

## توسعه الگوریتم هرس بوته انگور جهت به‌کارگیری در ماشین‌های هرس هوشمند

سید مهدی حسینی<sup>۱</sup> - عبدالعباس جعفری<sup>۲\*</sup>

تاریخ دریافت: ۱۳۹۴/۱۰/۱۰

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۵/۰۶/۲۴

### چکیده

استفاده از ماشین‌های هرس هوشمند می‌تواند باعث کاهش نیروی کار مورد نیاز برای هرس تاکستان‌ها گردد. در این مقاله تلاش گردیده است الگوریتمی ارائه شود که با استفاده از روش‌های پردازش تصویر و فن استریوویژن قادر باشد نقاطی از بوته انگور را که در حین هرس باید قطع گردند مشخص کند. پس از تهیه تصویرها به روش استریوویژن، از آن‌ها به‌عنوان ورودی الگوریتم استفاده شد. در اولین مرحله، فاصله بوته‌ها از دوربین‌ها محاسبه گردید. سپس شاخه‌هایی که ضخامت آن‌ها کم بود از تصاویر حذف شدند و تنه اصلی مشخص گردید. در ادامه بر اساس قطر شاخه‌ها، شاخه‌های یک‌ساله مشخص و با در نظر گرفتن پارامترهای هرس، این شاخه‌ها هرس شدند. در مرحله نهایی با برچسب‌گذاری شاخه‌های حذف‌شده در مراحل مختلف نقاط قطع شاخه‌ها مشخص گردید. نتایج ارزیابی الگوریتم نشان داد که در همه تصاویر مورد استفاده شاخه‌های یک‌ساله به‌درستی توسط الگوریتم مشخص شده بودند و در بین ۲۵۴ نقطه قطع استخراج‌شده از ۲۰ تصویر، در مجموع ۷ نقطه هرس به‌اشتباه تشخیص داده شده بود. این نتایج نشان می‌دهد که دقت الگوریتم نوشته شده برابر با ۹۶/۸ درصد است.

**واژه‌های کلیدی:** استریوویژن، بوته انگور، پردازش تصویر، هرس

### مقدمه

به‌منظور بالا رفتن کیفیت و کمیت محصول و همچنین تقسیم میوه بر روی شاخه به‌طور مناسب، انجام می‌گیرد (Khajehi, 2003). در سال‌های اخیر، کشاورزی مکانیزه تاکستان‌ها در کشورهای تولیدکننده انگور به‌طور گسترده‌ای مورد توجه قرار گرفته است. تنها عملیاتی که هنوز در تاکستان‌ها به‌طور کامل مکانیزه نشده است هرس زمستانه بوته‌ها می‌باشد که به بیشترین نیروی کار نیز نیازمند است. بعضی از کشورهای تولیدکننده انگور از ماشین‌های مکانیکی مختلفی برای هرس انگور استفاده می‌کنند اما حتی در جایی که ماشین‌آلات هرس استفاده می‌شود، کاردستی نیز برای مناطقی که استفاده از ماشین هرس دقت کافی را ندارد مورد نیاز است. برخی از مشکل‌های ماشین‌های هرسی که امروزه در بازار موجودند به‌طور خلاصه به شرح زیر است: ناتوانی در قطع کردن شاخه‌ها به‌صورت انتخابی، ناتوانی ماشین در برش شاخه‌ها در نزدیکی موانع (تنه و داربست) و عدم دقت کافی در موقع برش (Vannucci et al., 1990).

از طرفی کاربردهای گوناگونی از علم رباتیک در کشاورزی گزارش شده است که قابل‌تعمیم به تاکستان‌ها و عملیات هرس تاک نیز می‌باشد. در پژوهشی رباتی به‌منظور برداشت فلفل شیرین در گلخانه معرفی و آزمایش شد. نویسندگان این مقاله بیان می‌کنند که از جمله مشکلات ربات‌های برداشت<sup>۵</sup> می‌توان به عدم تشخیص مناسب

انگور یکی از مهم‌ترین میوه‌های تجاری مناطق معتدل گرمسیری و نیمه‌گرمسیری جهان می‌باشد و سطح زیر کشت این محصول در سه دهه گذشته به‌طور پیوسته در حال افزایش است (Porika et al., 2015). امروزه در تجارت، انگور را از لحاظ نوع استفاده به سه گروه: ارقام تازه خوری، ارقام خشکباری و ارقام آب‌گیری تقسیم می‌نمایند. انگور از نظر رده‌بندی گیاهی از تیره ویتاسه<sup>۳</sup> می‌باشد. این تیره شامل ۱۰ جنس مختلف است که جنس ویتیس<sup>۴</sup> از لحاظ تغذیه مورد توجه است (Maghsodi, 2008).

هرس مهم‌ترین عملیات داشت در بوته انگور است که نیاز به دانش فنی و هنر هرس کاری دارد. بوته انگور از جمله گیاهانی است که به هرس شدید نیاز دارد و هرساله در مورد آن باید اقدام شود. هدف از هرس در بوته انگور دو گونه است: یکی هرس فرم‌دهی که شکل و ظاهر بوته انگور را شامل می‌شود که با توجه به شرایط هر منطقه باید انجام گیرد و دیگری هرس باردهی یا میوه‌دهی است که

۱- دانشجوی دکتری مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشگاه شهرکرد

۲- دانشیار، گروه مکانیک بیوسیستم، دانشگاه شیراز

(Email: ajafari@shirazu.ac.ir)

\*- نویسنده مسئول:

DOI: 10.22067/jam.v7i2.52617

3- Vitaceae

4- Vitis

روشنایی آن برای فعالیت ربات‌ها ایده‌آل نبود مورد آزمایش قرار دادند سپس نتایج به‌دست‌آمده را باحالت‌های ایده‌آل مقایسه کردند. ایشان بیان می‌کنند که در این شرایط نیز سیستم استریوویژن نتایج قابل قبولی را به دست می‌دهد (Nalpantidis and Gasteratos, 2010). رشد سریع برخی درختان باعث به‌وجود آمدن این نیاز می‌شود که هرس آن‌ها با سرعت بیشتری انجام گیرد. استفاده از ربات‌های هرس باعث می‌گردد که نیاز به سرعت بیشتر برای هرس درختان تأمین گردد (Porika et al., 2015). محققان پژوهش‌های متعددی را جهت ساخت ماشین‌های هرس انجام داده‌اند (Guang-Hua et al., 2015) در این زمینه ربات تمام خودکاری طراحی شده بود که می‌توانست از درخت بالا رود و آن را هرس نماید (Soni et al., 2010). این در حالی است که هرس بوته انگور به دلیل پیچیدگی‌هایی که دارد همچنان به‌عنوان یک چالش مطرح می‌باشد و تاکنون عمدتاً مکانیزم‌های مکانیکی برای این امر ارائه شده‌اند مانند: مکانیزم مکانیکی ساده‌ای که ونوسی و همکاران برای هرس تاکستان‌ها پیشنهاد کردند (Vannucci et al., 1990). چنانچه هرس تاکستان‌ها با استفاده از ربات‌های هرس انجام گیرد نیروی کار موردنیاز برای انجام هرس به حداقل ممکن می‌رسد. بنابراین با توجه به اهمیت موضوع، در این پژوهش تلاش گردیده است تا با استفاده از روش‌های پردازش تصویر و تکنیک استریوویژن الگوریتمی ارائه شود که بتواند نقاط قطع هرس بوته انگور را مشخص کند. سپس به‌منظور بهینه‌سازی الگوریتم، الگوریتم نوشته‌شده مورد ارزیابی قرار خواهد گرفت.

## مواد و روش‌ها

استفاده از ماشین‌های هرس هوشمند در تاکستان‌هایی امکان‌پذیر است که بوته‌های آن به‌صورت داریستی باشند. بنابراین در این پژوهش تصویربرداری از بوته‌های باغ مرکز تحقیقات کشاورزی و منابع طبیعی استان فارس که به‌صورت داریستی کردن تربیت شده بودند، انجام گرفت.

با استفاده از فن استریوویژن می‌توان فاصله‌ی بوته‌ها از دوربین‌ها را به دست آورد. بنابراین از این روش در تهیه تصویرها استفاده گردید و با استفاده از دو دوربین 12.1 Mega (Canon IXUS 960 IS, 12.1 Mega pixel) که فاصله کانونی (f) هر یک از آن‌ها ۷/۷ میلی‌متر و فاصله مرکز تا مرکز دوربین‌ها از هم (E)، ۲۵ سانتی‌متر بود، به‌طور هم‌زمان و از فاصله‌ای بین ۵۰ تا ۸۰ سانتی‌متری بوته‌ها از هر بوته دو تصویر که یکی با دوربین سمت چپ و دیگری با دوربین سمت راست تهیه شده بودند، گرفته شد (شکل ۱). از هر جفت تصویر به‌عنوان ورودی الگوریتم استفاده گردید. پس از کالیبره کردن تصاویر برای نوشتن الگوریتم از برنامه متلب نسخه ۲۰۱۱، استفاده شد. به‌منظور

میوه‌ها، سیستم قطع‌کننده و همچنین حرکت ربات اشاره کرد. برای رفع مشکلات مربوط به تشخیص میوه‌ها اخیراً شناسایی و تشخیص آن‌ها به روش پردازش تصویر و با استفاده از دوربین صورت می‌گیرد (Kitamura et al., 2005).

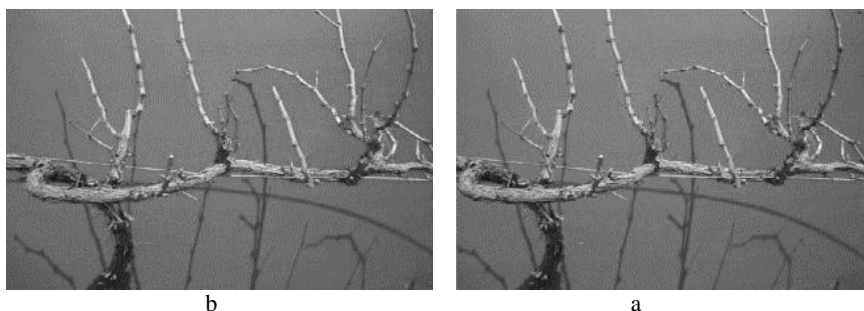
فاصله‌یابی یکی از مشکلات ساخت روبات است که برای حل آن راه‌های متعددی پیشنهاد شده است. هر یک از این راه‌حل‌ها مزایا و معایب خاص خود را دارند.

به‌کارگیری مادون قرمز یکی از متعارف‌ترین روش‌ها می‌باشد که کاربردهای آن به دلیل دامنه محدود، به کاربردهای خاصی محدود می‌شوند و تأثیرات محیطی نیز مزید بر علت گشته و بر محدودیت‌های کاربرد آن می‌افزاید. روش دیگری که دارای کاربردهای بسیار گسترده‌ای می‌باشد استفاده از حسگرهای فراصوت است که تفکیک زاویه‌ای کم آن یکی از مشکلات استفاده از این روش می‌باشد. سیستم التراسونیک نیز برای تک‌تک اجزای تصویر نمی‌تواند فاصله را استخراج نماید بلکه برای سطوح یک فاصله میانگین در نظر گرفته می‌شود و تفکیک زاویه‌ای کم استفاده از این روش را به کاربردهایی که نیاز به دقت کمتری دارند، محدود می‌کند (Dogi, 2005).

استفاده از لیزر نیز با توجه به پیشرفت‌های حاصله در این زمینه و نظر به واگرا بودن نور معمولی می‌تواند گزینه‌ی بسیار مناسبی باشد. دقت این روش بسیار بالا بوده ولی برای تشخیص شاخه و برگ چندان مناسب نیست. در سیستم‌های نظامی از امواج رادار و امواج میلی‌متری فاصله‌یاب نیز استفاده می‌گردد که دارای دقت بسیار بالایی می‌باشند ولی عوامل محیطی آثار سوئی روی آن دارد (Dogi, 2005).

با استریوویژن<sup>۱</sup>، به فاصله‌ای با دقت معقول خواهیم رسید که حجم بالای محاسباتی آن تا حدودی ساختن آن را با مشکل روبه‌رو می‌سازد؛ اما با روش‌های بهینه‌سازی سخت‌افزاری و نرم‌افزاری می‌توان تا حدودی بر این مشکل غلبه نمود (Dogi, 2005). با این روش می‌توان اطلاعات مربوط به بعد سوم (3D) منظره‌ها را با استفاده از تصویرهای دوبعدی (2D) به‌دست آورد (Bian et al., 1999). در این روش دو دوربین از زوایای مختلف در حال عکس‌برداری و ذخیره‌سازی عکس‌ها هستند (Kriegman et al., 1989; Faugeras, 1995). همچنین فن استریوویژن در رباتی که به‌منظور برداشت سیب ساخته شده بود مورد آزمایش قرار گرفت. (Mao et al., 2009). ربات برداشت گل‌رز از نمونه‌های دیگر کاربرد تکنیک استریوویژن جهت تشخیص عمق می‌باشد (Kohan et al., 2011). برای مشخص شدن میزان تأثیر روشنایی بر عملکرد ربات‌ها، محققان سیستم استریوویژن را در محیطی که شرایط

همواره در میدان دید دو دوربین قرار داشته باشد. با استفاده از جعبه‌ابزار کالیبراسیون دوربین برای متلب (Bouguet, 2015) گوشه‌های مربع‌ها تعیین شده و پارامترهای درونی و بیرونی استریو ویژن تنظیم گردید. در این مقاله از ۴۰ جفت تصویر برای نوشتن الگوریتم و از ۲۰ جفت جهت ارزیابی آن استفاده گردید. این تصاویر دارای رزولوشن ۵MP می‌باشند. فلوجارت نوشته شده در قسمت نتایج و بحث ارائه شده است.



شکل ۱- تصاویرهای گرفته‌شده به روش استریوویژن: (a) تصویر گرفته‌شده با دوربین سمت راست، (b) تصویر گرفته‌شده با دوربین سمت چپ  
Fig.1. Taken images by Stereo vision: a) Taken image by the right camera, b) Taken image by the left camera

به‌دست آید از مقدار آستانه رنگ در تبدیل تصاویر استفاده گردید. با باینری شدن تصاویر پیش زمینه حذف گردید. پس از جدا کردن پیش‌زمینه با استفاده از رابطه‌ی (۲) که معادله محاسبه فاصله در روش استریوویژن می‌باشد، فاصله شاخه‌ها از دوربین‌ها محاسبه گردید. نحوه به‌دست آوردن این معادله به‌صورت زیر می‌باشد:

در تصویربرداری به روش استریوویژن مطابق شکل ۲، دو دوربین به‌گونه‌ای روی یک چارچوب قرار می‌گیرند که محورهای نوری آن‌ها با هم موازی و فاصله دو دوربین از هم برابر با  $E$  باشد. اگر خطی که مرکز عدسی‌های دو دوربین را به هم وصل می‌کند به‌عنوان محور  $X$  و محور  $Z$  را در صفحه‌ی نوری به‌صورت موازی با محورهای نوری دو دوربین، در نظر بگیریم، مبدأ مختصات  $\{X, Z\}$  نیز وسط خطی است که عدسی‌های دو دوربین را به هم وصل می‌کند (شکل ۲). خط تصویر، که از تقاطع صفحه‌ی نوری با صفحه‌ی موردنظر به‌وجود می‌آید به‌صورت موازی با محور  $X$ ها و در صفحه‌ی نوری قرار دارد. مشخصات مربوط به تصویر را در دوربین‌های سمت چپ و راست به‌ترتیب  $x_1^i$  و  $x_2^i$  در نظر می‌گیریم این دو فاکتور به‌عنوان نقاطی از دو تصویر مطرح می‌شوند که به کمک آن‌ها می‌توان اختلاف تصاویر گرفته شده با دو دوربین را محاسبه کرد. وجود این اختلاف اساس کار سیستم‌های استریوویژن قرار می‌گیرد. در سیستم‌های استریوویژن یکی از مهم‌ترین مشکلات پیدا کردن نقطه‌ای است که به کمک آن بتوان اختلاف دو تصویر یعنی  $\delta = |x_1^i - x_2^i|$  را محاسبه کرد

کالیبراسیون سیستم استریوویژن که جهت حداقل کردن اختلاف بین مقادیر واقعی و محاسبه شده عمق تصاویر انجام می‌شود از پرنیت یک صفحه شطرنجی  $8 \times 7$  بلوکی (Stereo Calibration App. (2015) استفاده شد که با توجه به محدوده فواصل مورد انتظار در عکس‌برداری، ابعاد صفحه انتخاب شد و ابعاد هر مربع  $40 \times 40$  میلی‌متر در نظر گرفته شد. صفحه شطرنجی مذکور بر روی یک صفحه چوبی کاملاً مسطح چسبانده شد. ۲۰ جفت عکس تحت زوایا و موقعیت‌های مختلف از صفحه گرفته شد به شکلی که صفحه

با مطالعه مؤلفه‌های اصلی رنگ تشکیل‌دهنده شاخه‌های انگور، رنگ آبی به‌عنوان رنگی که بیشترین تقابل بین شاخه و زمینه را به‌دست می‌داد انتخاب گردید. بنابراین برای حذف اثر همپوشانی شاخه‌ها و بوته‌هایی که در ردیف‌های پشتی قرار داشتند هنگام تصویربرداری از یک صفحه آبی رنگ به ابعاد  $2 \times 2$  به‌عنوان پس زمینه بوته موردنظر استفاده شد.

**مرحله ۱:** در این مرحله پس از فراخوانی تصاویر جهت آماده‌سازی تصاویر ابتدا در فضای رنگی  $YC_bC_r$ ، مؤلفه  $C_b$  تصاویر به‌دست آورده شد. فضای رنگی  $YC_bC_r$  به‌صورت گسترده در تصاویر دیجیتال استفاده می‌شود. در این فضا رنگ و روشنایی به‌طور مجزا معرفی می‌شوند. اطلاعات مربوط به روشنایی<sup>۱</sup> در قالب  $Y$  و اطلاعات رنگی در قالب دو جزء  $C_r$  و  $C_b$  ذخیره می‌شوند.  $C_b$  مبین تفاوت بین جزء آبی با مقدار مرجع و مقدار  $C_r$  مبین تفاوت بین جزء قرمز با مقدار مرجع می‌باشد (Poyton, 1996).

در ادامه روند آماده‌سازی تصاویر پس از تعیین مؤلفه  $C_b$ ، تصاویر به تصاویر باینری<sup>۲</sup> یعنی تصاویری که تنها دارای دو رنگ سیاه و سفید می‌باشند و در ماتریس آن‌ها تنها اعداد ۰ و ۱ قرار گرفته است (Heydari, 2010)، تبدیل گردید. برای اینکه بهترین تصویر باینری

- 1- Luminance
- 2- Binary
- 3- Threshold

متوالی از این الگوریتم‌ها باعث می‌شد که شاخه‌های با ضخامت کمتر از ۷ میلی‌متر به تدریج از شاخه‌های ضخیم‌تر و تنه اصلی جدا شوند و یا اینکه به‌طور کامل از تصویر حذف شوند. عقب و جلو قرار گرفتن شاخه‌ها می‌تواند سبب ایجاد مشکل عدم تشخیص مناسب شاخه‌های قطورتر گردد برای رفع این مشکل قبل از انجام تصویربرداری شاخه‌هایی که بیش از حد رشد کرده بودند و از تنه اصلی فاصله زیادی داشتند (این فاصله در حدود ۳۰ سانتی‌متر بود) حذف شدند. بنابراین تنها شاخه‌هایی باقی می‌ماند که فاصله آن‌ها از دوربین‌ها تقریباً یکسان بود و بیشتر آن‌ها به‌صورت عمودی بر روی تنه قرار داشتند. هرس هوشمند بوته بر روی این شاخه‌ها انجام گرفت. این امر در اصل موضوع نیز خللی ایجاد نمی‌کند چراکه قبل از به‌کارگیری ربات هرس می‌توان این شاخه‌ها را با استفاده از یک ماشین هرس غیرهوشمند قطع نمود و هرس هوشمند را بر روی شاخه‌های باقی‌مانده که بر میزان محصول نهایی تأثیرگذار هستند، انجام داد. سپس از مساحت اشیاء<sup>۳</sup> باقی‌مانده در تصویر جهت یافتن تنه و شاخه‌های متصل به آن استفاده شد به این صورت که مساحت همه اشیاء موجود در تصویر محاسبه گردید و از آنجا که بیشترین مساحت مربوط به تنه و شاخه‌های اصلی متصل به آن می‌شد همه اشیاء به‌جز شیئی که دارای بیشترین مساحت بود از تصویر حذف شدند این کار با استفاده از دستور  $A = b \cdot \text{areaopen}$  انجام گرفت. در واقع این شیء همان تنه اصلی بود که شاخه‌های با ضخامت بیشتر از ۷ میلی‌متر نیز به آن متصل بودند. (شکل ۳-ا).

**مرحله ۳:** از آن جایی که میوه در بوته انگور بر روی شاخه‌های یک‌ساله به‌وجود می‌آید، باید عملیاتی روی بوته انجام گیرد که بوته را قادر به تولید شاخه‌های یک‌ساله مناسب نماید (Khajehi, 2003). برای تولید شاخه‌های یک‌ساله مناسب که بتواند محصولی با کیفیت تولید نماید باید آن‌ها را به‌طور صحیح هرس نمود. بنابراین در این مرحله ابتدا شاخه‌های یک‌ساله مشخص گردیدند سپس براساس اصول هرس بوته انگور، نسبت به هرس نمودن آن‌ها جهت تولید شاخه‌های مناسب و در نتیجه دستیابی به محصولی با کیفیت اقدام شد. برای انجام این کار ابتدا با استفاده از الگوریتم‌های گسترش و سایش فقط تنه اصلی و شاخه‌های چند ساله در تصویر باقی گذاشته شد. سپس تصویر به‌دست‌آمده در این مرحله از تصویر نهایی به‌دست‌آمده در مرحله ۲ تفریق شد. این کار باعث می‌شد که تصویری به‌دست آید که در آن فقط شاخه‌های یک‌ساله‌ای که قطر آن‌ها کمتر از ۷ میلی‌متر بودند وجود داشته باشد (شکل ۳-ب).

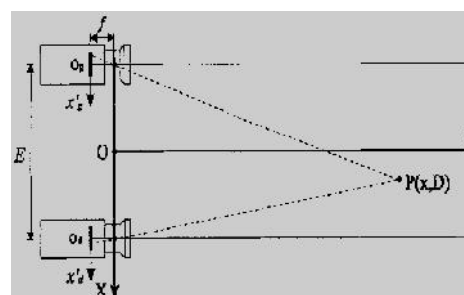
براساس اصول هرس بوته انگور، شاخه‌های یک‌ساله باید به‌گونه‌ای هرس شوند که روی هر کدام از این شاخه‌ها فقط سه جوانه باقی گذاشته شود (Khajehi, 2003). با اندازه‌گیری‌های انجام‌شده

(Ashraf, 2013). در این مقاله برای محاسبه این اختلاف ( )، در هر دو تصویر مختصات بالاترین نقطه‌ای که دارای مقدار یک بود به‌دست آورده شد، از آن جایی که دو دوربین در یک راستا قرار داشتند مختصه‌ی  $y$  این نقطه‌ها یکسان بود ولی مختصه‌ی  $x$  آن‌ها دارای اختلافی برابر با  $\delta$  است. بنابراین با استفاده از مدل pin-hole (شکل ۲) و  $\delta = |x_1 - x_2|$  که برابر است با اختلاف بین مؤلفه‌های  $x$  مختصات یک نقطه خاص به مختصات  $P(x, z = D)$  بین تصاویر سمت چپ و راست، به‌راحتی می‌توان نوشت (Burie et al., 1995):

$$\delta = \frac{E \cdot f}{D} \quad (1)$$

از رابطه‌ی (۱) می‌توان برای به‌دست آوردن عمق شیء یا همان فاصله جسم موردنظر از دوربین‌ها که با  $D$  نشان داده می‌شود به‌صورت تابعی از  $f$  و پارامترهای ذاتی دوربین استفاده نمود (۲) فاصله‌ی کانونی دوربین‌ها و  $E$  فاصله‌ی دو دوربین از یکدیگر):

$$D = \frac{E \times f}{\delta} \quad (2)$$



شکل ۲- دستگاه مختصات سیستم استریوویژن (Burie et al., 1995)

Fig. 2. The coordinate system of the Stereo vision system (Burie et al., 1995)

در این مقاله  $E = 25$  cm و  $f = 7/7$  mm بود و برای هر جفت از تصاویر محاسبه گردید. سپس از رابطه (۲) فاصله بوته‌ها از دوربین (D) محاسبه گردید. مقادیر به‌دست‌آمده در قسمت نتایج و بحث ارائه شده‌اند.

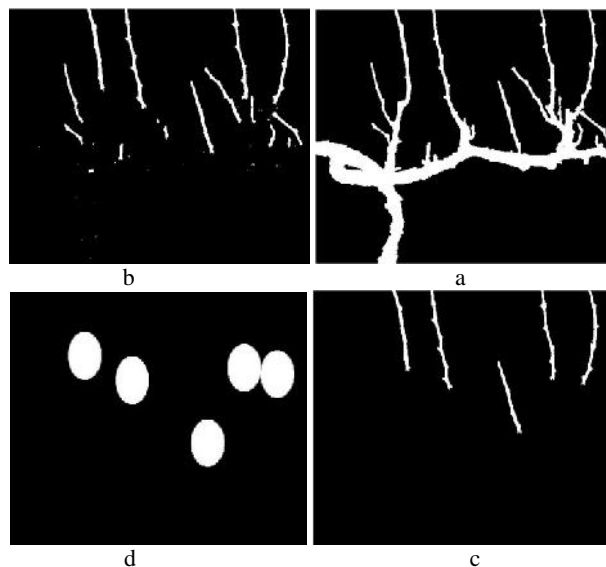
**مرحله ۲:** در این مرحله شاخه‌هایی که ضخامت آن‌ها کمتر از ۷ میلی‌متر بود از تصویر حذف شدند. برای حذف این شاخه‌ها به‌طور متوالی از الگوریتم‌های گسترش<sup>۱</sup> و سایش<sup>۲</sup> و المان‌های ساختار دایروی به شعاع ۲ و ۴ پیکسل استفاده شد که شامل ۶ بار استفاده از الگوریتم گسترش و ۵ بار استفاده از الگوریتم سایش بود. استفاده

1- Dilation

2- Erosion

اتصال این شاخه‌ها به تنه اصلی و شاخه‌های چندساله مشخص گردید. جهت مشخص نمودن این نقاط آخرین پیکسلی از شاخه‌ها که دارای مقدار یک می‌شد و پیکسل‌های سطر بعدی آن دارای مقدار صفر بودند مشخص گردید. مختصات این پیکسل‌ها در واقع مختصات نقاط اتصال شاخه‌ها بودند. حال در تصویری هم‌اندازه با تصویر اولیه در هریک از نقاط به‌دست‌آمده دایره‌ای به شعاع ۱۵ سانتی‌متر رسم شد (شکل ۳-د).

مشخص گردید که فاصله بین هر دو جوانه متوالی بر روی این شاخه‌ها حدود ۵ سانتی‌متر بود. بنابراین برای آن که سه جوانه بر روی این شاخه‌ها حفظ شود باید شاخه‌ها به نحوی هرس می‌شدند که طولی معادل با ۱۵ سانتی‌متر از آن‌ها بر روی بوته باقی می‌ماند. برای حذف شاخه‌های با طول کمتر از ۱۵ سانتی‌متر، طول محور اصلی هریک از شاخه‌ها محاسبه گردید و شاخه‌های با طول کمتر حذف شدند (شکل ۳-ج). در ادامه برای کوتاه نمودن شاخه‌هایی که طول آن‌ها بیشتر از ۱۵ سانتی‌متر بود به این صورت عمل شد: ابتدا نقاط



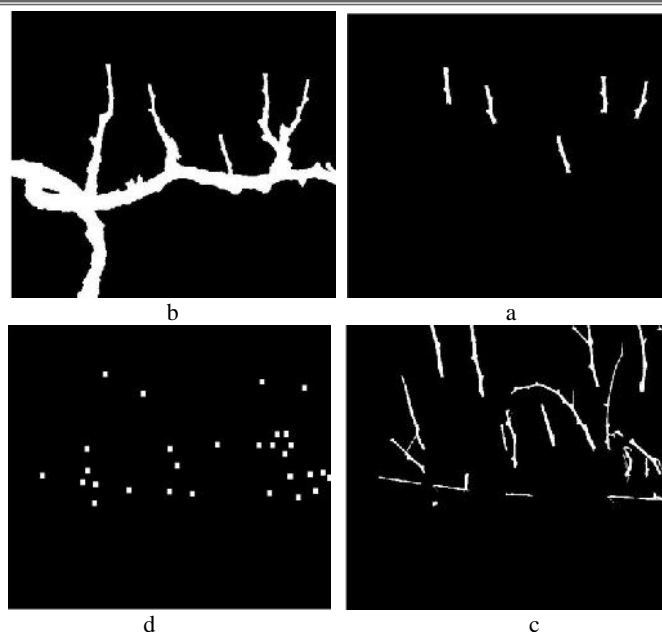
شکل ۳- (a) بوته پس از حذف شاخه‌های با ضخامت کم. (b) شاخه‌های یک‌ساله (c) شاخه‌های یک‌ساله با طول بیشتر از ۱۵ سانتی‌متر (d) دایره‌های رسم شده در نقاط اتصال شاخه‌های یک‌ساله

**Fig. 3.** a) The bushes after omitting of branches with low thickness b) one-year old branches c) one-year old branches with more than 15 cm length d) drawn circles in the connection points of the one-year old branches

باینری اولیه تفریق گردید. این کار باعث می‌شد تا تصویری حاصل شود که در آن تنها شاخه‌هایی وجود داشته باشد که طی مراحل مختلف اجرای الگوریتم از تصویر اولیه حذف شده بودند (شکل ۴-ج). اگر مختصات نقاط اتصال این شاخه‌ها مشخص می‌گردید می‌توان از آن‌ها به‌عنوان مختصات نقاط قطع شاخه‌ها استفاده نمود. برای تعیین این نقاط به این صورت عمل شد که ابتدا پیکسل‌های این شاخه‌ها با یک مقدار مشخص برچسب‌گذاری شدند سپس تصویر حاصل با تصویری که بوته در آن هرس شده بود جمع گردید و با استفاده از یک سازه‌ی دایره‌ای و ویژگی همسایگی پیکسل‌های برچسب‌گذاری شده با پیکسل‌های دارای مقدار یک، مختصات نقاط اتصال شاخه‌ها و در واقع نقاط قطع شاخه‌ها مشخص گردید (شکل ۴-د).

سپس با استفاده از دستور AND پیکسل‌هایی با مقدار یک در این تصویر و تصویری که در آن شاخه‌های یک‌ساله با طول بیشتر از ۱۵ سانتی‌متر وجود داشت، مشخص گردید. این نقاط در واقع شاخه‌های یک‌ساله‌ی بلندتر از ۱۵ سانتی‌متر را که هرس شده بودند نشان می‌داد و به این ترتیب شاخه‌های یک‌ساله هرس شدند و روی هر کدام از آن‌ها فقط سه جوانه باقی ماند (شکل ۴-ا). با اضافه کردن تصویر مربوط به این شاخه‌ها به تصویری که در آن تنه اصلی و شاخه‌های چندساله وجود داشتند تصویری حاصل که در آن تصویر بوته موردنظر به‌طور کامل هرس شده بود (شکل ۴-ب).

**مرحله ۴:** در این مرحله باید مختصات نقاطی را که قرار است به‌وسیله ماشین هرس قطع گردند مشخص شود. برای انجام این کار ابتدا تصویر بوته هرس شده که در مرحله ۳ به‌دست آمد از تصویر

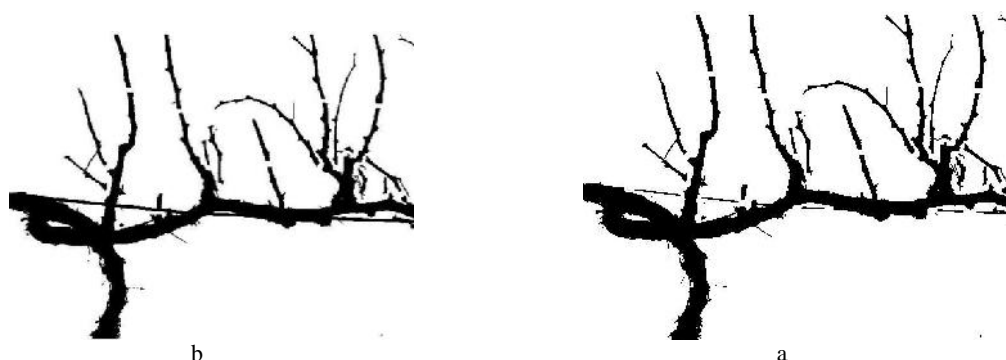


**شکل ۴- a)** شاخه‌های یک‌ساله هرس شده، **b)** بوته هرس شده، **c)** شاخه‌های حذف شده در مراحل مختلف اجرای الگوریتم، **d)** نقاط قطع بوته

**Fig. 4. a)** The pruned one – year old branches **b)** pruned bushes, **c)** removed branches in various stages of implementation of the algorithm, **d)** The bushes cutting points

نقاط قطع بوته با در نظر گرفتن سیم‌ها را نشان می‌دهد. پس از دستیابی به الگوریتم موردنظر به منظور بررسی دقت آن، الگوریتم مورد ارزیابی قرار گرفت. جهت ارزیابی الگوریتم از بیست تصویر مختلف استفاده گردید. نقاط قطع آن‌ها به صورت دستی مشخص گردید. سپس از تصویر اولیه به عنوان ورودی الگوریتم استفاده شد و تصویر خروجی از الگوریتم با تصویری که به صورت دستی هرس شده بود مقایسه گردید. برای انجام این مقایسه مختصات نقاط قطع در هر دو حالت به دست آمد سپس این نقاط باهم مقایسه شدند تا دقت الگوریتم نوشته شده تعیین گردد.

**مرحله ۵:** الگوریتم نوشته شده قادر نبود بین سیم‌های داربست و شاخه‌ها تفاوت قائل شود، بنابراین سیم‌های داربست که قطر آن‌ها کمتر از ۷ میلی‌متر بود به عنوان شاخه تشخیص داده می‌شدند و مختصات نقطاتی را که در آن نقاط، سیم با بوته در تماس بود به عنوان نقاط قطع در نظر گرفته می‌شد. برای رفع این مشکل با استفاده از تبدیل هاف، سیم‌های موجود در تصویرها تشخیص داده شد و چنانچه مختصات نقطاتی که سیم‌ها را مشخص می‌کرد با مختصات هر کدام از نقاط قطع یکسان بود، آن نقطه جز نقاط قطع به حساب نمی‌آمد. شکل (۵-۵) نقاط قطع بوته بدون در نظر گرفتن سیم‌ها و شکل (۵-۵) (b-۵)



**شکل ۵- a)** نقاط قطع بر روی بوته بدون در نظر گرفتن سیم‌ها، **b)** نقاط قطع بر روی بوته با در نظر گرفتن سیم‌ها

**Fig. 5. a)** The cut-off points on the plant by regarding the wires, **b)** cut- off points on the plant regardless of wires

## نتایج و بحث

زمینه مطابقت دارد (Nalpanitidis and Gasteratos, 2010). همچنین نتایج نشان می‌دهد که وجود دو دوربین در سیستم استریوویژن به تشخیص بهتر فاصله بوته‌ها از دوربین‌ها کمک می‌کند و باعث افزایش دقت تشخیص فاصله، در مقایسه با سایر روش‌های فاصله‌یابی می‌گردد. نتایج حاصل از به‌کارگیری سیستم استریوویژن در ربات برداشت سیب صحت نتایج این مرحله را تأیید می‌کند (Mao *et al.*, 2009).

در این مقاله عمق (D) مورد نظر، فاصله بوته‌های انگور از دوربین‌ها می‌باشد. نتایج مربوط به محاسبه عمق در جدول ۱ ارائه شده‌اند. این نتایج با استفاده از رابطه (۲) و در نظر گرفتن  $E=25\text{ cm}$  و  $f=7/7\text{ mm}$  محاسبه شدند. مقادیر D به‌دست‌آمده در محدوده ۵۰ تا ۸۰ سانتی‌متر می‌باشد که با فاصله‌های اولیه در نظر گرفته شده همخوانی دارد. بنابراین روش استریوویژن قادر است عمق تصاویر را به‌خوبی تشخیص دهد. این نتیجه با پژوهش‌های انجام شده در این

## جدول ۱- فاصله دوربین‌ها از بوته‌ها

Table 1- The cameras distance from bushes

فاصله دوربین‌ها از بوته‌ها (سانتی‌متر) Cameras distance from bushes (cm)	50-55	55-60	60-65	65-70	70-75	75-80
دفعات تصویربرداری Number of photography	3	4	14	12	5	2

شاخه‌های یک‌ساله و ۳۰ نمونه تصویر مربوط به شاخه‌های چندساله از تصویرهای گرفته‌شده جدا شدند و مقادیر مؤلفه‌های رنگ مربوط به هر یک از این نمونه‌ها به دست آورده شد و این مقادیر یادداشت گردید سپس برای هر کدام از مؤلفه‌ها، میانگین اعداد به‌دست‌آمده و انحراف معیار آن‌ها محاسبه و یادداشت شد. میانگین و انحراف معیار مربوط به هر یک از این مؤلفه‌ها در جدول ۲ آورده شده است. در ادامه میانگین‌های به‌دست‌آمده با استفاده از آزمون t مورد بررسی قرار گرفت. آزمون t نشان داد که اختلاف معنی‌داری در سطح ۵٪ بین مؤلفه رنگی شاخه‌های یک‌ساله وجود ندارد. همچنین در مورد شاخه‌های دو و چندساله این اختلاف معنی‌دار نبود. بنابراین می‌توان این نتیجه را گرفت که مؤلفه رنگی نمی‌تواند جهت تمایز بین شاخه‌ها مورد استفاده قرار گیرد (جدول ۲).

جدول ۱ نشان می‌دهد که در فاصله ۶۰ تا ۷۰ سانتی‌متر از بوته‌ها بیشترین تعداد تصویربرداری انجام شده است. در بعضی موارد در بازه‌های کمتر قرار نگرفتن کامل بوته در تصاویر و در فاصله‌های دورتر وجود ردیف‌های بعدی مانع از انجام تصویربرداری مناسب می‌شد. از جمله مشکلات استفاده از سیستم‌های استریوویژن به‌منظور مشخص نمودن فاصله می‌توان به تراکم و همپوشانی شاخه‌ها و برگ‌ها اشاره کرد (Mao *et al.*, 2009). جهت رفع مشکل تراکم بیش از اندازه شاخه‌ها، در این پژوهش شاخه‌هایی که فاصله آن‌ها از تنه اصلی زیاد بود به‌صورت مکانیکی حذف شدند. شاخه‌های باقیمانده به‌صورت عمودی بر روی تنه قرار داشتند و فاصله آن‌ها از دوربین‌ها تقریباً یکسان بود.

همچنین نتایج این پژوهش نشان داد که استفاده از مؤلفه‌های رنگ R, G و B در تشخیص شاخه‌های یک‌ساله از چندساله روشی مناسب نیست برای بررسی این ویژگی ۳۰ نمونه تصویر مربوط به

## جدول ۲- مؤلفه‌های رنگ شاخه‌های یک‌ساله و چندساله

Table 2- Color components of one-year old and perennial branches

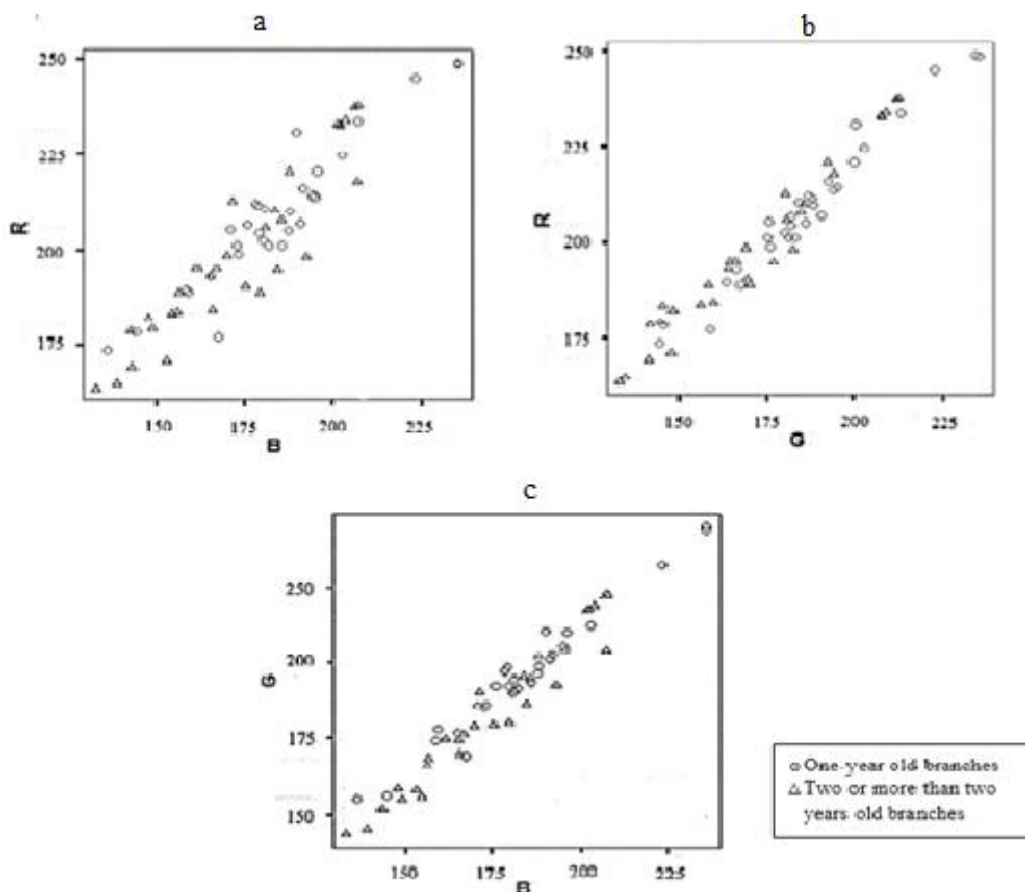
	مؤلفه‌های رنگ شاخه‌های یک‌ساله ns Color components of one-year old branches			مؤلفه‌های رنگ شاخه‌های چندساله ns Color components of perennial branches		
	مؤلفه سبز Green component	مؤلفه قرمز Red component	مؤلفه آبی Blue component	مؤلفه سبز Green component	مؤلفه قرمز Red component	مؤلفه آبی Blue component
میانگین Average	196.97	208.93	185.01	182.09	199.01	172.82
انحراف معیار Standard deviation	21.51	18.26	23.83	23.80	21.95	22.31

\* اختلاف معنی‌دار در سطح ۵٪ ns عدم وجود اختلاف معنی‌دار

\* Significant at 5% of probability level, ns non-significant

مؤلفه‌ها دارای همپوشانی کامل هستند و نمی‌توان یکی از آن‌ها را به‌عنوان شاخصی مناسب برای شناسایی شاخه‌های یک‌ساله مورد استفاده قرارداد.

از سوی دیگر نمودارهای پراکندگی سه مؤلفه رنگی R، G و B مربوط به شاخه‌های یک‌ساله و شاخه‌های دو و چندساله در شکل ۶ نشان داده شده است. بر اساس این نمودارها نیز مشخص گردید که مؤلفه‌های رنگ به‌دست‌آمده با همدیگر دارای تداخل می‌باشند و این



**شکل ۶-** نمودارهای پراکندگی مؤلفه‌های رنگی R: مؤلفه رنگ قرمز، B: مؤلفه رنگ آبی و G: مؤلفه رنگ سبز مربوط به شاخه‌های یک‌ساله و شاخه‌های دو و چندساله: (a) مؤلفه‌های رنگ قرمز و آبی، (b) مؤلفه‌های رنگ قرمز و سبز، (c) مؤلفه‌های رنگ سبز و آبی

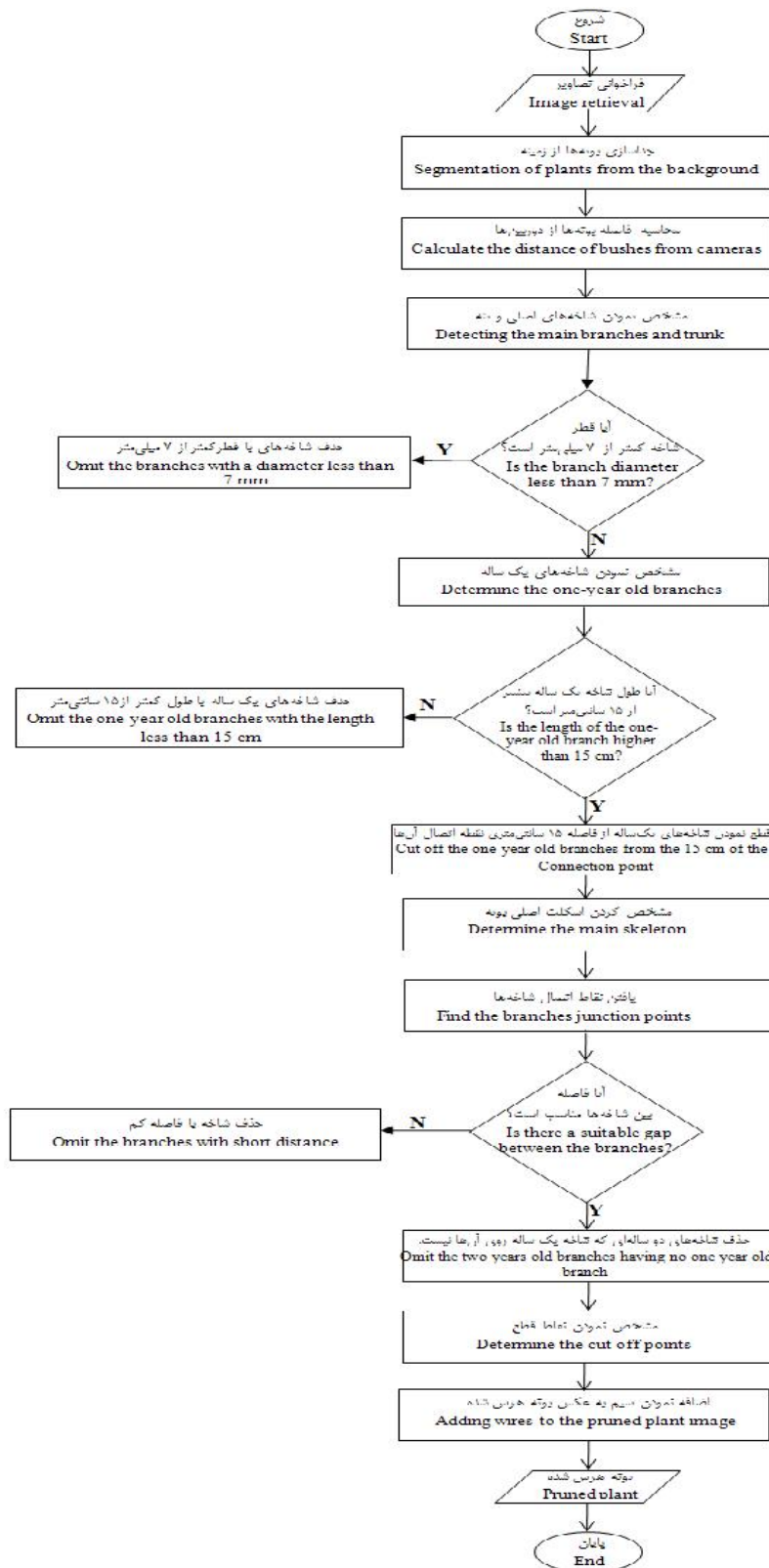
**Fig. 6.** Plots of the color components distribution of one -year old, branches and two - years old and perennial branches: a) Red and Blue components, b) Red and Green components, c) Green and Blue components

### ارزیابی الگوریتم

پس از نوشتن الگوریتم مورد نظر و بهینه‌سازی مراحل مختلف، الگوریتم مورد ارزیابی قرار گرفت و دقت آن بررسی شد. نتایج حاصل از ارزیابی این الگوریتم نشان داد که در بین ۲۵۴ نقطه قطع استخراج شده از ۲۰ تصویر، در مجموع ۷ نقطه هرس به‌اشتباه تشخیص داده شد. این نتایج نشان می‌دهد که دقت الگوریتم نوشته شده برابر با ۹۶/۸ درصد است. فلوجارت نوشته شده در این مقاله در شکل ۷ نشان داده شده است.

با قطع مکانیکی شاخه‌هایی که فاصله آن‌ها از تنه اصلی زیاد بود، فاصله شاخه‌های باقیمانده از دوربین‌ها تقریباً یکسان بود. بنابراین استفاده از ضخامت شاخه‌ها روشی مناسب برای تشخیص شاخه‌های یک‌ساله می‌باشد. چرا که ضخامت این شاخه‌ها از تنه اصلی و شاخه‌های دو یا چندساله کمتر است. ضخامت شاخه‌های یک‌ساله حدود یک سانتی‌متر است درحالی‌که شاخه‌های دو یا چندساله و تنه اصلی قطری بیشتر از دو سانتی‌متر را دارا می‌باشند و همه تصویرهایی که در این پژوهش مورد استفاده قرار گرفت شاخه‌های یک‌ساله به‌درستی توسط نرم‌افزار تشخیص داده شدند.





شکل ۷- فلوجارت نوشته شده  
 Fig. 7. Written Flowchart

## نتیجه‌گیری

به‌طور کلی می‌توان نتیجه گرفت که با به‌کارگیری الگوریتم نوشته‌شده در این مقاله و استفاده از آن در یک ماشین هرس هوشمند می‌توان شاخه‌های یک‌ساله را به‌درستی تشخیص داد و نقاط قطع

بوته‌ها را مشخص نمود. این کار باعث کاهش نیروی کار موردنیاز برای انجام هرس زمستانه تاکستان‌ها می‌شود. بنابراین هم‌زمان موردنیاز و هم هزینه‌های موردنیاز برای انجام هرس تاکستان‌ها کاهش می‌یابد.

## References

1. Ashraf, A. F. 2013. Stereo vision depth estimation algorithm in uncalibrated rectification. *International Journal of video & image processing and network security* 13: 1-7.
2. Bian, X., X. Su, and W. Chen. 2011. Analysis on 3D object measurement based on fringe projection. *International Journal for Light and Electron Optics* 122: 471-474.
3. Bouguet, J. Y. 2015. Camera Calibration Toolbox for Matlab. Computational Vision at the California Institute of Technology. Available at: [http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/calib\\_doc/](http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/calib_doc/). Accessed 10 March 2015.
4. Burie, J. C., J. L. Bruyelle., and J. G. Postaire. 1995. Detecting and localising obstacles in front of a moving vehicle using linear stereovision. *Mathematical and Computer Modelling* 22: 235-246.
5. Dogi, B. 2005. Stereo Vision: A way of metering and metering systems overcome the problems in the current. *Journal of Mechanical Engineering*.
6. Faugeras, O. 1995. Stratification of three-dimensional vision: projective, affine, and metric representations. *Journal of the Optical Society of America A* 12: 465-484.
7. Guang-Hua, F., L. Xue-Mei, Ch. Yan-Fu, and Y. Jin. 2015. Fast-growing forest pruning robot structure design and climbing control. *Advances in Manufacturing* 3: 166-172.
8. Heydari, A. R. 2010. *Image Processing in MATLAB*. BehAvaran Publisher. 288pages. (In Farsi).
9. Khajehei, M. 2003. *New method of planting vine*. Alhora publications. Tehran. (In Farsi).
10. Kitamura, S., K. Oka, and F. Takeda. 2005. Development of picking robot in greenhouse horticulture. *Nippon Kikai Gakkai Robotikusu. Mekatoronikusu Koenkai Koen Ronbunshu* 1: 3176-3179.
11. Kohan, A., A. M. Borghae, M. Yazdi, S. Minaei, and M. J. Sheykhdavudi. 2011. Robotic Harvesting of Rosa Damascena Using Stereoscopic Machine Vision. *World Applied Sciences Journal* 12 (2): 231-237.
12. Kriegman, D. J., E. Triendl, and T. O. Binford. 1989. Stereo vision and navigation in buildings for mobile robots. *IEEE Transactions Robotics Automation* 5: 792-803.
13. Maghsodi, Sh. 2008. *Grape technology and processing*. Elme keshavarzie Iran publications. Tehran. (In Farsi).
14. Mao, W., J. Baoping, X. Zhang, J. Zhan, and H. Xiaoan. 2009. Apple location method for the apple harvesting robot. *Image and Signal Processing* 1-5.
15. Mudenagudi, U., and S. Chaudhuri. 1999. Depth estimation using defocused stereo image pairs. *Computer Vision* 1: 483-488.
16. Nalpantidis, L., and A. Gasteratos. 2010. Stereo vision for robotic applications in the presence of non-ideal lighting conditions. *Image and Vision Computing* 28: 940-951.
17. Porika, H., M. Jagadeesha, and M. Suchithra. 2015. Effect of pruning severity on quality of grapes Cv. red globe for summer season. *Advances in crop science and technology* S1-400.
18. Poyton, C. A. 1996. *Probability, Random Variables, and Random Signal Principles*. 3rd ed., McGraw-Hill, New York.
19. Soni, D. P., M. Ranjana, N. A. Gokul, S. Swaminathan, and B. B. Nair. 2010. Autonomous arecanut tree climbing and pruning robot. *International Conference on Emerging Trends in Robotics and Communication Technologies*. Chennai, India.
20. Stereo Calibration App. 2015. Available at: <http://www.mathworks.com/help/vision/ug/stereo-camera-calibrator-app.html>. Accessed 19 January 2015.

21. Su, X., Q. Zhang, and L. Xiang. 2008. Optical 3D shape measurement for dynamic process. *Optoelectronics Letters* 4: 55-58.
22. Vannucci, D., E. Cini, A. Cioni, and M. Vmmi. 1990. A prototype for the fully mechanized Journal of *Agricultural Engineering Research* 46: 1-11.

## Development of a Grapevine Pruning Algorithm for Using in Pruning Robots

S. M. Hosseini<sup>1</sup>- A. Jafari<sup>2\*</sup>

Received: 30-12-2015

Accepted: 14-09-2016

### Introduction

Great areas of the orchards in the world are dedicated to cultivation of the grapevine. Normally grape vineyards are pruned twice a year. Among the operations of grape production, winter pruning of the bushes is the only operation that still has not been fully mechanized while it is known as the most laborious jobs in the farm. Some of the grape producing countries use various mechanical machines to prune the grapevines, but in most cases, these machines do not have a good performance. Therefore intelligent pruning machine seems to be necessary in this regard and this intelligent pruning machines can reduce the labor required to prune the vineyards. In this study it was attempted to develop an algorithm that uses image processing techniques to identify which parts of the grapevine should be cut. Stereo vision technique was used to obtain three dimensional images from the bare bushes whose leaves were fallen in autumn. Stereo vision systems are used to determine the depth from two images taken at the same time but from slightly different viewpoints using two cameras. Each pair of images of a common scene is related by a projective geometry, and corresponding points in the images pairs are constrained to lie on pairs of conjugate projective lines.

### Materials and Methods

Photos were taken from gardens of the Research Centre for Agriculture and Natural Resources of Fars province, Iran. At first, the distance between the plants and the cameras should be determined. The distance between the plants and cameras can be obtained by using the stereo vision techniques. Therefore, this method was used in this paper by two pictures taken from each plant with the left and right cameras. The algorithm was written in MATLAB. To facilitate the segmentation of the branches from the rows at the back, a blue plate with dimensions of  $2 \times 2 \text{ m}^2$  were used at the background. After invoking the images, branches were segmented from the background to produce the binary image. Then, the plant distance from the cameras was calculated by using the stereo vision.

In next stage, the main trunk and one year old branches were identified and branches with thicknesses less than 7 mm were removed from the image. To omit these branches consecutive dilation and erosion operations were applied with circular structures having radii of 2 and 4 pixels. Then, based on the branch diameter, one-year-old branches were detected and pruned through considering the pruning parameters. The branches were pruned so that only three buds were left on them. For this aim, the branches should be pruned to have a length of 15 cm. To truncate the branches to 15 cm, the length of the main stem was measured for each of the branches, and branches with length less than 15 cm were omitted from the images. Then the main skeleton of grapevine was determined. Using this skeleton, the attaching points of the branches as well as attachment points to the trunk were identified. Distance between the branches was maintained. At the last step, the cutting points on the branches were determined by labeling the removed branches at each step.

### Results and Discussion

The results indicated that the color components in the texture of the branches could not be used to identify one year old branches and evaluation results of algorithm showed that the proposed algorithm had acceptable

1- Ph.D. Student of Biosystems Engineering, Shahrekord University

2- Associate Professor, Biosystems Engineering Department, Shiraz University

(\*- Corresponding Author Email: ajafari@shirazu.ac.ir)

performance and in all photos, one year old branches were correctly identified and pruning point of the grapevines were correctly marked. Also among 254 cut off-points extracted from 20 images, just 7 pruning points were misdiagnosed. These results revealed that the accuracy of the algorithm was about 96.8 percent.

## Conclusions

Based on the reasonable achievement of the algorithm it can be concluded that it is possible to use machine vision routines to determine the most suitable cut off points for pruning robots. By an intelligent pruning robot, the one year old branches are diagnosed properly and the cut off points of the plants are determined. This can reduce the required labor to perform winter pruning in vineyards which subsequently reduces the time required and the costs needed for pruning the vineyards.

**Keywords:** Grape, Image processing, Pruning, Stereo vision