

مقایسه الگوریتم‌های تشخیص نقاط ویژه تصاویر در فضاهای رنگ مختلف به منظور تهیه نقشه سه بعدی درختان

ایوب جعفری ملک آبادی^۱، مهدی خجسته‌پور^{۲*}، باقر عمادی^۳

۱. دانشجوی دکتری، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد

۲. دانشیار، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد

۳. دانشیار، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۵/۷/۴ - تاریخ تصویب: ۱۳۹۵/۹/۳۰)

چکیده

عملیات کشاورزی در باغات مانند سم‌پاشی، آبیاری و ... در زمینه کشاورزی دقیق و رباتیک کشاورزی وابستگی زیادی به شکل تاج درخت و ساختار آن دارد. بنابراین داشتن مدل سه‌بعدی و نقشه عمق درختان می‌تواند مفید باشد. یکی از روش‌های ایجاد مدل سه‌بعدی، استفاده از روش بینایی استریو است. مهمترین مرحله در این روش، تعیین نقاط متناظر است. برای انجام این کار ابتدا باید نقاط ویژه در هر تصویر شناسایی شوند. الگوریتم‌های مختلفی بدین منظور نوشته شده است. در این تحقیق شش الگوریتم Harris-Stephens، Minimum eigenvalue، MSER، FAST، SURF و BRISK در فضاها و مولفه‌های RGB، G، HSV، H، YCbCr، Y، NTSC، Lab و a بررسی و مقایسه شد. نتایج نشان داد که الگوریتم SURF بهترین عملکرد را داشت. نقاط ویژه‌ای که این الگوریتم تشخیص داد در اکثر فضاها ثابت بود که نشان از پایداری این الگوریتم در فضاهای مختلف دارد. بعد از الگوریتم SURF بهترین عملکرد را الگوریتم MSER داشت. این الگوریتم محصولات درخت را به عنوان نقاط ویژه تشخیص داد. اگر چه تعداد این نقاط کم است اما در صورتی که نتوان نقاط گوشه را در دو تصویر با هم مطابقت داد، از این نقاط می‌توان به عنوان نقاط مشترک جهت تطابق استفاده کرد. الگوریتم‌ها در فضاها و مولفه‌های HSV، H، YCbCr و NTSC بهترین عملکرد را داشتند و در فضای RGB و Y از نظر تعداد نقاط ویژه تشخیص داده شده پایدارتر عمل کردند.

واژه‌های کلیدی: درخت، بینایی استریو، الگوریتم‌های تشخیص نقاط ویژه، فضاهای رنگی، MSER، SURF.

مقدمه

استریو ویژن در حوزه بینایی ماشین و پردازش تصویر است. در این روش باید حداقل دو تصویر از یک صحنه از زوایای مختلف داشته باشیم. انحراف و عدم تطابق اشیا در نمای سه‌بعدی دودیدی در مقایسه با دو نمای یک‌دیدی منجر به درک عمق و نقشه سه‌بعدی می‌شود (Bhatti, 2012). برای پیاده‌سازی بینایی استریو سه مرحله اصلی کالیبراسیون دوربین، تعیین نقاط متناظر در دو تصویر و در نهایت بازیابی مختصات سه‌بعدی نقاط متناظر مطرح می‌باشد. مهمترین مرحله، انجام عمل تطبیق یا تعیین نقاط متناظر است.

پژوهشگران روشی را برای تهیه نقشه‌های سه‌بعدی برای استفاده در کشاورزی دقیق با روش بینایی ماشین پیشنهاد نمودند. مغز این سامانه یک دوربین استریو بود که توده‌ای از نقاط تولید می‌نمود که به مختصات جغرافیایی تبدیل و در یک نقشه جهانی مونتاژ می‌شد. نتایج نشان داد که سامانه استریو می‌تواند سطحی از جزئیات و دقت مورد نیاز در تهیه نقشه‌های سه بعدی برای کشاورزی دقیق و ساخت ربات کاربردی را فراهم

کند (Rovira-Mas et al., 2008).

مدل سه بعدی درختان کاربرد های بسیاری در مباحث کشاورزی دقیق و رباتیک کشاورزی دارد. بسیاری از فعالیت‌های کلیدی کشاورزی از جمله سمپاشی، آبیاری، کوددهی و تربیت و هرس محصولات، تا حد زیادی بستگی به خواص ساختاری و هندسی درختان دارند. بنابراین با داشتن اطلاعات در مورد حجم درخت می‌توان این عملیات را دقیق تر انجام داد و بازدهی عملیات افزایش و مصرف نهاده‌ها کاهش می‌یابد (Rosell and Sanz, 2012). در برخی تحقیقات نتیجه استفاده از سامانه هوشمند و پاشش سم بر اساس تاج درختان، صرفه جویی مایع به میزان ۷۰، ۵۸، ۲۸ و ۳۹ درصد در مقایسه با روش متداول برای باغات زیتون، انگور، گلابی و سیب ذکر شده است (Gil et al. 2007; Llorens et al. 2010; Solanelles et al. 2006).

یکی از روش‌های ایجاد مدل سه‌بعدی استفاده از روش

نشان داد که الگوریتم FAST دارای سرعت و کارایی بهتری بود (Saipullah *et al*, 2013).

در تحقیقی دیگر الگوریتم‌های تشخیص‌دهنده و توصیف‌گر ویژگی مقایسه شدند. در این پژوهش نتایج ارزیابی کارایی الگوریتم‌های تشخیص‌دهنده ویژگی SIFT، SURF، CenSurE، BRISK، AGAST، ORB و FAST نشان داد که الگوریتم‌های SURF، BRISK و SIFT کارایی بهتری داشتند (Canclini *et al*, 2013).

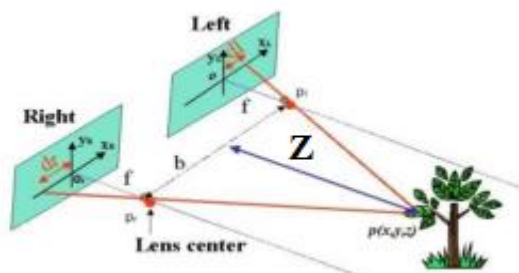
بررسی تحقیقات انجام شده نشان می‌دهد که استفاده از روش بینایی استریو در تحقیقاتی دیگر (در زمینه‌های غیر از تخمین حجم درخت) موفقیت آمیز بوده است. اما این روش تاکنون به منظور اندازه‌گیری پارامترهای هندسی درختان و مدل‌سازی سه بعدی درختان استفاده نشده است و در زمینه عملکرد الگوریتم‌های موجود در این بحث نتایجی در دسترس نمی‌باشد. در این تحقیق الگوریتم‌های موجود برای استخراج نقاط ویژه تصاویر در فضاهای رنگی مختلف مورد بررسی و مقایسه قرار گرفت.

مواد و روش‌ها

سامانه بینایی استریو و تصویر برداری

درختچه مصنوعی گیلان با ابعاد 70×50 سانتی‌متر به صورت مخروطی با تراکم متوسط ساخته شد. برای تصویربرداری از یک دوربین Nikon COOLPIX P510 استفاده شد. دوربین به صورت تصویربرداری دستی با مشخصات جدول ۱ تنظیم شد.

درختچه در اتاق تاریک پردازش تصویر آزمایشگاه بینایی ماشین دانشگاه فردوسی مشهد که با لامپ‌های LED نورپردازی شده بود قرار داده شد. دوربین در فاصله ۱۰۰ سانتی‌متر از ابتدای درخت (جهت Z) و در ارتفاع ثابت (جهت Y) قرار داده شد و پس از تصویر برداری از سمت راست به اندازه ۵۰ سانتی‌متر در راستای افق (جهت X) جابجا شد و تصویربرداری سمت چپ انجام شد. (تصاویر ۱ در شکل ۲). با توجه به شکل ۱ عمق از رابطه ۱ بدست می‌آید.



شکل ۱. هندسه سامانه بینایی استریو

در مطالعه‌ای تشخیص خودکار مسیر حرکت تراکتور و جداسازی نوار محصول ردیف شده از سطح مزرعه با استفاده از روش بینایی استریو و آموزش بافت انجام شد. به منظور کاهش اشتباهات سامانه دید استریو در تخمین موقعیت هدف، اطلاعات شکل برای طبقه‌بندی در شرایط نوری استفاده شد. طبقه‌بندی برای داده‌های سامانه هدایت بینایی استریو روی تراکتور ارزیابی شد. این سامانه نشان داد که قادر به طبقه‌بندی نوار مواد گیاهی با آموزش ظاهر آن می‌باشد (Blas and Blanke, 2011).

همچنین محققین سامانه اندازه‌گیری خودکار برای نظارت بر رشد کاهو با استفاده از روش بینایی ماشین را طراحی نمودند. آن‌ها برای تطابق ویژگی‌ها از الگوریتم SURF استفاده کردند. این سامانه، ویژگی‌های هندسی مانند مساحت برگ، ارتفاع بوته، حجم و قطر را محاسبه نمود. پس از آن، منحنی‌های رشد گیاه از داده‌های ویژگی‌های گیاه ترسیم شد. این سامانه وقتی که در عمل پیاده‌سازی شد نتایج امیدوار کننده‌ای داشت (Yeh *et al.*, 2014).

در تحقیقی پارامترهای رشد گیاه با استفاده از مدل بینایی استریو برآورد و برای استخراج و تطابق ویژگی‌ها از الگوریتم SIFT استفاده شد. محققین گزارش دادند که برای استفاده عمومی از این سامانه هیچ تنظیم خاص و یا سازگاری نیاز نیست و برآورد دقیق از ارتفاع بوته (خطا ۴ درصد) و پوشش برگ (خطا ۴/۵ درصد) به دست آمد. همچنین، همبستگی قوی ($R^2=0.94$) بین زیست توده اندازه‌گیری شده گیاه و حجم برآورد شده آن وجود داشت که در آزمون اعتبار سنجی برآورد دقیق از زیست توده (خطا ۴ درصد) به دست آمد. در این روش برای اندازه‌گیری حجم ابتدا مدل سه بعدی گیاه استخراج شد و سپس از مجموع و کسل‌ها^۱ حجم محاسبه شد. از آنجا که این مدل‌سازی سه بعدی ارائه شده ارزان، در دسترس و موثر پردازش شده است، می‌توان آن را بر روی وسایل کشاورزی برای کاربردهای آبی پیاده‌سازی نمود (Lati *et al.*, 2013).

در پژوهشی شش تشخیص دهنده افاین شامل Harris، Hessian، MSER، EBR، IBR و regions salient با یکدیگر مقایسه شدند. در این بررسی الگوریتم MSER بهترین عملکرد را داشت (Mikolajczyk *et al*, 2005).

در مطالعه‌ای الگوریتم‌های تشخیص دهنده ویژگی SIFT، SURF، CenSurE، GFTT، MSER، ORB و FAST مقایسه شدند. نتایج ارزیابی بر روی تصاویر در برنامه‌های موبایل اندروید

1. Voxel= Volumetric cells

جدول ۱. مشخصات تصاویر

Digital zoom	Flash mode	35mm focal length	Focal length (mm)	F-stop	Dimensions (Pixels)	مشخصه
0	No flash	۲۴	۴	f/7.4	۳۲۶۴ × ۲۴۴۷	مقدار

روش‌های مدل کردن را به سه دسته تقسیم کرد. دسته اول از یک مدل خطی خالص استفاده می‌کنند. ساده‌ترین و البته غیر دقیق‌ترین روش، استفاده از مدل متعامد^۸ است. در این مدل فرض است که جسم در فضای سه بعدی به صورت متعامد به فضای دو بعدی نگاشت می‌شود. این تبدیل یک تبدیل خطی ساده است. مدل دوربین نقطه‌ای^۹ هم یک مدل خطی است. مدل‌های خطی از اعوجاج^{۱۰} ایجاد شده در اثر حضور عدسی‌های دوربین صرف نظر می‌کنند. دسته دوم مدل‌های غیر خطی هستند. در این مدل‌ها، در صورتی که تعداد پارامترهای آن‌ها به اندازه کافی باشد، قابلیت مدل کردن اعوجاج را نیز دارند. در این روش پارامترهای مدل در یک فرایند تکراری حداقل سازی خطا به دست می‌آیند. برای اینکه تبدیل مورد نظر به خوبی مشابه سازی شود باید مقادیر اولیه به صورت خوبی تخمین زده شوند. دسته سوم مدل‌هایی هستند که از ترکیب مدل خطی و غیر خطی استفاده می‌کنند و مدل خطی به عنوان مقدار اولیه‌ای برای مدل کلی در نظر گرفته می‌شود. مدل پرسپکتیو^{۱۱} یکی از این نوع مدل‌ها است (Abdollahifard, 2009).

در این تحقیق از روش ترکیبی ارائه شده توسط Heikkila and Silven (1997) که امکان مدلسازی اعوجاج را دارد و پارامترها را با دقت بالایی به دست می‌آورد و همچنین جعبه ابزار کالیبراسیون متلب (Bouguet, 2004) استفاده شد.

اعوجاج زدایی^{۱۲} تصاویر

به صورت تئوری می‌توان یک لنز دوربین بدون اعوجاج را تعریف کرد اما در عمل بدلیل مسائل ساخت هیچ لنزی ایده آل نیست. لنز دوربین واقعی معمولاً در محل پیکسل‌های نزدیک لبه محل صفحه تصویر دچار اعوجاج می‌شود (Bradski and Kaehler, 2008). با به دست آوردن پارامترهای اعوجاج و داخلی دوربین از مرحله کالیبراسیون، می‌توانیم تصاویر را اعوجاج زدایی نماییم. ابتدا تک تک کانال‌های تصویر رنگی اعوجاج زدایی شد و

(رابطه ۱)

$$d = dl - dr = \frac{f \times b}{Z}$$

که d اختلاف مکانی (دیسپرسیته)^۱، f فاصله کانونی، b خط مبنا (فاصله ۲ دوربین) و Z عمق می‌باشد. در این پژوهش b برابر ۵۰ سانتی‌متر و f برابر ۴ میلی‌متر می‌باشد.

کالیبراسیون^۲ دوربین‌ها

برای کالیبراسیون سامانه استریو ابتدا باید دوربین چپ و راست را کالیبره کرد و سپس با استفاده از پارامترهای این دو دوربین سامانه استریو را کالیبره نمود. کالیبراسیون دوربین به معنای تخمین پارامترهای داخلی^۳ و خارجی^۴ مدل دوربین است. حل مسئله کالیبراسیون، استفاده از روابط بین مختصات سه بعدی فضا، دوربین و تصویر جهت استخراج پارامترهای مذکور است. روش‌های بسیاری جهت انجام این کار وجود دارد که هر یک با توجه به نوع نیاز سیستم، محیط تصویربرداری، دقت، سرعت و امکانات انتخاب می‌شود (Darvish Zadeh Varcheie & Aghaizadeh Zorofi, 2006). پارامترهای خارجی با تغییر موقعیت نسبی دستگاه مختصات تغییر می‌کنند و شامل ماتریس چرخش و جابجایی می‌شود. چرخش شامل سه زاویه اولیور و جابجایی شامل جابجایی در سه جهت x ، y و z می‌باشد. پارامترهای داخلی تابع نوع و ویژگی‌های ساختمانی دوربین هستند و تغییر نمی‌کنند. این پارامترها شامل فاصله کانونی، دو مولفه x و y نقطه اصلی در دستگاه مختصات تصویر، نسبت عرض به طول سنسور دوربین^۵، دو مولفه اعوجاج شعاعی^۶ و دو مولفه اعوجاج مماسی^۷ می‌باشند (Abdollahifard, 2009).

در کالیبراسیون، تبدیل از فضای سه بعدی کلی به فضای دو بعدی تصویر، با حل یک دستگاه معادلات و به دست آوردن پارامترهای دوربین به دست می‌آید. برای دوربین می‌توان مدل‌های متفاوتی را در نظر گرفت. در یک دسته بندی کلی می‌توان

1. Disparity
2. Calibration
3. Intrinsic parameters
4. Extrinsic parameters
5. Aspect ratio
6. Radial distortion
7. Tangential distortion

8. Orthographic
9. Pinhole camera
10. Distortion
11. Perspective
12. Un-distort

سپس از ترکیب آن‌ها تصویر رنگی اصلی بدست آمد.

راست‌سازی^۱ تصاویر

استاندارد است که معمولاً روش قابل قبولی است. در اصل فضای رنگ، مشخصات سیستم مختصات و زیرفضایی درون آن سیستم است که در آن هر رنگ فقط با یک نقطه بیان می‌شود. فضاهای رنگی از نظر رنگ، شدت روشنایی و ترکیب آن‌ها با یکدیگر متفاوت هستند. الگوریتم‌هایی که در مباحث بینایی ماشین مورد استفاده قرار می‌گیرند از نظر مبتنی بودن بر این ویژگی‌ها (رنگ، شدت روشنایی و ترکیب آن‌ها) با هم تفاوت دارند. مثلاً الگوریتمی که مبتنی بر رنگ تصویر است، تمایز بین بخش‌های مختلف و آستانه‌گیری را بر اساس مقادیر رنگ انجام می‌دهد. بنابراین به منظور ارزیابی فضاهای مختلف در این تحقیق، فضاهای RGB، HSV، YCbCr، NTSC و Lab استفاده شد. همچنین به منظور بررسی تفاوت مقادیر و شدت رنگ، کانال‌های G (کانال سبز از فضای RGB)، H (کانال رنگ از فضای HSV)، Y (کانال روشنایی از فضای YCbCr) و a (کانال محور تضاد رنگی قرمز/سبز از فضای Lab) نیز بررسی شد. استفاده از کانال‌های سبز و سبز/قرمز به این دلیل بود که تصویر هدف درختی است با برگ‌های سبز و محصول قرمز.

تشخیص نقاط ویژه تصاویر

همان‌طور که در بخش مقدمه ذکر شد، یکی از مراحل در روش بینایی استریو تعیین نقاط متناظر در دو تصویر می‌باشد. برای انجام این کار ابتدا باید نقاط ویژه در هر تصویر شناسایی شوند. سپس این نقاط با معیارهای مناسب تطبیق داده می‌شوند و اجزای متناظر در دو تصویر مشخص می‌شوند. الگوریتم‌های مختلفی به منظور شناسایی اجزا و عناصر تصویر نوشته شده است. در این تحقیق ۶ الگوریتم از نظر یافتن تعداد نقاط ویژه، تعداد نقاط مشترک بین دو تصویر راست و چپ و کیفیت نقاط مورد ارزیابی و مقایسه قرار گرفت.

الگوریتم Harris-Stephens

این الگوریتم توسط Harris and Stephens (1988) ارائه شد. این الگوریتم با در نظر گرفتن اختلاف امتیاز گوشه بر اساس جهت مستقیم، گوشه‌ها را تشخیص می‌دهد.

الگوریتم Minimum eigenvalue

این الگوریتم توسط Shi and Tomasi (1994) ارائه شد که بر مبنای روش تشخیص گوشه Harris می‌باشد اما با کمی تغییر در معیار انتخاب از روش اصلی بهتر عمل می‌کند. روش Harris یک امتیاز برای هر پیکسل محاسبه می‌کند و اگر از یک مقدار خاص بالاتر بود، آن پیکسل را بعنوان گوشه تشخیص می‌دهد. امتیاز بر اساس دو مقدار ویژه محاسبه می‌شود پس ما دو مقدار به تابع می‌دهیم و تابع با دستکاری آن‌ها یک امتیاز را برمی-

یگربندی کاملاً هم تراز در یک سامانه استریو واقعی نادر است، چرا که تقریباً هیچ وقت دو دوربین دقیقاً هم صفحه و صفحات تصویر هم ردیف نیستند. اعوجاج‌زدایی به صورت ریاضی اعوجاج لنز را حذف می‌کند و برای یک تصویر هم کاربرد دارد اما راست‌سازی به صورت ریاضی تصاویر را نسبت به یکدیگر میزان می‌کند. در واقع در این مرحله می‌خواهیم صفحات تصویر را دوباره افکنش^۲ کنیم به طوری که آن‌ها دقیقاً در یک صفحه یکسان با ردیف‌های تصویری که به صورت مستقیم و موازی هم تراز شده باشند قرار گیرند. محاسبه‌ی اختلاف مکانی وقتی که دو صفحه تصویر دقیقاً هم‌تراز هستند کار ساده‌تری است و تناظر^۳ استریو قابل اطمینان‌تر است (Bradski and Kaehler, 2008). با محاسبه پارامترهای خارجی و داخلی دوربین در مرحله کالیبراسیون، راست‌سازی تصاویر انجام شد.

جداسازی درخت

در تصاویر تهیه شده بخش‌هایی وجود دارد که غیرقابل استفاده و مزاحم هستند. همچنین برای انجام پردازش تصویر نیاز به میزان حافظه و پردازشگر قابل قبولی در سیستم است. بنابراین با حذف بخش‌های اضافه از تصویر می‌توانیم به عملیات پردازش تصویر سرعت بخشیم. تصاویر اصلی در ابعاد 2448×3264 پیکسل بود. بخشی از تصویر که شامل درختچه می‌شد به ابعاد 1500×950 پیکسل جدا شد.

حذف پس زمینه^۴

علاوه بر تنظیم دوربین، یکی از پیش پردازش‌های مورد نیاز دیگر، حذف پس زمینه می‌باشد. روش‌های زیادی برای حذف پس زمینه ارائه شده است (Zang and Klette, 2004, Li et al., 2004). در این تحقیق به منظور حذف پس زمینه، با استفاده از برنامه Color Thresholder نرم افزار متلب، سه ماسک^۵ در فضاهای RGB، HSV و YCbCr تهیه شد. با اعمال ماسک‌های بدست آمده بر روی تصاویر اصلی پس زمینه حذف و درختچه جدا شد.

مولفه‌ها و فضاهای رنگی مورد آزمایش

هدف فضای رنگ تسهیل تعیین مشخصات رنگ‌ها در یک

1. Rectification
2. Projection
3. Correspondence
4. Image segmentation
5. Mask image

گر ویژگی آن بر مبنای مجموع پاسخ موجک Haar در اطراف نقطه مورد نظر است (Panchal et al., 2013; Işık and Ozkan, 2015).

الگوریتم BRISK^{۱۰}

این الگوریتم توسط (Leutenegger et al. 2011) ارائه شد. این روش برای تشخیص، توصیف و تطابق نقاط کلیدی^{۱۱} برای وضعیتی که اطلاعات قبلی از صحنه و وضع دوربین به اندازه کافی وجود ندارد، پیشنهاد شد. آن‌ها بیان کردند که این الگوریتم عمل تطبیق را سریعتر از الگوریتم‌های دارای کارایی بالا مانند SIFT و SURF انجام می‌دهد. خصوصیت منحصربفرد این الگوریتم این است که می‌تواند برای طیف وسیعی از کاربردها، بخصوص وقتی با محدودیت قدرت پردازش و شرایط بلادرنگ^{۱۲} روبرو هستیم، مفید باشد.

ارزیابی

معیارهای ارزیابی در این تحقیق تعداد نقاط ویژگی در هر تصویر، یکنواختی و موقعیت مکانی نقاط و تعداد نقاط مشترک بین تصاویر راست و چپ بود. تعداد نقاط ویژگی به صورت کمی ارزیابی شد اما در اینجا بحث در مورد موقعیت مکانی نقاط و تعداد نقاط مشترک بین تصاویر راست و چپ جنبه بصری داشت.

نتایج و بحث

کالیبراسیون دوربین، اعوجاج زدایی و راست سازی تصاویر

برای کالیبراسیون دوربین‌ها ۱۴ تصویر برای هر دوربین از صفحه شطرنجی گرفته شد. ابعاد صفحه ۲۱ × ۲۹ و بعد مربع‌های آن ۳ سانتی‌متری بود. نتایج کالیبراسیون در جدول ۲ آورده شده است. خطای کالیبراسیون کمتر از ۰/۲ پیکسل به دست آمد که دقت مناسبی برای پیاده سازی سامانه استریو می‌باشد.

با استفاده از پارامترهای بدست آمده از کالیبراسیون، تصاویر اعوجاج زدایی و راست سازی شدند. تصاویر ۲ و ۳ در شکل ۲ به ترتیب تصاویر بدون اعوجاج و راست شده را نشان می‌دهند.

گرداند. اما Shi and Tomasi پیشنهاد دادند که تابع باید با تنها مقدار ویژه انجام شود که بررسی کند آیا پیکسل گوشه است یا نه. بنابراین از کمینه دو مقدار ویژه برای تابع استفاده می‌شود.

الگوریتم MSER^۱

این الگوریتم توسط (Matas et al. 2002) ارائه شد. این روش برای شناسایی لکه (ناحیه) مشخصی از تصویر استفاده می‌شود. الگوریتم با آستانه‌گذاری روی تمام سطوح خاکستری تصویر لیستی از تعداد جامع اجزای تصویر برای تطابق را تهیه می‌کند. ابتدا همه‌ی پیکسل‌ها را بر مبنای مقدار خاکستری رتبه بندی می‌کند و سپس همانطور که آستانه تغییر می‌کند به طور افزایشی پیکسل به هر مولفه مربوط اضافه می‌شود (Nister and Stewenius, 2008). مساحت هر مولفه (ناحیه) به عنوان آستانه تغییر کرده نمایش داده می‌شود. نواحی که نرخ تغییر مساحت آستانه آن‌ها کمتر است، به عنوان ثبات حداکثری^۲ تعریف می‌شوند و به عنوان نواحی شناسایی برگردانده می‌شوند. این نتایج در نواحی که هر دوی فتومتریک و هندسه افاین^۳ ثابت هستند، تغییر شکل می‌دهند (Szeliski, 2010).

الگوریتم FAST^۴

این الگوریتم توسط (Rosten and Drummond 2005) ارائه شد که یک روش تشخیص گوشه^۵ است و می‌تواند برای استخراج نقاط ویژگی^۶ استفاده شود. همانطور که از نام آن مشخص است، این الگوریتم سریع است و در واقع از دیگر روش‌های معروف استخراج ویژگی مانند SIFT^۷، SUSAN و Harris سریع‌تر است. علاوه بر این وقتی برای روش‌های یادگیری ماشین^۸ استفاده می‌شود، با توجه به منابع محاسباتی و زمان کمتر، عملکرد بهتری را می‌توان به دست آورد.

الگوریتم SURF^۹

این الگوریتم توسط (Bay et al. 2008) به عنوان یک تشخیص دهنده و توصیف‌گر ویژگی محلی ارائه شد و الهام گرفته از الگوریتم SIFT می‌باشد اما چندین برابر سریع‌تر از آن است. این الگوریتم برای تشخیص نقاط ویژه، از یک تقریب صحیح تعیین کننده آشکارساز لکه Hessian استفاده می‌کند و توصیف-

1. Maximally stable extremal regions
2. Maximally stable
3. Affine
4. Features from accelerated segment test
5. Corner
6. Feature points
7. scale-invariant feature transform
8. Machine learning
9. Speeded Up Robust Features

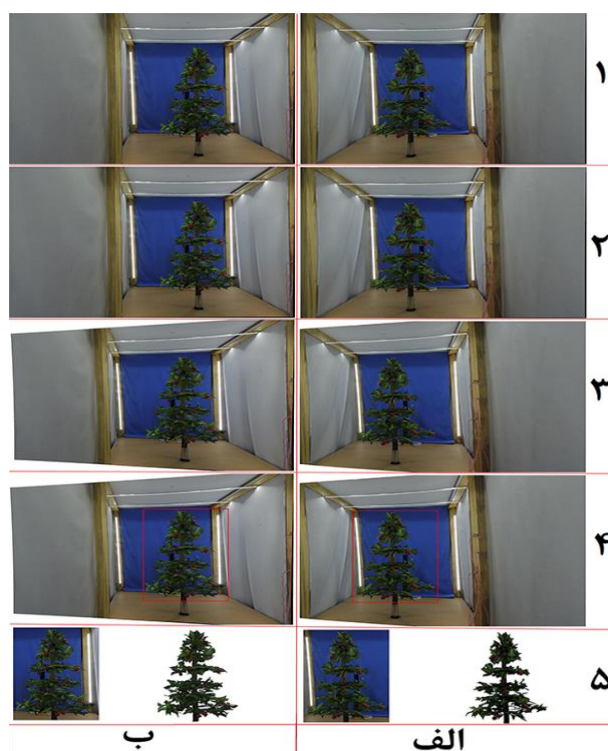
10. Binary Robust Invariant Scalable Keypoints

11. Keypoints

12. Real-time

جدول ۲. نتایج کالیبراسیون برای دوربین چپ، راست و سامانه استریو (برحسب پیکسل)

سامانه	پارامترها	دوربین چپ	دوربین راست	
تک دوربین	فاصله کانونی	$2335/099 \pm 8/548$	$2323/390 \pm 7/310$	
	نقطه اصلی	$2334/168 \pm 8/243$	$1651/236 \pm 7/127$	
	ضریب انحراف	$1271/349 \pm 9/180$	$1278/623 \pm 7/771$	
	ضرایب اعوجاج	شعاعی	$-0/0254 \pm 0/0045$	$0/0004 \pm 0/0039$
		مماسی	$-0/0008 \pm 0/0043$	$-0/0170 \pm 0/0035$
			$0/0075 \pm 0/0012$	$0/0032 \pm 0/0010$
	خطا	X	$0/0098 \pm 0/0009$	$0/0060 \pm 0/0008$
		Y	$0/193$	$0/163$
	استریو	فاصله کانونی	$2929/857 \pm 131/234$	$2729/732 \pm 123/600$
		نقطه اصلی	$2942/340 \pm 131/092$	$1772/300 \pm 87/986$
ضریب انحراف		$1043/356 \pm 120/004$	$1189/973 \pm 94/267$	
ضرایب اعوجاج		شعاعی	$0/0026 \pm 0/0537$	$-0/0309 \pm 0/0508$
		مماسی	$-0/0335 \pm 0/0694$	$0/0541 \pm 0/0543$
			$0/0009 \pm 0/0115$	$0/0151 \pm 0/0055$
بردار چرخش		$[0/0081 \quad 0/0392 \quad 0/0199] \pm [0/059] \quad 0/0059$	$0/0284 \quad -0/0440$	
بردار انتقال		$[55/315 \quad 13/693 \quad 21/351] \pm [160/162] \quad -160/162$	$6/907 \quad -589/197$	



شکل ۲. الف) تصاویر راست، ب) تصاویر چپ، ۱) تصویر اصلی، ۲) تصویر اعوجاج زدایی شده، ۳) تصویر راست سازی شده، ۴) محدوده جداسازی درخت (۵) حذف پس زمینه و تصویر جدا شده

جداسازی درخت و حذف پس زمینه

تصاویری که دارای سه مولفه بودند، قبل از اجرای الگوریتم به فضای خاکستری تبدیل شدند.

جداول ۳ و ۴ تعداد نقاط ویژگی پیدا شده توسط هر الگوریتم در فضاهای مختلف به ترتیب برای تصاویر چپ و راست و شکل‌های ۳ الی ۱۱ نتایج اجرای ۶ الگوریتم در فضاهای مختلف را بر روی تصاویر نشان می‌دهد. نتایج الگوریتم‌ها بر روی تصاویر به جز برای Harris-Stephens و MSER، تنها ۱۰۰ نقطه قوی‌تر نمایش داده شد.

به منظور حذف بخش‌های مزاحم و افزایش سرعت پردازش، هدف از تصویر (تصویر اعوجاج زدایی و راست‌سازی شده) جدا شد. تصاویر ۴ در شکل ۲ محدوده جداسازی هدف را نشان می‌دهد. سپس با اعمال ماسک‌های بدست آمده بر روی تصویر جدا شده، پس زمینه حذف شد. تصاویر ۵ در شکل ۲ تصویر جدا شده و تصویر پس از حذف پس زمینه را نشان می‌دهد.

تشخیص نقاط ویژه در فضاهای رنگی مختلف

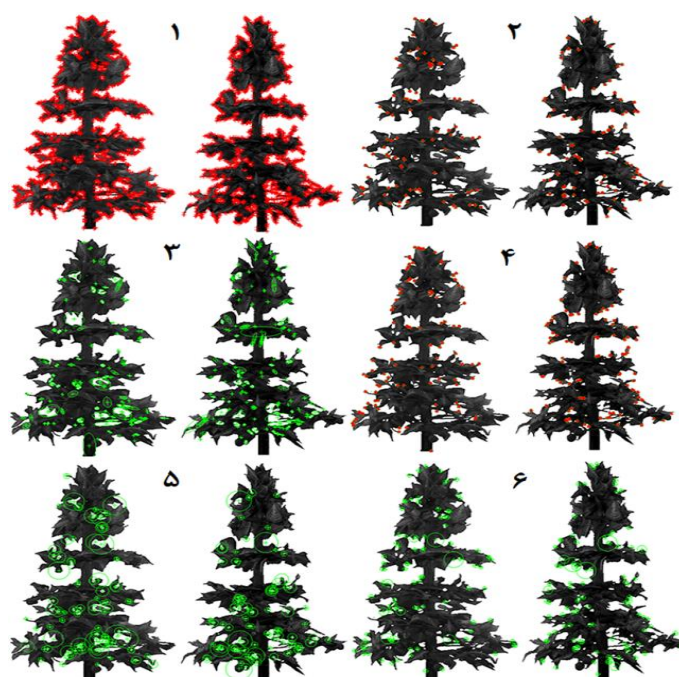
این الگوریتم‌ها بر روی تصاویر خاکستری اجرا می‌شوند. بنابراین

جدول ۳. تعداد نقاط ویژگی در تصویر چپ

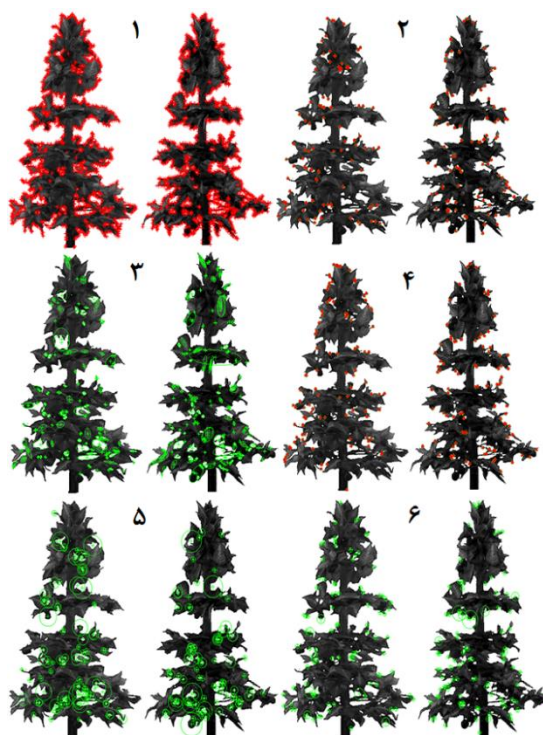
BRISK	SURF	FAST	MSER	Min.eigen	Harris	الگوریتم
						فضا و مولفه
۲۱۸۰	۴۰۲۴	۲۸۹۵	۱۸۶	۲۱۸۸	۲۰۰۵	RGB
۲۱۴۴	۴۱۵۷	۲۸۹۶	۲۰۱	۲۱۸۸	۱۹۸۸	G
۱۰۴۷	۵۴۹۷	۱۶۹۵	۵۳۱	۶۲۷۴	۱۰۵۸	HSV
۲۳۵۴	۵۳۹۴	۳۷۴۳	۱۲۴۰	۴۲۱۶	۲۱۷۷	H
۳۵۲	۱۷۵۴	۲۱۰	۱۰۰	۲۵۰۱	۱۹۸۹	YCbCr
۱۲۱۹	۲۹۵۸	۱۲۳۴	۲۸۴	۳۰۶۳	۱۷۱۵	Y
۴۴۳	۱۸۷۵	۱۹۸	۱۱۴	۲۴۲۹	۱۹۱۶	NTSC
۶۶۷	۲۱۵۳	۶۷۰	۹۷	۲۳۹۴	۱۹۱۶	Lab
۳	۵۴۷	۸	۱۱	۳۶۰۹	۱۵۹۳	a

جدول ۴. تعداد نقاط ویژگی در تصویر راست

BRISK	SURF	FAST	MSER	Min.eigen	Harris	الگوریتم
						فضا و مولفه
۲۰۰۴	۴۱۹۴	۲۴۴۱	۲۱۰	۲۲۷۷	۱۹۵۰	RGB
۱۹۶۳	۴۳۴۶	۲۴۱۸	۲۵۱	۲۳۰۲	۱۹۵۳	G
۲۱۲۷	۶۰۶۳	۳۷۹۶	۱۵۳۴	۷۵۸۶	۱۷۱۵	HSV
۲۹۷۶	۵۷۳۷	۵۰۲۶	۱۴۷۶	۶۳۹۷	۲۲۶۰	H
۴۸۰	۱۸۲۴	۴۷۷	۸۶	۲۶۹۸	۱۹۰۲	YCbCr
۱۲۰۴	۳۱۷۲	۱۲۳۸	۲۴۷	۳۱۲۰	۱۵۱۲	Y
۴۵۳	۲۰۱۴	۳۰۶	۹۷	۲۸۰۴	۱۸۸۰	NTSC
۶۹۲	۲۲۸۲	۹۳۲	۸۶	۲۶۷۵	۱۹۱۵	Lab
۹	۶۲۵	۱۵	۲۶	۳۸۱۶	۱۵۹۵	a

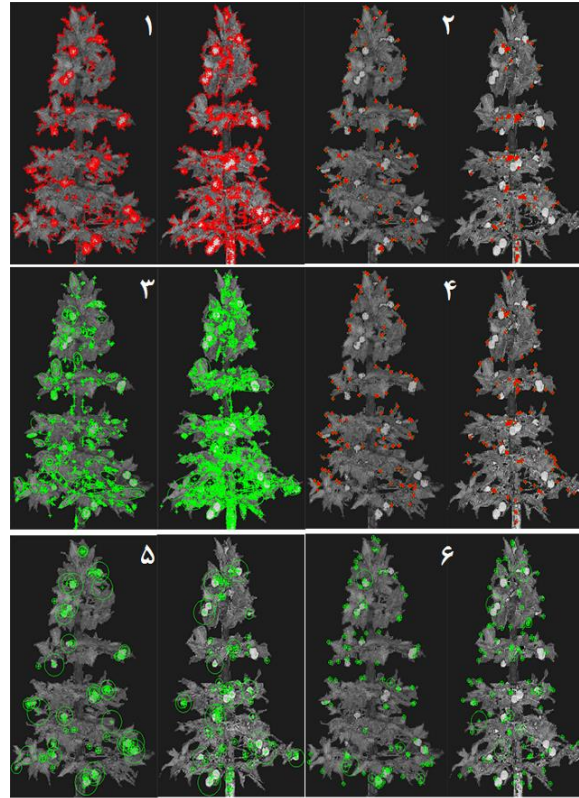


شکل ۳. نتایج اجرای الگوریتم‌های مختلف در فضای RGB. (۱) Harris-Stephens (۲) Minimum eigenvalue (۳) MSER (۴) FAST (۵) SURF (۶) BRISK

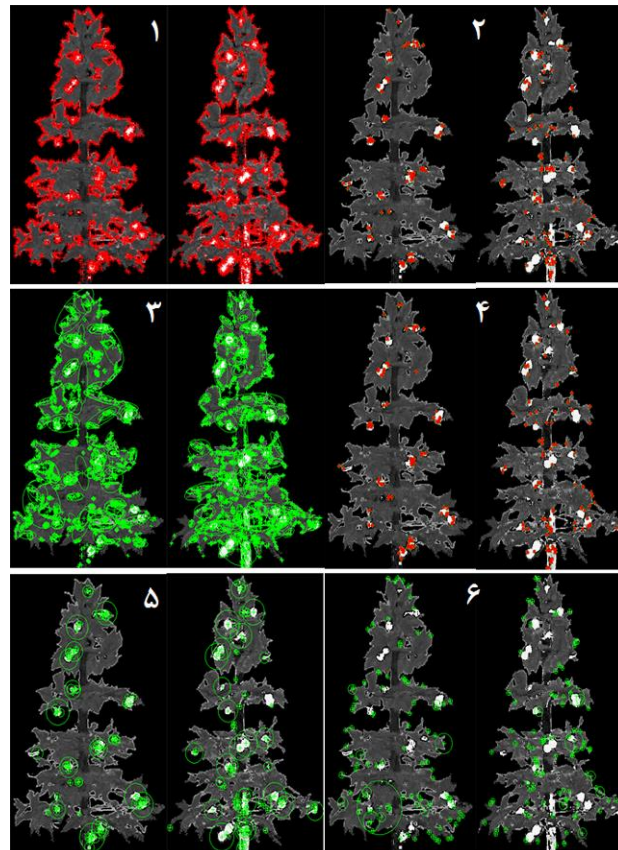


شکل ۴. نتایج اجرای الگوریتم‌های مختلف در فضای G. (۱) Harris-Stephens (۲) Minimum eigenvalue (۳) MSER (۴) FAST (۵) SURF (۶) BRISK

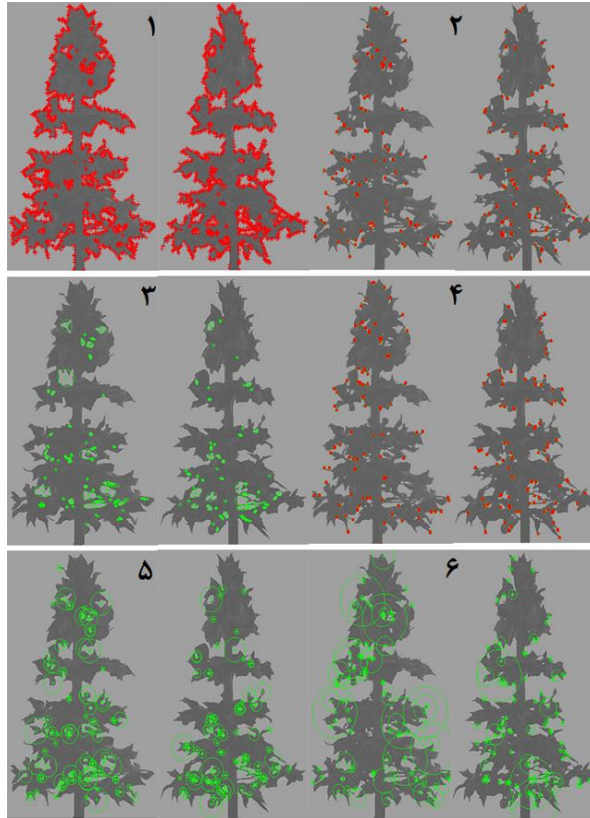
جعفری ملک آبادی و همکاران: مقایسه الگوریتم‌های تشخیص نقاط ویژه تصاویر در فضاهاى رنگ مختلف به... ۶۳



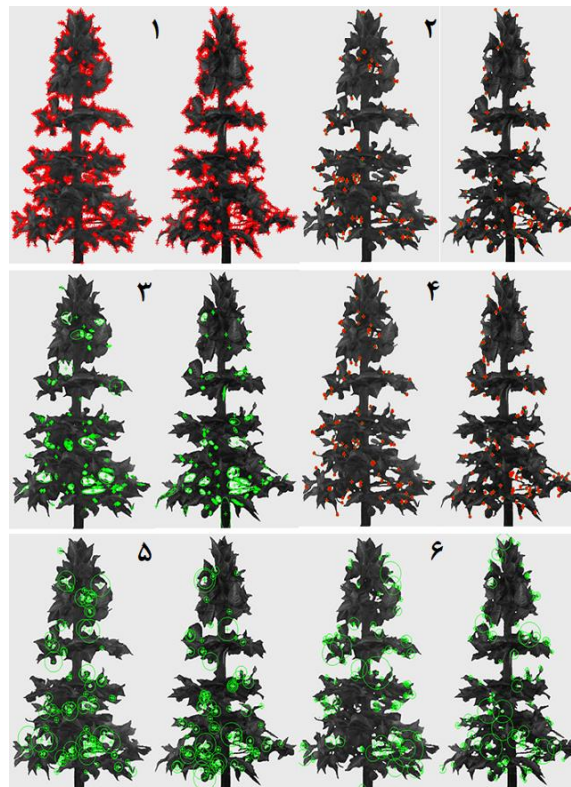
شکل ۵. نتایج اجرای الگوریتم‌های مختلف در فضای HSV (۱) Harris-Stephens (۲) Minimum eigenvalue (۳) MSER (۴) FAST (۵) SURF (۶) BRISK



شکل ۶. نتایج اجرای الگوریتم‌های مختلف در فضای H (۱) Harris-Stephens (۲) Minimum eigenvalue (۳) MSER (۴) FAST (۵) SURF (۶) BRISK

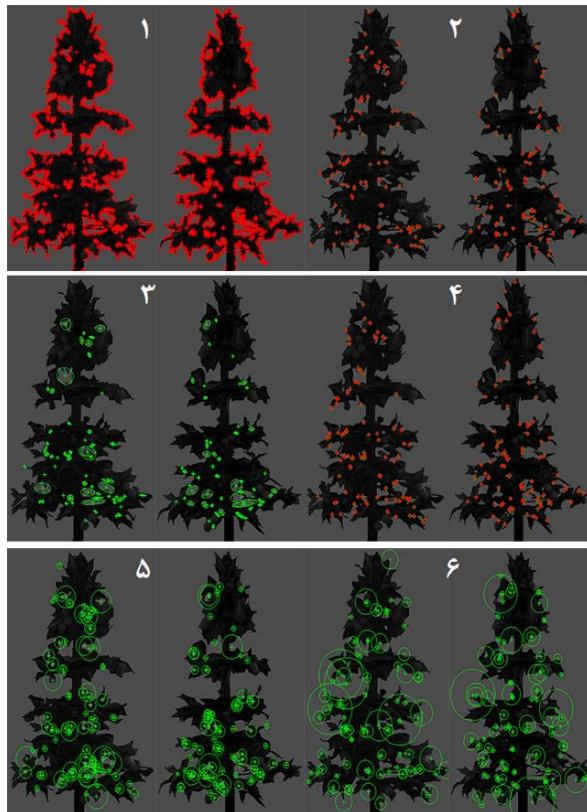


شکل ۷. نتایج اجرای الگوریتم‌های مختلف در فضای YCbCr. (۱) Harris-Stephens (۲) Minimum eigenvalue (۳) MSER (۴) FAST (۵) SURF (۶) BRISK

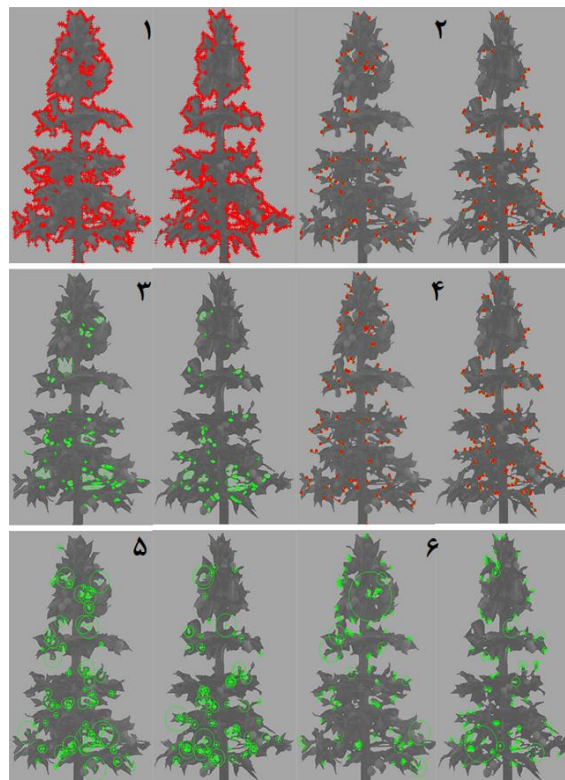


شکل ۸. نتایج اجرای الگوریتم‌های مختلف در فضای Y. (۱) Harris-Stephens (۲) Minimum eigenvalue (۳) MSER (۴) FAST (۵) SURF (۶) BRISK

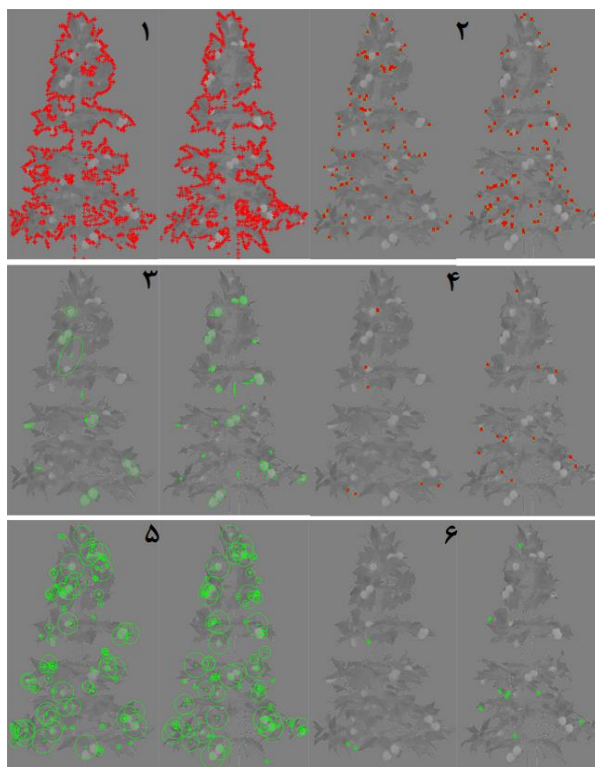
جعفری ملک آبادی و همکاران: مقایسه الگوریتم‌های تشخیص نقاط ویژه تصاویر در فضاهاى رنگ مختلف به... ۶۵



شکل ۹. نتایج اجرای الگوریتم‌های مختلف در فضای NTSC (۱) Harris-Stephens (۲) Minimum eigenvalue (۳) MSER (۴) FAST (۵) SURF (۶) BRISK (۷)



شکل ۱۰. نتایج اجرای الگوریتم‌های مختلف در فضای Lab (۱) Harris-Stephens (۲) Minimum eigenvalue (۳) MSER (۴) FAST (۵) SURF (۶) BRISK (۷)



شکل ۱۱. نتایج اجرای الگوریتم‌های مختلف در فضای a. (۱ Harris-Stephens (۲ Minimum eigenvalue (۳ MSER (۴ FAST (۵ SURF (۶ BRISK

پیدا نمود. تعداد نقاط مشترک بین دو تصویر با حروف A : تعداد ۰-۲، B : تعداد ۳-۴، C : تعداد ۵-۶ و D : تعداد بیش از ۶ نقطه مشخص شده اند. جدول ۵ نتایج ارزیابی الگوریتم‌ها در فضاهای مختلف را نشان می‌دهد.

تعداد نقاط تشخیص داده شده در مقایسه با یکدیگر در سه دسته: کم برای تعداد نقاط کمتر از ۱۰۰۰، متوسط برای تعداد نقاط بین ۱۰۰۰ تا ۳۰۰۰ و بسیار برای تعداد نقاط بیش از ۳۰۰۰ قرار داده شدند. به جز الگوریتم SURF در بقیه الگوریتم‌ها به ندرت می‌توان تعداد نقطه مشترک بیش از ۶ عدد

جدول ۵. نتایج تشخیص نقاط ویژه در فضاهای رنگی مختلف

BRISK	SURF	FAST	MSER	Min.eigen	Harris	الگوریتم فضا و مولفه
متوسط - B	بسیار - B	متوسط - A	کم - C	متوسط - A*	محیط درخت	RGB
متوسط - B	بسیار - B	متوسط - A	کم - B	متوسط - B	محیط درخت	G
متوسط - C	بسیار - D	متوسط - A	کم - حداقل C	بسیار - A	محیط درخت	HSV
متوسط - A	بسیار - D	بسیار - B	متوسط - حداقل C	بسیار - B	محیط درخت	H
کم - A	متوسط - D	کم - C	کم - B	متوسط - A	محیط درخت	YCbCr
متوسط - B	متوسط - C	متوسط - B	کم - A	بسیار - A	محیط درخت	Y
کم - D	متوسط - D	کم - B	کم - B	متوسط - B	محیط درخت	NTSC
کم - B	متوسط - B	کم - B	کم - B	متوسط - B	محیط درخت	Lab
کم - A	کم - C	کم - A	کم - B	بسیار - D	محیط درخت	a

* تعداد نقاط تشخیص داده شده در سه دسته کم-متوسط-بسیار در مقایسه با یکدیگر در هر فضا
** نقاط مشترک بین دو تصویر. A تعداد ۰-۲، B تعداد ۳-۴، C تعداد ۵-۶ و D تعداد بیش از ۶ نقطه.

آن‌ها در دو تصویر سخت است. زیرا به نظر می‌رسد که جهت برخی از این نواحی (جهت بردار ویژگی) با یکدیگر هم‌خوانی ندارد. البته حداقل نقاط مشترک در دو تصویر در این فضاها با فضای RGB یکسان است. عملکرد این الگوریتم بعد از الگوریتم SURF قابل قبول بود.

الگوریتم FAST نیز تقریباً مانند الگوریتم Minimum eigenvalue عمل کرد و نقاط گوشه را به عنوان نقاط ویژه تشخیص داد. اما عملکرد آن ضعیف‌تر از این الگوریتم و الگوریتم‌های دیگر بود به طوری که ضعیف‌ترین عملکرد را در بین الگوریتم‌ها داشت. اگرچه در برخی از تحقیقات این الگوریتم دارای سرعت و کارایی بهتری بود (Saipullah, et al., 2013) اما در این تحقیق که به منظور تشخیص نقاط ویژه درخت انجام شد، کارایی ضعیفی داشت. بهترین عملکرد آن مربوط به فضای YCbCr بود که با وجود تشخیص کم تعداد نقاط ویژه، تعداد نقاط مشترک بین دو تصویر زیاد بود.

الگوریتم SURF گوشه‌ها و مناطق لکه را به عنوان نقاط ویژه تشخیص داد. این الگوریتم بهترین عملکرد را در بین الگوریتم‌ها داشت به طوری که در اکثر فضاها هم تعداد نقاط زیادی را تشخیص داد و هم می‌توان حداقل ۳-۴ نقطه مشترک بین تصاویر یافت. نقاط ویژه‌ای که این الگوریتم تشخیص داد در اکثر فضاها ثابت بود که نشان از پایداری این الگوریتم در فضاهای مختلف دارد. این الگوریتم در فضاهای HSV، H، YCbCr و NTSC بهترین نتیجه را داشت اگرچه در فضاهای دیگر نیز عملکرد آن قابل قبول بود.

الگوریتم BRISK در نوع تشخیص نقاط ویژه شبیه الگوریتم SURF بود اما عملکرد بسیار ضعیف‌تری از آن داشت. هرچند در برخی تحقیقات کارایی آن با الگوریتم SURF و SIFT یکسان ارزیابی شد (Canclini, et al., 2013). الگوریتم SURF در فضاهای مختلف یکنواخت‌تر و با ثبات بیشتری عمل کرد اما الگوریتم BRISK یکنواختی و ثبات کمی داشت به طوری که در فضاهای H، a و YCbCr تقریباً هیچ نقطه مشترک بین تصاویر نمی‌توان پیدا کرد. این الگوریتم در فضاهای NTSC و HSV بهترین نتیجه را داشت. از نظر رتبه می‌توان آن را بعد از الگوریتم‌های MSER و SURF در کنار الگوریتم Minimum eigenvalue قرار داد.

نتیجه‌گیری

در این تحقیق به منظور ارزیابی بهترین الگوریتم تشخیص نقاط ویژه تصاویر برای تهیه نقشه سه بعدی درختان ۶ الگوریتم Harris-Stephens، Minimum eigenvalue، MSER، FAST،

الگوریتم Harris در همه فضاها، تمام یا اکثر نقاط پیرامون درخت و همچنین فضاهای خالی داخل درخت را به عنوان نقاط کلیدی تشخیص داد. یکنواختی این تشخیص و تعداد نقاط در فضاهای RGB، G، H و YCbCr بیشتر بود. شاید این نوع تشخیص به نظر مناسب برسد و احتمال بدست آوردن نقاط مشترک در تصاویر راست و چپ را افزایش دهد اما این قضاوت کمی زود است و در مرحله تطابق ممکن است تعداد نقاط کمی بر هم منطبق شوند. این مسئله به دلیل نامشخص بودن وضعیت هر نقطه است. مثلاً اگر یک نقطه راس درخت باشد، در هر دو تصویر قابل تطابق است اما اگر ویژگی مشترک نداشته باشد (بردار ویژگی که در مراحل بعد محاسبه می‌شود دارای مشخصات مشترک نباشد) قابل تطابق نخواهد بود. با توجه به متغیر بودن وضعیت پیرامون درخت در دو تصویر، احتمال تطابق این نقاط تشخیص داده شده، کم می‌شود. در ادامه بررسی عملکرد الگوریتم‌های دیگر این الگوریتم به علت نکته ای که ذکر شد، با آن‌ها مقایسه نشده است.

الگوریتم Minimum eigenvalue نقاطی را که شباهت زیادی به گوشه (کرنر) داشت را به عنوان نقاط ویژه تشخیص داد. این الگوریتم از نظر یافتن تعداد نقاط بهترین الگوریتم بود اما از نظر تعداد نقاط ویژگی مشترک عملکرد خوبی نداشت. این الگوریتم در مقایسه با دیگر فضاها، در فضای a بهترین نتیجه را داشت زیرا هم از نظر تعداد نقاط تشخیص داده شده و هم از نظر تعداد نقاط مشترک بین دو تصویر وضعیت خوبی داشت. از نظر رتبه‌بندی با توجه به اهمیت نقاط ویژه مشترک، می‌توان آن را بعد از الگوریتم‌های SURF و MSER در کنار الگوریتم BRISK قرار داد که این الگوریتم‌ها در ادامه توضیح داده می‌شوند.

الگوریتم MSER نواحی را که به شکل لکه هستند تشخیص می‌دهد بنابراین در اکثر فضاها، بخش خالی بین درخت و میوه‌های درخت (گیلاس‌ها) به عنوان نقطه ویژه شناسایی شد. همین نکته باعث شد که اگر چه این الگوریتم تعداد نقاط ویژه کمی را تشخیص می‌داد و از این نظر ضعیف‌ترین عملکرد را داشت اما همواره حداقل ۲ نقطه مشترک بین تصاویر وجود داشت که در اکثر فضاها این نقاط ثابت بود. در تحقیقی در مقایسه با تشخیص دهنده‌های افاین، الگوریتم MSER بهترین عملکرد را داشت (Mikolajczyk, et al., 2005). این الگوریتم در مقایسه با دیگر فضاها، در فضاهای RGB، HSV و H بهترین نتیجه را به علت یافتن تعداد نقاط مشترک بیشتر بین دو تصویر، داشت. اگرچه در فضاهای HSV و H تعداد زیادی نقاط ویژه را تشخیص داد اما قضاوت در مورد مطابقت

که این الگوریتم تشخیص داد در اکثر فضاها ثابت بود که نشان از پایداری این الگوریتم در فضاهای مختلف دارد.

بعد از الگوریتم SURF بهترین عملکرد را الگوریتم MSER داشت. این الگوریتم محصولات درخت را به عنوان نقاط ویژه تشخیص می‌داد. اگر چه تعداد این نقاط کم است اما در صورتی که نتوان نقاط گوشه را در دو تصویر با هم مطابقت داد، از این نقاط می‌توان به عنوان نقاط مشترک جهت تطابق استفاده کرد.

الگوریتم‌ها در فضاها و مولفه‌های H, HSV, YCbCr و NTSC بهترین عملکرد را داشتند و در فضای RGB و Y از نظر تشخیص نقاط ویژه یکسان‌تر عمل کردند (ارزیابی تعداد نقاط تقریباً متوسط بود).

REFERENCES

- Abdollahifard, M.J. (2009). View interpolation for three dimensional face modeling. Msc thesis, Amirkabir University of Technology. Iran. (In Farsi).
- Bay, H., Ess, A., Tuytelaars, T., and Van Gool, L. (2008). SURF: Speeded Up Robust Features. *Computer Vision and Image Understanding (CVIU)*, 110 (3), 346-359.
- Bhatti A. (2012). *Current Advancements in Stereo Vision*. Published by InTech. Printed in Croatia.
- Blas, M.R., and Blanke, M. (2011). Stereo vision with texture learning for fault-tolerant automatic baling. *Computers and Electronics in Agriculture* 75, 159-168.
- Bouguet, J.Y. *Camera Calibration Toolbox for Matlab*. (2004). Computational Vision at the California Institute of Technology.
- Bradski, G., and Kaehler, A. (2008). *Learning OpenCV: Computer Vision with the OpenCV Library*. O'Reilly Media, USA.
- Canclini, A., Cesana, M., Redondi, A., Tagliasacchi, M., Ascenso, J., Cilla, R. (2013). Evaluation of low-complexity visual feature detectors and descriptors. 18th International Conference on Digital Signal Processing, 1-7.
- Darvish Zadeh Varcheie, P. & Aghaizadeh Zorofi, R. (2006). A automatic method for camera calibration. 9TH Iranian student conference on electrical engineering. Tehran University, Tehran. (In Farsi).
- Gil, E., Escolà, A., Rosell, J.R., Planas, S., Val, L. (2007). Variable rate application of plant protection products in vineyard using ultrasonic sensors. *Crop Protection* 26, 1287-1297.
- Harris, C., and Stephens, M. (1988). A combined corner and edge detector. In *Proceedings of 4th Alvey Vision Conference*, pages 147-151.
- Heikkila, J., and Silven, O. (1997). A four-step camera calibration procedure with implicit image correction," in *Proceedings of IEEE Conference*

and SURF و BRISK در فضاها و مولفه‌های H, HSV, G, RGB, YCbCr, Y, NTSC, Lab و a مورد بررسی و مقایسه قرار گرفت و نتایج زیر بدست آمد.

الگوریتم Harris محیط درخت و نواحی خالی داخل درخت را به عنوان نقاط ویژه تشخیص داد. تصمیم‌گیری در مورد کیفیت این نقاط و امکان تطابق آن‌ها در دو تصویر با هم به علت نامشخص بودن بردار ویژگی ممکن نبود. ممکن است این نقاط به علت یکسان نبودن شکل محیط درخت در دو تصویر با هم تطابق داده نشوند. بنابراین مقایسه و بررسی الگوریتم‌های توصیف‌گر و تطابق برای ارزیابی این مسئله در ادامه پژوهش می‌تواند مفید باشد.

الگوریتم SURF بهترین عملکرد را داشت. نقاط ویژه‌ای

on *Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1106-1112.

- Işık, S., and Ozkan, K. (2015). A comparative evaluation of well-known feature detectors and descriptors. *International Journal of Applied Mathematics, Electronics and Computers*. 3(1), pp. 1-6.
- Lati, R.N., Filin, S., and Eizenberg, H. (2013). Estimating plant growth parameters using an energy minimization-based stereovision model. *Computers and Electronics in Agriculture* 98, 260-271.
- Leutenegger, S., Chli, M. and Siegwart, R. (2011). BRISK: Binary Robust Invariant Scalable Keypoints. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*.
- Li, L., Huang, W., Yu-Hua Gu, I., and Tian, Q. (2004). Statistical modeling of complex backgrounds for foreground object detection, *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 13, no. 11, pp. 1459-1472.
- Llorens, J., Gil, E., Llop, J., Escolà, A. (2010). Variable rate dosing in precision viticulture: use of electronic devices to improve application efficiency. *Crop Protection* 29, 239-248.
- Matas, J., Chum, O., Urban, M., and Pajdla, T. (2002). Robust wide-baseline stereo from maximally stable extremal regions, *Proc. of British Machine Vision Conference*, 384-396.
- Mikolajczyk, K., Tuytelaars, T., Schmid, C., Zisserman, A., Matas, J., Schaffalitzky, F., Kadir, T., and Van Gool, L. (2005). A comparison of affine region detectors. *International Journal of Computer Vision* 65(1/2), pp.43-72.
- Nister, D., and Stewenius, H. (2008). Linear Time Maximally Stable Extremal Regions. *European Conference on Computer Vision*, 183-196.
- Panchal, P.M., Panchal, S.R., and Shah S.K. (2013). A comparison of SIFT and SURF. *International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering*. Vol. 1, Issue 2, pp. 323-327.

- Rosell, J.R., and Sanz, R. (2012). A review of methods and applications of the geometric characterization of tree crops in agricultural activities. *Computers and Electronics in Agriculture*, 81, 124-141.
- Rosten E., and Drummond, T. (2005). Fusing Points and Lines for High Performance Tracking. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision Vol. 2*: pp. 1508-1511.
- Rovira-Mas, F., Zhang, Q., and Reid, J. (2008). Stereo vision three-dimensional terrain maps for precision agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture*, 60 (2), 133-143.
- Saipullah, Kh., Ismail, N.A., Anuar, A., and Sarimin, N. (2013). Comparison of feature extractors for real-time object detection on android smartphone. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*. Vol. 47 No.1, pp. 135-142.
- Shi, J., and Tomasi, C. (1994). Good Features to Track. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 593-600.
- Solanelles, F., Escolà, A., Planas, S., Rosell, J.R., Camp, F., Gracia, F. (2006). An electronic control system for pesticide application proportional to the canopy width of tree crops. *Biosystems Engineering* 95 (4), 473-481.
- Szeliski, R. (2010). *Computer Vision Algorithms and Applications*, London. Springer.
- Yeh, Y.-H.F., Lai, T.-C., Liu, T.-Y., Liu, C.-C., Chung, W.-C., Lin, T.-T. (2014). An automated growth measurement system for leafy vegetables. *Biosystems Engineering* 117, 43-50.
- Zang, Q., and Klette, R. (2004). Robust background subtraction and maintenance. In *Proc. of the 17th Int. Conf. on Pattern Recognition*, 2, 90-93.