x(a, b)|^2)}\sqrt{S(|C_y(a, b)|^2)}} \quad (31)$$

در رابطه (۳۰) پارامتر μ مقدار میانگین تصویر است و از رابطه (۳۲) محاسبه می‌شود.

$$\mu = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N x_{ij} \quad (32)$$

در رابطه (۳۱)، $C_x^*(a, b)$ و $C_y(a, b)$ نشان دهنده مقادیر ضرایب تبدیل موجک با مقیاس a در مکان b و $*$ عملگر مزدوج مختلط هستند. پس از محاسبه مقدار آستانه با استفاده از تابع رابطه (۳۳) مقدار نهایی تابع توزیع احتمال تعیین و با توجه به مدهای این تابع مکان ساختمان‌ها تخمین زده می‌شود.

$$f_p(x, y) = \begin{cases} f_D(x, y) & \text{if } f_b(x, y) \geq h_p \\ f_b(x, y) & \text{if } f_b(x, y) < h_p \end{cases} \quad (33)$$

که در رابطه (۳۳)، $f_b(x, y)$ با استفاده از ویژگی‌های FAST به دست می‌آید.

در شکل (۴) شمای کلی روش پیشنهادی مشاهده می‌شود.

۴. نتایج شبیه‌سازی

در این قسمت، روش‌های مطرح شده که ترکیب روش تصمیم‌گیری و درهم آمیختگی داده است برای تشخیص ساختمان مورد آزمایش قرار می‌گیرد. مجموعه داده‌ها شامل مجموعه تصاویر مربوط به شهر تهران است. نقاط مورد نظر از مناطقی در شمال شهر تهران انتخاب و تصاویر مورد ارزیابی از سایت usgs.gov استخراج شده‌اند. این سایت دارای یک بخش Explorer است که مانند Google Earth عمل کرده و امکان برداشت تصویر ماهواره‌ای از هر نقطه‌ای را فراهم می‌کند. تصاویر سایت Google Earth شامل علائمی است که محل خیابان‌ها، آدرس‌ها و راهنمایی‌هایی دیگری را نشان می‌دهد. این علائم، کار بر روی تصاویر را دچار مشکل می‌کند.

مزیت تصاویر سایت usgs.gov نسبت به Google Earth این است که تصاویر این سایت نشانه‌های اضافی کمتری دارد و عمل تشخیص ساختمان در آن با خطای کمتری روبه‌رو می‌شود.

افزایش داده شود (تا شناسایی وجود هیچ ساختمانی از دست داده شود)، امکان دارد مقدار FA نیز افزایش پیدا کند. مشخص است که بهترین روش، روشی است که بیشترین TD و کمترین FA را داشته باشد. توجه شود که مقادیر پارامترها به صورت تجربی به نحوی انتخاب شده‌اند که این مصالحه به بهترین صورت ایجاد شود. در این مقاله، پارامتر τ_g در الگوریتم فیلترهای گابور برای تصاویر برابر یک در نظر گرفته شده است. توجه شود که روش ارائه شده نسبت به این پارامتر مقاوم است و نتایج متأثر از تغییرات آن نخواهد بود.

در بررسی‌های عملی مقادیر مناسب برای سایر پارامترهای فیلتر گابور به صورت $\sigma_g = 1/5$ و $f = 0/65$ هستند که پس از آزمایش‌های زیاد به دست آمده‌اند. با تثبیت این دو پارامتر، می‌توان فیلتر مورد نظر را که در حوزه مکان بسیار شبیه به لبه‌های ساختمان‌ها است، به دست آورد. همچنین برای پوشش لبه‌های ساختمان‌های مختلف، مقادیر مختلفی برای φ مورد آزمایش قرار گرفته است. در نهایت ۱۰ جهت مختلف برای فیلتر گابور به صورت $\varphi = [0, \frac{\pi}{10}, \frac{2\pi}{10}, \dots, \frac{9\pi}{10}]$ مناسب تشخیص داده شد.

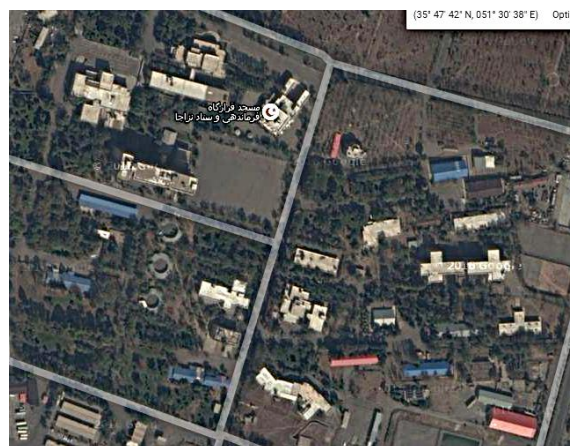
در تشخیص ساختمان در تصاویر ماهواره‌ای، ابتدا ساختمان‌های تشخیص داده شده در تصویر شمال شهر تهران با روش ادغام پیشنهاد شده در شکل (۸) نشان داده شده است. همان‌طور که دیده می‌شود، نقاط قرمز رنگ می‌تواند به دقت محل ساختمان‌ها را مشخص کند. در این تصویر می‌بینید که بعضی از نقاط به دلیل داشتن ظاهری شبیه به گوشه‌های ساختمان به اشتباه، به عنوان ساختمان تشخیص داده شده‌اند که اکثر این نقاط به این دلیل به اشتباه تشخیص داده شده‌اند که بر روی خطوط نشان دهنده خیابان قرار گرفته‌اند.



شکل ۸. تشخیص محل ساختمان‌ها در تصویر

همین کار برای تصویر مجتمع مسکونی کوثر نیز انجام شده است که نتیجه آن در شکل (۹) آورده شده است. همان‌طور که

(۴) پیش‌پردازش‌های معمول از قبیل برش تصویر، شارپ کردن و بهبود تباين تصوير انجام شده است. تصوير شکل (۴) پس از اعمال پیش‌پردازش‌های گفته شده به صورت تصویر شکل (۶) است.



شکل ۶. تصویر منطقه شمال تهران (شکل ۴) پس از برش، شارپ شدن و بهبود تباين

همچنین به منظور بررسی بیشتر روش پیشنهادی یک تصویر از مجتمع مسکونی کوثر واقع در بزرگراه ارتش نیز در نظر گرفته شده است. این تصویر در شکل (۷) آورده شده است.



شکل ۷. تصویر مجتمع مسکونی کوثر واقع در بزرگراه ارتش

در بررسی نتایج آزمایش عموماً دو پارامتر TD^1 و FA^2 مدنظر ما قرار دارد. در این مقاله پارامتر TD نشان دهنده تعداد ساختمان‌هایی است که به درستی در تصویر مشخص شده‌اند. همچنین پارامتر FA نشان دهنده تعداد نقاطی از تصویر است که به اشتباه به عنوان ساختمان تشخیص داده شده‌اند. همان‌طور که انتظار می‌رود در یک شرایط خاص مصالحه‌ای بین این دو پارامتر وجود دارد. به صورتی که با تغییر دادن پارامترهای الگوریتم (که در متن مقاله عموماً به عنوان آستانه معرفی شده‌اند)، مقدار TD

¹ True Detection

² False Alarm

در روش مطرح شده توسط سیدی محمود [۱۳] تنها پارامتر صحت^۴ در ارزیابی کار مورد استفاده قرار گرفته است، که مقدار حداکثر آن برابر ۸۱/۵ درصد گزارش شده است. نتایج این مقایسه در جدول (۲) آورده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود روش ترکیبی پیشنهادی از نظر معیارهای FA و TD و نتایج بهتری را نسبت به سایر روش‌ها داشته است.

جدول ۲. مقایسه کارایی روش پیشنهادی با روش‌های مطرح شده در تشخیص ساختمان روی تصاویر مورد آزمایش از شهر تهران

روش	TD	FA	TD(%)	FA(%)
هریس	۲۴	۸	۷۵	۲۵
GMSR	۲۸	۱۰	۸۷/۵	۳۱/۲۵
فیلتر گابور	۲۹	۹	۹۰/۶۳	۲۸/۱۳
FAST	۲۵	۵	۷۸/۱۳	۱۵/۶۳
ادغام داده	۲۶	۷	۸۱/۲۵	۲۱/۸۸
ادغام تصمیم‌گیری	۲۷	۶	۸۴/۳۸	۱۸/۷۵
روش MTMF [۱۱]	۲۶	۵	۸۳/۸۷	۱۶/۱۲
روش غفاری [۱۲]	۲۷	۷	۸۴/۳۷	۲۱/۸۷
روش BU-TD [۱۳]	۲۴	۹	۷۵	۲۸/۱۲
روش پیشنهادی	۲۸	۵	۸۷/۵	۱۵/۶۳

۵. نتیجه‌گیری

در این کار یک آستانه تطبیقی به منظور افزایش دقت و عملکرد تشخیص ساختمان‌ها از روی تصاویر ماهواره‌ای، ارائه و نتایج شبیه‌سازی بررسی گردید. همان‌طور که مطرح شد؛ استفاده از روش پیشنهاد شده موجب بالا رفتن مقدار تشخیص صحیح ساختمان‌ها گردید که نشان دهنده بهبود عملکرد نسبت به روش‌های مقایسه شده است.

۶. مراجع

- [1] Kim, T.; Muller, J. P. "Development of a Graph Based Approach for Building Detection"; Image Vision Comput. 1999, 17, 3-14.
- [2] Sirmacek, B.; Unsalan, C. "A Probabilistic Framework to Detect Buildings in Aerial and Satellite Images"; IEEE Trans. Geosci. Remote 2011, 49, 211-221.
- [3] Krishnamachari, S.; Chellappa, R. "Delineating Buildings by Grouping Lines with MRFs"; IEEE Trans. Image Process 1996, 5, 164-168.
- [4] Segl, K.; Kaufmann, H. "Detection of Small Objects From High-Resolution Panchromatic Satellite Imagery Based on Supervised Image Segmentation"; IEEE Trans. Geosci. Remote 2001, 39, 2080-2083.
- [5] Molinier, M.; Laaksonen, J.; Hame, T. "Detecting Man-Made Structures and Changes in Satellite Imagery With a Content-Based Information Retrieval System Built on Self-

مشاهده می‌شود، در این تصویر تشخیص ساختمان‌ها با دقت بالا و با خطای بسیار پایین انجام شده است.



شکل ۹. تشخیص ساختمان‌ها در تصویر مجتمع مسکونی کوشر

به منظور بررسی بیشتر روش پیشنهادی، این روش روی ۳۲ تصویر دریافتی از سایت ماهواره‌ای usgs.gov از شهر تهران به پیاده‌سازی و اجرا شده است. لازم به ذکر است در تابع آستانه پیشنهادی به جای ضرایب تبدیل موجک تصویر، از توابع ضریب همبستگی و تابع ضرایب کسینوسی گسسته^۱ نیز استفاده شده است. همان‌گونه که در جدول (۱) آمده است، استفاده از ضرایب تبدیل موجک تصویر بهترین عملکرد را روی تصاویر داشته است.

جدول ۱. اجرای روش پیشنهادی با تبدیل‌های متفاوت روی ۳۲ تصویر از شهر تهران

توابع آستانه‌گذاری	TD	FA	TD(%)	FA(%)
تبدیل موجک	۲۸	۵	۸۷/۵	۱۵/۶۳
تبدیل DCT	۲۶	۷	۸۱/۲۵	۲۱/۸۷۵
ضریب همبستگی	۲۴	۹	۷۵	۲۸/۱۲۵

برای ارزیابی بیشتر روش پیشنهادی بهترین نتایج این روش با روش‌های مطرح توسط سیرماییک [۲] و روش مطرح شده توسط چاندر [۱۱]، غفاری [۱۲] و سیدی محمود [۱۳] مقایسه شده است. در روش ارائه شده توسط غفاری [۱۲] پارامترهای دقت^۲ و بازفراخوانی^۳ به عنوان شاخص‌های ارزیابی مطابق روابط (۳۴ و ۳۵) در نظر گرفته شده‌اند. نتایج به‌دست آمده میزان دقت ۸۵/۳ درصدی و میزان بازفراخوانی را ۸۷/۲ درصد محاسبه نموده است.

$$precision = \frac{\|TD\|}{\|TD\| + \|FP\|} \quad (34)$$

$$recall = \frac{\|TD\|}{\|TD\| + \|FA\|} \quad (35)$$

¹ Discrete Cosine Transform

² Precision

³ Recall

⁴ Correctness

- [14] Ünsalan, C.; Boyer, K. L. "A System to Detect Houses and Residential Street Networks in Multispectral Satellite Images"; *Comput. Vis. Image Understanding* 2005, 98, 423-461.
- [15] Harris, C.; Stephens, M. "A Combined Corner and Edge Detector"; *Alvey. Vis. Conf.* 1988, 147-151.
- [16] Unsalan, C. "Gradient-Magnitude-Based Support Regions in Structural Land Use Classification"; *IEEE Trans. Geosci. Remote* 2006, 3, 546-550.
- [17] Vetterli, M.; Kovačević, J. "Wavelets and Subband Coding"; Prentice-Hall, 2007.
- [18] Rosten, E.; Porter, R.; Drummond, T. "Faster and Better: A Machine Learning Approach to Corner Detection"; *IEEE Trans. Pattern. Anal.* 2010, 32, 105-119.
- [19] Fonte, M. L.; Gautama, S.; Philips, W.; Goeman, W. "Evaluating Corner Detectors for the Extraction of Man-Made Structures in Urban Areas"; *IEEE Int. Geosci. Remote Sens. Symp.* 2005, 237-240.
- [20] Otsu, N. "A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms"; *IEEE Trans. Syst. Man. Cyb.* 1979, 9, 62-66.
- [21] Jain, A. K.; Ratha, N. K.; Lakshmanan, S. "Object Detection Using Gabor Filters"; *Pattern. Recogn.* 1997, 30, 295-309.
- [22] Kyrki, V.; Kamarainen, J. K.; Kälviäinen, H. "Simple Gabor Feature Space for Invariant Object Recognition"; *Pattern. Recogn. Lett.* 2004, 25, 311-318.
- [23] Silverman, B. W. "Density Estimation for Statistics and Data Analysis"; CRC Press, 1986.
- Organizing Maps"; *IEEE Trans. Geosci. Remote* 2007, 45, 861-874.
- [6] Gamba, P.; Dell'Acqua, F.; Lisini, G.; Trianni, G. "Improved VHR Urban Area Mapping Exploiting Object Boundaries"; *IEEE Trans. Geosci. Remote* 2007, 45, 2676-2682.
- [7] Benediktsson, J. A.; Pesaresi, M.; Amason, K. "Classification and Feature Extraction for Remote Sensing Images From Urban Areas Based on Morphological Transformations"; *IEEE Trans. Geosci. Remote* 2003, 41, 1940-1949.
- [8] Sirmacek, B.; Unsalan, C. "Urban Area Detection Using Gabor Features and Spatial Voting"; *Proc. Int. Conf. SIU.* 2009, 812-815.
- [9] Akçay, H. G.; Aksoy, S. "Automatic Detection of Geospatial Objects Using Multiple Hierarchical Segmentations"; *IEEE Trans. Geosci. Remote.* 2008, 46, 2097-2111.
- [10] Lacroix, V.; Idrissa, M.; Hincq, A.; Bruynseels, H.; Swartenbroekx, O. "SPOT5 Images for Urbanization Detection"; *Proc. Int. Conf. PRL.* 2006, 226-233.
- [11] Chandra, N.; Jayanta, K. G.; Ashu, S. "A Cognitive Based Approach for Building Detection from High Resolution Satellite Images"; *Adv. in Comput. Commun. & Autom. (ICACCA), Int. Conf.* 2016, 1-5.
- [12] Ghaffarian, S.; Ghaffarian, S. "Automatic Building Detection Based on Supervised Classification Using High Resolution Google Earth Images"; *The Int. Archives of Photogrammetry, Remote Sens. Spatial Inf. Sci.* 2014, 40, 3, 101-106.
- [13] Sidi, Y., Clément, M., Chehata, N., Le Bris, A. "Combining Top-Down and Bottom-Up Approaches For Building Detection in a Single Very High Resolution Satellite Image"; *IEEE Int. Geosci. Remote Sens. Symp.* 2014, 4820-4823.