

توسعه روشی جدید مبتنی بر پردازش تصویر برای تشخیص گردو بر روی درخت

علی یوسفوند^۱ و جعفر امیری پریان^{۲*}

چکیده

علاوه بر هزینه زیاد و عملکرد نسبتاً پایین تکننده‌های گردو، وجود درختان با ارتفاع بالا و تنه بسیار بزرگ و باغات نامنظم و ناهموار، امکان استفاده فراگیر از تکنولوژی و ماشین‌آلات موجود در برداشت مکانیزه را کاهش داده است. استفاده از پردازش تصویر زمینه لازم را برای شناسایی دقیق و تعیین موقعیت میوه‌ها در راستای نقشه‌برداری عملکرد فراهم نموده است. لذا در راستای تعیین عملکرد و ساخت ربات برداشت، یک الگوریتم پردازش تصویر برای تشخیص گردو بر روی درخت در شرایط نور طبیعی ارائه شد. الگوریتم ارائه شده بر پایه ویژگی‌های بافت تصویر، الگوی تراکم سایه‌روشن و لبه‌یابی عمل می‌کند. ترکیب الگوی تراکم سایه‌روشن با ویژگی بافت یک روش ابتکاری را برای تشخیص میوه‌های با طیف رنگ مشابه برگ، ارائه نمود. بررسی نتایج استفاده از این الگوریتم نشان داد که روش ارائه شده با نرخ تشخیص ۹۰/۸ درصد توانایی شناسایی گردوهای داخل تصاویر گرفته شده از درختان را دارد. عوامل عدم تشخیص گردو به ترتیب شامل خطای ناشی از تیرگی تصویر میوه، وضوح پایین، مقیاس نامناسب، میوه‌های کنار هم و انسداد منظر میوه بودند.

واژه‌های کلیدی: بافت تصویر، پردازش، تصویر لبه‌یابی، گردو، مورفولوژی.

ارجاع: یوسفوند ع. و امیری پریان ج. ۱۳۹۹. توسعه روشی جدید مبتنی بر پردازش تصویر برای تشخیص گردو بر روی درخت. نشریه پژوهش‌های مکانیک ماشین‌های کشاورزی، ۹(۲): ۵۱-۶۰.

۱- دانشجوی دکتری گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی‌سینا، همدان.

۲- استادیار گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی‌سینا، همدان.

* نویسنده مسئول: amiriparian@basu.ac.ir

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۰۳/۲۱

تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۰۹/۲۴

مقدمه

مورفولوژی نتایج قابل قبولی به همراه داشته است (Nguyen *et al.*, 2016; Rachmawati *et al.*, 2016). روش‌های تشخیص میوه فقط به کاربرد ویژگی‌های رنگ، شکل و عمق محدود نشده و روش یادگیری عمیق توسط Koirala *et al.* (2019) برای تشخیص انبه به کار رفت، تصاویر در زیر نور LED و در شب گرفته شد. نتایج پردازش این تصاویر دقت تشخیص ۹۸/۳ درصد را نشان داد. در آزمایش‌های مزرعه‌ای در روش یادگیری عمیق برای تشخیص خوشه‌های انگور دقت ۸۷/۵ درصد حاصل شد (Marani *et al.*, 2019)، همچنین در استفاده از روش یادگیری عمیق برای تشخیص توت‌فرنگی میانگین دقت ۹۵/۷۸ درصد به دست آمد (Yu *et al.*, 2019).

تحقیقات زیادی در خصوص تجزیه و تحلیل مکانی بر اساس تصاویر طیفی برای تشخیص میوه انجام گرفته است. بهترین نتایج با استفاده از این روش نرخ تشخیص صحیح تقریباً ۱۰۰ درصد را نشان می‌دهد (Jimenez *et al.*, 2000). در یک تحقیق برای توسعه ربات برداشت سیب از یک دوربین در انتهای گیرنده استفاده شد، برای عملکرد مناسب پردازش تصویر، عکسبرداری در سایه و با نصب پس‌زمینه آبی انجام گرفت (Baeten *et al.*, 2008). برای تشخیص انگور بر روی درخت از روش پردازش تصویر در فضاهای RGB و HSV استفاده شده است (Chamelat *et al.*, 2006).

در روش‌های ترکیبی فعال ماشین بینایی برای تشخیص میوه از تجهیزاتی اضافه بر دوربین استفاده می‌شود تا نوعی نور را به محصول بتابانند. در روش ترکیبی فعال برای تشخیص گوجه‌فرنگی از تابش نور لیزر آبی در فضای دید دوربین استفاده شده است (Qingchun *et al.*, 2014) درحالی‌که پژوهشگران با بررسی خصوصیات رنگی و مورفولوژی گوجه‌فرنگی الگوریتمی با دقت ۹۶/۳۶ درصد ارائه نمودند (Arefi *et al.*, 2011) و در تحقیقی دیگر مشخص شد که فضای رنگی YCbCr و الگوریتم انحنای سطح تصویر در تمایز گوجه‌فرنگی رسیده از زمینه، در شرایط نور طبیعی، نسبت به فضای رنگی HSI و RGB و الگوریتم‌های آستانه‌یابی و رابطه قرمز/سبز موفق‌تر عمل می‌کنند (Mohamadi Monavar *et al.*, 2013).

پژوهشگران یک روش پردازش تصویر را برای استفاده در ربات برداشت توت‌فرنگی ارائه نمودند، در این روش از مجموعه ویژگی‌های رنگی معین OHTA (Ohta *et al.*, 1980)

گردو یکی از محصولات مهم خشک‌باری در ایران است و با اختصاص ۱۲۰۰۰۰ هکتار دارای هفتمین سطح بارور در بین محصولات باغی کشور است بطوری‌که سالانه از این سطح ۲۳۰۰۰۰ تن گردو برداشت می‌شود (Ahmadi *et al.*, 2017). در شرایطی که درختان گردو با ارتفاع زیاد و تنه بسیار بزرگ در باغات بصورت ردیف‌های نامنظم وجود دارند کاربرد ماشین گردو تکان نمی‌تواند فراگیر باشد و توسعه ربات برداشت ضروری است. یکی از اجزاء کلیدی ربات برداشت، واحد بینایی برای شناسایی و تعیین محل میوه‌های رسیده است (Ahmadi & Amiri Parian, 2015; Qingchun *et al.*, 2014).

در پژوهش‌هایی تخمین و نقشه‌برداری عملکرد محصولات باغی مانند سیب (Bargoti & Underwood, 2017; Hung *et al.*, 2012; Linker *et al.*, 2015)؛ هلو (Kurtulmus *et al.*, 2014)؛ مرکبات (Malik *et al.*, 2016) و انگور (Aquino *et al.*, 2018) با استفاده از فن‌آوری پردازش تصویر و قبل از برداشت انجام گرفته است. برآورد عملکرد به کشاورز اجازه می‌دهد تا قبل از زمان برداشت، ذخیره محصول و فروش خود را برنامه‌ریزی کند (Bargoti & Underwood, 2017) درحالی‌که شمارش دستی میوه زمان‌بر و به منابع انسانی نیاز دارد (Hung *et al.*, 2015) سیستم نقشه‌برداری عملکرد در تنظیم روش‌های برداشت، برنامه‌ریزی عملیات برداشت و تصمیم‌گیری در مورد سرمایه‌گذاری مناسب می‌تواند استفاده شود (Kurtulmus *et al.*, 2014).

استخراج ویژگی رنگ در تشخیص میوه به‌عنوان یک روش موفق در بسیاری از پژوهش‌ها به کار رفته است (Behroozi-Khazaei & Maleki, 2017) با این حال در میوه‌هایی که دارای رنگ مشابه با برگ‌ها هستند و تغییر روشنایی، رنگ آنها را تغییر می‌دهد، کاربرد ویژگی رنگ به تنهایی موفقیت‌آمیز نبوده است (Linker *et al.*, 2012). خصوصیات مورفولوژی از دیگر روش‌های پردازش تصویر است که به‌طور گسترده در تشخیص میوه در محیط طبیعی کاربرد دارد (Lin *et al.*, 2020). نتایج کاربرد روش تشخیص عمق به تنهایی توان شناسایی ۷۶/۶ درصد میوه‌های آلو، ۶۶/۷ درصد شلیل، ۷۱/۷ درصد گلابی و ۵۹/۴ درصد گوجه را نشان داد درحالی‌که استفاده از این روش در ترکیب با ویژگی‌های رنگ و خصوصیات

هدف از این پژوهش ارائه یک الگوریتم پردازش تصویر برای شناسایی- گردو بر روی درخت بود تا در توسعه ابزارهای مکترونیکی در راستای تعیین میزان عملکرد محلی و برداشت محصول مورد استفاده قرار گیرد.

مواد و روش‌ها

برداشت تصاویر

از سطح شش قطعه باغ واقع در استان لرستان، شهرستان سلسله، از فضای بیرونی تاج درختان گردو و در بازه زمانی غروب خورشید که تابش نور به صورت غیرمستقیم و پخش شده بود، تعداد ۱۰۰ تصویر تهیه شد. این تصاویر در فاصله ۱/۵ تا ۲/۵ متر از تاج درختان برداشت شدند و با ابعاد $۳۶۳۲ * ۵۴۵۶$ و در فرمت JPEG ذخیره شدند.

ثبت تصاویر با استفاده از یک دوربین سبک-لنز^۱ Sony QX1 به همراه لنز استاندارد 18-55mm انجام گرفت. این دوربین از یک حسگر $۲۰/۱$ مگاپیکسلی APS_C CMOS 3:2 بهره‌برده و دارای پردازشگر Bionz X است و از طریق شبکه بی‌سیم به تلفن همراه اندرویدی متصل می‌شود. کنترل دوربین به وسیله یک نرم‌افزار کاربردی اندرویدی و از طریق تلفن همراه انجام می‌گیرد و همزمان با تصویربرداری امکان انتقال تصاویر به حافظه تلفن همراه وجود دارد. انتقال همزمان تصاویر به تلفن همراه امکان پردازش بلادرنگ آنها را جهت استفاده در سیستم‌های مکترونیکی فراهم می‌نماید.

خصوصیات رنگی

برای تعیین خصوصیات رنگی گردو و برگ، نقاط مربوط به بخش‌هایی از تصاویر نمونه، برداشت شدند و در فضاهای رنگی RGB و HSV مورد بررسی قرار گرفتند. هیستوگرام شاخص‌های رنگ در دو فضای رنگی RGB و HSV به دست آمد. همچنین دامنه رنگی نواحی مربوط به تصاویر گردو و برگ در صفحات رنگ GR، GB و RB به دست آمد. با بررسی این ویژگی‌های رنگی مشخص شد که وجه تمایزی برای تفکیک گردو از برگ با استفاده از ویژگی‌های فضای رنگی RGB و HSV وجود ندارد که علت آن وجود طیف رنگ مشترک در میوه و برگ درخت گردو است. هرچند تفکیک گردو در فضای رنگی امکان‌پذیر نبود لکن با استفاده از ویژگی‌های رنگی به دست آمده، بخش‌هایی از

و خصوصیات مورفولوژی برای جداسازی و طبقه‌بندی توت‌فرنگی استفاده کردند (Feng *et al.*, 2008). استفاده از طبقه‌بندی آماری و شبکه عصبی در تشخیص هلوهای نارس در تصاویر گرفته شده از درخت، به دقت $۸۴/۶$ درصد منجر شد (Kurtulmus *et al.*, 2014). ژو و همکاران نشان دادند که در استفاده از شاخص‌های رنگی، نتایج اختلاف رنگ، پتانسیل خوبی برای تفکیک سیب از پس‌زمینه (برگ‌ها، شاخه‌ها و آسمان) دارد (Behroozi-Khazaei & Maleki, 2017).

در یک پژوهش برای تشخیص و تعیین موقعیت سیب رسیده بر روی درخت از ویژگی تحذب شکل سه‌بعدی سیب استفاده شد. این کار با تجزیه و تحلیل تعدادی از پروفایل‌های شدت که در هر لبه ایجاد می‌شود و تعیین اینکه آیا آنها دارای یک شکل متناسب با تحذب سه‌بعدی موردنظر هستند، به نتیجه رسید (Kelman & Linker, 2014). در پژوهشی دیگر برای تشخیص سیب سبز بر روی درخت، تصویربرداری تحت نور پخش شده غیرمستقیم (حدود زمانی غروب خورشید) انجام شد (Linker *et al.*, 2012). بخش‌بندی بر اساس خصوصیات هیستوگرام RGB و ویژگی‌های مورفولوژی در تشخیص پرتقال بر روی درخت نرخ تشخیص ۹۵ درصد را نشان داده است (Çakır *et al.*, 2013). میوه‌های روی هم افتاده به دلیل کروی بودن و زاویه تابش نور، قسمت‌های روشن کاملاً جدا از هم دارند، بنابراین احمدی و امیری پریان برای تفکیک این میوه‌ها قسمت‌های روشن آنها را ملاک قرار دادند و از الگوی تراکم سایه‌روشن برای تشخیص و تفکیک تصویر پرتقال‌ها بر روی درخت استفاده کردند (Ahmadi & Amiri Parian, 2015).

پژوهشگران زوایای مختلف تصویربرداری، انسداد، کنار هم قرار گرفتن میوه‌ها، یکنواخت نبودن و تفاوت در رنگ میوه‌ها، شباهت رنگی بین برگ‌ها و برخی میوه‌های جوان، زاویه‌های نور، نور منتشرشده و سایه‌های متغیر را مهم‌ترین چالش‌های تشخیص میوه در باغ عنوان نموده‌اند (Ahmadi & Amiri Parian, 2015; Kurtulmus *et al.*, 2012; Sengupta & Lee, 2014).

توسعه ربات‌های برداشت مختص باغات سنتی واقع شده در اراضی ناهمواری که امکان حرکت ماشین‌های برداشت متداول وجود ندارد، نیازمند استفاده از روش پردازش تصویر در شناسایی دقیق میوه گردو بر روی درخت است.

1- Lens style

قبل از عملیات مورفولوژی از لبه‌یابی استفاده شد. با توجه به رزولوشن بالای تصویر و در نتیجه مساحت بالای نواحی مرزی، مراحل ذیل برای تشخیص لبه انجام گرفت:

Ø افزایش اندازه تصویر

Ø حذف پیکسل‌های اضافی حاشیه تصویر بزرگ‌تر تا هم‌اندازه با تصویر اصلی شود

Ø تفریق تصویر اصلی از تصویر ساخته‌شده در مرحله قبل

Ø تقسیم عددی ماتریس ساخته‌شده در مرحله قبل بر تصویر اصلی

این عملیات بر روی فضای رنگی RGB انجام گرفت و سپس تصویر حاصل به باینری تبدیل و عملیات مورفولوژیکی شامل حذف نواحی کوچک و گسترش بر روی تصویر اعمال شد. با وجود لبه‌های عریض، ضمن تفکیک بخش‌های تصویر، نواحی مرزی با بافت مشابه سطح گردو شناسایی و حذف شد.

الگوی تراکم سایه‌روشن

با وجود استفاده از ویژگی بافت، لبه‌یابی و خصوصیات رنگی، بخش‌هایی از برگ‌ها با نویز بالا و بخش‌هایی از پس‌زمینه، بافتی شبیه به بافت گردو داشتند که باید وجه تمایزی برای تفکیک این نواحی و حذف آنها یافت می‌شد. با توجه به تابش غیرمستقیم و پخش نور در زمان تصویربرداری، تحذب میوه گردو باعث ثبت روشنایی بیشتر در مرکز آن نسبت به اطراف و پس‌زمینه می‌شد. با استفاده از این ویژگی بخش زیادی از پس‌زمینه و نواحی شامل شاخ و برگ‌هایی که در عمق تصویر قرار دارند حذف شدند. هر چند استفاده از ویژگی تحذب تمام برگ‌ها را حذف نکرد با این حال برگ‌هایی در تصویر باقی ماند که به دوربین نزدیک بوده و تصویری واضح دارند. وضوح تصویر سطح برگ‌های باقی‌مانده در این مرحله، تفکیک آنها را از گردو در مرحله استفاده از ویژگی بافت ممکن ساخت. با توجه به اشتراک زیاد خصوصیات رنگی سطح برگ و گردو، پس از آنکه خصوصیات رنگی برای حذف پس‌زمینه غیرمرتبط استفاده شد، تصویر حاصل به باینری تبدیل شد. در مرحله تبدیل تصویر به باینری از آستانه‌گذاری اتسو استفاده شد تا نواحی با روشنایی نسبتاً بیشتر (نواحی محدب) در تصویر باقی مانده و بقیه نواحی حذف شوند.

پس‌زمینه تصاویر حذف شد تا نتایج بهتری از دیگر مراحل پردازش تصویر حاصل شود.

ویژگی بافت تصاویر

بررسی تصاویر نمونه نشان داد که اگرچه گردوها و برگ‌ها از نظر خصوصیات رنگی فاقد وجه تمایز هستند اما استفاده از بافت تصویر نواحی شامل گردو امکان حذف بخش زیادی از پس‌زمینه و برگ‌ها را فراهم می‌نماید. در شکل ۱ بخشی از یک تصویر شامل بافت میوه گردو نشان داده شده است. بر روی سطح گردو لکه‌های روشن با پراکندگی تقریباً یکنواخت بر روی پس‌زمینه‌ای با روشنایی کمتر نقش بسته‌اند. لذا از این خصوصیات بافت برای تفکیک میوه از پس‌زمینه استفاده شد. ابتدا تفریق تصویر میانگین‌گیری‌شده از تصویر اصلی به دست آمد و سپس این تصویر به باینری تبدیل و نواحی با مساحت زیاد حذف شدند. با این عمل تصویری با نقطه‌های سفید به دست آمد که در محل وجود گردو نقاط زیاد با تراکم بالا وجود داشت.



شکل ۱- بخشی از یک تصویر شامل بافت میوه گردو

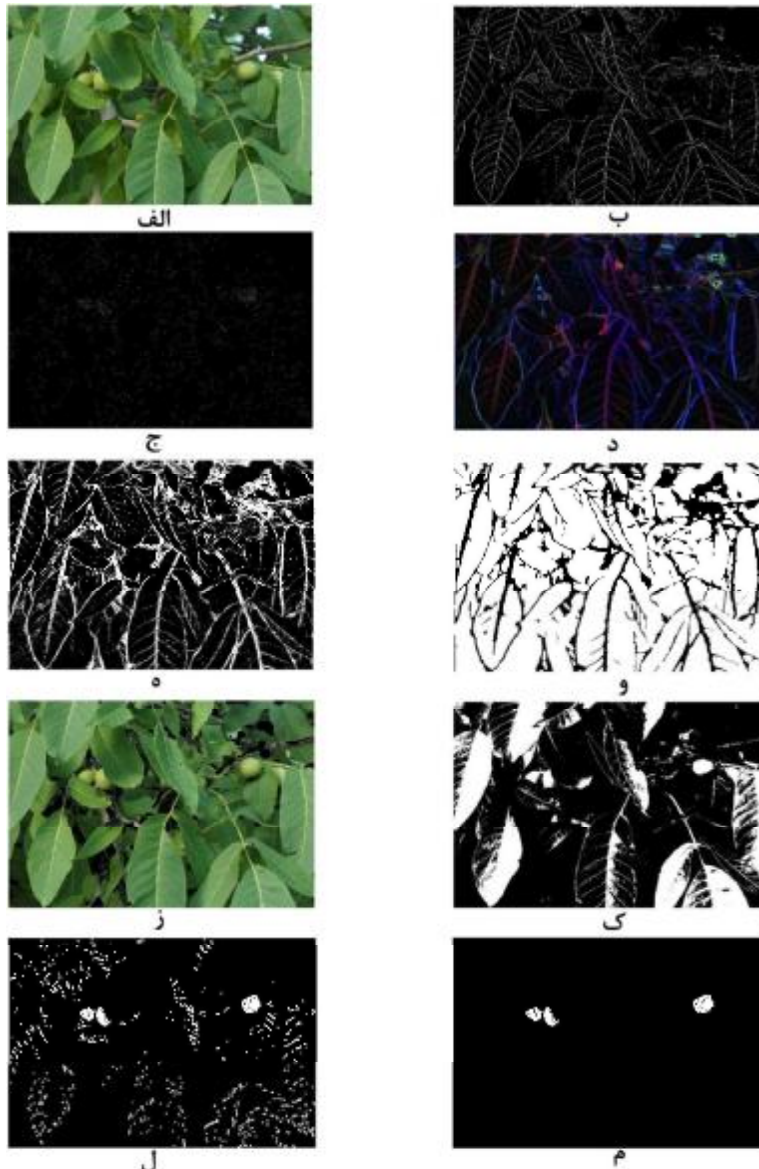
لبه‌یابی

اگرچه بافت نواحی برگ و پس‌زمینه و گردو متفاوت از هم هستند لکن در نقاط مرزی بخش‌های مختلف تصویر بافت‌هایی همانند بافت گردو وجود دارد لذا برای حذف این مناطق و همچنین تفکیک بخش‌های مختلف تصویر

عملیات مورفولوژی

بخش‌هایی از تصویر در چهار مرحله شامل استفاده از ویژگی بافت، لبه‌یابی، ویژگی رنگی و تراکم سایه‌روشن حذف شد و آنچه باقی ماند نواحی متناظر تصویر گردو بود که به صورت نواحی نقطه‌چین با تراکم بالا در تصویر وجود داشتند. گسترش تصویر باینری موجود، اتصال نقاط با تراکم بالا را به همراه داشت. سپس با حذف نقاط و نواحی کوچک، لکه‌های متناظر میوه گردو باقی ماند.

شکل ۲ تصاویری از مراحل الگوریتم پردازش تصویر را نشان می‌دهد؛ در تصویر نهایی به دست آمده در این الگوریتم نواحی سفید نشان‌دهنده محل گردوها است. با برجسب‌گذاری اشیاء موجود در تصویر و تعیین مختصات مرکز این نواحی، محل گردوها در تصویر به دست آمد.

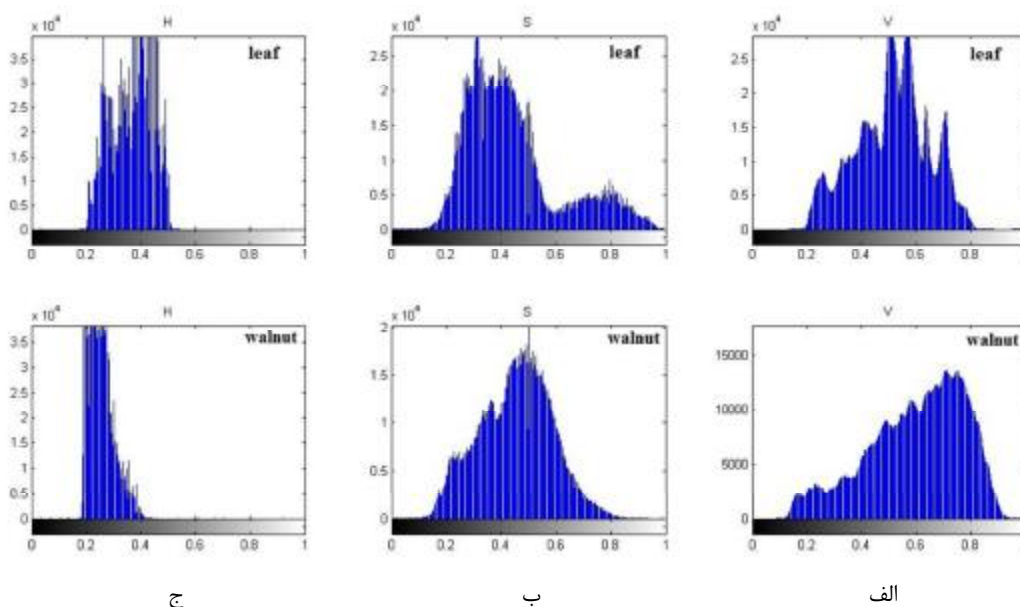


شکل ۲- تصاویری از الگوریتم پردازش تصویر: الف) تصویر اصلی، ب) استفاده از ویژگی بافت تصویر، ج) حذف نواحی پیوسته در مرحله استفاده از بافت، د و ه) مراحل لبه‌یابی، و) عملیات مورفولوژی بر روی تصویر مرحله لبه‌یابی، ز) حذف بخشی از پس‌زمینه (ویژگی رنگی)، ک) آستانه‌گیری، ل و م) عملیات مورفولوژی

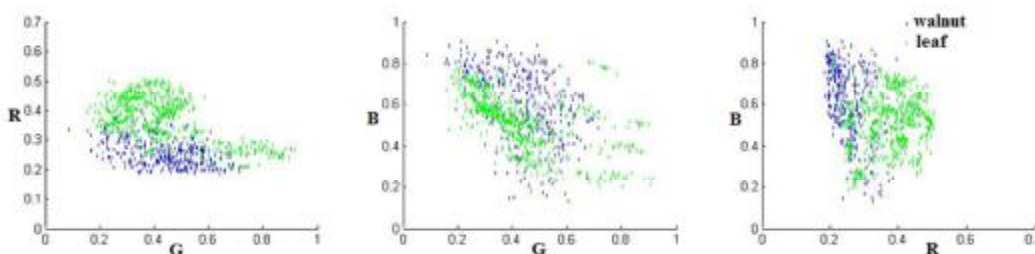
نتایج و بحث

تفکیک این نواحی در فضای رنگی HSV وجود ندارد. همچنین شکل ۴ دامنه رنگی این نقاط را در صفحات رنگ GR، GB و RB نشان می‌دهد. بررسی این صفحات رنگی نشان‌دهنده فضای مشترک رنگی نواحی شامل گردو و برگ در فضای رنگی RGB است. با این وجود از ویژگی‌های رنگی استخراج شده از این فضاها در حذف نواحی پس‌زمینه که دامنه رنگی مشترک با گردو ندارند استفاده شد.

دامنه نقاط واقع در نواحی شامل گردو در فضای رنگی HSV و همچنین فضای رنگی RGB در جهت تعیین امکان تفکیک گردو توسط فضاهای رنگی مذکور مورد بررسی قرار گرفت. بررسی هیستوگرام نقاط نمونه‌برداری شده از گردو و برگ درخت گردو در فضای رنگی HSV (شکل ۳) نشان داد که دو ناحیه گردو و برگ دارای دامنه مشترک در شاخص‌های این فضا هستند و لذا امکان



شکل ۳- هیستوگرام نقاط نمونه‌برداری شده از تصاویر برگ و گردو در فضای HSV (الف) هیستوگرام‌های شاخص V در برگ و گردو (ب) هیستوگرام‌های شاخص S در برگ و گردو (ج) هیستوگرام‌های شاخص H در برگ و گردو



شکل ۴- نمودار دامنه رنگی نقاط نمونه‌برداری شده از تصاویر گردو و برگ در صفحات رنگ GB و RB

معمول آنالیز بافت، تابع "rangefilt" تفکیک‌پذیری بیشتری نسبت به دو تابع دیگر ایجاد نمود، با این حال استفاده از روش ساختاری مبتنی بر شدت روشنایی پیکسل‌های همسایه عملکرد بهتری نسبت به این تابع به همراه داشت زیرا که تابع "rangefilt" صرفاً از طریق محاسبه طیف محلی تصویر عمل می‌کند ولی روش ساختاری با توجه به خصوصیات بافت نواحی شامل تصاویر

روش‌های مختلفی برای استخراج و استفاده از ویژگی‌های بافت در پردازش تصویر وجود دارد که در این پژوهش سادگی و بار محاسباتی کمتر ملاک انتخاب روش آنالیز بافت قرار گرفت. در این راستا علاوه بر بررسی عملکرد توابع آماده آنالیز بافت در متلب (rangefilt, stdfilt and entropyfilt) یک روش ساختاری مبتنی بر شدت روشنایی پیکسل‌های همسایه ارائه شد. در بین سه تابع

مرحله عملیات موفولوژی و در مواردی در همان مراحل تشخیص بافت یا تحذب حذف شدند (شکل ۵- ج). از دیگر چالش‌های این پژوهش انسداد بخش بزرگی از میوه توسط شاخ و برگ درختان (شکل ۵- ج) و خطای تفکیک میوه‌هایی بود که در کنار هم قرار داشتند (شکل ۵- د). در پژوهش‌های مشابه نیز از انسداد نمای منظر میوه (Ahmadi & Amiri Parian, 2015; Çakır *et al.*, 2013; Jimenez *et al.*, 2000)، کنار هم قرارگرفتن میوه‌ها، مقیاس نامناسب (Ahmadi & Amiri Parian, 2015)، شباهت رنگ بین برگ‌ها و میوه‌ها و روشنایی متنوع (Sengupta & Lee, 2012) به‌عنوان چالش‌های تشخیص میوه بر روی درخت نام برده شده است.

پژوهشگران برای شناسایی هلوی کال که طیف رنگ شبیه برگ دارد از تجزیه و تحلیل بافت دایره‌ای گابور و یک روش تشخیص ویژگی میوه، با الهام از روش تشخیص چهره، استفاده کردند و با این روش پیشنهادی ۸۴/۶ درصد از میوه‌ها را درست تشخیص دادند (Kurtulmus *et al.*, 2014). در این پژوهش نیز انسداد نمای منظر، کنار هم قرار گرفتن میوه‌ها، شباهت رنگ بین برگ‌ها و میوه‌ها و روشنایی متنوع به‌عنوان مهم‌ترین عوامل ای‌جاد خطا شناسایی شدند.

با وجود چالش‌های مذکور، الگوریتم ارائه شده توانست ۹۰/۸ درصد گردوهای موجود در تصاویر گرفته شده از درختان را تشخیص دهد. این نتیجه در شرایطی به دست آمد که تنها محدودیت‌های اعمال شده شامل استفاده از تابش غیرمستقیم نور خورشید و محل تصویربرداری بود که در دامنه ۱/۵ تا ۲/۵ متری از تاج درخت انجام شد. تابش مستقیم نور خورشید چالش انعکاس نور از سطح برگ و میوه را به همراه دارد (Linker *et al.*, 2012). در راستای حل این چالش تصاویر در بازه زمانی بعد از غروب آفتاب و متأثر از نور غیرمستقیم خورشید اخذ شدند. بنابراین اگر یک ربات برداشت بر پایه الگوریتم ارائه شده در این پژوهش طراحی شود، در شرایط ذیل عملکرد مناسبی خواهد داشت:

☐ تابش نور مصنوعی در شب

☐ بازه زمانی قبل از طلوع خورشید

☐ بازه زمانی بعد از غروب خورشید

☐ هوای ابری و یا استفاده از تجهیزات تشکیل سایه در

محل تصویربرداری

گردو و بر اساس محدوده مساحت لکه‌های روشن روی گردو به دست آمد.

با توجه به روشنایی بیشتر مرکز گردو و اینکه هر چه از مرکز به سمت لبه‌های تصویر حرکت کنیم مقادیر G ، R و B کوچک‌تر می‌شوند و با توجه به کروی بودن گردو، تصویر خاکستری آن، محدوده زیادی از دامنه میزان سایه و روشنایی تصویر را دربر می‌گیرد. در صورت استفاده از آستانه‌گذاری خودکار برای تبدیل تصویر به دو بخش تیره و روشن، مرکز تحذب گردو در قسمت روشن و کناره‌ها در بخش تیره تصویر طبقه‌بندی می‌شوند.

به این ترتیب با وجود قسمت‌های مرکزی گردو بخش زیادی از پس‌زمینه شامل برگ‌های صاف و یا اشیاء موجود در عمق تصویر حذف می‌شوند و فقط بخش‌هایی از شاخ و برگ‌ها همراه گردو باقی می‌مانند که نزدیک به موقعیت دوربین بوده و تصویر آنها وضوح بالاتری دارد. در استفاده از این روش نرخ تشخیص گردوها ۹۳/۷ درصد بود، این در حالی است که هنوز بخش‌های زیادی از برگ‌ها همراه گردو در تصویر وجود داشتند و همچنین به دلیل حذف شدن حاشیه تیره میوه‌ها در استفاده از آستانه‌گذاری خودکار، میوه‌هایی که به‌صورت چندتایی در کنار هم قرار داشتند از همدیگر تشخیص داده شدند. نواحی روشن تصویر شامل برگ‌های نزدیک به دوربین و مرکز تحذب میوه است که با توجه به ویژگی الگوی تراکم سایه روشن تفکیک شده‌اند و استفاده از ویژگی بافت در ترکیب با الگوی تراکم سایه‌روشن به‌عنوان یک روش ابتکاری، اساس الگوریتم ارائه شده در این پژوهش است. این روش در شرایطی که میوه و برگ طیف رنگی مشترکی دارند عملکرد مناسبی داشته و مستقل از شکل میوه عمل می‌کند لذا انسداد منظر بخش‌هایی از میوه صرفاً زمانی باعث عدم تشخیص آن می‌شود که بافت بخش باقی‌مانده از تصویر قابل تشخیص نباشد.

تشخیص میوه گردو در این پژوهش با خطاهایی همراه بود، در مواردی به علت وضوح کم تصویر گردو تشخیص بافت آن امکان‌پذیر نبود (شکل ۵- الف) همچنین زمانی که اطراف گردو را برگ‌های زیاد احاطه کرده و سایه تیره‌ای روی گردو افتاده‌بود. در مرحله آستانه‌گذاری به علت روشنایی کمتر از میزان آستانه خودکار، تصویر گردو تشخیص داده نشد (شکل ۵- ب). گردو‌هایی که در عمق بیشتر تصویر قرار داشتند به‌دلیل مساحت کم آنها در



شکل ۵- خطای عدم تشخیص گردو، (الف) وضوح کم تصویر و عدم تشخیص بافت؛ (ب) سایه و روشنایی کمتر از حد تصویر میوه؛ (ج) مقیاس نامناسب (مساحت کم تصویر میوه) و انسداد منظر میوه و (د) عدم تفکیک میوه‌های کنار هم

نمود که با تغییر محل تصویربرداری، از بخش‌های مختلف تاج درخت عکس‌برداری شود. سایه و تیرگی تصویر گردو عامل عدم تشخیص ۲/۷ درصد از کل گردوهای موجود در تصاویر بود، وجود روشنایی متنوع که عامل خطای سایه و تیرگی است در محیط‌های طبیعی اجتناب‌ناپذیر است و انجام پژوهش‌هایی برای کاهش اثر این چالش ضروری به نظر می‌رسد. وضوح پایین و مقیاس نامناسب به ترتیب با نرخ ۲/۷ درصد و ۱/۸ درصد

دو کاربرد در نظر گرفته شده برای الگوریتم پردازش تصویر ارائه شده عبارتند از: برآورد عملکرد محصول و تشخیص گردو توسط ربات برداشت. در استفاده از پردازش تصویر برای برآورد عملکرد، تصاویری در اطراف تاج درخت اخذ می‌شود، سپس با استفاده از ضریب تصحیح هر محصول و تعداد میوه‌های شمارش‌شده توسط رایانه، میزان عملکرد برآورد می‌شود (Bargoti & Underwood, 2017). در طراحی ربات برداشت می‌توان به گونه‌ای عمل

هم به دست آمد. در صورتی که تصاویر برداشت شده از یک هدف متنوع باشند ویژگی‌های متمایز برای آن هدف ثبت می‌شوند، بنابراین ممکن است عامل عدم تشخیص یک میوه در مراحل بعدی تصویربرداری حذف شود. اگرچه الگوریتم پردازش تصویر ارائه شده با خطاهایی همراه است اما ویژگی عملیات رباتیک در تثبیت تصاویر متنوع باعث افزایش نرخ تشخیص گردو می‌شود. با میوه بر روی درخت امکان تعیین عملکرد محلی برای مدیریت نقطه‌ای باغ و همچنین زمینه لازم در طراحی و ساخت سیستم‌های مکاترونیکی برداشت محصول فراهم می‌شود.

منابع

- Ahmadi, H. R., & Amiri Parian, J. (2015). Detecting oranges on tree by applying a digital image processing based on the shadow density pattern brigh. *Journal of Agricultural Machinery*, 5(1): 92-100. (In Persian).
- Ahmadi, K., Gholizadeh, H., Ebadzadeh, H., R., Hatami, F., Hosainpur, R., Abdshah, H., Rezaei, M. M., & Fazl-Estebreg, M. (2017). *Agricultural Statistics. Gardening Products 2017 (Vol. 3)*. In, edited by Statistics and Information Technology, 138. Ministry of Agriculture, Program and Budget Deputy Directorate, Department of Statistics and Information. (In Persian)
- Aquino, A., Millan, B., Diago, M. P., & Tardaguila, J. (2018). Automated early yield prediction in vineyards from on-the-go image acquisition. *Computers and electronics in agriculture*, 144: 26-36.
- Arefi, A., Modarres Motlagh, A., Mollazade, K., & Farrokhi Teimourlou, R. (2011). Recognition and localization of ripen tomato based on machine vision. *Australian Journal of Crop Science*, 5: 1144.
- Baeten, J., Donné, K., Boedrij, S., Beckers, W. & Claesen, E. (2008). Autonomous fruit picking machine: A robotic apple harvester. In *Field and service robotics*. Springer, 531-39.
- Bargoti, S., & Underwood, J. P. (2017). Image segmentation for fruit detection and yield estimation in apple orchards. *Journal of Field Robotics*, 34: 1039-1060.
- Behroozi-Khazaei, N., & Maleki, M. R. (2017). A robust algorithm based on color features for grape cluster segmentation. *Computers and electronics in agriculture*, 142: 41-49.
- Çakır, Y., Kırıcı, M., Olcay Güneş, E., & Berk Üstündağ, B. (2013). Detection of oranges in outdoor conditions. *Second*

از دیگر عوامل عدم تشخیص گردو بودند. هر چند این عوامل بر تشخیص درست بافت گردو تأثیر گذاشته و عامل ایجاد خطا می‌شوند، اما حرکت دوربین و تصویربرداری در نقاط مختلف از درخت باعث حل این چالش و تشخیص درصد بیشتری از میوه‌ها می‌شود. استفاده از الگوی تراکم سایه‌روشن، خطای تشخیص مرتبط با میوه‌های کنار هم را تا ۱/۸ درصد از کل گردوهای موجود در تصاویر کاهش داد و گردوهای کنار هم با نرخ ۹۳ درصد تفکیک شدند، درحالی‌که ویژگی تراکم سایه‌روشن در تشخیص پرتقال به‌کار برده‌شده و دقت ۸۹/۵ درصد در تفکیک صحیح پرتقال‌های کنار هم، به دست آمده‌است (Ahmadi & Amiri Parian, 2015). انسداد منظر میوه با نرخ ۰/۹ درصد از دیگر عوامل عدم تشخیص گردو بود. الگوریتم ارائه شده مستقل از ویژگی شکل میوه عمل می‌کند بنابراین انسداد منظر میوه کمترین تأثیر را در عدم شناسایی میوه داشت. در پژوهشی که توسط Sengupta & Lee (2012)، برای شناسایی مرکبات سبز انجام شد از الگوریتم طبقه‌بندی بافت و تابع تشخیص دایره هاف استفاده شد. در این پژوهش با اتخاذ مقدار آستانه پایین‌تر برای تابع تشخیص دایره هاف، خطای انسداد منظر میوه کاهش یافت. نتایج استفاده از این روش نرخ تشخیص درست ۸۱/۷ درصد و نرخ موارد مثبت کاذب ۲۵/۶ درصد را نشان داد.

نتیجه‌گیری

الگوریتمی بر پایه ویژگی بافت، الگوی تراکم سایه روشن، لبه‌یابی، ویژگی رنگ و مورفولوژی برای تشخیص و تعیین موقعیت میوه گردو بر روی درخت ارائه شد. ترکیب استفاده از ویژگی بافت و الگوی تراکم سایه‌روشن یک روش ابتکاری برای تشخیص میوه‌هایی با طیف رنگی مشترک با برگ، ارائه نمود. در این روش تشخیص میوه مستقل از شکل آن انجام گرفت و باعث شد تا تأثیر انسداد منظر میوه بر عملکرد الگوریتم به حداقل برسد. بررسی نتایج استفاده از این الگوریتم بر روی تصاویر گرفته شده از درخت نرخ تشخیص ۹۰/۸ درصد را نشان داد. سایه و تیرگی تصویر میوه، وضوح پایین، مقیاس نامناسب، وجود میوه‌های کنار هم و انسداد منظر میوه، عوامل ایجاد خطا در تشخیص گردو بودند. با استفاده از این روش پردازش تصویر، دقت ۹۳ درصد در تفکیک صحیح گردوهای کنار

20. Mohamadi Monavar, H., Alimardani, R., & Omid, M. (2013). Computer vision utilization for detection of greenhouse tomato under natural illumination. *Journal of Agricultural Machinery*. (In Persian)
21. Nguyen, T. T., Vandevoorde, K., Wouters, N., Kayacan, E., Baerdemaeker, J. G. De., & Saeys, W. (2016). Detection of red and bicoloured apples on tree with an RGB-D camera. *Biosystems Engineering*, 146: 33-44.
22. Ohta, Y., Kanade, T., & Sakai, T. (1980). Color information for region segmentation. *Computer Graphics and Image processing*, 13(3): 222-241.
23. Qingchun, F., Wei, C., Jianjun, Z., & Xiu, W. (2014). Design of structured-light vision system for tomato harvesting robot. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 7: 19-26.
24. Rachmawati, E., Khodra, M. L., & Supriana, I. (2016). Fruit image segmentation by combining color and depth data. Pages 020067. *AIP Conference Proceedings: AIP Publishing LLC*.
25. Sengupta, S., & Lee, W. S. (2012). Identification and determination of the number of green citrus fruit under different ambient light conditions. In *International Conference of Agricultural Engineering CIGR-AgEng*.
26. Yu, Y., Zhang, K., Yang, L., & Zhang, D. (2019). Fruit detection for strawberry harvesting robot in non-structural environment based on Mask-RCNN. *Computers and Electronics in Agriculture*, 163: 104846.
- International Conference on Agro-Geoinformatics (Agro-Geoinformatics), IEEE. 500-03.
9. Chamelat, R., Rosso, E., Choksuriwong, A., Rosenberger, C., Laurent, H., & Bro, P. (2006). Grape detection by image processing. In *IECON 2006-32nd Annual Conference on IEEE Industrial Electronics*, IEEE. 3697-702.
10. Feng, G., Qixin, C., & Masateru, N. (2008). Fruit detachment and classification method for strawberry harvesting robot. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 5: 4.
11. Hung, C., Underwood, J., Nieto, J., & Sukkarieh, S. (2015). A feature learning based approach for automated fruit yield estimation. *Field and service robotics: Springer*. 485-498.
12. Jimenez, AR., Ceres, R., & Pons, JL. (2000). A survey of computer vision methods for locating fruit on trees. *Transactions of the ASAE*, 43: 1911.
13. Kelman, E. E., & Linker, R. (2014). Vision-based localisation of mature apples in tree images using convexity. *Biosystems Engineering*, 118: 174-85.
14. Koirala, A. Walsh, K. Wang, Z. and McCarthy, C. (2019). Deep learning for real-time fruit detection and orchard fruit load estimation: Benchmarking of 'MangoYOLO'. *Precision Agriculture*, 20: 1107-1135.
15. Kurtulmus, F., Lee, W. S., & Vardar, A. (2014). Immature peach detection in color images acquired in natural illumination conditions using statistical classifiers and neural network. *Precision agriculture*, 15: 57-79.
16. Lin, G., Tang, Y., Zou, X., Cheng, J., & Xiong, J. (2020). Fruit detection in natural environment using partial shape matching and probabilistic Hough transform. *Precision Agriculture*, 21: 160-177.
17. Linker, R., Cohen, O., & Naor, A. (2012). Determination of the number of green apples in RGB images recorded in orchards. *Computers and electronics in agriculture*, 81: 45-57.
18. Malik, Z., Ziauddin, S., Shahid, A. R., & Safi, A. (2016). Detection and counting of on-tree citrus fruit for crop yield estimation. *International Journal of Advanced Computer Science and Application*, 7.
19. Marani, R., Milella, A., Petitti, A., & Reina, G. (2019). *Deep learning-based image segmentation for grape bunch detection*. Precision agriculture, Wageningen Academic Publishers. 3320-3328.