

بررسی سیستم‌های نوروفازی انطباق‌پذیر در شناسایی ساختمان‌های شهری از تصاویر هوایی دیجیتال و داده‌های لیدار

پرهام پهلوانی^{۱*}، سیامک طالبی نهر^۲، روح‌الله کریمی^۳

^۱ استادیار دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی - پردیس دانشکده‌های فنی - دانشگاه تهران
pahlavani@ut.ac.ir

^۲ کارشناس ارشد فتوگرامتری - دانشکده مهندسی عمران و نقشه‌برداری - دانشگاه تفرش
eng.siamktalebi@gmail.com

^۳ استادیار گروه مهندسی نقشه‌برداری - دانشکده مهندسی عمران و نقشه‌برداری - دانشگاه تفرش
rkarimy@alumni.ut.ac.ir

(تاریخ دریافت آبان ۱۳۹۳، تاریخ تصویب اردیبهشت ۱۳۹۴)

چکیده

شناسایی و استخراج عوارض از تصاویر هوایی از دیرباز مورد توجه بسیاری از محققین فعال در فتوگرامتری و سنجش‌ازدور بوده‌است. با ظهور سنجنده‌های جدید مانند لیدار و ترکیب داده‌های این سنجنده‌ها و تصاویر هوایی بحث شناسایی و استخراج وارد دوره جدیدی شده‌است. به دلیل توانایی زیاد مدل‌های نوروفازی انطباق‌پذیر (انفیس) در حل مسائل پیچیده، استفاده از این مدل‌ها به‌صورت روز افزون در حال افزایش می‌باشد. مدل‌های نوروفازی توانایی کار با مقدار زیاد داده‌ها و روابط خطی و غیر خطی بین آنها را دارا می‌باشند. در این تحقیق، روشی بر مبنای مدل‌های نوروفازی برای شناسایی ساختمان‌ها با استفاده از داده‌های لیدار و تصاویر دیجیتال هوایی ارائه می‌گردد. بر این اساس، چهار توصیفگر باند سبز، شاخص گیاهی نرمال شده و دو مدل رقومی سطح نرمال شده (که توسط دو الگوریتم متفاوت تولید می‌شوند) به‌عنوان ورودی‌های مدل نوروفازی استفاده می‌شوند. مدل نوروفازی ارائه‌شده از سه الگوریتم مختلف برای تولید ساختار سیستم استنتاج فازی استفاده می‌کند. این الگوریتم‌ها شامل قسمت بندی شبکه‌ای (Grid Partitioning)، خوشه‌بندی کاهشی و خوشه‌بندی فازی می‌شوند. روش ارائه‌شده در این تحقیق بر روی سه ناحیه مختلف از شهر وایهینگن آلمان مورد آزمایش قرار می‌گیرد. این نواحی توسط کارگروه III/4 جامعه بین‌المللی فتوگرامتری و سنجش‌ازدور در اختیار محققین قرار گرفته و از آنها خواسته شده تا نتایج حاصل از روش‌های خود برای شناسایی و بازسازی عوارض شهری را برای مقایسه به این کار گروه بفرستند. حال در این پژوهش نتایج بدست آمده از سه الگوریتم نوروفازی و نتایج مشارکت‌کننده‌های کارگروه III/4 مقایسه و مورد بحث قرار خواهند گرفت. این مقایسه بر اساس معیارهای کمال، صحت، کیفیت و خطای مجذور میانگین در دو مبنای پیکسلی و عارضه‌ای انجام خواهد گرفت. نتایج حاصل از این مقایسه‌ها حاکی از توانایی بالای مدل‌های نوروفازی انطباق‌پذیر در شناسایی ساختمان در مقایسه با بقیه روش‌ها دارد. این روش‌ها در شناسایی ساختمان‌هایی با مساحت بزرگ‌تر از ۵۰ مترمربع با در نظر گرفتن معیار کمال، ۱۰۰٪ موفق بوده‌اند. همچنین با در نظر گرفتن معیار کمال و صحت در شناسایی عوارض بزرگ‌تر از ۵۰ مترمربعی، همواره به درصدهای بالای ۹۰ رسیده‌اند.

واژگان کلیدی: تصاویر هوایی دیجیتال، لیدار، خوشه‌بندی کاهشی، خوشه‌بندی فازی

* نویسنده رابط

۱- مقدمه

به تنهایی و یا در ترکیب با همدیگر برای شناسایی عوارض زمینی مفید واقع شوند [۳]. گزارش‌های محققین نشان می‌دهد ترکیب این دو نوع داده با همدیگر نتایج بهتری را حاصل کرده است [۱۹-۱۶]. بر این اساس در این تحقیق از ترکیب داده‌های لیدار و تصاویر دیجیتال هوایی به صورت همزمان استفاده خواهد شد.

بسیاری از روش‌های شناسایی عوارض زمینی، آن‌ها را با استفاده از پیش دانسته‌هایی از جمله ساختار، بافت، خصوصیات بازتابی و ... شناسایی می‌کنند. اما در پاره‌ای از موارد، در مواجهه با برخی از عوارض و یا برخی سنجنده‌ها، این پیش دانسته‌ها برای شناسایی آن جسم کافی نمی‌باشد. بنابراین، چگونگی شناسایی عوارض بدون داشتن فهم روشنی از خصوصیات آن‌ها یکی از مسائل مهم مطرح در سنجنش‌زدور و فتوگرامتری می‌باشند. به عبارت دیگر، وجود ابهامات زیاد در مورد خصوصیات ترکیبی محتمل در یک عارضه مشخص، (مثلا خصوصیات حاصل از لیدار و تصاویر دیجیتال هوایی) شناسایی آن را دچار مشکلات فراوانی می‌سازد. روش‌های ریاضی سنتی، مانند معادلات دیفرانسیل، به دلیل روابط مبهم، غیر خطی و غیر قطعی بین خصوصیات مختلف یک عارضه مشخص، مناسب نیستند [۲۰]. برای غلبه به این ابهامات استفاده از سیستم‌های استنتاج فازی پیشنهاد شده است. با وجود ارائه روش‌های مختلفی برای کاهش قوانین و تعیین پارامترهای فازی همانند Yager و Filev در سال ۱۹۹۴، Kosko در سال ۱۹۹۵ و Chiu در سال ۱۹۹۷، باز هم تنظیم پارامترهای فازی کار طاقت فرسا و پیچیده‌ای می‌باشد. برای رفع این مشکلات ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی و سیستم‌های استنتاج فازی پیشنهاد شده است [۲۰]. با ترکیب این دو، سیستم ترکیب‌شده قادر به تنظیم و تعیین کردن پارامترهای فازی خواهد بود. بر این اساس، این سیستم دارای قابلیت‌های آموزش پذیری شبکه‌های عصبی مصنوعی و استنتاج سیستم‌های فازی خواهد بود. چنین سیستمی سیستم نوروفازی نامیده می‌شود. شبکه انطباق پذیر نوروفازی^۴ (انفیس)، یک شبکه چند لایه پیش‌خوراند^۵ انطباق پذیر می‌باشد که هم زمان دارای ویژگی یادگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی و بیان زبانی^۶ سیستم‌های استنتاج فازی می‌باشد [۲۱]. انفیس

استخراج^۱ اتوماتیک عوارض شهری از داده‌های سنجنده‌های هوایی یکی از موضوعات مهم مورد تحقیق چند دهه اخیر در فتوگرامتری و سنجنش‌زدور بوده است. اولین مرحله در استخراج عوارض شناسایی آنها می‌باشد. با گذر زمان، شاهد ظهور سنجنده‌های جدیدی در زمینه‌های سنجنش‌زدور و فتوگرامتری هستیم. لیدار^۳ نمونه‌ای از این سنجنده‌هاست. لیدار یک سنجنده فعال است که سنجنش فاصله را بر اساس فرستادن پالس‌ها به زمین، و در سافت بازپخش آن‌ها انجام می‌دهد [۱]. با استفاده از این تکنولوژی موقعیت سه بعدی نقاط به صورت مستقیم بدست می‌آیند. به دلیل صحت طول‌یابی که در سطح میلیمتر در این روش انجام می‌گیرد، این روش یکی از دقیق‌ترین و صحیح‌ترین روش‌ها در سنجنش‌زدور می‌باشد. خروجی لیدار به صورت ابر نقاط می‌باشد. این ابر نقاط به صورت مستقیم می‌توانند در کاربردهای ساده مورد استفاده قرار گیرند، ولی بهره بردن کامل از توانایی‌ها و قابلیت‌های لیدار نیاز به ارائه روش‌های جدیدی دارد که با روش‌های قدیمی مورد استفاده در فتوگرامتری میسر نیست [۲]. در لیدار هر نقطه دارای دو مقدار ارتفاعی و شدت می‌باشد که برای دو پالس اولیه و نهایی اندازه‌گیری می‌شوند. در نواحی با پوشش گیاهی، مقادیر پالس اولیه و نهایی متفاوت می‌باشند. به صورتی که مقادیر پالس اولیه مربوط به سطح بالایی درختان، و پالس نهایی مربوط به سطوح پایینی و زمینی می‌شوند [۳].

شناسایی ساختمان‌ها از تصاویر دیجیتال هوایی و ماهواره دارای سابقه طولانی در سنجنش‌زدور است [۸-۴]. برخی از کاربردهای شناسایی ساختمان زمینی عبارتند از: کنترل کیفیت و بروز نمایی داده‌های GIS، تهیه نقشه، آنالیز اتوماتیک کاربری زمینی و پردازش تصاویر [۵]. در سال‌های اخیر با ظهور سنجنده‌های جدید هوایی، شناسایی عوارض زمینی وارد دوره جدیدی شده است. بر این اساس، برخی از محققین روش‌هایی برای شناسایی عوارض زمینی ارائه دادند که در آن‌ها از داده‌های لیدار استفاده شده است [۹-۱۵]. تصاویر دیجیتال هوایی و داده‌های لیدار هر کدام دارای خصوصیات هستند که می‌توانند

۴ Adaptive Neuro Fuzzy Inference System

۵ Feed-forward

۶ Linguistic expression

۱ Extraction

۲ Detection

۳ LiDAR

شناسایی تومورهای مغزی استفاده کرده و این الگوریتم را با الگوریتم‌های FCM و K-NN مقایسه کرده است. نتایج این تحقیق نشان دهنده برتریت قاطع انفیس به دو الگوریتم دیگر دارد [۲۳]. Bhardwaj از انفیس برای شناسایی لبه‌ها استفاده کرده و نتایج آن را با فیلترهای معروف شناسایی لبه از جمله Sobel و Roberts مقایسه کرد. نتایج این تحقیق نیز از برتریت نسبی این روش گزارش می‌دهد [۲۵]. Saxena نیز در تحقیقی از انفیس برای شناسایی لبه‌ها بهره جسته است [۲۶]. Turkmen در مقاله خود از انفیس برای شناسایی نویز impulse در تصاویر استفاده کرد. پس از شناسایی این نویزها توسط الگوریتم انفیس از فیلتر میانه برای جایگزینی مقدار پیکسل استفاده شده است. در این مقاله نتایج روش ارائه شده با ۱۴ فیلتر قدیمی شناسایی نویز مقایسه شده است. نتایج این تحقیق نشان دهنده عملکرد بهتر الگوریتم انفیس در مقایسه با الگوریتم‌های مشابه شناسایی نویز می‌باشد [۲۷]. Saradhadevi نیز در تحقیقی به شناسایی نویزهای impulse در تصاویر اقدام کرده است [۲۸]. Su در تحقیقی از الگوریتم انفیس برای شناسایی و طبقه‌بندی حلقه‌های ماشین آلات صنعتی استفاده کرده است. این تحقیق نشان می‌دهد حلقه‌های خراب، شکسته و یا با کیفیت کم با دقت ۹۸/۶۷٪ از هم جدا شده‌اند [۲۹]. Tamiselvi در مقاله خود از الگوریتم انفیس برای شناسایی سنگ کلیه از تصاویر ماواری صوت استفاده کرده است. Fang در مقاله خود با استفاده از بهبود الگوریتم انفیس و SVM نسبت به تشخیص چهره اقدام کرده است. در این تحقیق با ترکیب توصیف‌گرهای عمومی و محلی که از سیستم بصری انسانی الهام گرفته شده است استفاده شده است [۳۰]. Naga طی تحقیقی روشی را برای شناسایی اشیاء سه بعدی در علوم رباتیک ارائه کرده است. این روش از دو مرحله مجزا با نام‌های استخراج عوارض و شناسایی آن‌ها تشکیل شده است. در مرحله استخراج عوارض از ممان‌های ثابت و در مرحله شناسایی عوارض از انفیس استفاده شده است. نتایج این گزارش حاکی از دقت بالای شناسایی عوارض با این روش هستند [۳۱]. Zabihi و تیمش طی تحقیقی با استفاده از آنالیزهای بافت چشمی سعی در شناسایی بیماری‌های دیابتی داشته‌اند. در این تحقیق در ابتدا عوارض بافتی استخراج شده‌اند و سپس با استفاده از الگوریتم انفیس نسبت به شناسایی افراد دیابتی

کاربردهای بسیاری در شناسایی الگو، پردازش تصاویر، درون‌یابی و پیش‌بینی دارد [۲۲-۲۴]

در این پژوهش، ترکیب تصاویر دیجیتال هوایی و داده‌های لیدار برای اولین بار با انفیس به‌عنوان طبقه‌بندی کننده استفاده شده است. ذات غیر خطی و مبهم این ترکیب، باعث سخت شدن فرآیند شناسایی و طبقه‌بندی می‌شود. هدف اصلی این پژوهش شناسایی ساختمان با استفاده از داده‌های لیدار و تصاویر دیجیتال هوایی توسط شبکه‌های نروفازی می‌باشد. در ساختار سیستم استنتاج فازی انفیس، از سه الگوریتم مختلف قسمت‌بندی شبکه-ای^۱، خوشه‌بندی کاهشی^۲ و خوشه‌بندی فازی^۳ استفاده شده است.

اگرچه روش‌های بسیاری برای طبقه‌بندی عوارض زمینی وجود دارد، ولی همیشه این سوال وجود داشته است که کدام یک از این روش‌ها عملکرد بهتری از باقی روش‌ها دارد؟ هرکدام از این روش‌ها بر روی ناحیه‌ای جداگانه مورد بررسی قرار گرفته‌اند، به همین دلیل پاسخ به سوال اخیر مشکل است. برای رفع این مشکل، کارگروه III/4 جامعه بین‌المللی فتوگرامتری و سنجش‌ازدور^۴ سری داده‌های مرجعی منتشر کرده و محققین سراسر جهان را به استفاده از این داده‌ها برای ارزیابی روش‌های خود تشویق کرده است. این داده‌های مرجع شامل تصاویر دیجیتال هوایی و داده‌های لیدار شهرهای واپهینگن و تورنتو می‌باشند. در این پژوهش، داده‌های مرجع شهر واپهینگن آلمان مورد استفاده قرار گرفته، و نتایج این مقاله با نتایج سایر مشارکت‌کننده‌های کارگروه III/4 مقایسه شده است.

۲- مروری بر تحقیقات انجام شده

امروزه از انفیس در علوم مختلفی که به نحوی در ارتباط با پردازش تصویر هستند استفاده می‌شود. Sabzevari و همکاران در مقاله خود از این الگوریتم برای شناسایی توپ پینگ پنگ برای یک ربات استفاده کردند. بر اساس این گزارش الگوریتم از توانایی بالایی در آموزش-پذیری آنی^۵ برخوردار است [۲۲]. Sharma از انفیس برای

^۱ Grid Partitioning

^۲ Subtractive Clustering

^۳ Fuzzy C-mean Clustering

^۴ ISPRS

^۵ Real-Time

• **داده‌های لیزر اسکنر هوایی:** منطقه مورد آزمایش توسط ۱۰ نوار با استفاده از سیستم Lieca ALS50 برداشت شده‌اند. داخل هرکدام از نوارها میانگین چگالی نقطه‌ای برابر ۴ نقطه در یک مترمربع می‌باشد [۳۷].



شکل ۱- نواحی مورد مطالعه

۴- روند کلی روش پیشنهادی

در این بخش ابتدا داده‌های ورودی معرفی می‌شوند، سپس انتخاب توصیفگرهای بهینه از بین فضای توصیفگرها توضیح داده می‌شود، و پس از آن روند تولید توصیفگرها شرح داده خواهند شد. در ادامه الگوریتم‌های نورفازی پیشنهادی و روش‌های بررسی کیفیت روش پیشنهادی شرح داده می‌شوند.

۴-۱- داده‌های ورودی

داده‌های ورودی ما در این مقاله داده‌های لیدار و تصاویر هوایی دیجیتال منطقه می‌باشند. تصاویر هوایی دیجیتال استفاده شده در این مقاله شامل ۳ باند مادون قرمز، باند قرمز و باند سبز می‌باشند. سنجنده‌های لیدار سنجنده‌های فعالی هستند که بر اساس تاباندن لیزر به سطح اجسام و دریافت موج بازگشتی کار می‌کنند. این امواج بازگشتی شامل اطلاعاتی هستند که از بین آنها فاصله و شدت موج بازگشتی از درجه اهمیت بالاتری برخوردار هستند. انواع مختلف سنجنده‌های لیدار قادر به دریافت تعداد مختلفی موج بازگشتی می‌باشند که تقریباً همه آنها قادر به دریافت اولین موج و آخرین موج بازگشتی می‌باشند. در مورد تفاوت این دو موج می‌توان گفت موج بازگشتی اول به سطح اولیه اجسام، به‌طور مثال درختان، برخورد کرده و بازگشته است پس شامل اطلاعات سطح بالایی درختان می‌باشد. این در حالی است که

اقدام نموده‌اند [۳۲]. Singh و تیمش در تحقیقی سعی در کاهش نویز تصاویر پزشکی از جمله CT داشته‌اند. در این تحقیق نتایج حذف نویز با فیلتر میانگین و انفیس با هم مقایسه شده‌اند. نتایج این گزارش خبر از برتری قابل توجه انفیس به فیلتر میانگین دارد [۳۳]. Ibrahim و همکاران اقدام به مقایسه روش‌های طبقه‌بندی از جمله FCM، SBRG و ANFIS بر روی تصاویر MRI کرده‌اند. در این تحقیق از بین الگوریتم‌های مقایسه شده الگوریتم ANFIS بهترین عملکرد را داشته است [۳۴].

۳- منطقه مورد مطالعه

داده‌های مورد مطالعه از بالای منطقه‌ای به نام Vaihingen در آلمان تهیه شده است. این داده‌ها زیر مجموعه‌ای از سری داده‌های استفاده شده برای آزمایش دوربین‌های هوایی دیجیتال می‌باشند که توسط موسسه فتوگرامتری و سنجش‌ازدور آلمان (DGPF) تهیه شده‌اند [۳۵]. این داده‌ها شامل سه منطقه مورد آزمایش هستند (شکل ۱) که داده‌های مرجع برای انواع مختلفی از کلاس‌ها برای هر سه ناحیه وجود دارد [۳۶]:

• **ناحیه ۱:** این منطقه تقریباً در وسط شهر Vaihingen واقع شده است که شامل ساختمان‌های قدیمی متراکم و شکل تقریباً پیچیده هستند. این منطقه شامل مقداری درخت نیز می‌باشد.

• **ناحیه ۲:** این منطقه شامل چند ساختمان با ارتفاع بلند می‌باشد که توسط درختان احاطه شده‌اند.

• **ناحیه ۳:** این منطقه یک منطقه صرفاً مسکونی می‌باشد که شامل ساختمان‌های کوچک و جدا از هم می‌باشد.

برای هرکدام از نواحی مورد آزمایش داده‌های زیر وجود دارند:

• تصاویر هوایی دیجیتال به همراه پارامترهای

توجه: تصاویر هوایی بخشی از بلوک Intergraph/ZI DMC می‌باشند که دارای قدرت تفکیک زمینی ۸ سانتیمتری و قدرت تفکیک رادیومتریکی ۱۱ بیتی می‌باشند [۳۵]. این تصاویر دارای سه باند مادون قرمز (IR)، باند قرمز (R) و باند سبز (G) می‌باشند. هرکدام از نواحی مورد آزمایش در چند تصویر و چند نوار مختلف قابل رویت می‌باشند.

الگوریتم مختلف مورفولوژیکال اپنینگ و ژئودزیک دایلیشن تولید شده‌اند. این انتخاب جالب الگوریتم ژنتیک به این دلیل می‌باشد که هیچکدام از این الگوریتم‌ها مدل کامل و بی نقصی تولید نمی‌کنند. بر این اساس، مراحل تولید سومین توصیفگر مناسب انتخابی به صورت زیر می‌باشد [۴۰]:

$$I = DSM, \quad (1)$$

$$J = DSM - h, \quad (2)$$

در روابط بالا I به عنوان ماسک، J به عنوان مارکر و h مقداری است که با کسر آن از ماسک، مارکر تولید می‌شود. تعیین دقیق h نیازمند کار زمینی و یا استفاده از روش‌هایی همانند [۴۰] می‌باشد. روش ژئودزیک دایلیشن روشی است مبتنی بر تکرار، که از مورفولوژیکال دایلیشن^۳ به همراه عامل کمینه^۴ استفاده می‌کند. ابتدا سطح موردنظر توسط یک المان ساختاری^۵ و مورفولوژیکال دایلیشن منبسط و یا به عبارتی دایلیت می‌شود. سپس سطح منبسط شده به ماسک کمینه می‌شود. المان‌های ساختار زیادی در منابع ذکر شده است که پرکاربردترین آن‌ها المان ساختاری دیسک می‌باشد [۴۱، ۴۲]. این مراحل بر اساس رابطه (۴) تا رسیدن به ثبات تکرار می‌شوند:

$$\delta_I^{(1)}(J) = (J \oplus B) \wedge I, \quad (3)$$

$$\left. \begin{aligned} \delta_I^{(2)}(J) &= (\delta_I^{(1)}(J) \oplus B) \wedge I \\ \delta_I^{(3)}(J) &= (\delta_I^{(2)}(J) \oplus B) \wedge I \\ &\vdots \\ \delta_I^{(n)}(J) &= (\delta_I^{(n-1)}(J) \oplus B) \wedge I \end{aligned} \right\} \forall n \in [1, \infty), \quad (4)$$

بطوریکه B المان ساختاری، \oplus مورفولوژیکال دایلیشن، \wedge عامل کمینه و $\delta_I^{(n)}(J)$ مدل ارتفاعی دیجیتال^۶ می‌باشند. رابطه (۴) زمانی پایان می‌یابد که $\delta_I^{(n)}(J) = \delta_I^{(n-1)}(J)$. پس از رسیدن به شرایط ثبات، با استفاده از یک تفریق ساده به اولین مدل نرمال شده سطح می‌رسیم که آن را $nDSM_{GD}$ می‌نامیم. همچنین شکل مراحل تولید این توصیفگر را به صورت شماتیک نشان می‌دهد.

آخرین موج بازگشتی از درختان عبور کرده و به کف زمین خورده و بازگشته است پس شامل اطلاعات مربوط به پایین درختان می‌باشد. به دلیل اینکه در این مقاله کلیه پردازشات در مبنای پیکسلی انجام می‌پذیرند، و داده‌های لیدار به صورت ابر نقطه می‌باشند، تبدیل این داده‌ها به فایل رستری الزامی می‌باشد. برای این منظور از درون‌یابی خطی برای تبدیل ابر نقاط به داده‌های رستر استفاده شده است. پس داده‌های خام ورودی استفاده شده در این مقاله عبارتند از: باند قرمز، باند سبز و باند مادون قرمز نزدیک از تصویر دیجیتال هوایی و ۴ داده رستر شده لیدار.

۴-۲- انتخاب و تولید توصیفگرها

در ابتدا با استفاده از الگوریتم ژنتیک توصیفگرهای مناسب از بین ۱۶ توصیفگر نماینده برای این مناطق به دست آمده‌اند. این توصیفگرهای نماینده عبارتند از: ۱- باند قرمز، ۲- باند سبز، ۳- باند مادون قرمز نزدیک، ۴- داده‌های ارتفاعی بازگشت اول، ۵- داده‌های ارتفاعی بازگشت دوم، ۶- داده‌های شدت بازگشت اول، ۷- داده‌های شدت بازگشت دوم، ۸- شاخص پوشش گیاهی، ۹- مدل دیجیتالی نرمال شده سطح تولیدشده توسط مورفولوژیکال اپنینگ^۱، ۱۰- مدل دیجیتالی نرمال شده سطح تولیدشده توسط ژئودزیک دایلیشن^۲، ۱۱- شیب، ۱۲- لاپلاسیان سطح، ۱۳- شاخص زبری، ۱۴- شاخص نرمی.

در این مقاله هدف اصلی مقایسه توانایی الگوریتم‌های انفیس در شناسایی ساختمان‌های شهری می‌باشد، به همین دلیل و به دلیل طولانی بودن مراحل انتخاب توصیفگرهای مناسب توسط الگوریتم ژنتیک از توضیح این مراحل اجتناب کرده و به معرفی توصیفگرهای مناسب انتخاب شده توسط الگوریتم ژنتیک به عنوان ورودی‌های انفیس می‌پردازیم. برای آگاهی بیشتر از مراحل انتخاب توصیفگرهای مناسب توسط الگوریتم ژنتیک به [۳۸] مراجعه کنید.

اولین توصیفگر مناسب انتخاب شده باند G ، از تصویر دیجیتال هوایی می‌باشد. دومین توصیفگر مناسب انتخاب شده شاخص پوشش گیاهی می‌باشد. مراحل تولید این توصیفگر در [۳۹] توضیح داده شده است. دو توصیفگر بعدی مدل‌های دیجیتالی نرمال شده سطح می‌باشند که با دو

^۳ Morphological Dilation

^۴ Minimization Operator

^۵ Structure Element

^۶ Digital Elevation Model (DEM)

^۱ Morphological Opening

^۲ Geodesic Dilation

NDVI، ۳- رابطه (۶) و ۴- رابطه (۹). برای هم مقیاس شدن این توصیفگرها آن‌ها را به یک دامنه مشخصی تصویر می‌کنیم. بر این اساس اگر a و b بیانگر بیشینه و کمینه دامنه موردنظر، و همچنین Γ و $\hat{\Gamma}$ به ترتیب نمایانگر توصیفگرها قبل و بعد از تصویر شدن باشند داریم:

$$s = \frac{a-b}{\max(\Gamma) - \min(\Gamma)}, \quad (10)$$

$$\chi(ii, jj) = s \times (\Gamma(ii, jj) - \min(\Gamma)) - b, \quad (11)$$

$$\forall ii \in \{1, 2, \dots, \Gamma_rows\}; \forall jj \in \{1, 2, \dots, \Gamma_columns\},$$

$$\hat{\Gamma} = \begin{pmatrix} \chi(1,1) & \dots & \chi(1,jj) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \chi(ii,1) & \dots & \chi(ii,jj) \end{pmatrix}, \quad (12)$$

به‌طوریکه Γ_rows و $\Gamma_columns$ به ترتیب تعداد سطرها و ستون‌های هرکدام از توصیفگرهای تصویر شده می‌باشند. روابط (۱۳) تا (۱۶) توصیفگرهای تصویر شده را نمایش می‌دهند:

$$\hat{\Gamma}G = \begin{pmatrix} \hat{\Gamma}g(1,1) & \dots & \hat{\Gamma}g(1,n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{\Gamma}g(m,1) & \dots & \hat{\Gamma}g(m,n) \end{pmatrix}, \forall \hat{\Gamma}g \in [a, b], \quad (13)$$

$$\hat{\Gamma}NDVI = \begin{pmatrix} \hat{\Gamma}\mu(1,1) & \dots & \hat{\Gamma}\mu(1,n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{\Gamma}\mu(m,1) & \dots & \hat{\Gamma}\mu(m,n) \end{pmatrix}, \forall \hat{\Gamma}\mu \in [a, b], \quad (14)$$

$$\hat{\Gamma}nDSM_{GD} = \begin{pmatrix} \hat{\Gamma}z^{GD}(1,1) & \dots & \hat{\Gamma}z^{GD}(1,j) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{\Gamma}z^{GD}(i,1) & \dots & \hat{\Gamma}z^{GD}(i,j) \end{pmatrix}, \forall \hat{\Gamma}z^{GD} \in [a, b], \quad (15)$$

$$\hat{\Gamma}nDSM_{MO} = \begin{pmatrix} \hat{\Gamma}z^{MO}(1,1) & \dots & \hat{\Gamma}z^{MO}(1,j) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{\Gamma}z^{MO}(i,1) & \dots & \hat{\Gamma}z^{MO}(i,j) \end{pmatrix}, \forall \hat{\Gamma}z^{MO} \in [a, b]. \quad (16)$$

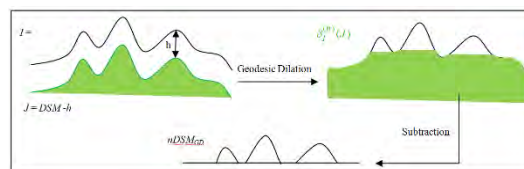
۳-۴- تولید ماتریس آموزشی

ماتریس آموزشی از ۴ ماتریس تصویر شده در مرحله قبل (روابط (۱۳) تا (۱۶)) به‌صورت دستی به دست می‌آید. به دلیل اینکه ساختمان‌ها به‌صورت بصری از تصاویر هوایی دیجیتال قابل تشخیص هستند، نیازی به کار زمینی برای تهیه داده‌های آموزشی نمی‌باشد. بر این اساس ماتریس آموزشی (رابطه (۱۷)) دارای n سطر و ۵ ستون

$$nDSM_{GD} = DSM - \delta_I^{(n)}(J), \quad (5)$$

$$nDSM_{GD} = \begin{pmatrix} z^{GD}_{(1,1)} & \dots & z^{GD}_{(1,j)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ z^{GD}_{(i,1)} & \dots & z^{GD}_{(i,j)} \end{pmatrix}, \quad (6)$$

$$\forall i \in \{1, 2, \dots, n_rows\}, \forall j \in \{1, 2, \dots, n_columns\}.$$



شکل ۲- مراحل تولید مدل سطح نرمال شده توسط ژئودزیک دایلیشن

روش دوم تولید مدل دیجیتالی نرمال شده سطح توسط الگوریتم مورفولوژیکال اپنینگ می‌باشد. برای این روش ابتدا یک اِروژن و به دنبال آن یک دایلیشن با یک المان ساختاری مشخص روی سطح اعمال شده (رابطه (۷))، و سپس با استفاده از یک تفریق ساده (رابطه (۸)) مدل دیجیتالی نرمال شده سطح به دست می‌آید. شکل ۱ مراحل تولید این مدل را به‌صورت شماتیک نشان می‌دهد.

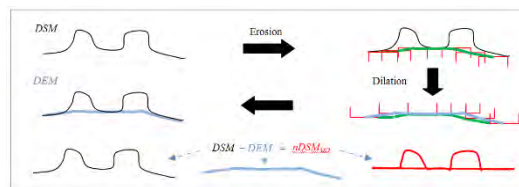
$$DEM = DSM \circ B, \quad (7)$$

$$nDSM_{MO} = DSM - DEM, \quad (8)$$

$$nDSM_{MO} = \begin{pmatrix} z^{MO}_{(1,1)} & \dots & z^{MO}_{(1,j)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ z^{MO}_{(i,1)} & \dots & z^{MO}_{(i,j)} \end{pmatrix}, \quad (9)$$

$$\forall i \in \{1, 2, \dots, n_rows\}, \forall j \in \{1, 2, \dots, n_columns\}.$$

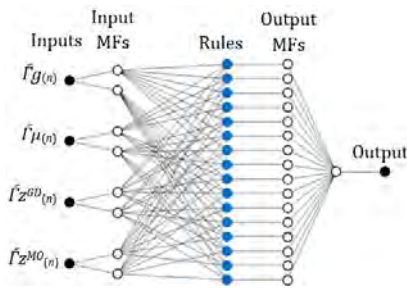
به‌طوریکه B المان ساختاری و \circ مورفولوژیکال اپنینگ می‌باشند.



شکل ۱- مراحل تولید مدل نرمال شده سطح به روش مورفولوژیکال اپنینگ

بر این اساس ۴ ماتریس به‌عنوان ورودی برای انفیس در نظر گرفته شدند که عبارتند از: ۱- باند سبز، ۲-

به طوریکه α تعداد توابع عضویت ورودی و β تعداد توصیفگرهای ورودی می باشند. شکل ساختار ANFIS-GP را برای ماتریس آموزشی T (رابطه (۱۷)) و $\alpha = 2$ و $\beta = 4$ نشان می دهد. در این شکل n همان تعداد سطرها در ماتریس آموزشی T می باشد.



شکل ۴- ساختار ANFIS-GP برای ۲ تابع عضویت و ۴ توصیفگر ورودی

۴-۴-۲- ساختار انفیس در ترکیب با خوشه بندی کاهشی (ANFIS-SUB)

این ساختار یک سری قوانین فازی را برای مدل کردن رفتار ماتریس آموزشی استخراج می کند. برای استخراج قوانین، ابتدا الگوریتم خوشه بندی کاهشی [۴۳] برای تعیین تعداد قوانین، مقادیر اولیه توابع عضویت و تعداد توابع عضویت ورودی استفاده شده و سپس از تخمین کمترین مربعات خطی برای تعیین معادلات هر قانون استفاده می شود. الگوریتم خوشه بندی کاهشی هر کدام از ابعاد داده های ورودی و خروجی را به تعدادی خوشه با توجه به بازه تأثیرگذاری مرکز خوشه^۲ تقسیم می کند. به ازای هر کدام از این خوشه ها در هر کدام از بعدهای داده های ورودی و خروجی یک تابع عضویت در نظر گرفته خواهد شد. در این روش نوع توابع عضویت ورودی گوسین و نوع توابع عضویت خروجی برابر با خطی می باشند. همچنین تعداد توابع عضویت خروجی برابر یک می باشند. شکل ۲ ساختار ANFIS-SUB را برای ماتریس آموزشی T (رابطه (۱۷)) نشان می دهد، به طوریکه الگوریتم خوشه بندی کاهشی ۲ قانون و ۲ تابع عضویت ورودی برای هر کدام از توصیفگرهای ورودی محاسبه کرده باشد. در این شکل n همان تعداد سطرها در ماتریس آموزشی T می باشد.

می باشد که هر کدام از این سطرها را یک نمونه می نامیم. ستون آخر این ماتریس بیانگر این است که این نمونه ساختمان است (مقدار ۱) و یا ساختمان نیست (مقدار ۰). تعداد کلی نمونه های آموزشی در این ماتریس برابر است با تعداد نمونه های انتخاب شده به عنوان ساختمان (r) ، به اضافه باقی نمونه های غیر ساختمانی $(n-r)$ که شامل ساختمان نمی شوند.

$$T = \begin{pmatrix} (\hat{z}_{g(1)}) & (\hat{z}_{\mu(1)}) & (\hat{z}_{z^{GD}(1)}) & (\hat{z}_{z^{MO}(1)}) & 1 \\ (\hat{z}_{g(2)}) & (\hat{z}_{\mu(2)}) & (\hat{z}_{z^{GD}(2)}) & (\hat{z}_{z^{MO}(2)}) & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ (\hat{z}_{g(r)}) & (\hat{z}_{\mu(r)}) & (\hat{z}_{z^{GD}(r)}) & (\hat{z}_{z^{MO}(r)}) & 1 \\ (\hat{z}_{g(r+1)}) & (\hat{z}_{\mu(r+1)}) & (\hat{z}_{z^{GD}(r+1)}) & (\hat{z}_{z^{MO}(r+1)}) & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ (\hat{z}_{g(n-1)}) & (\hat{z}_{\mu(n-1)}) & (\hat{z}_{z^{GD}(n-1)}) & (\hat{z}_{z^{MO}(n-1)}) & 0 \\ (\hat{z}_{g(n)}) & (\hat{z}_{\mu(n)}) & (\hat{z}_{z^{GD}(n)}) & (\hat{z}_{z^{MO}(n)}) & 0 \end{pmatrix} \quad (17)$$

۴-۴-۳- شناسایی ساختمانی

در این تحقیق انفیس پیشنهادی از سه الگوریتم مختلف قسمت بندی شبکه ای، خوشه بندی کاهشی و خوشه بندی فازی برای تشکیل ساختار سیستم استنتاجی خود استفاده می کند. در ادامه به توضیح چگونگی ترکیب انفیس با این الگوریتم ها می پردازیم.

۴-۴-۱- ساختار انفیس در ترکیب با قسمت بندی شبکه ای (ANFIS-GP)

در این نوع از انفیس نوع توابع عضویت^۱ ورودی و خروجی به همراه تعداد توابع عضویت ورودی برای هر یک از توصیفگرهای ورودی (روابط (۱۳) تا (۱۶)) باید تنظیم شوند. در این ساختار فضای توصیفگرهای ورودی به زیر فضاهای مستطیل شکل موازی تقسیم می شوند. این تقسیم بندی بر اساس تعداد و نوع توابع عضویت ورودی انجام می گیرد. این ساختار از ساختار کامل قوانین فازی به همراه ترکیبات این قوانین استفاده می کند. برای توابع عضویت ورودی می توان از توابع عضویت مثلثی، ذوزنقه ای، زنگوله ای، گوسین و نمایی نام برد ولی برای توابع عضویت خروجی فقط دو نوع ثابت و خطی وجود دارد. تعداد قوانین فازی به صورت زیر محاسبه می شود:

$$nr = \alpha\beta. \quad (18)$$

^۲ Cluster center's range of influence

^۱ Membership Functions

۴-۵- ارزیابی کیفی

در این مقاله ۱۰ شاخص کیفی برای ارزیابی کیفیت موردبررسی قرار می‌گیرند که به صورت مفصل در [۴۵] توضیح داده شده‌اند. این شاخص‌ها عبارتند از:

- **شاخص‌های مبنای پیکسلی:** این شاخص‌ها عبارتند از کمال ($Comp_{ar}$)، صحت ($Corr_{ar}$) و کیفیت (Q_{ar}) که بیانگر مساحت شناسایی شده صحیح می‌باشند.

- **شاخص‌های مبنای شیئی:** این شاخص‌ها عبارتند از کمال ($Comp_{obj}$)، صحت ($Corr_{obj}$) و کیفیت (Q_{obj}). در این شاخص‌ها اگر ۵۰٪ از شیئی شناسایی شود، آن شیء به عنوان شیء شناسایی شده صحیح در نظر گرفته می‌شود. در مورد شاخص‌های مبنای شیئی ۳ شاخص دیگر وجود دارند که به اجسام با مساحت بزرگ‌تر از ۵۰ مترمربع مربوط می‌شوند ($Comp_{50}$, $Corr_{50}$, Q_{50}).

- **مجذور خطای میانگین مربعی!** این خطا توصیفگر کیفیت هندسی عوارض شناسایی شده می‌باشد. روابط کلی شاخص‌های ذکر شده به صورت زیر می‌باشند:

$$Comp = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (19)$$

$$Corr = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (20)$$

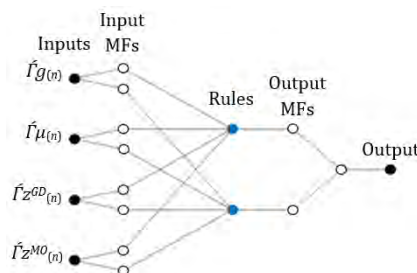
$$Q = \frac{TP}{TP + FN + FP}, \quad (21)$$

$$RMS = \sqrt{\frac{dis^2}{N}}. \quad (22)$$

که در این روابط TP بیانگر تعداد پیکسل/عوارض شناسایی شده صحیح، FP بیانگر تعداد پیکسل/عوارض شناسایی شده غیر صحیح، FN بیانگر تعداد پیکسل/عوارض شناسایی نشده و dis فاصله بین نقاط مرجع از نزدیک‌ترین همسایه شناسایی شده به عنوان ساختمان می‌باشند [۴۶].

۵- پیاده‌سازی و نتایج

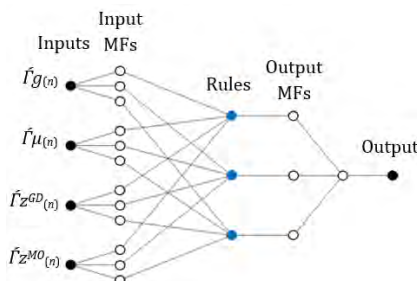
برای انجام مراحل پیاده‌سازی برنامه‌ای در رابط گرافیکی کاربر MATLAB نوشته شد (شکل ۴).



شکل ۲- ساختار ANFIS-SUB برای ۲ تابع عضویت و ۲ قانون

۴-۴-۳- ساختار انفیس در ترکیب با خوشه‌بندی فازی (ANFIS-FCM)

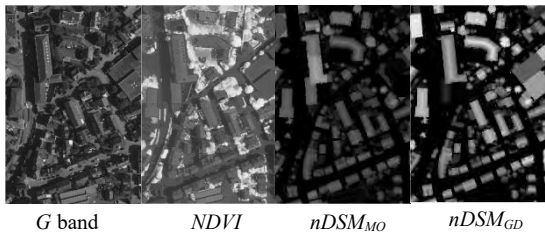
این روش نیز همانند روش ANFIS-SUB به استخراج قوانین برای مدل کردن رفتار ماتریس آموزشی می‌پردازد. در این روش الگوریتم خوشه‌بندی فازی [۴۴] برای تعیین تعداد قوانین و پارامترهای اولیه توابع عضویت ورودی استفاده می‌شود. در این روش تعداد خوشه‌ها برای هر توصیفگر ورودی توسط عامل انسانی و یا الگوریتم خوشه‌بندی کاهشی تعیین می‌شود، که یک عدد طبیعی و مثبت می‌باشد. تعداد قوانین و توابع عضویت فازی بر اساس تعداد خوشه‌ها تعیین می‌شوند. مانند روش خوشه‌بندی کاهشی نوع توابع عضویت ورودی گوسین و نوع توابع عضویت خروجی برابر با خطی می‌باشند. تعداد توابع عضویت ورودی مستخرج از ابعاد ماتریس آموزشی و تعداد توابع خروجی برابر یک می‌باشند. شکل ۳ ساختار ANFIS-FCM را برای ۳ تابع عضویت ورودی و ۳ قانون برای هر کدام از توصیفگرهای ورودی نمایش می‌دهد. در این شکل n همان تعداد سطرها در ماتریس آموزشی T می‌باشد.



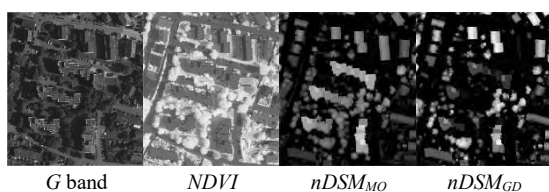
شکل ۳- ساختار ANFIS-SUB برای ۳ تابع عضویت و ۳ قانون

۱ Root Mean Square Error

پیکسل استفاده شد. تمامی توصیفگرهای ورودی در بازه ۰ تا ۱ تصویر شدند (روابط (۱۰) تا (۱۲)). شکل‌های ۸ تا ۱۰، توصیفگرهای تولیدشده برای ۳ ناحیه مورد آزمایش را نشان می‌دهند (روابط (۱۳) تا (۱۶)).



شکل ۵- توصیفگرهای تولیدی برای ناحیه ۱



شکل ۶- توصیفگرهای تولیدی برای ناحیه ۲

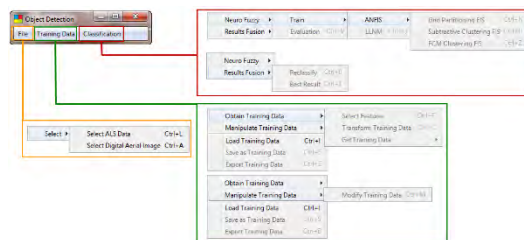


شکل ۷- توصیفگرهای تولیدی برای ناحیه ۳

برای تولید ماتریس آموزشی (رابطه (۱۷))، ۵ درصد از نواحی ۱، ۲ و ۳ به صورت دستی رقومی شدند. بعلاوه، برای ارزیابی فرآیند آموزش ۳۰ درصد از هرکدام از ماتریس‌های آموزشی جدا شده و به عنوان داده چک وارد الگوریتم آموزشی شدند.

۳-۵- شناسایی ساختمان

برای تمامی نواحی مورد آزمایش و هرکدام از توصیفگرهای ورودی در ANFIS-GP، ANFIS-SUB و ANFIS-FCM (شکل‌های ۴ تا ۶)، نوع تابع عضویت ورودی برابر با گوسین انتخاب شد. بعلاوه نوع توابع عضویت خروجی و الگوریتم آموزشی برای این الگوریتم‌ها به ترتیب خطی و هیبرید^۱ [۲۱] انتخاب شدند. جدول ۱ سایر پارامترهای استفاده شده برای آموزش ماتریس



شکل ۴- برنامه نوشته شده در MATLAB برای پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی

در این بخش داده‌های ورودی در مرحله ۵-۱ آماده می‌شوند. تشکیل ماتریس آموزشی برای هرکدام از انفیس‌های پیشنهادی در بخش ۵-۵ انجام یافته و در بخش ۳-۵ ساختمان‌ها در ۳ ناحیه مورد آزمایش شناسایی خواهند شد. ارزیابی کیفی ساختمان‌های شناسایی شده در بخش ۴-۵ انجام یافته و در نهایت در بخش ۵-۵ نتایج حاصل از انواع انفیس‌های پیشنهادی باهم دیگر و با نتایج مشارکت‌کننده‌های کارگروه III/4 مقایسه خواهند شد.

۵-۱- آماده‌سازی داده‌های ورودی

داده‌های ارتفاعی و شدت برای بازگشت اول و آخر داده‌های اصلی لیدار می‌باشند. برای تولید مدل دیجیتالی سطح از داده‌های ارتفاعی بازگشت اول با ابعاد پیکسل زمینی ۲۵ سانتیمتری استفاده شده است. این مراحل توسط نرم‌افزار ENVI انجام یافت. برای کاهش حجم عملیات محاسباتی و هم مقیاس کردن تصاویر دیجیتالی هوایی با مدل دیجیتالی سطح، این تصاویر نیز با نمونه‌برداری مجدد به ابعاد پیکسل زمینی ۲۵ سانتیمتری با استفاده از الگوریتم نزدیک‌ترین همسایگی تبدیل شدند. در مرحله آخر نواحی مورد آزمایش از مدل سطح دیجیتالی و تصاویر دیجیتال هوایی برش داده شدند. این مراحل نیز در نرم‌افزار ArcGIS انجام پذیرفت.

۵-۲- تولید توصیفگرها و ماتریس آموزشی

همان‌طور که قبل توضیح داده شد، روابط (۱۳) تا (۱۶) برای تولید ماتریس آموزشی (رابطه (۱۷)) باید محاسبه شوند. بر این اساس برای محاسبه سطح نرمال شده دیجیتال توسط الگوریتم ژئودزیک دایلیشن (رابطه (۱۶))، مقدار h برابر ۱۳ انتخاب شد. همچنین برای تولید سطح نرمال شده دیجیتال توسط مورفولوژیکال اپنینگ (رابطه (۹))، از المان ساختاری دیسک شکل با ابعاد ۳۰

^۱ Hybrid

روند باعث افزایش اندازه گام‌های آموزشی می‌شود. اگر مقدار خطا در هر اپک از اپک قبلی بیشتر شود، مقدار گام آموزشی کاهش می‌یابد. بنابراین تا زمانی که مقدار خطا در دو اپک متوالی کمتر از مقدار تعریف‌شده بازه خطا^۲ شود، اندازه گام آموزشی در اپک‌های جدید آموزشی کاهش می‌یابد. در این هنگام، بهترین راه‌حل توسط انفیس پیدا شده و الگوریتم آموزشی پایان می‌یابد. به خاطر اینکه مقدار بازه خطا در جدول ۱ برابر ۰ قرار داده شده است، انفیس‌های ارائه‌شده تا رسیدن به بیشترین تعداد اپک‌ها، که برابر ۳۰۰ می‌باشد، ادامه خواهند یافت.

اگرچه جدول ۳ نشان می‌دهد انفیس‌های ارائه‌شده همگی به مقادیر خطاهای قابل قبولی رسیده‌اند، ولی با توجه به مقادیر خطاهای داده‌های چک بدست آمده، ANFIS-FCM، ANFIS-SUB و ANFIS-GP به ترتیب برای شناسایی ساختمان‌ها در نواحی آموزشی ۱، ۲ و ۳ پیشنهاد می‌شوند.

با وجود اینکه در تعریف ماتریس آموزشی (رابطه (۱۷))، هرکدام از نمونه‌ها و نحوه تعلق آن‌ها را به ساختمان با عدد ۱ و عدم تعلق آن‌ها را با عدد ۰ نشان دادیم، ولی خروجی‌های انفیس به دلیل ذات سیستم استنتاج فازی ترکیب‌شده با آن‌ها ۱ و یا ۰ مطلق نخواهند بود. بنابراین نیاز به تعریف بازه‌های موردقبول برای خروجی‌های انفیس نیاز می‌شوند. جدول ۴ این بازه‌ها را برای شناسایی ساختمان‌ها در نواحی مورد آزمایش نشان می‌دهد. به عبارت دیگر اگر خروجی‌های انفیس‌های ارائه‌شده در بازه‌های تعریف‌شده قرار گیرند، به عنوان ساختمان، و اگر در بازه‌های تعریف‌شده قرار نگیرند به عنوان کلاس غیر ساختمان در نظر گرفته می‌شوند.

آموزشی (رابطه (۱۷)) را نشان می‌دهد. در این جدول به جز بیشترین تعداد اپک‌های آموزشی، بقیه پارامترها در بیشتر کاربردها معمولاً همین اعداد انتخاب می‌شوند. همچنین تعداد توابع عضویت استخراج‌شده در الگوریتم ANFIS-SUB نیز برای هرکدام از نواحی در جدول ۲ قابل مشاهده می‌باشند.

جدول ۱- مقادیر پارامترهای اولیه برای انفیس‌های پیشنهادی برای تمامی نواحی آزمایشی

Initial Parameter	ANFIS-GP	ANFIS-SUB	ANFIS-FCM	Value
Number of Training Epoch	✓	✓	✓	300
Error Tolerance	✓	✓	✓	0.0
Initial Step Size	✓	✓	✓	0.1
Step Size Decrease Rate	✓	✓	✓	0.9
Step Size Increase Rate	✓	✓	✓	1.1
No. of Input MFs	✓	-	-	2.0
The Cluster Center Influence-Range	-	✓	-	0.5
No. of Input MFs/Clusters	-	-	✓	3.0

جدول ۲- تعداد توابع عضویت اولیه در هر ناحیه با ANFIS-SUB

Test Areas		
Area 1	Area 2	Area 3
6	4	4

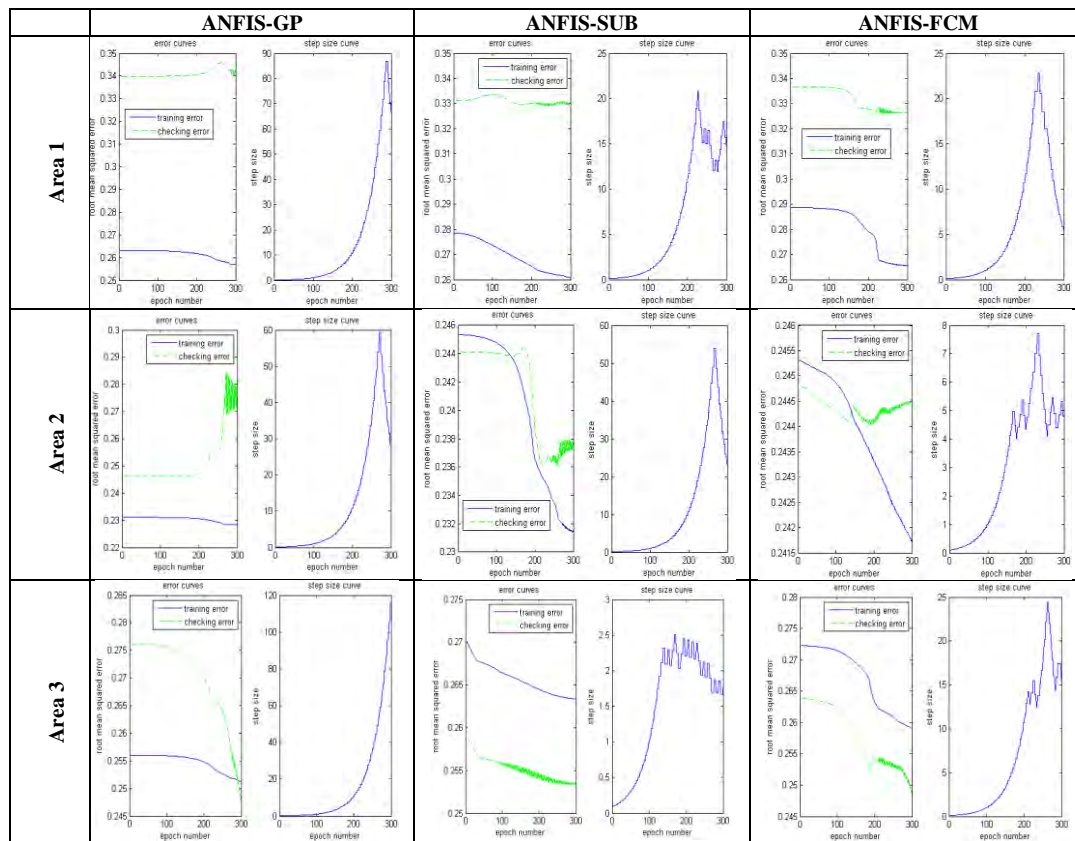
همانطور که قبل اشاره شد، الگوریتم آموزشی هیبرید [۴۷]، که ترکیبی از الگوریتم‌های کمترین مربعات و پس انتشار است، برای تنظیم پارامترهای اولیه توابع عضویت فازی استفاده شده است. این الگوریتم سعی در رسیدن به کمترین خطای مجذور میانگین برای داده‌های آموزشی و چک دارد.

شکل ۱۱ خطای RMS و اندازه گام‌های آموزشی^۱ انفیس‌های ارائه‌شده در این مقاله را نشان می‌دهد. مقادیر منحنی‌های خطا در شکل ۱۱ بیانگر اختلاف بین خروجی هر انفیس با مقادیر اصلی آن‌هاست، که در فرآیند کلی آموزش و پیش‌بینی داده‌های آموزشی و چک محاسبه می‌شوند.

بررسی منحنی‌های خطا و گام‌های آموزشی در هرکدام از انفیس‌های ارائه‌شده برای نواحی آزمایشی بیانگر درجه همگرایی هرکدام از انفیس‌ها به بهترین راه‌حل می‌باشد. کاهش میزان خطای RMSE از هر اپک به اپک دیگر باعث این همگرایی و رسیدن به بهترین پاسخ می‌شود، که این

^۲ Error Tolerance

^۱ Step Size



شکل ۸- منحنی‌های خطای RMSE و اندازه گام‌های آموزشی برای انفیس‌های ارائه شده در نواحی مورد آزمایش

جدول ۳- بهترین مقادیر خطای بدست آمده برای داده‌های آموزشی و چک برای نواحی آموزشی

The best RMSE values	Method	Test Areas		
		Area 1	Area 2	Area 3
Training data	ANFIS-GP	0.257	0.228	0.251
	ANFIS-SUB	0.261	0.231	0.263
	ANFIS-FCM	0.266	0.242	0.259
Checking data	ANFIS-GP	0.340	0.246	0.247
	ANFIS-SUB	0.329	0.236	0.253
	ANFIS-FCM	0.326	0.244	0.248

شناسایی شده با مساحت کوچک‌تر از ۱۰ مترمربع حذف شدند.

۴-۵- ارزیابی کیفی

ارزیابی کیفی نتایج بدست آمده در این مقاله توسط کمیته کارگروه III/4 جامعه بین‌المللی فتوگرامتری و سنجش‌ازدور انجام پذیرفت. بر این اساس نتایج بدست آمده در بخش قبلی برای ارزیابی به این کمیته ارسال شد. این کمیته ارزیابی کیفی موردنظر را بر اساس شاخص‌های مکانی کیفی توضیح داده شده در بخش ۴-۵ انجام داده است. جدول ۵ نتایج این ارزیابی را برای نواحی مورد آزمایش نشان می‌دهد.

جدول ۴- بازه‌های موردقبول برای شناسایی ساختمان در خروجی‌های انفیس‌های ارائه شده

Method	Test Areas		
	Area 1	Area 2	Area 3
ANFIS-GP	[0.8, 1.2]	[0.3, 1.7]	[0.5, 1.5]
ANFIS-SUB	[0.8, 1.2]	[0.6, 1.4]	[0.5, 1.5]
ANFIS-FCM	[0.8, 1.2]	[0.5, 1.5]	[0.5, 1.5]

علاوه بر مراحل ذکر شده در این بخش، برای بهبود نتایج حاصل از یک سری پس پردازش‌های دیگر نیز استفاده شده است. به صورتیکه در ابتدا، مورفولوژیکال کلوزینگ^۱ و به دنبال آن مورفولوژیکال اپنینگ با المان ساختاری دیسک شکل به قطر ۳ پیکسل برای نرم کردن نتایج بدست آمده استفاده شده، و پس از آن عوارض

^۱ Morphological Closing

نتیجه نیز تنها در ناحیه ۱ اتفاق افتاده و در نواحی ۲ و ۳ تمامی ساختمان‌ها با $Comp_{ar}$ بالای ۹۰ درصد شناسایی شده‌اند. همچنین شاخص $Comp_{ar}$ در نواحی ۲ و ۳ بالای ۹۰ درصد می‌باشد. شاخص Q_{ar} نیز در ناحیه ۳ به بالای ۸۷ درصد رسیده است. این نتایج حاکی از موفقیت‌آمیز بودن انفیس‌های ارائه‌شده برای شناسایی ساختمان در نواحی مورد آزمایش می‌باشند.

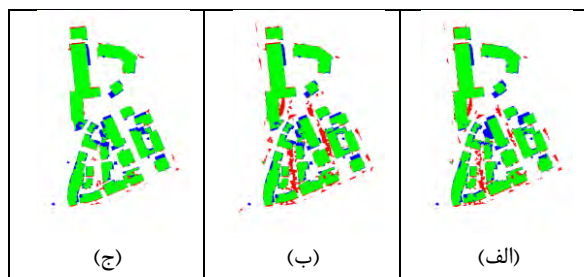
تمامی انفیس‌های ارائه‌شده در ناحیه ۱ به $Comp_{obj}$ ۸۳ درصد رسیدند. شاخص $Corr_{obj}$ در ناحیه ۲ برای الگوریتم ANFIS-SUB برابر ۱۰۰ درصد می‌باشد.

۷۶ درصد ساختمان‌های موجود در نواحی مورد آزمایش مساحتی بزرگ‌تر از ۵۰ مترمربع دارند، با در نظر گرفتن این ساختمان‌ها تمامی انفیس‌ها به جز ANFIS-SUB به $Comp_{50}$ ، $Corr_{50}$ و Q_{50} ۱۰۰ درصد رسیدند، که البته ANFIS-SUB نیز به ۹۶ درصد رسید. تمامی مقادیر RMS بزرگ‌تر از ۰/۷۰ متر هستند که تقریباً ۱/۵ برابر فاصله نقاط در داده‌های لیدار می‌باشد. بنابراین تفاوت زیادی در الگوریتم‌های ارائه‌شده برای شناسایی ساختمان در نواحی مورد آزمایش وجود ندارد، ولی ANFIS-FCM ذاتاً از لحاظ محاسباتی کم‌حجم‌تر از باقی الگوریتم‌های انفیس می‌باشد.

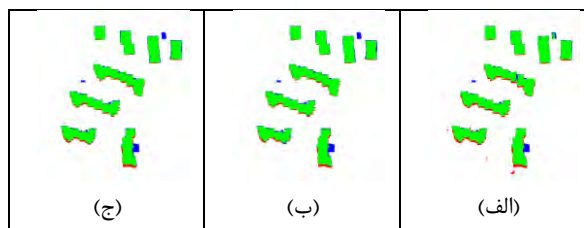
در تمامی روش‌های ارائه شده توسط مشارکت‌کننده‌های کارگروه III/4 و الگوریتم‌های انفیس ارائه‌شده در این مقاله، شاخص‌های $Comp_{ar}$ و $Corr_{ar}$ در ناحیه ۱ مقداری کمتر از نواحی ۲ و ۳ می‌باشند (جدول ۶). در روش‌های ارائه‌شده توسط مشارکت‌کننده‌های کارگروه III/4 با مشکلاتی همانند شناسایی ساختمان‌های کوچک، سقف‌های با شکل پیچیده و سقف‌های با ارتفاعات متفاوت (شکل ۱۵ الف تا ت)، تشخیص درختان با تراکم بالا از ساختمان‌ها (شکل ۱۵-ث) و جداسازی حیاط‌های داخل ساختمان‌ها از ساختمان (شکل ۱۶-ج) روبرو بودند. روش‌های انفیس ارائه‌شده در این مقاله با این مشکلات مقابله کرده و در بسیاری از موارد آن‌ها را حل کردند. شکل ۱۶ چ تا خ عملکرد این روش‌ها را در مقابله با این مشکلات به صورت شماتیک نشان می‌دهند.

همچنین جدول ۶ میانگین نتایج بدست آمده برای ۳ ناحیه مورد آزمایش توسط انفیس‌های ارائه‌شده را با نتایج مشارکت‌کننده‌های کارگروه III/4 مقایسه می‌کند [۴۶]. لازم به ذکر است بهترین نتایج بدست آمده در جداول ۵ و ۶ به صورت بُلد نشان داده شده‌اند.

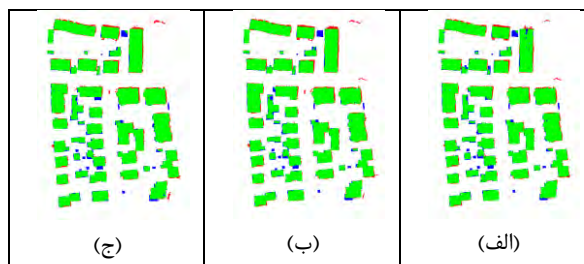
شکل‌های ۱۲ تا ۱۴ نتایج بدست آمده را به صورت شماتیک نشان می‌دهند. در این شکل‌ها رنگ‌های سبز، قرمز و آبی به ترتیب نشان‌دهنده پیکسل‌های شناسایی‌شده صحیح، پیکسل‌های شناسایی‌شده غیر صحیح و پیکسل‌های شناسایی نشده می‌باشند.



شکل ۹- نمایش تصویری نتایج بدست آمده برای ناحیه ۱ توسط ANFIS-GP (الف)، ANFIS-SUB (ب) و ANFIS-FCM (ج)



شکل ۱۰- نمایش تصویری نتایج بدست آمده برای ناحیه ۲ توسط ANFIS-GP (الف)، ANFIS-SUB (ب) و ANFIS-FCM (ج)



شکل ۱۱- نمایش تصویری نتایج بدست آمده برای ناحیه ۳ توسط ANFIS-GP (الف)، ANFIS-SUB (ب) و ANFIS-FCM (ج)

۵-۵- بررسی و مقایسه

جدول ۶ نشان می‌دهد تمامی انفیس‌های ارائه‌شده به شاخص $Comp_{ar}$ بالای ۸۶ درصد رسیده‌اند. همچنین این

جدول ۵- نتایج بدست آمده برای الگوریتم‌های انفیس در نواحی مورد آزمایش

Test Area	Method	Area-based (%)			Object-based (%)			Object-based ($\geq 50 m^2$) (%)			RMS (m)
		Comp _{ar}	Corr _{ar}	Q _{ar}	Comp _{obj}	Corr _{obj}	Q _{obj}	Comp ₅₀	Corr ₅₀	Q ₅₀	
Area 1	ANFIS-GP	86.9	86.5	76.5	83.8	46.9	43.0	100.0	100.0	100.0	1.18
	ANFIS-SUB	88.4	83.4	75.2	83.8	50.8	46.3	100.0	96.6	96.6	1.27
	ANFIS-FCM	87.6	93.9	82.9	83.8	62.0	55.4	100.0	100.0	100.0	1.01
Area 2	ANFIS-GP	93.6	90.0	84.8	78.6	78.6	64.7	100.0	100.0	100.0	0.88
	ANFIS-SUB	90.7	93.4	85.3	71.4	100	71.4	100.0	100.0	100.0	0.76
	ANFIS-FCM	91.4	92.6	85.2	71.4	83.3	62.5	100.0	100.0	100.0	0.77
Area 3	ANFIS-GP	93.0	93.3	87.2	78.6	90.4	72.5	100.0	100.0	100.0	0.84
	ANFIS-SUB	93.6	92.6	87.1	80.4	88.9	73.0	100.0	100.0	100.0	0.79
	ANFIS-FCM	93.4	92.7	87.0	82.1	87.5	73.5	100.0	100.0	100.0	0.78

جدول ۶- مقایسه نتایج بدست آمده توسط الگوریتم‌های انفیس با نتایج مشارکت‌کننده‌های کارگروه III/4

Method	Area-based (%)			Object-based (%)			Object-based ($\geq 50 m^2$) (%)			RMS (m)
	Comp _{ar}	Corr _{ar}	Q _{ar}	Comp _{obj}	Corr _{obj}	Q _{obj}	Comp ₅₀	Corr ₅₀	Q ₅₀	
UMTA	92.3	87.5	81.5	80.0	98.6	79.1	99.1	100.0	99.1	0.87
UMTP	92.4	86.0	80.3	80.9	95.8	78.1	98.8	97.2	96.0	0.97
MON	92.7	88.7	82.8	82.7	93.1	77.7	99.1	100.0	99.1	0.93
VSK	85.8	98.4	84.6	79.7	100.0	79.7	97.9	100.0	97.9	0.87
WHUY1	87.3	91.6	80.8	77.6	98.1	76.5	97.4	97.9	95.4	0.83
WHUY2	89.7	90.9	82.3	83.0	97.5	81.3	99.1	98.0	97.2	0.90
HANC1	91.5	92.5	85.2	81.5	72.7	62.4	100.0	95.8	95.8	0.67
HANC2	90.2	93.2	84.6	85.1	69.6	61.9	100.0	100.0	100.0	0.83
MAR1	87.0	97.1	84.8	78.2	96.2	75.7	99.1	100.0	99.1	0.83
MAR2	89.7	95.2	85.8	80.6	93.7	76.5	99.1	98.9	98.0	0.83
TON	77.7	97.7	76.3	67.5	98.9	66.9	92.7	98.8	91.6	0.90
DLR	93.3	96.0	89.8	80.3	99.0	79.6	100.0	100.0	100.0	0.73
FIE	89.0	86.9	78.5	78.6	100.0	78.6	100.0	100.0	100.0	1.20
HAND	93.6	90.3	85.0	80.3	88.8	73.0	97.4	97.2	94.6	0.83
RMA	92.8	90.2	84.2	82.7	81.0	68.1	100.0	100.0	100.0	0.90
MEL	88.0	79.2	71.4	75.9	76.1	59.7	97.4	81.3	78.8	1.10
CAL1	89.8	95.1	85.8	76.2	100.0	76.2	96.5	100.0	96.5	0.73
CAL2	89.2	97.2	87.0	78.2	100.0	78.2	100.0	100.0	100.0	0.77
LJU1	94.2	94.6	89.4	83.0	100.0	83.0	100.0	100.0	100.0	0.73
LJU2	94.6	94.4	89.5	87.9	100.0	87.9	100.0	100.0	100.0	0.75
TEH	76.7	93.8	73.0	75.7	90.3	70.0	85.7	100.0	85.7	1.00
KNTU	87.7	93.5	82.6	80.9	93.4	76.5	100.0	100.0	100.0	0.93
TUM	89.7	92.9	83.9	80.9	99.0	80.2	99.1	100.0	99.1	1.03
WHUZ	80.3	89.5	73.2	66.6	55.0	42.0	83.6	95.7	80.7	1.10
ZJU	92.8	96.4	89.7	76.4	97.0	74.8	99.1	100.0	99.1	0.63
ITCM	92.7	80.9	75.9	84.8	51.2	47.1	99.1	88.9	88.0	1.13
ITCR	91.4	90.6	83.5	80.0	70.6	60.0	98.2	100.0	98.2	0.93
ANFIS-GP	91.2	89.9	82.8	80.3	72.0	60.1	100.0	100.0	100.0	0.96
ANFIS-SUB	90.9	89.8	82.5	78.5	79.9	63.6	100.0	98.9	98.9	0.94
ANFIS-FCM	90.8	93.1	85.0	79.1	77.6	63.8	100.0	100.0	100.0	0.85

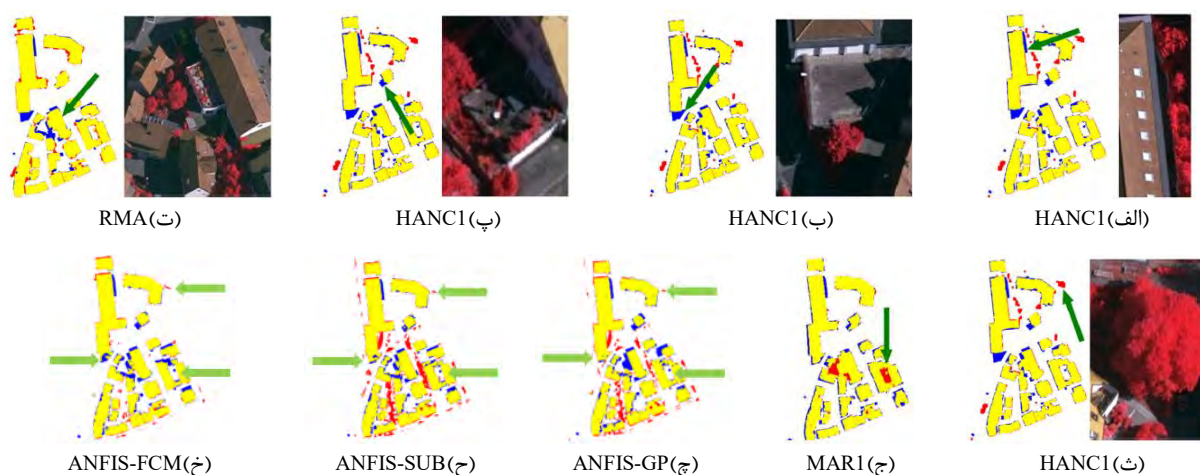
ساختمان‌های کوچک (شکل ۱۷-الف)، درختان بزرگ نزدیک ساختمان‌ها (شکل ۱۷-ب)، خطاهای موجود در داده‌های لیدار (شکل ۱۷-پ) و تراکم نقاط کم در داده‌های لیدار (شکل ۱۷-ت) از مشکلات دیگری هستند که مشارکت‌کنندگان III/4 در ناحیه ۳ با آن‌ها مواجه بودند. شکل ۱۷ ث تا چ عملکرد روش‌های انفیس ارائه‌شده در مقابله با این مشکلات را نشان می‌دهد که تمامی مشکلات ذکرشده برطرف شده‌اند.

در ناحیه ۲ همانند ناحیه ۱، روش‌های ارائه‌شده توسط مشارکت‌کننده‌های III/4 با شناسایی ساختمان‌های کوچک با مشکل مواجه بودند. ساختمان‌های صاف پوشیده با گیاهان توسط هیچ‌کدام از روش‌ها شناسایی نشدند (شکل ۱۶-الف). برخی از درختان بلند به‌عنوان ساختمان شناسایی شدند (شکل ۱۶-ب). شکل ۱۶ پ تا ث نشان می‌دهد روش‌های انفیس ارائه‌شده در این مقاله نیز با شناسایی ساختمان‌های پوشیده با گیاهان با مشکل مواجه هستند، ولی مشکل مربوط به درختان بلند به‌طورکلی مرتفع گشته است.

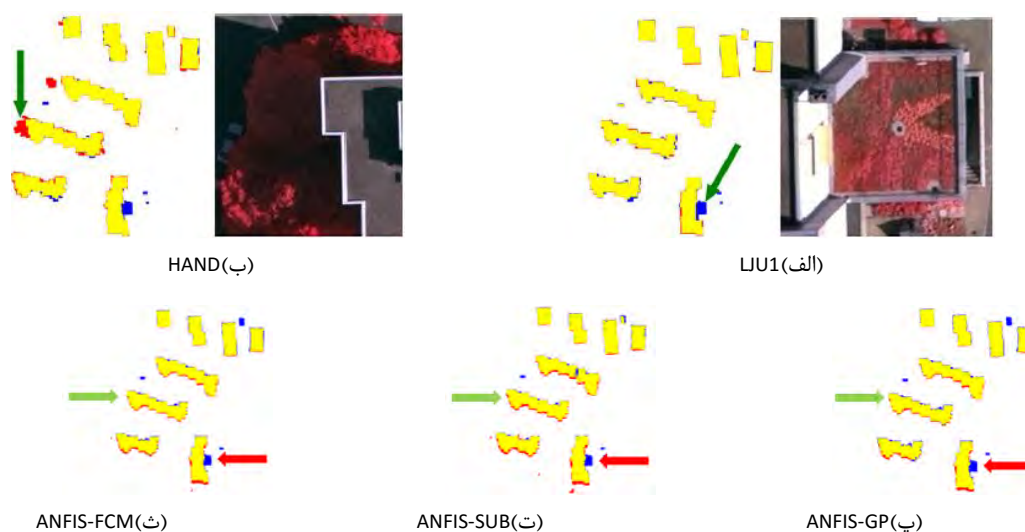
۶- نتیجه‌گیری

ساختمان‌های با مساحت بزرگ‌تر از ۵۰ مترمربع، دارند. مقایسه نتایج بین ANFIS-GP، ANFIS-SUB و ANFIS-FCM نشان می‌دهد تفاوت زیادی بین این الگوریتم‌ها در شناسایی ساختمان‌ها در مناطق مورد آزمایش وجود ندارد، ولی الگوریتم ANFIS-FCM با اختلافی هرچند اندک در Q_{ar} و Q_{obj} از باقی الگوریتم‌ها عملکرد بهتری داشته است. انفیس‌های ارائه‌شده در این مقاله بیشتر مشکلات مشارکت‌کنندگان کارگروه III/4 را حل کردند، ولی همچنان مشکلات حل‌نشده‌ای، همانند شناسایی ساختمان‌های کوچک، وجود دارد.

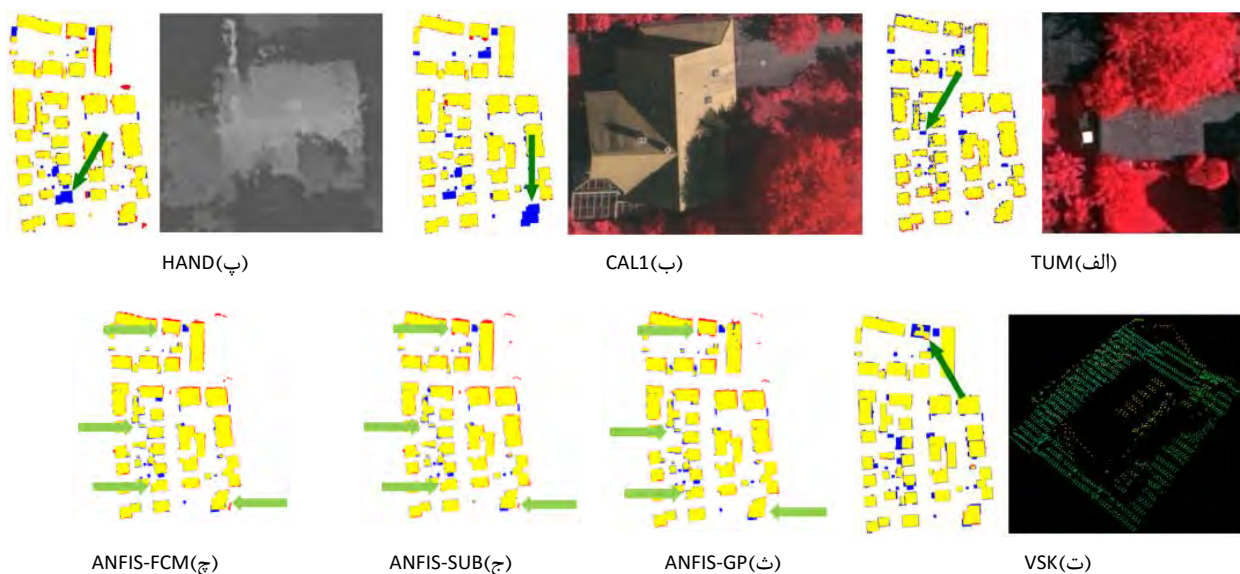
در این مقاله ابتدا تصاویر دیجیتال هوایی و داده‌های لیدار برای تولید توصیفگرهای انتخاب‌شده توسط الگوریتم ژنتیک استفاده شدند. این توصیفگرها عبارتند از: باند سبز، شاخص پوشش گیاهی و مدل‌های دیجیتالی سطوح نرمال شده ($nDSM_{MO}$ و $nDSM_{GD}$). این توصیفگرهای تولیدشده به‌عنوان ورودی انفیس‌ها استفاده‌شده و نتایج این انفیس‌ها با هم و با نتایج مشارکت‌کننده‌های کارگروه III/4 مقایسه شدند. نتایج حاصل حاکی از موفقیت الگوریتم‌های ارائه‌شده در شناسایی ساختمان‌ها، به‌خصوص



شکل ۱۲- نمایش برخی از مشکلات عمومی مشارکت‌کنندگان کارگروه III/4 در شناسایی ساختمان‌های ناحیه ۱ (الف تا ج) و عملکرد انفیس‌های پیشنهادی در مقابله با این مشکلات (چ تا خ)



شکل ۱۳- نمایش برخی از مشکلات عمومی مشارکت‌کنندگان کارگروه III/4 در شناسایی ساختمان‌های ناحیه ۲ (الف و ب) و عملکرد انفیس‌های پیشنهادی در مقابله با این مشکلات (پ تا ث)



شکل ۱۴- نمایش برخی از مشکلات عمومی مشارکت کنندگان کارگروه III/4 در شناسایی ساختمان‌های ناحیه ۳ (الف و ت) و عملکرد انفیس‌های پیشنهادی در مقابله با این مشکلات (ث تا چ)

سپاسگزاری

با تشکر از جامعه فتوگرامتری، سنجش‌ازدور و اطلاعات زمینی آلمان (DGPF)، برای تهیه داده‌های شهر واپهینگن آلمان [۳۵].

مراجع

- [1] H. Mayer, "Object extraction in photogrammetric computer vision," ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, vol. 63, pp. 213-222, 2008.
- [2] J. Shan and C. K. Toth, Topographic laser ranging and scanning: principles and processing: CRC Press , 2008.
- [3] F. Rottensteiner and S. Clode, "Building and road extraction by LiDAR and imagery," Topographic Laser Ranging and Scanning: Principles and Processing, pp. 445-478, 2008.
- [4] A. Huertas and R. Nevatia, "Detecting buildings in aerial images," Computer Vision, Graphics, and Image Processing, vol. 41, pp. 131-152, 1988.
- [5] S. Müller and D. W. Zaum, "Robust building detection in aerial images," International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, vol. 36, pp. 143-148, 2005.
- [6] N. Champion, "Building change detection from high resolution aerial images and correlation digital surface models," International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, vol. 36, pp. 197-202, 2007.
- [7] K. Karantzas and N. Paragios, "Automatic model-based building detection from single panchromatic high resolution images," ISPRS Archives, 2008.
- [8] B. Sirmacek and C. Unsalan, "A probabilistic framework to detect buildings in aerial and satellite images," Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, vol. 49, pp. 211-221, 2011.
- [9] M. A. Alizadeh Khameneh, "Tree Detection and Species Identification using LiDAR Data," 2013.
- [10] X. Hu and L. Ye, "A Fast and Simple Method of Building Detection from LIDAR Data Based on Scan Line Analysis," ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, vol. 1, pp. 7-13, 2013.

- [11] M. K. Jakubowski, W. Li, Q. Guo, and M. Kelly, "Delineating Individual Trees from Lidar Data: A Comparison of Vector-and Raster-based Segmentation Approaches," *Remote Sensing*, vol. 5, pp. 4163-4186, 2013.
- [12] S. Sun and C. Salvaggio, "Aerial 3D building detection and modeling from airborne LiDAR point clouds," *Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE Journal of*, vol. 6, pp. 1440-1449, 2013.
- [13] W. Yao, P. Krzysteka, and M. Heurich, "Enhanced detection of 3D individual trees in forested areas using airborne full-waveform LiDAR data by combining normalized cuts with spatial density clustering," *ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, vol. 1, pp. 349-354, 2013.
- [14] Y. Yu, J. Li, H. Guan, and C. Wang, "A marked point process for automated building detection from lidar point-clouds," *Remote Sensing Letters*, vol. 4, pp. 1127-1136, 2013.
- [15] J. Zhang, X. Lin, and X. Ning, "SVM-based classification of segmented airborne LiDAR point clouds in urban areas," *Remote Sensing*, vol. 5, pp. 3749-3775, 2013.
- [16] F. Rottensteiner, J. Trinder, S. Clode, and K. Kubik, "Building detection using LIDAR data and multispectral images," in *Digital Image Computing: Techniques and Applications*, 2003, pp. 673-682.
- [17] Y. Li and H. Wu, "Adaptive building edge detection by combining LiDAR data and aerial images," *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, vol. 37, pp. 197-202, 2008.
- [18] M. Awrangjeb, M. Ravanbakhsh, and C. S. Fraser, "Automatic detection of residential buildings using LIDAR data and multispectral imagery," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 65, pp. 457-467, 2010.
- [19] M. Bandyopadhyay, J. A. van Aardt, and K. Cawse-Nicholson, "Classification and extraction of trees and buildings from urban scenes using discrete return LiDAR and aerial color imagery," in *SPIE Defense, Security, and Sensing*, 2013, pp. 873105-873105-9.
- [20] J.-S. Jang, "ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system," *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, vol. 23, pp. 665-685, 1993.
- [21] J. S. R. Jang, C. T. Sun, and E. Mizutani, *Neuro-fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence*: Prentice Hall, 1997.
- [22] R. Sabzevari, S. Masoumzadeh, and M. R. Ghahroudi, "Employing ANFIS for Object Detection in Robo-Pong," in *IC-AI*, 2008, pp. 707-712.
- [23] M. Sharma, "Artificial Neural Network Fuzzy Inference System (ANFIS) For Brain Tumor Detection," *arXiv preprint arXiv:1212.0059*, 2012.
- [24] P. Tamiselvi, "Effective Segmentation Approaches for Renal Calculi Segmentation," *International Journal*, 2013.
- [25] K. Bhardwaj and P. S. Mann, "Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) Based Edge Detection Technique," *Int J Sci Emerg Technol Latest Trends*, vol. 8, pp. 7-13, 2013.
- [26] S. Saxena, S. Kumar, and V. K. Sharma, "Edge Detection Using Soft Computing in Matlab," *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, vol. 3, 2013.
- [27] I. Turkmen, "Efficient impulse noise detection method with ANFIS for accurate image restoration," *AEU-International Journal of Electronics and Communications*, vol. 65, pp. 132-139, 2011.
- [28] V. Saradhadevi and V. Sundaram, "An Enhanced Two-Stage Impulse Noise Removal Technique based on Fast ANFIS and Fuzzy Decision," *International Journal of Computer Science Issues*, vol. 8, 2011.
- [29] J. Su and Y. Tarn, "Automated visual inspection for surface appearance defects of varistors using an adaptive neuro-fuzzy inference system," *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 35, pp. 789-802, 2008.

- [30] Y. Fang, T. Tan, and Y. Wang, "Fusion of global and local features for face verification," in Pattern Recognition, 2002. Proceedings. 16th International Conference on, 2002, pp. 382-385.
- [31] B. Jalan, "Multi-View Technique for 3-D Robotic Object Recognition System using Neuro-Fuzzy Method".
- [32] S. M. Zabihi, H. R. Pourreza, and T. Banaee, "Vessel Extraction of Conjunctival Images Using LBPs and ANFIS," ISRN Machine Vision, vol. 2012, 2011.
- [33] R. Singh, P. Sapra, and V. Verma, "An Advanced Technique of De-Noising Medical Images using ANFIS," International Journal of Science and Modern Engineering, vol. 1, 2013.
- [34] N. E. A. Khalid, S. Ibrahim, and M. Manaf, "Brain abnormalities segmentation performances contrasting: adaptive network-based fuzzy inference system (ANFIS) vs K-nearest neighbors (k-NN) vs fuzzy c-means (FCM)," in 15th WSEAS International Conference on Computers, 2011, pp. 15-17.
- [35] M. Cramer, "The DGPF-test on digital airborne camera evaluation—overview and test design," Photogrammetrie-Fernerkundung-Geoinformation, vol. 2010, pp. 73-82, 2010.
- [36] V. Spreckels, L. Syrek, and A. Schlienkamp, "DGPF-Project: Evaluation of Digital Photogrammetric Camera Systems—Stereoplotting," Photogrammetrie-Fernerkundung-Geoinformation, vol. 20, pp. 117-130, 2010.
- [37] N. Haala, H. Hastedt, K. Wolf, C. Ressler, and S. Baltrusch, "Digital photogrammetric camera evaluation—generation of digital elevation models," Photogrammetrie-Fernerkundung-Geoinformation, vol. 2010, pp. 99-115, 2010.
- [38] W. Siedlecki and J. Sklansky, "A note on genetic algorithms for large-scale feature selection," Pattern recognition letters, vol. 10, pp. 335-347, 1989.
- [39] C. J. Tucker, "Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation," Remote sensing of Environment, vol. 8, pp. 127-150, 1979.
- [40] H. Arefi and M. Hahn, "A hierarchical procedure for segmentation and classification of airborne LIDAR images," in INTERNATIONAL GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING SYMPOSIUM, 2005, p. 4950.
- [41] C. Di Rubeto, A. Dempster, S. Khan, and B. Jarra, "Segmentation of blood images using morphological operators," in Pattern Recognition, 2000. Proceedings. 15th International Conference on, 2000, pp. 397-400.
- [42] Y. Zhao, W. Gui, and Z. Chen, "Edge detection based on multi-structure elements morphology," in Intelligent Control and Automation, 2006. WCICA 2006. The Sixth World Congress on, 2006, pp. 9795-9798.
- [43] S. L. Chiu, "Fuzzy model identification based on cluster estimation," Journal of intelligent and Fuzzy systems, vol. 2, pp. 267-278, 1994.
- [44] S. Miyamoto, H. Ichihashi, and K. Honda, Algorithms for fuzzy clustering: methods in c-means clustering with applications vol. 229: Springer, 2008.
- [45] M. Rutzinger, F. Rottensteiner, and N. Pfeifer, "A comparison of evaluation techniques for building extraction from airborne laser scanning," Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE Journal of, vol. 2, pp. 11-20, 2009.
- [46] F. Rottensteiner, G. Sohn, M. Gerke, J. D. Wegner, U. Breitkopf, and J. Jung, "Results of the ISPRS benchmark on urban object detection and 3D building reconstruction," ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2013.
- [47] J. Jang, C. Sun, and E. Mizutani, Neural-fuzzy and soft computing: Prentice-Hall Englewood Cliffs, 1997.