

جداسازی بادام‌های به‌هم چسبیده و طبقه‌بندی کیفی آنها با تلفیق تکنیک‌های پردازش تصویر و شبکه‌های

عصبی مصنوعی

نیما تیموری^۱، محمود امید^{۲*}، کاوه ملازاده^۳، علی رجیبی‌پور^۴

۱. دانشجوی دکتری گروه مهندسی ماشین‌های کشاورزی، دانشگاه تهران

۲. ۴. استادان گروه مهندسی ماشین‌های کشاورزی، دانشگاه تهران

۳. استادیار گروه مهندسی بیوسیستم، دانشگاه کردستان

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۴/۱/۱۷ - تاریخ تصویب: ۱۳۹۴/۲/۱)

چکیده

ارزیابی کیفی محصولات کشاورزی از فاکتورهای بسیار مهم در ارتقای کیفیت آنها است. در این تحقیق روشی مبتنی بر ترکیب پردازش تصویر و شبکه عصبی مصنوعی پیشنهاد شده است. جداسازی بادام‌های به‌هم چسبیده که با وضعیت‌های متفاوت به‌هم متصل شده‌اند، از جنبه‌های مهم در طراحی دستگاه‌های درجه‌بندی بادام هستند. بر این اساس، الگوریتمی مبتنی بر تکنیک پردازش تصویر برای استخراج نقاط بحرانی و رسم خطوط جداسازی به شکلی صحیح بین آنها پیشنهاد شده است. نتایج نشان داد که این الگوریتم با دقت قابل قبولی بادام‌های به‌هم چسبیده را جداسازی کرد. در گام بعد به ترتیب ۶، ۳۶ و ۳۶ ویژگی مرتبط با شکل، رنگ، و بافت از بادام استخراج و از روش PCA برای کاهش تعدادی از این ویژگی‌ها استفاده شد. سرانجام، به‌منظور طبقه‌بندی چهار کلاس بادام از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی با ساختار ۴-۷-۷-۱۸ و میانگین دقت کل ۹۶/۹۲ درصد استفاده شد.

کلیدواژگان: جداسازی بادام، شبکه‌های عصبی مصنوعی، طبقه‌بندی کیفی، ویژگی‌های بافت، ویژگی‌های رنگ.

مقدمه

جداسازی بادام‌های به‌هم چسبیده

در سال‌های اخیر توجه به تکنیک‌های غیرمخرب و نوین برای درجه‌بندی کیفی محصولات گوناگون خشکبار و غلات افزایش یافته است. یکی از این تکنیک‌ها، فناوری بینایی ماشین بوده که به‌طور وسیعی در زمینه‌های گوناگون کشاورزی گسترش یافته است. از مزایای این فناوری در مقایسه با روش‌های سنتی، غیرمخرب بودن، هزینه کمتر، دقت بیشتر، و نیاز کمتر به نیروی انسانی متخصص است. اهداف خاصی که با استفاده از فناوری بینایی ماشین مورد توجه قرار می‌گیرد، تشخیص عیوب ظاهری محصولات (Riquelme et al., 2008)، درجه‌بندی و جداسازی کیفی محصولات (Leemans & Destain, 2004)، و طبقه‌بندی محصولات از نظر شکل و اندازه آنهاست (Abdullah et al., 2006). امروزه به‌طور موفقیت‌آمیزی در ماشین‌های درجه‌بندی کیفی محصولات کشاورزی از ترکیب فناوری بینایی ماشین و تکنیک پردازش تصویر استفاده شده است. تکنیک‌های پردازش

تصویر از نظر سطح پیچیدگی مراحل گوناگونی دارند که یکی از مهمترین آنها قطعه‌بندی تصویر است. پس از اینکه تصاویر قطعه‌بندی شدند، بردار ویژگی‌ها از تک‌تک اشیا (محصول کشاورزی) استخراج می‌شود. اما در بعضی موارد، اگر مرز پیرامون اشیا در تصاویر باینری به‌همدیگر متصل باشند، بایستی قبل از مرحله استخراج ویژگی، اشیا به‌هم چسبیده را از هم جدا کرد. این جداسازی می‌تواند به روش مکانیکی و یا غیرمکانیکی انجام شود (Pearson, 1996). به‌طور مثال در بعضی از دستگاه‌های سورت‌ر محصولات کشاورزی، نمونه‌ها قبل از تصویربرداری با دوربین، توسط بازوهای مکانیکی از هم جدا می‌شوند. البته این روش همیشه موفقیت‌آمیز نیست و در مواردی اشیا به‌طور کامل از هم جدا نخواهند شد و عملکرد الگوریتم‌های طبقه‌بندی محصولات با شکست مواجه می‌شوند. در روش غیرمکانیکی، اشیا به‌هم چسبیده توسط الگوریتم‌های متفاوتی که در این زمینه شرح‌بسط داده شده‌اند، جداسازی می‌شوند. زمانی که اشیا به‌هم اتصال دارند، این اتصال می‌تواند با تعداد متفاوتی از اشیا و جهت‌گیری‌های گوناگون رخ دهد، بنابراین دقت جداسازی به‌شدت تحت‌تأثیر نحوه چسبیدگی اشیا به‌هم در تصاویر باینری است. در این زمینه مطالعات گوناگونی

انجام شده و الگوریتم‌های متفاوتی پیشنهاد شده است که در ادامه خلاصه‌ای از آن‌ها ذکر می‌شود.

روش‌های متفاوتی برای جداسازی اشیای به هم چسبیده در مقالات گزارش شده است که عبارتند از: روش‌های مبتنی بر مورفولوژی برای جداسازی اشیای به هم چسبیده (Shatadal et al., 1995)، الگوریتم مبتنی بر میزان تحذب (Qian et al., 2004)، و تکنیک مبتنی بر برازش بیضی (Zhang et al., 2005). هر کدام از این روش‌ها برای جداسازی نواحی به هم چسبیده مزایا و معایبی دارند. برای مثال یکی از مزایای استفاده از تکنیک‌های مورفولوژی، ساده بودن الگوریتم آن است. در این روش ابتدا اشیا توسط عملگر سایش (Erode) از یکدیگر جدا می‌شوند و سپس با استفاده از عملگر اتساع (Dilate) بدون اینکه مرزهایشان دوباره به هم متصل شود به اندازه اولیه باز می‌گردند (Shatadal et al., 1995). یکی از ضعف‌های اصلی این تکنیک ناتوانی آن در جداسازی اشیایی است که به شکل زنجیری به هم متصل شده‌اند. روش برازش بیضی یکی دیگر از روش‌ها برای جداسازی اشیای به هم چسبیده است. در این روش ابتدا نواحی پیرامون اشیا با استفاده از عملگرهای لبه‌یاب مانند سوبل (Sobel) استخراج می‌شوند. سپس با استفاده از مجموعه‌ای از نقاط مرزی، توابعی به شکل بیضی بر آن‌ها برازش می‌شوند. پس از انتخاب مناسب‌ترین شکل بیضی، با استفاده از عملگر اتساع نواحی بیضی شکل گسترش می‌یابد و با کمک عملگر ریاضی AND نواحی به هم چسبیده اشیا از یکدیگر جدا می‌شوند (Zhang et al., 2005). از ضعف‌های این روش زمان‌بر بودن الگوریتم است. همچنین این الگوریتم فقط توانسته است تصاویر شامل دو یا سه شیء به هم چسبیده را جدا کند و اگر تعداد اشیای به هم چسبیده بیشتر از سه مورد باشند، عملکرد آن به شدت کاهش می‌یابد (Mebatsion & Paliwal, 2001).

با توجه به اینکه دربارهٔ محصول بادام هیچ تحقیق جامعی برای جداسازی کلاس‌های گوناگون آن از یکدیگر انجام نگرفته است، بنابراین هدف از این تحقیق ارائه الگوریتمی نسبتاً ساده و قدرتمند است تا بتواند کلاس‌های گوناگون بادام را که با موقعیت‌های گوناگون به یکدیگر چسبیده‌اند، جدا کند و آن‌ها را در کلاس‌های مربوط به خود قرار دهد.

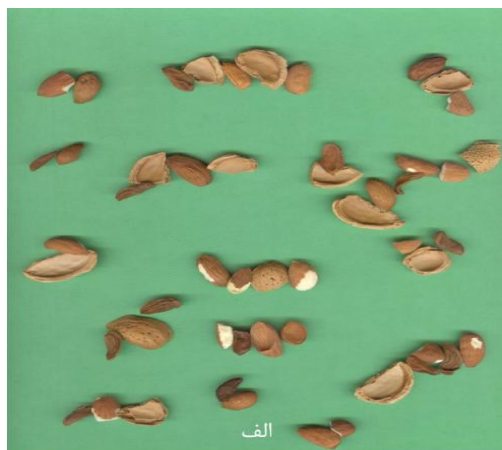
طبقه‌بندی کیفی بادام

بادام یکی از محصولات مهم صادراتی در ایران است و بر طبق آمار فائو در سال ۲۰۱۱ رتبه سوم تولید جهانی این محصول را دارد (FAO, 2011). از مشکلات مهم در صادرات این محصول، توجه نکردن به کیفیت محصول صادراتی و در حقیقت صادرات

فله‌ای آن است. بنابراین هر نوع عملیاتی از قبیل درجه‌بندی و جداسازی کیفی این محصول بسیار اهمیت دارد. در سال‌های اخیر استفاده از تکنیک ماشین بینایی و هوش محاسباتی برای کیفیت‌سنجی محصولات کشاورزی بسیار گسترش و مقبولیت یافته است. در پژوهش‌های متعددی از این دو روش برای بررسی کیفیت محصولات و درجه‌بندی آن‌ها استفاده شده است.

در ادامه مثال‌هایی از این مطالعات ذکر می‌شود. به منظور طبقه‌بندی محصول کشمش الگوریتمی مبتنی بر پردازش تصویر و روش‌های هوشمند پیشنهاد شده است که در آن محصول کشمش به چهار کلاس متفاوت سبزرنگ بدون دم، سیاه‌رنگ بدون دم، سبزرنگ با دم، و سیاه‌رنگ با دم دسته‌بندی شده است. پس از قطعه‌بندی تصاویر گرفته‌شده از محصول به روش اتسو (Otsu, 1979)، ویژگی‌های مرتبط با شکل و رنگ کشمش استخراج شد. در گام بعد ویژگی‌های برتر با روش (Correlation-based Feature Selection)، که بر مبنای میزان همبستگی ویژگی‌های استخراجی عمل می‌کند، انتخاب شد و توسط روش‌های گوناگون مدل‌سازی همچون شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، ماشین بردار پشتیبان (SVM)، و درخت تصمیم (DT) محصول به چهار کلاس (سبزرنگ بدون دم، سیاه‌رنگ بدون دم، سبزرنگ با دم، و سیاه‌رنگ با دم) طبقه‌بندی شد. نتایج نشان‌دهندهٔ مناسب بودن روش ANN با دقت کل ۹۶/۳۳ درصد بوده است (Mollazade et al., 2012). همچنین در مطالعه‌ای روی محصول بادام برای طبقه‌بندی آن از نظر اندازه به سه کلاس بزرگ، متوسط، و کوچک از تکنیک پردازش تصویر استفاده شده است. پس از قطعه‌بندی تصاویر، سطح مربوط به هر بادام استخراج شد، سپس از روی مساحت هر بادام وزن مربوط به آن توسط ترازو اندازه‌گیری شد، بادام به سه دسته بزرگ، متوسط، و کوچک با دقت کل ۹۹/۷۰ درصد دسته‌بندی شد (Castelo-Quispe et al., 2013). در تحقیق پیرسون و همکاران در سال ۱۹۹۹، برای جداسازی پسته‌های خندان، کم‌خندان، و ناخندان گرادیان هیستوگرام سطوح خاکستری در عرض یک تصویر برای انتخاب ویژگی‌ها استفاده شد. در مجموع ۲۴۶ ویژگی از هر محصول به دست آمد، که این تعداد ویژگی در فاز برون خط (Off-Line) است و بسیاری از این ویژگی‌ها در حالت برخط نامناسب تشخیص داده شد و فقط چهار ویژگی از این ۲۴۶ ویژگی برای این فاز انتخاب شد. نتایج این پژوهش حاکی از دقت ۹۵ درصدی این الگوریتم در جداسازی محصول به دو کلاس قابل قبول و رد شده بوده است

۱. مرزی بادام (شکل ۲ب).
۲. تشکیل ماسک دایره‌ای به شعاع ۱۴ پیکسل (شکل ۲پ).
۳. انطباق مرکز ماسک با نقاط مرزی استخراج‌شده بادام در مرحله اول (شکل ۲ت).
۴. محاسبه مساحت مشترک بین ماسک و تصویر باینری بادام و سپس نرمال کردن این مقادیر بین صفر و یک (شکل ۲ت).



شکل ۱. تصویر گرفته‌شده از تمامی کلاس‌های بادام با موقعیت‌های گوناگون: الف و ب) تصاویر رنگی از کلاس‌های گوناگون بادام، و پ) تصویر قطعه‌بندی‌شده در مؤلفه رنگی H با روش آستانه‌گذاری اتسو.

(Pearson & Toyofuku, 1999). همچنین نتایج استفاده از ترکیب ویژگی‌های رنگ و بافت استخراجی از محصول فندق در فضاها رنگی $L^*a^*b^*$ و RGB برای درجه‌بندی کیفی این محصول موفقیت‌آمیز گزارش شده است (Donis-Gonzalez et al., 2013).

با توجه به مرور منابع مشخص شد که یکی از روش‌های قابل اعتماد برای کیفیت‌سنجی محصولات کشاورزی استفاده از تلفیق تکنیک‌های ماشین‌بینایی و هوش محاسباتی است. بدین ترتیب در پژوهش حاضر برای طبقه‌بندی محصول بادام از نظر کیفی و جداسازی کلاس‌های گوناگون آن از تکنیک پردازش تصویر و روش مدل‌سازی ANN استفاده شده است.

مواد و روش‌ها

تحصیل تصاویر نمونه‌های بادام و قطعه‌بندی

ابتدا تصاویر توسط یک دستگاه اسکنر مدل HP, Scanjet 3570c, USA گرفته شد، به طوری که در هر تصویر تمامی کلاس‌های بادام قرار داده شده بود (کلاس بادام سالم، شکسته، چروکیده، و پوست بادام) (ISIRI, 1995) (شکل ۱). همچنین تعداد نمونه‌ها برای هر کلاس شامل ۲۰۰ عدد بود. در گام بعد تصاویر به روش آستانه‌گذاری اتسو در مؤلفه رنگی H (فضای رنگی HSI) قطعه‌بندی شدند. با این روش، بادام‌ها با دقت بالایی از تصاویر استخراج شدند (شکل ۱پ). همچنین تمامی مراحل مربوط به پردازش تصویر از جمله قطعه‌بندی، جداسازی بادام‌های به‌هم چسبیده، استخراج ویژگی، و روش مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی در نرم‌افزار متلب^۱ نسخه ۲۰۱۲ پیاده‌سازی شد. در بخش بعد روشی ساده برای جداسازی بادام‌های به‌هم چسبیده ارائه می‌شود.

نقاط بحرانی در بادام‌های به‌هم چسبیده

استخراج نقاط بحرانی یکی از مهمترین مراحل جداسازی اشیا به‌هم چسبیده است. بر این اساس، در مطالعات گوناگون روش‌های متفاوتی برای استخراج این نقاط پیشنهاد شده است. به‌طور مثال می‌توان به انتخاب نقاط بحرانی با روش ماکزیمم محلی (Asada & Brady, 1996) یا انتخاب نقاط بحرانی از روی مقدار انحنای نقاط مرزی استخراج‌شده (Sohn et al., 1994) اشاره کرد. در این تحقیق از روش جدیدی مبتنی بر روش‌های گوناگون مورفولوژی در پردازش تصویر استفاده شده است. مراحل پیاده‌سازی این روش به این شرح است:

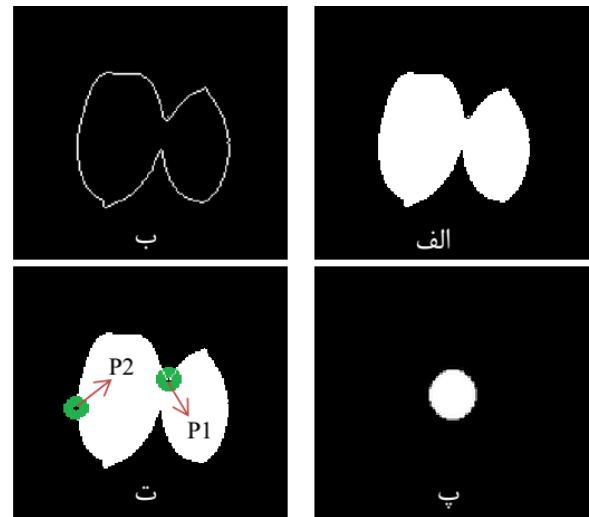
۱. استخراج مرز پیرامونی بادام‌ها (استخراج تمامی نقاط

مرحله، خطوط قطعه‌بندی بین نقاط بحرانی به‌طور نادرستی رسم شوند، الگوریتم پیشنهادی با شکست مواجه می‌شود. بنابراین در این تحقیق، از روش قدرتمندی برای رسم خطوط قطعه‌بندی استفاده شده است. ابتدا فاصله بین نقطه اول و سایر نقاط بحرانی (نقطه شماره ۲ یا ۳ یا ۴ یا ...) به‌دست آمد و ذخیره شد (شکل ۳). سپس در بین مجموعه مقادیر ذخیره‌شده که نشان‌دهنده فاصله نقطه اول با سایر نقاط بحرانی است، کوتاه‌ترین فاصله انتخاب شد و با این روش نقطه مقصد (نقطه‌ای که بایستی با یک خط به نقطه اول وصل شود) نیز مشخص شد. در نهایت یک خط با شدت پیکسل صفر بین نقطه اول و نقطه مقصد رسم شد. سپس هر دوی این نقاط از لیست مجموعه نقاط بحرانی حذف شدند و همین مراحل برای سایر نقاط بحرانی تکرار شد و خطوط قطعه‌بندی بین تمامی نقاط بحرانی رسم شد. به این ترتیب بادام‌های به‌هم چسبیده به شکل موفقیت‌آمیزی از یکدیگر جدا شدند. بنابراین می‌توان اکنون ویژگی‌های مبتنی بر شکل، رنگ، و بافت را از تک‌تک نمونه‌ها به‌دست آورد.

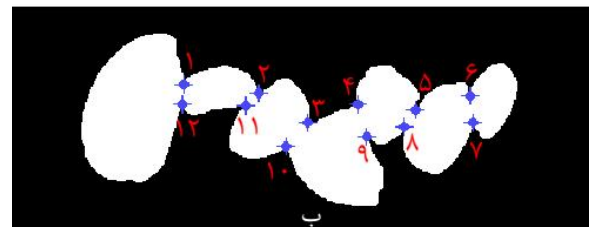
استخراج ویژگی‌های شکل و رنگ

با توجه به اینکه در بین کلاس‌های گوناگون بادام شکل‌های متفاوتی وجود دارد، استفاده از ویژگی‌های مرتبط با شکل محصول می‌تواند در دقت طبقه‌بندی تأثیر مثبت داشته باشد (به‌طور مثال کلاس بادام شکسته در مقایسه با بادام سالم شکل متفاوتی دارد) (شکل ۱). بر این اساس ویژگی‌های شکل استخراج‌شده شامل: مساحت، محیط، خروج از مرکزیت، نسبت قطر اصلی به فرعی، صلبیت، و گردی است. از طرف دیگر، رنگ کلاس‌های متفاوت بادام با یکدیگر تمایز داشتند. بنابراین توصیف‌گرهای رنگ می‌تواند به‌عنوان یک ویژگی مؤثر از نمونه‌های بادام استخراج شود. در این تحقیق با بررسی فضاهای رنگی گوناگون سه فضای رنگی RGB، Nrgb، CMY انتخاب شد. از مزایای این فضاهای رنگی ایجاد تضاد بالا در شاخص‌های رنگ و بافت مربوط به کلاس‌های متفاوت بادام بوده است، به‌طور مثال در مؤلفه رنگی C از فضای CMY تمایز رنگ مربوط به کلاس بادام شکسته از پوست بادام مشخص بود (که می‌تواند موجب افزایش دقت طبقه‌بندی شود). با توجه به تفاوت در رنگ مربوط به کلاس‌های گوناگون بادام در فضاهای رنگی ذکرشده، از توصیف‌گرهای مرتبط با رنگ نیز استفاده شد. در این تحقیق، چهار توصیف‌گر آماری شامل: میانگین (μ)، واریانس (Var)، چولگی، و کشیدگی به ترتیب با معادلات ۱ تا ۴، از تمامی نمونه‌های بادام استخراج شد.

برای انتخاب نقاط بحرانی نیز از میان مجموعه نقاط مرزی استخراج‌شده، از روش آستانه‌گذاری استفاده شده است (مساحت‌های نرمال‌شده‌ای که بیشتر از سطح آستانه بوده‌اند، انتخاب شد). شایان ذکر است که مقدار آستانه ۰/۶۲ با روش آزمون و خطا انتخاب شد و با این روش نقاط بحرانی با دقت قابل قبولی از تصاویر استخراج شدند (شکل ۳).



شکل ۲. استخراج مساحت مشترک نواحی بادام و نقاط مرزی استخراج‌شده (P1, P2 نمونه‌هایی از نقاط مرزی استخراج‌شده); شایان ذکر است که با حرکت ماسک روی تمامی نقاط مرزی مساحت مشترک برای تمامی نقاط به‌دست آمد.



شکل ۳. استخراج نقاط بحرانی در تصویر باینری شده بادام با روش مبتنی بر مورفولوژی تصویر: تصویر (الف) نمونه‌ای از بادام‌های به‌هم چسبیده، و (ب) استخراج نقاط بحرانی با روش آستانه‌گذاری

خطوط جداساز برای بادام‌های به‌هم چسبیده

با توجه به اینکه در قسمت قبل نقاط بحرانی در تصاویر مشخص شدند، اکنون نوبت رسم خطوط جداسازی به شکلی صحیح بین نقاط بحرانی است. این مرحله جزء مراحل مهم در جداسازی نواحی به‌هم متصل‌شده در تصاویر باینری است، زیرا اگر در این

ANN موجب کاهش عملکرد شبکه می‌شود، بنابراین از روش آنالیز مؤلفه‌های اصلی (Principle component analysis) برای کاهش ابعاد بردار ویژگی‌های استخراجی (ترکیب ویژگی‌های شکل، رنگ، و بافت) استفاده شد. این تکنیک در تحقیقات بسیاری برای کاهش بردار ویژگی‌های ورودی استفاده شده است (Omid *et al.*, 2009). آنالیز PCA بردار ویژگی‌ها در نرم‌افزار متلب نسخه ۲۰۱۲ پیاده‌سازی شد. مقدار آستانه برای استخراج مؤلفه‌های اصلی برابر ۲ درصد بوده است. بنابراین با در نظر گرفتن این مقدار برای آستانه، مؤلفه‌هایی که کمتر از ۲ درصد از واریانس کل داده‌های ورودی را داشتند، حذف شدند. بر این اساس در مجموع ۱۸ مؤلفه اصلی از مجموع ۷۸ ویژگی استخراج شد.

طبقه‌بندی با شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANNs) یکی از روش‌های داده‌کاوی است که در زمینه‌های گوناگونی از قبیل طبقه‌بندی محصولات کشاورزی گسترش یافته است (Omid *et al.*, 2009). ساختار یک ANN از سه لایه تشکیل شده است، لایه ورودی، لایه مخفی، و لایه خروجی. تعداد نورون‌های لایه ورودی، مخفی، و خروجی به ترتیب بستگی به تعداد بردار ویژگی‌های ورودی، پیچیدگی مسئله طبقه‌بندی، و تعداد کلاس‌های خروجی (کلاس بادام سالم، شکسته، چروکیده، و پوست بادام) دارد. در این تحقیق از پرسپترون چندلایه (Multilayer feed-forward neural network) استفاده شد. توابع مربوط به لایه مخفی و خروجی این شبکه $\tanh(x)$ بوده است. قبل از اینکه PCsها به ورودی ANN داده شوند، در بازه [-1, 1] نرمال شده‌اند. همچنین نمونه‌ها به سه دسته آموزش، اعتبارسنجی، و ارزیابی به ترتیب با نسبت ۶۵، ۱۵، و ۲۰ درصد تقسیم شدند. برای پیاده‌سازی ANN از نرم‌افزار متلب استفاده شده است. یکی از مواردی که روی دقت نتایج حاصل از ANN تأثیر دارد، ساختار آن است. بنابراین یافتن بهترین ساختار ANN از موارد کلیدی در ارتقای نتایج طبقه‌بندی است. بدین منظور ساختارهای گوناگون شبکه ارزیابی شد.

ارزیابی نتایج

برای بررسی عملکرد ANN در طبقه‌بندی بادام‌ها و همچنین انتخاب بهترین ساختار شبکه در بین ساختارهای گوناگون از شاخص آماری نرخ طبقه‌بندی صحیح با معادله ۶ استفاده شد (Mollazade *et al.*, 2012).

$$CCR(\%) = \frac{N_{right}}{N} \times 100 \quad (\text{رابطه ۶})$$

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (\text{رابطه ۱})$$

$$Var = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \quad (\text{رابطه ۲})$$

$$Skewness = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^3}{(\sqrt{Var})^3} \quad (\text{رابطه ۳})$$

$$Kurtosis = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^4}{(\sqrt{Var})^4} \quad (\text{رابطه ۴})$$

ویژگی بافت (ماتریس هم‌وقوعی)

در سال‌های اخیر استفاده از آنالیز بافت در زمینه کیفیت‌سنجی محصولات کشاورزی گسترش یافته است و از آن برای طبقه‌بندی و آشکارسازی نواحی آسیب‌دیده محصولات استفاده شده است (Mery *et al.*, 2013). با تحلیل تصاویر در فضاهای رنگی ذکر شده تفاوت در بافت کلاس‌های گوناگون بادام مشهود بود. به طور مثال بافت مربوط به کلاس بادام چروکیده به دلیل چروکیدگی‌هایی که در سطح آن وجود دارد با کلاس بادام سالم متفاوت است، در حالی که شکل و رنگ این دو کلاس نزدیک به یکدیگر است. برای پیاده‌سازی آنالیز بافت از روش محاسبه ماتریس هم‌وقوعی (Grey level co-occurrence matrix) استفاده شد (Haralick *et al.*, 1973). برای محاسبه ماتریس هم‌وقوعی باید احتمال قرار گرفتن جفت پیکسل‌هایی را که با یک ساختار مشخص در کنار یکدیگرند، محاسبه کرد. این ساختار شامل فاصله d و زاویه قرارگیری θ بین جفت پیکسل‌هاست. بر این اساس ماتریس هم‌وقوعی با معادله ۵ تشکیل شد.

رابطه ۵

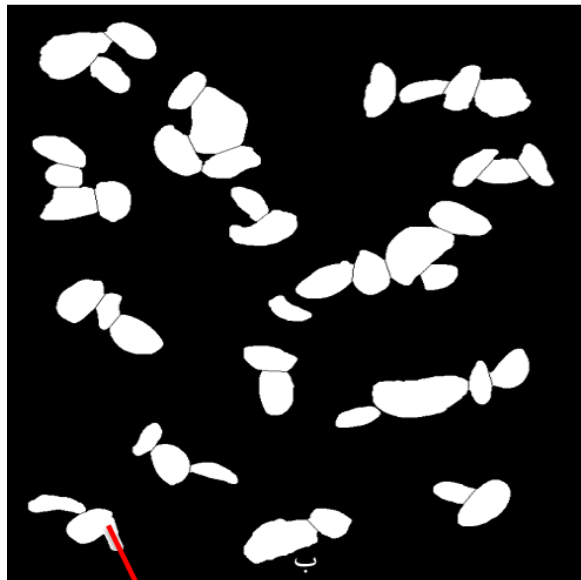
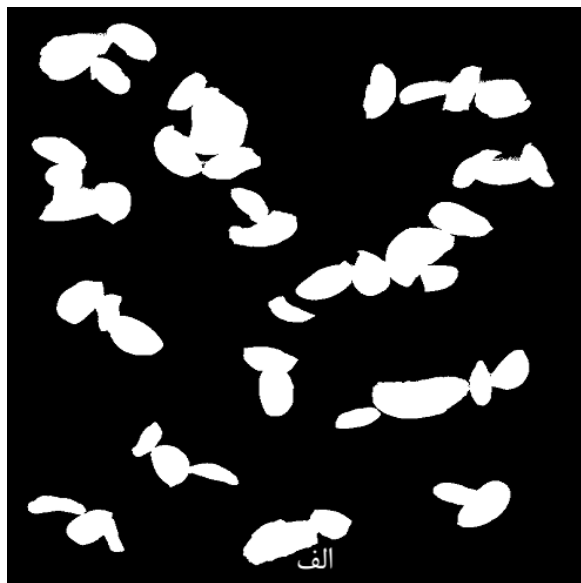
$$C_{\Delta x, \Delta y}(m, n) = \sum_{p=1}^i \sum_{q=1}^j \begin{cases} 1 & I(p, q) = n, \quad I(p + \Delta x, q + \Delta y) \\ & \text{Otherwise} \end{cases}$$

در این رابطه: C ماتریس هم‌وقوعی، i و j اندازه تصویر I ، Δx و Δy اندازه پارامترهای آفست، و سرانجام m و n برابر تعداد سطوح خاکستری هستند. زمانی که ماتریس هم‌وقوعی به دست آمد چهار شاخص آماری شامل: تضاد، همبستگی، انرژی، و همگونی به‌عنوان ویژگی‌های بافت، از تمامی نمونه‌های بادام استخراج شدند.

کاهش ابعاد ویژگی‌های استخراجی

در مجموع تعداد ۷۸ ویژگی از نمونه‌های بادام استخراج شد. ولی با توجه به اینکه تعداد این ویژگی‌ها زیاد است و برای کاربردهای زمان واقعی مناسب نیستند، همچنین تعداد بالای ورودی‌های

گونگون تک‌لایه و دولایه (در شبکه تک‌لایه تعداد نورون‌ها از ۴ تا ۱۸ نورون تغییر کرد و در حالت دولایه ساختارهای [۴،۴]، [۵،۵]، ...، [۱۸،۱۸] بررسی شدند) که با بررسی ساختارهای متفاوت، ساختار [۷،۷] بهترین عملکرد را به دست آورد (میانگین ۹۴/۳۱ و انحراف معیار ۱/۶۱ درصد بوده است؛ با الگوریتم آموزشی لوبنبرگ-مارکوارت). این ساختار به نسبت سایر ساختارهای شبکه میانگین بالاتر و انحراف معیار کمتری را داشته است.



جداسازی ناموفق

شکل ۴. جداسازی بادام‌های به هم چسبیده: الف) قبل از جداسازی، ب) بعد از جداسازی با روش پیشنهادی.

طبقه‌بندی بادام‌ها با ANN انتخاب شده

پس از ساختار بهینه ANN، از آن برای طبقه‌بندی بادام‌ها به

در این رابطه: N_{right} تعداد بادام‌هایی است که به طور صحیحی طبقه‌بندی شده‌اند و N تعداد کل بادام‌ها در یک کلاس مشخص و CCR بیانگر نرخ طبقه‌بندی صحیح است.

نتیجه و بحث

در این قسمت مناسب‌ترین ساختار ANN را پیدا کردیم و از آن برای طبقه‌بندی محصول بادام به چهار کلاس متفاوت استفاده کردیم. همچنین نتایج بصری حاصل از جداسازی بادام‌های به هم چسبیده آورده شده است که در ادامه تمامی این مراحل به تفصیل ارائه شده است.

جداسازی بادام‌های به هم چسبیده

به منظور ارزیابی نتایج حاصل از روش پیشنهادی برای جداسازی بادام‌های به هم چسبیده، تصاویری شامل: دو، سه، و بیش از سه بادام به هم چسبیده آورده شده است (شکل ۴). همان‌طور که در شکل مشخص شده است بادام‌ها با دقت قابل قبولی از هم جدا شده‌اند البته در تعدادی از موارد نیز این جداسازی کاملاً با موفقیت نبوده است. برای مثال در مواردی که مرز پیرامونی بادام‌ها بسیار مضرس باشند، استخراج نقاط بحرانی سخت می‌شود و در این حالت تعدادی از نقاط به اشتباه استخراج می‌شوند. بنابراین در این وضعیت تعداد نقاط به دست آمده از روش پیشنهادی، بیشتر از تعداد واقعی آن‌ها در تصویر است که سبب ایجاد خطا در الگوریتم می‌شود (شکل ۴ب). اما شایان ذکر است که تعداد این تصاویر بسیار کمتر از تصاویری بوده است که با موفقیت جداسازی شده‌اند. بر این اساس اگر میزان مضرس بودن لبه‌های بادام بسیار زیاد باشد ممکن است الگوریتم پیشنهادی دچار خطا شود، ولی برای سایر حالت‌ها که میزان مضرس بودن بحرانی نباشد، با موفقیت عمل جداسازی انجام می‌شود. همچنین با توجه به اینکه این الگوریتم فقط روی تصاویر باینری بادام اعمال می‌شود به سادگی می‌توان آن را برای سایر محصول‌های کشاورزی نیز که مشکل به هم چسبیده شدن را در خطوط جداسازی دارند، پیاده‌سازی کرد.

انتخاب بهترین ساختار ANN

پس از پیاده‌سازی ساختارهای گونگون ANN، برای انتخاب بهترین ساختار از شاخص‌های میانگین و انحراف معیار دقت کل طبقه‌بندی استفاده شد. همچنین تعداد نورون‌ها برای لایه مخفی نیز یکی از پارامترهای مؤثر در کاربرد شبکه برای سیستم‌های زمان واقعی است. بنابراین از بین ساختارهای

نتایج ماتریس اغتشاش برای تمامی کلاس‌های بادام در جدول ۱ آورده شده است.

چهار کلاس گوناگون شامل بادام سالم، شکسته، چروکیده، و پوست بادام استفاده شد. همچنین به منظور ارزیابی نتایج از شاخص دقت (معادله ۶) بهره گرفته شد.

جدول ۱. ماتریس اغتشاش به دست آمده از نتایج شبکه عصبی با ساختار [۷،۷] و الگوریتم آموزشی لونیگ-مارکوارت

واقعی				
پوست بادام	چروکیده	شکسته	سالم	پیش‌بینی شبکه عصبی
۰	۲	۰	۳۸	سالم
۰	۱	۴۰	۱	شکسته
۰	۳۸	۰	۱	چروکیده
۳۹	۰	۰	۰	پوست بادام

کلاس‌ها است. علاوه بر این ساختارهای بافت متفاوت دارند. بر این اساس دقت طبقه‌بندی در این دو کلاس بسیار بالا به دست آمد. بنابراین استفاده از ترکیب این ویژگی‌ها توانسته است در دقت طبقه‌بندی آن‌ها نقش مثبتی ایفا کند. همچنین نتایج ماتریس اغتشاش و پارامترهای آماری به دست آمده نشان می‌دهد که استفاده از ویژگی‌های شکل، رنگ، و بافت و روش طبقه‌بندی هوشمندی مانند ANN می‌تواند در درجه‌بندی کیفی این محصول براساس استانداردهای تعریف شده ملی نقش بسیار مهم و تأثیرگذاری داشته باشد و در نهایت باعث شرح و بسط سیستم‌های زمان واقعی چون دستگاه‌های درجه‌بندی و سورت بادام شود.

جدول ۲. نرخ طبقه‌بندی صحیح شبکه عصبی برای ساختار [۷،۷] و الگوریتم آموزشی لونیگ-مارکوارت

کلاس‌های بادام				
پوست بادام	چروکیده	شکسته	سالم	شاخص آماری
۱۰۰	۹۲/۶۸	۱۰۰	۹۵/۰۰	CCR (%)

نتیجه‌گیری کلی

طبقه‌بندی کیفی محصول بادام نقش مؤثری در ارتقای کیفیت آن دارد. بنابراین در تحقیق حاضر، با روش مدل‌سازی ANN و استفاده از ویژگی‌های شکل، رنگ، و بافت، محصول بادام به چهار کلاس گوناگون براساس استاندارد تعریف شده، طبقه‌بندی شد. همچنین به دلیل ابعاد بالای این ویژگی‌ها از PCA برای کاهش بعد آن‌ها استفاده شد. اما یکی از مشکلات اصلی در این تحقیق وجود بادام‌های به هم چسبیده در تصاویر گرفته شده بود، که با استفاده از روشی ساده مبتنی بر پردازش تصویر تعداد زیادی از بادام‌های به هم چسبیده با موفقیت از یکدیگر جدا شدند. سرانجام در بین ساختارهای گوناگون ANN که ارزیابی

مقدار شاخص آماری نرخ طبقه‌بندی صحیح (CCR) که از ماتریس اغتشاش به دست آمده است، محاسبه شده، و نتایج آن در جدول ۲ آمده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود پایین‌ترین عملکرد برای کلاس بادام چروکیده به دست آمد (CCR برابر ۹۵ درصد بود). علت آنرا می‌توان در تشابه این کلاس به کلاس بادام سالم دانست همان‌طور که در شکل ۱ نشان داده شده است این کلاس از نظر شکل و رنگ تقریباً شبیه به کلاس بادام سالم است و فقط در ویژگی‌های مبتنی بر بافت محصول تمایز بین این دو کلاس (بادام سالم و چروکیده) حاصل می‌شود. بنابراین طبیعی است که این کلاس به نسبت سایر کلاس‌های بادام عملکرد پایین‌تری داشته باشد (زیرا فقط ویژگی بافت برای جداسازی آن نقشی مؤثر داشته است و سایر ویژگی‌ها کمکی به شبکه عصبی برای طبقه‌بندی این کلاس از بادام را در مقایسه با سایر کلاس‌ها نداشته است). بالاترین عملکرد برای کلاس‌های بادام شکسته و پوست بادام با مقادیر CCR برابر با ۱۰۰ درصد به دست آمد که علت اصلی آن مرتبط بودن ویژگی‌های استخراجی در شناسایی و جداسازی این کلاس‌ها از سایر کلاس‌های بادام بوده است. نمونه‌های بادام شکسته در دو دسته تقسیم‌بندی می‌شوند: طبقه اول شامل نمونه‌هایی است که رنگ آن‌ها سفید است که همین مسئله موجب می‌شود ویژگی‌های مبتنی بر رنگ بادام به‌تنهایی بتوانند این نمونه‌ها را از سایر کلاس‌های بادام جدا کنند. در طبقه دوم نیز بادام‌های شکسته‌ای هستند که شکل آن‌ها به دلیل شکستگی مرزهایشان کاملاً متفاوت از سایر کلاس‌های بادام است. بنابراین ویژگی‌های مبتنی با شکل بادام به‌تنهایی می‌توانند نقش بالایی در دقت طبقه‌بندی این نمونه‌ها داشته باشند. همین استدلال نیز برای کلاس پوست بادام وجود دارد این کلاس دارای رنگ و شکل متفاوت در مقایسه با سایر

گرفت که استفاده از ترکیب ویژگی‌های شکل، رنگ، و بافت در فضاهای رنگی گوناگون و بهره‌گیری از تکنیک‌های متفاوت هوش محاسباتی همچون ANN و PCA در درجه‌بندی کیفی بادام نقش بسیار مؤثر و مهمی دارند.

شد ساختار ۷-۷-۴ با الگوریتم آموزشی لونبرگ-مارکوارت بهینه‌ترین ساختار بود و نتایج نشان‌دهنده بالابودن دقت این ساختار به نسبت سایر ساختارهای ANN، در درجه‌بندی کیفی بادام بوده است. با استفاده از نتایج این تحقیق می‌توان نتیجه

REFERENCES

- Abdullah, M. Z., Mohamad-Saleh, J. Fathinul-Syahir, A. S. & Mohd-Azemi, B. M. N. (2006). Discrimination and classification of fresh-cut starfruits (*Averrhoa carambola* L.) using automated machine vision system. *Journal of Food Engineering*, 76(4), 506-523.
- Asada, H. & Brady, M. (1986). The curvature primal sketch. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 8(1), 2-14.
- Castelo-Quispe, S., Banda-Tapia, J. D. Lopez-Paredes, M. N. Barrios-Aranibar, D. & Patino-Escarcina, R. (2013). Optimization of Brazil-Nuts Classification Process through Automation using Colour Spaces in Computer Vision. *International Journal of Computer Information Systems and Industrial Management Applications*. 5, 623-630.
- Donis-Gonzalez, R., Guyer, D. E. Leiva-Valenzuela, G. A. & Burns, J. (2013). Assessment of chestnut (*Castanea spp.*) slice quality using color images. *Journal of Food Engineering*, 115, 407-414.
- Food and Agriculture Organization. FAO statistical databases, 2011. Available at: [www. faostat. fao. org](http://www.faostat.fao.org).
- Haralick, R. M., Shanmugam, K. & Dinstein, I. (1973). Textural features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 6, 610-621.
- ISIRI, Specification and methods of test for unshelled almonds. Institute of Standards and Industrial Research of Iran. Document number 88. 1995. Available from: [http:// www. isiri. org/ portal/ files/ std/88.htm](http://www.isiri.org/portal/files/std/88.htm).
- Leemans, V. & Destain, M. F. (2004). A real-time grading method of apples based on features extracted from defects. *Journal of Food Engineering*, 61, 83-89.
- Mebatsion, H. K. & Paliwal, J. (2011). A Fourier analysis based algorithm to separate touching kernels in digital images. *Biosystems Engineering*, 108, 66-74.
- Mery, D., Pedreschi, F. & Soto, A. (2013). Automated design of a computer vision system for visual food quality evaluation. *Food and Bioprocess Technology*, 6, 2093-2108.
- Mollazade, K., Omid, M. & Arefi, A. (2012). Comparing data mining classifiers for grading raisins based on visual features. *Computers and Electronics in Agriculture*, 84, 124-131.
- Omid, M., Mahmoudi, A. & Omid, M. H. (2009). An intelligent system for sorting pistachio nut varieties. *Expert Systems With Applications*, 36, 11528-11535.
- Otsu, N. (1979). A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 9, 62-66.
- Pearson, T. & Toyofuku, N. (1999). Automated sorting of pistachio nuts with closed shells. *Transactions of the ASAE*, 16(1), 91-94.
- Pearson, T. (1996). Machine vision system for automated detection of stained pistachio nuts. *Lebensmittel-Wissenschaft and Technolgie*, 29, 203-209.
- Qian, X. M., Zhu, H. Feng, C. L. Zhu, P. Li, H. Xin, W. & Cheng, G. (2004). An overlapping bubbles partition method in aerated water flows. In: *Proceedings of the Third Conference on Machine Learning and Cybernetics*, Vol. 6, Shanghai, China, August, pp. 3746-3750.
- Riquelme, M. T., Barreiro, P. Ruiz-Altisent, M. & Valero, C. (2008). Olive classification according to external damage using image analysis. *Journal of Food Engineering*, 87, 371-379.
- Shatadal, P., Jayas, D. S. & Bulley, N. R. (1995). Digital image analysis for software separation and classification of touching grains. *Transactions of the ASAE*, 38(2), 635-643.
- Sohn, K., Alexander, W. E. Kim, J. H. & Snyder, W. E. (1994). A constrained regularization approach to robust corner detection. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 24(5), 820-828.
- Zhang, G., Jayas, D. & White, D. G. (2005). Separation of touching grain kernels in an Image by ellipse fitting algorithm. *Biosystems Engineering*, 92(2), 135-142.