

طراحی و ساخت سامانه تشخیص خودکار عیوب پرتقال با استفاده از الگوریتم تصحیح نور تطبیقی

حدیث بی‌آبی^۱ و سامان آبدانان مهدی‌زاده^{۲*}

۱. فارغ‌التحصیل کارشناسی ارشد، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده مهندسی زراعی و عمران روستایی، دانشگاه

علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان

۲. دانشیار گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده مهندسی زراعی و عمران روستایی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع

طبیعی خوزستان

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۱۲/۱۰، تاریخ آخرین بازنگری: ۱۳۹۸/۰۱/۲۴، تاریخ پذیرش: ۱۳۹۸/۱۰/۲۳)

چکیده

تشخیص خودکار عیوب ظاهری مرکبات از طریق سیستم بینایی کامپیوتری با توجه به توزیع غیریکنواخت ناهمواری‌ها بر روی سطح میوه‌ها دشواری می‌باشد. در نتیجه توسعه سامانه‌ای که توانایی تشخیص خرابی در مرکبات را با دقت و سرعت بالایی داشته باشد امری ضروری است؛ بنابراین در این پژوهش الگوریتم تصحیح نور تطبیقی پیاده‌سازی گردیده که به صورت ساده بر تداخل توزیع شدت بازتابی غیرمستقیم در سطح میوه در حالت بر خط و استاتیک غلبه نموده و از تشخیص خطا جلوگیری نماید. لذا در پژوهش حاضر تعداد ۲۰۰ عدد نمونه شامل ۵۰ عدد پرتقال‌های سالم و ۱۵۰ عدد پرتقال دارای عیوب ظاهری شامل کپک سبز، شپشک سپردار واوی مرکبات، آلترناریا و آسیب‌های مکانیکی مورد بررسی قرار گرفت. در این سامانه از هر نمونه ۴ تصویر اخذ و پس از پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی بر روی هر ۴ تصویر پرتقال‌ها به دو گروه سالم و معیوب طبقه‌بندی شدند. بر اساس نتایج مشخص گردید که دقت سامانه برای خرابی‌های کپک سبز، شپشک سپردار مرکبات، آلترناریا و آسیب‌های مکانیکی به ترتیب ۸۷/۸۰، ۷۱/۴۲، ۷۴/۲۸ و ۱۰۰ به دست آمد که نشان از عملکرد مناسب روش پیشنهادی دارد.

واژه‌های کلیدی: بینایی ماشین، خرابی پرتقال، الگوریتم تصحیح نور تطبیقی، پردازش تصویر

* نویسنده مسئول: saman.abdanan@gmail.com; s.abdanan@asnrukh.ac.ir

۱. مقدمه

[۷-۸]. در پژوهشی لیمنز و دیستین نتایج تجزیه تشخیصی عیوب ظاهری را با استفاده از RGB، RGI و RGBI مقایسه کردند [۹]. بر اساس نتایج مشخص گردید که فضای RGBI با دقت ۱۰۰٪ بخش ساقه و ۹۹٪ نقص‌های ظاهری را به کمک الگوریتم طبقه‌بندی بیز مشخص می‌نمود. در مطالعه دیگر بلسکو و همکاران یک الگوریتم رشد ناحیه^۱ به منظور تشخیص نقص سطح مرکبات، با فرض اینکه در یک میوه با نقایص پوست، منطقه بزرگتر مربوط به پوست صاف و مناطق کوچک‌تر نقص است، توسعه دادند [۱۰]. در این پژوهش فضاهای رنگی مختلف برای تبیین ۱۱ نوع نقص پوست مرکبات و ساقه مورد آزمایش قرار گرفتند. نتایج نشان داد که تشخیص آلودگی‌های مختلف با دقت ۴۳٪ تا ۱۰۰٪ با استفاده از فضای رنگی HSI (رنگ، اشباع و شدت) امکان‌پذیر می‌باشد. در پژوهشی کیم و همکاران پتانسیل استفاده از ویژگی‌های بافتی و رنگی را برای تشخیص بیماری‌های پوست گریپ فروت بررسی نمودند [۱۱]. بدین منظور سامانه تصویربرداری برای اخذ تصاویر RGB از گریپ فروت با شرایط نرمال و پنج نوع رایج بیماری (شته^۲، سوختگی مس^۳، نقطه چربی^۴، ملانوز^۵ و زخم بادی^۶) توسعه یافت. در مجموع ۳۹ ویژگی بافتی از تصاویر رنگی (H)، اشباع (S) و شدت (I) از هر نمونه استخراج گردید. بر اساس نتایج دقت طبقه‌بندی در تشخیص بیماری‌ها (۹۶٪) گزارش شد. با توجه به پژوهش‌های پیشین و بررسی‌های صورت گرفته مشخص گردید که تشخیص نقص، به ویژه تمایز بین شناسایی انتهای ساقه‌ها و کاسبرگ‌ها، دشوار بوده و عمده خطای ایجاد شده در تشخیص طبقه‌بندی‌های مختلف مربوط به این بخش می‌باشد؛ بنابراین، خرابی مرکبات و شناسایی انتهای ساقه نیاز به بررسی خاص دارد. به این منظور در این پژوهش، یک الگوریتم تصحیح نور تطبیقی توسعه یافت که به صورت ساده و راحت بر تداخل توزیع شدت بازتابی غیرمستقیم در سطح میوه غلبه نموده و از تشخیص خطا جلوگیری می‌نماید. این الگوریتم با استفاده از

مرکبات یکی از محصولات مهم باغی است و در ایران تولید سالانه آن بیش از چهار میلیون تن می‌باشد. با این حال فرآیندهای طبقه‌بندی و مرتب‌سازی این محصول به صورت خودکار انجام نمی‌شود. در سال‌های اخیر سیستم‌های بینایی ماشین به طور گسترده برای ارزیابی کیفیت خارجی میوه‌ها استفاده شده است [۱]. با این وجود، سامانه‌های موجود به علت تنوع زیاد در نوع و محل خرابی‌ها امکان تولید خروجی‌های یکنواختی را نداشته‌اند. به همین علت، نیاز به توسعه سامانه‌های پیشرفته‌تر با الگوریتم‌های پردازش پیچیده‌تر تصویر می‌باشد [۲]. به طور کلی، بسیاری از میوه‌های تازه مانند پرتقال، سیب، هلو و گلابی، تقریباً کروی هستند. در میوه‌های کروی به دلیل اینکه بازتاب نور به صورت یکنواخت نمی‌باشد به دست آوردن تصویر مشکل است [۳]. رنگ سطح، یک شاخص خوب کیفیت برای میوه‌ها است لذا، بیشتر سیستم‌های بررسی تنها از ویژگی‌های رنگی برای جداسازی میوه‌ها استفاده می‌کنند. با این حال، توزیع شدت بازتابی غیرمستقیم از سطوح میوه کروی بر روی تصاویر رنگی سبب بروز خطا در شناسایی درست نقایص می‌گردد.

در همین راستا لی و همکاران یک روش نوردهی ترکیبی و روش‌های نسبت تصویر را به منظور تشخیص نقص در پرتقال پیشنهاد کردند [۴]. نورپردازی یکی از عواملی است که به شدت بر عملکرد سامانه‌های تشخیص کیفیت و خرابی ظاهری اثر می‌گذارد. در محصولات کشاورزی با شکل کروی، وجود نقاط روشن سبب ایجاد خطا در شناسایی صحیح عیوب ظاهری می‌شود [۵]. به طور کلی یک سیستم مناسب نورپردازی می‌تواند از تشخیص اشتباه سطوح سالم در نزدیکی لبه به عنوان نقاط معیوب و همچنین نواحی معیوب در سطح میوه به عنوان ناحیه سالم جلوگیری نماید [۶]. با این حال، امکان طراحی سامانه نورپردازی که توانایی تطبیق با بسیاری از تغییرات طبیعی میوه مانند اندازه، شکل، بافت و رنگ را داشته باشد امری دشوار است.

امروزه روش‌های مبنی بر تصویر برای بازرسی کیفیت محصولات کشاورزی به وفور مورد استفاده قرار گرفته‌اند

1. growing region algorithm
2. canker
3. copper burn
4. greasy spot
5. melanose
6. wind scar

شکل (۱) شماتیک سامانه تصویربرداری و تشخیص عیوب ظاهری در میوه پرتقال را نشان می‌دهد. همان‌طور که در شکل آمده جداکننده دارای یک تک کن است که توسط یک استپرموتور با سرعت ۵۰ pulse/s به چرخش درمی‌آید. با توجه به شیب قرارگیری تسمه‌ها (۱۰°) پرتقال‌ها بعد از خروج از مخزن شروع به چرخش کرده و وارد جعبه عکس برداری می‌شوند. زاویه مورد نظر با سعی و خطا و به گونه‌ای انتخاب گردید که هنگام عبور در جلو دوربین تارشدگی در تصاویر اخذ شده ایجاد نگردد. بعد از اخذ تصویر و آنالیز آن، نمونه‌ها از جعبه خارج شده و در صورتی که نقصی بر پوست نمونه‌ها وجود نداشت وارد جعبه محصولات سالم می‌شدند؛ اما در صورتی که سامانه بینایی ماشین نقصی بر روی نمونه‌ها تشخیص دهد با ارسال سیگنال فرمان به سروو موتور مربوطه و فعال نمودن آن نمونه خراب از خط خارج می‌شود.

تصاویر پرتقال معیوب به صورت برخط و استاتیک در شرایط نور پردازی ثابت مورد آزمایش قرار گرفت.

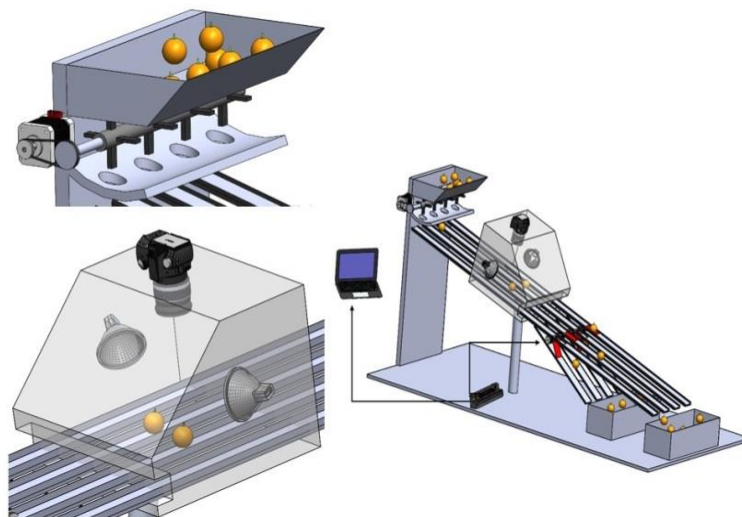
۲. مواد و روش‌ها

تمامی آزمایش‌های این پژوهش در آزمایشگاه تحقیقاتی دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان طی پاییز ۱۳۹۷ انجام پذیرفت.

۱.۲. تهیه نمونه‌ها

در این پژوهش تعداد ۲۰۰ عدد نمونه شامل پرتقال‌های سالم و معیوب از باغی در دزفول دست‌چین شدند. نمونه‌های خراب شامل پرتقال‌هایی با عیوب ظاهری کپک سبز، شپشک سپردار واوی مرکبات، آلترناریا و آسیب‌های مکانیکی بودند.

۲.۲. طراحی و ساخت سامانه تشخیص خرابی

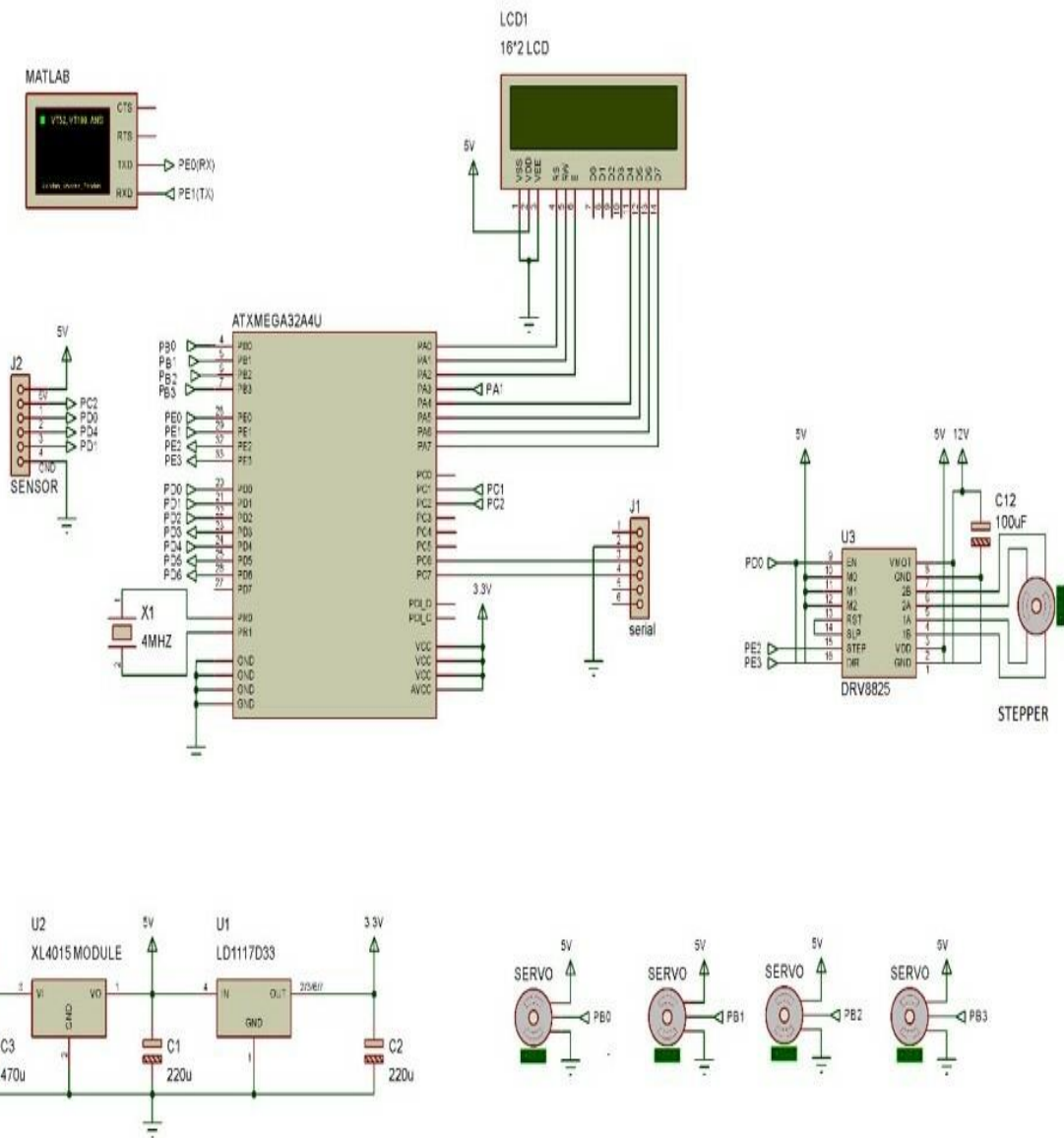


شکل (۱) شماتیک از نماهای مختلف سامانه تصویربرداری طبقه‌بندی پرتقال.

Fig1. Schematic of different views of imaging chamber of orange classification system.

چین) جهت جداسازی می‌باشد. به علاوه به منظور تشخیص عبور پرتقال از مجرا ۴ عدد سنسور نوری در نظر گرفته شد. به محض عبور پرتقال از میان این سنسورها سیگنال فرمانی به کنترلر ارسال می‌شود که سبب بسته شدن مجرای عبوری پرتقال‌ها می‌گردد.

شکل (۲) مدار کنترلی سامانه جداکننده را نشان می‌دهد. این مدار شامل یک استپرموتور ۱.۶۵ A (مدل Nema 17، کشور چین) و درایور استپرموتور (مدل DRV8825، کشور چین) جهت به حرکت درآوردن تک کن و ۴ عدد سروو موتور (مدل MG995، کشور

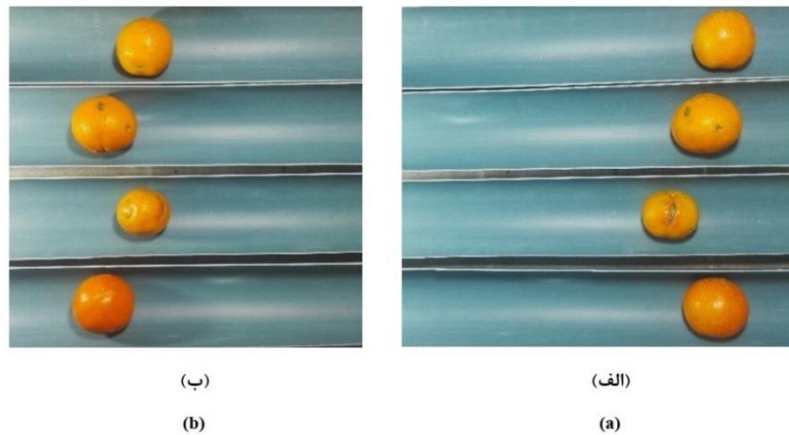


شکل (۲) مدار کنترلی سامانه جداکننده.
 Fig2. The control circuit of the separator system.

۳.۲. سامانه اخذ و تحلیل تصاویر

نحوه قرارگیری دوربین به این صورت بود فاصله از میوه در بیشترین حالت $0/6$ m بود به صورتی که چهار پرتقال در میدان دید دوربین قرار می‌گرفت. (شکل ۳). تصاویر اخذ شده در فضای رنگی RGB و با قدرت تفکیک 1024×840 اخذ و به روشی که شرح آن در ذیل خواهد آمد مورد پردازش قرار گرفتند.

سیستم اخذ تصویر در این پژوهش شامل یک دوربین دیجیتال (لاجیتک، مدل C930e)، دو عدد پروژکتور LED $50w$ (زاویه‌ی قرارگیری لامپها 45 درجه نسبت به سطح عکسبرداری در نظر گرفته شد تا هم‌پوشانی سایه‌ها حذف گردد) و یک لپ‌تاپ مجهز به نرم‌افزار MatLab 2016a بود.



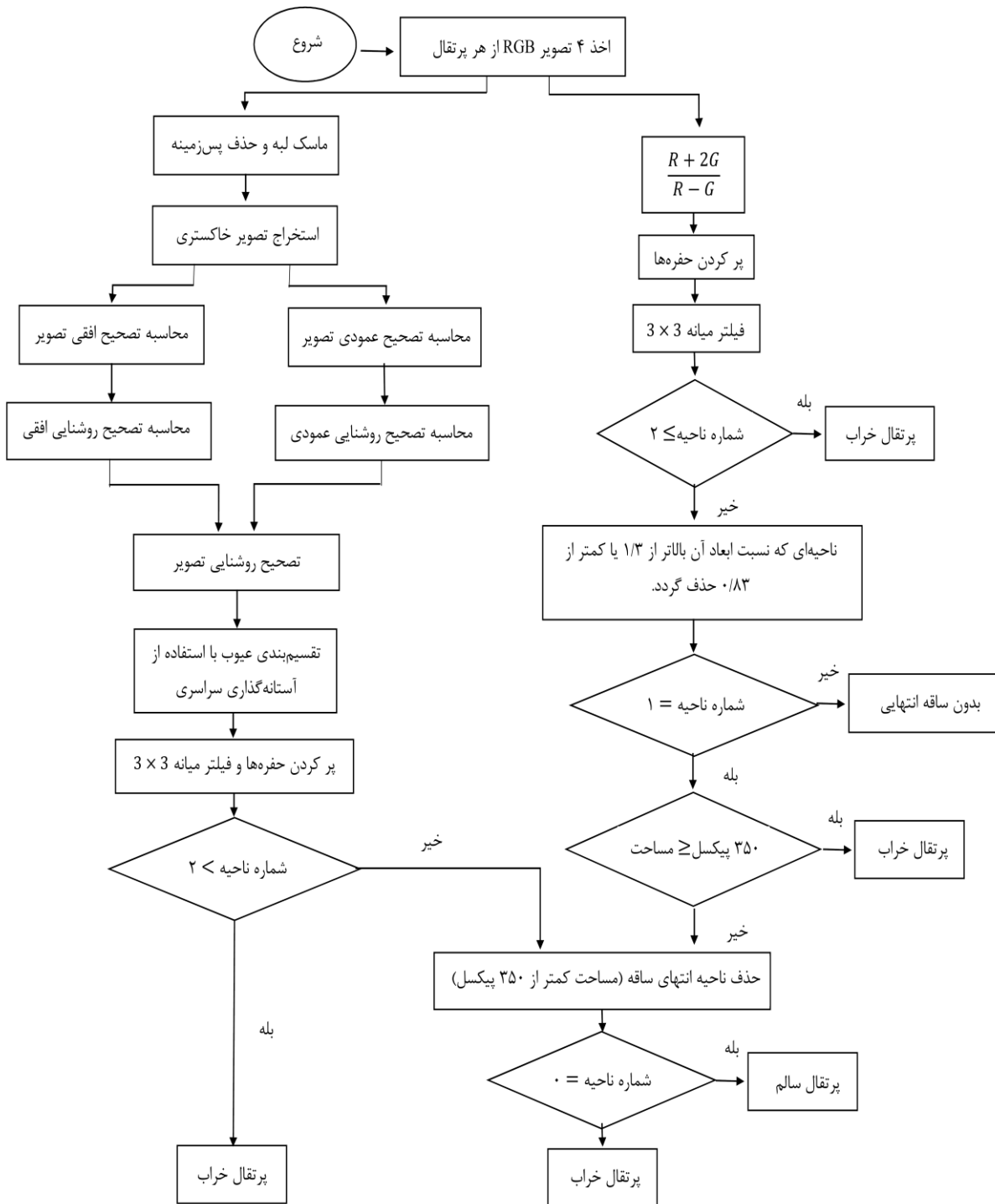
شکل (۳) تصاویر پرتقال‌ها در چهار جهت (الف) تصویر اول (ب) تصویر بعد از ۴ چرخش.
Fig 3. Orange images in four directions (a) First image (b) Image after 4 turns.

۴.۲. جداسازی تصویر و تشخیص خرابی

نتیجه پرتقال ساقه نداشته و در غیر این صورت مساحت ناحیه موجود محاسبه می‌گردد؛ در صورتی که مساحت ناحیه برابر و یا بزرگتر از ۳۵۰ pixel به دست می‌آید پرتقال خراب فرض می‌شد و در غیر این صورت ساقه انتهایی حذف می‌گردد. در نهایت اگر شماره نواحی موجود در تصویر برابر با صفر بود پرتقال سالم در نظر گرفته می‌شد و به سبب پرتقال‌های سالم منتقل می‌گردید. در بخش دوم پس از اخذ تصویر به منظور بهبود لبه از روش لاپلاس منفی^۱ استفاده گردید [۱۳]. پس از حذف پس زمینه، تصویر به سطح خاکستری منتقل و میزان شدت پیکسل‌ها به صورت عمودی و افقی تصحیح می‌شد. بعد از تصحیح نور و اعمال الگوریتم پیشنهادی، تقسیم‌بندی عیوب با استفاده از آستانه‌گذاری سراسری انجام پذیرفت. در مرحله بعد، با استفاده از عملیات فیلتر میانه 3×3 و عملگر بستن^۲، سوراخ‌های موجود در ناحیه خراب پر شده و تمام نقاط ناحیه خراب به صورت پیوسته بخش‌بندی گردید. نهایتاً اگر تعداد نواحی موجود در تصویر بیش از ۲ عدد به دست می‌آید در نتیجه پرتقال خراب در نظر گرفته می‌شد و در غیر این صورت مطابق با بخش اول ناحیه‌های کمتر از ۳۵۰ pixel حذف و در نهایت اگر شماره ناحیه‌ها برابر با صفر می‌شد پرتقال سالم و در غیر این صورت خراب می‌بود. شایان ذکر است که آستانه‌ها موجود در تصویر با استفاده از سعی و خطا به دست آمدند.

در این سامانه، شیب تعیین شده در مسیر باعث چرخش پرتقال‌ها در مقابل میدان دید دوربین می‌گردد و دوربین چهار تصویر از هر پرتقال اخذ می‌نمود. بعد از اخذ تصویر، ابتدا، تصویر پرتقال از پس‌زمینه جدا شد؛ سپس، الگوریتم تصحیح نور تطبیقی برای غلبه بر تداخل شدت غیر یکنواخت نور بازتابی از روی سطح پرتقال در هر یک از چهار تصویر پیاده‌سازی گردید. ناحیه‌های مورد بررسی شامل تعیین خرابی و محل اتصال ساقه به میوه بودند. همان‌طور که در شکل (۴) آمده است به منظور پیاده‌سازی این الگوریتم از دو آنالیز متداول و مدل تصحیح نور جهت تشخیص خرابی در پرتقال استفاده شد. در بخش اول پس از اخذ تصویر با استفاده از تبدیل $\frac{R+2G}{R-G}$ تصویر رنگی چند کاناله به تصویر سطح خاکستری تبدیل می‌شد [۱۲]. سپس حفره‌های موجود در تصویر پر و به منظور یکنواخت‌سازی و حذف نویزهای موجود در تصویر از فیلتر میانه با پنجره 3×3 استفاده می‌گردید (اورک و همکاران، ۱۳۹۷). پس از آستانه‌گذاری سراسری تعداد اشیاء موجود در تصویر شماره‌گذاری و در صورتی که تعداد ناحیه‌های موجود در تصویر برابر و یا بیش از ۲ بود پرتقال خراب در نظر گرفته می‌شد و در حالتی که تعداد نواحی کمتر از ۲ عدد به دست می‌آمد نسبت ابعادی ناحیه موجود در تصویر تعیین و نواحی کمتر از 0.83 و بالاتر از $1/3$ حذف می‌گردند. در ادامه اگر تعداد ناحیه موجود در تصویر همچنان برابر با یک نمی‌بود در

1. Negative Laplace
 2. Closing Operator



شکل (۴) فلوچارت تشخیص خرابی و انتهای ساقه در پرتقال.

Fig4. The embedded software flow of defect detection.

۵.۲ حذف پس زمینه

با در نظر گرفتن این مسئله که اختلاف کانال قرمز بین پرتقال و پس‌زمینه در تصویر ماکزیمم بود، بنابراین با استفاده از مؤلفه قرمز و هیستوگرام سطح خاکستری تصویر عمل بخش‌بندی صورت پذیرفت [۱۴]. آستانه مناسب بعد از سعی و خطا ۱۷۰ به دست آمد و ماسک باینری با اعمال رابطه (۱) حاصل گردید.

$$IMG_{Mask}(i,j) = \begin{cases} 1 & IMG_{Red}(i,j) > 170 \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (1)$$

IMG_{Red} کانال قرمز تصویر RGB؛ IMG_{Mask} تصویر ماسک باینری؛ i شاخص طول پیکسل و j شاخص عرض پیکسل است.

۶.۲ توسعه الگوریتم تصحیح نور تطبیقی

بیشتر میوه‌ها از جمله پرتقال تقریباً کروی هستند؛ نقص و خرابی در اکثر این گونه میوه‌ها به دلیل شرایط خاص در بخش مرزی به راحتی قابل شناسایی نمی‌باشد. لبه‌های تاریکی که مربوط به ناحیه پوست سالم است می‌تواند اغلب با پوست آسیب دیده اشتباه در نظر گرفته شود [۴، ۱۵]؛ بنابراین روش تقسیم‌بندی سراسری نمی‌تواند به طور دقیق نقص‌ها را در سطح پرتقال استخراج کند. با توجه به قضیه

حد مرزی، تغییر تدریجی مقدار خاکستری در تصویر پرتقال از مرکز به سمت مرزها با توجه به شکل کروی میوه مطابق با توزیع گاوسی است [۱۶]. این در حالی است که شدت پیکسل‌ها در مناطق خراب نیز با پوست سالم تفاوت داشته اما در مواردی شدت ناحیه خراب با توجه به بازتاب نور عمودی و میدان افقی با پوست سالم یکسان می‌گردد که این مسئله نیاز به تصحیح دارد.

توزیع درجه دوم نزدیک‌ترین تقریب توزیع گاوسی است و می‌تواند با خطای محاسبه جزئی جایگزین آن شود. بدین منظور، یک مدل ریاضی درجه دوم برای پیکسل‌های پوست سالم با استفاده از روش رگرسیون حداقل مربعات جزئی ایجاد گردید. در توسعه مدل ریاضی، ضرایب معادله سهمی‌گون با استفاده از رابطه (۲) محاسبه شدند. در این رابطه هر پیکسل (در سطر و ستون) در تصویر سطح خاکستری پرتقال بعد از حذف پس‌زمینه، به ترتیب اسکن گردیدند. سپس معادله سهمی‌گون به عنوان مدل رگرسیونی انتخاب و توزیع شدت نور در هر پیکسل در امتداد ردیف و ستون با استفاده از روش حداقل مربعات جزئی به دست آمد. در نهایت با وارد نمودن مختصات به مقادیر محاسبه شده تصویر مجدد در راستای افقی و عمودی بازسازی شد. جزییات الگوریتم توسعه یافته در زیر آمده است.

$$\begin{bmatrix} r & \sum_{t=1}^r x_t & \sum_{t=1}^r x_t^2 \\ \sum_{t=1}^r x_t & \sum_{t=1}^r x_t^2 & \sum_{t=1}^r x_t^3 \\ \sum_{t=1}^r x_t^2 & \sum_{t=1}^r x_t^3 & \sum_{t=1}^r x_t^4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{t=1}^r y_t \\ \sum_{t=1}^r x_t y_t \\ \sum_{t=1}^r x_t^2 y_t \end{bmatrix} \quad (2)$$

که حداقل سه پیکسل غیر صفر داشته باشد نوشته شد. سپس مقدار خاکستری پیکسل از بالا به پایین در بردار $g(m)$ ذخیره گردید (m تعداد ردیف پیکسل‌ها). در مرحله بعد، ضرایب p_1 ، p_2 و ثابت p_0 پس از تجزیه و تحلیل رگرسیون با استفاده از مدل رگرسیون حداقل مربعات محاسبه شدند (رابطه ۳).

در این رابطه y متغیر خروجی؛ x متغیر ورودی؛ a_2 ضریب درجه دوم؛ a_1 ضریب درجه اول؛ a_0 عدد ثابت هستند. در بازسازی همان‌طور که پیش‌تر گفته شد دو راستای متفاوت (عمودی و افقی) برای جستجو در نظر گرفته شد. به منظور بازسازی عمودی تصویر خاکستری پس از حذف پس‌زمینه، الگوریتم جستجویی برای پیدا کردن اولین ستون

خطای باقی مانده ε_1 صفر در نظر گرفته شد و داده‌های سطح خاکستری تصویر افقی مجدد با وارد نمودن داده‌های مربوطه به موقعیت هر پیکسل در رابطه (۴) بازسازی شدند. در نهایت این مراحل تا یافتن آخرین ردیف با حداقل pixel ۳ ادامه یافت.

تصحیح نور عمودی و افقی پیکسل در تصویر با استفاده از روابط (۵) و (۶) محاسبه گردید.

$$IMG_{CV}(i, j) = IMG_{FG}(i, j) / IMG_{RV}(i, j) \quad (5)$$

$$IMG_{CH}(i, j) = IMG_{FG}(i, j) / IMG_{RH}(i, j) \quad (6)$$

در رابطه (۵) $IMG_{CV}(i, j)$ تابع تصحیح نور عمودی تصویر؛ $IMG_{RV}(i, j)$ تصویر بازسازی عمودی؛ $IMG_{FG}(i, j)$ تصویر سطح خاکستری؛ i شاخص طول پیکسل و j شاخص عرض پیکسل است. و در رابطه (۶) $IMG_{CH}(i, j)$ تابع تصحیح نور افقی تصویر؛ $IMG_{RH}(i, j)$ تصویر بازسازی افقی؛ $IMG_{FG}(i, j)$ تصویر سطح خاکستری، i شاخص طول پیکسل و j شاخص عرض پیکسل است.

نهایتاً با ترکیب دو تصحیح افقی (خروجی رابطه ۵) و عمودی (خروجی رابطه ۶)، تصویر تصحیح شده از رابطه (۷) به دست آمد.

$$IMG_{correct}(i, j) = 0.5 \times IMG_{CH}(i, j) + 0.5 \times IMG_{CV}(i, j)$$

آستانه سراسری ساده در تصویر تصحیح شده ناحیه خراب و محل قرارگیری ساقه استخراج می‌گردد. در مرحله دوم، بعد از اعمال فیلتر میانه در پنجره 3×3 با استفاده از عملگر بستن سوراخ‌های موجود در ناحیه خراب پر شده و تمام نقاط ناحیه خراب به صورت پیوسته بخش‌بندی شد. در مرحله آخر، پس از حذف محل قرارگیری ساقه، ناحیه خراب به صورت یکپارچه به دست آمد و عمل جداسازی صورت پذیرفت.

$$g(m) = p_2 m^2 + p_1 m + p_0 + \varepsilon_0 \quad (3)$$

$g(m)$ اطلاعات سطح خاکستری از پیکسل؛ m شماره ردیف پیکسل؛ p_2 ضریب درجه دوم؛ p_1 ضریب درجه اول؛ p_0 عدد ثابت و ε_0 خطای باقی مانده است.

در این پژوهش خطای باقی مانده ε_0 صفر در نظر گرفته شد و داده‌های سطح خاکستری تصویر عمودی مجدد با وارد نمودن داده‌های مربوطه به موقعیت هر پیکسل در رابطه (۳) بازسازی شدند. در نهایت این مراحل تا یافتن آخرین ستون با حداقل pixel ۳ ادامه یافت. سپس به منظور بازسازی افقی تصویر خاکستری پس از حذف پس‌زمینه، الگوریتم جستجویی برای پیدا کردن اولین ردیف که دارای حداقل سه پیکسل غیر صفر داشته باشد نوشته شد. سپس مقدار خاکستری پیکسل از چپ به راست در بردار $f(n)$ ذخیره گردید (n تعداد ستون پیکسل‌ها). در مرحله بعد ضرایب k_2 ، k_1 و ثابت k_0 پس از تجزیه و تحلیل رگرسیون با استفاده از مدل رگرسیون حداقل مربعات محاسبه شدند (رابطه ۴).

$$f(n) = k_2 n^2 + k_1 n + k_0 + \varepsilon_1 \quad (4)$$

$f(n)$ اطلاعات خاکستری از پیکسل؛ n شماره ستون پیکسل؛ k_2 ضریب درجه دوم؛ k_1 ضریب درجه اول؛ k_0 عدد ثابت و ε_1 خطای باقی مانده است.

$$(7)$$

$IMG_{correct}(i, j)$ پیکسل تصحیح شده؛ $IMG_{CV}(i, j)$ تصحیح نور عمودی تصویر؛ $IMG_{CH}(i, j)$ تصحیح نور افقی تصویر؛ i شاخص طول پیکسل و j شاخص عرض پیکسل است.

۷.۲. استخراج خرابی

در این پژوهش سه مرحله پردازش اصلی برای شناسایی خرابی در پرتقال وجود دارد. بعد از تصحیح نور و اعمال الگوریتم پیشنهادی، شدت نواحی خراب و محل قرارگیری ساقه در تصویر تصحیح شده کم می‌باشد. لذا با اعمال یک

۳. نتایج و بحث

حین عبور از جعبه عکس برداری بعد از آستانه گذاری را نشان می دهد.

شکل (۵) نمونه ای از ۴ تصویر اخذ شده از یک پرتقال در

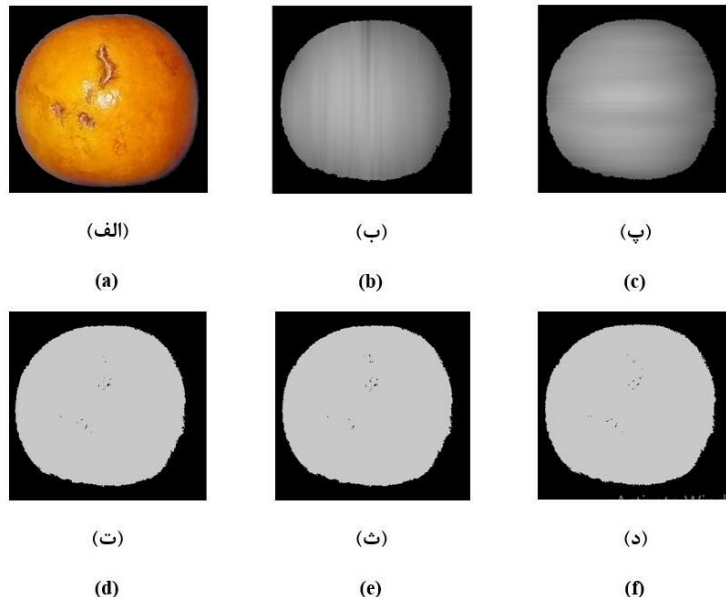


شکل (۵) نمونه ای از تصویر اخذ شده و آنالیز شده از ۴ تصویر یک نمونه.

Fig5. An example of 4 images taken and analyzed from a sample.

پس از حذف پس زمینه، تصویر پرتقال به صورت عمودی و افقی بازسازی (شکل ۶ ب و پ) و نور آنها تصحیح شد (شکل ۶ ت و ث). سپس با استفاده از ترکیب دو تصویر تصحیح شده عمودی (با استفاده از رابطه ۵) و افقی (با

استفاده از رابطه ۶) تصویر نهایی پرتقال به دست آمد (شکل ۶ د). همان گونه که در شکل (۶ ج) آمده است، بخش خراب موجود در تصویر نمایان گردید.



شکل (۶) (الف) تصویر پرتقال برخط پس از حذف پس زمینه (ب) تصویر بازسازی عمودی (پ) تصویر بازسازی افقی (ت) تصحیح نور تصویر عمودی (ث) تصحیح نور تصویر افقی (ج) توسعه تصحیح نور تصویر.

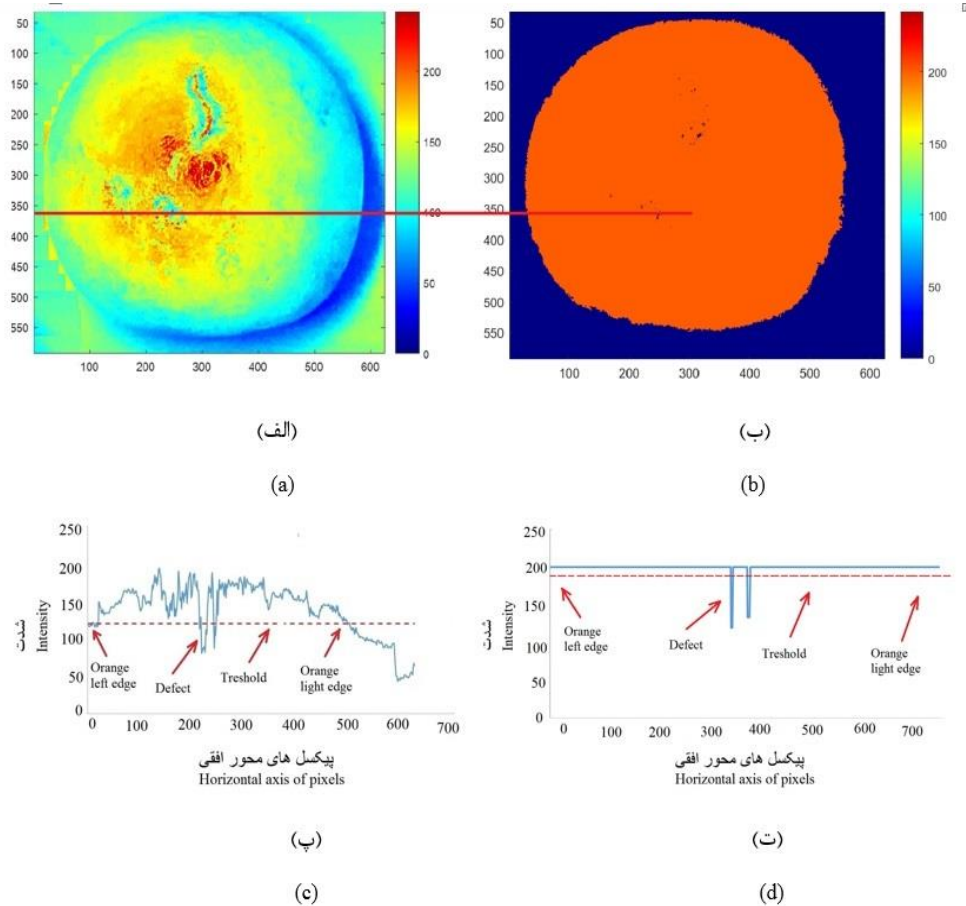
Fig6. (a) The on-line orange image after removing background. (b) Vertical reconstruction image. (c) Horizontal reconstruction image. (d) Vertical lightness correction image. (e) Horizontal lightness correction image. (f) Adaptive lightness correction image.

(شکل ۷ پ). از این رو لبه ها می تواند به اشتباه به عنوان منطقه خراب با یک مقدار آستانه سراسری طبقه بندی شود. این موضوع بیشتر در شکل ۷ (الف) مشهود است که چگونه سطح پرتقال کروی بر توزیع نور تأثیر می گذارد. بر خلاف این

مطابق با شکل ۷ (الف)، توزیع نور بر روی سطح پرتقال به صورت کاملاً یکنواخت نمی باشد. پیکسل ها در منطقه مرکزی مقدار بیشتری نسبت به پیکسل ها در ناحیه لبه دارند و میزان روشنایی نیز در نقاط میانی بخش خرابی بیشتر است

یکنواختی کشیده شده است. این بدان معنی است که با استفاده از یک آستانه سراسری ساده نسبت به تصویر تصحیح شده، نواحی خراب در سطح پوسته به راحتی تقسیم می‌شوند (شکل ۷ ب).

مسئله همان‌طور که در شکل (۷ ت) نشان داده شده است، می‌توان مشاهده کرد مناطق واقعی خرابی از شدت پایین‌تری نسبت به منطقه سالم برخوردار هستند و پوست‌های صاف نه تنها در مناطق مرکزی همچنین در مناطق لبه با شدت بالا و



شکل (۷) (الف) تصویر پرتقال برخط. (ب) توسعه تصحیح نور تصویر. (پ) هیستوگرام تشخیص شدت خرابی قبل از اعمال الگوریتم پیشنهادی (ت) هیستوگرام تشخیص شدت خرابی پس از تصحیح نور.

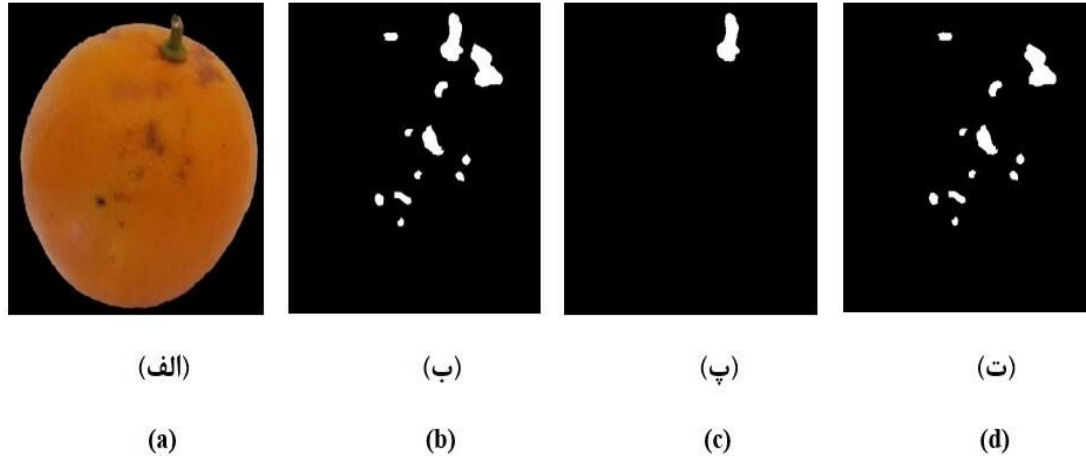
Fig7. (a) the on-line orange image. (b) Adaptive lightness correction image. (C) Histogram of the failure severity before applying the proposed algorithm. (d) Histogram of the severity of damage after correction of light.

انتهای ساقه مورد بررسی قرار می‌گیرند. مناطق کاندیدای خرابی ممکن است شامل انتهای ساقه و یک یا چند منطقه واقعی نقص باشد. نمونه در شکل (۸) دارای بیش از دو ناحیه کاندیدای خرابی است که در این وضعیت نمونه‌ها را می‌توان به عنوان پرتقال‌های معیوب حتی بدون ادامه فرآیند تشخیص انتهای ساقه محسوب نمود. مطابق با شکل (۸ ب و ت) پس از تصحیح تصویر با استفاده از الگوریتم تصحیح نور تطبیقی نمودار هیستوگرام یکنواخت و بدون نوسان می‌گردد

شکل (۸ الف) تصویر پرتقال به صورت برخط و تصویر تشخیص خرابی را پس از تصحیح نور نشان می‌دهد (۸ ب، پ و ت). همان‌گونه که در شکل (۸ ب) نشان داده شده است بیش از یک ناحیه کاندید خرابی استخراج شده که پیچیده‌ترین حالت ممکن در الگوریتم رخ داده است. در این حالت همان‌طور که در فلوجارت الگوریتم پیشنهادی آمده (شکل ۲) بعد از برچسب‌زنی هر ناحیه باید به صورت مجزا مورد بررسی قرار گیرند زیرا ناحیه به عنوان کاندیدای نقص و

دست آمد نیاز به ادامه مراحل نبود و پرتقال معیوب طبقه‌بندی شناخته شد.

و خرابی به راحتی قابل تشخیص می‌باشد. در این حالت ساقه به راحتی قابل تشخیص می‌گردد (شکل ۸ پ) اما چون تعداد نواحی تشخیص داده شده در این تصویر بیشتر از ۲ ناحیه به

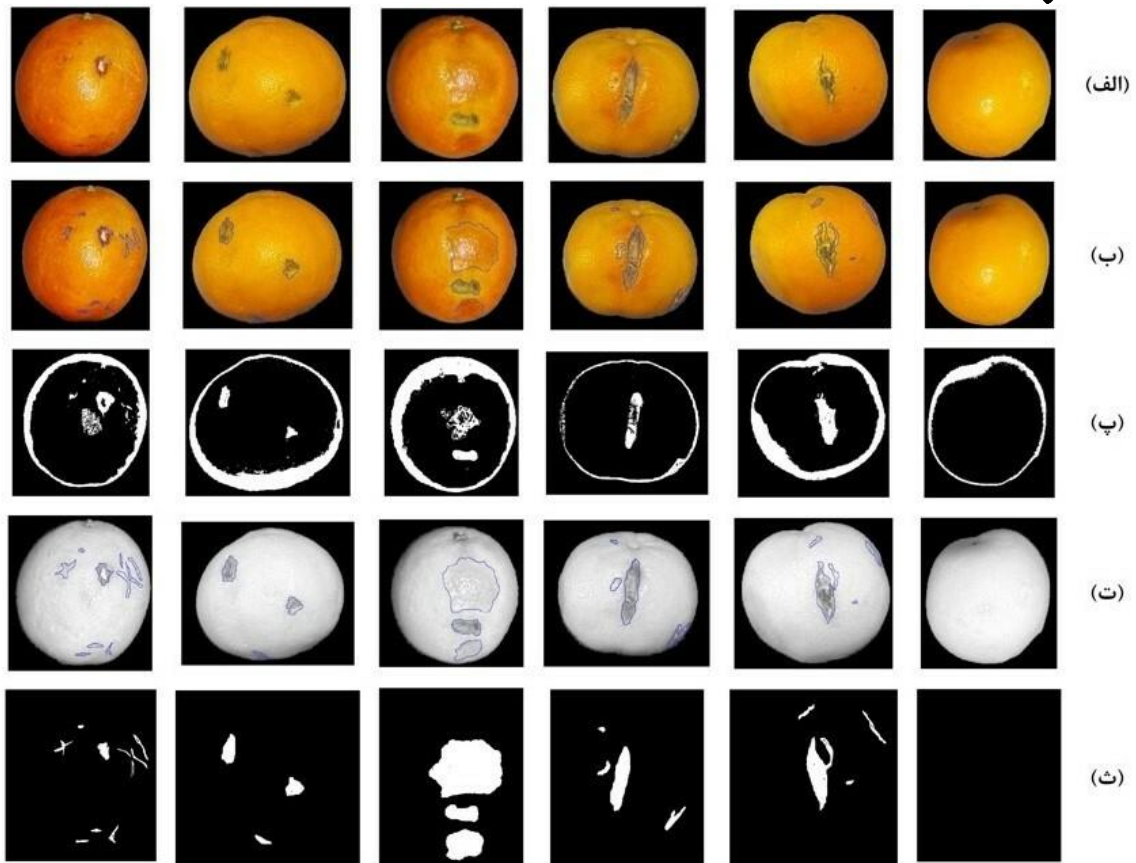


شکل ۸ (الف) پرتقال آنلاین در تصویر، (ب) تشخیص خرابی و انتهای ساقه پس از توسعه تصحیح نور، (پ) تشخیص انتهای ساقه در تصویر اصلی پرتقال و (ت) تشخیص خرابی پرتقال پس از حذف ساقه انتهایی.

Fig8. (a) the on-line orange image. (b) Detection of the stem and end of the stem after the development of light correction; (c) Detection of the stem end in the original orange image; and (d) Detecting the orange damage after removal of the stem.

نامنظم نور اتفاق افتاده است. نتایج اعمال تصحیح نور در شکل (۹ ت) آورده شده است. از آنجایی که ضروری است هرگونه نفوذ منفی تولید شده توسط سیستم نورپردازی را از بین برده شود. از این رو، بازتاب نوری از سطح میوه‌های کروی باید اصلاح شود. مطابق نتایج خرابی و انتهای ساقه نسبت به سطوح سالم پس از تصحیح از شدت کمتری برخوردار هستند و توزیع نور از لبه‌ها تا مرکز پرتقال‌ها به صورت یکنواخت می‌باشد. همان‌طور که در شکل (۹ ث) نشان داده شده است، نتایج تقسیم‌بندی ناحیه خرابی (خرابی در لبه‌ها و منطقه مرکزی) در تصاویر تصحیح شده به درستی صورت گرفته و با بخش انتخاب شده توسط فرد خبره (شکل ۹ ب) همخوانی دارد. بعلاوه نواحی خراب و انتهای ساقه، پس از اعمال الگوریتم تصحیح نور پیشنهاد شده در این مطالعه به طور موفقیت آمیزی طبقه‌بندی شدند [۱۷، ۱].

شکل (۹) نمونه‌ای از تشخیص خرابی در پرتقال‌ها به صورت برخط را نمایش می‌دهد. این شکل شامل تصاویر اصلی RGB (۹-الف)، نقاط دستی مشخص شده با رنگ آبی (۹-ب)، جداسازی ناحیه خرابی به طور مستقیم در تصویر تصحیح نشده (۹-پ)، تعیین خرابی‌های در تصویر تصحیح شده با رنگ آبی به وسیله الگوریتم پیشنهادی (۹-ت) و نتایج تشخیص خرابی (۹-ث) را نشان داده شده است. به منظور نشان دادن عملکرد تصحیح نور، نتایج ناحیه کاندیدای خرابی به طور مستقیم در تصاویر تصحیح نشده جدا شده نیز در شکل (۹ پ) نشان داده شده است. همان‌طور که گفته شد به منظور مقایسه توانایی الگوریتم پیشنهادی مناطق خراب در پرتقال‌ها در شکل (۹ ب) توسط کاربر به صورت دستی بخش‌بندی و با مرز آبی در تصاویر نمایش داده شدند. مطابق شکل (۹ پ) مرزهای پرتقال به نقاط نواحی خراب در پوسته پرتقال افزوده شدند که این مسئله به علت توزیع



شکل (۹) (الف) مثال تشخیص نقص در پرتقال به صورت آنلاین تصاویر اصلی RGB (بالا)، (ب) نقاط دستی مشخص شده در آبی، (پ) تقسیم منطقه نقص به طور مستقیم در تصویر اصلاح نشده، (ت) نقص دستی نقاشی تصحیح شده در آبی توسط الگوریتم پیشنهادی، (ث) نتایج تشخیص نقص.

Fig9. Example of defect detection of on-line orange. Original RGB images (top), manually marked defects in blue (second row), defect region segmentation directly in uncorrected image (third row), manually marked defects in corrected image in blue by the proposed algorithm (fourth row), defects detection results (bottom). (For interpretation of the references to color in this figure legend, the reader is referred to the web version of this article.)

دستی و اندازه‌گیری محدوده از ۷۷ تا ۹۱٪ و شناسایی کل ناحیه معیوب از ۷۸ تا ۹۲ به دست آمد. نتیجه تشخیص پرتقال‌ها با عیوب کپک سبز، شپشک سپردار مرکبات، آلترناریا و آسیب‌های مکانیکی در جدول (۱) آمده است. آزمایش این الگوریتم منصفانه بود و هیچ فاکتور انسانی برای انتخاب نمونه‌های خاص پرتقال وجود نداشت. بر اساس نتایج مشخص گردید که دقت تشخیص عیوب کپک سبز، شپشک سپردار مرکبات، آلترناریا و آسیب‌های مکانیکی به ترتیب ۸۷/۸۰، ۷۱/۴۲، ۷۴/۲۸ و ۱۰۰ به دست آمد. لذا بیشترین دقت در تشخیص مربوط به آسیب‌های مکانیکی و کمترین دقت مربوط به شپشک سپردار مرکبات می‌باشد.

در پژوهشی بندسین و پترسن نیز یک سیستم بینایی ماشین به منظور شناسایی نقص در سطح سیب با استفاده از تصاویر نزدیک به مادون قرمز توسعه دادند [۱]. این سیستم بر روی سیب‌هایی عمل می‌کرد که با محور عمودی ساقه / کاسبرگ بر دوربین تصویربرداری جهت‌دار بود. تصاویر در مقیاس خاکستری در نوارهای موج قابل مشاهده برای تأیید جهت‌گیری استفاده شد. تصاویر برای تشخیص نقص‌ها از طریق دو فیلتر نوری به ترتیب ۷۴۰ و ۹۵۰ nm به دست آمد. نقص‌ها با استفاده از ترکیبی از سه روش تقسیم آستانه مختلف و بر اساس شبکه‌های عصبی مصنوعی و اجزای اصلی شناسایی شد. در این پژوهش هشت گونه مختلف سیب مورد ارزیابی قرار گرفتند. دقت تشخیص سامانه برای نقایص

جدول (۱) نتایج تشخیص برخط انواع خرابی در پرتقال‌ها
Table 1. Results of Online Diagnostic Failures in Oranges

| دقت (%) Correctness (%) | تشخیص خرابی Detection | تعداد نمونه‌ها Total samples | انواع خرابی Type Damages |
|----------------------------|--------------------------|---------------------------------|---------------------------------------|
| 87.80 | 36 | 41 | کپک سبز Green Fruit Molds |
| 71.42 | 19 | 28 | شپشک سپردار مرکبات Diaspididae |
| 74.28 | 26 | 35 | آلترناریا Alternaria Fruit |
| 100 | 46 | 46 | آسیب‌های مکانیکی mechanical damage |

موقعیت برخی مناطق خراب در نزدیکی انتهای ساقه پرتقال یا تقریباً اطراف آن بود، به طوری که پرتقال معیوب، به علت نقص همراه با انتهای ساقه به عنوان یک پرتقال معمولی محسوب شد. زمان مصرف الگوریتم تصحیح نور تطبیقی S ۵/۳۲ به ازای ۴ پرتقال در تصویر به دست آمد که نشان از قابلیت پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی در سامانه‌های برخط می‌باشد.

توزیع نتایج تشخیص برخط تمام پرتقال با استفاده از سیستم بینایی ماشین جداسازی شده در جدول (۲) نشان داده شده است. بر اساس نتایج نسبت تشخیص درست پرتقال سالم و معیوب به ترتیب ۹۶ و ۸۴/۶۷٪ به دست آمد. دلایل متعددی برای خطاهای تشخیص خرابی‌های پرتقال وجود داشت. دلیل اول لبه تصویر به علت ارتعاش ماشین در هنگام حرکت سریع پرتقال بود که باعث تقسیم‌بندی برخی از پیکسل‌های معیوب در لبه به مناطق سالم گردید. دلیل دوم

جدول (۲) نتایج تشخیص برخط تمامی پرتقال‌ها
Table 2. shows the results of online detection of all oranges

| نسبت خطا (%) Detection error ratio | تشخیص درست (%) Detection success ratio | انواع گروه‌ها True groups |
|---------------------------------------|---|---|
| 15.33 | 84.67 | معیوب (150 پرتقال) Defective (150 oranges) |
| 4 | 96 | سالم (50 پرتقال) Normal (50 oranges) |
| 9.67 | 90.34 | دقت کل Global detection (%) |

تشخیص خرابی‌های دستی ۹۱/۵٪ بود، در حالی که نسبت تقسیم‌بندی نمونه‌های صدمه دیده به سالم ۹۴/۲٪ به دست آمد. در مطالعه‌ای دیگر ژانگ و همکاران به منظور تشخیص عیوب سیب با استفاده از سیستم بینایی کامپیوتری با ترکیب الگوریتم تصحیح نور، تعداد نقص (شامل نقص واقعی، ساقه و کاسبرگ)، شمارش منطقه و مقیاس‌پذیری وزن (RVM) را ارائه داند [۱۹]. در این پژوهش برای حل مشکل توزیع

در پژوهشی لوپیز-گارسیا و همکاران به منظور تشخیص خودکار خرابی پوست در میوه‌های مرکبات از یک روش تحلیل چند متغیره استفاده کردند [۱۸]. کار آزمایشی بر روی ۱۲۰ نمونه از پرتقال و ماندارین از چهار رقم مختلف کلیمینولیز^۱، ماریسول^۲، فورتن^۳ و والینسیا^۴ انجام شد. دقت

- 1 . Clementules
- 2 . Marisol
- 3 . Fortune
- 4 . Valencia

دلیل توزیع غیرمستقیم نور، تشخیص نقص‌های پرتقال، بخصوص نقص‌های نزدیک لبه را دشوار می‌سازد. در این مطالعه الگوریتمی به منظور تصحیح نور تطبیقی برای غلبه بر تداخل‌های توزیع شدت بازتابی غیرمستقیم در سطح میوه در حال حرکت پیشنهاد شد. این الگوریتم با استفاده از تصاویر پرتقال خراب به صورت برخط و استاتیک بر بیماری‌های مختلف مورد آزمایش قرار گرفته است. بر اساس نتایج مشخص گردید که دقت سامانه برای خرابی‌های کوچک سبز، شپشک سپردار مرکبات، آلترناریا و آسیب‌های مکانیکی به ترتیب ۸۷/۸۰، ۷۱/۴۲، ۷۴/۲۸ و ۱۰۰ به دست آمد که نشان از عملکرد بالای روش پیشنهادی دارد.

تشکر و قدردانی

بدین‌وسیله نویسندگان از حمایت مالی دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان قدردانی می‌نمایند.

ناپایداری ناهموار، به ویژه در قسمت لبه سیب از اصلاح خودکار نور استفاده شد. دقت تشخیص کلی این الگوریتم برای ۱۶۰ نمونه ۹۵/۶۳٪ به دست آمد.

۴. نتیجه‌گیری

میوه‌ها و سبزی‌ها از جمله مهم‌ترین مواد غذایی هستند که عمدتاً به صورت تازه مصرف می‌شوند. از این رو همگنی در ظاهر آنها تأثیر قابل توجهی بر انتخاب مصرف‌کننده می‌گذارد. استفاده از ماشین برای بازرسی میوه‌ها و سبزی‌ها در سال‌های اخیر افزایش یافته است؛ اما تشخیص خودکار خرابی پوست میوه توسط یک سیستم بینایی کامپیوتری به علت چالش‌های زیاد، دشوار می‌باشد. یک مشکل اساسی در طبقه‌بندی پرتقال و جداسازی آن، توزیع غیرمستقیم نور در سطح میوه است. نور در تصاویر پرتقال در مناطق نزدیک به منطقه لبه نسبت به منطقه مرکزی تیره‌تر است. به همین

منابع

- [1] Bennedsen, B.S., & Peterson, D.L. (2005). Performance of a System for Apple Surface Defect Identification in Near-infrared Images. *Biosyst. Eng.*, 90, 419–431.
- [2] Aleixos, N., Blasco, J., Navarrón, F., & Moltó, E. (2002). Multispectral inspection of citrus in real-time using machine vision and digital signal processors. *Comput. Electron. Agric.*, 2, 121–137.
- [3] Tao, Y. (1996). Spherical transform of fruit images for on-line defect extraction of mass objects. *Opt. Eng.*, 35, 344–350.
- [4] Li, J.B., Rao, X.Q., Wang, F.J., Wu, W., & Ying, Y.B. (2013). Automatic detection of common surface defects on oranges using combined lighting transform and image ratio methods. *Postharvest Biol. Tec.*, 82, 59–69.
- [5] Kleynen, O., Leemans, V., & Destain, M.F. (2005). Development of a multi-spectral vision system for the detection of defects on apples. *Int. J. Food Eng.*, 69, 41–49.
- [6] Gómez-Sanchis, J., Moltó, E., Camps-Valls, G., Gómez-Chova, L., Aleixos, N., & Blasco, J. (2008). Automatic correction of the effects of the light source on spherical objects. An application to the analysis of hyperspectral images of citrus fruits. *Int. J. Food Eng.*, 85, 191–200.
- [7] Cubero, S., Aleixos, N., Moltó, E., Gómez-Sanchis, J., & Blasco, J. (2011). Advances in machine vision applications for automatic in-spection and quality evaluation of fruits and vegetables. *Food Bioprocess Technol.*, 4, 487–504.
- [8] Lorente, D., Aleixos, N., Gómez-Sanchis, J., Cubero, S., García-Navarrete, O.L., & Blasco, J. (2012). Recent advances and applications of hyperspectral imaging for fruit and vegetable quality assessment. *Food Bioprocess Technol.*, 5, 1121–1142.
- [9] Leemans, V., & Destain, M.F. (2004). A real-time grading method of apples based on features extracted from defects. *Int. J. Food Eng.*, 61, 83–89.
- [10] Blasco, J., Aleixos, N., Gómez, J., & Moltó, E. (2007). Citrus sorting by identification of the most common defects using multispectral computer vision. *Int. J. Food Eng.*, 83, 384–393.
- [11] Kim, D.G., Burks, T.F., Qin, J.W., & Bulanonm, D.M. (2009). Classification of grapefruit peel diseases using colour texture feature analysis. *Agric. Biol. Eng.*, 2, 41–50.
- [12] Nadafzadeh, M., & Abdanan Mehdizadeh, S. (2016). Determination of the optimal cooking time of vegetables using digital image processing and color coordinate measurement, *Innov. Food Technol.*, 11(2), 49-57. [In Persian]

- [13] Orak, H. & Abdanan Mehdizadeh, S. (2018). Development of a Precision Weed Control System for Lawns using Machine Vision. *Eng. Res. in Agric. Mech. and Sys.*, 19(7), 55-68. [In Persian]
- [14] Ying, Y.B. (2000). Study on background segment and edge detection of fruit image using machine vision. *J. Zhejiang. Univ-Sc A.*, 26, 35-38.
- [15] Niphadkar, N.P., Burks, T.F., Qin, J., & Ritenour, M. (2013). Edge effect compensation for citrus canker lesion detection due to light source variation—a hyperspectral imaging application. *Agric. Eng. Int. CIGR J.*, 15, 314-327.
- [16] Solomon, C., & Breckon, T. (2011). *Fundamentals of Digital Image Processing: A practical approach with examples in Matlab*. John Wiley & Sons.
- [17] Throop, J.A., Aneshansley, D.J., Upchurch, B.L., & Anger, B. (2001). Apple orientation on two conveyors: performance and predictability based on fruit shape characteristics. *Trans. ASAE.*, 44, 99-109.
- [18] López-García, F., Andreu-García, G., Blasco, J., Aleixos, N., & Valiente, J.M. (2010). Automatic detection of skin defects in citrus fruits using a multivariate image analysis approach. *Comput. Electron. Agric.*, 71, 189-197.
- [19] Zhang, B., Huang, W., Gong, L., Li, J., Zhao, C., Liu, C., & Huang, D. (2015). Computer vision detection of defective apples using automatic lightness correction and weighted RVM classifier. *Int. J. Food Eng.*, 146, 143-151.

*Research Article***Design and construction of an automatic detection system for orange defects using an attunable lightness algorithm****Hadith Biabi¹, Saman Abdanan Mehdizadeh^{*2}**

1. Graduated student, Mechanics of Biosystems Engineering Department, Faculty of Agricultural Engineering and Rural Development, Agricultural Sciences and Natural Resources University of Khuzestan.
2. Associate professor, Mechanics of Biosystems Engineering Department, Faculty of Agricultural Engineering and Rural Development, Agricultural Sciences and Natural Resources University of Khuzestan.

Abstract

The automatic detection of defective fruit through the computer vision system continues to be a problem due to the uneven instability distribution on the citrus surface. As a result of the development of a system that is capable of detecting damage in citrus with high accuracy and speed is essential. Therefore, an adaptive lightness correction algorithm was implemented in this paper that simply overcomes the disturbance of the indirect distribution intensity in the fruit level in online and static conditions and avoids error detection. In the study, 200 specimens containing 50 healthy oranges and 150 defective oranges (Green Fruit Molds, Diaspididae, Alternaria Fruit and mechanical damage) were investigated. In this system, 4 images were taken from each sample and after applying the proposed algorithm, all four oranges were categorized into healthy and defective groups. Based on the results, it was found that the accuracy of the system for the damage of Green Fruit Molds, Diaspididae, Alternaria Fruit and mechanical damage was 87.80, 71.42, 74.28 and 100, indicating high performance of the proposed method.

Keywords: Machine vision, Defective oranges, Adaptive lightness correction algorithm, Image processing.

* Correspond Author: saman.abdanan@gmail.com; s.abdanan@asnrkh.ac.ir