

## تشخیص و شمارش آفت پسیل پسته با استفاده از روش بینایی ماشین در آزمایشگاه

محمد قربانی<sup>۱</sup>، محمد مهدی مهارلویی<sup>۲\*</sup>، کمال احمدی<sup>۳</sup>

۱. دانش‌آموخته کارشناسی ارشد، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، ایران

۲. دانشیار، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، ایران

۳. استادیار، گروه مهندسی گیاه‌پزشکی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، ایران

\* ایمیل نویسنده مسئول: maharlooei@uk.ac.ir

(تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۱۱/۵ - تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۱۱/۱۸)

### چکیده

آفت پسیل از متداول‌ترین آفات موجود در باغ‌های پسته می‌باشد که هر ساله خسارت‌های جبران‌ناپذیری را به این باغ‌ها وارد می‌کند. روش‌های معمول شناسایی و شمارش آفات در گیاهان که به صورت بصری هستند بسیار وقت‌گیر و پرهزینه است که علاوه بر صرف نیروی انسانی زیاد دارای خطاهای غیر قابل‌کنترلی هم می‌باشد. در این پژوهش آفت پسیل پسته با استفاده از روش پردازش تصویر مورد تشخیص و شمارش قرار گرفت. برای این منظور داده‌ها در ماه‌های تیر، مرداد و شهریور و در شرایط جمعیتی متفاوت آفت جمع‌آوری شده‌اند. تصاویر توسط دوربین‌هایی با رزولوشن‌های مختلف در شرایط نوردهی زیاد و کم گرفته شدند. پردازش‌ها با استفاده از نرم‌افزار Matlab و جعبه ابزار پردازش تصویر آن انجام شده است. به منظور ارزیابی دقت الگوریتم در شناسایی و شمارش آفات، نتایج حاصل با شمارش و شناسایی توسط کاربر در آزمایشگاه مقایسه شدند. دوربین تلفن همراه (۲۰/۷ MP) Sony ضریب تبیین ۰/۹۴ را با نتایج شمارش دستی در داده‌برداری‌های مختلف در نوردهی زیاد از خود نشان داد. این ضریب تبیین برای دوربین تلفن همراه (۱۳MP) Samsung عدد ۰/۹۱ بود که نشان دهنده دقت بالای الگوریتم در شناسایی آفات است. درصد طبقه‌بندی نادرست برای دوربین‌های مختلف تحت شرایط نوردهی زیاد بین ۵ تا ۱۸ درصد بدست آمد. نتایج نشان می‌دهد که تصاویر گرفته شده توسط دوربین‌های معمولی در شرایط نوردهی مناسب می‌تواند جایگزین روش وقت‌گیر شمارش بصری توسط کاربر شود.

**واژه‌های کلیدی:** پسیل پسته، پردازش تصویر، شمارش، شناسایی، شرایط نوردهی

#### مقدمه

وجود بیماری‌های مختلف در گیاهان و میوه‌ها به عنوان یک معضل و مشکل سبب کاهش قابل توجهی در کیفیت و کمیت محصولات کشاورزی شده است. کشاورزان از مشکلات رو به افزایش انواع مختلف بیماری‌های گیاهی و میوه‌ها و همچنین خسارت‌های مالی مربوط به آن رنج می‌برند (Deshpande *et al.*, 2014). بیماری‌های گیاهی عامل عمده ضرر و زیان‌های تولید و اقتصاد کشاورزی در سراسر جهان هستند (Navrozidis *et al.*, 2018).

به کاربرد سموم توسط کشاورزان همواره با احتیاط همراه بوده است. ایجاد هزینه‌های زیاد برای کشاورزان، تهدیدات احتمالی برای سلامتی مصرف‌کننده و آلودگی اکوسیستم‌های کشاورزی و طبیعی خطراتی است که همواره وجود داشته است (Koike *et al.*, 2007). بنابراین ارزیابی‌های مطمئن و دقیق در شناسایی بیماری‌ها به منظور جلوگیری از آسیب‌های احتمالی و انجام اقدامات سریع و بموقع ضروری می‌باشد (Pethybridge *et al.*, 2008).

هنوز هم در بسیاری از مناطق جهان ارزیابی بیماری‌ها به صورت بصری توسط رده‌های مختلفی از متخصصین انجام می‌شود. این روش ارزیابی معمولاً منجر به اغراق در شدت بیماری‌ها و یا دست کم گرفتن شیوع آن می‌شود (Nutter *et al.*, 2010). روش‌های مبتنی بر مشاهده‌های مزرعه‌ای و آزمایشگاهی روشی زمان‌بر و دارای نتایج غیردقیق است. تشخیص خودکار بیماری‌ها و آفات در گیاهان و میوه‌ها یک موضوع مهم تحقیقاتی در زمینه پایش و نظارت بر محصولات کشاورزی

می‌باشد. این امر می‌تواند با تشخیص خودکار علائم و نشانه‌های بیماری که در اسرع وقت در برگ گیاه ظاهر می‌شود همراه باشد (Deshpande *et al.*, 2014).

آفت پسیل پسته یا شیره خشک از جمله مهمترین آفات باغ‌های پسته به شمار می‌رود. با توجه به گستردگی خسارتی که این آفت می‌تواند به محصول پسته وارد کند و باعث ضرر و زیان‌های بسیاری برای کشاورز شود بنابراین لازم است که به طور موثر با این آفت مقابله شود. تاکنون محققان راه‌های بسیار زیادی را برای مبارزه و کنترل این آفت به کار گرفته‌اند که از آن جمله می‌توان به کار بردن انواع سموم و مواد شیمیایی را نام برد؛ حتی در برخی موارد محققان برای مبارزه با این آفت از دشمنان طبیعی نیز استفاده کرده‌اند، که می‌توان گفت در اکثر موارد موفق به کنترل و از بین بردن این آفت شده‌اند (Roozgar and Golzarian, 2015).

استفاده بی رویه از انواع سموم شیمیایی در باغ‌ها و مزارع کشور، از سویی دیگر موجب آلودگی محیط زیست، تهدید سلامت کشاورزان و مصرف‌کنندگان، نابودی دشمنان طبیعی، حشره‌های مفید و ایجاد مقاومت در برابر آفات شده است. شناسایی نحوه پراکنش آفت در باغ و زمان مبارزه اقتصادی می‌تواند باعث صرفه جویی در مصرف و کاهش آلودگی ناشی از سموم شیمیایی شود.

کامپیوتر و الکترونیک امروزه به یک بخش جدانشدنی از فعالیت‌های انسانی بخصوص در حوزه کشاورزی تبدیل شده است. پردازش تصویر به عنوان یکی از اصلی‌ترین بخش‌های این فناوری در کشاورزی مورد استفاده قرار می‌گیرد و در حل مسائل مختلف در

قطعه‌بندی و کانال رنگی اگرچه زمان اجرای الگوریتم را افزایش می‌داد ولی الگوریتم آن‌ها با دقت قابل قبولی قادر به تشخیص لکه برگ‌ها بود (Bai *et al.*, 2017).

حسگرهای چند طیفی قرار گرفته بر روی پهپادها به منظور شناسایی بیماری‌های گیاهی در قسمت‌های مختلف مزرعه در سال 2016 مورد استفاده قرار گرفت. الگوریتم پیشنهاد شده در تحقیق، مکان دقیق وقوع بیماری را گزارش می‌داد. محققان بر مبنای نتایج بدست آمده به کشاورزان پیشنهاد دادند که نباید سموم را به طور یکنواخت در همه قسمت‌های مزرعه مورد استفاده قرار داد، به این ترتیب آن‌ها توانستند استفاده از سموم را بهینه کنند (Di Gennaro *et al.*, 2016). در سال‌های اخیر تحقیقاتی تحت عنوان تشخیص ناحیه ناسالم برگ گیاه و طبقه‌بندی بیماری‌های برگ با استفاده از ویژگی‌های بافتی (Arivazhagan *et al.*, 2013)، درجه بندی و تشخیص بیماری در برگ و میوه انار (Deshpande *et al.*, 2014)، بررسی آفت شته سویا (Maharlooei *et al.*, 2017) و تجزیه و تحلیل بیماری قارچی در گیاه با استفاده از تکنیک‌های پردازش تصویر (Bodkhe *et al.*, 2015) به انجام رسیده است.

هدف از پژوهش حاضر بکارگیری روش پردازش تصویر به منظور شناسایی آفت پسیل پسته و شمارش آن می‌باشد. به منظور سهولت ترویج این روش در بین باغداران، استفاده از دوربین چند مدل تلفن همراه رایج مد نظر قرار گرفت.

کشاورزی محققان را یاری می‌نماید (Jothiaruna *et al.*, 2019).

از جمله پژوهش‌هایی که در زمینه پردازش تصویر، در سال‌های گذشته انجام گرفته است می‌توان به استفاده از تکنیک پردازش تصویر و تلفیق آن با دو روش منطق فازی و خوشه‌بندی به منظور درجه‌بندی میوه هویج (Firouzian and Ghazanfari Moghadam, 2011)، و درجه بندی خیار (Gharakhani, 2011)، و درجه بندی خرما (مضافتی، Rahmani and alavi, 2012) اشاره کرد.

محققین مختلفی توانسته‌اند از تکنیک‌های پردازش تصویر جهت بررسی آلودگی در گیاهان استفاده کنند، که از جمله این زمینه‌های تحقیقاتی می‌توان به شناسایی علف هرز در مزرعه، جداکردن میوه‌ها و سبزیجات آلوده و بیمار را نام برد (Chaudhary *et al.*, 2012). در پژوهشی در سال ۲۰۱۷ یک الگوریتم ژنتیکی را به منظور پیش بینی و تشخیص برگ‌های بیمار معرفی کردند، این الگوریتم ژنتیکی منجر به قطعه‌بندی تصاویر گرفته شده به دو دسته برگ‌های سالم و بیمار می‌شد. دقت قطعه‌بندی هنگامی که از الگوریتم k-means برای دسته‌بندی خوشه‌ها استفاده می‌شد مقادیر بالاتری را گزارش می‌داد (Singh and Misra, 2017).

در تحقیق دیگری با استفاده از یک الگوریتم منطق فازی اقدام به تشخیص لکه‌های ایجاد شده توسط بیماری‌های مختلف در برگ‌های گیاه خیار کردند، آن‌ها به منظور محاسبه تفاوت بین پیکسل‌های مجاور و پیکسل‌های مرکز خوشه‌ها از الگوریتم قطعه‌بندی watershed و کانال رنگی HSI استفاده کردند. استفاده از این نوع

## مواد و روش‌ها جمع آوری داده‌ها

برای انجام آزمایش‌ها ابتدا پس از انتخاب سه درخت به صورت تصادفی در باغ تحقیقاتی دانشگاه شهید باهنر کرمان، از هر کدام از درخت‌ها تعداد ۱۰ برگ به عنوان نمونه برداشت شد. برگ‌های نمونه پس از برداشت در داخل یک کیسه پلاستیکی ایزوله به منظور حفاظت از آفات پسیل طبق توصیه متخصص گیاه‌شناسی قرار داده می‌شدند. نمونه‌ها به منظور انجام آزمایش به داخل آزمایشگاه بخش گیاه‌پزشکی برای شمارش دستی توسط تکنسین و آزمایشگاه بخش مکانیک بیوسیستم برای تصویربرداری منتقل می‌شدند. شمارش دستی آفات در داخل آزمایشگاه با استفاده از دستگاه بینوکولار (مدل SZH Olympus ساخت شرکت المپوس، آلمان) انجام می‌شد. براساس توصیه متخصص گیاه‌پزشکی آفات در هر مرحله ای از رشد که قرار داشتند از تخم تا حشره کامل شمارش قرار می‌شدند. با توجه به لزوم بررسی کیفیت الگوریتم پیشنهادی در

شرایط مختلف شیوع آفت و به منظور افزایش طبیعی جمعیت آفت روی برگ، داده‌برداری در سه بازه زمانی در تابستان ۱۳۹۸ در باغ پسته تحقیقاتی دانشگاه شهید باهنر کرمان انجام شد. مجموعه‌ی اول از داده‌ها در تیرماه جمع آوری شدند. نمونه برگ‌ها پس از شمارش دستی وارد اتاقک تصویربرداری می‌شدند و بوسیله دوربین‌هایی با رزولوشن و شرایط نوردهی متفاوت مورد عکس برداری قرار می‌گرفتند. برای اطمینان از کاربردی بودن پروژه حاضر، از دوربین‌های تلفن همراه استفاده شد. به رغم آنکه دوربین‌هایی با رزولوشن‌های بالاتر می‌توانند تصاویر بهتری را ثبت کنند، اما در این تحقیق هدف استفاده از دوربین‌هایی بود که دارای قیمت مناسب بوده و به آسانی و با کمترین تنظیمات در دسترس همه افراد باشد. مشخصات سه دوربین تلفن همراه مورد استفاده در این آزمایش در جدول ۱ آورده شده است. به منظور شبیه‌سازی تغییرات نور در شرایط مختلف، دو وضعیت نوردهی زیاد (مستقیم) و کم (غیرمستقیم) در اتاقک تصویربرداری استفاده شد.

جدول ۱- مشخصات دوربین‌های تلفن همراه

نوع دوربین	فاصله کانونی	ISO	رزولوشن (مگاپیکسل)
Sony Xperia Z3	f/ 1/2	۱۰۰	۲۰/۷
Samsung Galaxy J7	f/1/9	۱۰۰	۱۳
Note 2 Samsung Galaxy	f/ 1/8	۱۰۰	۸

در شکل ۱ نشان داده شده است. شرایط نوردهی متفاوت به منظور به چالش کشیدن عملکرد الگوریتم مورد آزمون قرار گرفت. به همین منظور ایجاد شرایط نوردهی زیاد یا مستقیم (برای شبیه سازی روز آفتابی)

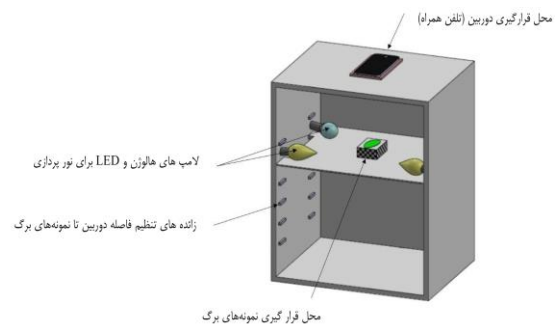
عکس‌برداری در هر بازه زمانی در شش وضعیت (۳) دوربین، ۲ شرایط نوردهی) و برای ۱۰ نمونه برگ از هر درخت انجام گرفت. نمایی از جعبه تصویربرداری

می‌گرفتند. همه تصاویر گرفته شده با فرمت jpg و در فضای رنگی RGB ذخیره شدند. در این مرحله از آزمایش تعداد ۶۰ تصویر تهیه شد. با شرایطی مشابه داده‌های مجموعه اول، داده‌های مجموعه دوم و سوم به ترتیب در ماه‌های مرداد و شهریور ۱۳۹۸ جمع‌آوری شدند تا برای انجام پردازش‌های بعدی مورد استفاده قرار بگیرند. دلیل تصویر برداری در ماه‌های مختلف، وجود جمعیتی متفاوت از آفات پسیل پسته در هر کدام از بازه‌های زمانی مختلف در فصل تابستان است به طوری که این رشد جمعیتی در ماه شهریور به حداکثر مقدار خود می‌رسد و این خود می‌تواند عملکرد الگوریتم را تحت تأثیر قرار بدهد.

### پردازش تصاویر

مراحل پردازش تصویر در الگوریتم طراحی شده شامل مواردی مانند، برش‌قسمتی از تصویر با استفاده از توابع موجود در نرم افزار، حذف پس‌زمینه، اعمال فیلترها، اعمال بهبود دهنده‌های تضاد<sup>۲</sup> تصویر، بدست‌آوردن یک تصویر ماسک، اعمال تصویر ماسک به تصویری که پس زمینه آن حذف شده است، انتخاب محدوده‌های رنگی، قطعه‌بندی تصویر بر مبنای رنگ به منظور تولید تصویر باینری مطلوب، تولید ماتریس برچسب<sup>۳</sup> و در نهایت شناسایی و شمارش آفات از روی تصویر باینری بدست آمده، می‌باشد. مراحل پردازشی در شکل ۲ نشان داده شده است.

از دو عدد لامپ ال ای دی ۲۰ وات و دو عدد لامپ رشته‌ای شمع‌ی ۴۰ وات استفاده شد. به منظور ایجاد شرایط نوردهی کم (نورپخشی<sup>۱</sup> غیر مستقیم مشابه حالت ابری یا اول صبح) از یک پرده سفید در برابر لامپ‌ها استفاده شد. همان طور که در شکل ۱ نشان داده شده است، لامپ‌ها در زاویه ۹۰ درجه نسبت به هم و در چهار گوشه جعبه قرار داده شده اند. نمونه‌ها بر روی یک جسم مکعبی شکل که سطح آن با یک ورق کاغذی سفید رنگ پوشانده شده بود قرار داده می‌شدند. دلیل انتخاب این سطح سفید رنگ، ایجاد تضاد رنگی بهتر در زمان تصویر برداری بود.



شکل ۱- نمایشی از جعبه تصویربرداری و نحوه قرارگیری لامپ‌ها

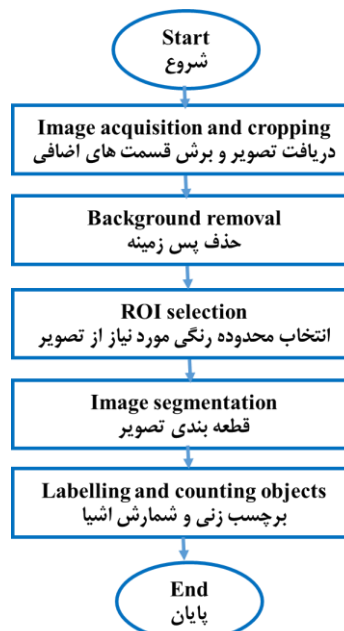
تصاویر از بالای جعبه تصویر برداری و از یک فاصله ۳۰ سانتی متری ثابت گرفته می‌شدند، فاصله ثابت بر مبنای آزمون و خطا بدست آمده است، به طوری که در این فاصله کمترین میزان نویز و تارشدگی در تصاویر وجود داشت. تصاویر گرفته شده بوسیله دوربین‌های مختلف بدون هیچ گونه اصلاح توسط نرم افزارهای اصلاح تصاویر به عنوان ورودی در الگوریتم قرار

2 Contrast

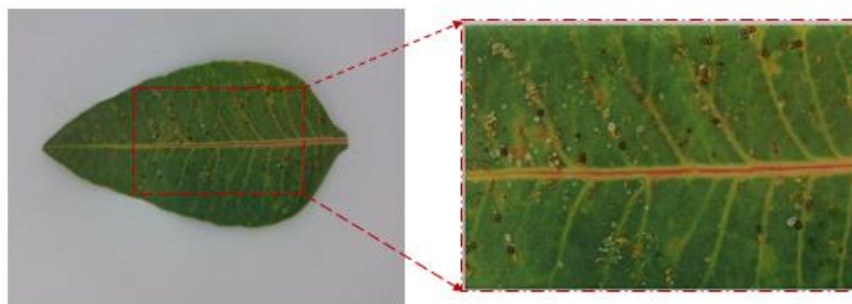
3 Label Matrix

1 Diffused

به منظور کاهش حجم محاسبات، کاهش اندازه تصویر و افزایش سرعت الگوریتم در پردازش داده‌ها و انتخاب ناحیه‌ای که دارای میزان قابل توجهی از جمعیت آفات نسبت به سایر قسمت‌های تصویر باشد برش تصویر با استفاده از دستور imcrop در نرم‌افزار متلب انجام گرفت. این پردازش در شکل ۳ نشان داده شده است.



شکل ۲- مراحل پردازش تصویر



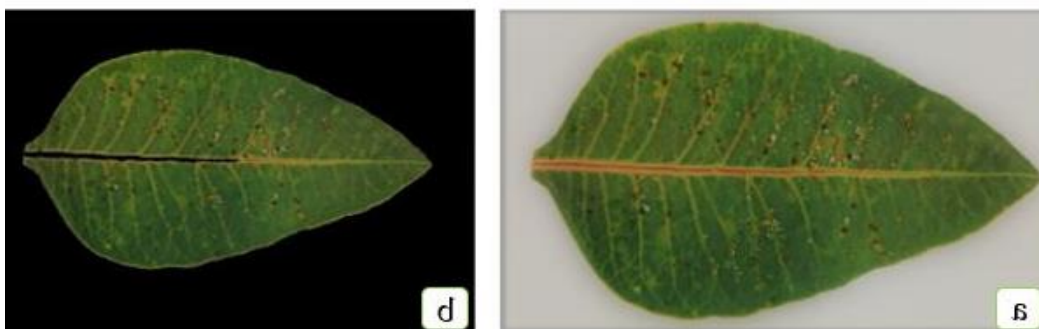
شکل ۳- برش تصویر با استفاده از ابزار imcrop

داخل آن و همچنین پایین بودن تضاد، تصویر تابع حذف نویز medfilt2 و تابع افزایش دهنده خودکار تضاد تصویر imadjust به آن اعمال شده است. در ادامه به دلیل وجود بعضی از روزنه‌های کوچک در سطح برگ تابع imfill مورد استفاده قرار گرفت و در نهایت تصویر بدست آمده با استفاده از تابع dither تبدیل به یک تصویر باینری شد. از آنجا که تصویر نهایی بدست آمده یک تصویر باینری می‌باشد و در مراحل بعدی الگوریتم احتیاج به یک تصویر در فضای رنگی RGB است، تصویر نهایی بدست آمده با استفاده از تابع immultiply به هریک از کانال‌های رنگی اضافه شد و تصویر RGB مورد نظر بدست آمد (Jafarnezhadghomi, 2016). در شکل ۴ تصویر اصلی و تصویری که پس‌زمینه آن حذف شده است نشان داده شده است.

حذف پس‌زمینه از سایر قسمت‌های تصویر به منظور برطرف کردن وجود سایه، حذف نویز، حذف اشیایی که به صورت ناخواسته وارد تصویر شده‌اند، افزایش سرعت پردازش الگوریتم و نادیده گرفتن قسمت‌هایی از تصویر که مدنظر پردازش نیستند انجام می‌شود. برای انجام این کار ابتدا تصویر اصلی در فضای رنگی RGB فراخوانده شده و هریک از کانال‌های رنگی R, G, B در محیط نرم افزار از همدیگر جدا می‌شوند که در نتیجه آن، سه تصویر تک رنگ بدست می‌آید. در مرحله بعد با استفاده از رابطه (۱)، قسمت سبز رنگ تصویر از سایر قسمت‌های آن جدا می‌شود (Lamm et al., 2002; Meyer et al., 1999).

$$\text{Gray Scale Image} = 2 * G - R - B \quad (1)$$

تصویر بدست آمده با استفاده از رابطه (۱) یک تصویر تک رنگ می‌باشد که به دلیل وجود نویز در



شکل ۴- الف) تصویر اصلی ب) تصویر با پس‌زمینه حذف شده

داشتن نمونه رنگ و یا محدوده‌ی رنگ مورد نظر می‌توان یک میانگین یا میانه از رنگ‌هایی که باید جداسازی شوند را فراهم آورد. در صورتی که این میانگین رنگی با استفاده از بردار ستونی m ارائه شده باشد، هدف تقسیم بندی پیکسل‌های تصویر RGB در دو دسته می‌باشد، دسته اول پیکسل‌هایی که در

آنچه الگوریتم موردنظر به منظور شناسایی و تشخیص آفت را متمایز می‌سازد عملکرد مرحله قطعه‌بندی<sup>۴</sup> آن می‌باشد. هدف این فرآیند، جداسازی یک شیء (آفت پسیل) با محدوده‌ی رنگی مشخص از یک تصویر رنگی می‌باشد با در اختیار

<sup>۴</sup> Segmentation

RGB باشد بردار ستونی  $m$  شبیه  $z$  است هرگاه فاصله بین  $m$  و  $z$  از یک آستانه  $T$  کمتر باشد. فاصله اقلیدسی بین  $m$  و  $z$  به صورت رابطه (۲) محاسبه می‌شود (Jafarnezhadghomi, 2016; Woods *et al.*, 2009):

$$D(z, m) = \|z - m\| = [(z - m)^T(z - m)]^{\frac{1}{2}} = [(z_R - m_R)^2 + (z_G - m_G)^2 + (z_B - m_B)^2]^{\frac{1}{2}} \quad (2)$$

تابع Colorseg انجام می‌شود. ورودی‌های این تابع شامل: ۱- مشخص کردن یک فاصله ماهالانوبیس یا اقلیدسی ۲- تصویر اصلی ۳- پارامتر میانگین رنگی که با استفاده از بردار ستونی  $m$  ارائه شده بود ۴- مشخص کردن مقدار آستانه  $T$  و ۵- ماتریس کوواریانس می‌باشد (Jafarnezhadghomi, 2016). خروجی تابع یک تصویر باینری می‌باشد که شامل نقاط صفر به ازای نقاط رد شده و نواحی شامل مقدار یک به ازای نقاط پذیرفته شده می‌باشد. مراحل عملکرد الگوریتم در شکل ۵ نشان داده شده است. تصویر باینری بدست آمده با استفاده از دستور `bwlabel` تبدیل به یک ماتریس برچسب شده و تعداد اشیای مورد نظر که شامل آفات شناسایی شده می‌باشند با به کاربرد دستور `regionprops` شمارش می‌شود (Singh & Chaudhuri, 2007). در شکل ۶ تصویر اصلی و تصویر پردازش شده شامل نقاط شناسایی شده آفت توسط الگوریتم نشان داده شده است.

محدوده مورد نظر قرار دارند و دسته دوم پیکسل‌هایی که در محدوده مورد نظر قرار ندارند. برای این منظور باید تشابه رنگی پیکسل‌ها اندازه‌گیری شود، یکی از مرسوم‌ترین روش‌های این اندازه‌گیری محاسبه فاصله اقلیدسی می‌باشد. در صورتی که  $z$  یک نقطه دلخواه در فضای رنگی

در این رابطه اندیس‌های  $R$ ،  $G$  و  $B$  به ترتیب مقادیر عددی رنگ‌های قرمز، سبز و آبی هستند. مکان هندسی نقاطی که فاصله اقلیدسی آن‌ها کمتر مقدار آستانه  $T$  باشد  $D(z, m) \leq T$  یک کره به شعاع  $T$  می‌باشد. با توجه به تعریف، نقاطی که داخل و روی سطح این کره قرار دارند در شرط تشابه قرار گرفته و نقاط خارج آن در شرط تشابه صدق نمی‌کنند، با کد کردن این دو مجموعه پیکسل‌های داخل تصویر به رنگ‌های سیاه و سفید در می‌آیند و در نهایت یک تصویر باینری قطعه بندی شده ایجاد می‌شود. برای کاربردی کردن رابطه (۲) می‌توان آن را به شکل رابطه (۳) نیز ارائه کرد:

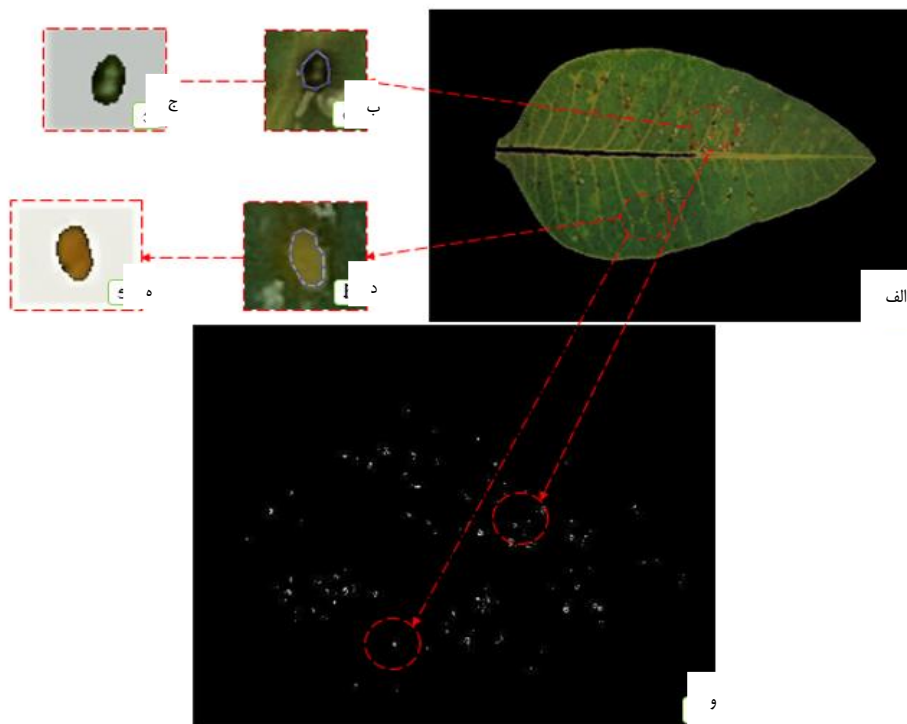
$$D(z, m) = [(z - m)^T C^{-1}(z - m)]^{\frac{1}{2}} \quad (3)$$

که  $C$  ماتریس کوواریانس رنگ‌های نمونه ارائه شده برای عملیات تقسیم بندی می‌باشد. از این فاصله معمولاً تحت عنوان فاصله ماهالانوبیس<sup>۵</sup> یاد می‌شود. در صورتی که  $C=I$  (ماتریس واحد) باشد فاصله ماهالانوبیس با فاصله اقلیدسی برابر خواهد بود. عملیات قطعه‌بندی تصویر در فضای رنگی RGB بر مبنای انتخاب ناحیه رنگی در جعبه ابزار پردازش تصویر نرم افزار متلب با استفاده از

<sup>5</sup> Mahalanobis Distance



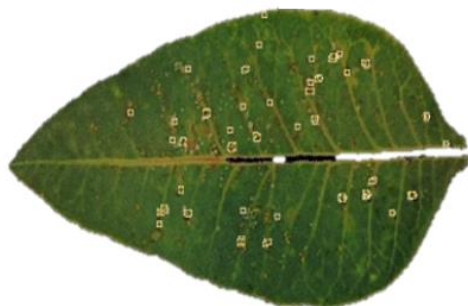
قربانی و همکاران: تشخیص و شمارش آفت پسیل پسته با استفاده..... ۳۷



شکل ۵- الف) تصویر با پس زمینه حذف شده، ب و د) تصاویر ماسک تولید شده، ج و ه) نمونه‌های رنگی انتخاب شده، و) تصویر باینری شامل مناطق شناسایی شده آفت بر روی برگ



الف



ب

شکل ۶- الف) تصویر اصلی در فضای رنگی RGB ب) تصویر شامل مربع‌های سفید، آفت‌های شناسایی شده توسط الگوریتم می‌باشد

## تحلیل داده‌ها

روشنایی توانایی الگوریتم را در شمردن آفات در هر سه مجموعه، تحت تاثیر قرار داده است. مقدار RGB هر پیکسل در تصویر برگ بستگی به خاصیت بازتابش اجسام مورد نظر (آفت، شکرک، لکه‌برگ، گردوخاک) بر روی آن دارد. پیکسل‌ها بسته به شدت طیفی آن‌ها می‌توانند در گروه‌های مختلف طبقه‌بندی شوند، بنابراین شباهت در شدت طیفی پیکسل‌های آفت با دیگر پیکسل‌ها می‌تواند یکی از دلایل وجود این تفاوت باشد. عامل دیگر می‌تواند ناشی از تنظیم نبودن<sup>۶</sup> ISO مربوط به دوربین‌ها باشد. در شرایط نوردهی پایین دوربین‌ها برای این‌که بتوانند کمبود نور موجود در محیط را جبران کنند ISO بالاتری را در خود ثبت می‌کنند که این امر باعث می‌شود کیفیت تصویر کاهش پیدا کند و یک حالت مه‌آلود<sup>۷</sup> در تصاویر بوجود بیاید. برای مجموعه داده‌های دوم و سوم نیز این عدم وجود اختلاف معنی‌دار در شرایط روشنایی بالا و وجود اختلاف معنی‌دار در شرایط نوردهی پایین برای هر کدام از دوربین‌ها با توجه به دلایل توضیح داده شده وجود دارد. نتایج تحلیل برای مجموعه‌ی اول از داده‌ها در دو شرایط روشنایی و برای سه دوربین و همچنین شمارش دستی در شکل ۷ آورده شده است.

بر مبنای اطلاعات جمع‌آوری شده، تجزیه و تحلیل آماری داده‌ها با استفاده از نرم افزار آماری (۱۶,۲,۴) Minitab انجام گرفته است (Bayazidi *et al.*, 2012). بررسی اثر عوامل شرایط نوردهی و دوربین‌های مختلف با رزولوشن‌های متفاوت بر شناسایی آفت به وسیله آزمون واریانس یکطرفه انجام گرفته است. به همین منظور الگوریتم شناسایی آفت بر روی تصاویری که در شرایط نوردهی کم و زیاد توسط دوربین‌های متفاوت گرفته شده بودند اجرا شد و داده‌ها به منظور آنالیز وارد نرم افزار تحلیل آماری شدند.

درصد طبقه‌بندی نادرست برای همه‌ی تصاویری که با استفاده از دوربین‌ها با رزولوشن و شرایط نوردهی متفاوت بدست آمده بود مورد محاسبه قرار گرفت. برای هر کدام از تصاویر بدست آمده درصد طبقه بندی نادرست با استفاده از رابطه (۴) محاسبه شد:

$$\text{درصد طبقه بندی نادرست} = \frac{AC-MC}{MC} \quad (۴)$$

که در این رابطه AC شمارش به وسیله الگوریتم و MC شمارش دستی است.

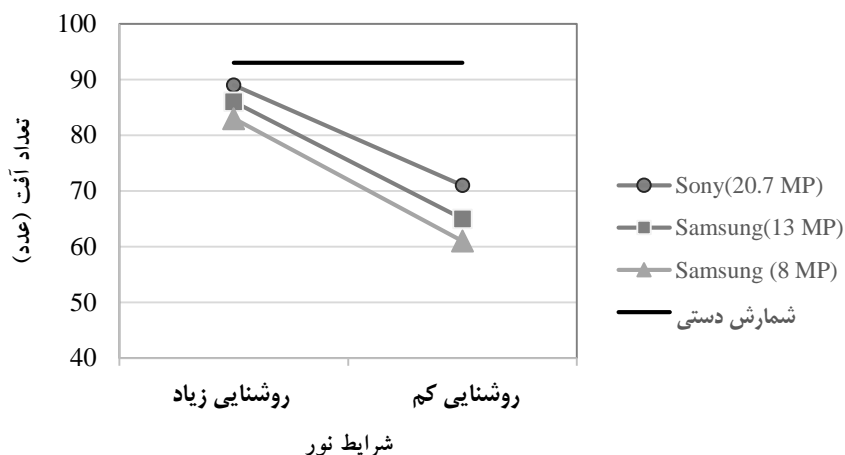
## نتایج و بحث

### تحلیل‌های آماری

با توجه به نتایج تحلیل‌های آماری در داده‌های مجموعه اول برای هر کدام از سه دوربین تفاوت معنی‌داری بین شمارش دستی و شمارش دیجیتال در شرایط نوردهی بالا وجود ندارد ( $p=0/092$ ، سطح معنی‌داری ۹۵٪)، اما در شرایط نوردهی پایین این تفاوت معنی‌دار برای هر کدام از دوربین‌ها قابل مشاهده است ( $p=0/0053$ ، سطح معنی‌داری ۹۵٪) و عملکرد آن‌ها را تحت تاثیر قرار داده است و شرایط

<sup>6</sup> International Organization for Standardization

<sup>7</sup> Blur

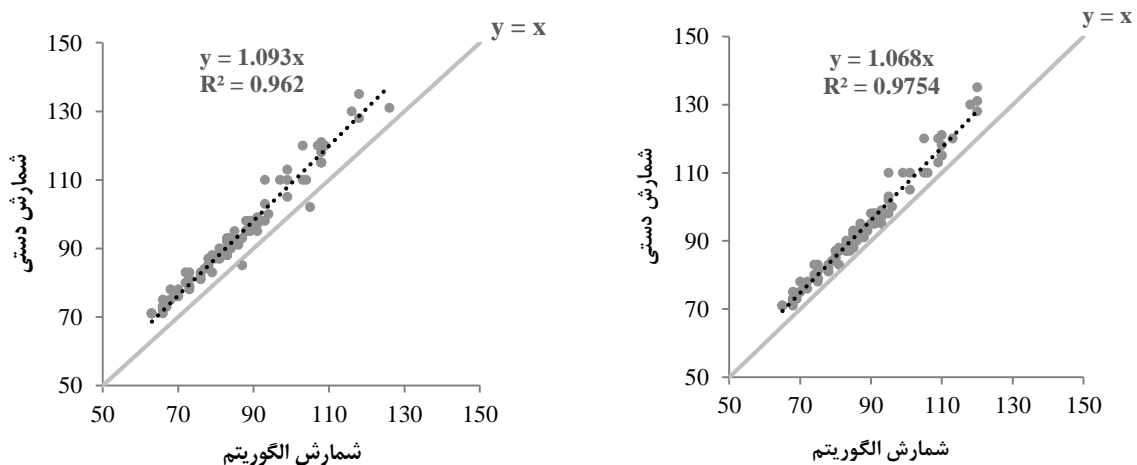


شکل ۷- نتایج تحلیل‌های آماری برای مجموعه اول از داده‌ها

است. به منظور مشاهده روند تغییرات و خطای شمارش با افزایش تعداد آفت‌های روی برگ خط یک به یک (y=x) نیز در کنار داده‌ها و بهترین خط برازش داده‌ها قرار گرفته است. مقایسه نتایج در کلیه حالت‌ها نشان می‌دهد دقت الگوریتم با افزایش جمعیت آفت روی برگ کاهش می‌یابد.

### شمارش آفات

نمودارهای حاصل از شمارش دستی و شمارش با کمک الگوریتم برای محاسبه معادله رگرسیونی و ضرایب تبیین برای دو دوربین در شکل ۸ آورده شده است، سایر نتایج در جدول ۲ ارائه شده‌اند. در کلیه معادلات متغیر مستقل (x) شمارش براساس الگوریتم است و متغیر وابسته (y) شمارش دستی



شکل ۸- معادله رگرسیونی و ضریب تبیین بین شمارش دستی و الگوریتم در شرایط نوردهی زیاد. راست) دوربین

Sony (20.7 MP) و چپ) دوربین Samsung(13MP)

جدول ۲- ضریب تبیین و معادله رگرسیونی دوربین‌ها در شرایط نوردهی متفاوت

شرایط روشنایی زیاد		شرایط روشنایی کم		مجموعه اول
معادله	ضریب تبیین	معادله	ضریب تبیین	
$y=1/068x$	۰/۹۷۵	$y=1/262x$	۰/۹۶۰	Sony Xperia z3 (20.7MP)
$y=1/093x$	۰/۹۶۲	$y=1/453x$	۰/۸۰۰	Samsung Galaxy j7(13MP)
$y=1/115x$	۰/۹۶۵	$y=1/565x$	۰/۶۶۷	Samsung Galaxy Note 2(8MP)
مجموعه دوم				
$y=0/895x$	۰/۹۶۸	$y=1/591x$	۰/۹۲۱	Sony Xperia z3 (20.7MP)
$y=1/191x$	۰/۹۵۱	$y=1/107x$	۰/۷۹۱	Samsung Galaxy j7(13MP)
$y=0/860x$	۰/۸۹۰	$y=1/312x$	۰/۷۸۱	Samsung Galaxy Note 2(8MP)
مجموعه سوم				
$y=0/960x$	۰/۸۷۵	$y=1/091x$	۰/۹۲۳	Sony Xperia z3 (20.7MP)
$y=0/780x$	۰/۸۱۰	$y=1/089x$	۰/۸۱۲	Samsung Galaxy j7(13MP)
$y=1/211x$	۰/۸۹۳	$y=1/231x$	۰/۷۵۲	Samsung Galaxy Note 2(8MP)

ضرایب رگرسیونی بدست‌آمده از ارتباط بین شمارش دستی و شمارش دیجیتالی دوربین‌های مختلف، متفاوت بدست آمده است. این تفاوت می‌تواند ناشی از وجود تفاوت‌هایی در تنظیمات دوربین مانند تعادل نورسفید و یا حساسیت‌های مربوط به<sup>۸</sup> CCD باشد. لازم بذکر است که به منظور حصول اطمینان از عدم نیاز به انجام تنظیمات خاص هر دوربین توسط کاربر کلیه تصویر برداری‌ها در وضعیت خودکار انجام شده است.

#### درصد طبقه‌بندی نادرست

نتایج حاصل از درصد طبقه‌بندی نادرست برای دوربین‌ها و شرایط نوردهی متفاوت با استفاده از رابطه (۴) در جدول ۳ آورده شده‌اند. اعداد منفی در این جدول نشان می‌دهد که الگوریتم تعداد آفت را کمتر از تعداد واقعی ناشی از شمارش دستی

همان‌طور که در جدول ۲ نشان داده شده است ضریب تبیین برای دوربین‌هایی که در شرایط نوردهی بالا تصویر گرفته‌اند نسبت به دوربین‌هایی که در شرایط نوردهی پایین تصویر گرفته‌اند دارای مقادیر بیشتری است. البته باید به این نکته توجه داشت که دوربین‌هایی با رزولوشن بالاتر می‌توانند با دقت بیشتری شدت‌های طیفی مربوط به اشیاء مختلف در تصویر را از همدیگر متمایز سازند، به همین دلیل است که دوربین‌های مختلف دارای ضرایب تبیین متفاوتی هستند. دلیل دیگر در ثبت اعداد مختلف برای ضریب تبیین می‌تواند ناشی از وجود اشیاء دیگر مانند شکرک، گرد و خاک و یا تجمع آفات در یک منطقه باشد که در برخی موارد الگوریتم را در شمارش دچار اشتباه کرده است. با توجه به نتایج این اشتباه در شمارش برای دوربین با رزولوشن پایین‌تر، بیشتر عملکرد الگوریتم را تحت تاثیر قرار داده است.

<sup>8</sup> Charged Coupled Device

تشخیص داده و اعداد مثبت نشان می‌دهد که الگوریتم تعداد آفت را بیش از تعداد واقعی تشخیص

جدول ۳- درصد طبقه‌بندی نادرست برای دوربین‌های مختلف در شرایط نوردهی زیاد و کم

شرایط روشنایی زیاد			
Sony(20.7MP)	Samsung(13MP)	Samsung(8MP)	نوع دوربین
۸-	۹-	۱۲-	مجموعه اول
۶	۸-	۱۰	مجموعه دوم
۵	۹	۷	مجموعه سوم
شرایط روشنایی کم			
۷-	۷-	۵-	مجموعه اول
۱-	۱۱-	۷-	مجموعه دوم
۱۸-	۱۳-	۱۴-	مجموعه سوم

عملکرد الگوریتم را در شناسایی و شمارش تحت تاثیر قرار بدهند. نتایج حاصل از تحلیل‌های آماری بیان‌گر این موضوع بود که اختلاف معنی داری بین شمارش دستی و شمارش دیجیتالی بین دوربین‌ها با رزولوشن‌های مختلف در شرایط نوردهی بالا وجود ندارد، اما این تفاوت معنی‌دار در شرایط نوردهی پایین قابل ملاحظه بود. بالاترین ضریب تبیین مربوط به دوربین تلفن همراه Sony Xperia Z3 با  $R^2=0.975$  توانست بهترین عملکرد را در بین دوربین‌ها و مجموعه‌های مختلف تصویربرداری در شرایط نوردهی زیاد برای خود ثبت کند. اگرچه نتایج حاصل از دوربین‌های دیگر نیز قابل توجه هستند و در شرایط مختلف می‌توان از آن‌ها استفاده کرد. درصد طبقه‌بندی نادرست مقادیر پایینی را برای دوربین‌هایی با رزولوشن‌های مختلف تحت شرایط نوردهی بالا به ثبت رساند، که نشان از دقت بالای این الگوریتم در شناسایی و شمارش آفت می‌دهد.

جدول ۳ نشان می‌دهد اعداد بدست آمده برای شرایط نوردهی پایین عمدتاً مقادیر بیشتری نسبت به اعداد بدست آمده در شرایط نوردهی بالا دارند. دلیل این امر می‌تواند ناشی از کیفیت پایین‌تر تصاویر که در نتیجه تارشدگی تصویر به دلیل حساسیت کم CCD و یا شماره‌های ISO بالاتر می‌باشد، اتفاق افتاده است. شباهت رنگی آفات مورد نظر با دیگر اشیاء موجود بر روی برگ مانند گرد و خاک و یا لارو حشره می‌تواند بر روی دقت این طبقه‌بندی تاثیر بگذارد. برای اعداد مثبت ثبت شده در جدول می‌توانیم این طور نتیجه بگیریم که الگوریتم این موارد را نیز در نظر گرفته و در شمارش آفات اغراق کرده است.

### نتیجه‌گیری

این تحقیق به منظور استفاده از تکنیک پردازش تصویر در شناسایی و شمارش آفت پسیل پسته صورت گرفته است. روند رشد جمعیتی آفت در طول سه دوره نمونه برداری مورد بررسی قرار گرفت و همچنین وجود برخی از اشیاء دیگر بر روی برگ مانند گرد و خاک و شکرک نتوانستند

## REFERENCES

- Agrios, G. 2005. Plant pathology fifth edition. Ed Elsevier Academia Press. San Diego Calif. USA.
- Arivazhagan, S., R. N. Shebiah, S. Ananthi and S. V. Varthini. 2013. Detection of unhealthy region of plant leaves and classification of plant leaf diseases using texture features. *Agricultural Engineering International: CIGR Journal* 15: 211-217.
- Bai, X., X. Li, Z. Fu, X. Lv and L. Zhang. 2017. A fuzzy clustering segmentation method based on neighborhood grayscale information for defining cucumber leaf spot disease images. *Computers and Electronics in Agriculture* 136: 157-165.
- Bayazidi, E., B. Oladi, N. Abbasi and k. Afaridoon. 2012. Statistical Analysis using Minitab 16. *Mehregan ghalam pub. Tehran, Iran.* (In Farsi).
- Bodkhe, K., N. Thakur, S. Deshmukh and P. Jaipurkar. 2015. Analysis of Fungus in Plant Using Image Processing Techniques. *International Journal of Recent Research in Mathematics Computer Science and Information Technology* 1: 7.
- Chaudhary, P., A. K. Chaudhari, A. Cheeran and S. Godara. 2012. Color transform-based approach for disease spot detection on plant leaf. *International journal of computer science and telecommunications* 3: 65-70.
- Deshpande, T. and S. Sengupta and K. Raghuvanshi. 2014. Grading & identification of disease in pomegranate leaf and fruit. *International Journal of Computer Science and Information Technologies* 5: 4638-4645.
- Di Gennaro, S. F., E. Battiston, S. Di Marco, O. Facini, A. Matese, M. Nocentini, A. Palliotti and L. Mugnai. 2016. Unmanned Aerial Vehicle (UAV)-based remote sensing to monitor grapevine leaf stripe disease within a vineyard affected by esca complex. *Phytopathologia Mediterranea*: 262-275.
- Firouzian, H. and A. Ghazanfari Moghaddam. 2011. Intelligent grading of carrot use of image processing and fuzzy logic. *Proceeding of 1st national conference on modern topics in agriculture.* Islamic Azad University, Saveh, Iran. (In Farsi).
- Gharakhani, H. 2011. Cucumber grading using machine vision technique. *M. Sc. Thesis. Faculty of Agriculture.* Shahid Bahonar University of Kerman, Kerman, Iran (In Farsi).
- Jafarnezhadghomi, E. a. 2016. Digital Image processing using MATLAB 2nd ed. Olum Rayaneh Pub. Tehran, Iran. (In Farsi).
- Jothiaruna, N. and K. J. A. Sundar and B. Karthikeyan. 2019. A segmentation method for disease spot images incorporating chrominance in Comprehensive Color Feature and Region Growing. *Computers and Electronics in Agriculture* 165: 104934.
- Koike, S. T. and P. Gladders and A. O. Paulus. 2007. Vegetable diseases: a color handbook. *Gulf Professional Publishing.*
- Lamm, R. D. and D. C. Slaughter and D. K. Giles. 2002. Precision weed control system for cotton. *Transactions of the ASAE* 45: 231.

- Maharlooei, M., S. Sivarajan, S. G. Bajwa, J. P. Harmon and J. Nowatzki. 2017. Detection of soybean aphids in a greenhouse using an image processing technique. *Computers and Electronics in Agriculture* 132: 63-70.
- Meyer, G. E. and T. W. Hindman and K. Laksmi. 1999. Machine vision detection parameters for plant species identification. Pages 327-335. *Precision agriculture and biological quality: International Society for Optics and Photonics*.
- Navrozidis, I., T. K. Alexandridis, A. Dimitrakos, A. L. Lagopodi, D. Moshou and G. Zalidis. 2018. Identification of purple spot disease on asparagus crops across spatial and spectral scales. *Computers and electronics in Agriculture* 148: 322-329.
- Nutter, F. W., N. van Rij, S. K. Eggenberger and N. Holah. 2010. Spatial and temporal dynamics of plant pathogens. Pages 27-50. *Precision Crop Protection-the Challenge and Use of Heterogeneity, Springer*.
- Pethybridge, S. J., F. Hay, P. Esker, T. Groom, C. Wilson and F. W. Nutter Jr. 2008. Visual and radiometric assessments for yield losses caused by ray blight in pyrethrum. *Crop science* 48: 343-352.
- Rahmani, h. and S. n. alavi. 2012. A Method of Grading of Mozafati Date, Using Image Processing. *Iranian Journal of Biosystems Engineering* 43: 19-28. (In Farsi).
- Roozegar, M. and M. Golzarian. 2015. Application of image processing in the diagnosis and classification of plant and fruit diseases. *CD Proceeding 2nd National Conference on New Topics in Agriculture*. Tehran, Iran (In Farsi).
- Singh, V. and A. K. Misra. 2017. Detection of plant leaf diseases using image segmentation and soft computing techniques. *Information processing in Agriculture* 4: 41-49.
- Singh, Y. K. and B. Chaudhuri. 2007. MATLAB programming. *PHI Learning Pvt. Ltd*.
- Woods, R. E. and S. L. Eddins and R. C. Gonzalez. 2009. *Digital image processing using MATLAB*.



## Detecting and Counting Pistachio Psylla Pest Using Machine Vision in Laboratory Condition

Mohammad Ghorbani<sup>1</sup>, Mohammadmehdi Maharlooeei<sup>2\*</sup>, Kamal Ahmadi<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Graduate MSc student, Biosystems Engineering Dept., School of Agriculture, Shahid Bahonar University of Kerman, Kerman, Iran.

<sup>2</sup>Associate Professor, Biosystems Engineering Dept., School of Agriculture, Shahid Bahonar University of Kerman, Kerman, Iran.

<sup>3</sup>Assistant Professor, Plant Pathology Dept., School of Agriculture, Shahid Bahonar University of Kerman, Kerman, Iran.

Corresponding Author's Email: maharlooeei@uk.ac.ir

(Received: January. 25, 2022 – Accepted: February. 7, 2022)

### ABSTRACT

Plant diseases and pest damages are one of the main factors that reduce both quality and quantity of final crops annually and restrict growers profit. Problems in photosynthesis and evapotranspiration may be taken place due to these pathogens. Efforts to apply chemicals or employing other methods for pest and disease control need precise field scouting and expert persons to identify the problem in a timely manner. Psylla pest is one of the most prevalent pests in pistachio orchards, which causes irreparable damage to orchards every year. In this study, the feasibility of employing machine vision system to discriminate and count pistachio psylla was evaluated. Field data were collected from Shahid Bahonar University of Kerman research orchards in three different time slots in summer based on pest infestation. The images were taken by various cellphone cameras with different resolutions in high and low controlled lighting conditions. The results of image-based count were compared with manual count by the expert technician in the laboratory. The effect of different light conditions and cameras with different resolutions on pest detection were evaluated by ANOVA test. There was no significant difference between manual count and digital count in high lighting conditions, but the differences in low lighting conditions were significant ( $p < 0.05$ ). The incorrect classification percentage values for low lighting conditions were higher than the ones obtained for high lighting conditions. This could be due to the lower quality of the images, in higher ISO values in low lighting conditions. The results showed that images taken by low-cost cameras in proper light intensity can easily replace the time-consuming and labor-intensive method of manual count.

**Keywords:** Count, Detection, Image processing, Psylla pest, Lighting condition