

درجه بندی برگه خشک شده سیب از لحاظ کیفیت و تازگی با استفاده از فناوری ماشین بینایی پس از پیرسازی مصنوعی

سمیرا کریمی^۱، اشکان نیکیان^{۲*}

۱- کارشناس ارشد رشته مکانیک ماشین های کشاورزی، دانشگاه تربیت مدرس

۲- کارشناس ارشد رشته مکانیک ماشین های کشاورزی، دانشگاه شیراز

(تاریخ دریافت: ۸۸/۹/۲۳ تاریخ پذیرش: ۸۸/۱۱/۸)

چکیده

میوه سیب از جمله محصولات باغی بسیار ارزشمند از لحاظ غذایی به شمار می آید و تولید آن در کشور ما از جایگاه بالایی در زمینه اشتغال زایی و ارزآوری برخوردار است. از میان فرآورده های این محصول، می توان به برگه خشک شده سیب اشاره کرد که با توجه به افزایش روز افزون روش های تولید صنعتی این فرآورده در کشور، و تقاضای قابل توجهی که در میان عامه مردم از لحاظ مصرف وجود دارد ارائه روش های جداسازی کیفی این محصول پس از ماندگاری طولانی را حائز اهمیت فراوان نموده است.

در مقیاس میکروسکوپی، سطح داخلی برگه های خشک شده سیب به روش سرمادهی آنی، از دانه های کریستالی ماندنی ساخته شده است که هر کدام از شکل و ابعاد متفاوتی نسبت به یکدیگر برخوردار می باشند که در نهایت آرایش آنها در کنار یکدیگر منجر به ایجاد ساختار منحصر بفردی بعد و قبل از کاهش کیفیت ماندگاری خواهد شد. در این تحقیق با استفاده از فناوری ماشین بینایی، تکنیکی جهت جداسازی آنی این ساختار در طی فرآیند زمانی ثابتی در ارائه شده است.

ابتدا عمل رمزگذاری در فرآیند ماشین بینایی جهت شناسایی پارامترهای تعریف شده با استفاده از دو روش تجزیه موجکی نرمال^۱ و تجزیه موجکی بسته ای^۲ انجام گردید و در نهایت با استفاده از مقادیر انرژی در تصاویر بعد از رمزگذاری، دسته بندی تصاویر جهت تشخیص برگه های مرغوب خشک شده از برگه های خشک شده بدون کیفیت صورت گرفت.

نتایج نشان داد که استفاده از روش بسته های موجکی از قدرت بهتری در رمزگذاری تصاویر نسبت به روش دیگر برخوردار می باشد. آستانه یابی مقادیر فواصل انرژی در تصاویر، روشی کاملاً موثر نشان داده شد که می تواند در ۰/۸۶ ثانیه تصاویر ۲۶۰۰×۲۶۰۰ پیکسلی برگه های مرغوب را شناسایی نماید.

کلید واژگان: برگه سیب، درجه بندی، ماشین بینایی، پیرسازی مصنوعی، پردازش تصویر

*مسئول مکاتبات: ashkancomp@gmail.com

1. Wavelet decomposition
2. Wavelet packets

۱- مقدمه

تشخیص اتوماتیک یکی از روش های سریع در شناسایی مشکلات کیفی تولید بشمار می آید که امروزه در کشور ما از رواج خوبی در تولید و صنعت تولیدی برخوردار گردیده است [۱ و ۲] که در نهایت منجر به افزایش کیفیت، کاهش دوباره کاری تولید و افزایش مرغوبیت کالای تولیدی خواهد شد.

تشخیص پارامتر های اپتیکی^۱ OCR و شناسایی فرکانسی RFID^۲ از جمله روش های پرکاربردی هستند که امروزه جهت شناسایی و ردیابی کیفی محصولات در خط تولید استفاده می شوند. حسگرهای نوری و تقویت کننده های مورد نیاز در مسیر های مختلف نصب می شوند تا کارایی سیستم را افزایش دهند. بدلیل نازکی و نرمی محصول برگه های خشک شده، نمی توان از روش های تماسی در راستای رسیدن به این هدف استفاده نمود. بنابراین کاهش دقت جداسازی در فرآوری محصول نهایی و بسته بندی نیازمند روش های نوین تشخیصی در مراحل تولید می باشد.

جهت افزایش ماندگاری در محصولات میوه ای، آنها را به روش های صنعتی خشک می کنند. یکی از این روش ها که امروزه جز لاینفک پروسه های تولید صنعتی در مجتمع های تولیدی صنایع غذایی می باشد استفاده از سرمادهی آبی و کریستاله کرد آب خالص موجود در میوه می باشد که در نهایت منجر به خشک شدن محصول می گردد.

سطح برگه های خشک شده در این فرآیند، از دانه های کریستال ماندنی تشکیل شده است که در اندازه ها و شکل های مختلف پوسته خشک شده میوه را در مقیاس میکروسکوپی تشکیل می دهد.

این خانه های کریستال ماند، در هر موقعیتی که قرار بگیرند بدلیل ساختار پلی کریستالی خود می توانند در زوایای مختلف چرخیده و اشکال متفاوتی را بوجود آورند که در نهایت منجر

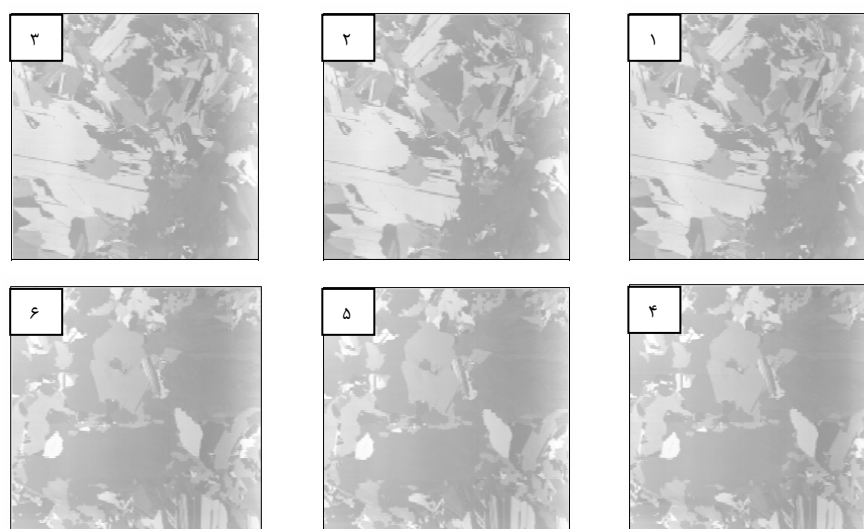
به ساختار منحصر به فردی می گردد که در تصاویر میکروسکوپی قابل بررسی می باشد. نتایج تحقیقات نشان می دهد که در صورت قرارگرفتن برگه های خشک شده میوه های مختلف در شرایط محیطی متفاوت، ساختار میکروسکوپی منحصر به فردی بوجود می آید که مختص شرایط می باشد و با توجه به میزان درجه حرارت و رطوبت محیط پیرامون، لایه های شبه کریستالی آنها جهت گرفته و به آرایشی در می آیند که قابل تشخیص توسط تکنیک های ماشین بینایی می باشد.

بنابراین با توجه به اینکه محصول پس از قرار گرفتن در شرایط ماندگاری طولانی از درجه حرارت و رطوبت تقریباً یکسانی برخوردار بوده است می توان از این خاصیت آرایش میکروسکوپی محصول جهت جداسازی برگه های خشک شده مانده از مرغوب استفاده نمود. شکل (۱) ۶ تصویر میکروسکوپی از ساختار ۶ برگه در حالت قبل و بعد از ماندگی طولانی را نشان می دهد. آرایش دانه های کریستالی و اشکالی که توسط آنها بوجود آمده است بوضوح نشان داده شده است.

همانطور که در تصاویر نشان داده شده است ۳ نمونه برگه مانده دارای ساختاری کاملاً یکسان بوده و هیچ تفاوتی از لحاظ پارامتر های شناسایی بینایی بین آنها وجود ندارد در حالی که در دو نمونه شماره ۱ و ۴ این تفاوت در ساختار بوضوح قابل مشاهده بوده و می توان با استفاده از تکنیک های ماشین بینایی آنها را تمیز داد. از روش های پیشین در شناسایی این پارامتر ها می توان به روش همبستگی عرضی^۳ اشاره کرد که در تصاویر با وضوح بالا از دقت خوبی برخوردار بوده است اما زمان پردازش زیادی داشته است [۴ و ۳] که مناسب سیستم های شناسایی آبی در خط تولید نمی باشد.

1. Optical Character Recognition
2. Radio Frequency Identification

3. Normalized Cross correlation



شکل ۱ اشکال ۱ تا ۳ مربوط به برگه مانده و بی کیفیت - اشکال ۴ تا ۶ مربوط به برگه های سالم و تازه

در تحقیق حاضر به معرفی تکنیکی غیر تماسی پرداخته شده است که می توان بدون تماس مستقیم با محصول به شناسایی پارامترهای مورد نیاز پرداخت. در صورت استفاده از این سیستم در خطوط بسته بندی می توان با کنترل پیشگیرانه کیفیت محصولات بسته بندی و در نتیجه مرغوبیت کالای نهایی را افزایش داد که در نهایت منجر به افزایش پتانسیل تولید و تنوع محصولاتی با کیفیت مطلوب خواهد گردید.

این خاصیت بالقوه ساختاری برگه های خشک شده نقش بسیار مهمی را در استفاده از تکنیک های ماشین بینایی ایفا می نماید، همانطور که در شکل ۱ نشان داده شده است خطوط لبه در تصاویر کاملاً قابل شناسایی بوده و منجر به جهت یابی تصاویر می شوند. این جهت گرفتن خطوط در تصاویر می تواند پارامترهای مشخصه ای را جهت استفاده در الگوریتم های رمز گذاری ایجاد نماید. در این تحقیق از دو الگوریتم جهت استخراج پارامترهای مشخصه و شناسایی آنها استفاده شده است. ابتدا با استفاده از تبدیلات موجی^۱ مشخصه ها شناسایی شده و سپس با استفاده از مقادیر انرژی در تصاویر بعد از رمزگذاری، دسته بندی تصاویر جهت تشخیص برگه های خشک شده سالم از برگه های بدون کیفیت صورت گرفت.

در پژوهش های پیشین، استفاده از تکنیک های تجزیه مبتنی بر تبدیلات موجی نتایج خوبی جهت استخراج مولفه های تصاویر ارائه شده است.

تبدیل موجی ۱ بعدی ابتدا توسط گراسمن و مورلت استفاده گردید [۵]. سپس توسط لماریه و میر پیشنهاد استفاده از این تبدیل در فضای دو بعدی مطرح شد [۶]. استفاده از این تبدیلات برای اولین بار جهت شناسایی بافت توسط مالات انجام شد [۷]. او در نتایج تحقیق نشان داد که با استفاده از توابع خاص تبدیلات موجی می توان روند اولیه بافت را رمزگذاری نمود. بعد از این تحقیق، بطور گسترده ای از این تبدیلات جهت شناسایی انواع بافت تصاویر و جداسازی آنها استفاده گردید [۸-۱۴].

در اولین مرحله تجزیه تبدیل موجی نرمال، تصاویر به ۴ قسمت مساوی تقسیم می شوند. تصویر تقسیمی اول از کیفیت کمی نسبت به سه قسمت دیگر برخوردار می باشد. این تصویر معروف به تصویر با فرکانس پایین^۲ می باشد. ۳ تصویر دیگر از دقت بالایی در حالتی برخوردار می باشند که به علت اعمال تبدیل بر ماتریس تصویر، در جهت های افقی، عمودی و قطری دچار چرخش شده اند. (چرخیدن

ماتریسی^۳). این ۳ تصویر معروف به تصاویر با فرکانس بالا می باشند^۴. این الگوریتم طوری نوشته شده است که بر اساس تعداد مراحل تعریف شده، تجزیه در هر مرحله روی تصویر با فرکانس پایین اعمال می شود تا در نهایت تصویر با فرکانس نهایی بدست آید (هرم هیرارچی^۵). جهت دستیابی به تصاویر

2. Low frequency image
3. Convolution
4. High frequency images
5. Hierarchy pyramid

1. Wavelet transform

۲- رمزگذاری و شناسایی مشخصه ها با

استفاده از تبدیل موجکی

۲-۱- تجزیه تصاویر با استفاده از تجزیه

موجکی نرمال

تبدیل موجکی ابزاری قدرتمند جهت تجزیه تصاویر با استفاده از آنالیز فرکانسی و فیلترهای بالاگذر و پایین گذر در زیرمجموعه تصاویر با بافت مختلط می باشد. بطور ایده آل کاملاً مناسب جهت شناسایی مشخصه های فرکانسی معرفی شده است. تجزیه دو بعدی تصویر $f(x, y)$ از فیلتر ۱ بعدی پایین گذر $l(i)$ و بالا گذر $h(j)$ در راستای x تشکیل شده است [۲۱]. ماتریس ضرایب دو فیلتر مذکور $f_l(x, y)$ و $f_h(x, y)$ نامگذاری شده است. به همین ترتیب دو فیلتر بالا گذر و پایین گذر در راستای y روی ستون های ماتریس تصویر اعمال می شود که در نهایت منجر به ۴ تصویر $f_s(x, y)$, $f_v(x, y)$, $f_h(x, y)$ و $f_d(x, y)$ برای مرحله اول تجزیه می گردد.

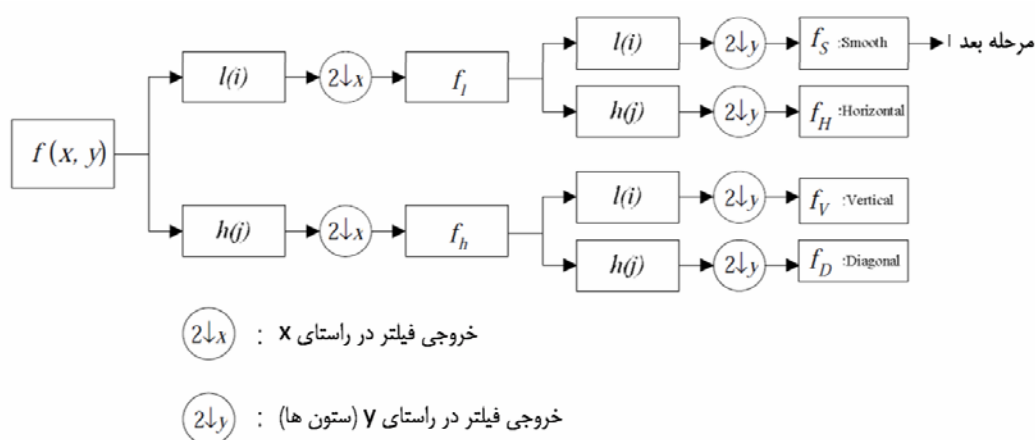
$f_s(x, y)$ تصویر فرکانس پایین می باشد و $f_v(x, y)$, $f_h(x, y)$ و $f_d(x, y)$ به ترتیب تصاویر فرکانس بالا با چرخش قطری، عمودی و افقی می باشند که پس از تجزیه اول تصویر بدست می آیند. در مرحله بعد تجزیه از تصویر فرکانس پایین $f_s(x, y)$ جهت ادامه مراحل هرم هیرارچی استفاده خواهد شد. شکل ۲ دیاگرام تجزیه مرحله اول تصویر با استفاده از تبدیل دو بعدی را نشان می دهد.

با باند کوچکتر در فرکانس های بالا، از تجزیه موجکی بسته ای استفاده می شود [۱۵]. در این روش هر دو تصویر فرکانس بالا و پایین در هر مرحله تجزیه می شوند. از هر دوی این روش های تبدیل موجکی جهت شناسایی انواع بافت های فرکانسی و جداسازی آنها استفاده می شود [۱۹-۱۶].

در روش پیشنهادی حاضر، از هر دو روش مذکور جهت شناسایی مشخصه های تصاویر در زیرمجموعه های تجزیه شده استفاده گردیده است. این مشخصه های رمزگذاری شده به عنوان پارامتر شناسایی برگه های خشک شده در فایل داده ذخیره می شوند. و در نهایت از برگه های انتخاب شده در شرایط آزمون، جهت شناسایی پارامتر های الگو استفاده می شود.

لبه یابی طبق اصول اولیه ماشین بینایی اولین مرحله از الگوریتم این تحقیق می باشد که باعث نمایان شدن خطوط و لبه های مشخصه تصویر می گردد. برگه های خشک شده سیب در شرایط قبل و بعد از ماندگاری طولانی از ساختاری متفاوت تشکیل شده اند [۲۰].

تحقیق حاضر در بخش ۲ به معرفی تئوری روش تجزیه موجکی نرمال و بسته ای و استفاده از آستانه یابی مقادیر انرژی در تصاویر پرداخته است. در بخش ۳ نتایج و بحث ارائه گردیده است.



شکل ۲ دیاگرام تجزیه مرحله اول تصویر با استفاده از تبدیل دو بعدی موجکی نرمال

می گرفته است. شکل ۳ نشان دهنده تقسیمات فیلتری با استفاده از الگوریتم مذکور می باشد.

$f_S^{(2)}(x, y)$	$f_H^{(2)}(x, y)$	$f_H^{(1)}(x, y)$ تصویر چرخش داده شده در راستای افقی
$f_V^{(2)}(x, y)$	$f_D^{(2)}(x, y)$	
$f_V^{(1)}(x, y)$ تصویر چرخش داده شده در راستای عمود		$f_D^{(1)}(x, y)$ تصویر چرخش داده شده در راستای قطر

شکل ۳: دیاگرام تجزیه مرحله اول تصویر با استفاده از تبدیل دو بعدی موجکی در تصویر دو بعدی

همانطور که در شکل نشان داده شده است از تصویر با فرکانس پایین مرحله اول جهت تجزیه مرحله دوم استفاده شده است. این تبدیل مرحله به مرحله در تصویر با فرکانس پایین اعمال شده و تصاویر با فرکانس بالاتری را ایجاد می نماید. شکل ۴ بطور کاملاً محسوس تاثیر این تبدیل در دو نمونه تصویر برگه خشک شده را در دو حالت مانده و سالم نشان می دهد.

الگوریتم تجزیه دو بعدی تصویر با استفاده تبدیل موجکی بدین صورت می باشد [۲۲]:

$$f_l(x, y) = \frac{1}{L_l} \sum_i l(i) \cdot f((2x+i) \bmod M, y)$$

$$f_h(x, y) = \frac{1}{L_h} \sum_j h(j) \cdot f((2x+j) \bmod M, y)$$

برای $y=0, 1, 2, \dots, N-1$ و $x=0, 1, 2, \dots, M/2-1$

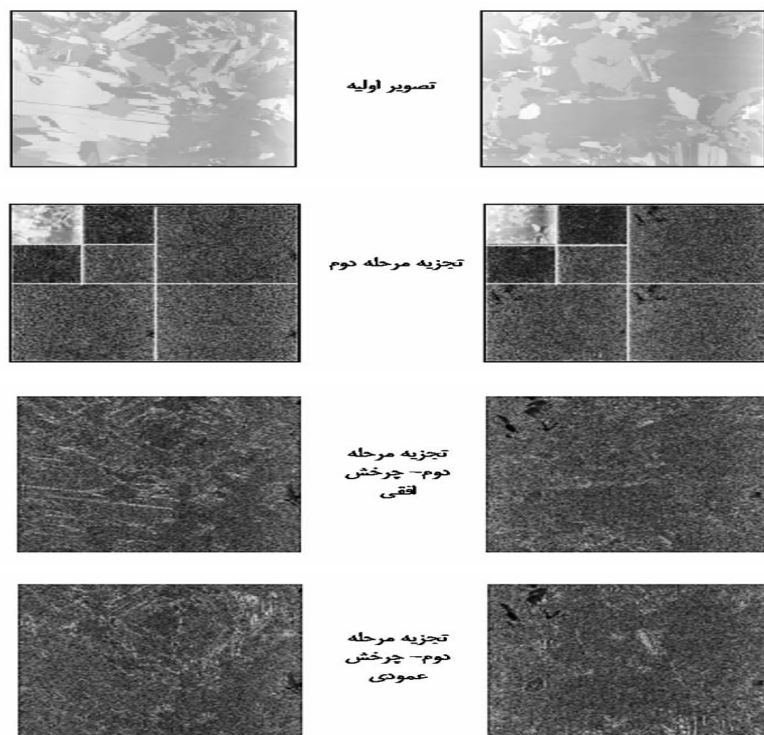
$$f_S(x, y) = \frac{1}{L_l} \sum_i l(i) \cdot f_l(x, (2y+i) \bmod N),$$

$$f_H(x, y) = \frac{1}{L_h} \sum_j h(j) \cdot f_l(x, (2y+i) \bmod N),$$

$$f_V(x, y) = \frac{1}{L_l} \sum_i l(i) \cdot f_h(x, (2y+i) \bmod N),$$

$$f_D(x, y) = \frac{1}{L_h} \sum_j h(j) \cdot f_h(x, (2y+i) \bmod N),$$

برای $y=0, 1, 2, \dots, N/2-1$ و $x=0, 1, 2, \dots, M/2-1$ که در آنها L_l به عنوان طول استفاده شده در فیلتر پایین گذر و L_h طول استفاده شده در فیلتر بالا گذر می باشد. تعداد مراحل تجزیه در تصاویر برگرفته از برگه های خشک شده تا رسیدن به مشخصه مطلوب جهت شناسایی بطور کاملاً تجربی انجام

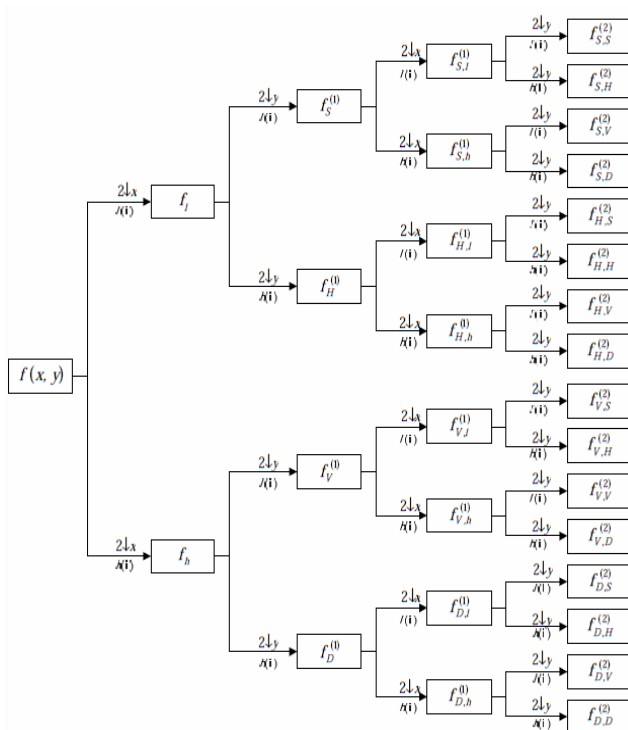


شکل ۴: سمت راست: برگه سالم، سمت چپ: برگه مانده و بی کیفیت

۲-۲- تجزیه تصاویر با استفاده از تجزیه

موجکی بسته ای

همانطور که بیان گردید استفاده از تبدیل موجکی نرمال، منجر به تجزیه تصاویر فرکانس پایین در تصویر اصلی شده و در هر مرحله پارامترهای مشخصه تصویر در تصاویر با فرکانس بالا نمایان می شوند. جهت شناسایی بهتر مشخصه های تصویر از تجزیه بسته ای استفاده می گردد. در این روش، علاوه بر تصویر فرکانس پایین، تصاویر فرکانس بالا هم به ۴ تصاویر مرحله بعدی، تجزیه می شوند. شکل ۵ دیاگرام تجزیه مرحله اول تصویر با استفاده از تبدیل دو بعدی بسته ای را نشان می دهد.



شکل ۵ دیاگرام تجزیه مرحله اول تصویر با استفاده از تبدیل دو

بعدی بسته ای

تصاویر تجزیه شده در این تبدیل بصورت $f_{H,V}^{(2)}$ نامگذاری می شوند که در این مثال تصویر تجزیه شده مرحله دوم با چرخش عمودی می باشد که در مرحله قبل از تصویر با چرخش افقی استخراج شده است. شکل ۶ نشان دهنده تقسیمات فیلتری با استفاده از الگوریتم مذکور می باشد.

حال جهت استخراج مشخصه مطلوب از تصاویر مرحله دوم تجزیه از تعریف انرژی تجزیه در هر ۳ تصویر تجزیه شده استفاده است. که به صورت حاصل تقسیم مربع ماتریس ضرایب هر تصویر بر مربع ماتریس ضرایب تصویر فرکانس پایین تعریف می شود.

$$E_S^{(j)} = \sum_x \sum_y [f_S^{(j)}(x, y)]^2$$

و بنابراین:

$$E_H^{(j)} = \sum_x \sum_y [f_H^{(j)}(x, y)]^2 / E_S^{(j)}$$

$$E_V^{(j)} = \sum_x \sum_y [f_V^{(j)}(x, y)]^2 / E_S^{(j)}$$

$$E_D^{(j)} = \sum_x \sum_y [f_D^{(j)}(x, y)]^2 / E_S^{(j)}$$

حال در هر مرحله J از تجزیه تصاویر، ماتریس سطری به عنوان بردار مولفه انرژی تصویر اصلی آن مرحله به صورت زیر تعریف می گردد:

$$W_J = (E_H^{(J)}, E_V^{(J)}, E_D^{(J)})$$

و در نهایت جهت شناسایی استخراج مشخصه تصویر، از روشی بسیار ساده پیش از روش آستانه یابی استفاده می گردد. بدین صورت که اگر تصویر P و تصویر Q از برگه های سالم و مانده دارای مولفه انرژی $W(P)$ و $W(Q)$ باشند می توان فاصله اقلیدسی میان این دو نقطه را به عنوان معیاری مطلوب جهت شناسایی اولیه مشخصه ها بدین صورت تعریف نمود:

$$D_W(P, Q) = \|W(P) - W(Q)\|$$

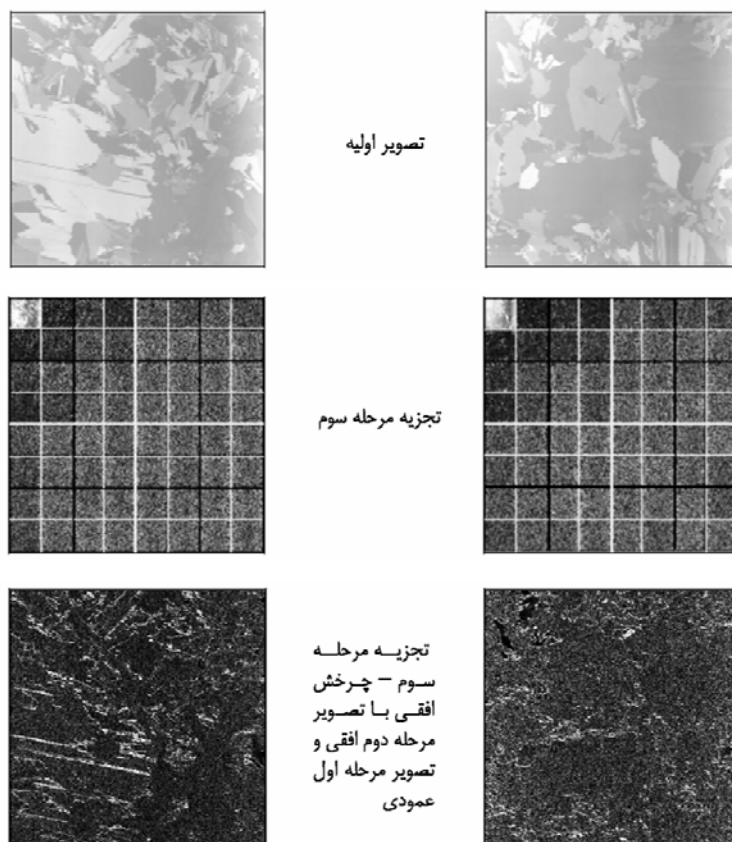
اگر در تصاویر دریافتی از برگه ها، پس از اعمال تبدیل موجی و استخراج مولفه انرژی آنها، دو تصویر از یک ساختار یکسان تشکیل شده باشند با توجه به روابط مذکور و تعاریف صورت گرفته، الگوریتم فاصله D_W دو تصویر را بسیار کوچک و حداقل مقدار را نشان می دهد. در صورت تفاوت در ساختار دانه های کریستالی مانند در تصاویر، این معیار به بیشترین مقدار خود می رسد و کاملاً قابل تشخیص و تمیز توسط الگوریتم در مراحل بعدی خواهد بود.

همانطور که در شکل نشان داده شده است علاوه بر تصویر با فرکانس پایین مرحله اول، از تصاویر فرکانس بالا نیز جهت تجزیه مرحله دوم استفاده شده است. این تبدیل مرحله به مرحله در هر ۴ تصویر اعمال شده و تصاویر با فرکانس بالاتری را ایجاد می نماید. شکل ۷ بطور کاملاً محسوس تاثیر این تبدیل در دو نمونه تصویر برگه خشک شده را در دو حالت مانده و سالم نشان می دهد.

$f_{S,S}^{(2)}$	$f_{S,H}^{(2)}$	$f_{H,S}^{(2)}$	$f_{H,H}^{(2)}$
$f_{S,V}^{(2)}$	$f_{S,D}^{(2)}$	$f_{H,V}^{(2)}$	$f_{H,D}^{(2)}$
$f_{V,S}^{(2)}$	$f_{V,H}^{(2)}$	$f_{D,S}^{(2)}$	$f_{D,H}^{(2)}$
$f_{V,V}^{(2)}$	$f_{V,D}^{(2)}$	$f_{D,V}^{(2)}$	$f_{D,D}^{(2)}$

شکل ۶ دیاگرام تجزیه مرحله دوم تصویر با استفاده از تبدیل موجکی

بسته ای در تصویر دو بعدی



شکل ۷ مراحل تصویربرداری و تبدیل مرحله به مرحله

$$E_{a_1, a_2, \dots, a_J}^{(J)} = \frac{\sum_x \sum_y [f_{a_1, a_2, \dots, a_{J-1}, a_J}^{(J)}(x, y)]^2}{\sum_x \sum_y [f_{a_1, a_2, \dots, a_{J-1}, s}^{(J)}(x, y)]^2}$$

که در نهایت منجر به استخراج $3 \times (4^{J-1})$ مولفه انرژی در تجزیه مرحله J خواهد شد. بردار انرژی در این حالت بصورت زیر تعریف می شود:

همانند تجزیه موجکی نرمال، از تعریف انرژی در این حالت نیز استفاده می شود. بدین صورت که در هر تصویر تجزیه شده، در مرحله J این مقدار همانند روش قبل، حاصل تقسیم مربع ماتریس ضرایب هر تصویر بر ماتریس ضرایب تصویر فرکانس پایین می باشد:

روش در ۳۰ تصویر به عنوان ارزیابی نهایی الگوریتم، محاسبه گردید.

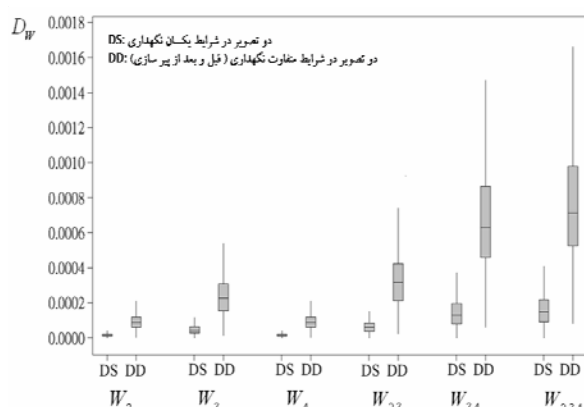
۳-۱- جداسازی تصاویر با استفاده از سه معیار

جداسازی

مشخصه استخراجی دو تبدیل موجکی تجزیه ای و بسته ای در مرحله های مختلف تجزیه منجر به میزان جداسازی متفاوتی در تصاویر خواهند شد بدین صورت که هرچه مرحله تجزیه بالاتر رود میزان دقت در جداسازی افزایش می یابد اما زمان محاسبه الگوریتم به عنوان عامل محدود کننده در این مقوله مطرح می شود.

برای بررسی این موضوع، معیار فاصله اقلیدسی محاسبه شده در دو روش در تمامی تصاویر در نمودار های جعبه ای^۲ آورده شده است. این نمودار ها مقادیر ماکزیمم، مینیمم، میانه و یک-چهارم بردارهای مشخصه تصاویر در ترکیب های مختلف نشان می دهد.

شکل ۸ و ۹ نمودار جعبه ای مقادیر فاصله اقلیدسی D_W در روش تجزیه موجکی نرمال و D_{WP} در روش موجکی بسته ای در مراحل تجزیه مختلف را نشان می دهد. DS مقادیر فاصله در دو تصویر یکسان (در شرایط نگهداری) و DD مقادیر فاصله در دو تصویر متفاوت (قبل و بعد از پیر سازی مصنوعی) می باشد. فاصله مناسب در دو تصویر نا همگون، منجر به افزایش فاصله عمودی میان این دو جعبه در نمودار خواهد شد.



شکل ۸ نمودار جعبه ای مقادیر فاصله اقلیدسی D_W در روش تجزیه موجکی نرمال

$$WP_J = \{E_{a_1, a_2, \dots, a_J}^{(J)} | a_k \in \{S, H, V, D | k=1, 2, \dots, J-1\} \text{ و } a_J \in \{H, V, D\}\}$$

همانند روش قبل اگر تصویر P و تصویر Q در مرحله J از برگه های سالم و مانده دارای مولفه انرژی $WP(P)$ و $WP(Q)$ باشند می توان فاصله اقلیدسی میان این دو نقطه را به عنوان معیاری مطلوب جهت شناسایی اولیه مشخصه ها بدین صورت تعریف نمود:

$$D_{WP}(P, Q) = \|WP(P) - WP(Q)\|$$

برای ارزیابی الگوریتم حدود ۱۰۰ میوه سیب زرد، رقم گلدن دلشیز کاملاً سالم و بدون هیچ گونه لهدگی و خرابی از بازار تهیه و برگه های مرغوب با استفاده از روش های صنعتی و سرمادهی آنی از نمونه ها تهیه و خشک گردید. پس از عکس برداری اولیه از آنها، به مدت ۳۰ شبانه روز در آون بصورت مصنوعی دچار ماندگی و کاهش کیفیت شدند و در پایان ۳۰ روز نیز از نمونه های شماره گذاری شده عکس برداری انجام گردید.

تمامی برگه های خشک شده، اعم از گروه شاهد و گروه با ماندگی طولانی در شرایط آزمایشگاهی کاملاً مشابه و یکسان، در داخل دستگاه اینکوباتور^۱ در دمای ثابت ۲۵ درجه سلسیوس (تقریباً مشابه دمای محیط) نگهداری می شدند.

۳- نتایج

جهت بررسی الگوریتم نوشته شده، ۲۰۰ عکس (۱۰۰ عکس قبل و ۱۰۰ عکس بعد از پیر سازی مصنوعی جهت افزایش ماندگی برگه های خشک شده) توسط دوربین دیجیتال میکروسکوژی با کیفیت تصویر ۲۶۰۰×۲۶۰۰ پیکسل گرفته شد. الگوریتم با استفاده از رایانه با پردازشگر Intel Core2 Due 3GHz توسط زبان برنامه نویسی متلب نوشته و اجرا گردید.

ابتدا با استفاده از روش های تبدیل موجکی مشخصه های ۷۰ تصویر استخراج و سپس با استفاده از معیار های که D_{WP} به عنوان معیار اصلی الگوریتم جهت شناسایی، تصاویر جداسازی گردیدند. در نهایت نرخ جداسازی هر دو

$$\gamma_D = \frac{(m_1 - m_2)^2}{\sigma_1^2}$$

که در آن

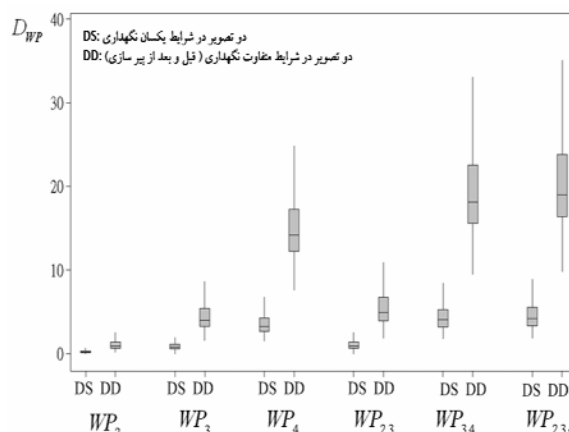
m_1 = میانگین فاصله اقلیدسی بین دو تصویر یکسان (D_W) یا

(D_W)

m_2 = میانگین فاصله اقلیدسی بین دو تصویر متفاوت

σ_1^2 = واریانس فاصله اقلیدسی بین دو تصویر یکسان

مقادیر بالای این معیار نشان دهنده تفاوت بین ساختار تصاویر می باشد. جدول ۱ مقادیر محاسبه شده قدرت جداسازی تصاویر در دو روش موجکی با استفاده از الگوریتم را نشان می دهد. بررسی دقیق روابط ارائه شده در مقادیر انرژی نشان می دهد که ۶ حالت مختلف محاسبه می تواند مورد استفاده قرار گیرد.



شکل ۹ نمودار جعبه ای مقادیر فاصله اقلیدسی D_W در روش

تجزیه موجکی بسته ای

حال با استفاده از معیار فیشر [۲۳] از پارامتر دیگری به صورت زیر جهت بیان قدرت جداسازی دو روش موجکی استفاده شده است:

جدول ۱ مقادیر محاسبه شده قدرت جداسازی تصاویر در دو روش موجکی

روشن تجزیه						مراحل مختلف تجزیه (حالت های مختلف محاسبه)
تجزیه موجکی نرمال	$W_{2,3,4}$	$W_{3,4}$	$W_{2,3}$	W_4	W_3	W_2
	48.1	48.2	36.9	27.6	35.8	26.4
تجزیه موجکی بسته ای	$WP_{2,3,4}$	$WP_{3,4}$	$WP_{2,3}$	WP_4	WP_3	WP_2
	68.3	70.1	56.6	71.4	52.8	27.8

۲-۳- جداسازی تصاویر نهایی جهت ارزیابی

الگوریتم

حال با استفاده از ۳۰ تصویر نهایی در هر دو حالت برگه های خشک شده سالم و مانده، ارزیابی نهایی الگوریتم صورت گرفت. نتایج تشخیص درست الگوریتم با استفاده از دو روش و مدت زمان پردازش آنها در جدول ۲ آورده شده است.

همانطور که جدول بالا و نمودار جعبه ای نشان می دهد مشخصه های استخراجی در روش موجکی بسته ای به مراتب در سطح بالاتری قرار دارند. بهترین قدرت جداسازی در ۴ مرحله اول در روش تجزیه موجکی، $W_{3,4}$ با مقدار قدرت جداسازی 48.2 می باشد که بیانگر تجزیه ترکیبی مرحله ۳ و ۴ می باشد. WP_4 با قدرت جداسازی 71.4 در روش موجکی بسته ای بهترین مقدار قدرت را به خود اختصاص داده است که بیانگر انرژی مرحله ۴ ام تجزیه می باشد.

جدول ۲ نتایج تشخیص درست الگوریتم با استفاده از دو روش و مدت زمان پردازش آنها

زمان پردازش (s)	نرخ جداسازی (%)	حالات مختلف محاسبه	روش تجزیه
0.75	61.3	W_2	تجزیه موجکی نرمال
0.81	83.0	W_3	
0.86	67.5	W_4	
0.81	83.0	$W_{2,3}$	
0.86	98.1	$W_{3,4}$	
0.86	95.4	$W_{2,3,4}$	
1.14	77.3	WP_2	تجزیه موجکی بسته ای
1.70	97.4	WP_3	
2.23	100	WP_4	
1.70	97.4	$WP_{2,3}$	
2.23	100	$WP_{3,4}$	
2.23	100	$WP_{2,3,4}$	

۴- نتیجه گیری

بنابراین همانطور که در نتایج مشاهده می شود استفاده از روش های ارائه شده در این پژوهش در مقوله ماشین بینایی می تواند تاثیر مثبتی در فرآیند های تولید و بهینه سازی محصولات با ماندگاری طولانی داشته باشد به نحوی که با جداسازی محصولات خشک شده صنعتی از جمله برگه سیب، مرغوبیت محصولات تولیدی افزایش داده شود.

با استفاده از روش های تبدیل موجکی بسته ای و نرمال، الگوریتم های جداسازی می تواند در زمان کسری از ثانیه با شناسایی مشخصه های مورد نظر، فرآیند جداسازی محصول را انجام دهد. با معرفی معیار های انرژی و فشر می توان قدرت جداسازی روش های تبدیل موجکی را مورد ارزیابی قرار داد. نتایج نشان می دهد قدرت تشخیص و جداسازی در روش موجکی بسته ای به مراتب بهتر از روش موجکی نرمال می باشد. این مقدار در روش موجکی نرمال در $W_{3,4}$ و در روش موجکی بسته ای در W_4 ماکزیمم می باشد. همچنین بیشترین نرخ جداسازی در روش موجکی بسته ای در ۳ حالت W_4 ، $WP_{3,4}$ و $WP_{2,3,4}$ اتفاق افتاده است که با توجه به مصالحه دو عامل زمان پردازش و نرخ جداسازی می توان بهینه ترین حالت تجزیه را $W_{3,4}$ (تجزیه نرمال ترکیبی) با زمان پردازش 0.86 ثانیه و نرخ جداسازی 98.1 درصد معرفی نمود.

۵- منابع

- [6] Lemarie, P. G., Meyer, Y.: Ondelettes et bases hilbertiennes. *Rev. Mat. Ibero Americana* 2, 1-18 (1986).
- [7] Mallat, S. G.: A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 11, 674-693 (1989).
- [8] Chen, T., Kuo, C.-C. J.: Texture analysis and classification with tree-structured wavelet transform. *IEEE Trans. Image Process.* 2, 429-441 (1993).
- [9] Pichler, O., Teuner, A., Hosticka, B. J.: A comparison of texture feature extraction using adaptive Gabor filtering, pyramidal and tree structured wavelet transforms. *Pattern Recognition* 29, 733-742 (1996).
- [10] Chitre, Y., Dhawan, A. P.: M-band wavelet discrimination of natural textures. *Pattern Recognition* 32, 773-789 (1999).
- [11] Arivazhangan, S., Ganesan, L.: Texture classification using wavelet transform. *Pattern Recognition Letters* 24, 1513-1521 (2003).
- [12] Kumar, V. V., Raju, U. S. N., Sekaran, K. C., Krishna, V. V.: A new method of texture classification using various wavelet transforms based on primitive patterns. *International Journal of Graphics, Vision and Image Processing* 8, 21-27 (2008).
- [13] Luo, B., Aujol, J.-F., Gousseau, Y., Ladjal, S.: Indexing of satellite images with different resolutions by wavelet features. *IEEE Transactions on ImageProcessing* 17, 1465-1472 (2008).
- [14] Reddy, B. V. R., Mani, M. R., Subbaiah, K. V.: Texture classification method using wavelet transforms based on Gaussian Markov random field. *International Journal of Signal and Image Processing* 1, 35-39 (2010).
- [15] Coifman, R. R., Wickerhauser, M. V.: Entropy-based algorithms for best basis selection. *IEEE Transactions on Information Theory* 38, 204-222 (1992).
- [16] Laine, A., Fan, J.: Texture classification by wavelet packet signatures. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 15, 1186-1191 (1993).
- [17] Yoshida, H., Casalino, D. D., Keserci, B., Coskun, A., Ozturk, O., Savranlar, A.: Wavelet-packet-based texture analysis for differentiation between benign and malignant liver tumours in ultrasound images. *Phys. Med. Biol.* 48, 3735-3753 (2003).
- [1] Khademi, M and Jafari, D.: Digital picture processing. Translation. Ferdowsi University of mashhad publication. 832 pages (1383).
- [2] Hill, J. M., Cameron, B.: Automatic identification and data collection: scanning into the future. *Achieving Supply Chain Excellence through Technology* 7, 269-272 (2000).
- [3] Markkainen, M., Ala-risku, T.: Automatic identification – applications and technologies. *Logistics Research Network 8th Annual Conference*, London, UK, (2003).
- [4] McFarlane, D., Sarma, S., Chirn, J. L., Wong, C. Y., Ashton, K.: Auto ID systems and intelligent manufacturing control. *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 16, 365-376 (2003).
- [5] Grossmann, A., Morlet, J.: Decomposition of Hardy functions into square integrable wavelets of constant shape. *SIAM J. Math.* 15, 723-742 (1984).

- [21] Antonini, M., Barlaud, M., Mathieu, P., Daubechies, I.: Image coding using wavelet transform. *IEEE Trans. Image Process.* 1, 205-220 (1992).
- [22] Tsai, D. M., Hsiao, B.: Automatic surface inspection using wavelet reconstruction. *Pattern Recognition* 34, 1285-1305 (2001).
- [23] Webb, A.: *Statistical Pattern Recognition*. John Wiley & Sons, West Sussex, England, 2002.
- [18] Hiremath, P. S., Shivashankar, S.: Texture classification using wavelet packet decomposition. *ICGSTs GVIP Journal* 6, 77-80 (2006).
- [19] Kim, S. C., Kang, T. J.: Texture classification and segmentation using wavelet packet frame and Gaussian mixture model. *Pattern Recognition* 40, 1207-1221 (2007).
- [20] Swain, M. J., Ballard, D. H.: Color indexing. *International Journal of Computer Vision* 71, 11-32 (1991).

Apple dried layer quality and freshness sorting using machine vision technology after artificial aging

Karimi, S.¹, Nikian, A.^{2*}

1. MS Graduated of Agricultural Machinery Engineering, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran.

2. MS Graduated of Agricultural Machinery Engineering, Shiraz University, Shiraz, Iran.

(Received: 88/9/23 Accepted: 88/11/8)

Apple fruit as horticultural products is considered very valuable in terms of food production and employment and exchange technology in Iran. Due to increasing industrial production methods and significant public demand of dried apple layer as an apple product, qualitative separation methods for long time lasting of this product becomes more important. In microscopic scale of fast chilling method, internal surface of dried apple layers consist of Crystal-like beads which are different in size and shape. Finally, arrangements make unique structure before and after of reduction lasting quality. In this research, a technique was presented to fast sorting during constant time process using machine vision technology. At first, the encryption operation for identification of Defined parameters using two methods of Wavelet decomposition and Wavelet packets was done and finally pictures sorting for identification of dried desirable layers from inferior layers using energy values in images after encryption operation were done. Results showed that the Wavelet packets method was more capable in images encryption than the other method. Energy interval detection threshold in images was found quite effective which can identify images of 2600×2600 pixels desirable layers in 0.86 second.

Keywords: Apple layer, Sorting, Machine vision, Artificial aging, Image Processig

* Corresponding Author E-Mail Address: ashkancomp@gmail.com