

## جداسازی پوسته از مغز گردو و دسته‌بندی مغز بر اساس رنگ با استفاده از گشتاورهای تغییرناپذیر تصویر، شبکه عصبی مصنوعی و روش آنالیز تشخیصی

خسرو محمدی قرمزگلی<sup>۱</sup>، فرشاد وصالی<sup>۱</sup>، رضا فعله‌گری<sup>۲</sup> و حسین غفاری<sup>۳\*</sup>

تاریخ دریافت: ۸۹/۶/۳۱ تاریخ پذیرش: ۹۰/۴/۱۱

۱- دانشجوی سابق کارشناسی ارشد گروه مهندسی ماشین‌های کشاورزی دانشکده کشاورزی دانشگاه تبریز

۲- عضو باشگاه پژوهشگران جوان دانشگاه آزاد اسلامی واحد آستارا

۳- دانشجوی دکتری مکانیزاسیون گروه مهندسی ماشین‌های کشاورزی دانشکده کشاورزی دانشگاه تبریز

۴- مربی گروه مهندسی ماشین‌های کشاورزی دانشکده کشاورزی دانشگاه تبریز

\*مسئول مکاتبه: Email: Ghaffari@tabrizu.ac.ir

### چکیده

ابداع روشی به منظور جداسازی پوسته از مغز و طبقه‌بندی مغز گردوها با توجه به اختلاف قیمت قابل‌توجه مغز گردوها از لحاظ رنگ (روشن تا کهربایی) بسیار حایز اهمیت است. اعمال روش ابداعی می‌تواند موجب کاهش نیروی کارگری مورد نیاز شده و از لحاظ اقتصادی نیز مقرون به صرفه خواهد بود. در همین راستا مطالعه‌ای بر روی گردوی ایرانی (*Juglans regia L.*) انجام شد. در این تحقیق از ماشین‌بینایی به همراه شبکه عصبی مصنوعی جهت مطالعات پایه‌ای برای اتوماسیون جداسازی پوسته از مغز و از آنالیز تشخیصی برای طبقه‌بندی مغز استفاده شد. این تحقیق شامل دو مرحله است: جداسازی مغز از پوسته و طبقه‌بندی مغز. از پنج گشتاور تغییرناپذیر برای جداسازی پوسته‌ی گردو از مغز آن استفاده گردید. پس از استخراج گشتاورها از یک شبکه‌ی عصبی برای جداسازی این دو گروه استفاده شد. نتایج حاصله نشان داد که نرخ جداسازی صحیح در مرحله اول در حدود ۹۸/۶ درصد است. در مرحله دوم، برای طبقه‌بندی مغز گردوها، چهار دسته (خیلی روشن، روشن، کهربایی روشن و کهربایی) در نظر گرفته شد. با مقایسه دو فضای رنگی HSI و RGB، با بکارگیری دو مؤلفه‌ی اصلی R و G فضای رنگی RGB و استفاده از روش آنالیز تشخیصی دقت فرآیند برای طبقه‌بندی مغز گردوها در حدود ۹۸/۱۵ درصد بدست آمد. با توجه به دقت بالای طبقه‌بندی، به نظر می‌رسد که روش ذکر شده راهی مناسب برای طبقه‌بندی مغز گردوها از روشن تا کهربایی باشد.

واژه‌های کلیدی: آنالیز تشخیصی، شبکه‌ی عصبی، جداسازی، طبقه‌بندی مغز، ماشین‌بینایی

## Separation of walnut shell from kernels and kernel classification based on color using invariable moments, artificial networks and the method of discriminant analysis

KH Mohammadi-Ghermezgholi<sup>1</sup>, F Vesali<sup>2</sup>, R Fellegari<sup>3</sup>, and H Ghaffari<sup>4\*</sup>

Received: September 22, 2010 Accepted: July 02, 2011

<sup>1</sup>Former MSc Student, Dept. of Agricultural Machinery, Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Tabriz, Iran

<sup>2</sup>Young Researchers Club, Islamic Aazad University, Astara Branch, Astara, Iran

<sup>3</sup>PhD Student, Dept. of Agricultural Machinery, Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Iran

<sup>4</sup>Lecturer, Dept. of Agricultural Machinery, Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Iran

\*Corresponding author: E-mail: Ghaffari@tabrizu.ac.ir

### Abstract

Introducing a method for separating the shell from kernel by considering the high price difference between kernels is very important from standpoint of color (light to amber). Utilization of the developed method can reduce the requirements of labor force and subsequently will be economically useful. In this purpose, a research was done on Persian walnut (*Juglans regia L.*). In this study, machine vision technology accompanying with artificial networks were used to study fundamental principals which can be applied for automating the process of separation shell from kernels and kernel classification. Mentioned method includes two phases: separation shell from kernel and classification of kernel. Five invariant moments were applied for separating shell from kernel. After calculating moments an artificial network was used to separate two groups. The results showed that the correct separation rate in the first phase is about 98.6%. In the second phase, to categories walnut kernels, four categories were considered (extra light, light, light amber and amber). By comparing two color spaces HSI and RGB with applying two principal components R and G (RGB) and using discriminant analysis, the process accuracy was obtained about 98.15%. The explained method can be a proper way for classification of walnut kernels from light to amber color.

**Keywords:** Artificial Network, Automatic separation, Classification, Discriminant analysis, Kernel, Machine vision

های اول، دوم و سوم قرار دارند (بی‌نام ۲۰۰۷).  
نگاهی به آمارهای ارائه شده در گذشته نشان می‌دهد  
که همواره ایران جزو پنج کشور عمده تولید کننده  
گردوی جهان بوده است. با توجه به این‌که در  
برنامه های توسعه، بخصوص سند چشم انداز ۲۰  
ساله توجه ویژه‌ای به صادرات غیر نفتی شده است  
لذا محصولات کشاورزی به عنوان بخش عمده  
صادرات غیر نفتی نیاز به توجه بیشتری دارد. گردو  
نیز به عنوان یکی از محصولات کشاورزی با توجه  
به رتبه و جایگاه ایران در تولید جهانی این محصول،  
می‌تواند ارزآوری زیادی برای ایران داشته باشد. از

### مقدمه

گردو درختی است چند منظوره که از نظر تولید میوه  
(مغز و پوسته)، چوب و جنبه دارویی آن حائز اهمیت  
می‌باشد (پرساد ۲۰۰۳). به طور تقریبی ۲۰ گونه  
گردو در جهان پرورش می‌یابد که گردوی ایرانی<sup>۱</sup>  
مهمترین گونه تجاری آن است (لسلیه و همکاران  
۲۰۰۶).

براساس آمار سازمان جهانی خواروبار، کشور ایران  
در جایگاه چهارم تولید گردو در جهان قرار دارد.  
کشورهای آمریکا، چین و ترکیه به ترتیب در مکان-

<sup>1</sup> - Persian walnut (*Juglans regia L.*)

شکسته بر روی تغذیه کننده ارتعاشی بود. ایشان با تغییر دامنه، فرکانس، زاویه و جنس سطح شیب دار سعی در رسیدن به بهترین جداسازی ممکن داشتند و بازده ۹۸ تا ۱۰۰ درصد را گزارش نمودند.

با نگاهی دوباره به روش های فوق، می‌توان دریافت که آن‌ها اثر تخریبی داشته و چون در صنایع غذایی استفاده می‌شوند زیاد مورد مقبول واقع نشده و بنابراین آزمون‌های غیرمخرب ترجیح داده می‌شوند (جین و همکاران ۲۰۰۸). یکی از مرسوم ترین روش‌های غیرمخرب، تکنولوژی ماشین‌بینایی می‌باشد که بطور گسترده در بازرسی مواد غذایی از جمله در صنعت گوشت و درجه‌بندی میوه‌ها به کار می‌رود (بروسنان و همکاران ۲۰۰۴، تان و همکاران ۲۰۰۰ و لیمان و دستاین ۲۰۰۴). به توجه به مشکل بودن جداسازی مغز گردوی تیره رنگ از پوسته، جین و همکاران (۲۰۰۸) از شیوه‌ی نوین برای جداسازی پوسته از مغز گردوی تیره استفاده کردند. ایشان با استفاده از نورپردازی از پشت تفاوت محسوس‌تری بین بافت پوسته و مغز گردو ایجاد کردند و برای دسته‌بندی نتایج بافت از یک طبقه‌بند عصبی یادگیری بدون ناظر<sup>۱</sup> استفاده کردند. زو و همکاران (۲۰۰۷) برای تمایز پوسته و مغز گردو از تصویربرداری فوق‌طیفی<sup>۲</sup> بهره گرفتند. آن‌ها برای انتخاب طول موج‌های بهینه در طبقه‌بندی از آنالیز اجزاء مستقل با الگوریتم طبقه‌بندی کننده  $k$  نزدیکترین همسایه<sup>۳</sup> استفاده کردند. همچنین پوسته و مغزها را در چهار دسته‌ی مغز گردوی روشن، مغز گردوی تیره، پوسته‌ی داخلی (قسمت داخلی پوسته) و پوسته‌ی خارجی قرار دادند و از ۱۰ طول موج بهینه که در حدود ۱۳ درصد طول موج‌های استخراج شده بود برای طبقه‌بندی چهار دسته‌ی پوسته و مغز گردو استفاده کردند.

در ایران شکستن و جداسازی مغز از پوسته به

طرفی، گردو دارای فسفر قابل جذب زیادی است که این امر باعث شده که بازارپسندی خوبی در اروپا و آمریکا داشته باشد. لذا توجه به فرآوری و صنایع تبدیلی گردو می‌تواند زمینه ایجاد اشتغال و جذب سرمایه باشد. یکی از دشوارترین فرآیندهای پس از برداشت گردو، جداسازی مغز از پوسته سخت گردو می‌باشد. روش‌های گوناگونی بدین منظور ارائه شده‌اند: استفاده از جریان هوا متداول‌ترین روش برای جداسازی مغز از پوسته در کشورهای پیشرفته است. از آن‌جا که سرعت حد مغز و پوسته خیلی به هم نزدیک می‌باشند، بازده جداسازی پایین بوده و نیاز به بازرسی چشمی بخصوص در تکه‌های ریزتر می‌باشد (لیانگ ۱۹۷۷). بازرسی چشمی پروسه‌ای زمان‌بر و پر هزینه است چرا که تکه‌های مغز و پوست از لحاظ رنگ و اندازه به هم خیلی شبیه هستند (کریشمن و برلاگ ۱۹۸۴).

به دلیل بازده پایین روش‌های آیرودینامیکی، استفاده از سایر روش‌ها مورد بررسی قرار گرفتند. کرشمن و برلاگ (۱۹۸۴) امکان آغشته کردن گردو به پودر آهن و مایع‌های مغناطیسی را به منظور جدا کردن مغز از پوسته بررسی کردند. ایشان گردوهای آغشته شده را با دستگاه‌های گردوشکن تجاری شکستند و گردوهای شکسته را در معرض آهنربای دائمی قرار دادند و مغز از پوسته سخت را با موفقیت جدا کردند.

روش دیگر جدا کردن مغز از پوسته، فرو بردن آن‌ها در داخل آب است. با توجه به بالا بودن محتوای روغن مغز، جدا سازی با استفاده از آب روش خوبی به نظر می‌رسد اما علی‌رغم رسیدن به موفقیت خوب در جداسازی، به طور گسترده مورد قبول واقع نشد چرا که کیفیت مغزهای خیس شده در آب و دوباره خشک شده پایین‌تر از نوع خیس نشده در آب است که باعث کاهش بازارپسندی آن می‌شود (ساریگ و بلاس ۲۰۰۰).

ساریگ و بلاس (۲۰۰۰) روش مکانیکی برای جداسازی مغز از پوسته پیشنهاد کردند. روش کار آن‌ها بر اساس جابه‌جایی مخلوط مغز و پوسته

<sup>1</sup>-Unsupervised Learning

<sup>2</sup>-Hyperspectral

<sup>3</sup>-Independent Component Analysis with k Nearest Neighbor classifier (ICA-kNN)

و همکاران ۱۳۸۲، بی‌نام ۱۹۹۴ و بی‌نام ۱۹۶۸). در این روش بر اساس رنگ، مغز گردو به چهار دسته خیلی روشن<sup>۳</sup>، روشن<sup>۴</sup>، کهربایی روشن<sup>۵</sup> و کهربایی<sup>۶</sup> تقسیم‌بندی می‌شود (چارت رنگ گردو DFA). تعدادی از نمونه‌های گردو تقسیم‌بندی شده در این چهار دسته در شکل ۱ آمده است.



شکل ۱- چند نمونه‌ی گردو تقسیم بندی شده در چهار دسته‌ی خیلی روشن، روشن، کهربایی روشن، کهربایی و تعدادی پوسته

#### تهیه تصاویر

تصاویر با استفاده از دوربین 3-CCD Canon در فضای رنگی RGB اخذ شدند. برای کاهش تقعر ناشی از نزدیکی نمونه به لنز دوربین، محل قرارگیری دوربین در فاصله‌ای دورتر از نمونه‌ها در حدود ۴۰ سانتی‌متر انتخاب شد. شرایط نوری در تمام مدت تصویربرداری ثابت نگاه‌داشته شد. برای ساده‌تر کردن جداسازی و به علت این‌که بعضی از نمونه‌های گردو بسیار تیره بودند در تمام تصاویر از زمینه سفید استفاده گردید. از ۳۰۰ تصویر اخذ شده ۵۰ عدد برای هر کدام از چهار دسته‌ی بسیار روشن، روشن، نیمه تیره و تیره بوده و ۱۰۰ عدد مابقی از پوست گردوها می‌باشد. لازم به ذکر است که هم مغز گردوها و هم پوسته‌هایی با شرایط متفاوت، برای عکس برداری انتخاب شد. پس از گرفتن تصاویر سایر عملیات پردازش تصاویر که اشاره خواهد شد، با استفاده از نرم‌افزار Matlab R2009a انجام شد.

صورت دستی انجام می‌پذیرد که مستلزم وقت و هزینه زیادی است و موجب افزایش ۲۰ درصدی قیمت تمام شده هر کیلو مغز گردو می‌شود (برقی و همکاران ۲۰۰۰ و شریفیان ۱۳۸۶). مغز گردوی جدا شده نیز به منظور افزایش بازارپسندی بر اساس رنگ دسته بندی می‌شود. طبق تحقیقات میدانی صورت گرفته از بازارهای محلی ایران، رنگ مغز گردو مهمترین فاکتور در تعیین قیمت آن می‌باشد. بنابراین روشی که بتواند تکه‌های پوسته شکسته شده را از مغز جدا کند و مغز گردوی جدا شده را بر اساس رنگ دسته بندی کند بسیار حائز اهمیت است (محمدی ۱۳۸۹).

هدف از این مطالعه بدست آوردن اطلاعات پایه‌ای و متعاقب آن اتوماسیون جداسازی مغز از پوسته سخت و دسته‌بندی مغز گردو با استفاده از تکنولوژی بینایی ماشین می‌باشد تا بتوان عملیات مربوط به جداسازی را از لحاظ اقتصادی با صرفه نموده، نیازمندی به نیروی کارگری را کاهش داده و دقت عملیات را بالا برد.

#### مواد و روش‌ها

##### نمونه‌های گردو

در این مطالعه در حدود ۳۰۰ گردو از باغ‌های شهرستان آذرشهر استان آذربایجان شرقی در مهرماه ۱۳۸۸ برداشت و پس از جدا کردن پوست سبز، به مدت سه روز در جلوی آفتاب خشک شده و سپس به انبار منتقل شدند. از ژنوتیپ‌های مختلف برای این آزمایش‌ها انتخاب گردید تا بتوان مخلوطی از مغز و گردوی چند ژنوتیپ را تحت مطالعه قرار داد تا شرایط موجود در واقعیت را شبیه‌سازی کرد. شکستن گردوها و جداسازی پوسته سخت از مغز به صورت دستی صورت پذیرفت. مغزهای گردو با توجه به روش پیشنهادی دیسکریپتور<sup>۱</sup> گردو که توسط موسسه بین‌المللی منابع ژنتیک گیاهی (IPGRI)<sup>۲</sup> ارائه شده است، دسته بندی شدند (وزوایی

<sup>۳</sup>-Extra Light

<sup>۴</sup>-Light

<sup>۵</sup>-Light Amber

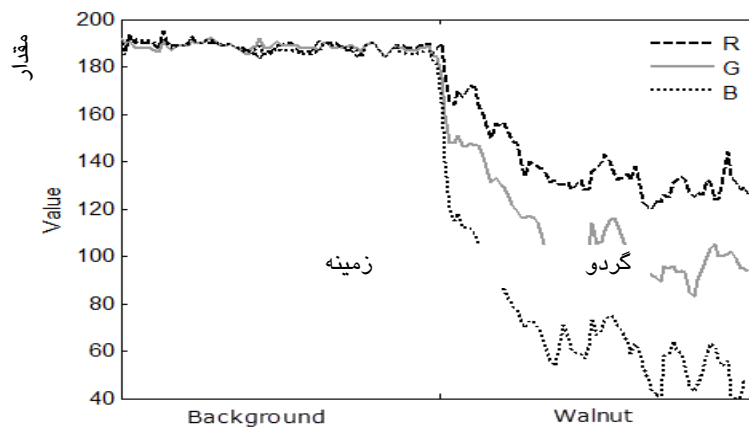
<sup>۶</sup>-Amber

<sup>۱</sup>-Descriptor

<sup>۲</sup>-International Plant Genetic Resources Institute

از زمینه و گردو نشان داده شده است که در تصویر نیز اختلاف بین دو مؤلفه R و B در دو حالت، کاملاً مشخص است.

جداسازی زمینه از گردوها (مغز گردو و پوسته) با توجه به اینکه از زمینه سفید رنگ استفاده شد، جداسازی توسط اختلاف دو مؤلفه‌ی R و B (R-B) و آستانه‌گذاری در دره‌ی هیستوگرام این مؤلفه صورت گرفت. در شکل ۲ نمودار یک تصویر نمونه



شکل ۲- نمودار مقدار سه مؤلفه‌ی R,G,B یک نمونه از تصاویر در دو بخش زمینه و گردو

$$m_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} x^p y^q f(x, y) \quad [2]$$

که  $m_{pq}$  تصویر دو بعدی بوده و گشتاور مرکزی نظیر به نظیر مرتبه‌ی  $(p+q)$  برابر:

$$\mu_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \quad [3]$$

برای  $q=0,1,2,\dots$  و  $p=0,1,2,\dots$  که

$$\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}} \quad \text{و} \quad \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$$

و گشتاور مرکزی نرمالیزه شده که توسط  $\eta_{pq}$  نشان داده شده است به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^\gamma}, \quad \gamma = \frac{p+q}{2} + 1$$

$$p+q = 2, 3, \dots$$

برای

از گشتاور دوم و سوم<sup>۱</sup> می‌توان هفت گشتاور تغییرناپذیر<sup>۲</sup> به دست آورد که در اینجا فقط گشتاورهایی تغییرناپذیری که مورد استفاده قرار گرفته‌اند، آورده شده است (گنزالس و وودز ۲۰۰۸).

پس از آستانه‌گذاری و جداسازی، از فیلترهای مکانی و توابع باز و بسته کردن برای از بین بردن نویزهای باقی‌مانده در تصویر استفاده شد. در انتها نیز تصویر دودویی حاصل در تصویر اصلی ضرب شده تا مقدار پیکسل‌های گردو به مقدار اولیه خود باز گردد.

از آنجایی که گشتاورهای تغییرناپذیر تصاویر از عواملی نظیر تغییر اندازه، چرخش و آئینه شدن مستقل هستند، برای جداسازی مغز گردو از پوسته انتخاب شدند. قبل از استخراج گشتاورهای تصاویر، ابتدا تصاویر با استفاده از رابطه زیر به تصاویر با یک سطح خاکستری تبدیل شدند (بی نام ۲۰۰۸).

$$0.2989 \times R + 0.587 \times G + 0.114 \times B \quad [1]$$

برای جداسازی تصاویر از گشتاورهای تغییرناپذیر مرتبه‌ی اول، دوم، سوم، پنجم و ششم که تغییر کمتری در دو دسته داشتند، استفاده شد. این گشتاورها به صورت زیر محاسبه شدند.

گشتاور دو بعدی مرتبه‌ی  $(p+q)$  یک تصویر دیجیتال به اندازه‌ی  $M \times N$  به صورت زیر تعریف می‌شود:

<sup>1</sup>-Second and Third moments

<sup>2</sup>-Invariant moments

R2009a انجام شد. همچنین طبقه‌بندی در دسته‌های مختلف مغز گردو با استفاده از آنالیز تشخیصی توسط همین نرم‌افزار صورت گرفت

#### طبقه‌بندی دسته‌های گردو

دسته بندی گردوها بر اساس تمایز ارائه شده توسط توصیفگر انجام شد که بر پایه روشنی و تیرگی نسبی مغز گردوها قرار داشت. در این حالت مغز گردوها به چهار دسته تقسیم شدند.

از آنجایی که تصاویر گرفته شده در فضای رنگی RGB<sup>۳</sup> بود، استفاده از ترکیب خطی و یا غیر خطی این سه مؤلفه یکی از ساده‌ترین روش‌ها برای طبقه‌بندی می‌باشد. رنگ اختصاص داده شده به هر پیکسل<sup>۴</sup> مستقیماً به مقدار این سه مؤلفه مربوط می‌شود. علاوه بر این با توجه به تعریف فضای رنگی HSI<sup>۵</sup> که مؤلفه‌ی H به تنهایی بیانگر رنگ پیکسل، مؤلفه‌ی S بیانگر میزان اشباع با رنگ سفید (روشنی و تیره بودن رنگ) و مؤلفه‌ی I نیز بیانگر شدت نور پیکسل می‌باشد، تصاویر به فضای رنگی HSI انتقال داده شدند. به عبارت دیگر مؤلفه‌ی H مستقل از تیره‌گی و روشنی مغز گردوها می‌باشد. بنابراین احتمالاً مؤلفه‌های S و I پارامترهای مناسبی برای طبقه‌بندی چهار دسته مغز گردوها باشند. میانگین و انحراف معیار مؤلفه‌های اصلی در دو فضای رنگی RGB و HSI بررسی شد.

$$\phi_1 = \eta_{20} + \eta_{02} \quad [۴]$$

$$\phi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \quad [۵]$$

$$\phi_3 = (\eta_{30} - \eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \quad [۶]$$

$$\phi_5 = (\eta_{30} - \eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12}) \quad [۷]$$

$$[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})$$

$$\times (\eta_{21} + \eta_{03}) [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2]$$

$$\phi_6 = (\eta_{20} - \eta_{02}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \quad [۸]$$

$$+ 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} - \eta_{03})$$

در روابط اخیر  $\eta_{pq}$  گشتاور مرکزی نرمالیزه شده از مرتبه‌ی  $p$  و  $q$  می‌باشد و  $\phi$  نیز گشتاور تغییرناپذیر از مرتبه‌های مختلف می‌باشد. پس از بدست آوردن این پنج گشتاور تغییرناپذیر برای جداسازی از شبکه‌های عصبی پرسپترون با الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا استفاده شد. این نوع شبکه قابلیت بالایی در مسائل طبقه‌بندی دارد (منهاج ۱۳۸۴). برای انتخاب ساختار شبکه‌ی عصبی (تعداد لایه‌ها و تعداد نرون‌ها در هر لایه) چندین شبکه مورد ارزیابی قرار گرفت و در نهایت شبکه‌ی عصبی بهینه بر اساس دو معیار درصد خطای پایین‌تر ( $MSE^1$ ) و تعداد لایه و نرون کمتر، انتخاب شد.

تعداد نرون در دولایه‌ی ورودی و خروجی در تمام شبکه‌های عصبی به ترتیب برابر پنج و یک بود. زیرا در تمام این شبکه‌های عصبی تعداد ورودی پنج پارامتر بوده و خروجی شبکه نیز فقط دو حالت در نظر گرفته شد، صفر برای پوسته و ۱ برای مغز گردو.

از بین الگوریتم‌های یادگیری پس‌انتشار خطا از الگوریتم یادگیری لونیبرگ-مارکواریت<sup>۲</sup> استفاده شد که از الگوریتم‌های دیگر عملکرد بهتر و سریعتر دارد. به طور تصادفی از ۶۰٪ داده‌ها برای آموزش شبکه عصبی، ۲۰٪ برای مرحله‌ی اعتبار سنجی و ۲۰٪ نیز برای مرحله‌ی آزمون استفاده شد. قابل ذکر است استخراج گشتاورهای تغییرناپذیر و ایجاد و آموزش شبکه‌های عصبی نیز به کمک نرم‌افزار Matlab

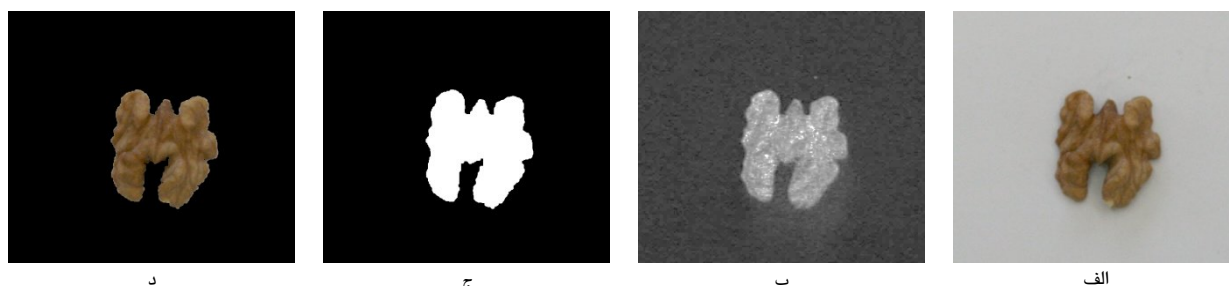
<sup>۳</sup>-Red, Green, Blue Color Space

<sup>۴</sup>-Pixel

<sup>۵</sup>-Hue, Saturation, Intensity Color Space

<sup>۱</sup>-Mean Square Error

<sup>۲</sup>-Levenberg-Marquardt Back propagation



شکل ۳- مراحل جداسازی زمینه از گردو (الف) تصویر اصلی. (ب) تصویر مؤلفه‌ی R-B. (ج) تصویر دودویی (فیلتر شده). (د) ضرب شده‌ی تصویر ج در الف.

مختلف در هر تصویر به جداسازی بهتر کمک می‌کند.

#### جدول ۱- میانگین و انحراف معیار گشتاورهای تغییرناپذیر مغز و پوسته گردوها

گشتاورهای تغییرناپذیر	مغز		پوسته	
	انحراف استاندارد	میانگین	انحراف استاندارد	میانگین
$\phi_1$	۰/۰۰۱۱۰۴	۷/۴۹E-۰۵	۰/۰۰۱۰۴	۲/۰۹E-۰۵
$\phi_2$	۲/۶۸E-۰۸	۴/۹۷E-۰۹	۲/۲۶E-۰۸	۱/۲۳E-۰۹
$\phi_3$	۱/۰۹E-۰۹	۲/۱۱E-۱۰	۱/۱۲E-۰۹	۹/۴۸E-۱۱
$\phi_5$	-۲/۹۳E-۲۰	۲/۱۶E-۲۰	-۴/۱۳E-۲۰	۶/۳۷E-۲۱
$\phi_6$	۱/۰۸E-۲۰	۱/۰۰E-۲۰	۱/۹۶E-۲۲	۴/۹۰E-۲۱

برای دسته‌بندی مغز گردو و پوسته‌ی آن از شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه استفاده شد. پس از بررسی چند شبکه‌ی عصبی، شبکه‌ای با ساختار پنج نرون در لایه ورودی و ۳۰ نرون در لایه مخفی و یک نرون در لایه خروجی انتخاب شد (جدول ۲). سیکل یادگیری این شبکه در تکرار ۶۳۴ با مقدار خطای خروجی معادل ۰/۰۱۶۶ برای MSE متوقف شد. تصویر شماتیکی این شبکه در شکل ۴ نشان داده شده است.

پس از ایجاد شبکه عصبی و آموزش آن، توسط داده‌های آزمون، ارزیابی شد. نرخ طبقه‌بندی صحیح شبکه در مرحله آزمون ۹۶/۴٪ بود. دقت کلی شبکه در سه مرحله‌ی آموزش و اعتبارسنجی و آزمون برابر ۹۸/۶٪ حاصل شد.

برای طبقه‌بندی بر اساس مؤلفه‌های این دو فضای رنگی از روش آنالیز تشخیصی<sup>۱</sup> استفاده شد. آنالیز تشخیصی، روشی است که از خصوصیات گرفته شده از گروه‌ها استفاده کرده و یک مدل پیشگویی عضویت یا همان تابع تشخیص طبقه‌بندی گروه‌ها را ارائه می‌دهد. تابع تشخیص رابطه‌ای است خطی و یا غیر خطی از متغیرهای مستقل استاندارد شده که بیشترین اختلاف را بین گروه‌ها بدست می‌دهد.

#### نتایج و بحث

##### حذف زمینه

حذف زمینه تصاویر گرفته شده برای تمام تصاویر صورت گرفت. به عبارت دیگر طی فرایندی زمینه‌ی تصاویر حذف و برابر رنگ سیاه قرار داده شد. فرایند حذف زمینه یک تصویر در شکل ۳ نشان داده شده است. البته در این شکل تصویر دودویی فیلتر نشده ارائه نشده است.

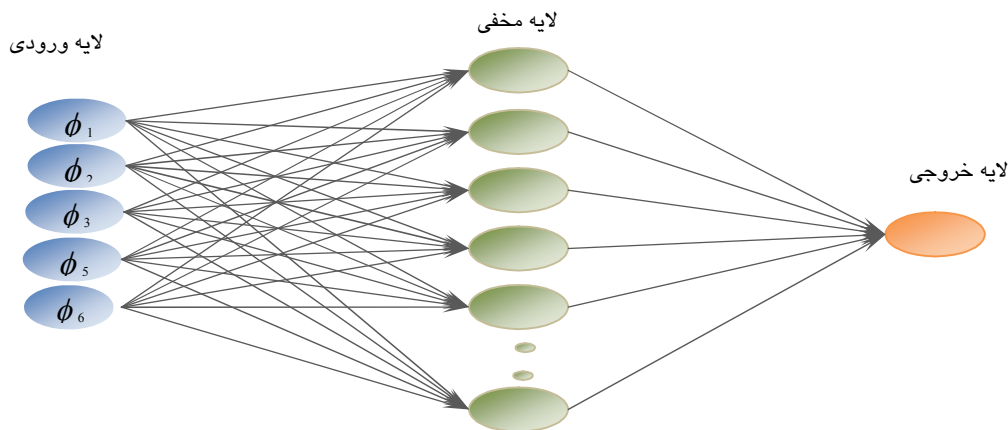
##### طبقه‌بندی پوسته و مغز گردو با استفاده از گشتاورهای تغییرناپذیر و شبکه‌ی عصبی

برای جداسازی مغز گردوها و پوسته‌ها از پنج گشتاور تغییرناپذیر استفاده شد. میانگین و انحراف معیار این پنج گشتاور تغییرناپذیر در جدول ۱ آمده است. ممکن است در مقادیر جدول ۱ برای دو دسته‌ی مغز و پوسته در بعضی از گشتاورها تغییر محسوسی وجود نداشته باشد اما از آنجایی که این مقادیر به هم وابسته هستند، ارتباط گشتاورهای

<sup>۱</sup>-Discriminant Analysis

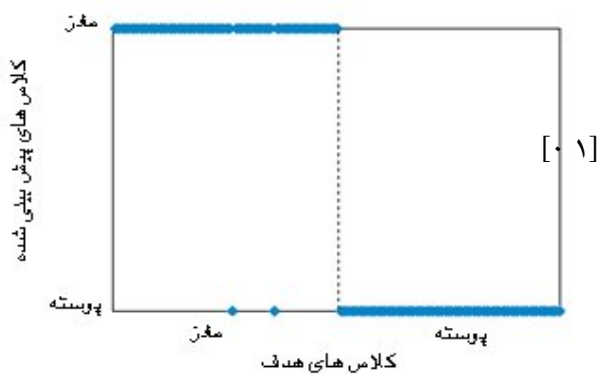
جدول ۲- مشخصات و ساختار شبکه‌ی عصبی مورد استفاده

نوع شبکه	پرسپترون چند لایه
ساختار	۵-۳۰-۱
الگوریتم آموزشی	Trainlm
میانگین مربعات خطا (MSE)	۰/۰۱۶۶
درصد خطای طبقه‌بندی	٪۹۶/۴



شکل ۴: تصویر شماتیکی ساختار شبکه‌ی عصبی

نتایج بدست آمده در این مطالعه می‌باشد.



شکل ۵- نمودار پیش‌بینی داده‌ها در دو کلاس مغز گردو و پوسته‌ی آن توسط شبکه‌ی عصبی

### طبقه‌بندی مغز گردو در چهار کلاس توسط آنالیز تشخیصی

برای بررسی قابلیت دو فضای رنگی RGB و HSI مقادیر میانگین و انحراف معیار مقادیر مؤلفه‌های اصلی آن‌ها، در جدول ۳ آمده است. بر اساس مقادیر میانگین و انحراف معیار این جدول، بر خلاف آنچه

در شکل پنج نمودار پیش‌بینی داده‌ها در دو دسته‌ی مغز گردو و پوسته مربوط به هر سه مرحله، آورده شده است. مشاهده می‌شود که تمامی داده‌ها به غیر از تعداد محدودی به درستی در کلاس مربوطه قرار داده شده است.

نتایج حاصل شده از این بخش قابل مقایسه با نتایجی است که جین و همکاران در سال ۲۰۰۸ بدست آورده‌اند. ایشان توسط دو پارامتر  $LBP^1$  و  $VAR^2$  پوسته‌های گردو را از مغز گردو جدا کردند. این دو پارامتر در واقع دو گشتاور تغییرناپذیرنسبت به چرخش و جابجایی نمودار هیستوگرام بودند نرخ طبقه‌بندی صحیحی که ایشان برای جداسازی مغز گردو از پوسته بدست آوردند بین ۹۶/۹٪ تا ۹۸/۲٪ با توجه به الگوریتم مورد استفاده و پارامترهای ورودی در نظر گرفته شده متفاوت بود، که نزدیک به

<sup>1</sup>-Local Binary Pattern

<sup>2</sup>-Local Variance



اختلاف در بین کلاس‌های گردو خصوصاً در دو مؤلفه‌ی R و G کاملاً مشخص است. برای استخراج توابع تشخیص از هر سه مؤلفه‌ی R, G, B و هر سه مؤلفه‌ی H, S, I استفاده شد و آنالیز تشخیصی در دو حالت خطی و غیر خطی توابع تشخیص را تخمین زد. مقادیر پیش‌بینی عضویت در هر کدام از کلاس‌های گردوها توسط توابع تشخیص حاصل از آنالیز تشخیصی در هر سه حالت تعیین توابع تشخیص (RGB و HSI) در جدول ۳ آمده است.

که انتظار می‌رفت مؤلفه‌های فضای رنگی HSI، به خوبی نمی‌توانند در طبقه‌بندی این چهار کلاس مؤثر باشند. شباهت مؤلفه‌های فضای رنگی HSI در بین دو دسته کهربایی روشن و کهربایی، مشهودتر است و تقریباً در هر سه مؤلفه‌ی HSI بین دو کلاس تیره‌ی گردو اختلافی وجود ندارد. به خاطر ماهیت این فضای رنگی به چندین شکل می‌توان رنگ سیاه را ایجاد کرد به همین دلیل هر چه کلاس‌ها تیره‌تر می‌شوند این فضای رنگی با انحراف معیار بیشتری روبرو است. اما در مورد فضای رنگی RGB،

جدول ۳- میانگین و انحراف معیار مؤلفه‌های اصلی دو فضای رنگی RGB و HSI در کلاس‌های گردو

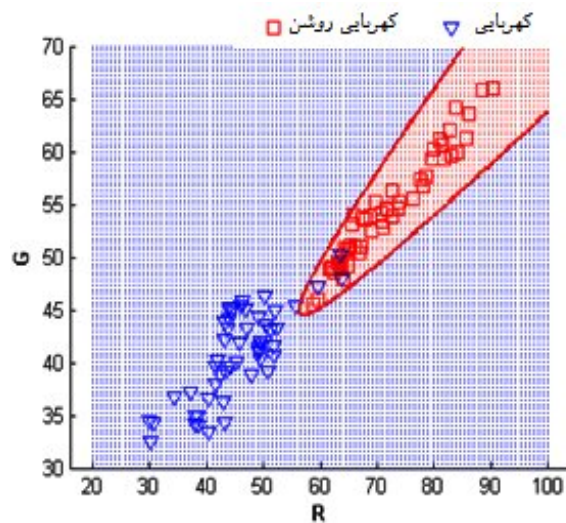
کلاس	فضای رنگی RGB			فضای رنگی HSI		
	R	G	B	H	S	I
خیلی روشن	۱۳۷/۲۲ ± ۵/۳۴	۱۱۱/۵۰ ± ۵/۷۶	۷۲/۹۱ ± ۵/۳۸	۰/۱۰۲ ± ۰/۰۰۳۵	۰/۳۴۳ ± ۰/۰۲۱۸	۰/۴۲۰ ± ۰/۰۲۱۲
روشن	۱۰۶/۰۱ ± ۸/۲۴	۷۸/۲۹ ± ۷/۹۱	۴۵/۶۷ ± ۶/۸۴	۰/۰۹۲ ± ۰/۰۰۳۵	۰/۴۶۰ ± ۰/۰۴۸۲	۰/۲۹۹ ± ۰/۰۲۹۷
کهربایی روشن	۷۱/۵۰ ± ۸/۳۳	۵۴/۳۳ ± ۵/۱۱	۳۵/۳۱ ± ۳/۳۸	۰/۰۸۸ ± ۰/۰۰۴۰	۰/۴۳۸ ± ۰/۰۵۳۶	۰/۲۳۸ ± ۰/۰۱۶۶
کهربایی	۴۵/۹۶ ± ۷/۴۵	۴۱/۰۲ ± ۴/۳۸	۳۰/۸۲ ± ۳/۵۱	۰/۰۸۹ ± ۰/۰۱۲۴	۰/۳۷۱ ± ۰/۰۷۱۳	۰/۲۲۸ ± ۰/۰۴۸۹

جدول ۴- مقادیر پیش‌بینی عضویت کلاس‌های گردو توسط آنالیز تشخیصی

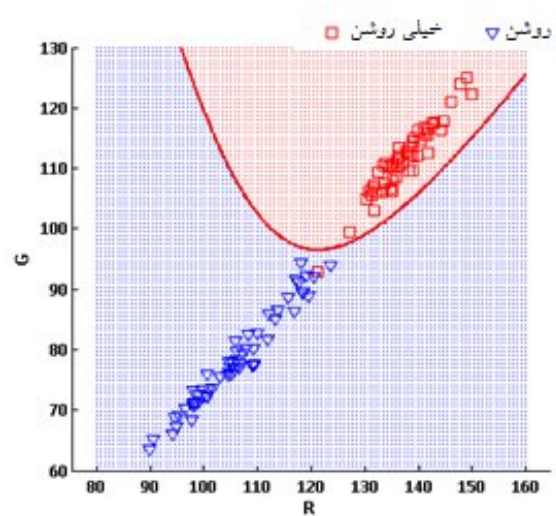
کلاس	مقادیر پیش‌بینی عضویت کلاس‌ها											
	HSI				RGB				RG			
	خیلی روشن	روشن	کهربایی روشن	کهربایی	خیلی روشن	روشن	کهربایی روشن	کهربایی	خیلی روشن	روشن	کهربایی روشن	کهربایی
خیلی روشن	۴۵	۹	۰	۰	۵۳	۱	۰	۰	۵۳	۱	۰	۰
روشن	۴۵	۹	۳	۰	۰	۵۷	۰	۰	۰	۵۷	۰	۰
کهربایی روشن	۰	۰	۴۷	۷	۰	۰	۵۴	۰	۰	۰	۵۴	۰
کهربایی	۰	۱	۱۷	۳۶	۰	۰	۴	۵۰	۰	۰	۳	۵۱

روشن از کهربایی روشن، دسته روشن از کهربایی و در نهایت برای طبقه‌بندی دسته‌ی کهربایی روشن از کهربایی تعیین می‌شوند و با ترکیب این توابع طبقه‌بندی کلی صورت می‌گیرد. دو تابع از توابع تشخیص به صورت جداگانه، که بین دو کلاس خیلی روشن و روشن و دو کلاس کهربایی روشن و

از آنجایی که طبقه‌بندی بین چهار کلاس صورت می‌گیرد. روش آنالیز تشخیصی برای طبقه‌بندی چهار کلاس گردو، شش تابع تشخیص تعیین کرد. این شش تابع به ترتیب برای طبقه‌بندی دو دسته‌ی خیلی روشن از روشن، دسته‌ی خیلی روشن از کهربایی روشن، دسته‌ی خیلی روشن از کهربایی، دسته‌ی



شکل ۷: تابع تشخیص بین دو کلاس کهربایی روشن و کهربایی



شکل ۶- تابع تشخیص بین دو کلاس خیلی روشن و روشن

طبقه‌بندی صحیح، افزایشی در حدود یک واحد را داشت و به مقدار ۹۸/۱۵٪ رسید. در مقایسه این مطالعه با تحقیقات مشابه، می‌توان به مطالعه زو و همکاران (۲۰۰۷) برای تمایز دو گروه روشن و تیره‌ی مغز گردو در تقابل با دو گروه پوسته اشاره کرد. آن‌ها در حالتی که از ۱۰ طول موج برای دسته بندی استفاده کردند با دقتی در حدود ۹۰ درصد این دسته‌بندی را انجام دادند.

کهربایی تعیین شده بود در شکل شش و هفت به ترتیب آمده است.

نرخ طبقه‌بندی صحیح در توابع غیر خطی در هر دو حالت (استفاده از HSI و RGB) بیشتر بود. اما مقدار نرخ طبقه‌بندی صحیح در زمانی که از مؤلفه‌های HSI استفاده شد پایین بود و در حدود ۶۲٪ حاصل شد. نرخ طبقه‌بندی صحیح، زمانی که از سه مؤلفه‌ی R, G, B استفاده شد در حدود ۹۷٪ حاصل گردید. با حذف مؤلفه‌ی B و تعیین مجدد توابع تشخیص نرخ

#### منابع مورد استفاده

- شریفیان ف، ۱۳۸۶. تعیین خواص مکانیکی گردو و طراحی دستگاه گردوشکن. پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشکده کشاورزی دانشگاه ارومیه.
- محمدی خ، ۱۳۸۹. مطالعه برخی پارامترهای موثر در شکست گردو تحت بارهای شبه استاتیک و ضربه‌ای. پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشکده کشاورزی دانشگاه تبریز.
- منهاج م، ۱۳۸۴. مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی. جلد ۱. انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر.
- وزوایی ع، وحدتی ک و تاج‌آبادی ع، ۱۳۸۲. راهنمای ارزیابی درختان گردو، پسته و بادام. انتشارات خانیران.
- Anonymous, 1968. Walnut Color Chart. DFA of California (Dried Fruit Association). P.O. Box 270-A, Santa Clara, California 95052, USA.
- Anonymous, 1994. Walnut descriptors for walnut (*Juglans ssp.*). International Plant Genetic Resources Institute (IPGRI), Rome, Italy.
- Anonymous, 2007. Food and Agriculture Organization (FAO). Statistical database. <http://faostat.fao.org>.

- Anonymous, 2008. Mathworks software. Image processing toolbox user's guide.
- Borghei AM, Tavakoli T and KHazaei J, 2000. Design, construction and testing of walnut cracker. In: Proceeding of European Agricultural Engineering Conference. Warwick University, England.
- Brosnan T, and Sun DW, 2004. Improving quality inspection of food products by computer vision - a review. *Journal of Food Engineering* 61: 3–16.
- Gonzalez RC and Woods RE, 2008. Digital image processing. New Jersey. Pearson prentice hall.
- Gonzalez RC, Woods RE and Eddins SL, 2004. Digital image processing using Matlab. New Jersey. Pearson Education INC.
- Jin F, Qin L, Jiang L, Zhu B, and Tao Y, 2008. Novel separation method of black walnut meat from shell using invariant features and a supervised self-organizing map. *Journal of Food Engineering* 88, 75-85.
- Krishnan P, and Berlage A, 1984. Separation of shells from walnut meats using magnetic methods. *Transactions of the ASAE* 27, 1990–1992.
- Liang T, 1977. A new processing system for maximizing macadamia nut kernel recovery. *Transactions of the ASAE* 20, 438-443.
- Leemans V, and Destain M, 2004. A real-time grading method of apples based on features extracted from defects. *Journal of Food Engineering* 61, 83–89.
- Leslie Ch, Uratsu S, McGranahan G and Dandekar A, 2006. Walnut (*Juglans*). Pp. 297-307 In: Wang K. *Agrobacterium Protocols Volume 2*. Humana Press.
- Prasad R, 2003. Walnut and pecans. Pp. 6071-6079. In: Caballero B. *Encyclopedia of Food Sciences and Nutrition (second edition)*. Academic Press.
- Sarig Y, and Blas H, 2000. Development of a method for separating macadamia nut kernels from cracked nuts. *Applied Engineering in Agriculture* 16(6): 665-670.
- Tan F, Morgan M, Ludas L, Forrest J and Gerrard D, 2000. Assessment of fresh pork colour with colour machine vision. *Journal of Animal Science* 78, 3078–3085.
- Zhu B, Jiang L, Jin F, Qin L, Vogel A and Tao Y, 2007. Walnut shell and meat differentiation using fluorescence hyperspectral imagery with ICA-kNN optimal wavelength selection. *Sens & Instrument Food Quality (1)*: 123–131.