

انتخاب خودکار الگوریتم ثبات رنگ با استفاده از منطق فازی جهت بارزسازی عوارض قرارگرفته در مناطق سایه از تصاویر سنجش از دوری

فرشته طریقت^{۱*}، علی محمد زاده^۲، میلاد جانعلی پور^۳، محمودرضا صاحبی^۲

^۱ دانشجوی کارشناسی ارشد سنجش از دور - گروه فتوگرامتری و سنجش از دور - دانشکده‌ی مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه‌نصیرالدین طوسی
ftp.tarighat@gmail.com

^۲ دانشیار دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه‌نصیرالدین طوسی
almoh2@gmail.com
mahmodrsahebi@yahoo.com

^۳ دکتری سنجش از دور - گروه فتوگرامتری و سنجش از دور - دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه‌نصیرالدین طوسی
m_janalipour89@yahoo.com

(تاریخ دریافت شهریور ۱۳۹۶، تاریخ تصویب آذر ۱۳۹۶)

چکیده

شناسایی عوارض از روی تصاویر سنجش از دوری جهت استخراج اطلاعات و تهیه‌ی نقشه همواره امر مهم و چالش‌برانگیزی بوده است. در بسیاری مواقع تشخیص عوارض در مناطقی از تصویر که در سایه‌ی عوارض دیگر قرار دارند با مشکل مواجه می‌شود. از این رو باید الگوریتم‌هایی جهت بهبود شناسایی و تشخیص عوارض در این نواحی توسعه داده شوند. الگوریتم‌های ثبات رنگ کارایی بسیار بالایی جهت بهبود تصاویر تاریک غیر متریک آزمایشگاهی دارند؛ اما به‌ندرت در مقوله پردازش تصاویر ماهواره‌ای استفاده شده‌اند. از این رو هدف از انجام این تحقیق بررسی و ارزیابی قابلیت این الگوریتم‌ها برای بارزسازی مناطق قرارگرفته در سایه تصاویر سنجش از دوری است. در این مطالعه با استفاده از تعریف یک سیستم فازی به انتخاب یک الگوریتم ثبات رنگ مناسب از میان سه الگوریتم ثبات رنگ ((White-Patch (WP و Gray-World (GW و Gray-Edge (GE پرداخته شده است. جهت ارزیابی روش ارائه‌شده منطقه مورد مطالعه به ۵۰ ناحیه مساوی شکسته شد و سپس کارایی روش‌های WP، GE و GW در هریک از این نواحی توسط دو عامل خبره مورد بررسی قرار گرفت. با توجه به اینکه منطقه مورد مطالعه دارای وضعیت‌های سایه مختلف و اشیاء متفاوت است لذا اطلاعات موجود در نواحی همبسته نیست و این موضوع باعث می‌شود که ارزیابی نتایج قابل‌انکا باشد. بر اساس خروجی‌ها مشاهده می‌شود که در بیشتر مواقع الگوریتم انتخاب‌شده GE نسبت به دو الگوریتم دیگر نتایج بهتری را در آشکارسازی عوارض در مناطق سایه داشته است و توانسته لبه‌ی عوارض را به‌صورت بهتری در این مناطق آشکار کند. بنا بر نتایج به‌دست‌آمده از ماتریس ابهام دقت روش GE با سطح اطمینان ۱۰۰٪ از دو روش دیگر بهتر بوده است؛ اما روش GE در ۱۰٪ موارد بهبود مناسبی از نظر بارزسازی عوارض موجود در مناطق سایه ایجاد نکرده است.

واژگان کلیدی: آشکارسازی تصویر، منطق فازی، سامانه قاعده مبنا، پردازش تصویر، بهبود رنگ، ثبات رنگ

* نویسنده رابط

۱- مقدمه

علی‌رغم پیشرفت ماهواره‌های سنجش‌ازدوری در دهه اخیر، همواره نیاز به بهبود تصاویر سنجش‌ازدور مطرح بوده است. تصاویر سنجش‌از دوری اطلاعات بارزشی را از سطح زمین فراهم می‌کند. این در حالی است که وجود سایه می‌تواند باعث کاهش کسب این اطلاعات از تصویر شود. وجود عوارض بزرگ‌تر و بلندتر مانع از دریافت نور مستقیم بر روی عوارض پایین‌دست آن‌ها می‌شود. در نتیجه این نواحی در تصویر تاریک‌تر دیده می‌شوند. فرایند استخراج اطلاعات از مناطق سایه شامل دو مرحله‌ی شناسایی و بارزسازی تصویر می‌باشد [۱]. الگوریتم‌ها و روش‌های مختلفی برای شناسایی سایه‌ها در تصاویر نوری ارائه‌شده‌اند که از جمله آن‌ها می‌توان به [۲، ۳] اشاره کرد.

بارزسازی یا روشن‌سازی تصویر در مناطق سایه، عبارت است از اصلاح ارزش داده‌های تصویر به‌منظور نمایان کردن اطلاعات داخل تصویر. از این‌رو بهبود کنتراست هیچ‌گونه اطلاعات اضافه‌ای را افزون بر آنچه در تصویر اصلی وجود دارد ایجاد نخواهد کرد و تنها اطلاعات نهفته در تصویر برای چشم انسان را بهتر قابل‌رؤیت می‌نماید.

در مواردی که نیاز به نمایش مناسبی از تصویر باشد و یا تصویر به روش بصری مورد تفسیر قرار گیرد، می‌توان به روش‌های نسبتاً ساده‌ای دامنه درجه‌ی خاکستری موجود در یک تصویر را به دامنه ۰-۲۵۵ گسترش داد و کنتراست تصویر را بهبود بخشید. از اشکالات بهبود کنتراست خطی این است که به فراوانی پیکسل‌ها در درجه‌ی خاکستری توجه نمی‌شود، لذا در بهبود کنتراست درجه‌ی خاکستری با فراوانی کم، وزنی معادل درجه‌ی خاکستری با فراوانی زیاد پیدا خواهد کرد. در چنین حالاتی بهبود کنتراست خطی نتایج مطلوبی ارائه نخواهد داد. از دیگر روش‌های بهبود کنتراست می‌توان به لگاریتمی، قطعه‌ای، تعدیل هیستوگرام و خطی یا اشباع اشاره کرد. مروری کلی بر روش‌های بهبود تصویر توسط [4] Lucchese and Mitra انجام‌شده است. با توجه به ویژگی‌های روش‌های ذکرشده در بارزسازی تصاویر تاریک نیاز به پیدا کردن روش‌های جدید و کارآمدتر ضروری به نظر می‌رسد. بدین منظور باید از ویژگی‌های دیگری همچون رنگ در پردازش تصاویر رقومی بهره گرفت.

رنگ یکی از ویژگی‌های مهم شناسایی الگو و فضاهای تصویری رایانه می‌باشد که بیانگر ویژگی احساس بصری و نمود اشیاء می‌باشد. تأثیرات ایجادشده مربوط به شدت نور می‌بایست در یک سامانه قوی مبتنی بر رنگ‌ها حذف شود. [5] HaCohen, et al. روشی را برای تصحیح پایدار رنگ تصاویر رقومی ارائه دادند که در آن از الگوریتم‌های ثبات رنگ استفاده کردند. چشم انسان دارای ظرفیت درونی تصحیح تأثیرات رنگی در منبع نور می‌باشد. از منظر محاسباتی، ثبات رنگ به‌عنوان دگرگونی عکس گرفته‌شده تحت نور نامشخص به تصویر دیگری است که تحت نور مشخص و به‌طور معمول تحت نور روز، شناخته می‌شود [۶]. الگوریتم‌های ثبات رنگ توانایی شناسایی رنگ‌های صحیح اشیاء در یک سامانه بدون نیاز به حضور منبع نور موجود در محیط را دارند [۷]. از این‌رو در اینجا برای به‌کارگیری ویژگی مهم رنگ در پردازش و بهبود تصاویر از منطق فازی جهت انتخاب صحیح یکی از الگوریتم‌های ثبات رنگ از میان الگوریتم‌های پایه استفاده‌شده است [۸].

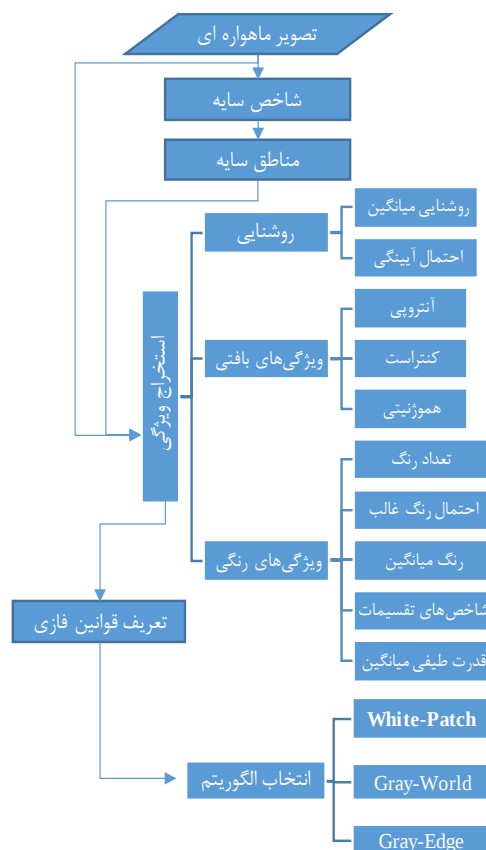
استفاده از سامانه‌های فازی به ما این امکان را می‌دهد تا بتوانیم از تجربیات افراد خبره به‌صورت مجموعه‌ای از قوانین شرطی استفاده کنیم. منطق فازی سبب انعطاف‌پذیری و قابلیت تفسیر می‌شود. امروزه منطق فازی به دلیل توان ایستادگی در برابر فقدان اطلاعات، عدم دقت و ابهام ناشی از اقداماتی نظیر استخراج اطلاعات تصویری سطح بالا، به‌عنوان ابزاری مؤثر برای مدیریت اطلاعات در سامانه‌های نظام‌مند شناخته می‌شود [۹، ۱۰].

بر اساس دانش ما، هیچ سامانه گزینشی برای الگوریتم‌های ثبات رنگ وجود ندارد که بر روی فرآیند بهبود تصاویر ماهواره‌ای در مناطق سایه متمرکز باشد. از این‌رو در راستای هدف موردنظر این مطالعه که همان بارزسازی عوارض قرارگرفته در مناطق سایه از تصاویر سنجش‌ازدوری می‌باشد، سامانه‌ای مبتنی بر قوانین فازی برای گزینش یکی از سه الگوریتم ثبات رنگ پایه (White-Patch^۱ و Gray-World^۲ و Gray-Edge^۳) به کار گرفته‌شده است. به این ترتیب بهبود رنگ با استفاده از الگوریتم‌های ثبات رنگ را اعمال کرده‌ایم. در این پژوهش

^۱ WP

^۲ GW

^۳ GE



شکل ۱- فلوچارت روند کلی فرآیند

در رابطه فوق، b_i باند i ام داده سنجش از دوری است. در رابطه (۱) صورت کسر b_i را از داده های تعلیمی استخراج می گردد. بدین منظور باندی در صورت کسر قرار داده می شود که درجات خاکستری پیکسل های تعلیمی آن از نظر مقدار و فراوانی بیشتر از سایر باندها باشد. به عنوان مثال از ۲۰۰ نمونه موجود ۱۶۰ نمونه در باند قرمز بیشترین مقدار درجه خاکستری را نسبت به سایر باندها دارند، در این صورت باند قرمز به عنوان b_i انتخاب می شود. برای به دست آوردن وزن هر یک از باندها (w_i)، مجدداً از نمونه های تعلیمی استفاده می شود. روند محاسبه وزن به این شکل است که هر باند به ازای هر نمونه که حداقل درجه خاکستری را در آن باند نسبت به سایر باندها داشته باشد یک امتیاز مثبت دریافت می کند. مجموع امتیازهای مثبت هر باند تقسیم بر کل نمونه های تعلیمی وزن آن ویژگی را تعیین می کند. به عنوان مثال فرض کنیم که از ۲۰۰ نمونه موجود، ۱۶۰ نمونه کمترین درجه خاکستری را در باند سبز و ۴۰ نمونه کمترین درجه خاکستری را در باند آبی داشته باشند. در این صورت رابطه ۱، به رابطه ۲ تبدیل خواهد شد [۱۳].

سعی بر آن داریم تا با اعمال الگوریتم های ثابت رنگ بر روی تصاویر ماهواره ای به بررسی نتایج حاصل از آن بپردازیم. از طرفی با کمک منطق فازی انتخابی خودکار و درست از میان الگوریتم های ثابت رنگ انجام شود.

این مطالعه شامل مروری بر روش انجام کار، استخراج ویژگی، تعریف سامانه ی فازی، انتخاب الگوریتم ثابت رنگ، ارزیابی دقت و نتیجه گیری می باشد.

۲- روش تحقیق

از سیستم فازی برای انتخاب الگوریتم ثابت رنگ مناسب استفاده می کنیم تا رنگ های موجود در تصویر، به ویژه در سایه ها را بهبود بخشیم. برای این کار از رویکرد چند ورودی و یک خروجی استفاده کرده ایم که ورودی ها همان ویژگی های استخراج شده از تصویر بوده و خروجی الگوریتم ثابت رنگ انتخاب شده می باشد. داده های ورودی و خروجی عباراتی زبانی هستند که از طریق مجموعه ای از قوانین شرطی باهم مرتبط می شوند. از طرفی تعریف قوانین فازی بر اساس ویژگی های محاسبه شده از طریق مجموعه ای تصاویر آموزشی می باشد و از سوی دیگر بهترین الگوریتم با ارائه یک تصویر بر اساس ارزیابی قوانین در مدل استنتاج ممدانی [۱۱] انتخاب می گردد. شکل شماره ۱ فلوچارت روند کلی فرایند موردنظر را نشان می دهد.

۲-۱- استخراج سایه با استفاده از شاخص وزن دار

تاکنون شاخص های متنوع و زیادی برای شناسایی سایه ارائه شده اند [۱۲]. روش های ارائه شده دارای دو ضعف عمده هستند. یکی از ضعف های این شاخص ها وزن یکسان تمام باندها در تولید شاخص است. از طرف دیگر باندی که در صورت کسر شاخص ارائه شده قرار می گیرد به صورت تجربی انتخاب می شود. در این تحقیق برای این دو ضعف راه حل هایی در نظر گرفته ایم. به منظور حل ضعف اول برای هر باند یک وزن در نظر می گیریم و برای ضعف دوم با ارائه یک راه حل ساده و خودکار باند صورت کسر شاخص ارائه شده را مشخص می کنیم. رابطه (۱) شاخص پیشنهادی در این تحقیق می باشد.

$$Shadow_Index = \frac{b_i}{w_1 b_1 + w_2 b_2 + \dots + w_n b_n} \quad (1)$$

$$(2) \quad \text{Shadow_Index} = \frac{\text{red}}{0 \times \text{red} + 0 \times \text{NIR} + 0.2 \times \text{blue} + 0.8 \times \text{green}}$$

جاییکه red ، NIR، blue و green به ترتیب باندهای قرمز، مادون قرمز نزدیک، آبی و سبز هستند.

۲-۲- استخراج ویژگی تصویر

این ویژگی‌ها جهت تشریح کمی تصاویر بکار رفته و می‌بایست اطلاعاتی را جهت تبیین محیط فراهم نماید. اگر این ویژگی‌های استخراج شده به دقت گزینش شوند، انتظار می‌رود که مجموعه‌ی این ویژگی‌ها بتوانند اطلاعات مفیدی را از تصویر استخراج نموده تا بتوان آن‌ها را به جای تمام تصویر استفاده کرد. ویژگی‌های مدنظر جهت این کار عمدتاً مربوط به تشریح محتوای رنگ هستند. برخی از این ویژگی‌ها در مطالعات مشابه نیز بکار رفته‌اند [۱۴، ۱۵]. علاوه بر این، ویژگی‌های مضاعفی نیز در ارتباط با توصیف بافتی و محتوای نوری در یک محیط نیز بکار رفته‌اند. در اینجا از ۱۲ ویژگی استفاده می‌کنیم. ۷ مورد از این ویژگی‌ها مربوط به رنگ، ۳ مورد مربوط به محتوای بافتی و ۲ مورد نیز مربوط به محتوای نوری می‌باشد [۱۶].

۲-۲-۱- ویژگی‌های رنگی

می‌توان اهمیت آماری اجزاء رنگی را در فضای رنگی و نمودارهای ستونی رنگی [۱۵]، شاخص‌های تقسیمات [۱۷] و اطلاعات طیفی [۱۸] یادآور شویم.

ویژگی‌های رنگی بکار رفته به شرح زیر است:

- تعداد رنگ‌ها؛
- مقدار قدرت طیفی میانگین^۱ (APSV)؛
- شاخص‌های تقسیم‌بندی (D_σ, D, σ) ؛
- رنگ میانگین (μ_c^R) ؛
- احتمال رنگ غالب^۲ (PDC).

همچنین این نکته نیز حائز اهمیت است که فضای رنگی RLAB جهت استخراج پنج ویژگی رنگی از میان هفت ویژگی بکار می‌رود. این فضا گسترش محیط رنگی ادراکی CIELAB است که در تعامل با مدل دقیق‌تری از انطباق‌پذیری رنگی و به‌ویژه تحت شرایط نور مطلق می‌باشد [۱۹، ۲۰]. سه شاخص تقسیمات، رنگ میانگین و

درصد رنگ غالب ویژگی‌هایی هستند که در فضای رنگی RLAB محاسبه می‌شوند. معادله این تبدیل از RGB به RLAB را می‌توان در [۱۹، ۲۱] مشاهده نمود.

۲-۱-۱- تعداد رنگ‌ها

تعداد رنگ‌های متفاوت اولین ویژگی ما بوده و مربوط به طیف رنگی تصویر می‌باشد. در صورتی که تصویری حاوی رنگ‌ها مختلفی باشد، احتمالاً رنگ متوسط برابر با مقدار خاکستری می‌باشد. در فضای RGB و با در نظر گرفتن ۸ بیت در هر باند، ممکن است ۱۶ میلیون رنگ داشته باشیم $(2^8 \times 2^8 \times 2^8)$. [14] Bianco, et al. از رویکردی مشابه با آنچه گفته شد استفاده کردند تا به تعداد رنگ‌های یک تصویر دست یابند.

۲-۱-۲- مقدار قدرت طیفی میانگین

قدرت طیفی میانگین [۱۸] برای ارزیابی کیفیت تصویر و جهت تعیین اطلاعات رنگی در یک تصویر بکار رفته است. تبدیل یک تصویر به فضای فوریه، تحلیل سیگنال را در فضای فرکانس امکان‌پذیر کرده و این اجازه را به تحلیل اطلاعات می‌دهد که در دامنه فضایی قابل مشاهده نباشند. تبدیل گسسته فوریه کلاسیک جهت تغییر بکار رفته است. یادآوری این نکته حائز اهمیت است که APSV تعیین‌کننده کیفیت هر تصویر می‌باشد. بدان معنا که هرچه APSV بالاتر باشد، کیفیت نیز بهتر می‌شود. علاوه بر این، APSV معیار غیرقابل استنادی برای کیفیت تصویر است. وقتی APSV به‌سوی بالا گرایش دارد که تصویر نشان‌دهنده تحت روشنایی طبیعی محتوای رنگی بالایی داشته باشد.

۲-۱-۳- شاخص‌های تقسیم‌بندی

شاخص‌های تقسیم‌بندی ویژگی‌هایی لازم جهت تحلیل توزیع رنگ در تصویر هستند. این شاخص‌ها توسط Gasparini and Schettini [17] و برای طبقه‌بندی تصویر پیشنهاد شده است. همچنین، این شاخص‌ها برای اقدامات مشابه مورد استفاده در [۱۴، ۱۵] نیز بکار رفته‌اند. شاخص‌های تقسیم‌بندی می‌بایست در فضای رنگی و در شرایطی که نور و رنگ به‌صورت مستقل از یکدیگر حضور دارند محاسبه شوند. تصویر باید به فضای RLAB تبدیل می‌شود [۱۷].

^۱ Average power spectrum value

^۲ Probability of dominant color

۲-۲-۲- ویژگی‌های بافتی

استفاده از توصیفگر بافت توسط [15] Bianco, et al. ارائه شد. آن‌ها از برخی ویژگی‌های مرتبط با تحلیل بافتی استفاده می‌کنند و فرض می‌کنند که می‌توان با این ویژگی‌ها و فارغ از تحقیقات مربوط به موارد رنگ، ساختار تصویر را تشریح کنند. باین وجود، در اینجا سایر ویژگی‌های بافتی پیشنهاد شده توسط [23] Haralick, et al. را نیز مدنظر قرار داده، اما از روش سریع پیشنهادی مجموع و اختلاف نمودار ستونی^۲ (SDH) که توسط [24] Unser ارائه شده است، استفاده می‌کنیم. سه ویژگی ساختاری مدنظر شامل آنتروپی کنتراست و همگنی می‌باشند. لازم به ذکر است که این ویژگی‌های بافتی تنها با استفاده از المان روشنایی جزء L^* فضای RLAB محاسبه می‌شوند.

۲-۲-۳- ویژگی‌های روشنایی

دو ویژگی روشنایی در این تحقیق مورد توجه قرار گرفته‌اند:

- روشنایی میانگین (μ_L^R) .
- احتمال آیینگی (PS).

این ویژگی‌ها از فضای رنگی ادراکی RLAB به‌دست‌آمده است. لازم به ذکر است که جزء نورانی شدت نور یا روشنایی تصویر را اندازه‌گیری می‌کند. آیینگی مربوط به میزان روشنایی است که از بازتاب نور توسط یک شیء ساطع می‌شود. به‌طور معمول، یک تصویر تاریک دارای احتمال آیینگی پایینی می‌باشد. این امر از نمودار ستونی درخشش $(0-100)$ در RLAB به‌دست‌آمده و نرمال‌سازی می‌شود. در نتیجه، تابع چگالی احتمال (pdf) درخشش به دست می‌آید. ما تابع توزیع تجمعی (cdf) را بین نود و یکمین تا صدمین ستون در نظر می‌گیریم.

۲-۳- سامانه‌ی استنتاج فازی

یک سیستم استنتاج فازی شامل چهار مؤلفه اصلی شامل فازی‌سازی، پایگاه قواعد، استنتاج قواعد و غیرفازی سازی است. وظیفه‌ی هریک از این مؤلفه‌ها به‌صورت جامع در [۱۶] بیان شده است.

اولین گام جهت تعریف سامانه‌ی ما شامل تعریف ویژگی‌های عملکردی و عملیاتی می‌باشد. چنین

بنابراین، ابزار و متغیرهای a^R و b^R اجزاء رنگی در RLAB $(\mu_a^R, \mu_b^R, \sigma_a^R, \sigma_b^R)$ برای محاسبه اولین شاخص تقسیم‌بندی بکار می‌رود:

$$\sigma = \sqrt{\sigma_{a^R}^2 + \sigma_{b^R}^2} \quad (۳)$$

این ویژگی مطابق با شعاع دایره مشابهی^۱ (EC) با مرکزیت $C = (\mu_a^R, \mu_b^R)$ می‌باشد. دو شاخص تقسیم‌بندی دیگر توسط فرمول‌های زیر محاسبه می‌شوند:

$$D = \mu - \sigma \quad (۴)$$

$$D_\sigma = D/\sigma \quad (۵)$$

در این فرمول‌ها $\mu = \sqrt{\mu_{a^R}^2 + \mu_{b^R}^2}$ می‌باشد. معیاری است برای ارزیابی آن‌که دوری توزیع رنگ از EC چه میزان بستگی به محور طبیعی $(a^R=0, b^R=0)$ دارد. D_σ کیفیت این تقسیم‌بندی‌ها را تعیین می‌کند.

۲-۲-۴- رنگ میانگین

اندازه رنگ ویژگی‌ای است که مربوط به شدت رنگ‌ها می‌باشد. این نشانه در ارتباط با جزء فضای رنگی RLAB در هماهنگی استوانه‌ای می‌باشد. هرچه اندازه رنگ بیشتر باشد، شدت رنگ نیز بیشتر است. در [۲۲] خصوص اندازه رنگ به‌عنوان معیاری برای کیفیت تصویر رنگی آمده است. از این معیار برای شاخصی ساده جهت کیفیت مورد انتظار انسان و نیز توصیف‌کننده رنگ استفاده می‌کنیم.

۲-۲-۵- احتمال رنگ غالب

احتمال رنگ غالب (PDC) را می‌توان از نمودار ستونی رنگ (هیستوگرام) استخراج نمود. نمودار ستونی از طریق محاسبه ظاهری RLAB محاسبه می‌شود. این نمودار دارای دوازده ستون می‌باشد که هر یک از آن‌ها ۳۰ درجه موفقیت ظاهری را ثبت می‌کنند. به‌عنوان مثال، اولین ستون پیکسل‌های ظاهری بین ۰ تا ۲۹ درجه را نشان می‌دهد و دومین ستون بین ۳۰ تا ۵۹ را ثبت می‌کند. پس‌از آن، احتمال ستون به‌عنوان نرخ بین تعداد ظهور و تعداد کلی پیکسل‌ها در هر تصویر را محاسبه می‌کند.

^۲ Sum and Difference Histograms

^۱ Equivalent Circle

از توابع گوسین با مراکز a_m و $\sigma = 0.1$ با $m = \{1, 2, 3, 4\}$ استفاده می‌کنیم. ترکیب مجموعه فازی با استفاده از چهار دسته در هر ویژگی متغیرهای زبانی اعمال می‌شود. مرکز دسته a_m بیشترین درجه عضویت در مجموعه فازی $A_{(i,m)}$ را دارا می‌باشد. در خصوص نمونه‌های خاص، عنوان‌های $A_{(i,m)}$ با عبارات حسی نظیر $A_{(i,1)} = \text{"VERY LOW"}$, $A_{(i,2)} = \text{"LOW"}$, $A_{(i,3)} = \text{"HIGH"}$ and $A_{(i,4)} = \text{"VERY HIGH"}$ جایگزین می‌شوند. در اولین تابع $A_{(i,1)}$ گاوس، سمت چپ تابع با عضویت مقادیر ۱ برای مقادیر پایین‌تر در دامنه x_i باقی می‌ماند. همین اتفاق برای سمت راست آخرین تابع $A_{(i,4)}$ نیز رخ می‌دهد.

گام مهم در فرآیند آموزشی کسب دانش و نیز شناخت فرمول‌بندی قوانین می‌باشد. در این راستا، ورودی و خروجی توسط عبارات زبانی مربوط به قوانین شرطی بیان می‌شوند. این قوانین عباراتی هستند که در فرآیند استنتاجی نظیر مواقعی که مجموعه‌ای از حقایق شناسایی شده‌اند، در یک الگوریتم بکار می‌روند. وضعیت کلی n مین قانون بدین ترتیب است:

R^n : IF x_1 is $A_{(1,m)}$ AND x_2 is $A_{(2,m)}$ AND...
AND x_i is $A_{(i,m)}$ THEN Ω is ω_p

انتخاب الگوریتم فرآیند نگاشت تصویر آزمایشی بر روی یک الگوریتم ثابت رنگ شناخته شده می‌باشد. در این بخش، تصاویر آزمایشی به سامانه ارائه می‌شوند تا بردارهای ویژگی‌های آن‌ها محاسبه شود. هر بردار ویژگی جهت تعیین بهترین الگوریتم از میان دانش ساختاربندی شده کنونی و از طریق فرآیند استنتاجی می‌باشد. این فرآیند با برآورد قدرت عمل $\tau_n(x)$ در هر قانون ایجاد شده می‌باشد؛ بنابراین، قدرت عمل بیانگر میزان رضایتمندی مجموعه کلی آنچه قبلاً گفته شد از x می‌باشد.

با استفاده مدل استنتاجی مددانی قدرت عمل $\tau_n(x)$ در n مین قانون با روش زیر محاسبه می‌شود:

$$\tau_n(x) = \min[\mu_{(1,m)}^n(x_1), \mu_{(2,m)}^n(x_2), \dots, \mu_{(i,m)}^n(x_i)] \quad (6)$$

درنهایت، عنوان بکار رفته ω_p برای خروجی متناظر با Ω آن عنوانی است که برابر با بیشترین قدرت عمل در میان قوانین باشد.

$$\Omega = \max[\tau_1(x), \tau_2(x), \dots, \tau_n(x)] \quad (7)$$

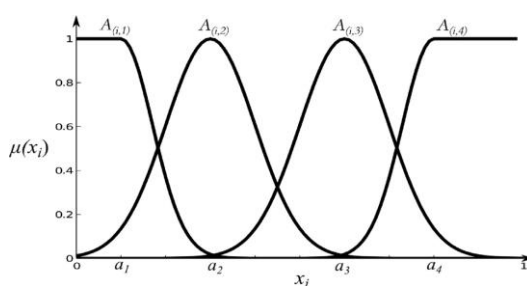
هر مدل استنتاجی به صورت مستقل در نظر گرفته می‌شود تا عملکرد آن در گزینش مورد آزمایش قرار گرفته و در نتیجه به عنوان بهترین مدل استنتاجی برای این کار لحاظ شود.

ویژگی‌هایی شامل عبارات زبانی، فرمول‌بندی قوانین و مدل استنتاجی می‌باشد. یک مجموعه از i و ورودی‌های $X = [x_1, x_2, \dots, x_i]^T \in R^i$ برای گزینش، ارتباط با بردار ویژگی با المان i که المان ارائه شده یک ویژگی قابل شمارش می‌باشد، مدنظر قرار داده می‌شود. بردار X شامل دوازده ویژگی بدین شرح می‌باشد: تعداد رنگ‌ها (x_1) ، APSV (x_2) ، σEC (x_3) ، DEC (x_4) ، $D_{\sigma EC}$ (x_5) ، میزان رنگ میانگین (x_6) ، احتمال رنگ غالب (x_7) ، آنتروپی (x_8) ، کنتراست (x_9) ، همگنی (x_{10}) ، روشنایی میانگین (x_{11}) و احتمال آیینگی (x_{12}) . خروجی این سامانه (Ω) مقدار خود را از مجموعه $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \omega_3\}$ می‌گیرد که در ارتباط با عناوین سه طبقه شناسایی شده می‌باشند. این طبقه‌های خروجی بیانگر الگوریتم ثابت مدنظر در گزینش می‌باشند و به بدین شرح می‌باشند: $GE1(\omega_3)$ و $WP(\omega_1)$ ، $GW(\omega_2)$

وقتی تمام ویژگی‌ها جهت آموزش مجموعه کامل آموزشی استخراج شد بر اساس مقادیر حداقلی و حداکثری ثبت شده جهت هر ویژگی، بین ۰ و ۱ نرمال سازی می‌شوند. بردار ویژگی هر تصویر آموزشی استخراج شده است. این بردار ویژگی بین ۰ و ۱ و بر اساس مقادیر حداقلی و حداکثری هر ویژگی در طول مرحله آموزشی نرمال سازی می‌شود [۱۶].

گام بعدی در فرآیند آموزش تعریف عبارات زبانی و مجموعه‌های متناظر فازی آن‌ها می‌باشد. هر ویژگی ورودی x_i از بردار ویژگی X مقداری در دامنه عبارات زبانی می‌باشد که در شماری از مجموعه‌های فازی جزء بندی شده است. سپس، لازم است تا مجموعه‌های فازی تعریف شوند.

تعریف مجموعه‌های فازی بیانگر یکی از مهم‌ترین گام‌های فرآیند طراحی می‌باشد. بر اساس تجربیات، عبارات زبانی می‌بایست به ۴ مجموعه فازی تقسیم شود تا تفکیک پذیری خوبی به دست آمده و ظرفیت تصمیمات لازم جهت اجتناب از عبارات زبانی میانه‌ای حاصل شود. شکل شماره ۲ نحوه توزیع چهار مجموعه فازی گاوس در بین دامنه ویژگی $\{0, 1\}$ را $x_i \rightarrow$ با در نظر گرفتن انحراف معیار $\sigma = 0.1$ نشان می‌دهد.



شکل ۲- توزیع مجموعه‌های فازی در دامنه ویژگی

الگوریتم به دلیل دقت در حرکت دوری منبع نور و بهبود قابل توجه رنگ در تصاویر تیره مورد توجه قرار گرفته‌اند.

این سه الگوریتم ثابت رنگ با این فرض عمل کرده‌اند که نور در تمام محیط یکسان است. ارتباط میان شدت رنگ تحت یک منبع نور با استفاده از روش زیر محاسبه می‌شود:

$$f_i(x,y) = G(x,y)R_i(x,y)I_i \quad (8)$$

در این فرمول $f_i(x,y)$ شدت پیکسل در حالتی است که $G(x,y)$ ، $R_i(x,y)$ ، I_i بازتاب شیء، $R_i(x,y)$ ، I_i منبع نور و i برابر با باند رنگی هستند.

وقتی الگوریتم ثابت رنگ در خصوص تصویر $f_i(x,y)$ اعمال شود، خروجی $O_i(x,y)$ تنها به $G(x,y)$ و $R_i(x,y)$ بستگی دارد. وقتی $I^* = \{1,1,1\}$ تنها منبع نور خروجی می‌باشد، برآورد الگوریتم‌های ثابت رنگ آن است که تصاویر خروجی $O_i(x,y) = G(x,y)R_i(x,y)I_i$ متاثر از یک منبع نور سفید هستند؛ بنابراین، ارتباط میان خروجی و ورودی به شرح زیر است:

$$O_i(x,y) = G(x,y)R_i(x,y) = \frac{f_i(x,y)}{I_i} \quad (9)$$

۲-۴-۱- White-Patch

الگوریتم رتینکس توسط [26] Land and McCann پیشنهاد شده بود. این الگوریتم در ساده‌ترین حالت خود وایت پچ رتینکس^۲ نامیده می‌شود که در هر باند رنگی بیشترین مقدار را به عنوان نمایش رنگ سفید در نظر می‌گیرد. [32] Finlayson, et al. این الگوریتم را با استفاده از ۹۹٪ مقادیر هیستوگرام برای هر کانال رنگی جهت برآورد روشنایی بهبود بخشیده‌اند. این بهبود بانام وایت-پچ شناخته می‌شود.

۲-۴-۲ Gray-World

برآورد گری ورلد متداول‌ترین الگوریتم برای ثابت رنگ است. این برآورد که توسط [27] Buchsbaum پیشنهاد شده است بر اساس برآوردی است که به طور میانگین رنگ‌ها در تصاویر مربوط به جهان واقعی یافت شده و به رنگ خاکستری متمایل هستند و از این رو برآورد

آزمایش‌های تجربی بسیاری با استفاده از جستجوی اکتشافی جهت تعیین تعداد قوانین مناسب صورت گرفته است. در نتیجه از یک سو استفاده کمتر از ۵ قانون نتیجه‌ای ناقص و ناکافی به دنبال دارد. از سوی دیگر نیز، استفاده از بیش از ۵ قانون نیز منجر به بهبود اندک در عملکرد می‌شود. در نتیجه، استفاده از ۵ قانون در هر الگوریتم را کافی است. این کار ضمن استفاده از قوانین کمتر، ما را قادر به کنترل مستقیم اطلاعات و نیز بهره‌برداری از مزایای مدیریت مقادیر متناهی از داده‌ها می‌نماید.

در نتیجه، مجموعه نهایی ۱۵ قانون در هر فرآیند آموزشی ساختار بندی می‌شود. یک نمونه خارج از ۱۵ قانون به صورت زیر ساختار بندی می‌شود:

$$R^1: \text{IF } x_1 \text{ is } A_{(1,1)} \text{ AND } x_2 \text{ is } A_{(2,1)} \text{ AND } \dots \text{ AND } x_{12} \text{ is } A_{(12,3)},$$

پس Ω همان ω_1 است.

تحلیل ۱۵ قانون با این شناوری می‌تواند کار دشواری باشد. به منظور اطلاع از این که هر ویژگی در هر کدام از الگوریتم‌های ثابت رنگ باید از چه تابع عضویتی پیروی کند لطفاً به [۱۶] مراجعه کنید.

فرآیند تنظیم قوانین از طریق آزمایش‌های تجربی اجرا می‌شود. کلیه ترکیب‌های ممکن موجود در مبانی علمی توسط این ۱۵ قانون ایجاد شده‌اند. در نهایت، بهترین ترکیب پذیرفته شده و با ۱۵ قانون نشان داده شدند. این بدان معناست که ارزش خاص ویژگی هر چه که باشد تأثیری بر قانون ندارد. یکی از ۱۵ قانون تنظیم شده به صورت زیر است:

$$R^2: \text{IF } x_3 \text{ is } A_{(3,2)} \text{ AND } x_6 \text{ is } A_{(6,3)} \text{ AND } x_7 \text{ is } A_{(7,2)}, \text{ THEN } \Omega \text{ is } \omega_1$$

۲-۴-۲ انتخاب الگوریتم ثابت رنگ

تعدادی الگوریتم نظیر White-Patch [۲۵، ۲۶]، فرض Gray-World [۲۷]، Shades-of-Gray [۲۸]، Gray-Edge [۲۹]، Spatio-Spectral [۳۰] و دسته‌بندی با همبستگی^۱ [۳۱] جهت حل مشکل ثابت رنگ در تصاویر پیشنهاد شده است که با استفاده از آمار و ارقام ساده تصویر کار می‌کنند. سه الگوریتمی که در اینجا برای گزینش بکار رفته‌اند عبارت‌اند از: (White-Patch [۲۵]، [۲۶] و Gray-World [۲۷] و Gray-Edge [۲۹]). این سه

^۲ White-Patch Retinex

^۱ Category by correlation

می‌شود که منبع نور با استفاده از میانگین تمام پیکسل‌های رنگی تخمین زده شوند.

این الگوریتم به‌طور ابتدایی شامل محاسبه منبع نور می‌باشد. برخی فرضیات به‌منظور تسهیل این روش در [۳۳] آمده است.

۲-۴-۳- Gray-Edge

این فرضیه به‌عنوان جایگزینی برای فرضیه گری ورلد پیشنهاد شده است [۲۹]. این تئوری روشنایی را به‌عنوان نرم پی‌تی‌اچ مینیکوفسکی^۱ اختلاف‌های بازتاب در یک صحنه در نظر می‌گیرد. این روش مبتنی بر الگوریتم سایه‌های خاکستری^۲ می‌باشد [۲۸] که با افزایش مشتق فضایی تصویر به تصویب رسیده است و با رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$I_i = \left(\frac{\sum_x \sum_y h_i^\sigma(x, y)^p}{MN} \right)^{1/p} \quad (10)$$

در این فرمول $h_i^\sigma = ((\partial^n f_{ix})^2 + (\partial^n f_{iy})^2)^{1/2} \otimes G^\sigma$ است. M و N به ترتیب ستون‌ها و ردیف‌ها هستند و G^σ عبارت است از هموارسازی بومی با استفاده از پالایه گاوس با انحراف معیار σ .

معادله شماره ۲۲ روشی را تشریح می‌کند که بر اساس سه متغیر برآوردهای متفاوتی را برای منبع نوررنگی ایجاد می‌کند. این سه متغیر عبارت‌اند از: (۱) مشتق n از تصویر، (۲) معیار p مینیکوفسکی و (۳) مقیاس هموارسازی محلی σ . در اینجا مقادیر $n=1$ و $p=7$ و $\sigma=4$ را بر اساس نظریه‌ی Weiher, et al. [29] در نظر گرفته‌ایم.

۳- ارزیابی دقت

جهت ارزیابی فرایند انجام‌شده از ماتریس ابهام^۳ استفاده می‌کنیم. ماتریس ابهام ابزاری بصری است که به‌طور گسترده‌ای در آموزش تحت نظارت بکار می‌رود. هر ستون جدول بیانگر تعداد یا درصد محاسبه در هر سطح بوده و هر سطر نیز بیانگر نمونه‌های سطح واقعی می‌باشد. مزیت اصلی این ابزار آن است که پیچیدگی میان سطوح را نشان می‌دهد. یک ماتریس پیچیدگی ایده‌آل می‌بایست تمام اطلاعات را به‌صورت مورب (در قطر) نگهداری نماید. زمانی

«موفقیت» حاصل می‌شود که سیستم الگوریتمی درست که در ارتباط با تصویر انتخاب نماید. همچنین، این انتخاب می‌بایست در قطر اصلی جدول ابهام لحاظ شود؛ بنابراین، این انتخاب در سطر الگوریتم صحیح و ستون الگوریتم انتخاب‌شده توسط سیستم ثبت می‌شود. میزان موفقیت از طریق $100 \times (N_{\text{correct}}/N)$ محاسبه می‌شود. در این فرمول N_{correct} تعداد دفعاتی است که یک الگوریتم به‌درستی انتخاب‌شده باشد و N مجموع تعداد نمونه‌ها می‌باشد.

۴- داده و منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه در این تحقیق قسمتی از شهر مونیخ در کشور آلمان است که به‌واسطه وجود سایه‌های متنوع و اشیاء متفاوت در زیر این سایه‌ها به‌عنوان منطقه مورد مطالعه انتخاب شد. داده هوایی مورد استفاده در این تحقیق از سنجنده DMC II 230 در سال ۲۰۱۳ میلادی اخذ شده است. این سنجنده دارای توان تفکیک مکانی ۱۰ سانتی‌متر است و از ۳ باند RGB آن در این تحقیق استفاده شده است.

۵- نتایج

به‌منظور ارزیابی نتایج روش مورد استفاده، ابتدا منطقه مورد مطالعه به ۵۰ ناحیه مساوی شکسته شد و سپس کارایی روش‌ها WP، GW و GE در هریک از این نواحی توسط دو عامل خبره مورد بررسی قرار گرفت. با توجه به اینکه منطقه مورد مطالعه دارای وضعیت‌های مختلفی از نظر روشنایی نظیر سایه‌های روشن، نیمه‌روشن، نیمه‌تاریک و تاریک است و همچنین اشیاء مختلفی نظیر ماشین، درخت و دیوار ساختمان در سایه قرار گرفته‌اند که در هر ناحیه مجموعه‌ای از این اشیاء قرار دارند، است لذا اطلاعات موجود در نواحی همبسته نیست و این موضوع باعث می‌شود که ارزیابی نتایج قابل‌اتکا باشد. شکل شماره ۳ نمونه‌ای از یکی از این مناطق و همچنین نتایج حاصل از اعمال سه الگوریتم ثابت رنگ در آن می‌باشد. بنا بر جدول ۱ و بر اساس نظر دو فرد خبره نتایج روش GE از سایر روش‌ها بهتر بوده است که این موضوع با سطح اطمینان ۱۰۰ درصد اعلام می‌گردد؛ اما روش GE در ۱۰٪ نواحی (۵ ناحیه) نتایج مناسبی نداشته است و از نظر بصری بهبود حاصل‌شده قابل‌قبول نیست. در این بخش نتایج به‌دست‌آمده از سیستم مبتنی بر قوانین فازی خود را ارائه می‌کنیم. لازم به ذکر است که این آزمایش‌ها با استفاده از

^۱ pth Minkowski norm

^۲ Shades-of-Gray algorithm

^۳ Confusion matrix



D

شکل ۳- نتیجه‌ی اعمال ۳ الگوریتم ثبات رنگ بر روی قسمتی از تصویر اصلی که شامل مناطق سایه تصویر ماهواره‌ای می‌باشد. A تصویر اصلی. B تصویر حاصل از اعمال الگوریتم White-Patch. C تصویر حاصل از اعمال الگوریتم Gray-World. D تصویر حاصل از اعمال الگوریتم Gray-Edge



A



B

شکل ۴- بهترین الگوریتم انتخاب‌شده بر روی مناطق سایه تصویر. A تصویر اصلی، B تصویر حاصل از اعمال الگوریتم GE بر روی سایه‌ها

شکل شماره‌ی ۴ و ۵ تصویر اصلی هوایی از منطقه‌ی شهری را نشان می‌دهد که دارای مناطق بسیار زیاد سایه است با جدا کردن این نواحی و اعمال الگوریتم پیشنهادی بر روی آن مشاهده می‌شود که عوارض موجود در سایه با بهترین الگوریتم ثبات رنگ انتخاب‌شده به‌خوبی قابل‌شناسایی هستند. همان‌طور که نشان داده‌شده است عوارضی که در سایه‌ی ساختمان‌ها هستند همانند خودروها با اعمال این الگوریتم آشکار می‌گردند همچنین دیواره‌ی ساختمان‌ها و درختانی که در سایه هستند را

مدل استنتاجی ممدانی به‌دست‌آمده است. جدول شماره ۱ ماتریس ابهام به‌دست‌آمده با استفاده از مدل استنتاجی ممدانی را ارائه می‌نماید. نرخ گزینش رویکرد ارائه‌شده با استفاده از مدل استنتاجی ممدانی تا میزان ۳۳,۳ درصد می‌رسد. مشاهده می‌شود که الگوریتم GE در مناطق سایه در تصاویر ماهواره‌ای به‌خوبی عمل می‌کند.

جدول ۱- ماتریس ابهام در گزینش نتایج با استفاده از مدل استنتاجی ممدانی در مجموعه داده‌های آزمایشی

الگوریتم پیش‌بینی‌شده		بهترین الگوریتم	
WP	GW	GE	
WP	۰	۰	۰
GW	۰	۰	۰
GE	۰	۰	۱۰۰
۳۳,۳		کلی	
مقادیر پررنگ (بُلد) شده داده قطر اصلی در جدول پیچیدگی را برجسته می‌نماید.			



A



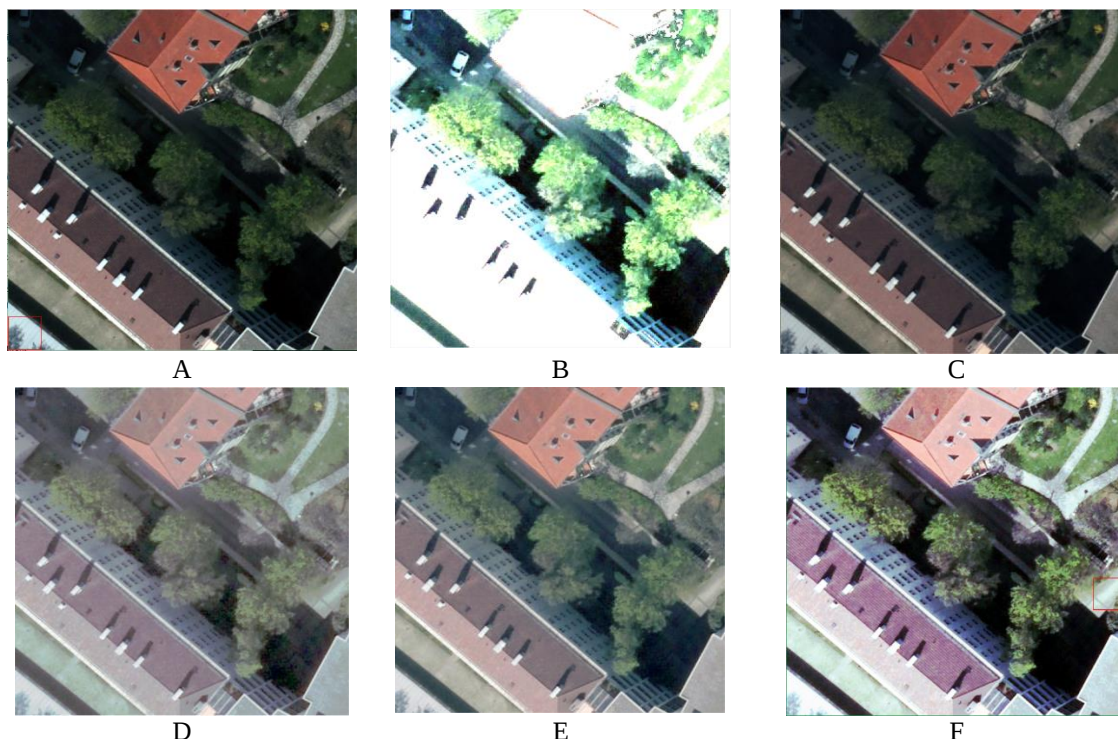
B



C

می‌شود که این روش به‌خوبی الگوریتم‌های موجود و حتی بهتر از برخی از آن‌ها نظیر الگوریتم‌های خطی و گوسین و حتی ریشه مربع عمل کرده است و مرز عوارض موجود در سایه را به‌خوبی مشخص می‌کند.

می‌توان بهتر دید و کنتراست میان آن‌ها افزایش یافته و لبه‌ی عوارض قابل تشخیص است. در شکل شماره ۵ به مقایسه نتیجه‌ی روش پیشنهادی با سایر روش‌های بارز سازی دیگر که در نرم‌افزارهای مختلفی همچون ENVI موجود می‌باشد اشاره شده است. در این تصاویر مشاهده



شکل ۵- مقایسه‌ی اعمال روش پیشنهادی در تصاویر ماهواره‌ای با دیگر روش‌های بارزسازی تصویر. A تصویر اصلی، B تصویر حاصل از اعمال الگوریتم GE، C تصویر حاصل از اعمال الگوریتم Linear، D الگوریتم حاصل از اعمال الگوریتم Gaussian، E تصویر حاصل از اعمال الگوریتم Square Root، F الگوریتم حاصل از اعمال الگوریتم Equalization.

تقسیم شد و توسط ۲ عامل خبره نتایج روش‌های ثبات رنگ موردبررسی قرار گرفت. بنا بر نتایج به‌دست آمده دقت روش GE با سطح اطمینان ۱۰۰٪ از دو روش دیگر بهتر بوده است؛ اما روش GE در ۱۰٪ موارد بهبود مناسبی در مناطق سایه ایجاد نکرده است.

در تحقیقات آتی پیشنهاد می‌شود تا به بررسی عملکرد دیگر الگوریتم‌های ثبات رنگ بر روی تصاویر ماهواره‌ای پرداخته شود. همچنین بررسی تأثیر نحوه‌ی تعریف قوانین فازی، استفاده از توابع عضویت متفاوت و دیگر استلزام‌ها می‌تواند چالش برانگیز باشد. از طرفی استخراج دیگر ویژگی‌های تصویری نیز می‌تواند عامل مهمی در انتخاب الگوریتم ثبات رنگ مناسب جهت بهبود تصویر باشد.

۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله، چارچوبی را برای ساخت یک سیستم گزینشگر برای تصاویر ماهواره‌ای ارائه کردیم که حول انتخاب بهترین الگوریتم ثبات رنگ برای بهبود تصاویر در محدوده‌های تاریک سایه می‌چرخد. در این تحقیق از سه الگوریتم ثبات رنگ استفاده شد: White-Patch و Gray-World و Gray-Edge. این سه الگوریتم به جهت سادگی و عملکرد قابل قبولشان به شکل گسترده‌ای در اقدامات مربوط به ثبات رنگ مورد استفاده قرار گرفته‌اند. همچنین بهبود رنگ تصویر قابل توجهی را به‌ویژه در خصوص تصاویری تهیه شده در نور کم نشان داده‌اند.

روش‌های ذکر شده بر روی یک تصویر ماهواره‌ای با سایه‌های فراوان مورد آزمایش قرار گرفتند. به‌منظور ارزیابی دقت روش‌ها، تصویر مورد استفاده به ۵۰ قسمت

سپاسگزاری

Norbert Haala به‌عنوان سرپرست این پروژه از دانشگاه اشتوتگارت تشکر به عمل می‌آید.

داده‌های استفاده‌شده در این تحقیق تحت یک موافقت‌نامه با ISPRS/EuroSDR در قالب پروژه‌ی تناظریابی متراکم عکس دریافت شده است و از آقای دکتر

مراجع

- [1] Y. Mostafa, "A Review on Various Shadow Detection and Compensation Techniques in Remote Sensing Images," *Canadian Journal of Remote Sensing*, pp. 1-18, 2017.
- [2] M. JANALIPOUR, A. MOHAMMADZADEH, M. J. V. ZOEJ, and S. AMIRKHANI, "BUILDINGS' DAMAGE DETERMINATION AFTER THE EARTHQUAKE BY USING ANFIS MODEL AND REMOTE SENSING IMAGERY," vol. 4, SPRING-SUMMER 2015 2015.
- [3] N. Tatar, M. Saadatsereshta, H. Arefia, and A. Hadavand, "a New Object-Based Framework to Detect Shodows in High-Resolution Satellite Imagery Over Urban Areas," *ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 12/2015 2015.
- [4] L. Lucchese and S. K. Mitra, "A new class of chromatic filters for color image processing. theory and applications," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 13, pp. 534-548, 13 April 2004 2004.
- [5] Y. HaCohen, E. Shechtman, D. B. Goldman, and D. Lischinski, "Optimizing color consistency in photo collections," *ACM Trans. Graph.*, vol. 32, pp. 1-10, 2013.
- [6] A. Gijsenij and T. Gevers, "Color Constancy Using Natural Image Statistics and Scene Semantics," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 33, pp. 687-698, 2011.
- [7] S. Zeki, *Vision of the Brain*: Blackwell Publishing, Inc, 1993.
- [8] M. Janalipour and A. Mohammadzadeh, "Building Damage Detection Using Object-Based Image Analysis and ANFIS From High-Resolution Image (Case Study: BAM Earthquake, Iran)," *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 9, pp. 1937-1945, 2016.
- [9] H. Ishibuchi, *Classification and Modeling with Linguistic Information Granules: Advanced Approaches to Linguistic Data Mining*: Springer-Verlag, 2009.
- [10] K. Trawiński, O. Cordón, L. Sánchez, and A. Quirin, "A Genetic Fuzzy Linguistic Combination Method for Fuzzy Rule-Based Multiclassifiers," *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 21, pp. 950-965, 2013.
- [11] E. H. Mamdani, "Advances in the linguistic synthesis of fuzzy controllers," *International Journal of Man-Machine Studies*, vol. 8, pp. 669-678, 1976/11/01 1976.
- [12] A. Ono, K. Kajiwara, and Y. Honda, "Development of new vegetation indexes, shadow index (SI) and water stress trend (WST)," *Intern. Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Science*, vol. 38, pp. 710-714, 2010.
- [13] M. Janalipour and A. Mohammadzadeh, "A Fuzzy-GA Based Decision Making System for Detecting Damaged Buildings from High-Spatial Resolution Optical Images," *Remote Sensing*, vol. 9, p. 349, 2017.
- [14] S. Bianco, G. Ciocca, C. Cusano, and R. Schettini, "Improving Color Constancy Using Indoor–Outdoor Image Classification," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 17, pp. 2381-2392, 2008.
- [15] S. Bianco, G. Ciocca, C. Cusano, and R. Schettini, "Automatic color constancy algorithm selection and combination," *Pattern Recognition*, vol. 43, pp. 695-705, 3 //2010.
- [16] J. Cepeda-Negrete and R. E. Sanchez-Yanez, "Automatic selection of color constancy algorithms for dark image enhancement by fuzzy rule-based reasoning," *Applied Soft Computing*, vol. 28, pp. 1-10, 3// 2015.
- [17] F. Gasparini and R. Schettini, "Color balancing of digital photos using simple image statistics," *Pattern Recognition*, vol. 37, pp. 1201-1217, 6// 2004.
- [18] Y. Zhang, M. Žumer, A. Salaba, T. Mer'ın, J. Bowen, R. Kilzer, et al., "Developing FRBR-based library catalogs for users (sponsored by SIG/CR)," *Proceedings of the American Society for Information Science and Technology*, vol. 48, pp. 1-4, 2011.
- [19] M. D. Fairchild, "Refinement of the RLAB color space," *Color Research & Application*, vol. 21, pp. 338-346, 1996.

- [20] M. D. Fairchild and R. S. Berns, "Image color-appearance specification through extension of CIELAB," *Color Research & Application*, vol. 18, pp. 178-190, 1993.
- [21] M. D. Fairchild, *Color appearance models*: John Wiley & Sons, 2013.
- [22] V. Tsagaris, G. Ghirstoulas, and V. Anastassopoulos, "A measure for evaluation of the information content in color images," in *IEEE International Conference on Image Processing 2005*, 2005, pp. I-417-20.
- [23] R. M. Haralick, K. Shanmugam, and I. Dinstein, "Textural Features for Image Classification," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. SMC-3, pp. 610-621, 1973.
- [24] M. Unser, "Sum and Difference Histograms for Texture Classification," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI- , pp. 118-125, 1986.
- [25] E. H. Land, *The retinex theory of color vision*: Citeseer, 1977.
- [26] E. H. Land and J. J. McCann, "Lightness and Retinex Theory," *Journal of the Optical Society of America*, vol. 61, pp. 1-11, 1971/01/01 1971.
- [27] G. Buchsbaum, "A spatial processor model for object colour perception," *Journal of the Franklin Institute*, vol. 310, pp. 1-26, 1980/07/01 1980.
- [28] G. D. Finlayson and E. Trezzi, "Shades of Gray and Colour Constancy," presented at the *Color Imaging*, Scottsdale, Arizona., 2004.
- [29] J. v. d. Weijer, T. Gevers, and A. Gijsenij, "Edge-Based Color Constancy," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 16, pp. 2207-2214, 2007.
- [30] A. Chakrabarti, K. Hirakawa, and T. Zickler, "Color Constancy with Spatio-Spectral Statistics," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 34, pp. 1509-1519, 2012.
- [31] J. Vazquez-Corral, M. Vanrell, R. Baldrich, and F. Tous, "Color Constancy by Category Correlation," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 21, pp. 1997-2007, 2012.
- [32] G. D. Finlayson, S. D. Hordley, and M. S. Drew, "Removing Shadows from Images," in *Computer Vision — ECCV 2002: 7th European Conference on Computer Vision Copenhagen, Denmark, May 28–31, 2002 Proceedings, Part IV*, A. Heyden, G. Sparr, M. Nielsen, and P. Johansen, Eds., ed Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2002, pp. 823-836.
- [33] M. Ebner, *Color constancy* vol. 6: John Wiley & Sons, 2007.