

مقاله پژوهشی

توسعه و ارزیابی سامانه طبقه بندی نخود بر اساس فناوری پردازش تصویر مرئی و شبکه عصبی مصنوعی

سمیه سلام^۱، کامران خیرعلی پور^{۲*}

۱. دانش آموخته کارشناسی ارشد، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ایلام
۲. دانشیار، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ایلام

(تاریخ ارسال: ۱۴۰۰/۰۶/۱۷، تاریخ آخرین بازنگری: ۱۴۰۰/۰۸/۰۴، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۸/۱۶)

چکیده:

قابلیت تشخیص رنگ، بافت و شکل در فناوری پردازش تصویر منجر به توسعه سامانه‌های ماشین بینایی در حوزه‌های مختلف کشاورزی، صنایع تبدیلی و صنعت شده است. وجود دانه‌های با ظاهر نامناسب و ناخالصی‌ها در نخود و تأثیر مستقیم کیفیت ظاهری محصول بر بازپسندی آن، ضرورت درجه‌بندی این محصول را نشان می‌دهد. هدف از تحقیق حاضر تشخیص نخود با ظاهر نامناسب و ناخالصی از نخود با ظاهر مناسب با توسعه یک سامانه ماشین بینایی می‌باشد. تعداد ۲۷۰ تصویر شامل تصویر ۵۴ نمونه نخود با ظاهر مناسب و ۳۶ نمونه از هر کدام از انواع نخود با ظاهر نامناسب (چروکیده، سبز رنگ، قهوه‌ای رنگ و لپه) و مواد خارجی (سنگ و ساقه) تهیه گردید. پس از تهیه تصاویر نمونه‌ها، با استفاده از یک الگوریتم پردازش تصویر، مراحل پیش پردازش و استخراج ویژگی به صورت خودکار انجام شده و ویژگی‌های مختلف رنگ، بافت و شکل استخراج گردید. الگوریتمی برای انتخاب ویژگی‌های کارا از بین ویژگی‌های استخراجی توسعه یافت. ویژگی‌های کارا توسط روش شبکه عصبی مصنوعی با دقت کلی ۹۱/۹٪ طبقه‌بندی شدند. دقت تشخیص نمونه‌های نخود مطلوب، چروکیده، لپه، نارس، قهوه‌ای و ناخالصی‌های ساقه و سنگ، به ترتیب برابر ۹۸/۱، ۸۳/۳، ۱۰۰/۰، ۹۱/۷، ۹۷/۲، ۷۷/۸ و ۹۷/۲٪ بود. با استفاده از سامانه توسعه‌یافته می‌توان محصول نخود را با دقت بالا و هزینه پایین درجه‌بندی نموده تا پس از جداسازی ناخالصی‌ها و نخود مرغوب و نامرغوب را از هم جدا و برای مصارف مختلف روانه بازار نمود.

واژه‌های کلیدی: نخود، رنگ، بافت، درجه‌بندی، پردازش تصویر.

* نویسنده مسئول: k.kheiralipour@ilam.ca.ir

۱. مقدمه

نخود (*Cicer arietinum*) یکی از محصولات مهم و مغذی زراعی می‌باشد که دارای پروتئین، کربوهیدرات، فیبر، چربی، خاکستر، کلسیم و فسفر و جوانه حاصل از بذر نخود دارای اسید مالیک و اکسالیک است که دارای خواص دارویی نیز می‌باشد [۱-۴]. این محصول به‌عنوان پرمصرف‌ترین محصول در منطقه غرب آسیا و شمال آفریقا مطرح بوده و در جهان نیز رتبه سوم را از بین حبوبات، بعد از لوبیا و نخود فرنگی، دارد [۵]. نخود (نخود زراعی، نخود سفید، یا نخود ایرانی) گیاهی زراعی یک‌ساله بوده که جز خانواده بقولات^۱ و زیر خانواده پروانه آسایان^۲ و از جنس سائیسرا^۳ است [۶] و یکی از محصولات دانه‌ای مهم در نظام‌های کشاورزی دیم در ایران به شمار می‌رود. میزان تولید نخود در کشور حدود ۱۹۳ هزار تن برآورد شده که معادل ۰/۲۵٪ از میزان تولید محصولات زراعی و ۳۷/۲۴٪ از کل میزان تولید حبوبات می‌باشد [۷]. وجود دانه‌های نخود با ظاهر نامناسب شامل انواع سبز و قهوه‌ای رنگ و همچنین نخود چروکیده بازاری پسندی نخود را کاهش می‌دهد. وجود نخود لپه به دلیل صدمات وارده به نخود در هنگام خرم کوبی یکی دیگر از مشکلات این محصول است. از دیگر مشکلات نخود، وجود مواد زائد شامل ساقه و سنگ است که در محصول برداشت شده مشاهده شده و باید از نخود جدا شود. از آن جایی که این محصول دارای مصارف فراوانی به صورت سالم، خرد و پودر شده است، می‌توان انواع با ظاهر مناسب و نامناسب را به منظور روانه آن‌ها به بازار به ترتیب به صورت نخود سالم و پودر شده درجه‌بندی نمود. هر چند برای جداسازی نخود بر اساس اندازه می‌توان از روش‌های مکانیکی نظیر الک یا غلتک‌های جداساز استفاده نمود، اما جداسازی آن بر اساس رنگ را نمی‌توان به صورت مکانیکی انجام داد. لذا توسعه یک سامانه ماشین بینایی که از یکنواختی و دقت مناسبی در تشخیص برخوردار است، می‌تواند راه‌کاری مناسبی در درجه‌بندی نخود به شمار آید. ماشین‌بینایی سامانه‌ای است که در آن بینایی به عنوان مهم‌ترین حس انسان شبیه‌سازی می‌شود که

علاوه بر طیف نور مرئی، تقریباً کل طیف‌های الکترومغناطیس را در بر می‌گیرد [۸-۹]. این سامانه‌ها به دلیل برنامه‌پذیری، تکرارپذیری، انعطاف‌پذیری، ایمن و غیرمخرب بودن، سرعت بالا و هزینه پایین [۱۰-۱۱] و همچنین قابلیت آن‌ها در تشخیص رنگ، بافت و شکل دارای کاربردهای فراوانی هستند. از جمله موارد کاربرد آن در کشاورزی و صنایع تبدیلی می‌توان به درجه‌بندی میوه‌ها [۱۲-۱۳]، سبزی‌ها [۱۴-۱۷] و محصولات کشاورزی فراوری شده [۱۸] اشاره نمود.

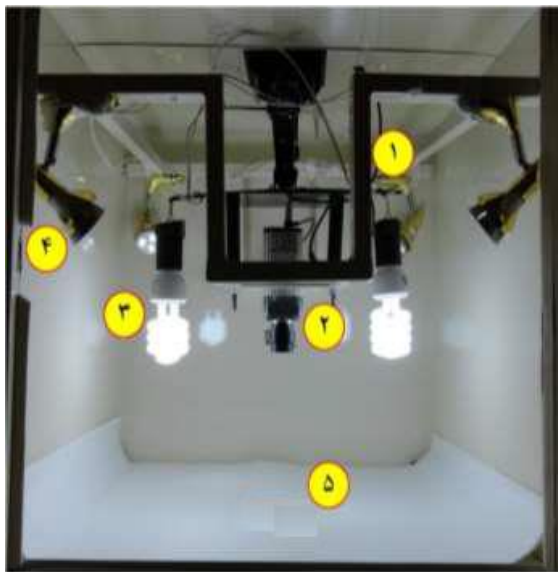
روش پردازش تصویر در مرحله پس از برداشت غلات و حبوبات به اهداف مختلفی مورد استفاده قرار گرفته است. پردازش تصویر برای تشخیص رقم عدس توسط [۱۹] Venora et al مورد استفاده قرار گرفته است. محققین ویژگی‌های اندازه، شکل و رنگ را استخراج و به روش تحلیل تفکیک خطی^۴ (LDA) طبقه‌بندی و به دقت ۹۷/۱٪ رسیدند. همچنین [۲۰] LeMasurier et al از روش پردازش تصاویر برای تشخیص اندازه عدس استفاده نمودند. با به کارگیری روش پردازش تصویر برای تشخیص بلادرنگ ناخالصی در برنج، [۲۱] Chen et al با استفاده از درخت تصمیم به دقت طبقه‌بندی ۷۶٪ رسیدند. از روش پردازش تصویر برای تشخیص ناخالصی در گندم استفاده نمودند. محققین از تصویربرداری طیفی برای تشخیص دانه گندم از پوسته گندم، گاه گندم، برگ گندم، علف‌های هرز و کفشدوزک استفاده نمودند. آن‌ها گزارش نمودند که روش شبکه عصبی مصنوعی^۵ با دقت ۹۷/۸۵٪ توانست تصاویر را طبقه‌بندی نماید [۲۲]. روش شبکه‌های عصبی مصنوعی به منظور درجه‌بندی محصولات کشاورزی در تحقیقاتی مختلف با موفقیت به کار رفته است [۲۳-۲۴]. همچنین از روش پردازش تصویر و شبکه عصبی مصنوعی برای تشخیص رقم نخود بهره گرفته شده است. محققین پنج رقم مختلف نخود شامل عادل، آرمان، آزاد، بوانیچ و هاشم را مورد بررسی قرار دادند. در تحقیق آن‌ها ویژگی‌های رنگ و بافت استخراج و مورد تحلیل قرار گرفته است [۲۵-۲۶]؛ اما از روش پردازش تصویر برای محصول نخود استفاده نشده و همچنین

1. Leguminosae
2. Popilionaceae
3. Cicer

4. Linear discriminant analysis
5. Artificial neural network

۱.۲. سامانه تصویربرداری

جهت تصویربرداری از نمونه‌های مورد بررسی از سامانه تصویربرداری موجود در آزمایشگاه پردازش تصویر دانشگاه ایلام استفاده شد. این سامانه دارای یک اتاقک تصویربرداری و یک رایانه می‌باشد. اتاقک تصویربرداری محلی برای نصب دوربین، پایه‌های نگهدارنده دوربین، نصب سامانه روشنایی و قرارگیری نمونه می‌باشد (شکل ۱). سامانه روشنایی شامل لامپ‌های هالوژن در بالا و اطراف نمونه‌ها می‌باشد تا روشنایی یکنواخت و ثابتی برای تهیه تصاویر تأمین نماید. این سامانه شامل ۴ لامپ LED، ۳ V در گوشه‌های بالایی اتاقک با زاویه تابش ۴۵ درجه نسبت به لنز دوربین و دو لامپ ۲۶ V در کنار دوربین از بالا به صورت عمود بر نمونه‌ها می‌باشد. برای اکتساب تصاویر مرئی از یک دوربین رقمی مدل Sony Cyber-shot DSC- WX200، ساخت شرکت سونی، ژاپن، با وضوح ۱۶ مگاپیکسل و زوم ۱۰ برابر، استفاده شد. از یک لپ تاپ با پردازنده Core(TM) i5 CPU M520@ 2.40 GHz Intel(R) ساخت شرکت سونی، ژاپن، جهت ذخیره و پردازش تصاویر استفاده گردید.



شکل (۱) سامانه تصویربرداری، ۱. پایه نگهدارنده جک (تنظیم ارتفاع دوربین)، ۲. دوربین، ۳. لامپ ۲۶ وات، ۴. لامپ LED و ۵- محل قرارگیری نمونه [۲۳].

Fig 1. Imaging system, 1. Holder support of lift jack (camera height adjustment), 2. Camera, 3. Lamp (26 W), 4. LED lamp, and 5. Sample location.[23]

در زمینه تشخیص کیفیت نخود و ناخالصی‌های آن تحقیق گزارش نشده است. با توجه به قابلیت‌ها و ویژگی‌های مهم فناوری پردازش تصویر از نظر دقت و صرفه اقتصادی بالا، دقت بالای شبکه عصبی مصنوعی در طبقه‌بندی تصاویر و ضرورت و اهمیت بالای درجه‌بندی نخود به منظور ارائه محصول یکنواخت و کاهش ناخالصی‌ها در آن، هدف از تحقیق حاضر توسعه یک سامانه ماشین بینایی برای درجه‌بندی نخود بر اساس کیفیت ظاهری می‌باشد تا بتوان نخود سالم را بر اساس رنگ، بافت و شکل شناسایی نمود. در مقاله حاضر، شناسایی انواع نخود سالم با رنگ مطلوب، نخود بارنگ‌های نامطلوب، نخود شکسته (لپه) و ناخالصی‌های سنگ و ساقه مورد بررسی قرار گرفت.

۲. مواد و روش‌ها

در تحقیق حاضر، نمونه‌های نخود از بازار ایلام تهیه شد. نمونه‌ها شامل نخود سالم و با ظاهر مناسب، نخود با ظاهر نامناسب شامل نخود چروکیده، سبز رنگ، قهوه‌ای رنگ، لپه و مواد خارجی شامل سنگ و ساقه بود. گروه‌های مختلف بر اساس نظر فرد خیره شناسایی و جداسازی شد. تعداد ۵۴ نمونه برای گروه نخود با ظاهر مناسب و تعداد ۳۶ نمونه برای دیگر گروه‌های انواع نخود با ظاهر نامناسب شامل نخود چروکیده، سبز رنگ، قهوه‌ای رنگ، لپه و مواد خارجی شامل سنگ و ساقه تهیه گردید.

پس از اکتساب تصاویر نخود با ظاهر مناسب (سالم و با رنگ مطلوب) و نامناسب (چروکیده، سبز رنگ، قهوه‌ای رنگ و لپه)، یک سامانه ماشین بینایی به منظور شناسایی آن‌ها توسعه یافت. همچنین در تحقیق حاضر از ناخالصی‌های (ساقه و سنگ) موجود در نخود نیز تصویر تهیه و مورد بررسی قرار گرفت تا بتوان در یک مرحله هم نخود را بر اساس کیفیت ظاهری درجه‌بندی نمود و هم ناخالصی‌ها را از آن جدا نمود. در تحقیق حاضر هدف از یک الگوریتم جهت پردازش تصاویر به دست آمده از طریق عملیات پیش پردازش و استخراج ویژگی و الگوریتمی دیگر برای طبقه‌بندی ویژگی‌های تصاویر طراحی و مورد ارزیابی قرار گرفت.

۲.۲. اکتساب تصاویر

۱۰ cm تعیین و منابع نوری موجود روشن شد. بعد از اکتساب تصویر از نمونه‌ها فایل آن در رایانه ذخیره گردید. در شکل (۲) نمونه‌های سه تایی از تصاویر گرفته شده مربوطه به انواع نخود با ظاهر مناسب، با ظاهر نامناسب شامل چروکیده، سبز رنگ، قهوه‌ای رنگ، لپه و ناخالصی شامل ساقه و سنگ آمده است.

جهت گرفتن تصاویر با کیفیت بالا از نمونه‌های گروه بندی شده، از زمینه سفید با کاغذ کالک استفاده شد. نمونه‌ها به صورت نه تایی با فاصله بر روی کاغذ کالک در اتاقک تصویربرداری و در محدوده دید دوربین قرار گرفتند. فاصله لنز دوربین از نمونه‌ها به طور ثابت برای تمامی نمونه‌های



شکل (۲) تصاویر اکتساب شده شامل الف) نخود با ظاهر مناسب، ب) نخود لپه، ج) نخود سبز، د) نخود قهوه‌ای، ذ) نخود چروکیده، ر) ساقه و ه) سنگ.

Fig 2. Acquired images as a) chickpea with proper appearance, b) split chickpea, c) green chickpea, d) brown chickpea, e) wrinkled chickpea, f) stem, and g) stone.

۲.۳. پردازش تصاویر

گام اول در پیش‌پردازش جدا کردن تصویر نخود یا ناخالصی‌های مربوطه از پیش‌زمینه است تا معلوم شود که کدام قسمت از تصویر متعلق به نخود و کدام قسمت مربوط به پس‌زمینه می‌باشد. برای این کار پس از حذف نویز، پس زمینه تصاویر نیز حذف شد. سپس تصویر به دست آمده که در فضای رنگی RGB بوده به فضاهای مختلفی مانند: $L^*a^*b^*$, HSV, NRGB, I1I2I3 و CrCb تبدیل شده و کانال‌های

بعد از اتمام مرحله تصویربرداری، پردازش تصویر آغاز گردید. برای این منظور الگوریتمی در نرم‌افزار MATLAB R2015a طراحی و کد نویسی گردید. در ابتدا تصاویر اکتساب شده توسط نرم‌افزار فراخوانی و سپس مراحل پردازش شامل پیش‌پردازش و استخراج ویژگی از تصاویر انجام شد.

۲.۳.۲. ویژگی‌های بافت

برای استخراج ویژگی‌های بافت ابتدا ماتریس هم وقوعی سطح خاکستری (glcm) به دست آمد. ماتریس glcm یک روش آماری برای بررسی بافت است که رابطه مکانی بین پیکسل‌های یک تصویر را در نظر می‌گیرد. فرض کنید Q عملگری باشد که موقعیت پیکسل‌ها را نسبت به یکدیگر تعریف کند و f تصویری باشد که حداکثر سطح شدت روشنایی پیکسل‌های آن L باشد. در این صورت ماتریس glcm به صورت یک ماتریس مربعی L×L با آرایه g_{ij} تعریف می‌گردد. g_{ij} بیانگر مجموع تعداد دفعاتی است که رابطه تعریف شده Q بین پیکسل‌هایی با ارزش i و پیکسل‌هایی با ارزش j در تصویر f برقرار باشد که 1 ≤ j ≤ L و 1 ≤ i ≤ L. ویژگی‌های بافت شامل انرژی^{۱۱}، آنتروپی^{۱۲}، تباین^{۱۳}، همبستگی^{۱۴} و همگنی^{۱۵} استخراج شد [۱۳-۱۴، ۲۷].

$$E = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k P_{ij}^2 \quad (7)$$

$$e = - \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k P_{ij} \log_2 P_{ij} \quad (8)$$

$$C = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k (i-j)^2 P_{ij} \quad (9)$$

$$C_{\text{Corr}}(r,c) = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k (i-j)^2 P_{ij} \quad (10)$$

$$H = \sum_{i=1}^k \sum_{j=i}^k \frac{P_{ij}}{1+|i-j|} \quad (11)$$

که E انرژی و P_{ij} مقدار شدت پیکسل در سطر i و ستون j می‌باشد.

۳.۳.۲. ویژگی‌های شکل

در این مرحله ماتریس تصویر با استفاده از تابع Bwlabel برچسب‌گذاری شد و سپس از تابع Regionprops برای استخراج این ویژگی‌ها استفاده شد. ویژگی‌های شکل استخراج شده به صورت زیر می‌باشند. ویژگی‌های شکل شامل طول، عرض، طول محور بزرگ، طول محور کوچک، مساحت، محیط، مرکز سطح، فشردگی^{۱۶}، وسعت^{۱۷}، گردی^{۱۸} و

مختلف آن جدا شد تا از هر کانال ویژگی‌های مختلفی استخراج گردد [۱۴، ۲۷].

۱.۲.۳. ویژگی‌های رنگ

هر تصویر از پیکسل‌های زیادی تشکیل شده که هر کدام از این پیکسل‌ها به صورت یک عدد و مجموعه آن‌ها در قالب یک ماتریس ارائه می‌گردد. علی‌رغم متناهی بودن تعداد آرایه‌های این ماتریس، تعداد آن‌ها بسیار زیاد و پیدا نمودن رابطه بین تمام آرایه‌های متناظر در چند تصویر تقریباً غیرممکن است. به همین دلیل لازم است که برخی از ویژگی‌های مهم تصاویر استخراج و مورد بررسی قرار گیرد. در این راستا، ویژگی‌های مختلفی از کانال‌های تک رنگ فضاهای رنگی به دست آمده استخراج گردید. فضاهای رنگی شامل RGB، L*a*b*، NRGB، YCrCb، HSV، HSI، III213 (فضاهای رنگی هر یک شامل سه کانال تک رنگ هستند) و کانال Gray (خاکستری) بود. ویژگی‌های رنگی شامل حداکثر^۱، حداکثر^۲، میانه^۳، نما^۴، میانگین^۵، انحراف معیار^۶، ضریب تغییرات^۷، چولگی^۸، کشیدگی^۹ و کوواریانس^{۱۰} استخراج شدند [۱۳-۱۴، ۲۷-۲۹].

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

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2} \quad (2)$$

$$C_v = \frac{\sigma}{\mu} \quad (3)$$

$$A = \frac{\mu_3}{\sigma^3} \quad (4)$$

$$K = \frac{\mu_4}{\sigma^4} \quad (5)$$

$$\text{Cov}(X, Y) = E((X - \mu)(Y - \nu)) \quad (6)$$

که μ میانگین، x_i مقدار شدت پیکسل iام، n تعداد پیکسل‌های تصویر، X و Y متغیرهای تصادفی و E(X) = μ و E(Y) = ν به ترتیب امید ریاضی آن‌ها می‌باشند.

11. Energy(E)

12. entropy

13. contrast

14. Correlation(corr)

15. Homogeneity(H)

16. Compactnes

17. Eextent

18. Roundness

1. Minimum (min)

2. Maximum (max)

3. Median

4. Mode

5. Mean

6. Standard deviation (std)

7. Coefficient of variation (cv)

8. Skewness

9. Kurtosis

10. Covariance (cov)



صنایع تبدیلی روش شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد [۸]. با وجود اینکه با شبکه‌های عصبی سامانه عصبی انسان قابل مقایسه نیستند؛ اما ویژگی‌هایی همچون قابلیت یادگیری، قابلیت تعمیم^۴، پراکندگی اطلاعات، پردازش موازی و مقاوم بودن^۵ سبب شده است آن‌ها را در برخی کاربردها مانند دسته‌بندی الگو و کنترل و به طور کلی در هر جا که نیاز به یادگیری یک نگاشت خطی و یا غیرخطی باشد، مورد استفاده قرار گیرد [۳۰]. شبکه‌های عصبی مصنوعی مدل‌های ریاضی یادگیری غیرخطی هستند که با شبیه‌سازی ریاضی سامانه‌های عصبی زیستی طراحی شده‌اند. مدل سازی شبکه عصبی نیاز به فرمول‌بندی دقیق روابط بین اطلاعات ورودی و خروجی یا فرضیات مربوط به ماهیت پارامتری پارامترهای مربوطه ندارد. شبکه‌های عصبی مصنوعی به شبکه پیش رو^۶ (پرسپترون^۷) شبکه رقابتی^۸ (هامینگ^۹)، شبکه مکرر^{۱۰} و چند نوع خاص طبقه‌بندی می‌شود. شبکه پیش رو، به ویژه پس انتشار^{۱۱} (BP) و پرسپترون چند لایه^{۱۲} (MLP)، دارای انعطاف‌پذیری بالایی می‌باشند. در معماری شبکه، اطلاعات توسط نرون‌ها/گره‌های به هم پیوسته پردازش می‌شوند که به سه لایه سازمان یافته‌اند: لایه ورودی، لایه پنهان و لایه خروجی [۳۱].

در تحقیق حاضر از روش شبکه عصبی مصنوعی برای طبقه‌بندی هفت گروه مختلف تصویر شامل نخود با ظاهر مناسب، نخود چروکیده، نخود سبز رنگ، نخود قهوه‌ای رنگ، نخود لپه، ساقه و سنگ استفاده شد. لایه ورودی شبکه عصبی مصنوعی دارای ۱۴ نرون برابر با تعداد ویژگی‌های کارای استخراج شده از تصاویر این گروه‌ها بوده و خروجی آن دارای هفت نرون بود. شبکه دارای یک لایه پنهان بوده که تعداد نرون‌های آن با سعی و خطا تغییر کرده تا بدین گونه ساختارهای مختلف شبکه ارزیابی شود. برای این کار، تعداد نرون‌های لایه پنهان از دو تا ۲۰ تغییر کرده و عملکرد شبکه

کشیدگی^۱ از تصاویر مورد بررسی استخراج شد [۱۶، ۲۳، ۲۷].

$$Co = \frac{4\pi A}{p^2} \quad (12)$$

$$Ex = \frac{p^2}{4\pi A} \quad (13)$$

$$Ro = \frac{p^2}{A} \quad (14)$$

$$El = \frac{a}{b} \quad (15)$$

که Co فشردگی، Ex وسعت، Ro گردی، El کشیدگی، P محیط تصویر، A مساحت تصویر، a طول تصویر و b عرض تصویر است.

۴.۲. انتخاب ویژگی‌های کارا

با توجه به تعداد زیاد ویژگی‌های استخراج شده (۲۸۵ ویژگی)، استفاده از همه آن‌ها در طبقه‌بندی، موجب افزایش مدت زمان طبقه‌بندی می‌شود. مضاف بر آن برخی ویژگی‌ها برای طبقه‌بندی مناسب نبوده و دقت طبقه‌بندی را کاهش می‌دهند.

در تحقیق حاضر، پس از استخراج ویژگی‌های مختلف رنگ، بافت و شکل، ویژگی‌هایی از بین آن‌ها به عنوان ویژگی‌های کارا انتخاب شد. برای این کار، الگوریتمی مبتنی بر انتخاب ترتیبی^۲ با پایه درجه دوم^۳ در نرم‌افزار متلب توسعه یافت. در این روش دارای یک الگوریتم جستجوی متوالی است که ویژگی‌ها را هنگام ارزیابی تابع هدف اضافه یا حذف می‌کند و تابع هدف برای مدل‌های پیش‌بینی میانگین خطای مربعات و برای مدل‌های طبقه‌بندی خطای طبقه‌بندی است که باید به حداقل مقدار خود رسانده شود. در تحقیق حاضر، با فراخوانی فایل اکسل داده‌های ورودی (ویژگی‌های مختلف) و خروجی (تعداد هفت طبقه) توسط الگوریتم توسعه یافته، الگوریتم به صورت خودکار ویژگی‌های کارا را مشخص نمود. این ویژگی‌ها به عنوان ورودی مدل توسعه یافته برای طبقه‌بندی مورد استفاده قرار گرفت.

۵.۲. طبقه‌بندی تصاویر

یکی از روش‌های طبقه‌بندی پرکاربرد در بخش کشاورزی و

4. Generalization
5. Robustness
6. Feed-forward network
7. Perceptron
8. Competitive network
9. Hamming network
10. Recurrent
11. Back propagation
12. Mmulti-layer perceptron

1. Elongation
2. Sequential selection
3. Quadratic

در هر ساختار ثبت و مورد مقایسه قرار گرفت.

۳. نتایج و بحث

۱.۳. ویژگی‌های کارا

انتخاب شد. میانگین ویژگی‌های کارا برای همه طبقه‌های نخود با ظاهر مناسب، نخود چروکیده، نخود سبز، نخود قهوه‌ای، نخود لپه، ساقه و سنگ در جدول (۱) آمده است. این ویژگی‌ها توسط الگوریتم توسعه یافته در نرم‌افزار متلب به روش انتخاب ویژگی متوالی و بر اساس حداقل خطای طبقه‌بندی انتخاب شده‌اند.

از بین ۲۸۵ ویژگی استخراج شده از تصاویر انواع نخود و ناخالصی‌های آن، تعدادی ویژگی به عنوان ویژگی کارا

جدول (۱) میانگین ویژگی‌های کارای طبقه‌های مختلف.

Table 1. the mean of the efficient characteristics of different classes.

ردیف No.	ویژگی Feature	نخود Chikpea					ساقه Stalk	سنگ Stone
		مطلوب Sound	چروکیده Wrinkle	سبز Green	قهوه‌ای Brown	لپه Split		
1	همبستگی R Correlation of R	0.990	0.985	0.970	0.976	0.993	0.965	0.982
2	انرژی R Energy of R	0.785	0.892	0.914	0.902	0.852	0.833	0.888
3	انرژی B Energy of B	0.789	0.912	0.922	0.937	0.878	0.848	0.901
4	انرژی a* Energy of a*	0.819	0.926	0.974	0.904	0.912	0.892	0.927
5	میانگین I2 Mean of I2	0.101	0.096	0.080	0.076	0.137	0.040	0.092
6	میانگین Cb Mean of Cb	-0.144	-0.137	-0.128	-0.090	-0.206	-0.059	-0.136
7	همگنی H Homogeneity of H	0.997	0.999	0.999	1.000	0.998	0.997	0.999
8	همبستگی V Correlation of V	0.990	0.985	0.970	0.976	0.993	0.966	0.982
9	همگنی V Homogeneity of V	0.996	0.998	0.998	0.998	0.998	0.995	0.997
10	مساحت Area	82280.80	51862.6	29505.75	43705.33	81610.14	67498.11	53298.33
11	مرکز سطح افقی Center of area	483.68	561.08	486.37	0.976	552.47	468.10	629.67
12	گردی Roundness	0.60	0.49	0.23	0.31	0.68	0.29	0.20
13	طول بزرگترین قطر Biggest axis	359.55	299.62	242.92	0.937	362.66	346.36	518.65
14	کشیدگی Skewness	1.22	1.41	1.67	0.904	1.26	1.68	3.82

ویژگی‌های کارای مربوط به ساقه و سنگ با انواع گروه‌های نخود اختلاف بیشتر دارند. میزان یکنواختی در نخود قهوه‌ای

در جدول (۱) مشاهده می‌شود که مقادیر ویژگی‌های کارا برای گروه‌های مختلف با هم اختلاف دارند و مقادیر بیشتر

همبستگی برای داده‌های آزمون به ترتیب با مقدار ۰/۰۵۱۵۹ و ۰/۸۱۱۳۲ می‌باشد. این شبکه از نوع پس انتشار خطا با پیش‌خور است و تابع فعال‌سازی لایه میانی از نوع tansig و تابع purelin برای لایه خروجی به کار گرفته شد. از الگوریتم آموزش لونیبرگ-مارکوات به دلیل سرعت بالاتر و همچنین پیشگیری از آموزش بیش از حد شبکه که غالباً باعث یادگیری نامناسب مدل می‌شود، استفاده گردید. پاسخ مناسب شبکه در اپک ۸ اتفاق افتاده است، به عبارت دیگر تعداد تکرارهای آموزش برای رسیدن به میزان دقت مطلوب با ۸ تکرار صورت پذیرفته است. در اپک ۸ بهترین عملکرد اعتبارسنجی با میانگین مربعات خطای ۰/۰۶۱۶۹ به دست آمد. همچنین در این شکل مشخص است در تکرارهای آزمایش بالاتر از اپک ۸ کارایی شبکه بهتر نخواهد شد. ماتریس اغتشاش مربوط به طبقه‌بندی نخود با روش شبکه عصبی مصنوعی در جدول (۲) آورده شده است.

نرخ طبقه‌بندی صحیح به این معنی است که چند درصد از نمونه‌های هر گروه به درستی به عنوان همان گروه شناسایی شده‌اند. مقادیر مربوط به این خصوصیت در ماتریس اغتشاش آمده است (جدول ۲). همان‌طور که در جدول (۲) نشان داده شده است مدل طبقه بند بر اساس روش شبکه عصبی مصنوعی بیشتر نمونه‌ها را به درستی تشخیص داده است. صحت طبقه‌بندی به این معنی است که چند درصد از نمونه‌های شناسایی شده برای یک گروه، مربوط به همان گروه است. مقادیر مربوط به این خصوصیت برای گروه‌های مختلف مورد بررسی در جدول (۲) ارائه شده است. همان‌طور که در این جدول مشخص است، برای گروه‌های شماره ۱ تا ۷ به ترتیب برابر ۰/۷۸/۹، ۰/۹۶/۴، ۰/۹۳/۳، ۰/۹۴/۷، ۰/۸۶/۸، ۰/۹۱/۷ و ۰/۱۰۰٪ می‌باشد. به عنوان مثال، مدل طبقه بند تعداد ۳۸ نمونه را به عنوان گروه شماره ۱ شناسایی نموده است، در صورتی که تعداد ۳۰ نمونه از آن‌ها مربوط به این گروه بوده و تعداد ۸ نمونه را از گروه‌های دیگر به عنوان گروه شماره ۱ شناسایی کرده است، بنابراین صحت طبقه‌بندی گروه ۱ برابر با ۰/۷۸/۹٪ می‌باشد.

بیشترین میزان و در نخود سبز کمترین میزان است. در ویژگی کارای همگنی (H) باز بیشترین مقادیر در نمونه‌های نخود قهوه‌ای می‌باشد و کمترین مقدار آن در نخود مطلوب مشاهده شد. حداقل ویژگی همبستگی طبقه‌های مختلف در جدول (۱) برای سنگ و حداکثر آن برای نخود مطلوب به دست آمده است که نشان می‌دهد ویژگی مناسبی برای تشخیص نخود مطلوب از سنگ است. هر چه مقادیر یک ویژگی برای گروه‌های مختلف تفاوت بیشتری با هم داشته باشند، آن ویژگی برای تشخیص گروه‌ها از هم مناسب‌تر است.

در مقاله حاضر تنها از این ویژگی‌های انتخاب شده به عنوان ورودی مدل طبقه بند استفاده شد؛ چرا که در غیر این صورت تعداد ویژگی‌های استخراج شده زیاد بوده (۲۸۵ ویژگی) و بنابراین با در نظر گرفتن همه آن‌ها برای طبقه‌بندی، بدیهی است که مدت زمان پاسخ دهی مدل طبقه بند افزایش می‌یابد. همچنین ممکن است برخی از ویژگی‌های استخراجی منجر به کاهش دقت مدل طبقه بند شوند؛ بنابراین پس از مشخص شدن ویژگی‌های کارا توسط الگوریتم انتخاب ویژگی، این ویژگی‌ها برای طبقه‌بندی مورد استفاده قرار گرفتند و بقیه ویژگی‌ها حذف شدند.

۲.۳. طبقه‌بندی

ساختارهای مختلف مدل طبقه بند مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی مورد ارزیابی قرار گرفت تا شبکه بهینه مشخص شود. بدین منظور در ساختارهای مختلف شبکه عصبی مصنوعی تعداد نرون‌های لایه پنهان از دو تا ۲۰ تغییر داده شد. در این ساختارها تعداد نرون در لایه ورودی ۱۴ (ویژگی‌های کارا) و تعداد نرون در لایه خروجی برابر هفت (طبقه‌های خروجی) بود. بالاترین درصد نرخ طبقه‌بندی صحیح برای ساختار ۷-۱۶-۱۴ به دست آمد که در واقع این شبکه دارای ۱۴ نرون در لایه ورودی، ۱۶ نرون در لایه پنهان (میانی) و هفت نرون در لایه خروجی می‌باشد. دقت طبقه‌بندی ساختار بهینه برابر ۰/۹۱/۹٪ می‌باشد. همچنین این ساختار دارای کمترین میانگین مربعات خطا و بالاترین ضریب

جدول (۲) ماتریس اغتشاش شبکه عصبی مصنوعی بهینه.

Table 2. The confusion matrix of the optimal artificial neural networks.

طبقه Class	نخود چروکیده Wrinkle chickpea	نخود مطلوب Sound chickpea	ساقه Stalk	نخود لپه Split chickpea	نخود سبز Green chickpea	نخود قهوه ای Brown chickpea	سنگ Stone	نرخ طبقه بندی صحیح (%) Correct classification rate (%)
نخود چروکیده Wrinkle chickpea	30	0	0	2	2	2	0	83.3
نخود مطلوب Sound chickpea	1	53	0	0	0	0	0	98.1
ساقه Stalk	2	1	28	0	3	1	0	77.8
نخود لپه Split chickpea	0	0	0	36	0	0	0	100.0
نخود سبز Green chickpea	1	1	1	0	33	0	0	91.7
نخود قهوه ای Brown chickpea	3	0	0	0	0	33	0	97.2
سنگ Stone	0	0	1	0	0	0	35	97.2
صحت طبقه بندی (%) Classification precision (%)	78.9	96.4	93.3	94.7	86.8	91.7	100	91.9

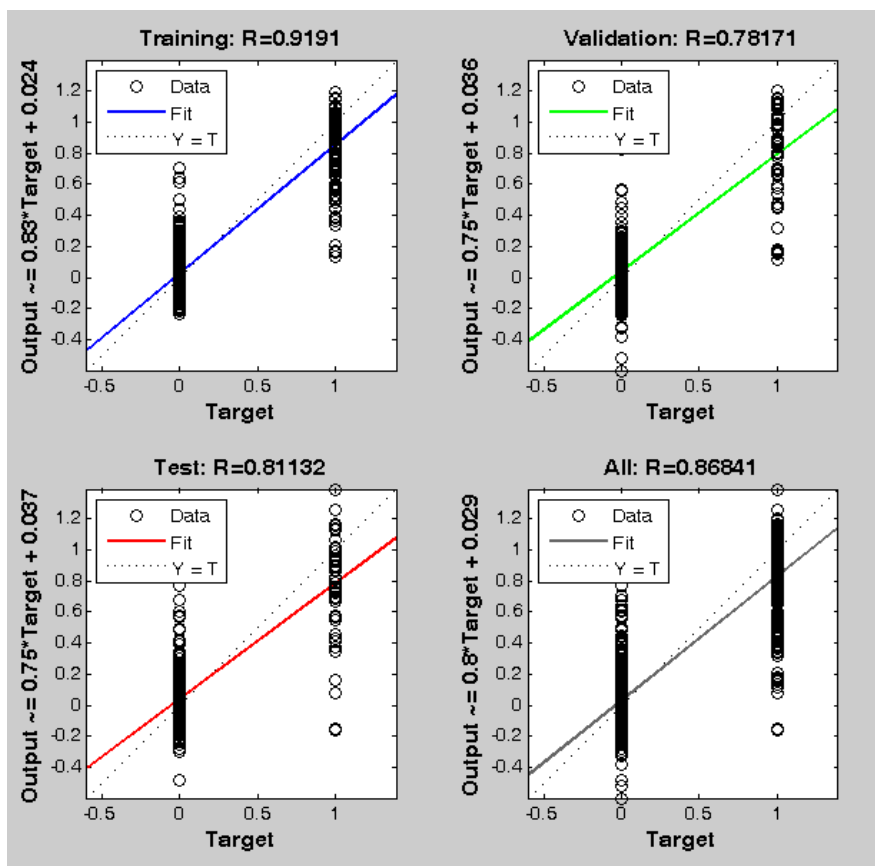
۷۶٪ [۲۱] و ناخالصی در گندم برابر ۹۷/۸۵٪ [۲۲] ثبت شده است. نتایج تحقیق حاضر نشان می‌دهد که با استفاده از روش توسعه یافته در تحقیق حاضر می‌توان با دقت بیشتر از ۹۰٪ نخود سالم و با ظاهر مناسب را از انواع دیگر و همچنین ناخالصی‌های آن جدا نمود و در این صورت در یک مرحله هم عملیات درجه‌بندی و هم عملیات جداسازی را انجام نمود. پیشنهاد می‌شود به منظور افزایش دقت طبقه‌بندی نخود، تعداد گروه‌ها را کاهش داد. برای مثال، طبقه سنگ و ساقه هر دو غیر قابل استفاده هستند و بنابراین می‌توان این دو گروه را به یک گروه (با نام گروه ناخالصی) تبدیل نمود، در این صورت مدت زمان طبقه‌بندی نیز کاهش خواهد یافت. با توجه به نتایج به دست آمده، پیشنهاد می‌شود یک سامانه ماشین بینایی با بهره‌گیری از روش پردازش تصاویر مرئی و شبکه عصبی مصنوعی برای جداسازی مواد ناخواسته از محصول نخود توسعه داده شود. با استفاده از سامانه ماشین بینایی، می‌توان به طور خودکار و با دقت بالا نخود سالم را از انواع نامطلوب و ناخالصی جدا نمود. با این کار می‌توان نخود

شکل (۳) ضریب همبستگی بین داده‌های پیش‌بینی شده و واقعی را نشان می‌دهد. این شکل نشان می‌دهد که ضریب همبستگی در طبقه‌بندی (R) برای داده‌های آموزش، اعتبارسنجی، آزمون و کل داده‌ها به ترتیب برابر با ۰/۹۱۹۱، ۰/۷۸۱۷، ۰/۸۱۱۳ و ۰/۸۶۴۱ می‌باشد. این نتایج به این معنی است که دقت طبقه‌بندی داده‌های آموزش، اعتبارسنجی، آزمون و کل داده‌ها به ترتیب برابر با ۰/۹۱۹۱، ۰/۷۸۱۷، ۰/۸۱۱۳ و ۰/۸۶۴۱ می‌باشد.

طبقه بند مبتنی بر روش شبکه عصبی مصنوعی از تعداد ۲۷۰ نمونه انواع نخود و ناخالصی‌ها، تعداد ۲۴۸ نمونه را به درستی تشخیص داده و تعداد ۲۲ مورد را به اشتباه شناسایی نموده است. این نتیجه نشان می‌دهد که مدل طبقه‌بندی به روش شبکه عصبی مصنوعی توانسته است با نرخ طبقه‌بندی صحیح و همچنین صحت طبقه‌بندی برابر با ۹۱/۹٪ نمونه‌ها را تشخیص دهد. دقت طبقه‌بندی در تشخیص رقم عدس برابر ۹۷/۱٪ [۱۹] و در تشخیص رقم نخود برابر ۹۹/۳٪ [۲۵] گزارش شده است؛ اما برای تشخیص ناخالصی در برنج برابر

را حذف می‌گردد. علاوه بر آن، استفاده از روش پردازش تصویر برای درجه‌بندی خودکار منجر به کاهش هزینه درجه‌بندی و جداسازی می‌شود؛ چرا که این روش ارزان‌تر از روش‌های سنتی و دستی است.

سالم و با ظاهر مناسب را پس از جداسازی بسته‌بندی نمود و به عنوان نخود درجه یک و سایر گروه‌های نخود را به عنوان نخود درجه دو به بازار فروش عرضه نمود. درجه‌بندی و جداسازی ناخالصی‌ها از آن، علاوه بر بهبود ارزش افزوده، سبب استقبال بیشتر مشتریان می‌شود؛ چرا که نیاز به درجه‌بندی و جداسازی دستی که عملیاتی طاقت فرسا است



شکل (۳) همبستگی (R) بین داده‌های پیش‌بینی شده و واقعی برای داده‌های آموزش، اعتبارسنجی، آزمون، و کل داده‌ها.

Fig 3. The correlation between the predicted and real data (R) for train, validation, test, and all data.

تعداد ۱۴ ویژگی از بین ۲۸۵ ویژگی استخراجی به عنوان ویژگی‌های کارا انتخاب و برای طبقه‌بندی توسط روش شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده قرار گرفتند. دقت طبقه‌بندی این روش برابر ۹۱/۹٪ به دست آمد. با توجه به این نتیجه، می‌توان گفت روش پردازش تصویر جهت جایگزینی با روش سنتی درجه‌بندی محصول نخود قابل استفاده می‌باشد. سامانه

۴. نتیجه‌گیری

در پژوهش حاضر به منظور توسعه ماشین بینایی طبقه‌بندی انواع نخود (مطلوب، سبز، قهوه‌ای، لپه و چروکیده) و ناخالصی‌ها (سنگ و ساقه)، پس از تصویربرداری و پیش‌پردازش تصاویر، ویژگی‌های ظاهری نخود شامل رنگ، بافت و شکل استخراج، انتخاب و مورد طبقه‌بندی قرار گرفت.

و جداسازی نخود و بهبود وضعیت ارگونومی کشاورزان می‌گردد.

تشکر و قدردانی

از دانشگاه ایلام به خاطر حمایت از تحقیق حاضر تشکر و قدردانی می‌گردد.

ماشین بینایی توسعه یافته می‌تواند به کمک فناوری پردازش تصویر و شبکه عصبی مصنوعی به عنوان روشی ساده، سریع و غیرمخرب جایگزین سایر روش‌های جداسازی انواع ناخالصی‌ها از نخود و درجه‌بندی انواع نخود باشد. با استفاده از این سامانه، محصول نخود با دقت بالا و هزینه پایین بر اساس کیفیت ظاهری درجه‌بندی شده و برای بسته‌بندی آماده می‌شود. این کار علاوه بر بهبود ارزش افزوده و ارتقا بازارپسندی، موجب حذف عملیات دستی درجه‌بندی

منابع

- [1] Kouris-Blazos, A., Belski, R. (2016). Health benefits of legumes and pulses with a focus on Australian sweet lupins. *Asia Pac. J. Clin. Nutr.*, 25(1), 1-17.
- [2] Duke, J. A. (1981). *Handbook of legumes of world economic importance*. (1st ed.). New York: Plenum Press.
- [3] Wallace, T. C., Murray, R., Zelman, K. M. (2016). The Nutritional Value and Health Benefits of Chickpeas and Hummus. *Nutrients.*, 8, 1-10.
- [4] Hulse, J. H. (1991). Nature composition and utilization of gran legumes. In: Muehlbauer, F.J., Kaiser, W.J. *Expanding the Production and Use of Cool Season Food Legumes*. (1st ed.). New York: Springer.
- [5] Malhotra, R. S., & Saxena, M. C. (2002). Strategies for Overcoming Drought Stress in Chickpea. *Caravan, ICARDA*, 17p.
- [6] Kochaki, A., & Banayaneaval, M. (2009). *Pulse Crops*. (1st ed.). Mashhad: Mashhad Academic Jahad Publishers. [In Persian].
- [7] Ananimous. *Agricultural Statistics*. 2016. <http://www.agriis.ir>.
- [8] Kheiralipour, K., Ahmadi, H., Rajabipour, A., Rafiee, S. (2018). *Thermal Imaging, Principles, Methods and Applications* (1st ed.). Ilam: Ilam University Publication. [In Persian].
- [9] Kheiralipour, K. (2012). Implementation and construction of a system for detecting fungal infection of pistachio kernel based on thermal imaging (TI) and image processing technology. Ph.D. Dissertation. Karaj, Iran: University of Tehran. [In Persian].
- [10] Chen, B., Tojo, S., & Watanabe, K. (2003). Machine vision for a micro weeding robot in a paddy field. *Biosyst. Eng.*, 85(4), 393-404.
- [11] Tong, J. H., J. B., Li, and H. Y. Jiang. 2013. Machine vision techniques for the evaluation of seedling quality based on leaf area. *Biosyst. Eng.*, 115(3), 369-379.
- [12] Kheiralipour, K., & Marzbani, F. (2016). Pomegranate quality sorting by image processing and artificial neural network. *10th Iranian National Congress on Agricultural Machinery Engineering (Biosystems) and Mechanization*. 30-31 August, Mashhad, Iran. [In Persian].
- [13] Mohammadi, V., Kheiralipour, K., & Ghasemi-Varnamkhasti, M. (2015). Detecting maturity of persimmon fruit based on imageprocessing technique. *Sci. Hortic.*, 184, 123-128.
- [14] Khazaei, Y., Kheiralipour, K., Hoseinpour, A., & Javadikia, H. (2019). Development of an algorithm based on image processing technique and sport vector machine to distinct potato from clod and stone. *JRMAM*, 8(1), 1-11. [In Persian].
- [15] Iraj, M. S. (2018). Comparison between soft computing methods for tomato quality grading using machine vision. *J. Food Meas. Charact.*, 13, 1-15.
- [16] Kheiralipour, K., & Pormah, A. (2017). Introducing new shape features for classification of cucumber fruit based on image processing technique and artificial neural networks. *J. Food Process Eng.*, 40(6), e12558.
- [17] Concha-Meyer, A., Eifert, J., Wang, H., & Sanglay, G. (2018). Volume estimation of strawberries, mushrooms, and tomatoes with a machine vision system. *Int. J. Food Prop.*, 21(1), 1867-1874.
- [18] Mahdiani, M., and H. Sadriani. 2010. Grade raisins using image processing: identification cap stem and color. *6th Iranian National Congress on Agricultural Machinery and Mechanization*, 15-16 September, Karaj, Iran. [In Persian].
- [19] Venora, G., Grillo, O., Shahin, M. A., Symons, S. J. (2007). Identification of Sicilian landraces and

- Canadian cultivars of lentil using an image analysis system. *Food Res. Int.*, 40, 161-166.
- [20] LeMasurier, L. S., Panozzo, J. F., & Walker, C. K. (2014). A digital image analysis method for assessment of lentil size traits. *J. Food Eng.*, 128, 72-78.
- [21] Chen, J., Lian, Y., & Li, Y. (2020). Real-time grain impurity sensing for rice combine harvesters using image processing and decision-tree algorithm. *Comput. Electron. Agric.*, 175, 105591.
- [22] Shen, Y., Yin, Y., Li, B., Zhao, C., & Li, G. (2021). Detection of impurities in wheat using terahertz spectral imaging and convolutional neural networks. *Comput. Electron. Agric.*, 181, 105931.
- [23] Jahanbakhshi, A. & Kheiralipour, K. (2019). Carrot sorting based on shape using image processing, artificial neural network, and support vector machine. *JAME*, 9 (2), 295-307. [In Persian].
- [24] Azadnia, R. & Kheiralipour, K. (2021). Recognition of leaves of different medicinal plant species using a robust image processing algorithm and artificial neural networks classifier. *J. Appl. Res. Med. Aromat. Plants*, 100327.
- [25] Pourdarbani, R., Sabzi, S., García-Amicis V.M., García-Mateos, G., Molina-Martínez, J.M., & Ruiz-Canales, A. (2019). Automatic classification of chickpea varieties using computer vision techniques. *Agronomy*, 9, 672.
- [26] Pourdarbani, R., Sabzi, S., Kalantari, D., Hernández-Hernández, J. L., & Ignacio Arribas, J. (2020). A Computer vision system based on majority-voting ensemble neural network for the automatic classification of three chickpea varieties. *Foods*, 9, 113.
- [27] Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2002). *Digital Image Processing* (2nd ed). New Jersey: Prentice Hall Inc.
- [28] Mansourfar, K. (1995). *Statistical methods* (3rd ed). Tehran: University of Tehran Publication. [In Persian].
- [29] Ehdaee, B. (1994). *General Experimental Statistics* (4th ed). Ahvaz: Shahid Chamran University publication. [In Persian].
- [30] Menhaj, M. B. (2002). *Principles of Artificial Neural Networks*. (2nd ed). Tehran: Iran. Industrial University of Amirkabir (Tehran Polytechnic) Publication. [In Persian].
- [31] Liu, Z-W., Liang, F-N., & Liu, Y-Z. (2018). Artificial neural network modeling of biosorption process using agricultural wastes in a rotating packed bed. *Appl. Therm. Eng.*, 140, 95-101.

*Research Article***Development and evaluation of chickpea classification system based on visible image processing technology and artificial neural network****Somayeh Salam¹, Kamran Kheiralipour^{2*}****1. MSc Graduate, Mechanical Engineering of Biosystems department, Faculty of Agriculture, Ilam University****2. Associate Professor, Mechanical Engineering of Biosystems department, Faculty of Agriculture, Ilam University****Abstract**

The ability to recognize color, texture, and shape in image processing technology has led to the development of machine vision systems in various fields of agriculture, conversion industries, and industry. The existence of impurities and seeds with an unsuitable appearance in chickpeas and the direct effect of the appearance quality of the product on its marketability, shows the need for grading this product. The aim of the present study was to distinguish impurities and chickpeas with an inappropriate appearance from chickpeas with a suitable appearance by developing a machine vision system. Totally 270 images including 54 samples of chickpeas with suitable appearance and 36 samples of each type of chickpeas with inappropriate appearance (wrinkled, green, brown, and split) and foreign materials (stone and stem) were prepared. After preparing the sample images, the pre-processing and feature extraction steps were performed automatically and different color, texture and shape properties were extracted by developing and using an image processing algorithm. An algorithm was developed to select efficient features from the extracted features. Efficient features were classified by the artificial neural network method with total accuracy of 91.9%. The detection accuracy for desirable, wrinkled, cotyledon, immature, and brown chickpea and stem and stone impurities was equal to 98.1, 83.3, 100.0, 91.7, 97.2, 77.8, and 97.2% respectively. Using the developed system, the chickpea product can be graded with high accuracy and low cost, so that after separating the impurities, the desirable and undesirable chickpeas can be separated and sent to the market for different uses.

Keywords: Chickpea, Color, Texture, Sorting, Image processing.

* Corresponding author: k.kheiralipour@ilam.ca.ir