

## تشخیص پرتقال روی درخت با کاربرد پردازش تصاویر دیجیتال براساس الگوی تراکم سایه روشن

حمیدرضا احمدی<sup>۱</sup> - جعفر امیری پریان<sup>۲\*</sup>

تاریخ دریافت: ۹۲/۴/۲۶

تاریخ پذیرش: ۹۲/۱۰/۲۱

### چکیده

طی چندین سال اخیر تمایل تازه‌ای به سمت برداشت رباتیک پرتقال و برخی مرکبات ایجاد شده است. اولین گام در برداشت رباتیک شناسایی دقیق و تعیین موقعیت میوه می‌باشد. شناسایی از طریق پردازش تصویر توسط دوربین‌های رنگی و کامپیوتر رایج‌ترین روش در حال حاضر می‌باشد. بدیهی است ربات برداشت با شرایط طبیعی مواجه است و شناسایی باید در شرایط مختلف نور و محیط انجام شود. در این تحقیق سعی شده است الگوریتم مناسبی به منظور تشخیص پرتقال روی سایبان درخت ارائه شود. به منظور ارزیابی الگوریتم ارائه شده تعداد ۵۰۰ تصویر که در شرایط کاملاً متفاوت سایبان، زاویه نور خورشید و فاصله تا درخت، گرفته شده بودند، مورد بررسی قرار گرفت. این الگوریتم شامل مراحل: بهینه‌سازی، قطعه‌بندی، فیلتر اندازه، تفکیک میوه‌ها بر مبنای الگوی تراکم سایه و روشنایی و تعیین مختصات می‌باشد. در این تحقیق برای قطعه‌بندی از شبکه عصبی MLP (با سه لایه مخفی) استفاده شد که موفقیت به کارگیری آن با توجه به نرخ کشف صحیح پرتقال‌ها با دقت ۸۸/۲٪ مورد تأیید قرار گرفت. با توجه به درصد بالای پرتقال‌های خوشه‌ای نسبت به کل پرتقال‌ها در تصاویر، هر الگوریتمی که بخواهد در زمینه شناسایی پرتقال بر روی درخت موفق عمل کند باید راه حلی برای تفکیک پرتقال‌ها از هم ارائه دهد که در پژوهش حاضر روشی جدید بر مبنای الگوی تراکم سایه روشن، به کار گرفته شد و کارایی آن مورد ارزیابی قرار گرفت. در نهایت دقت تفکیک ۸۹/۵ درصد و دقت شناسایی ۸۸/۲ درصد به دست آمد.

**واژه‌های کلیدی:** برداشت پرتقال، پردازش تصویر، تفکیک، ربات برداشت، ماشین بینایی، ماکزیمم نسبی

### مقدمه

انجام شده است. محققینی با استفاده از دوربین سیاه و سفید، دو فیلتر، پروژکتور و روش آستانه شدت نور، به دقت ۸۰ درصد در شناسایی پرتقال دست یافتند (Juste et al., 1991). پژوهشگرانی برای تشخیص میوه از جمع تصویر معمولی و تصویر حرارتی استفاده نمودند که در آن مشخص گردید که ترکیب اطلاعاتی تصاویر رنگی و حرارتی نتایج بهتری نسبت به تصویر حرارتی می‌دهد (Bulanon et al., 2009). تشخیص مرکبات سبز با استفاده از تصویر برداری چند طیفی نیز انجام شد (Okamoto et al., 2009). بررسی تصاویر نشان داد بسته به ارقام مرکبات، موفقیت تشخیص به میزان ۷۰ تا ۸۵ درصد بوده است. پژوهشگرانی برای تشخیص سیب سرخ روی درخت در نور طبیعی با استفاده از تشخیص لبه و ترکیب آن با خصوصیات رنگی و شکلی تحقیقی انجام دادند که در آن به دقت ۸۸ درصد دست یافتند (Lak et al., 2010). تلاشی برای تشخیص مرکبات سبز با استفاده از تصویر رنگی در شرایط نور طبیعی انجام گردید که موفقیت تشخیص میوه‌ها ۷۵/۳ درصد گزارش شده است (Kurtulmus et al., 2011). پژوهشگران دیگری توانستند با استفاده از پردازش تصویر در تشخیص پرتقال برای ۱۱۰ تصویر به دقت ۹۰ درصد دست

به دو دلیل عمده اقتصادی و پیشرفت فن‌آوری، از چندین سال گذشته تمایل تازه‌ای به سمت برداشت رباتیک پرتقال و برخی مرکبات ایجاد شده است (Hannan et al., 2007). اولین گام در برداشت رباتیک پرتقال، شناسایی و تعیین موقعیت آن روی درخت می‌باشد. سه عامل شناسایی نادرست، عدم شناسایی و بالا بودن زمان شناسایی یک پرتقال، منجر به کاهش عملکرد، بالا رفتن زمان برداشت و در نهایت افزایش هزینه‌های تولید خواهد شد. عمده دلیل عدم توجه اقتصادی ربات‌های برداشت که تاکنون معرفی شده‌اند، ناکارآمدی آن‌ها در مرحله شناسایی است.

روش رایج بصری برای تشخیص، استفاده از ماشین بینایی است. تحقیقات اولیه با استفاده از دوربین‌های تک رنگ و فیلترهای رنگی

۱- دانش آموخته کارشناسی ارشد مکانیک ماشین‌های کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا، همدان

۲- استادیار گروه مهندسی بیوسیستم، دانشگاه بوعلی سینا، همدان

\*- نویسنده مسئول: (Email: amiriparian@basu.ac.ir)

نورپردازی طبیعی از ۸ صبح الی ۲ بعد از ظهر، در زوایا و پس زمینه‌های مختلف، در فواصل حدود ۴۰ الی ۲۰۰ سانتی‌متر از میوه هدف توسط دوربین SONY DSC-H20 تهیه شد. فرمت تصاویر JPG و اندازه آن‌ها ۲۷۳۶×۳۶۴۸ پیکسل بود. تمام تصاویر در فصل برداشت از باغ پرتقال واقع در مرکز تحقیقات مرکبات ایران در رامسر، از درختان تامسون گرفته شد.

### توسعه الگوریتم پردازش تصویر

در این تحقیق الگوریتم به‌کار گرفته شده شامل پنج مرحله می‌باشد: (۱) پیش پردازش، (۲) قطعه‌بندی، (۳) فیلتر اندازه، (۴) تفکیک بر مبنای الگوی تراکم سایه و روشنایی و (۵) تعیین مختصات. مرحله چهارم نیز شامل دو زیر مرحله می‌باشد: الف) قطعه‌بندی قسمت‌های روشن و ب) اعمال ماکزیمم نسبی. در این مقاله، مراد از تفکیک، جداسازی میوه‌های خوشه‌ای از هم می‌باشد. روند نمای الگوریتم در شکل ۱ نشان داده شده است. الگوریتم پیشنهادی به کمک نرم افزار MATLAB R2009a پیاده سازی شد که در ادامه به شرح هر یک از مراحل پنج‌گانه پردازش پرداخته خواهد شد.

### پیش پردازش

ابتدا جهت کاهش حجم محاسبات، با توجه به اندازه بزرگ تصاویر، اندازه آن‌ها به یک پنجم کاهش یافت. سپس با اعمال فیلتر میانگین، نویز تصاویر جهت بالا بردن دقت در مرحله قطعه‌بندی کاهش یافت.

### قطعه‌بندی

در این تحقیق قطعه‌بندی با استفاده از شبکه عصبی در فضای RGB انجام شد. در ابتدا برای به‌دست آوردن نقاط تشکیل دهنده پرتقال‌های هدف در فضای RGB در یک نمونه تصویر مقادیر رنگی تمامی نقاط به کمک نرم افزار (Photo Impact X3) به صورت دستی استخراج شد (شکل ۲ b). برای به‌دست آوردن نقاط زمینه مجدداً از روش یاد شده استفاده شد با این تفاوت که این بار نقاط زمینه بدون در نظر گرفتن نقاط تشکیل دهنده پرتقال انتخاب شد (شکل ۲ c). سپس تابعی از  $R, G, B$  با نام  $Y$  تعریف شد که مقادیر  $R, G, B$  ورودی شبکه و مقدار  $Y$  خروجی شبکه است. مقدار  $Y$  به ازای نقاط متعلق به زمینه صفر و به ازای نقاط متعلق به پرتقال عدد یک اختصاص داده شد. سپس با استفاده از شبکه پرسپترون چند لایه MLP در نرم افزار MATLAB R2009a و تکرار شبکه برای تعداد لایه‌های مختلف، شبکه‌ای با سه لایه مخفی با ضریب تبیین ۹۵٪ انتخاب شد. با توجه به حجم زیاد نقاط در هر تصویر و محدودیت نرم افزار در نقاط مورد آموزش، یکی از تصاویر به‌صورت تصادفی

یابند (Hannan et al., 2007). در راستای شناسایی سیب قرمز بر روی درخت بر مبنای ماشین بینایی تحقیقی انجام شده که در آن با بررسی ویژگی‌های رنگی و انتقال پارامترهای رنگی به فضای دو بعدی و استفاده از فاصله اقلیدسی در سطح، قطعه‌بندی انجام شده است (Mao et al., 2009). در تحقیقی که به‌منظور قطعه‌بندی و تشخیص پرتقال بر روی درخت در شرایط طبیعی انجام شد، برای قطعه‌بندی از فضای رنگی  $L^*a^*b^*$  استفاده گردید و برای تشخیص میوه از خصوصیات شکلی بهره گرفته شد (Patel et al., 2012).

سیستم‌های فعلی برداشت ربانیک از لحاظ قدرت انتخاب هنوز با قدرت تشخیص انسان فاصله زیادی دارند. مجموعاً در بسیاری از تحقیقاتی که بر روی الگوریتم تشخیص پرتقال انجام گرفته است، نرخ شناسایی موفق میوه به‌طور متوسط حدود ۷۰ الی ۹۰ درصد بوده است (Li et al., 2011).

از آنجا که تشخیص میوه از این طریق باید تحت شرایط طبیعی نور و محیط انجام شود، در این راه دو مشکل عمده‌ی نورپردازی نامناسب و انسداد نمای منظر میوه وجود دارد (Hannan et al., 2007). نورپردازی نامناسب و غیر یکنواخت به‌خاطر پوشش ابر، زاویه‌ی خورشید، شکل سایبان<sup>۱</sup> و موقعیت قرارگیری میوه درون درخت می‌باشد. انسداد، سطح شکل میوه‌ها را به هم می‌ریزد، گاهی برگ‌ها و شاخه‌ها دید میوه را کوچک کرده و شکل آن را به هم می‌زنند یا میوه را از نظر پنهان می‌کنند، گاهی باعث چند ناحیه شدن میوه شده گاهی میوه‌ها روی هم افتاده و تفکیک‌پذیری را مشکل می‌کنند؛ لذا الگوریتم پیشنهادی باید بتواند بر این مشکلات غلبه کند. در مقالات بررسی شده، تعداد تصاویر به ندرت فراتر از ۱۰۰ عدد بوده است، در حالی که برای جامعیت بخشیدن به الگوریتم پیشنهادی به دلیل وجود شرایط طبیعی و کنترل نشده در درخت پرتقال، باید تعداد نمونه‌ها و آزمون‌ها را بالاتر گرفت که در تحقیق حاضر بیش از ۵۰۰ تصویر مورد پردازش و ارزیابی قرار گرفته است؛ به‌علاوه در تحقیقات پیشین، اثر خطاهای شناسایی تکراری، شناسایی اشتباه زمینه به‌جای میوه و عدم تفکیک بر دقت کشف صحیح میوه بررسی نشده که در پژوهش حاضر به این امر پرداخته شده است. لذا هدف این تحقیق ارائه الگوریتمی جدید به‌منظور تفکیک پرتقال‌های خوشه‌ای مبتنی بر الگوی تراکم سایه روشن و ارزیابی دقیق برای تشخیص درست میوه پرتقال روی درخت در شرایط کاملاً طبیعی می‌باشد.

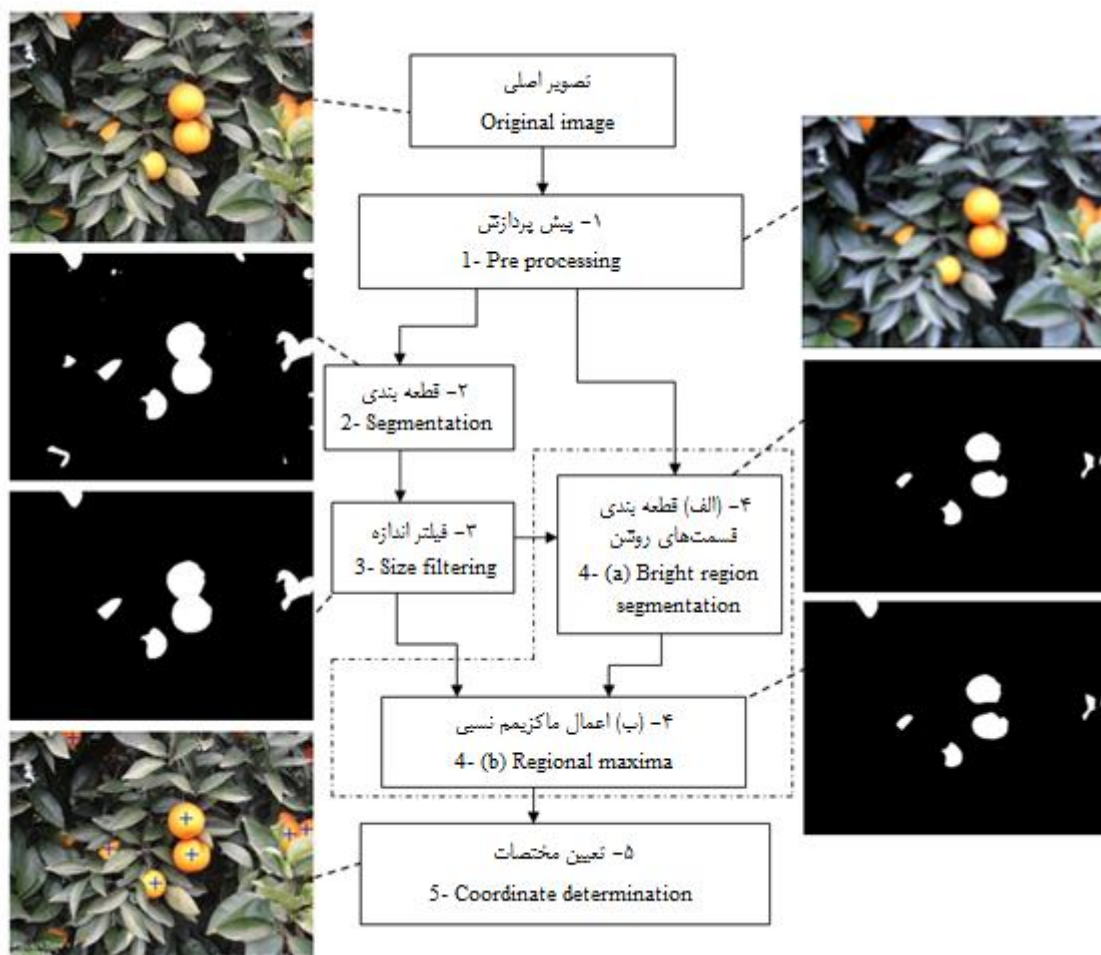
### مواد و روش‌ها

#### تهیه‌ی تصاویر

تعداد ۵۰۰ تصویر از پرتقال روی درخت در شرایط مختلف

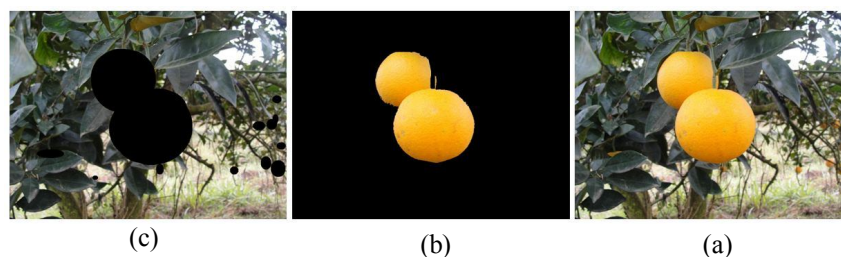
مشخصی بین نقاط پس زمینه و اشیای مورد نظر به وجود آمده است. با اعمال آستانه‌سازی عمومی بر روی تصویر خاکستری، قطعه‌بندی کامل می‌شود. قطعه‌بندی حاصل در شکل ۳ d نشان داده شده است.

انتخاب و برای آموزش به کار گرفته شد. اعمال شبکه عصبی ایجاد شده بر روی تصویر حاصل از مرحله پیش پردازش (شکل ۳ a)، تصویری خاکستری ایجاد می‌کند (شکل ۳ b) که هیستوگرام آن (شکل ۳ c) نشان می‌دهد که آستانه



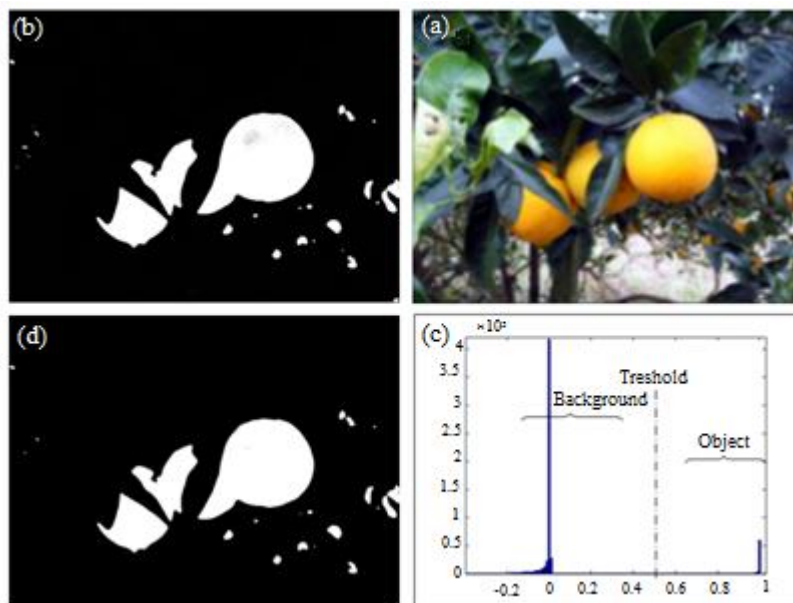
شکل ۱- روند نمای الگوریتم پردازش تصویر

Fig.1. Image processing algorithm diagram

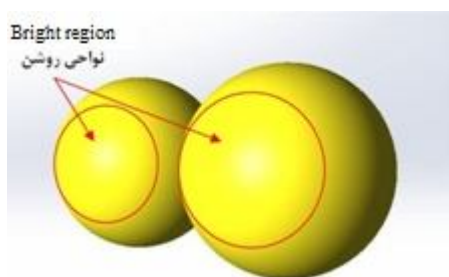


شکل ۲- (a) تصویر اصلی، (b) پرتقال‌های استخراج شده از تصویر، (c) زمینه استخراج شده از تصویر

Fig.2. (a) Original image, (b) Extracted oranges from image, (c) Extracted background from image



**شکل ۳-** (a) تصویر حاصل از پیش پردازش، (b) بعد از اعمال شبکه عصبی، (c) هیستوگرام سطح خاکستری تصویر (b)، (d) آستانه‌سازی  
**Fig.3.** (a) Generated image of preprocessing, (b) After neural network applying, (c) Histogram of gray level of (b) Image, (d) Thresholding



**شکل ۴-** اشیای روی هم افتاده و تراکم سایه روشن  
**Fig.4.** Clustered objects and lighting density

### فیلتر اندازه

با توجه به این که بعضی مناطق جدا شده در مرحله قطعه‌بندی، به غیر پرتقال یا پرتقال‌های در پس زمینه تعلق دارند، لذا باید این مناطق با هدف به‌دست آوردن پرتقال‌های رویی حذف شوند. ساده‌ترین راه حذف آن‌ها با توجه به سطح کوچک‌تر آن‌ها نسبت به پرتقال‌های رویی، اعمال فیلتر اندازه می‌باشد. با این روش اشیای کوچک‌تر از پرتقال حذف خواهند شد. ماتریس حاصل از این مرحله به‌عنوان ماسک A در نظر گرفته شد.

### تفکیک بر مبنای الگوی تراکم سایه و روشنایی

در برخی تصاویر دو یا چند میوه روی هم افتاده و در نتیجه یک شیء واحد را در مرحله قطعه‌بندی ایجاد می‌کنند، به نحوی که برای تشخیص درست باید این اشیاء از هم تفکیک شوند. برای این کار در این تحقیق، مراحل زیر به کار گرفته شد.

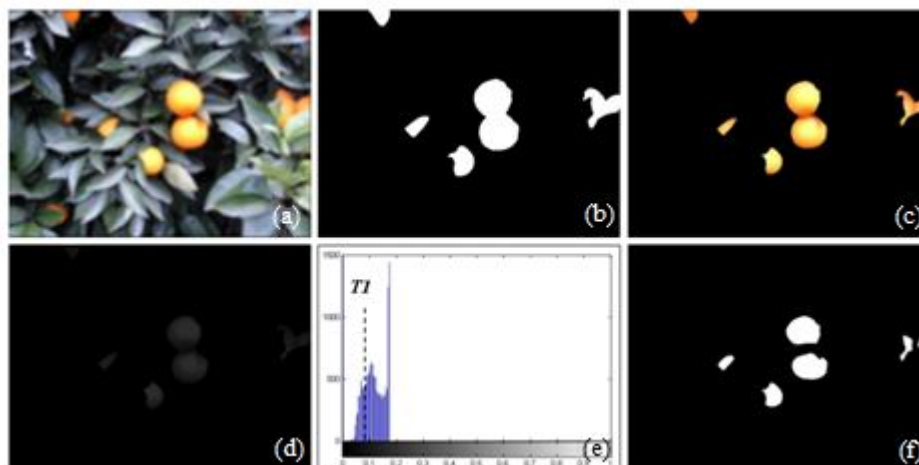
### قطعه‌بندی قسمت‌های روشن

با توجه به این که میوه‌های روی هم افتاده به دلیل کروی بودن و زاویه تابش نور، قسمت‌های روشن کاملاً جدا از هم ندارند، برای تفکیک دو یا چند پرتقال می‌توان قسمت‌های روشن‌تر آن‌ها را ملاک قرار داد (شکل ۴). محدوده روشن دو شیء کروی در شکل ۴ مشخص شده است که نشان می‌دهد نواحی روشن دو شیء از هم مجزا می‌باشند.

در این مرحله به‌منظور قطعه‌بندی با هدف به‌دست آوردن قسمت‌های روشن پرتقال‌ها (شکل ۵ f)، حاصل ضرب متناظر درایه‌های ماسک تصویر حاصل از مرحله سوم (فیلتر اندازه) (شکل ۵ b)، در تصویر حاصل از پیش پردازش (شکل ۵ a)، به‌دست آمده که در شکل ۵ c آورده شده است. سپس تصویر خاکستری پرده رنگ (Hue) در فضای HSV از آن تشکیل شده (شکل ۵ d) و در نهایت قطعه‌بندی بر روی آن با استفاده از روش آستانه‌سازی عمومی (Global Thresholding) انجام شد (شکل ۵ f). همان‌طور که در شکل ۵ e دیده می‌شود نقطه T1، آستانه نواحی روشن پرتقال انتخاب شده است که این مقدار با انتخاب چند نقطه و آزمون و خطا به‌دست آمده است. لازم به ذکر است این آستانه برای تمام تصاویر به کار برده شده است. علت انتخاب پرده رنگ (Hue) در فضای رنگ HSV

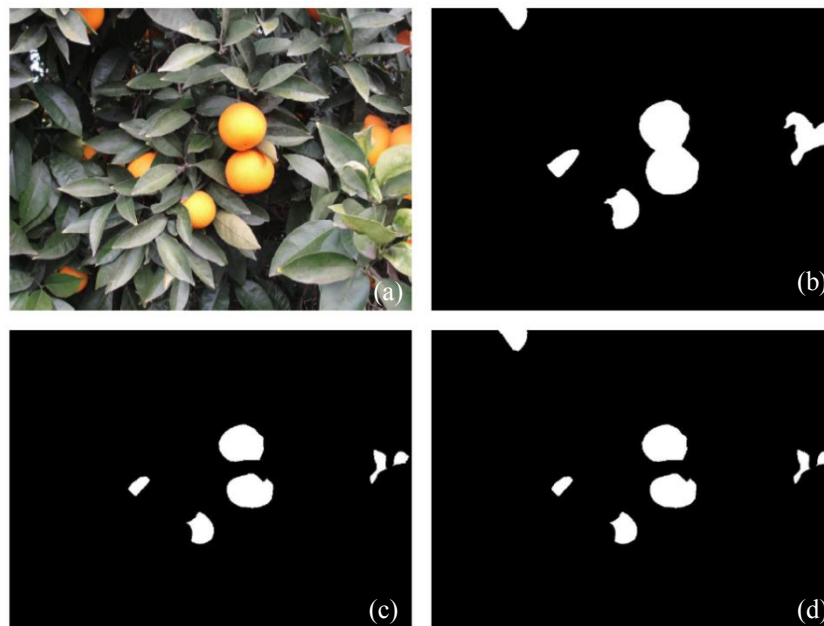
به این روش برای قطعه‌بندی قسمت‌های روشن عملکرد ضعیف‌تری داشت. در نهایت تصویر قطعه‌بندی شده به‌عنوان ماسک B معرفی شد.

قابلیت بالای این کد در تمیز دادن رنگ‌ها، مشابه ادراک انسان می‌باشد (Gonzalez and Woods, 1992). به‌دلیل نویز بالای این پرده رنگ (Hue) در کل تصویر، از این روش برای قطعه‌بندی کلی استفاده نشد و تصویر خاکستری ایجاد شده از تصویر اصلی هم نسبت



**شکل ۵-** (a) خروجی مرحله پیش پردازش، (b) خروجی مرحله فیلتر اندازه، (c) ماسک حاصل از تصویر مرحله سوم روی تصویر حاصل از پیش پردازش، (d) سطح خاکستری H در فضای HSV، (e) هیستوگرام سطح خاکستری H، (f) نقاط روشن پرتقال‌ها

**Fig.5.** (a) Output of preprocessing step, (b) Output of size filtering step, (c) Obtained mask of size filtered image on preprocessed image, (d) H gray level of HSV space, (e) Histogram of gray scale of H, (f) Bright points of oranges



**شکل ۶-** (a) تصویر اصلی، (b) پرتقال‌های رویی، (c) قسمت‌های روشن پرتقال‌ها، (d) ماسک نهایی

**Fig.6.** (a) Original image, (b) Foreground orange, (c) Bright regions of orange, (d) Final mask



شکل ۷- چند نمونه از خروجی‌های الگوریتم پردازش تصویر  
 Fig.7. Several image processing algorithm outputs

### اعمال ماکزیمم نسبی

هم اکنون دو تصویر A و B با پیکسل‌های صفر و یک حاصل شده که از تصویر اصلی (شکل ۶ a) به دست آمده‌اند. تصویر A تصویری است که اشیاء درون آن (مناطق سفید) معرف تمام پرتقال‌های روی می باشد (شکل ۶ b) و B تصویری است که اشیاء آن زیر مجموعه‌ای از اشیاء درون تصویر A بوده و معرف قسمت‌های روشن پرتقال‌ها می باشد (شکل ۶ c).

با کمی دقت مشخص می شود که برخی از اشیاء تصویر A (شکل ۶ b)، در تصویر B (شکل ۶ c) به چند شیء تقسیم شده‌اند که معرف چند پرتقال به هم چسبیده هستند. به عبارت دیگر این اشیاء در تصویر B کوچک شده و هر قطعه کوچک شده معرف یک پرتقال است. ولی برخی اشیاء در A وجود دارند که درون B کاملاً حذف شده‌اند و معرف پرتقال‌هایی است که در مرحله قطعه‌بندی شناسایی شده است ولی در مرحله قطعه‌بندی قسمت‌های روشن به دلیل قرار گرفتن در سایه شناسایی نشده‌اند. پس در اینجا باید روشی به کار گرفته شود که اشیایی از تصویر A که درون تصویر B به یک یا چند شیء تقسیم شده‌اند، از تصویر B به تصویر نهایی انتقال یافته و اشیایی از A که درون B حذف شده‌اند از تصویر A به تصویر نهایی انتقال یابند. برای این منظور ماکزیمم نسبی حاصل از جمع دو ماتریس A و B در نظر گرفته شد و به عنوان ماسک نهایی C (شکل ۶ d) معرفی گردید. این مرحله به طور خلاصه در رابطه (۱) نشان داده شده است (Mathworks, 2009). در رابطه (۱)، C ماسک نهایی می باشد.

$$C = \text{regional maxima}(A+B) \quad (1)$$

### تعیین مختصات

مراکز سطح اشیای حاصل از ماسک به دست آمده در مرحله قبل (ماسک C) به عنوان مختصات پرتقال‌های هدف تعیین شدند. چند نمونه از خروجی الگوریتم پیشنهادی این تحقیق در شکل ۷ دیده می شود.

### نحوه‌ی ارزیابی

در این مرحله برای ارزیابی دقیق‌تر الگوریتم کلیه‌ی خطاهای مؤثر بر کشف صحیح پرتقال‌ها روی درخت در نظر گرفته شده‌اند که در ادامه توضیحات مربوطه آمده است. لازم به ذکر است معیار شمارش و مقایسه‌ها، قدرت تشخیص انسانی بوده است.

### تعیین درصد تفکیک صحیح پرتقال‌های به هم چسبیده

ابتدا تعداد کل پرتقال‌های روی هم افتاده‌ی روی قابل تشخیص به شکل انسانی در تمام تصاویر ( $n_c$ )، تعداد پرتقال‌های از هم تفکیک نشده ( $e_1$ ) و تفکیک‌های اشتباه پرتقال‌ها ( $e_2$ ) توسط الگوریتم شمارش شدند. تفکیک اشتباه جایی رخ می‌دهد که الگوریتم اجرا شده یک پرتقال را به چند ناحیه تقسیم کند. رابطه (۲) برای به دست آوردن درصد تفکیک صحیح ( $A_{ii}$ ) به کار گرفته شد.

$$A_{ii} = \frac{n_c - e_1 - e_2}{n_c} \quad (2)$$

### خطای شناسایی تکراری

هر پرتقال که توسط تشخیص انسانی یک میوه شناسایی شود و توسط نرم افزار چند میوه شناسایی شود سبب ایجاد خطای شناسایی

اهمیت دارد، صحت در مرحله قطعه‌بندی می‌باشد. به‌طور کلی برای ربات برداشت، عدم تفکیک پرتقال‌های روی هم افتاده و شناسایی تکراری به شدت خطای قطعه‌بندی مشکل ساز نمی‌باشد، چون با برداشت یک پرتقال که دو قسمتی شده است قسمت‌های تکراری خود به خود حذف می‌شوند و نیز با برداشت یکی از پرتقال‌هایی که به‌صورت خوشه‌ای (تفکیک نشده) روی هم افتاده و به درستی تفکیک نشده‌اند قسمت‌های دیگر خود به خود در برنامه پردازش تصویر نمایان خواهند شد. کشف صحیح هدف نهایی الگوریتم شناسایی برای ربات برداشت می‌باشد که در این تحقیق دقت آن به ۸۸/۲٪ رسیده است. همان‌طور که در رابطه (۴) برای محاسبه آن دیده می‌شود تمام موارد خطا در آن در نظر گرفته شده‌اند. در مورد نحوه ارزیابی، روش یکسانی در مقالات مشابه اجرا نشده است و بسته به شرایط و دید محقق، متفاوت عمل شده است. لذا دقت‌های عنوان شده با هم قابل قیاس نیستند. به‌عنوان مثال محققینی از محاسبه تعداد میوه‌های شناسایی شده توسط الگوریتم در مقابل تعداد واقعی در تصاویر، برای بیان صحت و مؤثر بودن استفاده نموده‌اند و در مورد شناسایی تکراری و خطای شناسایی زمینه به‌جای میوه صحتی نکرده و آن را در محاسبه صحت دخالت نداده‌اند (Patel et al., 2012). در تحقیق آن‌ها متوسط خطای شناسایی ۳۱ درصد برآورد شده است. محققین دیگری برای بیان نرخ شناسایی، صرفاً تعداد شناسایی را ملاک قرار داده و به نرخ ۹۰٪ دست یافته‌اند و علی‌رغم این‌که در الگوریتم آن‌ها روش مشخصی برای حذف شناسایی تکراری به‌کار برده نشده است، تأثیر آن را در نظر نگرفته‌اند. آن‌ها همچنین در تحقیق برای تفکیک میوه‌های به هم چسبیده از روش تشخیص دایره استفاده کرده و خطای آن روش را برای میوه‌های نزدیک به دوربین، ۱۲٪ عنوان کرده است و این تنها گزارش تحقیق آن‌ها از خطای تفکیک می‌باشد (Hannan et al., 2007). برای تشخیص سیب قرمز روی درخت به دقت ۸۸٪ دست یافته‌اند، که در ارزیابی اولاً تعداد تصاویر کم و میوه‌ها تنها ۳۰ عدد بوده است و ثانیاً باز هم خطای تکرار و خطای شناسایی زمینه به‌جای میوه در تحقیق ایشان، در نظر گرفته نشده است (Lak et al., 2010). پژوهشگران دیگری در شناسایی سیب قرمز به خطای ۹/۴٪ دست یافته‌اند، که خطای تکرار و خطای شناسایی زمینه به‌جای میوه در آن در نظر گرفته نشده است (Mao et al., 2009). برای تکمیل بحث فوق، نمونه‌ای از خطای شناسایی تکراری، خطای عدم شناسایی و خطای شناسایی زمینه، حاصل الگوریتم ارائه شده در این پژوهش، در شکل ۸ آورده شده است.

تکراری می‌شود. برای به‌دست آوردن این خطا ابتدا همه پرتقال‌ها در تمام تصاویر مورد ارزیابی، به‌صورت دستی (n) و سپس تمام پرتقال‌هایی که بیش از یک بار توسط الگوریتم شناسایی شده‌اند (n<sub>R</sub>) شمارش شد. در نهایت از رابطه (۳) برای تعیین درصد خطای شناسایی تکراری (E<sub>R</sub>) استفاده شد.

$$E_R \% = \frac{n_R}{n} \times 100 \quad (3)$$

### تعیین کشف صحیح

در این حالت، مقادیر شمارش شده n و n<sub>R</sub> در رابطه (۳) مجدداً در نظر گرفته شدند. پرتقال‌های اصلاً شناسایی نشده (n<sub>U</sub>) و سپس تعداد تشخیص اشتباه زمینه به‌جای پرتقال (n<sub>B</sub>) شمارش شدند. رابطه (۴) برای تعیین درصد کشف صحیح (A<sub>d</sub>) استفاده شد.

$$A_d \% = \frac{n - n_R - n_U - n_B}{n} \times 100 \quad (4)$$

### نتایج و بحث

در این تحقیق با الگوریتم اعمال شده روی ۵۰۰ تصویر، نتایج جدول ۱ به‌دست آمد.

#### جدول ۱ - نتایج اعمال الگوریتم پیشنهادی

Table 1- Results of proposed algorithm applying

تفکیک صحیح	خطای شناسایی تکراری	کشف صحیح
Separation rate	Repetition error	Detection rate
89.5%	6.7%	88.2%

نتایج جدول ۱، دقت ۸۸/۲٪ را برای نرخ کشف صحیح نشان داده است. با توجه به اینکه نرخ کشف صحیح به‌طور مستقیم متأثر از دقت قطعه‌بندی است، این نتیجه نشان از قدرتمند بودن و کارایی روش شبکه عصبی به‌منظور قطعه‌بندی در پردازش تصویر می‌باشد. خطای تفکیک صحیح، می‌تواند نتیجه‌ی خطا در مرحله قطعه‌بندی باشد. چنانچه در مرحله قطعه‌بندی یک میوه به چند ناحیه تقسیم شود، منجر به افزایش خطای تفکیک خواهد شد. میزان تفکیک صحیح به‌دست آمده (۸۹/۵٪) نشان دهنده مؤثر بودن روش اعمال شده برای تفکیک می‌باشد. عوامل شناسایی تکراری در این تحقیق به چند دسته تقسیم می‌شوند. یک عامل می‌تواند چند ناحیه شدن یک میوه در مرحله قطعه‌بندی به‌دلیل حضور شاخ و برگ روی سطح دید میوه باشد. عامل دیگر می‌تواند به‌علت خطا در تفکیک باشد. چنانچه خطای تفکیک باعث چند ناحیه شدن میوه شود، یک میوه به شکل تکراری شناسایی می‌شود. به هر حال شناسایی تکراری در الگوریتم معرفی شده ۶/۷٪ بوده و این نکته حائز اهمیت است که آنچه برای تشخیص صحیح به‌منظور اجرایی شدن الگوریتم در ربات برداشت



شکل ۸- دو نمونه شناسایی؛ (a) خطای تکرار و عدم شناسایی میوه، (b) خطای شناسایی زمینه به جای میوه

Fig.8. Two samples of detection; (a) Repetition and undiagnosed of fruit error, (b) Background detection error instead of fruit

### نتیجه گیری

به دست آمد. با توجه به درصد بالای پرتقال های به هم چسبیده نسبت به کل پرتقال ها در تصاویر، هر الگوریتمی که بخواهد در زمینه شناسایی پرتقال بر روی درخت موفق عمل کند باید راه حلی برای این مسئله ارائه دهد. دقت شناسایی در این تحقیق با در نظر گرفتن خطاهای عنوان شده، ۸۸/۲٪ برآورد شده است. البته در بعضی مقالات این نرخ بالاتر گزارش شده است که به لحاظ محدود کردن تصاویر در زوایا، ساعات، حالات مشخص، تعداد کم تصاویر و همچنین نادیده گرفتن بعضی خطاها در ارزیابی قابل اطمینان نیستند، چرا که ربات برداشت پرتقال با شرایط پیچیده طبیعی و غیر آزمایشگاهی مواجه خواهد شد.

شبکه عصبی ابزار قدرتمند برای قطعه بندی در زمینه های ماشین بینایی می باشد. به طور کلی ربات برداشت پرتقال بیشتر متأثر از خطای اشتباه تشخیص پرتقال به جای زمینه می باشد که این الگوریتم با دقتی بالا قطعه بندی را انجام می دهد، که در نرخ کشف صحیح (۸۸/۲٪) مشهود است. چرا که نرخ کشف صحیح به طور مستقیم متأثر از دقت قطعه بندی می باشد. استفاده از الگوهای تراکم سایه روشن، همان طوری که در این تحقیق از آن برای تفکیک استفاده شده است می تواند همانند قدرت تشخیص انسان راه گشای بسیاری از مسائل در زمینه های ماشین بینایی باشد. در این تحقیق با استفاده از الگوی تراکم سایه روشن، دقت در تفکیک صحیح ۸۹/۵٪

### منابع

1. Bulanon, D. M., T. F. Burks, and V. Alchanatis. 2009. Image fusion of visible and thermal images for fruit detection. *Biosystems Engineering* 103: 12-22.
2. Gonzalez, R., and R. Woods. 1992. *Digital image processing*. Addison-Wiley Publishing Company.
3. Hannan, M. W., T. F. Burks, and D. M. Bulanon. 2007. A real-time machine vision algorithm for robotic citrus harvesting. *American Society of Agricultural and Biological Engineers*, Paper Number: 073125.
4. Juste, F., and F. Sevilla. 1991. Citrus: A European project to study the robotic harvesting of oranges. In *Proceeding 3rd International Symposium Fruit, Nut and Vegetable Harvesting Mechanization*, Denmark, Sweden, Norway.
5. Kurtulmus, F., W. S. Lee, and A. Vardar. 2011. Green citrus detection using 'Eigenfruit', color and circular gabor texture features under natural outdoor conditions. *Computers and Electronics in Agriculture* 78: 140-149.
6. Lak, M. B., S. Minaei, J. Amiriparian, and B. Beheshti. 2010. Apple fruits recognition under natural luminance using machine vision. *Advance Journal of Food Science and Technology* 2 (6): 325-327.
7. Li, P., S. H. Lee, and H. Y. Hsua. 2011. Review on fruit harvesting method for potential use of



- automatic fruit harvesting systems. *Procedia Engineering* 23: 351-366
8. Mao, W., B. Jia, X. Zhang, and X. Hub. 2009. Detection and position method of apple tree image. *Computer and Computing Technologies in Agriculture II* 2: 1039-1048.
  9. Okamoto, H., and W. S. Lee. 2009. Green citrus detection using hyperspectral imaging. *Computers and Electronics in Agriculture* 66: 201-208.
  10. Patel, H. N., R. K. Jain, and M. V. Joshi. 2012. Automatic segmentation and yield measurement of fruit using shape analysis. *International Journal of Computer Applications* 45 (7): 19-24.
  11. The mathworks. 2008. *Image Processing Toolbox User's Guide*. Apple Hill Drive.