

## مقاله پژوهشی

## طراحی و توسعه سامانه بینایی ماشین به منظور تعیین خودکار عیوب ظاهری سیب

سولماز جنتی<sup>۱</sup>، سامان آبدانان مهدی‌زاده<sup>۲\*</sup>، هادی اورک<sup>۳</sup>

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی زراعی و عمران روستایی، گروه مکانیک بیوسیستم، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان
۲. استادیار، دانشکده مهندسی زراعی و عمران روستایی، گروه مکانیک بیوسیستم، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان
۳. دانش آموخته کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی زراعی و عمران روستایی، گروه مکانیک بیوسیستم، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان

(تاریخ دریافت: ۹۷/۲/۳، تاریخ آخرین بازنگری: ۹۷/۳/۱۶، تاریخ پذیرش: ۹۷/۳/۳۰)

## چکیده

سیستم بینایی ماشین، از جمله سیستم‌های جدید در زمینه تشخیص کیفیت محصولات کشاورزی است. سیب از جمله میوه‌هایی است که کیفیت ظاهری آن عاملی تعیین‌کننده در بازارپسندی این محصول به شمار می‌رود. تشخیص خودکار سیب‌های معیوب از طریق سیستم بینایی ماشین به علت توزیع ناهموار نور بر روی سطح آن‌ها و شباهت بین نقص‌های واقعی با تغییرات رنگ پوسته امری دشوار می‌باشد. بدین منظور در این پژوهش یک روش جدید برای تشخیص معیوب ظاهری سیب با استفاده از سیستم بینایی ماشین با ترکیب تصحیح خودکار نور، تعداد عیب‌ها، ارائه گردید. به منظور طبقه‌بندی نمونه‌ها، ابتدا هیستوگرام تصاویر اخذ شده از آن‌ها بر اساس روش ترکیب خطی فضای RGB تصحیح و سپس تعداد ۳ ویژگی رنگی و ۱۱ ویژگی بافتی از آن‌ها استخراج گردید. بر اساس نتایج انتخاب ویژگی، بهترین ویژگی‌ها به منظور بالاترین دقت در طبقه‌بندی به ترتیب آنترپی، انرژی، همبستگی و صافی محلی بودند. در نهایت به منظور طبقه‌بندی داده‌ها از دو طبقه‌بند ماشین ارتباط برداری RVM و ماشین بردار پشتیبانی SVM استفاده گردید. بر اساس نتایج به دست آمده دقت طبقه‌بند RVM در گروه سالم ۹۵٪، در گروه ناسالم ۸۲٪ و در مجموع ۸۸/۵٪ به دست آمده است، اما دقت طبقه‌بند SVM در گروه سالم ۱۰۰٪، در گروه ناسالم ۹۴/۲۳٪ و در مجموع ۹۷/۱۱٪ بود. بنابراین برای تشخیص نمونه سالم از نمونه ناسالم طبقه‌بند SVM با توجه به عملکرد مناسب‌تر نسبت به RVM با توجه به دقت بیش‌تر و خطای کم‌تر مناسب‌تر می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: پردازش تصویر، عیوب ظاهری، طبقه‌بندی.

\* نویسنده مسئول: [s.abdanan@asnruk.ac.ir](mailto:s.abdanan@asnruk.ac.ir)

## ۱. مقدمه

به‌منظور ایجاد شرایطی نوری مساعد برای استفاده در سامانه بینایی ماشین پژوهش‌های متعددی انجام شدند؛ در پژوهشی [۱۰] به‌منظور ایجاد یک سیستم بازرسی آسیب در میوه سیب، یک سامانه نورپردازی با دو منبع نوری متفاوت را توسعه دادند. در پژوهشی دیگر، پاپاداکیس و همکاران [۱۸] در راستای ایجاد شرایط نوری یکنواخت از منبع نور با زاویه ۴۵ درجه نسبت به لنز دوربین استفاده کردند. تیرگی و روشنایی ایجاد شده در لبه‌ها و بخش مرکزی را بر اساس الگوریتم‌های مختلف طبقه‌بندی کردند [۱۹]. در مطالعه‌ای گومز و همکاران [۱۵] به‌منظور اصلاح خودکار اثرات منبع نور بر روی اشیا کروی مانند میوه‌های خانواده مرکبات، یک مدل ساختاری سه بعدی ایجاد نمودند. روش پیشنهادی به‌دلیل محاسبات و الگوریتم پیچیده استفاده شده در آن، نیازمند هزینه زمانی بسیاری بود. در مطالعه‌ای لی و همکاران [۱۳] به‌منظور تشخیص آسیب در میوه پرتقال از فیلتر باترورث بر روی کانال R به‌منظور یکنواخت سازی روشنایی در تصویر خاکستری استفاده کردند. بر اساس نتایج دقت تشخیص ۹۸/۹٪ بر اساس ۷۲۰ تصویر مستقل از نمونه به‌دست آمد. این روش برای میوه‌های قرمز رنگ بسیار مؤثر می‌باشد، اما برای میوه‌های چند رنگی مانند سیب عملکرد موفقیت‌آمیز نداشت. لذا هدف از این پژوهش طراحی و توسعه یک سامانه بینایی ماشین به‌منظور تشخیص عیوب ظاهری سیب و طبقه‌بندی آن در نظر گرفته شد. در الگوریتم پیشنهادی سامانه توسعه یافته، عدم یکنواختی ایجاد شده به دلیل شکل ظاهری که پژوهشگران پیشین به آن اشاره نمودند تصحیح شده و هم‌چنین تشخیص عیوب موجود در مرز را نیز تسهیل می‌سازد.

## ۲. مواد و روش‌ها

## ۱.۲. تهیه نمونه‌ها

به‌منظور انجام این پژوهش از ۳۰۰ عدد میوه سیب رقم Fuji که دارای ۶ نوع نقص شامل ورود کرم سیب، وجود کبودی به دلیل ورود حشرات، پوسیدگی تلخ ناشی از ایجاد قارچ، پیری، فشار مکانیکی، کاهش رطوبت همراه با پوسیدگی سیاه بودند استفاده گردید. از هر نقص تعداد ۵۰ عدد تهیه شد. تعیین آلودگی توسط باغدار و متخصص خبره انجام پذیرفت. شایان ذکر است که دلیل انتخاب این رقم سیب دو رنگ بودن آن‌ها و چالش تشخیص خودکار این تغییرات در نظر گرفته شد.

وجود عیوب ظاهری میوه سیب نه تنها بر ارزش ریالی این میوه تأثیر می‌گذارد، بلکه به مصرف‌کنندگان نیز در تشخیص کیفیت داخلی آن کمک می‌کند [۳-۱]. جداسازی میوه‌های سالم و ناسالم به صورت سنتی توسط نیروی انسانی با بازرسی چشمی و حسی توسط افراد خبره صورت می‌پذیرد؛ اما بازرسی به صورت دستی، کاری وقت‌گیر و طاقت‌فرسا برای انسان می‌باشد و با توجه به این که یک کار تکراری و پیوسته است سبب ایجاد خطا و غیر یکنواختی در جداسازی میوه‌ها می‌گردد [۱، ۴-۶]. لذا پژوهشگران همواره در تلاش به‌منظور توسعه روش‌های جایگزین به‌منظور تسریع در فرایند تشخیص و بازرسی محصولات کشاورزی و غذایی بوده‌اند.

با پیشرفت علوم کامپیوتری، تکنیک‌های پردازش تصویر و ماشین بینایی به‌عنوان یک ابزار قدرتمند به‌منظور بررسی کیفیت و ایمنی مواد غذایی و کشاورزی مورد توجه بسیاری از محققین بوده است [۱، ۹-۷]. امروزه دستگاه‌های جداسازی خودکار برخی از محصولات کشاورزی و مواد غذایی مبتنی بر ماشین بینایی ساخته شده که اساس تشخیص آن‌ها ویژگی‌های رنگی، بافتی و ابعاد هندسی می‌باشد [۱۰، ۱۱]. تنوع بالا رنگ‌ها، وجود نقص‌های ناشی از بیماری‌های مختلف و آسیب‌های مکانیکی باعث شده که درجه‌بندی خودکار میوه‌ها هنوز هم کار چالش برانگیزی باشد [۱۲، ۱۳].

یکی از چالش‌های پیش رو در سامانه‌های بینایی ماشین نورپردازی بوده که عدم یکنواختی در نورپردازی سبب گمراه نمودن سامانه تشخیص و خطا در آن می‌گردد. لذا سامانه نورپردازی که شرایط نوری مساعدی را فراهم کند، در تشخیص صحیح خرابی در سطح میوه‌ها بسیار مؤثر می‌باشد [۱۴]. توزیع روشنایی و انعکاس نور در تصاویر گرفته شده توسط سامانه بینایی ماشین نه تنها به موقعیت منبع نور بلکه به شکل هندسی جسم نیز بستگی دارد [۱۵]. با تابش نور به سطح میوه کروی و انعکاس نور به اطراف، میوه به صورت یک شیء مخروطی قابل مشاهده می‌باشد که سطح مخروطی آن نور را در تمام جهات منعکس می‌کند. به‌طور کلی لبه‌های شنی تیره و بخش مرکزی آن روشن‌تر مشاهده می‌گردد [۱۲، ۱۷-۱۵]. توزیع نامناسب نور در سطح میوه باعث می‌شود تا آسیب‌های سطحی میوه‌ها در لبه‌ها به‌دلیل تیرگی تصویر در این نواحی به خوبی قابل تشخیص نباشند.

قسمت‌های دیگر می‌باشد که این پدیده سبب ایجاد روشنایی در قسمت‌های مرکزی سیب می‌شود. با توجه به قانون لامبرت، مقدار شدت  $I_D$  در هر نقطه از سطح یک کره متشکل از مقدار شدت  $I_L$  و زاویه بردار عمود بر خط تشکیل شده از هر نقطه با منبع نور می‌باشد [۱۶].

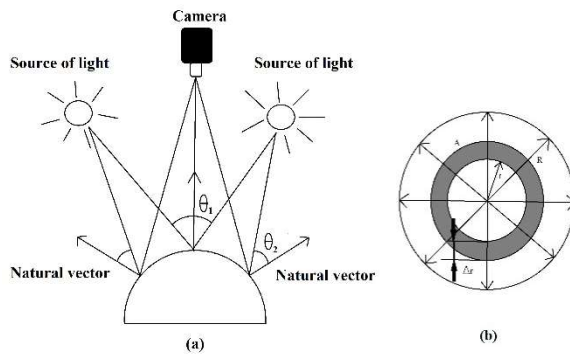
$$I_D = I_L \cos\theta \quad (1)$$

$\theta$  زاویه بردار عمود بر خط تشکیل شده از هر نقطه با منبع نور و  $I_L$  شدت هر نقطه بر روی سطح سیب می‌باشد.



شکل (۲) نمونه‌ای از تصویر اخذ شده توسط وب‌کم  
Fig. 2. A sample of the image taken by the webcam

مقدار  $I_L$  در تصاویر اخذ شده برابر با مقادیر شدت پیکسل‌های سیب در هر نقطه می‌باشد. تغییر  $\theta$  باعث توزیع غیر یکنواخت روشنایی در بخش‌های مختلف سیب می‌شود. بنابراین به منظور ایجاد یکنواختی روشنایی در تصاویر، آن‌ها به حلقه‌هایی مطابق شکل (۳) تقسیم گردیدند. ضخامت حلقه‌ها  $(\Delta r)$  برابر ۲۵ پیکسل در نظر گرفته شد، در هر مرحله حلقه مربوطه گسترش هیس‌توگرام می‌یافت و در نهایت تصویری بهبود یافته به دست آمد.



شکل (۳) a) نحوه توزیع روشنایی در نمونه (b) روش پیشنهادی برای یکنواخت سازی روشنایی

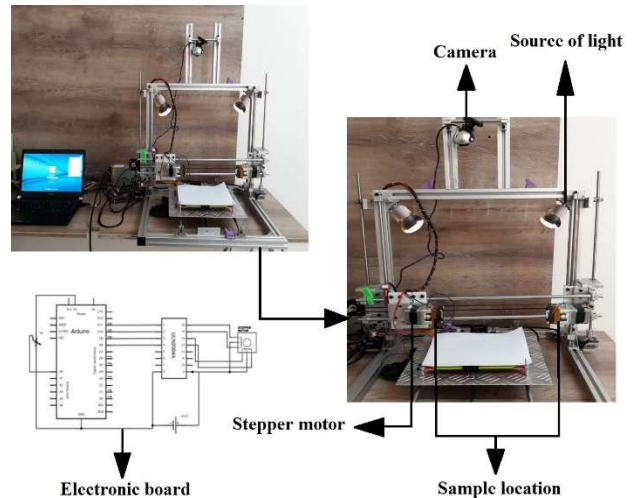
Fig. 3. a) Brightness distribute in the sample; b) Proposed method for lighting uniformity

به منظور جداسازی سیب (شکل ۴-a) از پس زمینه از ترکیب خطی فضای رنگی RGB طبق رابطه (۲) استفاده گردید (شکل

## ۲.۲. سامانه بینایی ماشین

### ۱.۲.۲. اخذ تصویر

به منظور اخذ تصویر از تمامی جهات سیب یک سامانه آزمایشی طراحی و ساخت شد. شکل (۱) تصویری از این دستگاه را نشان می‌دهد. همان‌طور که در شکل فوق مشخص است بعد از قرار دادن سیب‌ها در گیره و اجرای برنامه، نمونه‌ها به اندازه ۹۰ درجه چرخانده شده و از هر بخش از آن‌ها تصویری اخذ می‌گردد.



شکل (۱) سامانه اخذ تصویر و مدار کنترلی استپر موتور به منظور چرخش نمونه‌ها

Fig. 1. Image acquisition system and control circuit of the stepper motor stator for rotating samples

به منظور اخذ تصاویر از یک وب‌کم لاجیتک مدل C930e، ساخت کشور تایوان استفاده گردید. این وب‌کم توانایی اخذ تصویر در رزولوشن  $1080 \times 1920$  پیکسل با سرعت ۳۰ fps دارد. به منظور کنترل چرخش از برد کنترلی بر مبنای میکروکنترلر آتمل دستگاه آردوینو، مدل Uno، ساخت کشور چین، درایور استپر موتور مدل ChipKIT Uno32، ساخت کشور چین و استپر موتور مدل 42BYGH403، ساخت کشور چین استفاده گردید. شکل (۱) نحوه سیم‌بندی و کنترل‌کننده استپر موتور را نشان می‌دهد. شکل (۲) نمونه‌ای از تصویر اخذ شده توسط این وب‌کم در ۴ زاویه مختلف را نمایش می‌دهد.

### ۲.۲.۲. پیش پردازش تصویر

طبق قانون لامبرت بازتاب نور در سطح سیب به‌طور یکنواخت صورت نمی‌پذیرد و بازتاب نور در قسمت‌های مرکزی بیش‌تر از

$$C = \sum \frac{(i-\mu)(j-\mu)P_{ij}}{\sigma^2} \quad (7) \text{ همبستگی}$$

$$P = \text{sing}(B) |B|^{-1/4}, B = \sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{(i+j-2\mu)^4 P_{ij}}{4\sigma^4 (1+C_1)^2} \quad (8) \text{ برتری}$$

(۹) سایه خوشه

$$C_s = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} \left( i+j - \sum_{i,j=0}^{N-1} \left( iP_{ij} - \sum_{i,j=0}^{N-1} (jP_{ij}) \right) \right)^3$$

$$M_p = \text{Max}(P_{ij}) \quad (10) \text{ بیشترین احتمال}$$

$$C = \sum \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{ij}(ij), Z = \frac{1}{N} \sum P_{ij} \quad (11) \text{ تباین خودکار}$$

$$SS_v = \sum \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{ij}(j-Z)^2 \quad (12) \text{ مجموع مربعات واریانس}$$

$$\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k \frac{G(i,j)}{1+(i-j)^2} \quad (13) \text{ صافی محلی}$$

P نشان دهنده احتمال وقوع،  $\mu$  میانگین نمونه،  $\sigma$  انحراف معیار، N تعداد کل پیکسل‌ها، Z شدت تصویر و G در روابط نشان دهنده تن خاکستری هستند.

#### ۴.۲. انتخاب ویژگی ریلیف

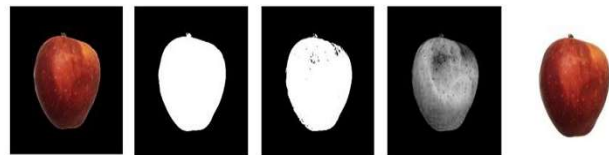
این الگوریتم ابتدا برای هر نمونه، نزدیک‌ترین همسایه هم‌گروه و نزدیک‌ترین همسایه غیر هم‌گروه را در هر بعد می‌یابد. سپس امتیاز یا وزن هر ویژگی بر اساس میزان تمایز یا نسبت نزدیک‌ترین هم‌گروهی تا نزدیک‌ترین غیر هم‌گروهی در آن بعد محاسبه می‌شود. بنابراین، در یک بعد خاص هر چه نزدیک‌ترین غیر هم‌گروهی دورتر و هر چه نزدیک‌ترین هم‌گروهی نزدیک‌تر باشد امتیاز آن ویژگی بیش‌تر خواهد شد. پس از امتیاز دهی به این ویژگی‌ها، n ویژگی با بیش‌ترین امتیاز بر اساس دقت طبقه‌بند حفظ شده و دیگر ویژگی‌ها حذف می‌شوند [۲۱]. الگوریتم ریلیف در نرم افزار MatLab 2016a پیاده‌سازی گردید.

#### ۵.۲. طبقه‌بندی

به منظور طبقه‌بندی داده‌ها از طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبانی SVM و ماشین ارتباط برداری RVM (دو نوع از طبقه‌بندهای رایج و پرکاربرد در یادگیری ماشین) استفاده گردید [۲۲].

(۴-b). پس از آستانه‌گذاری، قسمت‌هایی از سیب که تشابه رنگی با پس‌زمینه داشتند حذف گردیدند که باید بازسازی تصویر در این نواحی انجام شود (شکل ۴-c). با استفاده از عملگر بستن تصویر بازسازی و سیب به‌طور کامل از پس‌زمینه جدا شد (شکل ۴-d). سپس به‌منظور استخراج ویژگی یا همان ویژگی‌های رنگی تصویر به‌دست آمده در تصویر اصلی ضرب شد (شکل ۴-e).

$$EXR = 2R - G - B \quad (2)$$



شکل (۴) نمونه‌ای از جداسازی سیب از پس‌زمینه با استفاده از ترکیب خطی فضای رنگی RGB

Fig. 4. An example of separating apple from the background using the linear combination of RGB color space

#### ۲.۲. استخراج ویژگی

پس از جداسازی سیب از پس‌زمینه، شدت کانال قرمز بر اساس روش پیشنهادی بهبود می‌یابد؛ سپس با اعمال روش آستانه‌گذاری تطبیقی اتسو در پنجره‌های  $3 \times 3$  قسمت‌های مستعد به‌منظور نواحی آسیب دیده جدا می‌گردند [۷]. تفاوت شدت و دو رنگ بودن رقم سیب مورد پژوهش چالشی بزرگ در تشخیص خودکار میوه سالم از ناسالم به وجود می‌آورد. بنابراین به‌منظور بررسی صحت نواحی انتخاب شده به‌عنوان نواحی آسیب دیده، ۱۴ ویژگی رنگی و بافتی از نواحی انتخاب شده استخراج گردید. ویژگی‌های رنگی شامل میانگین کانال‌های R، G و B از فضای رنگی RGB و ویژگی‌های بافتی شامل آن‌تروپی، انرژی، همگنی، تباین، صافی محلی، همبستگی، برتری، سایه خوشه، بیش‌ترین احتمال، تباین خودکار و مجموع مربعات واریانس بودند (روابط ۱۳-۲۰).

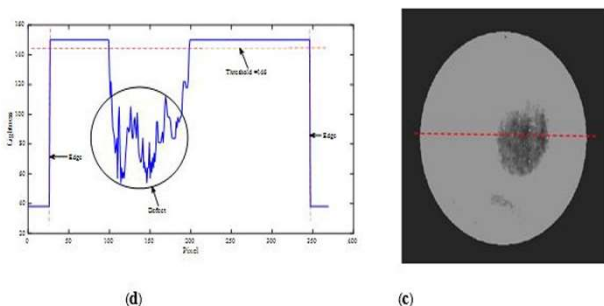
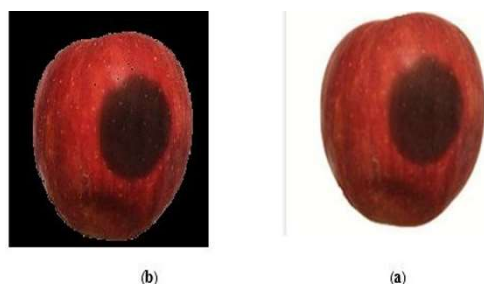
$$E = \sum_{i,j=0}^{N-1} -L \ln(P_{ij}) P_{ij} \quad (3) \text{ آن‌تروپی}$$

$$E = \sum_{i,j=0}^{N-1} (P_{i,j})^2 \quad (4) \text{ انرژی}$$

$$H = \sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{P_{i,j}}{1+(i-j)^2} \quad (5) \text{ همگنی}$$

$$C = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{ij}(i-j)^2 \quad (6) \text{ تباین}$$

پیشنهادی مورد بررسی قرار گرفتند. شکل (a-5) تصویر اخذ شده توسط دوربین و شکل (b-5) نتیجه تصویر بهبود یافته بر اساس الگوریتم پیشنهادی را نشان می‌دهد. پس از متعادل سازی تصویر عملیات یکنواخت سازی شدت نور در نواحی مشابه از نظر شدت رنگ بر روی کانال قرمز انجام شد. همان طور که در شکل (c-5) آمده است تصحیح کانال R سبب نمایان شدن خرابی‌ها در این کانال می‌شود. شکل (e-5) نمودار شدت رنگ در راستای خط قرمز پیکسل‌های محور مرکزی نمونه ترسیم شده در شکل (c-5) را نشان می‌دهد و افت ناگهانی در مقادیر شدت رنگ می‌تواند نشان دهنده وجود نقص در این نواحی باشد (شکل d-5).



شکل (5) (a) تصحیح شدت نور، (b) پروفایل شدت فضایی برای خط سطح خاکستری در تصویر تصحیح شده

Fig. 5. a) Correction of light intensity, b) Space-intensive profile for the gray level line in a light-corrected image

همان طور که مشاهده گردید الگوریتم پیشنهادی برای جداسازی ناحیه معیوب کار آمد می‌باشد، اما این الگوریتم فاقد توانایی تشخیص نقص واقعی و نقص کاذب برای مثال محل اتصال سیب به درخت و یا قسمت تحتانی سیب می‌باشد. لذا به منظور ارزیابی عملکرد روش پیشنهاد شده در این پژوهش، نمونه‌ها با اندازه‌ها و تعداد مختلف نقص در مناطق متفاوت انتخاب شدند. نتایج حاصل از اصلاح شدت پیکسل‌ها و نقاط انتخاب منطقه تقسیم‌بندی اولیه برای نمونه‌های مختلف در شکل (6) نشان داده

### ۱.۵.۲. طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان SVM

ماشین بردار پشتیبان ابزاری است که بر اساس اصول تئوری یادگیری آماری استوار است. در این روش بردارهای ورودی توسط توابع کرنل به یک فضای چند بعدی با بعد بزرگ‌تر از بعد اولیه نگاشت می‌شوند. سپس یک ابرصفحه ساخته شده که با حداکثر فاصله ممکن، بردارهای ورودی را از هم جدا می‌کند. به این ابرصفحه، ابرصفحه با حداکثر مرز جدا کننده گفته می‌شود. در دو طرف این ابرصفحه، دو ابرصفحه موازی آن قرار دارد که هیچ داده‌ای در مرز بین این دو ابر سطح قرار نمی‌گیرد. هر چه فاصله بین دو ابر سطح موازی بیش تر باشد، خطای طبقه‌بندی هم کم تر خواهد بود [۲۳]. روش SVM به صورت گسترده در کاربردهای متفاوت با عملکرد بسیار عالی استفاده شده است [۲۴]. کرنل مورد استفاده در این پژوهش با توجه به عملکرد موفقیت آمیز آن در مطالعات مختلف کشاورزی RBF در نظر گرفته شد [۲۵، ۲۶].

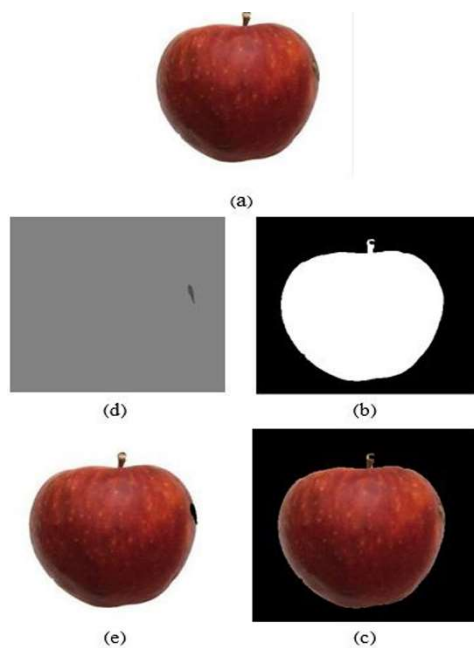
### ۲.۵.۲. طبقه‌بند ماشین ارتباط برداری RVM

RVM عملکردی مشابه SVM مبتنی بر طبقه‌بند بیز دارد. بر خلاف SVM، RVM یک تکنیک یادگیری ماشین می‌باشد که از استنتاج بیزین برای پیش‌بینی و احتمالات استفاده می‌کند. بنابراین انتظار می‌رود RVM نسبت به SVM پیش‌بینی قابل اطمینان‌تری انجام دهد [۲۷، ۲۸]. در این پژوهش نواحی سالم با برچسب ۱ و نواحی مستعد بیماری و خرابی با برچسب صفر در نظر گرفته شدند. از توابع غیر خطی RBF یا تابع شعاعی با عرض  $1/4$  برابر تعداد ویژگی‌های ورودی، به‌عنوان هسته طبقه‌بند RVM استفاده شد [۲۲]. در پژوهش حاضر به‌منظور بررسی میزان ارتباط ویژگی‌ها با گروه‌های سالم و ناسالم بجای استفاده از صفر و ۱ از وزن‌هایی استفاده گردید که در مرحله تجزیه و تحلیل ویژگی‌ها به‌دست آمدند. بردار وزن برای ویژگی‌های ذکر شده در بخش استخراج ویژگی به‌ترتیب برابر  $0/61$ ،  $0/29$ ،  $0/47$ ،  $0/71$ ،  $0/76$ ،  $0/43$ ،  $0/39$ ،  $0/58$ ،  $0/63$ ،  $0/51$ ،  $0/49$ ،  $0/56$ ،  $0/37$  و  $0/59$  بودند و به‌منظور ایجاد طبقه‌بندی صحیح به طبقه‌بند RVM داده شدند.

### ۳. نتایج و بحث

تصاویر اخذ شده به‌منظور یکنواخت‌سازی هیستوگرام و متعادل سازی نور؛ میزان روشنایی در سطح میوه، طبق الگوریتم

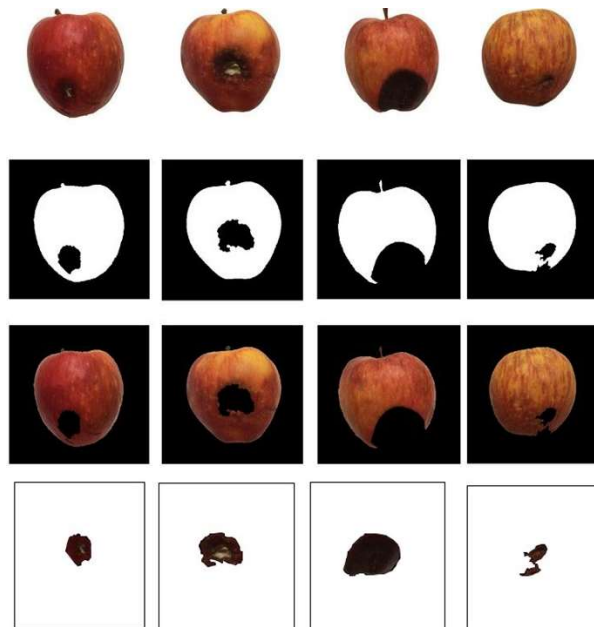
نواحی که به دلایل مختلفی مانند غیر یکنواختی شدت رنگ، محل اتصال میوه به درخت و غیره رخ می‌دهد امکان تشخیص نادرست را افزایش خواهد داد. بنابراین محل جدا شده بر اساس آستانه‌گذاری می‌تواند ناحیه خراب و یا مستعد نقص یا سالم باشد، که باید مورد بررسی قرار گیرد. به این منظور از ناحیه جدا شده در مرحله آستانه‌گذاری استخراج ویژگی صورت می‌گیرد.



شکل (۷) آستانه‌گذاری با دو مقدار آستانه سراسری (b و c) و روش پیشنهادی (d و e)  
 Fig. 7. Threshold with two threshold values (b,c) and suggested method (d,e)

در مرحله طبقه‌بندی اولیه، نمونه‌هایی با ناحیه نقص و با دو یا بیش‌تر از دو ناحیه کاندیدای نقص، به ترتیب به‌عنوان گروه‌های سالم و ناسالم طبقه‌بندی شده‌اند. برای نمونه‌های نامشخص که دارای تنها یک منطقه نقص هستند، تبعیض بیشتری برای شناسایی دسته واقعی منطقه نامزد لازم است. نتایج تحلیلی حاصل ۱۴ ویژگی بافتی و رنگی شامل آن‌تروپی، انرژی، همگنی، تباین، همبستگی، برتری، سایه خوشه، بیش‌ترین احتمال، تباین خودکار، مجموع مربعات واریانس، صافی محلی، فضای رنگ قرمز، فضای رنگ سبز و فضای رنگ آبی توسط الگوریتم انتخاب ویژگی در آن‌ها ریلیف در شکل (۸) آمده است. ویژگی‌هایی که بهترین رتبه‌بندی و کم‌ترین خطا را در الگوریتم انتخابی داشتند عبارت بودند از: آن‌تروپی، انرژی، همبستگی و صافی محلی. ویژگی‌های

همان‌طور که در شکل (۶) آمده است، نمونه‌های آزمایشی دارای اندازه‌های مختلفی از نقص در نقاط متفاوتی از نمونه‌های سیب می‌باشند.



شکل (۶) نتایج تجزیه و تحلیل نور و ناحیه دارای نقص  
 Fig. 6. Light analysis and region selection defects

همان‌طور که اشاره شد در صورت وجود نقص در لبه نمونه‌های سیب استفاده از آستانه‌گذاری سراسری با توجه به شکل کروی سیب و عدم توزیع یکنواخت نور بر روی نمونه‌ها عمل بخش‌بندی کاملاً صورت نمی‌پذیرد (شکل ۷-۳). مطابق (شکل ۷-۲) در روش آستانه‌گذاری سراسری بر روی کانال R ناحیه معیوب به‌عنوان لبه تشخیص داده شده و در نهایت در تصویر نهایی شکل (۷-۳) باقی می‌ماند. اما در روش پیشنهاد شده بعد از یکنواخت سازی هیستوگرام و متعادل سازی روشنایی تصویر، عملیات یکنواخت سازی نواحی مشابه بر اساس شدت رنگ کانال قرمز صورت گرفته و نواحی معیوب (شکل ۷-۴) تعیین می‌گردد و در نهایت با تفریق تصویر اصلی در تصویر ناحیه معیوب، تصویر قسمت‌های سالم سیب (شکل ۷-۵) به‌دست می‌آید.

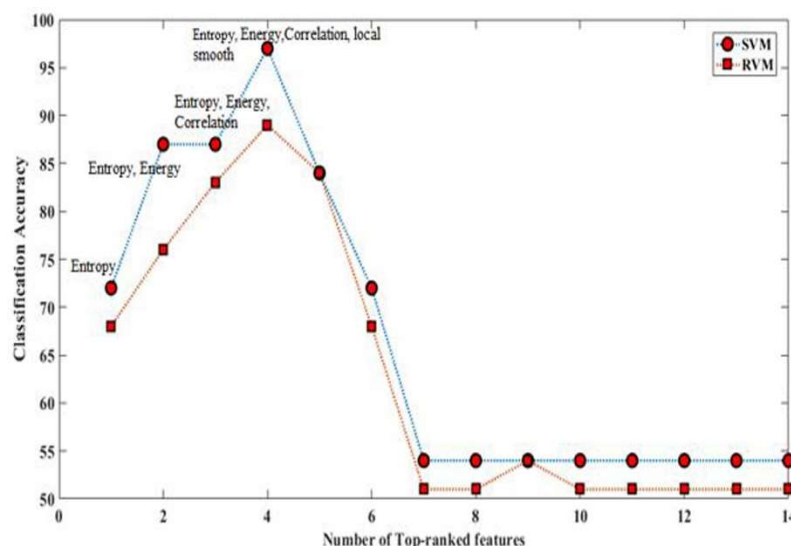
### ۱.۳. تجزیه و تحلیل ویژگی‌ها و انتخاب آن‌ها

تشخیص سیب سالم و ناسالم بر اساس آستانه‌گذاری بر روی کانال‌های رنگی به‌دلیل تشابه‌های رنگی میان محل خرابی و دیگر

نتایج طبقه‌بندی دو گروه سیب سالم و سیب ناسالم در جدول (۱) آمده است. بر اساس نتایج به‌دست آمده دقت طبقه‌بند RVM در گروه سالم ۹۵٪، در گروه ناسالم ۸۲٪ و در مجموع ۸۸/۵٪ به‌دست آمده است، اما دقت طبقه‌بند SVM در گروه سالم ۱۰۰٪، در گروه ناسالم ۹۴/۲۳٪ و در مجموع ۹۷/۱۱٪ بود. این جدول نشان می‌دهد برای تشخیص نمونه سالم را از نمونه ناسالم طبقه‌بند SVM عملکرد مناسب‌تری نسبت به RVM با توجه به دقت بیش‌تر و خطای کم‌تر مناسب‌تر می‌باشد.

در پژوهشی انی و همکاران [۱۲] پس از تقسیم‌بندی عیوب سیب در تصاویر چند بعدی، ویژگی‌های آماری، بافتی و هندسی از منطقه‌های مختلف میوه استخراج گردید. بر اساس نتایج طبقه‌بندی عیوب سیب در تصاویر با دقت کلی ۹۳/۵٪ تشخیص داده شدند. لی و همکاران [۱۳] برای وجود خراش‌های پوست پرتقال یک تصحیح شدت نور بر اساس فیلتر باتروث برای تبدیل توزیع شدت غیرمستقیم به توزیع شدت یکنواخت در سراسر سطح میوه توسعه دادند. در روش پیشنهادی ساقه با مناطق معیوب اشتباه گرفته می‌شدند. برای حل این مشکل، مولفه‌های مختلف رنگ R,G,B و ترکیب آن‌ها مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت. این محققین دقت طبقه‌بند را با روش پیشنهادی ۹۸/۹٪ گزارش کردند. در پژوهشی کلینن و همکاران [۱۰] برای تشخیص سیب Jonagold سالم و ناسالم از یک سیستم فراطیفی در محدوده NIR استفاده کردند. برای ارزیابی کارایی روش پیشنهادی، آزمون طبقه‌بندی میوه‌ها مورد بررسی قرار گرفت و دقت طبقه‌بندی

انتخاب شده بر اساس اهمیت به‌ترتیب وارد طبقه‌بند SVM شده و دقت آن بر اساس ویژگی‌های وارد شده مورد بررسی قرار گرفت. مطابق شکل (۸) دقت طبقه‌بند با دریافت ویژگی آن‌تروپی به ۷۲٪ می‌رسد. با ورود ویژگی انرژی و ترکیب آن با آن‌تروپی به‌عنوان ویژگی‌های ورودی، دقت طبقه‌بند ۱۵٪ افزایش می‌یابد و به ۸۷٪ می‌رسد و با اضافه شدن ویژگی همبستگی به بردار ویژگی ثابت ماند. سپس با افزوده شدن ویژگی صافی محلی دقت طبقه‌بند افزایش یافته و به ۹۷٪ می‌رسد. با افزوده شدن ویژگی‌های بعدی به‌ترتیب نمودار دقت طبقه‌بند روند کاهشی را طی می‌کند و با دریافت هفت ویژگی به ۵۸٪ می‌رسد و پس از آن با افزودن دیگر ویژگی‌ها به بردار ویژگی، دقت طبقه‌بندی ثابت می‌ماند. مطابق شکل (۸) دقت طبقه‌بند RVM همانند طبقه‌بند SVM به‌ترتیب با ورود چهار ویژگی آن‌تروپی، انرژی، همبستگی و محلی صاف به مقدار بیشینه خود (۸۹/۵٪) می‌رسد. نمودار RVM رفتار مشابهی با نمودار SVM داشته و با اضافه شدن ویژگی‌های دیگر به‌عنوان بردار ورودی دقت طبقه‌بند کاهش یافته و به ۵۱ رسیده و ثابت ماند. بنابراین چهار ویژگی اول؛ آن‌تروپی، انرژی، همبستگی و صافی محلی به‌دلیل داشتن بیش‌ترین دقت طبقه‌بندی برای طبقه‌بندهای RVM و SVM به‌عنوان بهترین ویژگی‌ها انتخاب گردیدند. در پژوهشی [۲۲] محققان با استفاده از الگوریتم پیشنهادی برای جداسازی ذرت و علوفه هرز استفاده کردند و دقت کلی برای سه سال به‌ترتیب ۹۰/۱۹، ۹۲/۳۶ و ۹۳/۸۷ به‌دست آمد.



شکل (۸) نمودار دقت طبقه‌بندی بر اساس تعداد ویژگی‌های انتخاب شده

Fig. 8. Classification accuracy chart based on the number of selected features

جدول (۱) نتایج طبقه‌بندی دو گروه سیب سالم و معیوب.

Table 1 Results of classification of two healthy and defective apple groups.

دقت (%) (%) Accuracy	تعداد نمونه‌های ناسالم Classify as defective	تعداد نمونه‌های سالم Classify as sound	تعداد نمونه Sample number	گروه Class	روش طبقه‌بندی Classification method
95	3	57	60	سالم	RVM
82	43	9	52	ناسالم	
88.5	46	66	112	کل	
100	0	60	60	سالم	SVM
94.23	49	3	52	ناسالم	
97.11	49	63	112	کل	

#### ۴. نتیجه‌گیری

در این پژوهش برای تشخیص سیب معیوب از روش ماشین بینایی و به‌منظور طبقه‌بندی داده از طبقه‌بند RVM و SVM استفاده شد. از میان ویژگی‌های استخراج شده، چهار ویژگی آنتروپی، انرژی، همبستگی و صافی محلی به‌عنوان بهترین ویژگی‌ها انتخاب شدند. صحت طبقه‌بندی SVM با اعمال این چهار ویژگی ۹۷/۱۱٪، برای طبقه‌بند RVM دقت به‌دست آمده ۸۸/۵٪ می‌باشد. بنابراین می‌توان از روش پردازش تصویر و ماشین بینایی برای تعیین سالم بودن میوه سیب استفاده کرد.

در حدود ۹۰٪ گزارش گردید. با توجه به دقت پژوهش‌های پیشین روش پیشنهادی توانایی تشخیص خرابی سیب را با دقت قابل قبول دارد. در مطالعه‌ای دیگر اورک و آبدانان مهدی‌زاده [۱۱] برای جداسازی گره از میانگه نیشکر با استفاده از پردازش تصویر و با دانستن این موضوع که افت ناگهانی در مقادیر خاکستری، در امتداد محور اصلی قطعه‌ای از ساقه نیشکر، می‌تواند نشان‌دهنده گره بر روی آن قطعه باشد، عملیات جدا سازی صورت پذیرفت. بر اساس نتایج دقت سامانه بینایی ماشین بیش از ۹۸٪ به‌دست آمد.

#### منابع

- decay in apples using hyperspectral imaging and PCA. *Infrared Laser Eng.* 42, 5.
- [۷] نداف زاده، مریم. آبدانان مهدی زاده، سامان. (۱۳۹۵) تعیین زمان بهینه پخت سبزیجات با کمک پردازش تصاویر دیجیتالی و اندازه گیری مختصات رنگی. *فناوری‌های نوین غذایی*، جلد ۳، شماره ۱۱، ص ۴۹-۵۷.
- [۸] حسینی، سید مهدی. جعفری، عبدالعباس. حمزه زرقانی، حبیب‌الله. تاتار، احسان. (۱۳۹۲) تشخیص بیماری لکه موجی در گوجه‌فرنگی با استفاده از ماشین بینایی جهت اعمال سمپاشی نقطه‌ای. هشتمین کنگره ملی مهندسی ماشین‌های کشاورزی (بیوسیستم) و مکانیزاسیون دانشگاه فردوسی مشهد. ص ۹۸۱-۹۷۰.
- [9] Cubero, S., Aleixos, N., Molto, E., Gomez-Sanchis, J., Blasco, J. (2011). Advances in machine vision applications for automatic inspection and quality evaluation of fruits and vegetables. *Food Bioprocess*
- [1] Zhang, B., Huang, W., Li, J., Zhao, C., Fan, S., Wu, J., Liu, C. (2014a). Principles, developments and applications of computer vision for external quality inspection of fruits and vegetables: a review. *Food Res. Int.* 62, 326–343.
- [2] Xiao-bo, Z., Jie-wen, Z., Yanxiao, L., Holmes, M. (2010). In-line detection of apple defects using three color cameras system. *Comput. Electron. Agric.* 70, 129–134.
- [3] Pathare, P.B., Opara, U.L., Al-Said, F.A.-J. (2013). Colour measurement and analysis in fresh and processed foods: a review. *Food Bioprocess Technol.* 6, 36–60.
- [4] Qin, J., Burks, T.F., Zhao, X., Niphadkar, N., Ritenour, M.A. (2012). Development of a two-band spectral imaging system for real-time citrus canker detection. *J. Food Eng.* 108, 87–93.
- [5] Patel, K.K., Kar, A., Jha, S., Khan, M. (2012). Machine vision system: a tool for quality inspection of food and agricultural products. *J. Food Sci. Technol.* 49, 123–141.
- [6] Zhang, B.H., Huang, W.Q., Li, J.B., Zhao, C.J., Liu, C.L., Huang, D.F. (2013). Detection of bruises and early



- Conference on Agricultural Engineering. AgEng 02, Budapest, Hungary: EurAgEng Paper No. 02-AE-031.
- [۲۰] آبدانان مهدی‌زاده، سامان. سلطانی کاظمی، مریم. (۱۳۹۶). ساخت، توسعه و ارزیابی سامانه جداکننده توت فرنگی با استفاده از تکنولوژی بینایی ماشین. پژوهش‌های مکانیک ماشین‌های کشاورزی، جلد ۶، شماره ۱، ص ۳۱-۴۴.
- [21] Robnik-Sikonja, M., Kononenko, I. (2003). Theoretical and empirical analysis of ReliefF and RReliefF. *Machine learning*. 53, 23-69.
- [22] Zheng, Y., Zhu, Q., Huang, M., Guo, Y., Qin, J. (2015). Maize and weed classification using color indices with support vector data description in outdoor fields. *Computers and Electronics in Agriculture*, 141, 215-222.
- [23] Aghnabati, A. (2004). Geology of Iran. Geological Survey of Iran, Tehran. 586.
- [24] Adankon, M.M., Cheriet, M. (2009). Model selection for the LS-SVM application to handwriting recognition. *Pattern Recognition*. 42, 3264-3270.
- [25] Karimi, Y., Prasher, S. O., Patel, R. M., Kim, S. H. (2006). Application of support vector machine technology for weed and nitrogen stress detection in corn. *Computers and Electronics in Agriculture*. 51, 99-109.
- [۲۶] آبدانان مهدی‌زاده، سامان. (۱۳۹۵). تشخیص ترک در پوسته تخم مرغ با استفاده از PCA و SVM. مجله علوم و صنایع غذایی، جلد ۵۶، شماره ۱۳، ص ۱۴۳-۱۵۳.
- [27] Lin, Y. L., Wei, G. (2005). Speech emotion recognition based on HMM and SVM. In *Machine Learning and Cybernetics, 2005. Proceedings of 2005 International Conference on* (Vol. 8, pp. 4898-4901). IEEE.
- [28] Demir, B., Erturk, S. (2007). Hyperspectral image classification using relevance vector machines. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 4, 586-590.
- Technol.* 4, 487-504.
- [10] Kleynen, O., Leemans, V., Destain, M.-F. (2005). Development of a multi-spectral vision system for the detection of defects on apples. *J. Food Eng.* 69, 41-49.
- [۱۱] اورک، هادی، آبدانان مهدی‌زاده، سامان. (۱۳۹۶). تشخیص و جداسازی گره و میانگره در ساقه‌های نیشکر به صورت برخط با کمک بینایی ماشین. مهندسی بیوسیستم/ایران، جلد ۴۸، شماره ۲، ص ۲۶۳-۲۷۲.
- [12] Unay, D., Gosselin, B., Kleynen, O., Leemans, V., Destain, M.-F., Debeir, O. (2011). Automatic grading of bi-colored apples by multispectral machine vision. *Comput. Electron. Agric.* 75, 204-212.
- [13] Li, J., Rao, X., Wang, F., Wu, W., Ying, Y. (2013). Automatic detection of common surface defects on oranges using combined lighting transform and image ratio methods. *Postharvest Biol. Technol.* 82, 59-69.
- [14] Bennedsen, B., Peterson, D. (2005). Performance of a system for apple surface defect identification in near-infrared images. *Biosyst. Eng.* 90, 419-431.
- [15] Gomez-Sanchis, J., Molto, E., Camps-Valls, G., Gomez-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. *J. Food Eng.* 85, 191-200.
- [16] Huang, W., Li, J., Zhang, C., Li, B., Chen, L., Zhang, B. (2012). Detection of surface defects on fruits using spherical intensity transformation. *Nongye Jixie Xuebao* (Trans. Chinese Soc. Agric. Mach.) 43, 187-191.
- [17] Aleixos, N., Blasco, J., Navarron, F., Molto, E. (2002). Multispectral inspection of citrus in real-time using machine vision and digital signal processors. *Comput. Electron. Agric.* 33, 121-137.
- [18] Papadakis, K.S.E., Abdul-Malek, S., Kamdem, R.E., Yam, K.L. (2000). A versatile and inexpensive technique for measuring color of foods. *Food Technol.* 54, 48-51.
- [19] Blasco, J., Molto, E. (2002). Identification of defects in citrus using multispectral imaging. In: *International*

*Research Article***Design and Development of a Machine Vision System to Determine the Apparent Apple Imperfections****Sulmaz Janati <sup>1</sup>, Saman Abdanan Mehdizadeh <sup>2\*</sup>, Hadi Orak<sup>3</sup>**

1. MSc Student, Mechanics of Biosystems Engineering Department, Faculty of Agricultural Engineering and Rural Development, Agricultural Sciences and Natural Resources University of Khuzestan, Iran.
2. Assistant Professor, Mechanics of Biosystems Engineering Department, Faculty of Agricultural Engineering and Rural Development, Agricultural Sciences and Natural Resources University of Khuzestan, Iran.
3. MSc Graduated, Mechanics of Biosystems Engineering Department, Faculty of Agricultural Engineering and Rural Development, Agricultural Sciences and Natural Resources University of Khuzestan, Iran.

**Abstract**

The machine vision system is one of the newest systems for identifying the quality of agricultural products. Apple is one of the fruits whose apparent quality used by customer to select this product at the market. Automatic detection of faulty apples through the machine's visual system is difficult due to the non-uniform of distribution of on the surface and the similarity between actual defects with the color changes of the fruit peel. For this purpose, in this study, a new method for detecting apparent defects of apple using a machine vision system with a combination of auto-correction of light was presented. In order to classify the samples, the histogram of the taken images was corrected based on the RGB method, then three-color and 11 textural features were extracted. Based on the results of the feature selection, the best features for the highest accuracy in the classification were respectively entropy, energy, correlation and local smooth. Finally, for categorization of data, two classifiers namely relevance vector machine (RVM) and support vector machine (SVM) were used. Based on the classification results, the accuracy of the RVM classification was 95% in the sound group, 82% in the unsound group and 88.5% in for total accuracy; but the accuracy of the SVM classification was 100% in the sound group, 94.23% in the unsound group and 97.11% for total accuracy. Therefore, in order to detect sound samples from unsound ones the SVM classification is more suitable than the RVM, due to the greater accuracy and less error.

**Keywords: Image processing, Apparent defects, Classification.**

---

\* Corresponding author: s.abdanan@asnrukh.ac.ir