نشریه ماشین‌های کشاورزی
جلد ۶، شماره ۱، نیمسال اول ۱۳۹۵، ص ۶۸-۶۰

Journal of Agricultural Machinery
Vol. 6, No. 1, Spring - Summer 2016, p. 60-68

کلاس‌بندی پسته با استفاده از تکنیک‌های پردازش تصویر و شبکه نروفازی تطبیق‌پذیر

علیرضا عبداله نژاد باروق[1*] - محمد عادلی نیا[2] - مجید محمدی[3]

تاریخ دریافت: ۱۳۹۲/۱۲/۱۸
تاریخ پذیرش: ۱۳۹۳/۰۶/۲۶

چکیده

پسته از نظر شکاف پوست به دو دسته خندان (درباز) و ناخندان (دربسته) و از نظر مغز به دو دسته مغزدار و پوک تقسیم می‌شود. پسته‌های پوک و دربسته غالباً جزء محصول درخت پسته بوده و به دلیل ارزش کمتر نسبت به نوع مغزدار درباز باید دسته‌بندی شوند. هدف این پژوهش ارائه روشی هوشمند برای مرتب‌سازی پسته‌های دربسته، درباز مغزدار و پوک می‌باشد. داده‌های مورد نیاز برای دسته‌بندی با استفاده از تصاویر تهیه شده از نمونه‌های دربسته، مغزدار و پوک پسته با شرایط یکسان، تأمین شده است. به این ترتیب که ابتدا برای استخراج تصویر پسته از پس زمینه آن، تصاویر تهیه شده به کمک تکنیک‌های پردازش تصویر، قطعه‌بندی شده و پس از انجام فیلترهایی بر روی تصاویر حاصل، برای تعیین با ارزش‌ترین ویژگی‌ها جهت دسته‌بندی، از الگوریتم یادگیری ماشین C4.5 و درخت تصمیم استفاده شد. ویژگی‌های ممان و اسکلت به‌عنوان با ارزش‌ترین ویژگی‌ها انتخاب شده و بر این اساس قوانین به‌دست آمده از درخت تصمیم به یک سیستم نرو-فازی تطبیق‌پذیر تغذیه شدند. این قوانین به‌صورت اگر-آنگاه بودند که با پیمایش بالا به پایین حریص از ریشه تا برگ توسط الگوریتم C4.5 استخراج شده بودند. شبکه نروفازی ابتدا با استفاده از داده‌های استخراج شده مربوط به ۲۰۰ نمونه شامل انواع دربسته، پوک و مغزدار و با دقت ۹۵/۸٪ آموزش داده شد. همچنین از ۱۰۰ نمونه برای آزمایش سیستم با دقت۹۷٪ استفاده شد.

واژه‌های کلیدی: الگوریتم C4.5، پردازش تصویر، سیستم نرو-فازی، طبقه‌بندی پسته

مقدمه

پسته یکی از مهم‌ترین محصولات کشاورزی و خشکبار در ایران است و قیمت‌گذاری آن با توجه به کیفیت و نوع آن صورت می‌پذیرد. یکی از فاکتورهای مهم در ارزش پسته، نوع آن از نظر پوست می‌باشد. پسته‌های درباز مغزدار با کیفیت‌ترین آنها هستند در صورتی‌که نوع دربسته آن کم ارزش‌تر بوده و در صنایع غذایی مورد استفاده قرار می‌گیرد. همچنین نوع درباز پوک بی‌ارزش بوده و قابل استفاده نیست. بنابراین دسته‌بندی سه نوع مغزدار درباز، دربسته و پوک به منظور قابلیت عرضه در بازار و سهولت فرآیندهای بعدی ضروری به نظر می‌رسد. هم‌اکنون مرتب‌سازی پسته عموماً توسط نیروی انسانی و گاهی توسط دستگاه‌های الکترومکانیکی انجام می‌پذیرد. دسته‌بندی پسته توسط نیروی انسانی، زمان‌بر بوده و با دقت غیرقابل قبول صورت می‌پذیرد در صورتی‌که دستگاه‌های الکترومکانیکی به دلیل مکانیزم به‌کار رفته در آنها ضمن جداسازی انواع پسته باعث آسیب به مغز آن می‌شوند. بنابراین نیاز به توسعه سیستم‌های خودکار که با روش‌های هوشمند پیاده‌سازی‌شوند برای افزایش سرعت و دقت دسته‌بندی مشهود است. تاکنون روش‌های متعددی در این زمینه ارائه شده که از تکنیک‌ها و تجهیزات صوتی[4]، تصویری[5] برای دسته‌بندی و تشخیص آسیب‌های مغز پسته بهره برده‌اند. یکی از رویکردهایی که بر پایه‌ی پردازش صوتی پیشنهاد شده بود از انتشار صوتی ضربه برایبک دستگاه که پسته‌های با پوسته‌های بسته را از پوسته‌های درباز جدا می‌نماید، معرفی کرد که در مراحل بعدی این سیستم برای جدا کردن فندق‌های با پوسته‌ی درباز از پوسته‌های سالم، فندق‌های نارس از رسیده و نیز بازرسی گندم برای تشخیص هسته‌ی آسیب‌دیده به‌وسیله‌ی حشرات توسعه یافت. این پیشنهاد دارای دقت و سرعت قابل ملاحظه بود اما فقط می‌توانست پسته‌های دربسته را از درباز تشخیص دهد (Pearson, 2001). در مطالعه‌ای دیگر از شبکه عصبی برای طبقه‌بندی چهار رقم پسته ایرانی براساس آنالیز صدای انعکاس پسته در حوزه زمان و فرکانس استفاده شد (Mahmoudi *et al.*, 2006). همچنین در رویکردی دیگر از تکنیک بازشناسی صدا برای جداسازی پسته‌های

۱- مدرس، دانشگاه فنی و حرفه‌ای، آموزشکده انقلاب اسلامی تهران
(*- نویسنده مسئول: (Email: aranpost@yahoo.com
۲- مربی، دانشگاه فنی و حرفه‌ای، آموزشکده شهید شمسی پور تهران
۳- استادیار، دانشگاه شهید بهشتی، دانشکده برق و کامپیوتر

4- Acoustic
5- Pictorial

خندان از ناخندان براساس آنالیز مؤلفه‌های اصلی سیگنال صدای انعکاس پسته در حوزه‌ی زمان با دقت بیش از ۹۹ درصد استفاده کرد (Cetin *et al.*, 2004). در پیشنهادی دیگر پسته‌های کوچک دربسته از مغز پسته‌های بدون پوست بر مبنای تحلیل سیگنال‌های صوتی حاصل از برخورد آنها با سطح فلزی مرتب شده‌اند (Haff *et al.*, 2007). آنها از یک الگوریتم که از اطلاعات فرکانس و نوسان برخورد استفاده می‌نمود برای تشخیص نوع پسته‌ها استفاده کرده‌اند. در پژوهش (Omid, 2010) یک سیستم خبره برای دسته‌بندی پسته‌ها با استفاده از درخت تصمیمی به نام J48 و دسته‌بند فازی ارائه شده است. در این سیستم پسته‌های دربسته و درباز از روی یک سطح به پایین می‌لغزند و با برخورد به سطح فولادی الگوهای صوتی آنها وارد کامپیوتر شده تا مورد پردازش قرار گیرند. از این الگوها برای انتخاب و استخراج ویژگی استفاده می‌شود. بهترین ویژگی از مجموعه‌ی الگوهای داده شده از طریق درخت تصمیم J48 به‌دست می‌آید و در نهایت این ویژگی‌ها به‌عنوان ورودی برای طبقه‌بندی پسته‌ها به سیستم استنتاج فازی تغذیه می‌شوند. محققانی به‌منظور دسته‌بندی انواع پسته روشی بر پایه پردازش و تحلیل سیگنال صوتی حاصل از برخورد نمونه‌ها به سطح فولادی با استفاده از یک شبکه عصبی چندلایه ارائه نمودند (Omid *et al.*, 2009).

در زمینه دسته‌بندی ارقام پسته نیز پژوهش‌هایی به کمک پردازش سیگنال صورت پذیرفته است. برای نمونه در یک رویکرد ارقام پسته با استفاده تکنیک‌های داده‌کاوی و دسته‌بند فازی دسته‌بندی شده‌اند (Jalali and Mahmoudi, 2013). همچنین در پژوهشی دیگر با استفاده از ویژگی‌های فیزیکی از قبیل وزن، اندازه و رنگ و به کمک شبکه عصبی دسته‌بندی ارقام پسته صورت پذیرفته است (Kouchakzadeh and Brati, 2012).

از طرفی در حوزه تصویری و نوری روش‌های متعددی معرفی شده‌اند. سیستم‌هایی برای جداسازی مغز پسته از پسته‌های دارای پوسته در مطالعه‌ای بر پایه فناوری نوری و لیزری و تصویر توسط (Haff and Jackson, 2012) معرفی شد. همچنین در پژوهشی از تصویر سه بعدی پسته برای مشخص نمودن نمونه‌های دربسته و درباز استفاده شده که بر پایه تصاویر تهیه شده از یک دوربین به کمک آینه‌های موازی قرار گرفته در محل تصویربرداری است (Ghezelbash *et al.*, 2013). درجه‌بندی انواع پسته به کمک بینایی ماشین و توصیف‌گرهای فوریه پژوهش دیگری بود که توسط گروهی از پژوهشگران صورت پذیرفت (Ghazanfari *et al.*, 1997). دسته‌بندی انواع پسته به کمک تصویربرداری رنگی از مغز پسته پیشنهاد دیگری بود که براساس پردازش تصویر پیاده‌سازی شده است (Huff and Pearson, 2013). در رویکردی متفاوت پسته‌های مغزدار و پوک در حالت دربسته جداسازی شده‌اند. در این پیشنهاد ابتدا نمونه‌ها با استفاده از امواج مایکروویو گرم شده تا در تصاویر حساس به مادون قرمز آنها ویژگی‌هایی ایجاد گردد. سپس با استفاده از دوربین حرارتی تصاویری از آنها تهیه شده است. با استخراج چند ویژگی از تصاویر توسط تکنیک‌های پردازش تصویر و تغذیه آنها به شبکه عصبی پرسپترون چندلایه دسته‌بندی صورت می‌پذیرد (Abdollahnejad *et al.*, 2013; Abdollahnejad, 2013).

روش‌های طبقه‌بندی براساس شبکه‌های عصبی–فازی وفق‌پذیر ابزار مناسبی را برای تشخیص نمونه‌های موجود و دسته‌بندی آنها ارائه می‌نمایند. شبکه عصبی–فازی با وجود مجتمع بودن از دو مؤلفه سیستم استنتاج فازی (FIS) برای تولید خروجی مناسب براساس ورودی و شبکه عصبی مصنوعی مبتنی بر قواعد حاصل از FIS تشکیل شده است. هدف این پژوهش مرتب‌سازی سه نوع پسته مغزدار درباز، در بسته و پوک می‌باشد که از تکنیک‌های پردازش تصویر و الگوریتم یادگیری ماشین C4.5 برای انتخاب بهترین ویژگی‌ها و تولید قوانین اگر–آنگاه به منظور به‌کارگیری در سیستم عصبی–فازی استفاده می‌نماید (Quinlan, 1993).

مواد و روش‌ها

در این مقاله تعداد ۳۰۰ نمونه پسته شامل ۱۰۰ نمونه درباز مغزدار، ۱۰۰ نمونه دربسته و ۱۰۰ نمونه درباز پوک در دو مجموعه به‌کار رفته است: مجموعه آموزش شامل ۶۰ نمونه از هریک از انواع درباز مغزدار، دربسته و درباز پوک جمعاً به تعداد ۱۸۰ نمونه و مجموعه آموزش شامل ۴۰ نمونه از هریک از انواع درباز مغزدار، دربسته و درباز پوک جمعاً به تعداد ۱۲۰ نمونه.

(c) (b) (a)

شکل ۱– تصاویر انواع پسته: (a) نمونه مغزدار، (b) نمونه پوک، (c) نمونه دربسته

Fig.1. Various types of pistachio images: a) Filled split, b) Blank nuts, c) Filled non-split

شکل ۱ یک نمونه از انواع پسته به‌کار رفته در این پژوهش را نشان می‌دهد. اصول این پژوهش در دو گام پیاده‌سازی شده است: ۱) تصویربرداری از نمونه‌ها و پردازش تصویر جهت استحصال ویژگی‌ها ۲) طراحی شبکه نروفازی براساس ویژگی‌ها و داده‌های به‌دست آمده و آموزش آن.

تصویربرداری و پردازش تصاویر

از آن‌جایی‌که نوع تصویر و شیوه تصویربرداری برای درک ماشین[1] حائز اهمیت می‌باشد ضروری است از چارچوب مشخص به منظور تهیه تصاویر مورد نیاز جهت به‌کارگیری در سیستم خودکار و درک ماهیت آن استفاده شود. برای تصویربرداری از نمونه‌ها از یک دوربین Canon مدل PC1560 در مد RGB استفاده شده است. به این ترتیب که پسته‌ها روی یک سطح با رنگ سفید قرار داده می‌شوند. این کار موجب یک‌دست شدن پس زمینه تصاویر شده و موقعیت بسیار مناسبی برای تمایز و تشخیص تصویر پسته از پس زمینه ایجاد می‌نماید. دوربین رویبک پایه با فاصله ۴۰ سانتی‌متری از سطح و عمود بر آن قرار داده شد. این کار به دو منظور صورت پذیرفته است، اول اینکه باعث یکسان‌سازی شرایط تصویربرداری شده و این اطمینان حاصل می‌گردد که تصاویر تهیه شده از لحاظ تصویربرداری در شرایط یکسانی از لحاظ تابش نور، فاصله دوربین از تصویر و زاویه قرارگیری دوربین نسبت به تصویر قرار دارند. دوم اینکه مسائل جانبی از قبیل لرزش دست، اثر تخریبی و تعیین‌کننده‌ای بر تصاویر تهیه شده نداشته باشند. تصاویر مذکور با ابعاد ۱۲۰×۸۰ تهیه می‌شوند. همچنین برای دستیابی به ویژگی‌های مناسب تصویر جهت دسته‌بندی، از وجهی که شکاف پسته در آن قرار دارد تصویربرداری می‌گردد (شکل ۱).

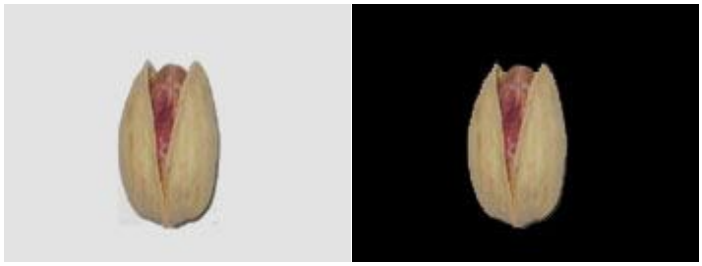
پس از تهیه تصاویر، فرآیند جداسازی تصویر پسته از زمینه آن صورت پذیرفت. طبق شکل ۲-a تصویر زمینه به‌صورت یک‌دست و روشن‌تر از پسته می‌باشد. بنابراین با جداسازی این نقاط، تصویر آن از زمینه متمایز می‌گردد. برای این منظور تکنیک قطعه‌بندی[2] با استفاده از مفهوم فیلترینگ فضایی خطی[3] به‌کار برده شده است. عملیات خطی در فیلترینگ عبارتست از ضرب کلیه پیکسل‌های همسایگی در ضریب متناظر و در نهایت جمع نتایج با هم (Gonzales *et al.*, 2009). بنابراین با تعریف یک ماسک[4] و ضرب آن در ماتریس تصویر، جداسازی صورت پذیرفت. برای تعریف ماسک، یک نسخه از تصویر به فرم باینری تبدیل شد تا نقاطی که در طیف رنگ روشن (متمایل به سفید) قرار دارند به مقدار ۰ یعنی سیاه مطلق تبدیل شود. با ضرب این ماسک در نسخه رنگی تصویر نقاط روشن (متمایل به سفید) آن به ۰ و سیاه مطلق تبدیل شد و نقاط رنگی بدون تغییر ماندند. شکل ۲-b تصویر قطعه‌بندی شده را نمایش می‌دهد. همانطور که در این شکل مشخص است نقاط زمینه با تبدیل شدن به سیاه مطلق با مقدار ۰ در محاسبه‌ها نقشی ندارند، به‌عبارت دیگر تصویر پسته از زمینه جدا شده است.

استخراج و انتخاب ویژگی‌ها

در کاربردهای بلادرنگ[5] مانند سیستم‌های مرتب‌سازی، فشرده بودن داده‌ها و استخراج ویژگی ضروری است و سیستم باید به سادگی آموزش‌پذیر بوده و خودکار باشد. بدیهی است تمامی ویژگی‌ها در دسته‌بندی شرکت نمی‌کنند. روش‌های متعددی برای انتخاب ویژگی معرفی شده‌اند. یکی از آنها درخت تصمیم است. اصولاً درخت تصمیم ساختاری برای تصمیم‌گیری و یک مدل برای یادگیری نظارت شده می‌باشد که در نهایت به گره‌های برگ می‌رسد. این ساختار یک مسئله پیچیده را با بررسی شروط گره‌های آن به چند تصمیم ساده تبدیل نموده و تصمیم‌گیری را تسهیل می‌نماید. هر گره در درخت تصمیم یک تست برای ویژگی‌های نمونه را مشخص می‌کند. هر شاخه نمایانگر یک مقدار ممکن برای آن ویژگی است. یک نمونه با شروع از گره ریشه و تست ویژگی متناظر با گره و حرکت در راستای شاخه‌ی متناظر با مقدار ویژگی دسته‌بندی می‌شود (Mitchel, 1997).

ویژگی‌های استخراج شده از تصاویر طوری انتخاب می‌شوند که به نحوه و زاویه قرارگیری پسته وابسته نباشند. همچنین برای کاهش حجم پردازش، تصاویر از مد RGB به مد خاکستری تبدیل می‌شوند. با این کار سه ماتریس مؤلفه‌ای رنگی به یک ماتریس مؤلفه خاکستری تقلیل می‌یابد. از هر تصویر ویژگی‌های متعددی قابل استحصال است که به‌طور کلی به دو دسته تقسیم می‌شوند. یک دسته براساس تحلیل واریانس‌های مقادیر ماتریس خاکستری تصویر است که به دلیل وجود پراکندگی و اختلاف مقادیر در تصویر نمونه‌های دربسته، پوک و مغزدار، به‌دست می‌آیند. گروه دیگر ویژگی‌های مربوط به اطلاعات ریختی[6] است که با استفاده از تکنیک‌های ریخت‌شناسی[7] شناسایی و استخراج می‌گردند.

1- Machine perception
2- Segmentation
3- Linear spatial filtering
4- Mask
5- Real time
6- Morphice
7- Morphological



(a) (b)

شکل ۲– (a) نمونه‌ای از تصویر پسته، (b) تصویر قطعه‌بندی شده

Fig.2. a) The image of a pistachio nut, b) The segmented image

مجموعه ویژگی‌های قابل بررسی از تصاویر با عنوان فضای فرضیات[1] معرفی می‌شوند. برای انتخاب ویژگی‌های مفید از فضای فرضیات بر مبنای یک درخت تصمیم نیاز به رویه‌ای است که با بررسی مقادیر آنها متناسب با نوع نمونه‌ها، بتواند بهترین ویژگی‌ها را انتخاب نماید. این کار با استفاده از الگوریتم یادگیری درخت تصمیم C4.5 صورت می‌پذیرد. الگوریتم C4.5 یک جستجوی حریصانه بالا به پایین در فضای فرضیات انجام می‌دهد و با طرح این سؤال که چه صفتی باید در ریشه درخت قرار بگیرد ساخته می‌شود. با کمک روش‌های آماری ویژگی‌های استخراج شده از تصاویر سگمنت شده اولویت‌بندی شده و مناسب‌ترین آنها برای دسته‌بندی مثال‌های آموزشی انتخاب می‌شوند. این الگوریتم بهترین ویژگی‌ها که تعداد آنها کمینه است را برمی‌گزینند. در واقع درخت تصمیم را به چند قانون[2] تبدیل کرده (از ریشه به پایین آمده و هر مسیر را به‌عنوان یک قانون تولید می‌نماید) و سپس آنها را هرس[3] می‌نماید تا به ویژگی‌های مناسب دست یابد (Mitchel, 1997). ویژگی مناسب در هر گره براساس مقدار نسبت بهره تعیین می‌شود. درصورتی‌که مجموعه‌ی داده‌ها (S) و (A) یک ویژگی دلخواه باشد، نسبت بهره از رابطه (۱) به‌دست می‌آید:

$$Gain\ Ratio(S,A) = \frac{Gain(S,A)}{Split\ Information\ (S,A)} \qquad (۱)$$

که Gain و Split Information به‌ترتیب از رابطه‌های (۲) و (۳) محاسبه می‌شوند:

$$Gain(S,A) = Entropy(S) - \sum_{v\in Value(A)} \frac{|S_v|}{|S|} Entropy(S_v) \qquad (۲)$$

$$SplitInformation(S,A) = -\sum_{i=1}^{c} \frac{|S_i|}{|S|} log_2 \frac{|S_i|}{|S|} \qquad (۳)$$

همچنین Entropy در رابطه (۲) از رابطه (۴) به‌دست می‌آید:

$$\mathrm{Entropy(S)} = \sum_{i=1}^{c} \mathrm{p_i} \log_2 \mathrm{p_i} \qquad (۴)$$

که در آن Pi سهم[4] کلاس i ام از مجموعه داده‌های S است.

از بین ۳۱ ویژگی (فضای فرضیات) موجود با استفاده از نرم افزار داده‌کاوی KEEL TOOL 2.0 و به‌کارگیری الگوریتم C4.5 و پس از آموزش درخت تصمیم تنها ۲ ویژگی مورد استفاده قرار گرفت (شکل ۴). یک ویژگی گشتاور نمونه‌ی مرکزی[5] ماتریس تصویر است که از رابطه (۵) محاسبه می‌شود:

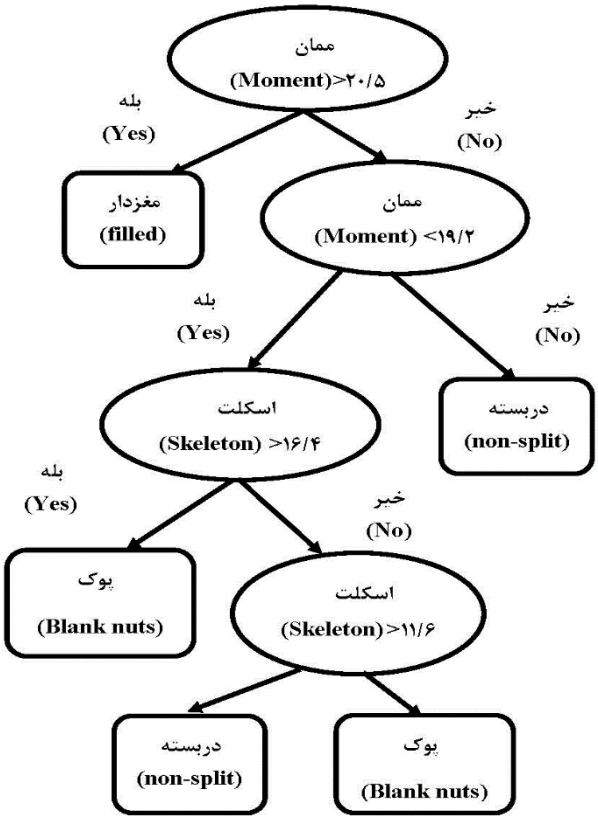
$$m_k = E(x-\mu)^k \qquad (۵)$$

در این رابطه m_k گشتاور مرتبه k ام، μ میانگین و E(x) امید ریاضی بردار x است. مقدار گشتاور مرتبه اول (m_1) همیشه برابر صفر است، بنابراین مفید نبوده و مجموع مقادیر گشتاور مرتبه دوم (m_2) بردارهای ماتریس تصویربه‌عنوان ویژگی انتخاب شده است.

ویژگی انتخاب شده دیگر توسط درخت تصمیم بر مبنای شکل و فرم تصاویر است. یکی از الگوریتم‌های مربوط به ریخت‌شناسی، الگوریتم استحصال اسکلت[6] اشیاء تصویر می‌باشد. این الگوریتم الگویی از اسکلت شیء تصویر را تولید می‌نماید. اسکلت هر شیء تصویر از حذف مرزهای آن به شرط عدم گسسته شدن اجزای یک شیء واحد به‌دست می‌آید. به دلیل تفاوت ساختار تصاویر پسته‌های دربسته، پوک و مغزدار، الگوهای متفاوتی از اسکلت‌ها تولید می‌شوند. برای مثال شکل (۵–a)، (۵–b) و (۵–c) به‌ترتیب تصاویر قطعه‌بندی شده‌ی سطح خاکستری پسته‌های مغزدار، پوک و دربسته را نشان می‌دهد و تصاویر بخش‌های (d)، (e) و (f) آن به‌ترتیب اسکلت تصاویر متناظر با آنها هستند. از میانگین مقادیر مجموع بردارهای[7] الگوی اسکلت تصاویر به‌عنوان ویژگی دوم استفاده شده است. با توجه به شکل ۴ و با جستجوی بالا به پایین درخت تصمیم تولید شده، هر مسیر به یک قانون تبدیل می‌شود.

1- Hypothesis space
2- Rule
3- Prune

4- Proportion
5- Central sample moment
6- Skeleton
7- Sum of vectors



شکل ٤– درخت تصمیم: براساس مقادیر دو پارامتر اسکلت و ممان، انواع پسته دسته‌بندی می‌شوند

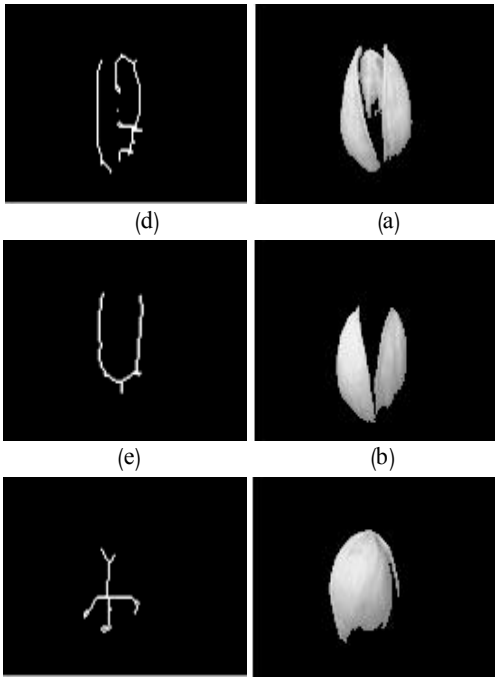
Fig.4. Decision tree: types of pistachio nuts are classified based on the values of two parameter skeleton and moment

دسته‌بند نرو–فازی

ویژگی‌ها و قوانین تولید شده از درخت تصمیم به یک سیستم استنتاج نرو–فازی تطبیق‌پذیر (ANFIS[1]) تغذیه می‌شوند. دسته‌بند ANFIS یک شبکه عصبی بر پایه سیستم استنتاج فازی (FIS) ارائه می‌نماید که می‌تواند با الگوهای ورودی منطبق شده و خروجی متناسبی تولید نماید. هر FIS یک چارچوب محاسباتی عمومی مبتنی بر مفاهیم نظریه مجموعه فازی، قوانین اگر–آنگاه فازی و استدلال فازی است. به‌طور کلی سیستم‌های استنتاج فازی بر پایه‌ی سه نوع ممدانی[2]، ساگنو[3] و سوکوماتو[4] هستند. این سه سیستم در نحوه‌ی تعیین خروجی و نوع آن متفاوتند. ولی در فازی‌سازی[5] ورودی‌ها و اعمال عملگرهای فازی کاملاً مشترکند. تفاوت اصلی میان آنها این است که توابع عضویت خروجی ساگنو خطی یا ثابت طبق رابطه (۶) می‌باشد:

If Input1 = x and Input2 = y, then Output is: z = ax + by + c (۶)

که در آن x و y ورودی‌ها و z خروجی سیستم هستند (Jang, 1997). به دلیل اینکه خروجی مورد نظر در این پژوهش یک عدد ثابت برای نمایش نوع پسته خواهد بود (خروجی‌های ۰ برای پوک، ۱ برای مغزدار و ۲ برای دربسته). بنابراین نوع ساگنو برای ایجاد FIS انتخاب شده است.



شکل ٥– تصویر سگمنت شده‌ی سطح خاکستری: (a) نمونه مغزدار، (b) نمونه پوک، (c) نمونه دربسته، (d) اسکلت نمونه مغزدار، e) اسکلت نمونه پوک و (f) اسکلت نمونه دربسته

Fig.5. The segmented image in gray level a) Filled split sample, b) Blank nutssample, c) Filled non-splitsample, d) Filled split skeleton, e) Blank nuts skeleton, f) Filled non- split skeleton

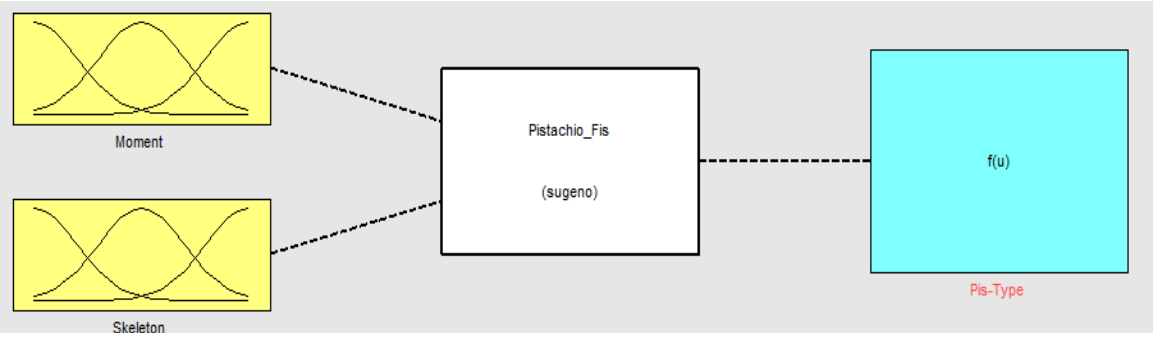
نتایج و بحث

دو پارامتر آماری ممان و اسکلت تصاویر در توسعه‌ی این مدل مؤثر بودند که توسط الگوریتم C4.5 با توجه به مقدار نسبت بهره ویژگی‌های موجود و در قالب درخت تصمیم انتخاب شدند. این درخت

1- Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System
2- Mamdani-type
3- Sugeno-type
4- Soukamoto-type
5- Fuzzifying

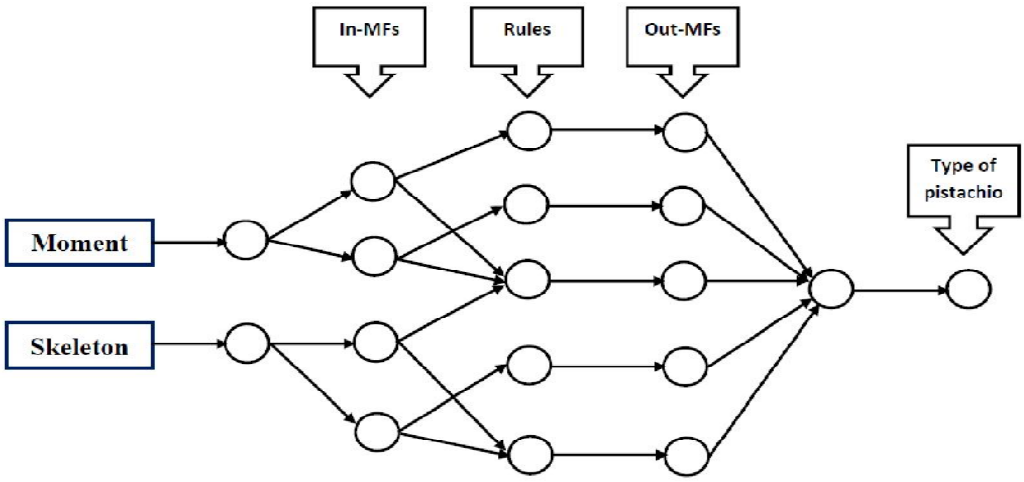
طبق شکل ۴، چهار گره و پنج برگ را مقایسه کرده بود. بـا پیمـایش درخت از ریشه که با مقایسه مقدار ویژگی یک تصویر بـا مقـدار گـره صورت پذیرفته، گره بعدی انتخاب شده تا به برگ برسد. این رویکـرد منجر به تولید قوانین زیر شد:

R1: If (Mom>20.5) Then (Pistachio is Filled split nuts)
R2: If Not (Mom>20.5) and Not (Mom<19.2) Then (Pistachio is Non-split shell)
R3: If Not (Mom>20.5) and (Mom<19.2) and (Skl>16.4) Then (Pistachio is Filled split)
R4: If Not (Mom>20.5) and (Mom<19.2) and Not (Skl>16.4) and Not (Skl>11.6) Then (Pistachio is Blank nuts)
R5: If Not (Mom>20.5) and (Mom<19.2) and Not (Skl>16.4) and (Skl>11.6) Then (Pistachio is Filled non-split nut)



شکل ٦– سیستم استنتاج فازی ساگنو

Fig.6. Sugeno fuzzy inference system



شکل ۷– شبکه نرو–فازی

Fig.7. Neuro-Fuzzy network

جدول ۱– نتایج دسته‌بندی

Table 1- Results of classification

مراحل Stages	تعداد نمونه Number of samples	خطا (درصد) Error (%)	زمان (ثانیه) Time (second)
انتخاب و استخراج ویژگی (درخت تصمیم) Feature selectionand extraction (decision tree)	300	-	1.2
آموزش شبکه Network train	200	4.2	0.73
تست شبکه Network test	100	2.99	0.31

که Mom و Skl به‌ترتیب معرف ممان و اسکلت هستند. با تغذیه مقادیر ورودی به شبکه نروفازی می‌توان مقادیر خروجی متناظر را دریافت کرد. برای مثال با وارد کردن مقادیر ۱۳ و ۲۷ به‌ترتیب به‌ازای ویژگی‌های ممان و اسکلت، خروجی با مقدار ۱ حاصل می‌شود که به مفهوم مغزدار بودن پسته است.

پیاده‌سازی سیستم توسط نرم‌افزار MATLAB R2010a صورت پذیرفت (شکل ۶). این سیستم دارای دو ورودی به‌ازای دو ویژگی انتخاب شده و یک خروجی برای نمایش نوع پسته بود. تابع عضویت[1] هر دو متغیر ورودی از نوع گاوسی (gaussmf) انتخاب شد زیرا این تابع به خوبی مقادیر ویژگی‌ها را در بر می‌گیرد. نام متغیر خروجی سیستم Pistachio_type و تعیین‌کننده نوع پسته بوده و با تابع عضویت ثابت (constant) طراحی شد. با اعمال قوانین حاصل از پیمایش درخت تصمیم به سیستم استنتاج فازی و تعبیه آن در سیستم نرو–فازی، شبکه نروفازیی ایجاد شد که دارای دو نرون ورودی، یک نرون خروجی، ۵ نرون به‌ازای قوانین و توابع فعالیت آنها بود (شکل ۷). شبکه پس از آموزش و تست با توجه به مقادیر ورودی، قوانین را به‌صورت موازی بررسی کرده و ضمن تغییرات جزئی در قوانین، خروجی متناسب تولید کرد.

مدل پیشنهادی در محیط ANFIS Editor نرم افزار MATLAB مورد آموزش و تست قرار گرفت. تعداد ۳۰۰ تصویر پسته شامل نمونه‌های دربسته، مغزدار و پوک برای آموزش و تست انتخاب شدند. این شبکه با استفاده از ۲۰۰ داده‌ی مربوط به دو ویژگی مذکور و طی ۲۰۰ دوره آموزش داده شد که دقت حاصل حدود ۹۵/۸٪ بود. همچنین ۱۰۰ نمونه تصویر نیز طی ۴۰ دوره برای تست شبکه با دقت ۹۷٪ به‌کار رفته است. زمان مراحل آموزش و تست به‌ترتیب ۰/۷۳ و ۰/۳۱ ثانیه و زمان انتخاب ویژگی و قوانین ۱/۲ ثانیه می‌باشد. جدول ۱ نتایج حاصل از فرآیندهای انتخاب ویژگی تا تست را بیان می‌نماید.

نتیجه‌گیری

در این پژوهش مدلی برای دسته‌بندی انواع پسته‌های دربسته، پوک و مغزدار معرفی شد. ارزیابی مدل در مراحل آموزش و تست نشان می‌دهد که توانایی دسته‌بندی انواع پسته را با دقت بالا و قابل قبول دارد. در روش‌های ارائه شده قبلی صرفاً پسته‌های درباز و دربسته طبقه‌بندی شده‌اند و مغزدار یا پوک بودن نمونه‌ها غیرقابل تشخیص می‌باشد. با این وجود دقت روش‌های پیشنهادی در جداسازی پسته‌های دربسته و درباز برای گام تست ۹۵/۵۶٪ است. همچنین روش دیگری با دقت ۹۸٪ و ۸۵٪ به‌ترتیب پسته‌های درباز و دربسته را دسته‌بندی نموده است. بنابراین دقت مدل پیشنهادی در این پژوهش بهتر از روش‌های قبلی و دل‌گرم‌کننده برای بهبود و توسعه مدل می‌باشد. همچنین خطای ۴/۲٪ برای گام آموزش در روش پیشنهادی این پژوهش ممکن است به دلیل همسان بودن بافت تصویر نمونه‌های دربسته و درباز پوک باشد، لذا کاهش این خطا به‌عنوان یک مسئله در پژوهش‌های بعدی می‌تواند مورد بررسی قرار گیرد. همچنین تصویربرداری از زوایای مختلف از پسته برای افزایش دقت مرتب‌سازی می‌تواند زمینه مناسبی جهت پژوهش‌های آینده باشد.

References

1. Abdollahnejad Barough A. R., M. Mohamadi, and Y. Abdollahzadeh. 2013. Design of an expert system for classification of pistachio nuts using microwave, Neural Networks and image processing techniques, International Conference on Computer, Information Technology and Digital Media (CITaDiM). Iran, Tehran. 25-29.
2. Abdollahnejad Barough, A. R. 2013. Pistachiosorting using image processing techniques, microwave and neural net works, Iranian Conference on Machine Vision and Image Processing, Eighth Conference, Zanjan University, 330-334.
3. Cetin, A. E., T. C. Pearson, and A. H. Tewfik. 2004. Classification of closed and open shell pistachio nuts using principal component analysis of impact acoustics, Proc. Of IEEE Conf. Acoustics, Speech, and Signal Processing.
4. Ghazanfari, A., J. Irudayaraj, A. Kusalik, and M. Romaniuk. 1997. Machine vision grading of pistachio nuts using furrier descriptors. Journal of Agricultural Engineering Research 247-252.
5. Ghezelbash, J., A. M. Borghaee1, S. Minaei, S. Fazli, and M. Moradi. 2013. Design and implementation of a low cost computer vision system for sorting of closed-shell pistachio nuts. 8 (49): 6479-6484.
6. Gonzalez Rafael, C., E. Woods Richard, and L. Eddins Steven. 2009, Digital Image Processing Using MATLAB 2nd Ed, Gatesmark Publishing, ISBN 978-0-9820854-0-0.

1- Membership function

7. Haff, R. P., and S. Jackson. 2012. Low Cost Real-Time Sorting of In-Shell Pistachio Nuts from Kernels, Applied Industrial Optics: Spectroscopy, Imaging and Metrology Monterey, California United States. ISBN: 1-55752-947-7, Optical Systems for the Food Industry (ATu3A).
8. Haff, R. P., T. C. Pearson, and N. Toyofuku. 2013. Sorting of In-Shell Pistachio Nuts from Kernels Using Color Imaging.
9. Haff, R. P., and T. C. Pearson. 2007. Separating in-shell pistachio nuts from kernels using impact vibration analysis, published by Springer Sens. & Instrument. Food Qual. 1: 188-192.
10. Jalali, A., and A. Mahmoudi. 2013. Pistachio nut varieties sorting by data mining and fuzzy logic classifier, International Journal of Agriculture and Crop Sciences, IJACS/2013/5-2/101-108, ISSN 2227-670X.
11. Jang, J., and R. Shing. 1997. Neuro-Fuzzy and Soft Computing, Prentice-Hill.
12. Kouchakzadeh, A., and A. Brati. 2012. Discrimination of Pistachios Varieties with Neural Network using some Physical Characteristic, Int. J. Emerg. Sci. 2 (2): 259-267.
13. Mahmoudi, A., M. Omid, A. Aghagolzadeh, and A. M. Borgayee. 2006. Grading of Iranian's export pistachio nuts based on artificial neural networks. International Journal of Agriculture & Biology 1560 /8530: 371-376.
14. Mitchel, T. M. 1997. Machine Learning, McGraw-Hill.
15. Omid, M. 2010. Design of an expert system for sorting pistachio nuts through decision tree and fuzzy logic classifier, Elsevier, Expert Systems with Applications.
16. Omid, M., A. Mahmoudi, and M. H. Omid. 2009. An intelligent system for sorting pistachio nut varieties. Expert Systems with Applications 36 (9): 11528-11535.
17. Pearson, T. C. 2001. Detection of pistachio nuts with closed shells using impact acoustics, Applied Engineering in Agriculture 17: 249-253.
18. Quinlan, J. R. 1993. C4.5: Programs for Machine Learning, Morgan Kaufman Publisher, ISBN: 978-1-55860-238-0.

Journal of Agricultural Machinery
Vol. 6, No. 1, Spring - Summer 2016, p. 60-68

نشریه ماشین‌های کشاورزی
جلد ۶، شماره ۱، نیمسال اول ۱۳۹۵، ص ۶۸-۶۰

Sorting of pistachio nuts using image processing techniques and an adaptive neural-fuzzy inference system

A. R. Abdollahnejad Barough[1*]- M. Adelinia[2]- M. Mohamadi[3]

Received: 09-03-2014
Accepted: 17-09-2014

Introduction: Pistachio nut is one of the most important agricultural products of Iran and it is priced due to the quality and type. One of the significant factors of pistachio cost is its type in terms of shell. Filled split pistachio nut has the most quality and is utilized as nuts, while the closed shell type has lower cost, at the same time is economically efficient in food industry such as confectionery. Now, pistachio sorting is performed usually by human and sometimes using electromechanical apparatuses. Classification of pistachio by human is time consuming and is done with an unacceptable accuracy, on the other hand, electromechanical and electro optical apparatuses damages pistachio because the mechanism used in them while separating. So, the need to develop automated systems that could be implemented by intelligent ways is evident to increase the speed and accuracy of classification.

Materials and Methods: In this study, 300 samples of pistachios contains 100 Filled split, 100 Filled non-split and 100 split blank nuts ones are used. The training set consisted of 60 samples of each type of opened nuts, closed and empty opened shell nuts a total of 180 samples and the evaluation set consisted of 40 samples of each type of opened shell, closed shell and empty opened shell nuts a total of 120 samples.

The principle of this study is implemented in two steps: 1) sample imaging and image processing to extract features 2) fuzzy network design based on the characteristics of data and training.

To select useful features from the hypothesis, C4.5 decision tree is used. C4.5 algorithm makes a greedy top to bottom search on the hypothesis, and is made by the question what feature must be at the root of the tree. By the help of statistical methods, extracted features from the images were prioritized and the most appropriate features for classification of training set were selected. The algorithm chooses the best features as their number is minimum. Finally, a total amount of the second moment (m2) and matrix vectors of image were selected as features. Features and rules produced from decision tree fed into an Adaptable Neuro-fuzzy Inference System (ANFIS). ANFIS provides a neural network based on Fuzzy Inference System (FIS) can produce appropriate output corresponding input patterns.

Results and Discussion: The proposed model was trained and tested inside ANFIS Editor of the MATLAB software. 300 images, including closed shell, pithy and empty pistachio were selected for training and testing. This network uses 200 data related to these two features and were trained over 200 courses, the accuracy of the result was 95.8%. 100 image have been used to test network over 40 courses with accuracy 97%. The time for the training and testing steps are 0.73 and 0.31 seconds, respectively, and the time to choose the features and rules was 2.1 seconds.

Conclusions: In this study, a model was introduced to sort non- split nuts, blank nuts and filled nuts pistachios. Evaluation of training and testing, shows that the model has the ability to classify different types of nuts with high precision. In the previously proposed methods, merely non-split and split pistachio nuts were sorted and being filled or blank nuts is unrecognizable. Nevertheless, accuracy of the mentioned method is 95.56 percent. As well as, other method sorted non-split and split pistachio nuts with an accuracy of 98% and 85% respectively for training and testing steps. The model proposed in this study is better than the other methods and it is encouraging for the improvement and development of the model.

Keywords: Algorithm C4.5, Image processing, Neuro-fuzzy system, Pistachios classification

1- Lecturer of Technical and Vocational University of Shahid Shamsipour, Computer Institute, Tehran, Iran
2- Lecturer of Technical and Vocational University of Shahid Shamsipour, Computer Institute, Tehran, Iran
3- Professor of Shahid Beheshti University, School of Electrical and Computer Engineering
(*- Corresponding Author Email: aranpost@yahoo.com)