

تشخیص و جداسازی گره و میانگره در ساقه‌های نیشکر به صورت برخط با کمک بینایی ماشین

هادی اورک^۱ و سامان آبدانان مهدی زاده^{۲*}

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

منابع طبیعی رامین خوزستان

۲. استادیار، دانشکده مهندسی زراعی و عمران روستایی، گروه مکانیک بیوسیستم، دانشگاه کشاورزی و منابع طبیعی

رامین خوزستان

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۵/۵/۱۶ - تاریخ تصویب: ۱۳۹۵/۱۱/۱۷)

چکیده

امروزه مواد خام زیستی به عنوان منبع انرژی تجدید پذیر، سوخت و غیره با توجه به بومی و در دسترس بودن مورد استفاده قرار گرفتند. میانگره حاوی گلوکان است و برای تولید الکل مناسب می‌باشد. حال آنکه گره با درصد لیگنین و سلولز بالا برای شرکت‌هایی که نیاز به حرارت و انرژی دارند مناسب می‌باشد. بنابراین جداسازی اجزای مواد زیستی ارزش این مواد را افزایش خواهد داد. بعلاوه یکنواختی مواد اولیه عملیات کنترل و پردازش را کارآمدتر و عمر تجهیزات فرآوری را بهبود خواهد بخشید. هدف از این پژوهش جداسازی گره و میانگره به صورت خودکار است. به این منظور 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 جداسازی صورت پذیرفت. بر اساس نتایج دقت سامانه بینایی ماشین بیش از ۹۸٪ به دست آمد.

واژه‌های کلیدی: جداسازی، گره، میانگره، پردازش تصویر

مقدمه

در سال‌های اخیر توجه به مواد خام زیستی به عنوان منبع انرژی تجدید پذیر، سوخت و غیره با توجه به بومی و در دسترس بودن بسیار مشهود می‌باشد. مواد خام زیستی را می‌توان در یک فرایند شیمیایی به سوخت‌های مایع و گازهای بیولوژیکی تبدیل کرد و یا به طور مستقیم به عنوان انرژی حرارتی در یک فرایند شیمیایی استفاده نمود (Kumar Pothula et al., 2014). ترکیبات شیمیایی مواد زیستی وابسته به نوع، محل کشت و زمان ذخیره‌سازی گیاهان دارد (Hames et al., 2003). بعلاوه بهینه‌بودن فرایند تولید انرژی به ترکیب نسبت‌های شیمیایی (سلولز^۱، همی‌سلولز^۲ و لیگنین^۳) مواد خام نیز زیستی بستگی دارد (McKendry, 2002). Liu et al. (2010) اجزای مورفولوژیکی مختلف گیاه، مانند: گره، میانگره، برگ و مغز آن را ساختار تشکیل دهنده مواد زیستی گزارش کردند. همچنین گزارش دادند که میانگره حاوی گلوکان^۴

* نویسنده مسئول:

s.abdanan@ramin.ac.ir, Saman.abdanan@gmail.com

1. Cellulose
2. Hemicellulose
3. Lignin
4. Glucan

بیشتری نسبت به گره است و بیشتر برای تولید الکل مناسب است.

Ye et al. (2008) در پژوهشی ترکیبات شیمیایی ذرت را مورد مطالعه قرار دادند و با استفاده از تبدیل فوریه طیف مادون قرمز دریافتند که اجزای ذرت از لحاظ محتوی متفاوت هستند. بر اساس تحقیق آن‌ها مشخص گردید که گره کمترین مقدار قند و پس از آن برگ، پوست بین گره، قسمت پنبه‌ای بین گره، غلاف و پوسته به ترتیب کمترین مقدار قند را دارند. همچنین آن‌ها گزارش کردند که ترکیبات گیاهی نه تنها بین گره و میانگره بلکه در تمام قسمت‌های گیاه متفاوت است. به عنوان مثال ترکیب گلوکان در گره ۳۵٪، میانگره ۴۱٪ و قسمت‌های مختلف گیاه ۳۶٪ که شامل برگ گیاه نیز بود (Ye et al., 2008). Hu et al. (2010) نشان دادند که نتایج تحلیلی ساختاری (مقدار گرمای احتراق، محتویات استخراجی و ترکیب شیمیایی) در میان قسمت‌های مختلف گیاه (گره، میانگره و برگ) متفاوت می‌باشد. این محققین محتویات قند در گره و میانگره را به ترتیب برابر با ۳/۴٪ و ۸/۷٪ گزارش کردند. اصولاً مواد زیستی با درصد لیگنین و سلولز بالا برای شرکت‌هایی که نیاز به حرارت و گرما دارند مناسب بوده در حالی که اگر مقدار قند و نشاسته آن بالا باشد مورد توجه شرکت‌های تولید اتانول

محیط برنامه نویسی، کامپیوتر، سخت افزار و الگوریتمی خاص برای تجزیه و تحلیل تصاویر است که باید از لحاظ هزینه مقرون به صرفه باشند (Du and Sun, 2006). سیستم‌های جداسازی مبتنی بر تجزیه و تحلیل تصاویر، از دو قسمت کلی و رایج تشکیل شده‌اند؛ یک جزء نرم افزاری (الگوریتم) و یک جزء مکانیکی که عملیات فیزیکی جداسازی را انجام می‌دهد. عملیات جداسازی با مکانیزم تغذیه محصول و تصویر برداری از محصول در زوایای مناسب آغاز و با تشخیص توسط الگوریتم خاص و پس از آن به وسیله مکانیزم فیزیکی عملیات جداسازی پایان می‌یابد. (Klasek et al., 2006) پژوهشی برای جداسازی گره و میانگره نمونه‌های خشک گندم، نمونه خشک و مرطوب پنبه، ذرت و پوست ذرت انجام دادند. بر اساس نتایج گزارش شده توسط این محققین جداکننده نیوماتیک دارای مزایای بیشتری نسبت به دیگر اصول جداسازی (خرمن کوبی، ویراتور، شناسایی الکترونیکی و هیدرودینامیکی) است. گره ذرت و پنبه مرطوب برای جداسازی، سرعت حد بالاتری (۱۴۱/۵٪) نسبت به مقدار میانگره در بین نمونه‌های زیستی داشت.

به دلیل ترکیبات متفاوت در اجزای مورفولوژی گیاهان، فرایند شیمیایی متفاوتی به منظور بهره‌روی حداکثری می‌بایست صورت پذیرد. در منابع اطلاعات محدودی در مورد توسعه تجهیزات جداسازی فیزیکی اجزای مواد زیستی وجود دارد. با این حال جداسازی گره و میانگره از اولویت‌های استفاده از مواد زیستی است (Klasek et al., 2006). بنابراین جداسازی اجزای مواد زیستی ارزش این مواد را افزایش داده و مواد اولیه را به صورت یکنواخت در می‌آورد. یکنواختی مواد اولیه عملیات کنترل و پردازش را کار آمدتر و عمر تجهیزات تولید شده را بهبود می‌بخشد. به این منظور هدف از این پژوهش توسعه یک سامانه هوشمند برای جداسازی گره و میانگره از ساقه‌های خرد شده نیشکر می‌باشد.

مواد و روش‌ها

آماده سازی نمونه

ساقه‌های نیشکر (رقم؛ Cp57-614) از موسسه تحقیقات و آموزش توسعه نیشکر و صنایع جانبی خوزستان جمع آوری شدند. به منظور جداسازی گره و میانگره، نمونه‌های ساقه کامل ابتدا سر زنی شدند، سپس به وسیله چاقو، قطعاتی ۵۰-۳۰ میلی‌متری از نمونه‌ها تهیه گردید. تعداد ۱۰۰ عدد ساقه خردشده نیشکر در این پژوهش مورد استفاده قرار گرفت.

می‌باشد (Labbe et al., 2008). بنابراین می‌توان بعد از عملیات خرد کردن گره و میانگره را جداسازی کرد و برای تولید اتانول و غیره استفاده نمود. بعلاوه استحکام مکانیکی نقاط مختلف ساقه برنج در پژوهشی مورد بررسی قرار گرفت (Yore et al., 2002). بر اساس نتایج بدست آمده مشخص گردید که انرژی و نیروی‌های برشی در میانگره نسبت به گره دارای مقادیر کمتری بودند. این نتیجه نشان داد که برای کوچک کردن اندازه گره طی فرایند پیش پردازش، نیازمند به انرژی مکانیکی بیشتری نسبت به میانگره است. بنابراین برای بالا بردن کارایی دستگاه‌های خوردکننده گره و میانگره نیازمند دستگاه‌هایی برای جداسازی است.

اجزای مواد زیستی (گره، میانگره و برگ) از لحاظ مورفولوژیکی با خواص فیزیکی مانند اندازه، شکل و تراکم مرتبط هستند. با این حال گره و میانگره از لحاظ مورفولوژی متمایز و قابل تشخیص هستند. برای استفاده از تفاوت‌های بصری گره و میانگره، تجزیه و تحلیل تصاویر دیجیتال به منظور شناسایی مورد بررسی قرار گرفت. امروزه تکنولوژی‌های متعددی به منظور ارزیابی محصولات کشاورزی به صورت غیرمخرب توسعه یافته است که از آنجمله می‌توان به تکنولوژی ماشین بینایی اشاره نمود. ماشین بینایی یک روش غیر مخرب، نسبتاً سریع و دقیق است که می‌تواند در طول فرآیند تولید، فرآوری و ارزیابی محصولات کشاورزی مورد استفاده قرارگیرد. در این روش با اخذ تصویر از نمونه با توجه به دوربین (سنسور) مورد استفاده ویژگی‌های ظاهری محصول استخراج گردیده و بر اساس تفاوت‌های موجود در این ویژگی‌ها، فرآیند ارزیابی آن محصول انجام می‌پذیرد (Brosnan and Sun, 2002). از مکانیزم جداسازی در صنعت به منظور طبقه‌بندی محصولاتی از قبیل: سیب (Leemans and Destain, 2004) و سیب زمینی (ElMasry et al., 2012) با استفاده از غلطک‌های مخروطی، انار و کشمش به صورت پنوماتیکی (Abbasgholipour et al., 2011) و برنج توسط یک تسمه نقاله با سوراخ‌های متفاوت و یک فن (Wan, 2002) توسعه یافته‌اند. پردازش تصویر به خوبی قابلیت خود را در طبقه‌بندی، تشخیص نقص، بازرسی کیفیت و درجه بندی میوه‌ها (به عنوان مثال: سیب، مرکبات و انار)، سبزیجات (به عنوان مثال: گوجه‌فرنگی) و غلات (به عنوان مثال: گندم و برنج) اثبات کرده است (Brosnan and Sun, 2004; Du and Sun, 2004). در حالی که در بحث مواد زیست توده پردازش تصویر کمتر توسعه یافته است. در پژوهش از پردازش تصویر برای توزیع اندازه ذرات یک نمونه زیستی استفاده کردند (Ighathinathane et al., 2009 a,c). برای جداسازی نیاز به

تهیه تصویر

از یک وب‌کم لاجیتک (مدل C930e، ساخت کشور تایوان) به منظور اخذ تصاویر استفاده گردید. این وب‌کم توانایی گرفتن تصاویری با رزولوشن 1080×1920 پیکسل می‌باشد. در ضمن این وب‌کم امکان اخذ فیلم با سرعت ۳۰ fps با کیفیت Full HD 1080p را دارد. شکل ۱ نمونه‌ای از تصویر اخذ شده توسط این وب‌کم را نمایش می‌دهد. برای جداسازس نمونه‌ها از پس زمینه و کاهش زمان تشخیص در سامانه هوشمند از نوار نقاله با رنگ تیره استفاده شد.

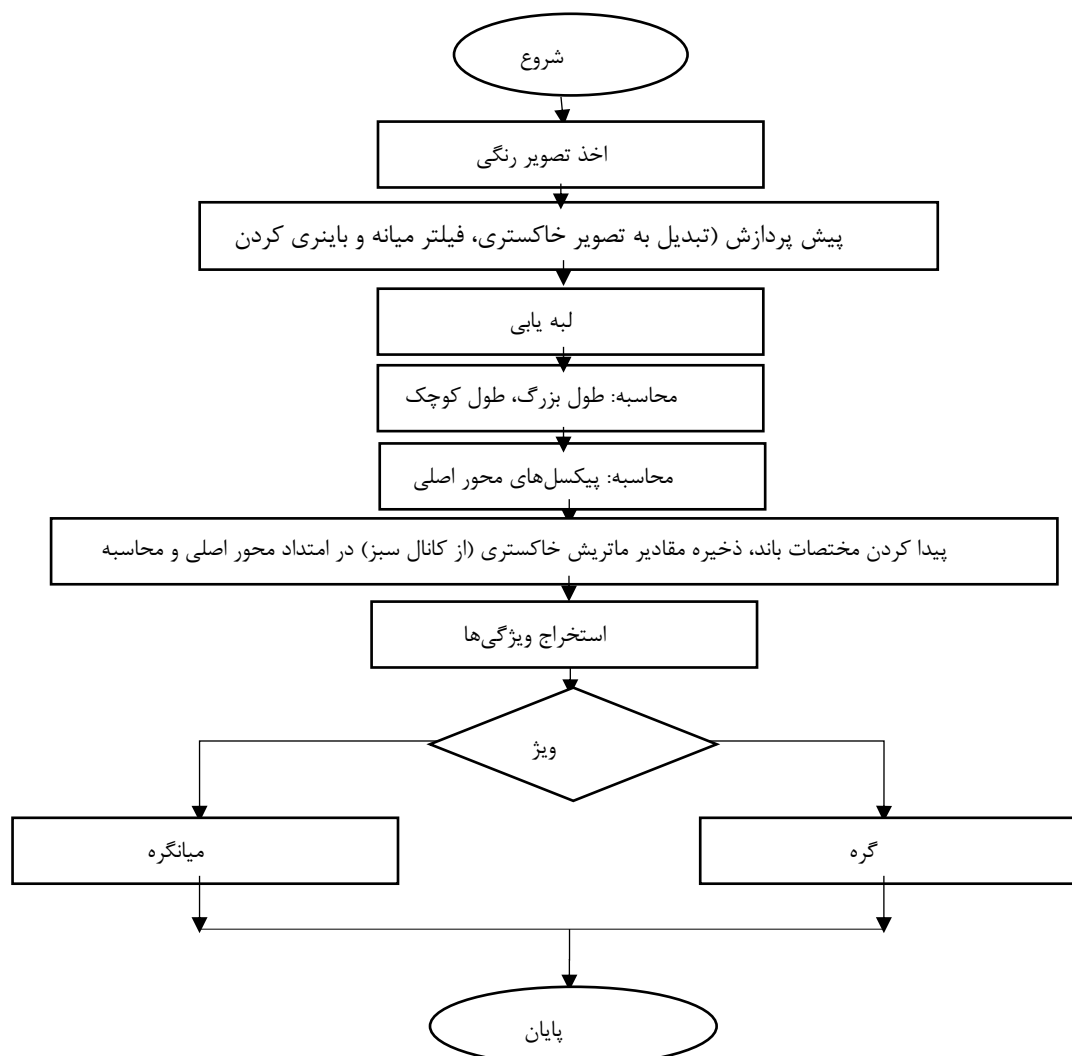
تجزیه و تحلیل تصویر

منطق کلی روش تشخیص گره و میانگره به شرح زیر است: الگوریتم تشخیص گره و میانگره بر اساس ارزش رنگ خاکستری انجام می‌شود. محل‌های که از لحاظ استحکام سخت‌تر و رشد برگ‌ها در آن مکان صورت می‌پذیرد، گره نامیده می‌شوند. بنابراین مقادیر شدت کانال رنگی سبز به عنوان معیاری برای تشخیص قرار گرفت. افت ناگهانی در مقادیر شدت خاکستری

(تک کانال رنگ سبز)، در امتداد محور اصلی قطعه‌ای از ساقه نیشکر می‌توان نشان دهنده گره بر روی آن قطعه باشد، در گره رنگ خاکستری متمایل به خاکستری تیره می‌شود. اما در مقابل، در میانگره تغییرات کم‌تری در شدت رنگ خاکستری در امتداد محور اصلی قطعه مشاهده می‌شود. فلوجارت این روش در شکل ۲ نشان داده شده است.



شکل ۱. نمونه‌ای از تصاویر گرفته شده توسط وب‌کم



شکل ۲. فلوجارت روند تشخیص گره و میانگره از ساقه‌های خرد شده نیشکر



شکل ۴. شماتیک دستگاه جداسازی گره و میانگره

نتایج و بحث

تعیین گروه‌های محاسباتی

مراحل پردازش برای تعیین گره یا میانگره در شکل (۵) نشان داده شده است. مطابق شکل ۵ تصویر رنگی (شکل ۵a) به تصویر خاکستری تبدیل (شکل ۵b) شد؛ سپس برای حذف نویزهای تصویر فیلتر میان عمل شده و نویزها حذف گردیدند (شکل ۴c). با اعمال این فیلتر به میزان ناچیزی تغییر بر روی تصویر ایجاد شد (کمی تاری) که تأثیری بر روی استخراج ویژگی‌ها نداشت. هدف از اعمال فیلتر میان حذف نویز و گرد و غبار بر روی نمونه‌ها بود. تصویر خاکستری به باینری تبدیل و زمینه به رنگ سیاه (ارزش ۰) و نمونه‌ها به رنگ سفید (ارزش ۱) درآمدند (شکل ۵d). از این تصویر برای تشخیص لبه استفاده شد، برای لبه یابی اپراتور کنی مورد استفاده قرار گرفت (شکل ۴e). پس از لبه یابی و تشخیص مرز نمونه‌ها، ویژگی‌های ذکر شده در بخش ۲.۳.۵ محاسبه شدند.

مختصات پیکسل‌ها بر روی طول بزرگ (محور اصلی) از الگوریتم توسعه یافته به روش پیکسل پیش رو محاسبه، ذخیره و رسم شدند (شکل ۵f). به منظور ذخیره‌سازی طیف رنگ خاکستری در روی محور اصلی از مستطیلی که محور آن بر محور اصلی نمونه منطبق بود استفاده گردید. در شکل ۵f خط مرکزی نمونه به رنگ سفید و با ضخامت هشت پیکسل نشان داده شده است.

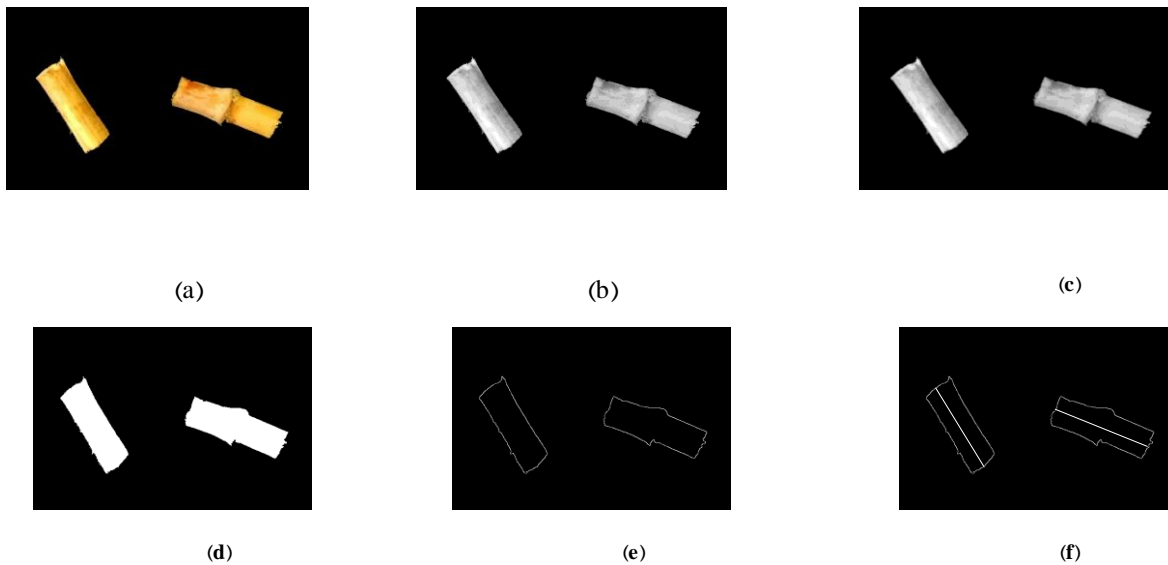
ویژگی دیگر از مقادیر خاکستری تصاویر گره و میانگره (ماکزیمم (GMax)، مینیمم (GMin)، میانگین (GAvg)، انحراف معیار (GStd) و واریانس (GVar)) نیز استخراج شدند. ماتریس خاکستری طبق رابطه ۱ نرمال (Gn) گردید (Kumar Pothula et al., 2014).

$$Gn(i) = \frac{|abs|G(i) - GAvg||}{i=1}^n \quad (1)$$

در این رابطه Gn سطح خاکستری نرمال شده است که مقادیر آن بین ۰ تا GMax-GAvg است. n تعداد پیکسل‌های روی محور اصلی و i شاخص پیکسل‌های روی محور اصلی مستطیل است که از ۱ تا n تغییر می‌کند.

جداسازی

ابتدا گره و میانگره به طور دستی جدا و ویژگی‌ها قید شده در بخش ۲.۳.۵ برای تمامی تصاویر گرفته شده محاسبه و به عنوان معیاری برای جداسازی مورد بررسی قرار گرفتند. این ویژگی‌ها نباید بین گره‌ها و میانگره‌ها هم پوشانی داشته باشد. به طور خلاصه، ابتدا تصاویر باینری و ناحیه محاسباتی برای آنها تعیین گردید. سپس ویژگی‌ها استخراج شده در مقادیر ماتریس خاکستری نرمال شده و جداسازی بر اساس آنها صورت پذیرفت. به منظور بررسی عملکرد سامانه هوشمند تصاویر جداگانه و در هم از گره و میانگره برای آزمایش انتخاب شدند. سپس (مقادیر آستانه) ویژگی‌ها برای جداسازی مورد بررسی قرار گرفت و از سامانه هوشمند برای جداسازی خودکار استفاده گردید. شماتیک دستگاه جداکننده خودکار گره و میانگره در شکل ۴ نشان داده شده است. مدار الکتریکی سیستم کنترلر مربوط که سطح شیب‌دار بوسیله این محرک فعال می‌شود شامل ۲ بخش می‌باشد. بخش اول کنترلر (ATmega328) مورد استفاده در مدار الکتریکی است که عمل فعال‌سازی بخش دوم که استپرموتور می‌باشد را به عهده دارد. منبع توان مورد نیاز در این مدار کنترلی ۱۲ ولت می‌باشد. در ضمن تصمیم‌گیری لازم در کامپیوتر صورت می‌پذیرد و از طریق و پورت USB به برد کنترلی ارسال گردیده که مدار کنترلی سبب فعال‌سازی سطح شیب‌دار و جداسازی نمونه‌ها می‌گردد. کنترلر مورد استفاده در این پژوهش از نوع on-off می‌باشد؛ با تشخیص گره درب باز و گره از مسیر اصلی منحرف می‌شود و پس از آن درب دوباره به حالت بسته باز می‌گردد و عملیات جداسازی ادامه می‌یابد. در صورتی که میانگره تشخیص داده شود درب بسته باقی می‌ماند و نمونه ادامه مسیر را طی خواهد کرد.



شکل ۵. نمونه‌ای از فرایند پردازش تصاویر؛ (a) تصویر اصلی گرفته شده، (b) تبدیل به تصویر خاکستری، (c) اعمال فیلتر میانه، (d) تبدیل به تصویر باینری، (e) لبه یابی با اپراتور کنی و (f) پیدا کردن محور اصلی نمونه‌ها

جدول ۱. مقایسه میانگین مربوط به ویژگی‌های گره و میانگره

تیمار	ویژگی‌ها				
	GVar	GStd	GAvg	GMax	GMin
گره	۴۸۸/۶۴ ^a	۲۱/۶۷۳ ^a	۱۸۷/۵۷ ^a	۱۱۴/۵ ^b	۲۲۲/۹ ^a
میانگره	۳۲/۳۱ ^b	۵/۶۱۷ ^b	۱۹۳/۳۳ ^a	۱۸۲/۹ ^a	۲۰/۱/۹ ^b

حروف مشترک نشان‌دهنده عدم معنی‌داری در سطح احتمال ۵٪

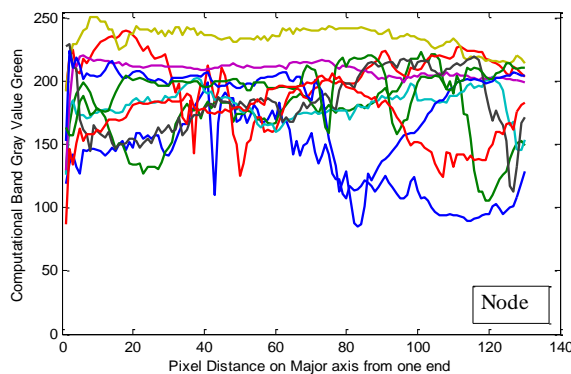
مقدار میانگین (GAvg) برای گره ۲۲۲/۹ و میانگره، ۲۰/۱/۹ داری همپوشانی است و همانطور که در جدول ۱ آمده است این ویژگی برای گره و میانگره اختلاف معنی‌داری ندارد ($p > 0.05$). بنابراین این ویژگی نمی‌تواند ویژگی منحصر به فردی برای جداسازی گره و میانگره باشد. اما انحراف معیار (GStd)، ماکزیمم (GMax)، مینیمم (GMin) و واریانس (GVar) با توجه به وجود اختلاف معنی‌دار میان گره و میانگره ($p < 0.05$) ویژگی‌های مناسبی برای جداسازی بودند.

برای مقایسه بهتر نمونه‌ها در شکل ۶، یک نمونه از گره و میانگره انتخاب و طبق رابطه (۱) هر کدام بر مقادیر میانگین خود نرمال شدند (شکل ۷b). با نرمال شدن تفاوت منحنی گره و میانگره کاملاً مشهود می‌باشد. افت ناگهانی نمودار نشان دهنده میزان تیره بودن آن ناحیه است و از آنجایی که در محل گره ارزش شدتی پیکسل کم و رنگ تیره می‌شود، پس تغییر ناگهانی در نمودار شکل ۷ نشان دهنده گره است. همانطور که انتظار میرفت تفاوت رنگی در میانگره بسیار کم و تفاوت آن با گره کاملاً دیده می‌شود.

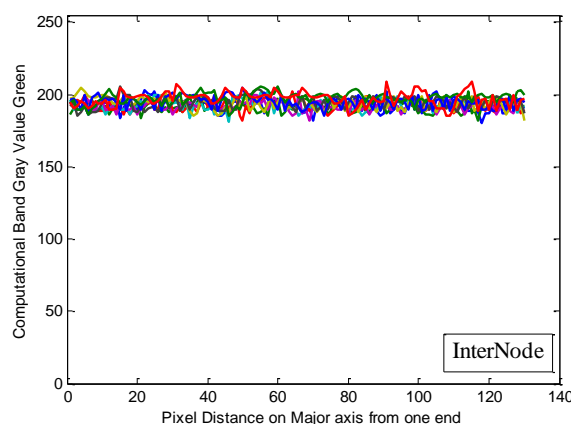
در این پژوهش مشاهده شده که به دلیل تغییر رنگ لبه‌های بریده شده (لکه‌های تیره ناشی از برش و ترک خطا ایجاد می‌کنند)، امکان تشخیص نادرست میانگره به جای گره افزایش می‌یابد؛ به این منظور ابتدا ناحیه مستطیلی جدا شده از مرکز نمونه‌ها (محلی که ویژگی‌ها از درون آن محاسبه می‌شود) از قسمت برش یافته از هر دو طرف نمونه به اندازه ده درصد از طول بزرگ (محل برش) جابه‌جا گردید. مقدار ده درصد با سعی و خطا بدست آمد. این مقدار برای بدترین حالت و زمانی که محل برش‌ها نا منظم‌تر باشند، بدست آمد.

تأثیر ویژگی‌ها در شناسایی

در شکل ۶ نمودار ارزش ماتریس خاکستری در امتداد محور اصلی باند برای ده عدد گره و میانگره رسم شده است. هر دو نمودار تفاوت ارزش خاکستری را به طور واضح برای گره و میانگره نشان می‌دهند. به طور متوسط مقدار انحراف معیار (GStd) برای میانگره‌ها کمتر از ۵/۷ و گره‌ها ۲۱/۶۷۳ بود. در نمودار شکل ۶a افت ناگهانی در ارزش پیکسل‌ها، نشانی از وجود گره است. در حالی که برای میانگره‌ها تغییرات این روند کمتر مشاهده می‌شود. آنالیز آماری مقادیر مینیمم (GMin)، ماکزیمم (GMax) و میانگین (GAvg) برای ده نمونه گره و میانگره که نمودار ارزش پیکسل به طول نمونه در جدول ۱ نشان داده شده است. هر چه ساقه خشک‌تر باشد میزان تغییر رنگ گره بیشتر و جداسازی راحت‌تر انجام می‌شود (Kumar (Pothula et al., 2014).



(a)



(b)

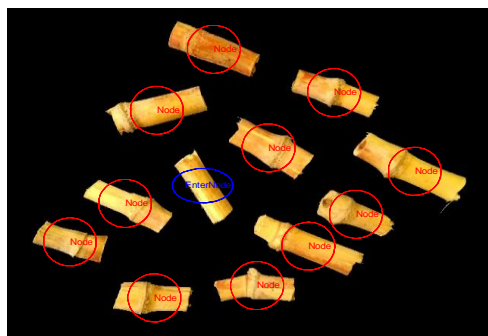
شکل ۶. نمودار مقادیر خاکستری درون باند تشکیل شده بر روی نمونه، برای ده نمونه گره (a) و میانگره (b)

نمونه گره و میانگره را نشان می‌دهد. در ضمن زمان لازم برای آنالیز این ۶۸ نمونه به صورت آنلاین با کامپیوتر (Dell Inspiron 5110-N, Intel (R) Core (TM) i7-2670 QM CPU @ 2.20 GHz, RAM 8 GB) ۴/۰۴ ثانیه بود که به طور متوسط برای هر نمونه ۰/۷۲ ثانیه می‌باشد.

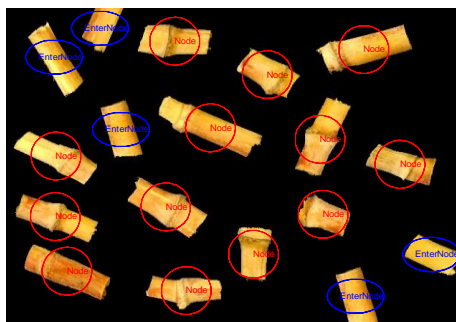
Yamamoto *et al.* (2016) در پژوهشی کیفیت و رشد گوجه فرنگی را تابعی از تعداد گره‌ها و فواصل بین گره‌های موجود بر روی ساقه گیاه گوجه فرنگی گزارش دادند، برای تشخیص گره و میانگره ساقه گیاه گوجه فرنگی از روش پردازش تصویر استفاده کردند، برای ارزیابی پژوهش خود ۳۵۸ گره بر روی ساقه را مورد بررسی قرار دادند و دقت آن را ۰/۷۲٪ گزارش کردند. در پژوهشی دیگر McCarthy *et al.* (2008) تشخیص تنش آبی گیاه پنبه را وابسته به طول میانگره ساقه گزارش دادند. این محققین با استفاده از بینایی ماشین به تشخیص گره بر روی ساقه گیاه پنبه پرداختند، دقت این پژوهش ۰/۸۸٪ بود. در پژوهشی دیگر با استفاده پردازش تصویر و الگوریتم سوبل شناسایی گره در ساقه‌های نیشکر انجام شد (Moshashai *et al.*,

اعتبار سنجی الگوریتم توسعه یافته و سامانه جداساز هوشمند برای ارزیابی الگوریتم توسعه یافته ۱۲ و ۱۸ عدد گره و میانگره به صورت تصادفی انتخاب و از آن‌ها تصاویری اخذ شد. تصاویر اخذ شده در نرم افزار Matlab و الگوریتم توسعه یافته در محیط برنامه نویسی متلب مورد بررسی قرار گرفتند. همانطور که در شکل ۸ مشخص می‌باشد ۳۰ نمونه به درستی تشخیص داده شدند (شکل ۷a و ۷b).

بعد از انتخاب ویژگی‌های مناسب برای جداسازی ویژگی واریانس (GVar) به دلیل داشتن بیشترین دامنه اختلاف برای افزایش سرعت به سامانه جداساز هوشمند داده شد. تعداد ۶۸ نمونه برای جداسازی به سامانه هوشمند داده شد و از بین ۶۸ نمونه تنها ۱ نمونه به اشتباه تشخیص داده شد که علت آن وجود لکه تیره به دلیل فرو رفتگی غیر متعارف نمونه (میانگره) و تشخیص اشتباه آن به عنوان گره بود. بنابراین میزان دقت آن در تشخیص و جداسازی بیشتر از ۰/۹۸٪ بود. دقت بالای این روش پیشنهادی نشان دهنده کیفیت بالقوه الگوریتم توسعه یافته برای جداسازی گره و میانگره است. شکل ۹ جداسازی دو



(a)



(b)

شکل ۸. ارزیابی الگوریتم توسعه یافته با ۳۰ نمونه گره و میانگره



(a)



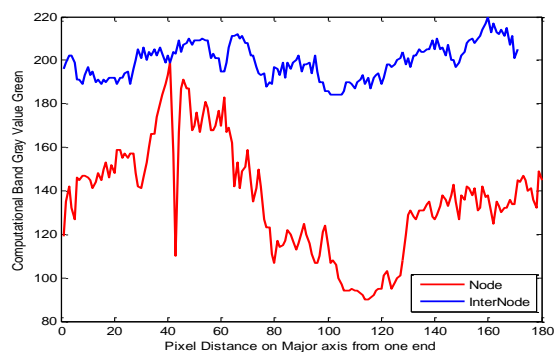
(b)

شکل ۹. نمونه‌ای از جداسازی گره (a) و میانگره (b) توسط سامانه جداساز هوشمند

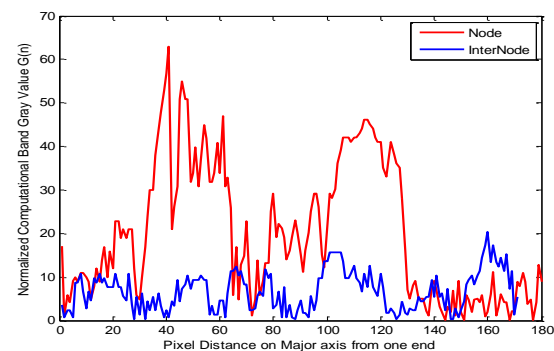
نتیجه‌گیری

در این پژوهش گره و میانگره ساقه‌های خرد شده نیشکر با کمک تکنیک پردازش تصویر به صورت برخط تشخیص داده شدند. ویژگی‌های استخراج شده شامل ماکزیمم، مینیمم، انحراف معیار و واریانس بودند که از میان این ویژگی‌ها انحراف

۲۰۰۸. بر اساس نتایج این محققین خطای نسبی در روش پیشنهادی در تشخیص گره‌ها ۲/۰۸ درصد گزارش گردید. (2011) Mebatsion and Paliwal برای جداسازی دانه‌های سالم از دانه‌های شکسته از پردازش تصویر و روش فوریه بیضوی استفاده کردند، انحنای دانه سالم و لبه‌های زیر و گره مانند دانه‌های شکسته را مورد بررسی قرار دادند، در نهایت میزان دقت در تشخیص دانه‌های سالم از ناسالم بیش از ۹۸٪ بود. این پژوهش، با توجه به دقت تشخیص و جداسازی بیش از ۹۸٪ نسبت به پژوهش‌های ذکر شده به منظور تشخیص گره و میانگره دقیق‌تر و کارآمدتر است. به منظور جداسازی از روش پیشنهادی ابتدا نمونه‌ها می‌بایست به صورت تک روی تسمه نقاله حرکت کنند و از تجمع نمونه‌ها خوداری شود. به این منظور می‌توان از مکانیزمی (به عنوان مثال: ارتعاش) برای جلوگیری از تجمع نمونه‌ها بر روی هم استفاده کرد (Zhang *et al.*, 2005; Wang and Paliwal, 2006; Zhong *et al.*, 2009; Yan *et al.*, 2011). بعلاوه سامانه توسعه یافته در مواردی که نمونه‌ها به صورت استوانه نباشند و مرکز نمونه در داخل آن نباشد خطا داشته باشد. در ضمن هر تغییر ناگهانی برای مثال در محل برش (که با تشکیل باند این مشکل رفع شد) در نمونه امکان تشخیص نادرست را افزایش می‌دهد.



(a)



(b)

شکل ۷. (a) نمودار مقادیر خاکستری برای گره و میانگره در امتداد باند محور اصلی و (b) نمودار مقادیر نرمال شده برای گره و میانگره در امتداد باند محور اصلی

قدرتمند برای جداسازی گره و میانگره از ساقه‌های خرد شده نیشکر باشد. استفاده از این روش به دلیل سادگی و کاهش زمان تشخیص بهترین گزینه برای استفاده در سامانه هوشمند به منظور جداسازی گره و میانگره خواهد بود.

تشکر و قدردانی

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

REFERENCES

- Abbasgholipour, M., Omid, M., Keyhani, A. and Mohtasebi, S. 2011. Color image segmentation with genetic algorithm in a raisin sorting system based on machine vision in variable conditions. *Expert Syst. Appl.* 38, 3671–3678.
- Brosnan, T. and Sun, D. W. 2002. Inspection and grading of agricultural and food products by computer vision systems – a review. *Comput. Electron. Agric.* 36, 193–213.
- Brosnan, T. and Sun, D. W. 2004. Improving quality inspection of food products by computer vision – a review. *J. Food Eng.* 61, 3–16.
- Du, C. J. and Sun, D. W. 2004. Recent developments in the applications of image processing techniques for food quality evaluation. *Trends Food Sci. Tech.* 15, 230–249.
- Du, C. J. and Sun, D.W. 2006. Learning techniques used in computer vision for food quality evaluation: a review. *J. Food Eng.* 72, 39–55.
- ElMasry, G., Cubero, S., Molt, E. and Blasco, J. 2012. In-line sorting of irregular potatoes by using automated computer-based machine vision system. *J. Food Eng.* 112, 60–68.
- Gonzalez, R. C. Woods, R. E. and Eddins, S. L. 2009. *Digital Image Processing Using MATLAB*, vol. 2.
- Hames, B. R., Thomas, S. R., Sluiter, A. D., Roth, C. J. and Templeton, D. W. 2003. Rapid biomass analysis. In: *Biotech. Fuels Chem.* Springer, pp. 5–16.
- Hu, Z., Sykes, R., Davis, M. F., Charles Brummer, E. and Ragauskas, A. J. 2010. Chemical profiles of switchgrass. *Bioresource Technol.* 101, 3253–3257.
- Igathinathane, C., Melin, S., Sokhansanj, S., Bi, X., Lim, C., Pordesimo, L. and Columbus, E. 2009a. Machine vision based particle size and size distribution determination of airborne dust particles of wood and bark pellets. *Powder Technol.* 196, 202–212.
- Igathinathane, C., Pordesimo, L. and Batchelor, W. 2009b. Major orthogonal dimensions measurement of food grains by machine vision using imagej. *Food Res. Int.* 42, 76–84.
- Igathinathane, C., Pordesimo, L., Columbus, E. P., Batchelor, W. D. and Sokhansanj, S. 2009c. Sieveless particle size distribution analysis of particulate materials through computer vision. *Comput. Electron. Agric.* 66, 147–158.
- Igathinathane, C., Ulusoy, U. and Pordesimo, L., 2012. Comparison of particle size distribution of celestite mineral by machine vision Rvolume approach and mechanical sieving. *Powder Technol.* 215, 137–146.
- Klasek, S., Womac, A., Yoder, D. and Hayes, D. 2006. Terminal velocity determination for component separation of biomass. In: *American Society of Agricultural and Biological Engineers Annual International Meeting.* Portland, Oregon, USA, pp. 9–12.
- Kumar Pothula, A., Igathinathane, C., Kronberg, S. and Hendrickson, J. 2014. Digital image processing based identification of nodes and internodes of chopped biomass stems. *Computers and Electronics in Agriculture.* 105, 54-65.
- Labbe, N., Philip, X. Y., Franklin, J. A., Womac, A. R., Tyler, D. D. and Rials, T.G. 2008. Analysis of switchgrass characteristics using near infrared techniques. *BioResources* 3, 1329–1348.
- Leemans, V. and Destain, M. F. 2004. A real-time grading method of apples based on features extracted from defects. *J. Food Eng.* 61, 83–89.
- Liu, L., Ye, X. P., Womac, A. R. and Sokhansanj, S. 2010. Variability of biomass chemical composition and rapid analysis using FT-NIR techniques. *Carbohydr. Polym.* 81, 820–829.
- McCarthy, C., Hancock, N. and Raine, S. 2008. *On-the-go machine vision sensing of cotton plant geometric parameters: first results.* In: *Mechatronics and machine vision in practice.* Springer-Verlag, Berlin, Germany. 305-312.
- McKendry, P. 2002. Energy production from biomass (part 1): overview of biomass. *Bioresource Technol.* 83, 37–46.
- Mebatsion, H. and Paliwal, J. 2011. A fourier analysis based algorithm to separate touching kernels in digital images. *Biosyst. Eng.* 108, 66–74.
- Moshashai, K., Almasi, M., Minaei, S., and Borghei, A. M. 2008. Identification of sugarcane nodes using image processing and machine vision technology. *International Journal of Agricultural Research*, 3(5), 357-364.

- Wan, Y. N. 2002. Kernel handling performance of an automatic grain quality inspection system. *Trans. ASAE* 45, 369–377.
- Wang, W. and Paliwal, J. 2006. Separation and identification of touching kernels and dockage components in digital images. *Can. Biosyst. Eng.* 48, 7.
- Yamamoto, K., Guo, W. and Ninomiya, S. 2016. Node Detection and Internode Length Estimation of Tomato Seedlings Based on Image Analysis and Machine Learning. *Sensors*. 16:(7) 1044-1060.
- Yan, L., Park, C. W., Lee, S. R. and Lee, C. Y. 2011. New separation algorithm for touching grain kernels based on contour segments and ellipse fitting. *J. Zhejiang Univ. SC C* 12, 54–61.
- Ye, X. P., Liu, L., Hayes, D., Womac, A., Hong, K. and Sokhansanj, S. 2008. Fast classification and compositional analysis of cornstover fractions using fourier transform near-infrared techniques. *Bioresource Technol.* 99, 7323–7332.
- Yore, M. W., Jenkins, B. M. and Summers, M. D. 2002. Cutting properties of rice straw. In: *ASAE Annual International Meeting*, Paper.
- Zhang, G., Jayas, D. S. and White, N. D. 2005. Separation of touching grain kernels in an image by ellipse fitting algorithm. *Biosyst. Eng.* 92, 135–142.
- Zhong, Q., Zhou, P., Yao, Q. and Mao, K. 2009. A novel segmentation algorithm for clustered slender-particles. *Comput. Electron. Agric.* 69, 118–127.