

پتانسیل به‌کارگیری تکنیک ماشین‌بینایی برای جداسازی کیفی مغز گردو (رقم کاغذی)

ولی رسولی شربیانی^{۱*}، رویا فرهادی^۲، امیرحسین افکاری سیاح^۳ و ابراهیم تقی‌نژاد^۴

چکیده

امروزه روش ماشین‌بینایی به‌طور گسترده در کشاورزی و به‌ویژه در صنایع غذایی مورد استفاده قرار می‌گیرد. از این سیستم در واحدهای جداسازی کیفی، به‌ویژه برای محصولات باارزش نظیر مغز گردو می‌توان استفاده نمود. در این تحقیق امکان جداسازی مغز گردو در سه دسته کیفی مغز گردوهای سالم روشن، سالم تیره و معیوب بر اساس فضاهای رنگی RGB، HSV و $L^*a^*b^*$ مورد بررسی قرار گرفت. سامانه ماشین‌بینایی شامل جعبه روشنائی، دوربین تصویربرداری (مدل سونی با دقت ۴ مگاپیکسل)، رایانه و نرم‌افزار متلب است. پس از تصویربرداری از نمونه‌ها در فضای RGB، مؤلفه‌های مربوط به دو فضای رنگی دیگر با استفاده از توابع تبدیل به دست آمد. سپس، جداسازی نمونه‌های سالم از ناسالم با استفاده از تحلیل آماری سه فضای رنگی ذکر شده، مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج نشان داد که در سیستم رنگی RGB از طریق مؤلفه‌های R (شدت رنگ قرمز) و G (شدت رنگ سبز) و در سیستم رنگی HSV بر اساس مؤلفه‌های H و V جداسازی نمونه‌های سالم امکان‌پذیر است. همچنین در فضای رنگی $L^*a^*b^*$ مؤلفه‌های L^* و b^* قادر بودند که نمونه‌های سالم را از دو دسته دیگر نمونه‌ها جدا کنند. اما در مورد جداسازی نمونه‌های سالم تیره از نمونه‌های معیوب، به‌دلیل هم‌پوشانی رنگ‌ها این امکان وجود ندارد. از بین شاخص‌های بافت سطحی، فقط پارامترهای energy و contrast قادر به جداسازی نمونه‌های سالم بودند.

واژه‌های کلیدی: جداسازی، کیفیت، ماشین‌بینایی، مغز گردو.

ارجاع: رسولی شربیانی و. فرهادی ر. افکاری سیاح ا. ح. و تقی‌نژاد ا. ۱۳۹۹. پتانسیل به‌کارگیری تکنیک ماشین‌بینایی برای جداسازی کیفی مغز گردو (رقم کاغذی). نشریه پژوهش‌های مکانیک ماشین‌های کشاورزی. ۹(۲): ۹-۱.

۱- دانشیار گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه محقق اردبیلی.

۲- فارغ‌التحصیل دکتری، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه محقق اردبیلی.

۳- دانشیار گروه مهندسی ماشین‌های کشاورزی، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه محقق اردبیلی.

۴- دانشیار گروه مهندسی فناوری کشاورزی، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه محقق اردبیلی.

* نویسنده مسئول: vrasooli@uma.ac.ir

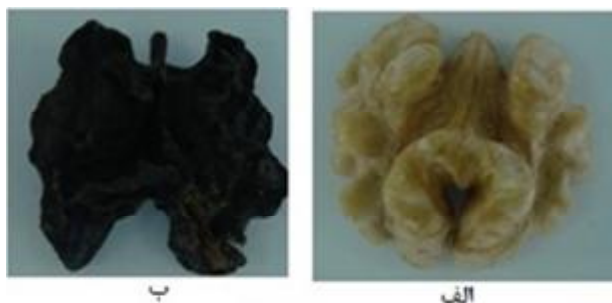
تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۰۱/۱۵

تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۰۶/۱۷

مقدمه

گردو از محصولات باارزشی است که به میزان فراوانی در کشور تولید می‌شود به طوری که بر اساس آمار فائو ایران سالانه با تولید ۳۹۵ هزار تن گردو در سطحی بیش از ۱۵۰ هزار هکتار سومین کشور تولیدکننده این محصول پس از چین و آمریکا محسوب می‌شود (Anonymous, 2017). ارزش غذایی بالای مغز گردو سبب شده است تا به‌طور گسترده در بسیاری از مواد غذایی به‌صورت فرآوری‌شده مورد استفاده قرار گیرد. از کل گردوی تولید شده در ایران بیشتر به مصرف داخلی رسیده و تنها ۱۱ درصد از آن به خارج از کشور صادر می‌شود که یکی از دلایل اصلی آن

عدم یکنواختی محصول تولیدی است (Ebrahimi *et al.*, 2009). وجود مغز گردوهای با رنگ یا روشنی متفاوت و به‌ویژه مغزهای معیوب به شکل چروکیده و تیره کیفیت توده اصلی را به شدید کاهش می‌دهد. در این زمینه، فقدان وجود حسگرهای مناسب برای تشخیص نمونه‌های معیوب سبب عدم توسعه ماشین‌های جداساز یا درجه‌بندی مغز گردو شده است. جداسازی مغز گردوهای معیوب و تیره از نمونه‌های سالم به‌راحتی و به‌صورت چشمی بر اساس ویژگی‌های ظاهری امکان‌پذیر است. تفاوت‌های بارز بین مغز گردوی سالم و معیوب از لحاظ ظاهری در شکل ۱ قابل مشاهده است.



شکل ۱- الف) مغز گردوی سالم و ب) مغز گردوی ناسالم

به همین علت، استفاده از روش ماشین بینایی برای تشخیص، بر اساس ویژگی‌های ظاهری ایده بسیار مناسبی خواهد بود. از این رو امروزه استفاده از این روش در کشاورزی و به‌ویژه صنایع غذایی گسترش یافته است. دلیل این امر، سرعت بالا، اقتصادی بودن و ارزشیابی قابل قبول آن برای نظارت و ارزیابی مواد غذایی و کشاورزی است (Sun, 2000). در این ارتباط به نمونه‌هایی از پژوهش‌های انجام‌شده برای تشخیص بر اساس کیفیت ظاهری در پرتقال، هلو و سیب (Blasco *et al.*, 2003; Ahmadi & Amiri-Parian, 2015)، خرما (Al Ohali *et al.*, 2011) و تمر هندی (Jaisin, 2008 & Jarimopas, 2013) و سیب (Mohamadi *et al.*, 2013) و سیب (Janati & Orak, 2016; Izadi *et al.*, 2018) می‌توان اشاره کرد. اما تحقیقاتی که به‌طور مستقیم به بررسی کیفیت گردو پرداخته‌اند بسیار معدودند. در ارتباط با این بحث، Hajizadeh & Kasraee (2007) بر روی درجه‌بندی گردو با استفاده از ماشین بینایی بر اساس جرم ویژه مطالعه کردند. مقادیر ضریب تعیین برای سه روش شعاع مؤثر،

مساحت سطح و مجموع المان‌ها به ترتیب ۰/۸۲، ۰/۹۴ و ۰/۸۷ به دست آمد که روش مساحت سطح به دلیل داشتن ضریب تعیین بالاتر نسبت به دو روش دیگر مناسب‌تر بود. (Mahmudi & Khazayi, 2007) برای شناسایی ژنوتیپ‌های گردو با استفاده از روش‌های پردازش تصویر و شبکه عصبی، خواص رنگی و ظاهری برگ‌ها و میوه‌ها را بررسی کردند در این تحقیق سه نمونه گردوی تجاری (Lara, Serr, Rond de montignac) و دو ژنوتیپ (Z53 و Z63) مورد مطالعه قرار گرفت. این تحقیق نشان داد که خواص رنگی و مورفولوژیکی به‌طور موفق باعث تمایز ژنوتیپ‌های مختلف گردو می‌شوند. با مقایسه توزیع فراوانی مؤلفه‌های رنگی، این نتیجه حاصل شد که بهترین مؤلفه جهت جداسازی نمونه‌ها از هم مؤلفه رنگ آبی است. طبقه‌بندی با استفاده از مدل شبکه عصبی ناظر نسبت به مدل غیرناظر جواب‌دهی بهتر و دقیق‌تری داشت. به طوری که تقریباً با دقت بیشتر از ۹۵٪ جداسازی نمونه‌ها را توانست انجام دهد. همچنین (Afkari-Sayyah *et al.*, 2016) به‌کارگیری روش پردازش تصویر و پارامترهای اندازه و رنگ،

سه مدل رنگی RGB، HSV و $L^*a^*b^*$ به منظور بررسی امکان جداسازی مغز گردوها در سه دسته کیفی روشن سالم، روشن تیره و نمونه‌های معیوب است.

مواد و روش‌ها

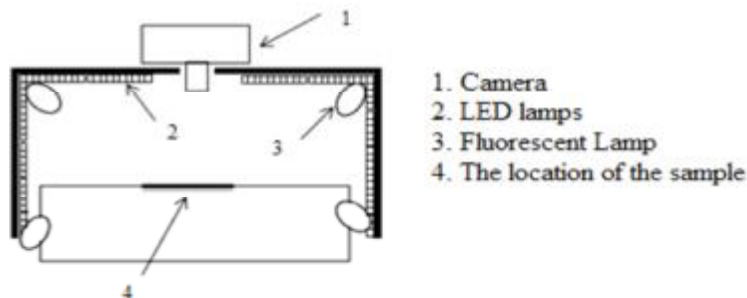
تهیه نمونه و اجرای آزمایش

برای انجام آزمایش، ۱۰ کیلوگرم گردو رقم کاغذی مستقیماً از باغ‌های شهرستان مراغه تهیه و به آزمایشگاه خواص فیزیکی دانشگاه محقق اردبیلی منتقل شد. پوسته خارجی گردوها با استفاده از گردوشکن دستی جدا و مغز گردوها به صورت دوتکه جمع‌آوری شد. تمامی نمونه‌های سالم (عاری از مغزهای شکسته) در سه دسته کیفی روشن سالم، روشن تیره و معیوب به صورت چشمی از هم جدا شدند. سپس به صورت تصادفی ۳۰۰ نمونه از هر دسته جدا و مورد تصویربرداری قرار گرفت. سامانه ماشین بینایی مورد استفاده در این تحقیق شامل محفظه نوردهی، دوربین عکاسی SONY مدل SC-W12 با رزولوشن ۴ مگاپیکسل، رایانه و نرم‌افزار MATLAB است. درون محفظه نورپردازی مورد استفاده در این تحقیق از دو نوع لامپ که شامل دیوهای نورانی و لامپ‌های فلورسنت بود استفاده شد (شکل ۲).

الگوریتمی را برای تشخیص اندازه‌های ربعی، نیمه و خرده، و نیز رنگ‌های بسیار روشن، روشن و کهربایی روشن توسعه دادند. نتایج تحقیق آن‌ها نیز نشان داد که دقت و سرعت تشخیص بر اساس اندازه به مراتب بیشتر از تشخیص دسته‌های رنگی است.

در روش ماشین بینایی عموماً از ویژگی‌های اندازه، شکل، رنگ و بافت برای تشخیص یک موضوع در تصویر می‌توان استفاده نمود. در این بین استفاده از شاخص رنگ متداول‌تر از مؤلفه‌های دیگر بوده به طوری که امروزه در اغلب دستگاه‌های تجاری جداسازی و درجه‌بندی مورد استفاده قرار می‌گیرد. در سال‌های اولیه استفاده از روش ماشین بینایی، ارزیابی رنگ محصول بر اساس تصاویر خاکستری (gray-scale) که توسط دوربین‌های تک رنگ گرفته شده بود انجام می‌پذیرفت، اما امروزه در مراکز آماده‌سازی و فرآوری از دوربین‌های ویدیویی با مبنای RGB استفاده می‌شود. هر پیکسل در تصویر رنگی شامل سه مقدار شدت رنگ است که هر رنگ را از سه مؤلفه رنگی آبی، سبز و قرمز می‌توان به دست آورد. برای این منظور نیز در اغلب موارد از دوربین‌های three-chip (CCD, CMOS) که دقت بالایی در تعیین رنگ و رزولوشن (resolution) دارند استفاده می‌شود.

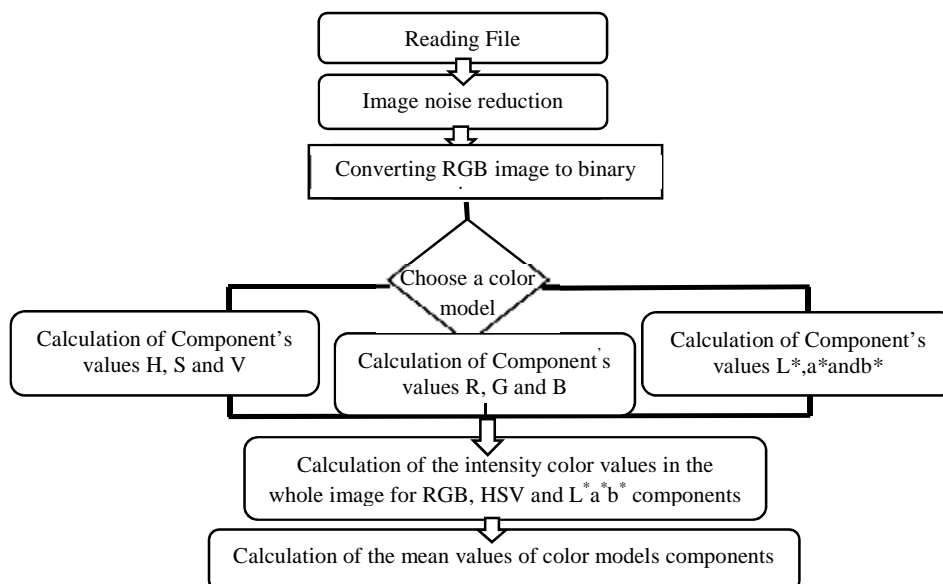
با توجه به سابقه تحقیقات انجام شده، هدف از این پژوهش تحلیل ویژگی‌های رنگی مغز گردو رقم کاغذی بر مبنای



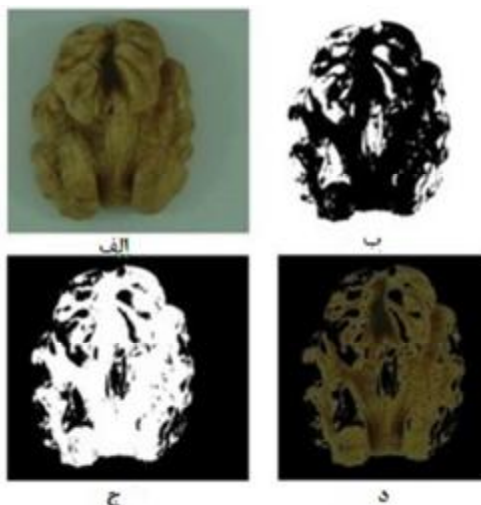
شکل ۲- نمای شماتیکی از فضای نورپردازی، موقعیت نمونه و دوربین

این ارتباط، m و n تعداد سطرها و ستون‌های تشکیل‌دهنده تصویر است. بنابراین هر پیکسل اطلاعاتی از مقادیر رنگ‌های قرمز، سبز و آبی آن نقطه به همراه مختصات مکانی آن دارد. سپس هر تصویر در نرم‌افزار MATLAB مورد پردازش قرار گرفت. برای این منظور از الگوریتمی که در شکل ۳ دیده می‌شود، استفاده شد.

در ابتدا تصاویر ارسال شده به رایانه بر اساس مدل رنگی RGB مورد بررسی قرار گرفت. در مدل RGB هر تصویر بر اساس ماتریس‌های سه‌گانه با لایه‌های رنگ قرمز R، سبز G و آبی B مشخص می‌شوند. هر یک از ماتریس‌های سه‌گانه خود شبکه‌ای $m \times n$ از مؤلفه‌های عددی هستند که شدت رنگ را نظیر به نظیر برای هر پیکسل مشخص می‌کنند. در



شکل ۳- مراحل اصلی پردازش تصویر



شکل ۴- مراحل تبدیل تصویر رنگی و پیش زمینه آن به تصویر رنگی با پیش زمینه سیاه

به همین علت، همان‌گونه که در شکل ۴-د نیز مشاهده می‌شود بخش‌هایی از سطح رنگی مغز گردو به نوعی حذف شده و عملاً آن‌ها را در محاسبه میانگین شدت رنگ نمی‌توان دخالت داد. با این‌همه، همچنان بیش از ۸۰٪ از سطح مغز گردو را در محاسبات می‌توان وارد نمود که بر مبنای معیارهای نمونه‌گیری ایده‌آل است (Huang et al., 2013). در این مرحله بر اساس الگوریتم اولیه (شکل ۴) با انتخاب نوع مدل رنگی لازم است تا محاسبات برای تبدیل تصویر به حالت HSV و یا $L^*a^*b^*$ انجام گیرد، درحالی‌که

در مرحله اول هدف جداکردن سطح مغز گردو از پس‌زمینه است تا پردازش‌های بعدی فقط بر روی مغز گردو انجام گیرد. این عمل که قطعه‌بندی نیز نامیده می‌شود، بر اساس تفاوت شدت رنگ بین پس‌زمینه و مغز گردو انجام گرفت. بر اساس شکل ۳، پس از خواندن فایل تصویری (شکل ۴-الف)، تبدیل تصویر RGB به تصویر دودویی با کمک روش Otsu و دستور Graythresh با هدف آستانه‌گیری از کل تصویر انجام شد. با توجه به رنگ سفید پس‌زمینه در محفظه نورپردازی، تصویر دودویی تصویری سیاه رنگ از مغز گردو در پس‌زمینه سفید ایجاد نمود (شکل ۴-ب). اما با توجه به ارزش صفر برای رنگ سیاه (شاخص شدت رنگ) لازم بود تا سطح مغز گردو با رنگ سفید در پس‌زمینه سیاه قرار گیرد. این کار به سهولت با اجرای یک دستور شرطی در دو حلقه تودرتو بر اساس تعداد سطرها و ستون‌های تصویر انجام شد (شکل ۴-ج). سپس تعداد کل پیکسل‌های سفید که در تصویر دودویی هر یک دارای ارزش یک هستند شمارش شد. در این مرحله لازم بود تا مجدداً تصویر رنگی اولیه از مغز گردو بدون وجود پس‌زمینه بر روی تصویر دودویی قرار گیرد. با توجه به مشخص بودن سطح مغز گردو از تصویر قبل و با اطلاع از ارزش معادل یک برای پیکسل‌های مغز گردو، این عمل با کمک یک دستور شرطی در داخل دو حلقه تودرتو انجام شد (شکل ۴-د). با توجه به شکل نسبتاً پیچیده از مغز گردو، ایجاد سایه در بخش‌هایی از سطح آن اجتناب‌ناپذیر است.

اطلاعاتی از ساختار هندسی اجسام باشد. در این پژوهش برای بررسی نوع بافت نمونه‌ها از تابع GLCM در نرم‌افزار MATLAB استفاده شد. GLCM اولین بار توسط هارالیک معرفی شد. این برنامه قادر است روش‌هایی را برای اندازه‌گیری ویژگی‌های بافت ارائه دهد. اطلاعات و داده‌ها در مورد زمینه بافت به وسیله یک ماتریس تعیین می‌شود (Huang et al., 2013). این ماتریس یکی از بهترین ابزارهایی است که برای آنالیز بافت و ارزیابی خواص آن مورد استفاده قرار می‌گیرد. این ویژگی با عکاسی چند طیفی صورت می‌گیرد که میزان خاکستری بودن و یا رنگی بودن RGB یک نمونه را با استفاده از قسمت‌های مختلف از رنگ‌های مرئی به دست می‌آورد. در ابتدا عکس از حالت رنگی به یک تصویر خاکستری تبدیل می‌شود (Roula et al., 2002). پارامترهای بافت نتیجه توزیع آماری از ترکیبات شدت رنگ خاکستری در پیکسل‌های تصویر است. برای هر تصویر یکتا چهار ماتریس GLCM در زوایای ۴۵، ۹۰ و ۱۳۵ درجه استخراج می‌شود که برای هر ماتریس GLCM مؤلفه‌های آماری متعددی می‌توان استخراج کرد شامل:

۱- Texture energy یا شاخص تکرار که معرف یکنواختی بافت است و از طریق شمارش تعداد پیکسل‌های با شدت یکسان به دست می‌آید.

۲- Texture contrast یا شاخص تضاد که معرف شدت تغییرات در سطح خاکستری تصویر است.

$$\text{contrast} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (i-j)^2 p(i,j) \quad (11)$$

۳- Texture correlation یا شاخص همبستگی که معرف همبستگی یا رابطه خطی بین پیکسل‌ها از لحاظ شدت رنگ خاکستری است.

۴- Texture homogeneity یا شاخص همگن بودن که معرف یکنواختی تصویر از لحاظ تعداد سطوح است، به طوری که تصویر یکنواخت (هموزن) تصویری با حداقل سطوح خاکستری است.

$$\text{Homogeneity} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{1}{1+(i-j)^2} p(i,j) \quad (12)$$

فلوچارت تابع GLCM به صورت شکل ۵ است. تحلیل آماری نتایج با کمک آزمایش فاکتوریل و در قالب طرح کاملاً تصادفی با کمک نرم‌افزار SPSS انجام شد.

تصویر اولیه همچنان بر اساس مدل RGB است. معادلات (۱) تا (۳) نحوه محاسبه مؤلفه‌های HSV را نشان می‌دهد (Du & Sun, 2005).

$$V = \max(R,G,B) \quad (1)$$

$$S = \frac{V - \min(R,G,B)}{V} \quad (2)$$

$$H = \begin{cases} 1 + \frac{G-B}{V - \min(R,G,B)} & \text{for } V = R \\ 3 + \frac{B-R}{V - \min(R,G,B)} & \text{for } V = G \\ 5 + \frac{R-G}{V - \min(R,G,B)} & \text{for } V = B \end{cases} \quad (3)$$

فضای رنگی $L^*a^*b^*$ از مقادیر نسبی رنگ‌های اولیه CIEXYZ مشتق شده است و یک رابطه غیرخطی با فضای رنگی RGB دارد. به طور مشابه، معادلات (۴) تا (۱۰) نحوه محاسبه مقادیر مؤلفه‌های مدل رنگی $L^*a^*b^*$ را بر اساس مقادیر RGB بیان می‌کند. مقادیر نسبی X_n و Y_n و Z_n سه مقدار محرک برای روشنایی هستند که در استاندارد CIE داده شده‌اند (Huang et al., 2013)؛ که به ترتیب $Z_n=108.88$ و $Y_n=100$ ، $X_n=95.05$

$$X=0.412453R+0.357580G+0.180423B \quad (4)$$

$$Y=0.212671R+0.715160G+0.072169B \quad (5)$$

$$Z=0.019334R+0.119193G+0.950227B \quad (6)$$

$$L^* = 116f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - 16 \quad (7)$$

$$a^* = 500 \left[f\left(\frac{X}{X_n}\right) - f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) \right] \quad (8)$$

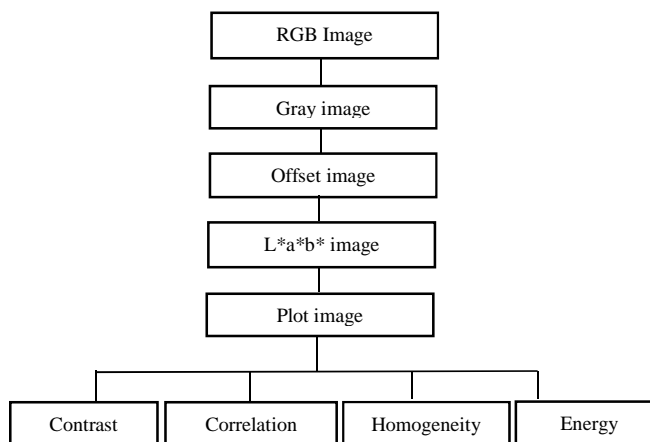
$$b^* = 200 \left[f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_n}\right) \right] \quad (9)$$

$$f(x) = \begin{cases} q^{1/3} & \text{if } q > 0.008856 \\ 7.787q + \frac{16}{116} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

در انتها پس از استخراج مقادیر مؤلفه‌های مدل‌های رنگی که هر یک در ۵ تکرار انجام شده بود، تحلیل آماری نتایج با کمک نرم‌افزار SPSS انجام شد.

ویژگی تصویر از لحاظ بافت

بافت از مهم‌ترین ویژگی‌های محصولات کشاورزی است که تا حد زیادی در صنایع غذایی برای ارزیابی کیفی در بازرسی اعمال شده است. بافت تصاویر منعکس‌کننده تغییرات مقادیر شدت پیکسل است، که ممکن است شامل



شکل ۵- فلوچارت تابع GLCM برای تشخیص بافت

نتایج و بحث

مدل رنگی RGB

جدول ۱ میانگین داده‌ها را برای مدل رنگی RGB نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود میزان شدت رنگ قرمز نسبت به رنگ‌های سبز و آبی، در هر سه نوع مغز گردوهای سالم روشن بیشتر است، و همچنین میزان قرمز بودن مغز گردو سالم نسبت به دو نوع دیگر بیشتر است. به‌علاوه میزان سبز بودن نیز در نمونه سالم روشن نسبت به نمونه‌های سالم تیره و معیوب بیشتر است. همچنین میزان رنگ سبز مغز گردو سالم تیره نسبت به نوع معیوب بیشتر است. در مورد میزان رنگ آبی نیز همین نتیجه حاصل شده است. این می‌تواند نشان دهنده این باشد که در جداسازی

کیفی بر اساس رنگ، از این شاخص می‌توان استفاده نمود. این نتایج با مشاهدات دیگر محققان مطابقت دارد (Mustaffa *et al.*, 1998; Sanaeifar *et al.*, 2016). آن‌ها بیان کرده‌اند که تغییرات در مقادیر R، G و B حاکی از تغییرات در مقدار روشنایی نمونه‌ها است. به عبارت دیگر، تغییرات در مقدار روشنایی نمونه‌ها نتیجه تغییرات متناوب و همزمان مقادیر R، G و B است. همان‌طور که در جدول ۱ مشاهده می‌شود بین مقادیر R، G و B در هر سه نمونه تفاوت معنی‌داری ($p < 0.05$) وجود دارد به‌طوری که این تفاوت کاملاً مشهود است، بنابراین می‌توان گفت که میزان قرمز بودن، سبز بودن و آبی بودن می‌تواند معیاری برای جداسازی مغزهای گردو سالم روشن از دو دسته دیگر باشد.

جدول ۱- مقادیر میانگین، بیشینه، کمینه و انحراف معیار RGB

مؤلفه	سالم روشن				سالم تیره				معیوب			
	Std.	Ave.	max	min	Std.	Ave.	max	min	Std.	Ave.	max	min
R	۱۰/۰۰	۷۸/۱۴	۱۱۱/۶۲	۵۸/۸۵	۸/۹۰	۴۵/۸۰ ^c	۵۹/۳۸	۲۸/۵۹	۱۵/۸۰	۳۲/۱۰ ^c	۷۹/۸۱	۱۲/۲۵
G	۱۱/۶۰	۶۸/۴۲	۹۶/۴۹	۵۱/۵۷	۶/۱۵	۴۰/۶۰ ^d	۵۷/۸۲	۲۸/۶۷	۱۳/۲۰	۲۹/۷۳ ^f	۷۷/۷۸	۱۳/۹۱
B	۶/۸۴	۴۱/۴۱	۵۲/۱۱	۳۳/۸۰	۳/۲۹	۳۲/۸۲ ^e	۴۳/۹۹	۲۶/۴۹	۸/۱۲	۲۵/۰۹ ^g	۵۸/۵۸	۱۵/۹۴

*حروف کوچک تفاوت معنی‌داری ($p < 0.05$) اثرات را نشان می‌دهد.

مدل رنگی HSV

نتایج مقایسه میانگین مدل HSV بر اساس آزمون دانکن در جدول ۲ نشان داده شده است. همان‌گونه که دیده می‌شود مقدار H که نوع رنگ را نشان می‌دهد در نمونه‌های سالم روشن در گستره ۰/۹۹ تا ۱ تغییر می‌کند و نسبت به دو نمونه دیگر مقدار کمتری دارد اما در مورد مقادیر S و V برعکس است.

مقادیر در جدول ۲ بیان می‌کند بین مقادیر H و V در هر سه نمونه اختلاف معنی‌داری وجود دارد ($p < 0.05$). ولی

برای مقدار S بین نمونه‌های سالم تیره و معیوب اختلاف معنی‌داری مشاهده نمی‌شود. نتایج این تحقیق با گزارش‌های دیگر محققان سازگار است (Chmiel *et al.*, 2014; Sgarbossa *et al.*, 2011). بنابراین مقادیر H، در نمونه‌های سالم روشن کاملاً از نمودارهای نمونه‌های دیگر جدا است که این مبنای مناسبی برای جداسازی می‌تواند باشد. اما در مورد دو پارامتر دیگر از آن‌ها برای شناسایی دانه‌های سالم از معیوب نمی‌توان استفاده کرد.

جدول ۲- مقادیر میانگین، بیشینه، کمینه و انحراف معیار HSV

مؤلفه	سالم روشن				سالم تیره				معیوب			
	Std.	Ave.	max	min	Std.	Ave.	max	min	Std.	Ave.	max	min
H	۰/۰۳	۰/۹۹ ^f	۱/۰۰	۰/۹۹	۰/۲۸	۱/۵۵ ^d	۲/۰۰	۰/۵۷	۰/۵۷	۱/۲۷ ^e	۲/۰۰	۰/۰۰
S	۰/۰۶۸	۰/۴۶ ^g	۰/۵۶	۰/۲۵	۰/۰۹	۰/۲۸ ^h	۰/۴۳	۰/۰۵	۰/۱۴	۰/۲۵ ^h	۰/۵۱	۰/۰۳
V	۱۰/۰۰	۷۷/۱۵ ^a	۱۱۱/۶	۵۸/۸۵	۸/۵۵	۴۶/۱۱ ^b	۵۹/۳۸	۳۰/۸۵	۱۴/۲	۳۳/۳۵ ^c	۷۹/۸۱	۱۶/۰۱

*حروف کوچک تفاوت معنی‌داری ($p < 0.05$) اثرات را نشان می‌دهد.مدل رنگی $L^*a^*b^*$

توسط Segnini et al. (1999) است. آن‌ها رنگ چیپس سیب‌زمینی را با استفاده از روش پردازش تصویر اندازه‌گیری کرده‌اند و نشان داده‌اند که چیپس‌های سالم مقدار L^* بیشتری را دارا بودند. همچنین چیپس‌های سالم قهوه‌ای میزان L^* بیشتری نسبت به چیپس‌های معیوب داشتند. دیگر محققان نیز نتایج مشابهی را گزارش کرده‌اند (Sanaeifar et al., 2016; Sgarbossa et al., 2014).

با توجه به جدول ۳، اختلاف معنی‌داری بین تمام شاخص‌های a^* ، L^* و b^* در تمامی نمونه‌ها مشاهده شد. می‌توان چنین نتیجه گرفت که هر چه رنگ مغز روشن‌تر باشد میزان L^* یا مقدار روشنایی پیکسل بیشتر و میزان a^* یا نسبت میزان قرمزی به سبزی و b^* یا نسبت زردی به آبی بودن کمتر خواهد شد.

L^* شاخص تیرگی- روشنی است که بیشتر شدن آن روشنی و کمتر شدن آن تیرگی را نشان می‌دهد. بر اساس جدول ۳ میانگین مقدار روشنایی پیکسل‌ها در نمونه‌های سالم روشن بیشتر از سالم تیره و مقدار روشنایی پیکسل‌ها در نمونه‌های سالم تیره بیشتر از نمونه‌های معیوب است. شاخص a^* شاخص قرمزی- سبزی نامیده می‌شود که با افزایش آن رنگ قرمزتر و با کاهش آن رنگ سبزتر می‌شود. این شاخص در نمونه‌های معیوب، بیشتر از سایر نمونه‌ها است. شاخص b^* شاخص زردی- آبی است که هر چه بیشتر باشد نشان‌دهنده زردی و هر چه کمتر باشد نشان‌دهنده آبی بودن است. مطابق جدول ۳، شاخص b^* برای نمونه‌های معیوب نسبت به سایر نمونه‌ها در سطح پایین‌تری قرار دارد. این نتایج مشابه گزارش‌های اعلام شده

جدول ۳- مقادیر میانگین، بیشینه، کمینه و انحراف معیار مقادیر مؤلفه‌های مدل رنگی $L^*a^*b^*$

مؤلفه	سالم روشن				سالم تیره				معیوب			
	Std.	Ave.	max	min	Std.	Ave.	max	min	Std.	Ave.	max	min
L^*	۱۵/۱	۷۲/۵۶ ^g	۹۴/۷۷	۵۵/۱۶	۱۲/۶۶	۴۸/۷۷ ^h	۷۶/۳۲	۲۶/۶۴	۸/۵۹	۲۶/۲۲ ⁱ	۴۳/۸۸	۱۳/۹۱
a^*	۱/۹۲	۱۲۷/۹۶ ^f	۱۳۱/۸۰	۱۳۴/۶۶	۱/۲۹	۱۲۸/۴۰ ^d	۱۳۱/۲۳	۱۲۶/۱۹	۱/۸۶	۱۲۸/۷۷ ^e	۱۳۲/۹۲	۱۲۶/۵
b^*	۳/۸۶	۱۴۱/۶۷ ^a	۱۵۱/۱۴	۱۳۷/۰۶	۲/۱۶	۱۳۴/۷۱ ^b	۱۳۸/۴۶	۱۳۱/۰۳	۳/۵۱	۱۳۱/۵۶ ^c	۱۳۸/۸۸	۱۲۷/۲

*حروف کوچک تفاوت معنی‌داری ($p < 0.05$) اثرات را نشان می‌دهد.

بافت محصول

باز هم نمونه‌های سالم تیره بیشترین مقدار و نمونه‌های معیوب کمترین مقدار را به خود اختصاص داده‌اند. نتایج مقایسه میانگین نشان می‌دهد که پارامترهای contrast و energy در هر سه نوع مغز گردو اختلاف معنی‌داری ($p < 0.05$) دارند، این اختلاف معنی‌دار در مشخصه contrast بیشتر دیده می‌شود پس از این مشخصه برای عمل جداسازی می‌توان استفاده کرد. اما همان‌طور که مشاهده می‌شود تفاوت چشمگیری در ویژگی correlation و homogeneity دیده نمی‌شود؛ بنابراین پارامتر contrast و energy شاخص مناسبی برای جداسازی نمونه‌های سالم و معیوب از همدیگر می‌تواند باشد.

همان‌طور که از جدول ۴ مشاهده می‌شود contrast در نمونه‌های سالم روشن نسبت به دو نمونه دیگر به‌طور معنی‌داری ($p < 0.05$) کمتر است و contrast نمونه‌های سالم تیره کمتر از نمونه‌های معیوب است، اما در مورد correlation، نمونه‌های سالم مقدار بیشتری را نسبت به دو نمونه دیگر دارا هستند، به طوری که نمونه‌های سالم تیره نسبت به نمونه‌های سالم روشن مقدار correlation کمتری دارند. از نظر homogeneity، نمونه‌های سالم تیره مقادیر بیشتری را نسبت به دو نوع مغز دیگر دارا هستند، نمونه‌های سالم روشن در رده دوم و نمونه‌های معیوب در رده سوم قرار دارند. از نظر energy،

جدول ۴ - مقادیر حداقل، حداکثر، میانگین و انحراف استاندارد پارامترهای مربوط به بافت محصول

معیوب				سالم تیره				سالم روشن				پارامتر بافت
Std.	Ave.	max	min	Std.	Ave.	max	min	Std.	Ave.	max	min	
۰/۵۰	۲/۸۸ ^a	۳/۶۰	۲/۰۸	۰/۲۸	۲/۲۸ ^b	۲/۶۷	۱/۶۷	۰/۲۱	۰/۹۶ ^c	۱/۵۷	۰/۶۵	Contrast
۰/۰۵	۰/۳۸ ^f	۰/۴۵	۰/۲۷	۰/۰۴	۰/۴۰ ^f	۰/۵۱	۰/۳۱	۰/۰۷	۰/۴۳ ^f	۰/۵۹	۰/۳۴	Correlation
۰/۰۳	۰/۷۴ ^e	۰/۷۹	۰/۶۳	۰/۱۰	۰/۸۳ ^d	۰/۹۹	۰/۷۳	۰/۰۲	۰/۸۱ ^d	۰/۸۵	۰/۷۷	Homogeneity
۰/۰۳	۰/۲۱ ^h	۰/۲۷	۰/۱۶	۰/۱۴	۰/۳۹ ^e	۰/۵۷	۰/۲۰	۰/۱۲	۰/۳۳ ^e	۰/۵۱	۰/۱۶	Energy

*حروف کوچک تفاوت معنی داری (p<0.05) اثرات را نشان می دهد.

نتیجه گیری

نتایج حاصل از پژوهش حاضر نشان دهنده توانایی روش های پردازش تصویر دیجیتال در تعیین نمونه های مغز گردو سالم و معیوب با استفاده از شاخص های رنگی است. نتایج نشان می دهد که در مدل رنگی RGB از طریق مؤلفه های R (شدت رنگ قرمز) و G (شدت رنگ سبز) و در مدل رنگی HSV بر اساس مؤلفه H و V امکان جداسازی نمونه های سالم روشن و سالم تیره و معیوب وجود دارد. همچنین در مدل رنگی $L^*a^*b^*$ با استفاده از مؤلفه L^* و b^* ، فقط نمونه های سالم روشن را از دو دسته دیگر می توان تشخیص داد. اما در مورد جداسازی نمونه های سالم تیره از نمونه های معیوب، به دلیل هم پوشانی رنگ ها این امکان وجود ندارد. همچنین از بین شاخص های بافت سنجی، فقط پارامترهای energy و contrast قادر به جداسازی نمونه های سالم بود.

منابع

- Al Ohali, Y. (2011). Computer vision based date fruit grading system: Design and implementation. *Journal of King Saudi University, Computer and Information Sciences*, 23: 29-36.
- Jarimopas, B., & Jaisin, N. (2008). An experimental machine vision system for sorting sweet tamarind. *Journal of Food Engineering*, 89: 291-297.
- Mohamadi Monavar, H., Alimardani, R., & Omid, M. (2013). Computer Vision Utilization for Detection of Green House Tomato under Natural Illumination. *Journal of Agricultural Machinery*, 3: 9-15.
- Janati, S., & Orak, H. (2018). Design and development of a machine vision system to determine the apparent apple imperfections. *Innovative Food Technologies*, 8: 122-129.
- Izadi, H., Kamgar, S., & Raoufat, M. H. (2016). Tomato grading system using machine vision technology and neuro-fuzzy networks (ANFIS). *Journal of Agricultural Machinery*, 6: 49-59.
- Hajizadeh, M., & Kasraee, M. (2007). Gradation Walnut by using machine vision based on specific gravity. In *Proceedings: 5th National Agricultural Engineering Congress*, Mashhad.
- Mahmoudi, M., & Khazayi, C. (2007). Identify walnut genotypes by using image processing and neural network Technique. In *Proceedings: 5th National of Agricultural Engineering Congress*. Mashhad, Iran.
- Afkari-Sayyah, A. H., Rasekh, M., & Tahmasebi, M. (2016). Evaluation of Walnut Kernel Based on Size and Color by Image Processing. *Innovative Food Technologies*, 3: 35-46.
- Huang, Z. K., Hou, L. Y., & Li, Z. H. (2013). Image Clustering Using Graph Cuts in LAB Color Space. *International Journal of Digital Content Technology and its Applications*, 2: 1-7.
- Du, C. J., & Sun, D. W. (2005). Comparison of three methods for classification of pizza topping using
- Anonymous. (2017) FAO: International Statistical Software. at: <http://FAOSTAT.ORG>.
- Ebrahimi, A., Zarei, A., Fatahi, R., & Varnamkhasti, M. G. (2009). Study on some morphological and physical attributes of walnut used in mass models. *Scientia Horticulturae*, 121: 490-494.
- Sun, D. W. (2000). Inspecting pizza topping percentage and distribution by a computer vision method. *Journal of Food Engineering*, 44: 245-249.
- Blasco, J., Aleixos, N., & Moltó, E. (2003). Machine Vision System for Automatic Quality Grading of Fruit. *Biosystems Engineering*, 85: 415-423.
- Ahmadi, H., & Amiri-Pariyan, J. (2015). Detection orange on tree Using digital image processing based on the density of the shadow. *Journal of Agricultural Machinery*, 5: 92-100.

- different colour space transformations. *Journal of Food Engineering*, 68: 277-287.
16. Roula, M., Diamond, J., Bouridane, A., Miller, P., & Amira, A. A. (2002). *Multispectral computer vision system for automatic grading of prostatic neoplasia*. In Proceedings: IEEE International Symposium on Biomedical Imaging.
 17. Mustafa, R., Osman, A., Yusof, S., & Mohamed, S. (1998). Physico-chemical and changes in Cavendish banana (*Musa cavendishii* L var Montel) at different positions within a bunch during development and maturation. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 78: 201-207.
 18. Sanaeifar, A., Bakhshipour, A., & Guardia, M. (2016). Prediction of banana quality indices from color features using support vector regression. *Talanta*, 148: 54-61.
 19. Chmiel, M., Słowiński, M., & Dasiewicz, K. (2011). Lightness of the color measured by computer image analysis as a factor for assessing the quality of pork meat. *Meat Science*, 88: 566-570.
 20. Sgarbossa, A., Costa, C., Menesatti, P., Antonucci, F., Pallottino, F., Zanetti, M., Grigolato, S., & Cavalli, R. (2014). Colorimetric patterns of wood pellets and their relations with quality and energy parameters. *Fuel*, 137: 70-76.
 21. Segnini, S., Dejmek, P., & Öste, R. (1999). A Low Cost Video Technique for Colour Measurement of Potato Chips. *Food Science and Technology*, 32: 216-222.

