

امکان سنجی توانایی شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم‌های ژنتیک در طبقه بندی اجزای توده دانه گندم به کمک پردازش ویدیو

سعید آقاعیزی^۱، منصور راسخ^{۲*}، یوسف عباسپور گیلانده^۳، ترحم مصری گندشمین^۴، محمدحسین کیانمهر^۵

۱-دکتری مهندسی مکانیک بیوسیستم دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه محقق اردبیلی

۲و۳و۴-استاد گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران.

۵-استاد گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی دانشگاه تهران، پردیس ابوریحان، پاکدشت، ایران.

*ایمیل نویسنده مسئول: rasekh_ma@yahoo.com

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۱۰/۱۴

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۰۸/۱۲

چکیده

وجود انواع ناخالصی‌ها در زمان برداشت گندم از عوامل مهم در افت کیفیت گندم است در نتیجه تشخیص ناخالصی‌های توده دانه گندم ضروری به نظر می‌رسد. در این مطالعه به بررسی امکان شناسایی گندم در توده دانه گندم و تخمین میزان ناخالصی موجود در توده، مبتنی بر پردازش ویدیو به کمک دو نوع الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و همچنین هیبرید الگوریتم ژنتیک (GA) پرداخته شده است. پس از تهیه ویدیوی حرکت توده بر روی تسمه نقاله، با استفاده از نرم افزار MATLAB و جعبه ابزار پردازش تصویر، ۱۷ ویژگی شکلی، ۱۲ ویژگی رنگی و ۶ ویژگی بافتی از هر نمونه دانه موجود در تصویر استخراج شد. داده‌های بدست آمده از بخش پردازش تصویر به پنج دسته گندم، جو، یولاف، کاه و کلش، بذر علف هرز طبقه‌بندی شدند. از دو نوع الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی (ANN) پیش‌خور (newff) و پس‌خور (newcf) و هیبرید الگوریتم ژنتیک (GA) برای دستیابی به بالاترین دقت طبقه‌بندی و کمترین مقدار خطا استفاده شد. نتایج نشان داد از ۳۶ ساختار مختلف شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، ساختار ۵-۴-۱۰-۳۵ برای الگوریتم newff با دقت ۱۰۰ و ۸۹/۷۴ درصد به ترتیب برای شرایط آموزش و تست و با زمان پردازش ۱۰/۳۹ ثانیه و ساختار ۵-۸-۱۰-۳۵ برای الگوریتم newcf با دقت ۱۰۰ درصد برای شرایط آموزش و تست و با زمان پردازش ۴۴/۹۴ ثانیه بدست آمد. از طرفی نتایج حاصل از هیبرید الگوریتم GA نشان داد بالاترین دقت طبقه‌بندی به ترتیب دارای ۹۵/۵۵ درصد و ۸۶/۶۶ درصد برای آموزش و تست و در ساختاری که در آن از ۸ نرون در لایه مخفی با اندازه جمعیت ۲۰۰ استفاده شده بود، حاصل شد. با توجه به نتایج بدست آمده، استفاده از پردازش ویدیو به کمک شبکه عصبی مصنوعی ANN و الگوریتم newff با توجه به دقت بالا و زمان محاسبات پایین تر ابزار توانمندی برای شناسایی ناخالصی‌های توده دانه گندم است. امکان تشخیص ناخالصی‌های توده دانه گندم به کمک پردازش ویدیو و هوش مصنوعی با سرعت بالا و دقت مناسب باعث تسهیل در درجه بندی توده دانه گندم به روش غیر مخرب و سریع می‌شود که عامل اصلی در قیمت گذاری صحیح محصول است. از سوی دیگر میزان ناخالصی‌های مخرب موجود در توده دانه در مدت زمان انبارمانی تأثیر گذار است که روش‌های معرفی شده در این تحقیق در این موضوع نیز کاربرد خواهد داشت.

کلمات کلیدی: "گندم"، "شبکه عصبی مصنوعی"، "الگوریتم ژنتیک"، "تشخیص ناخالصی"

۱- مقدمه

سپس مورد تجزیه و تحلیل قرار گیرد و در نتیجه پاسخی با کمترین میزان خطا ارائه دهد. این فرایند از تصاویر دیجیتالی برای شناسایی و تشخیص استفاده می‌کند. در مورد محصولات توده‌ای مانند گندم برای تشخیص دانه خاص در توده استفاده از خواص رنگی، شکلی و بافتی اجزاء تصویر از جمله راهکارهای مرسوم در پردازش تصویر و ویدیو است. مرحله پس از برداشت محصول گندم به دو صورت تبیین می‌شود: یا به کارخانجات فرآوری مواد غذایی ارسال می‌شود و یا برای فروش در فواصل مشخص در سیلوها ذخیره می‌شود. پارامترهای مختلفی معرف کیفیت دانه گندم هستند که درصد خلوص توده، یکی از اصلی‌ترین عوامل مؤثر بر قیمت خرید محصول است. چندین نوع دانه غیر گندم شامل: دانه‌های جوانه زده، دانه شکسته، حبوبات، بذر علف‌های هرز، دانه‌های آسیب دیده از حشرات، مواد خارجی (سنگریزه و کاه و کلش) و غیره منبع اصلی ناخالصی توده گندم به شمار می‌روند (Serranti, 2012). همواره محققان در تلاش بودند تا در رابطه با ناخالصی‌های موجود در دانه گندم به راه حل‌های مبتنی بر پردازش رایانه‌ای دست یابند تا بتوانند جداکننده‌های خودکار دانه گندم را توسعه دهند. پردازش تصویر مبتنی بر مورفولوژی، رنگ و ویژگی‌های بافت دانه‌ها برای کاربردهای مختلف در صنعت دانه از جمله ارزیابی کیفیت دانه و طبقه بندی گندم مورد استفاده قرار گرفته است. سیستم‌های درجه بندی مختلفی مبتنی بر پردازش تصویر مطالعه شده‌اند

گندم از مهمترین غلات در سبد غذایی انسان است که به جهت داشتن مواد غذایی ارزشمند به عنوان منبع اصلی تأمین انرژی، پروتئین و فیبر شناخته می‌شود (Mansing, 2010). گندم تقریباً یک پنجم از کل کالری دریافتی جمعیت جهان را فراهم می‌کند. از همین رو، تولید سالانه گندم در طی سال‌های گذشته افزایش چشمگیر یافته است (FAO, 2018). کیفیت گندم تأثیر بسزایی در بازارپسندی آن دارد، علاوه بر این در صورت استفاده از گندم به عنوان بذر محصول، ناخالصی موجود در توده عامل تعیین کننده‌ای در عملکرد محصول آتی خواهد داشت. بنابراین مطالعه پیرامون روش‌های تعیین کیفیت گندم بسیار مهم است. درصد خلوص توده یکی از عواملی است که بررسی آن بسیار دشوارتر و پیچیده‌تر از سایر عوامل است. سیستم تشخیص میزان ناخالصی توده در حال حاضر به روش بازرسی بصری و توسط افراد متخصص انجام می‌گیرد. اما این روند ارزیابی خسته کننده و وقت گیر است. توانایی تصمیم گیری یک مسئول بازرسی دانه می‌تواند تحت تأثیر وضعیت روحی وی ناشی از سوگیری و فشار کار، وضعیت جسمی از قبیل خستگی و بینایی و شرایط کار از قبیل دید نادرست، نور نامناسب و غیره باشد. از این رو، این فرایند می‌تواند به کمک اتوماسیون و توسعه سیستم‌های تصویربرداری که توانایی شناسایی دانه گندم را در تصویر توده‌ی آن دارند، انجام شود و

مراحل درجه بندی و تعیین قیمت محصولات مختلف از جمله محصولات توده‌ای و با توجه به اینکه در حال حاضر این فرایندها اغلب به صورت دستی و توسط کارشناسان خبره انجام می‌شود و همچنین با توجه به اینکه مطالعات آزمایشگاهی پیرامون تشخیص ناخالصی‌های توده دانه گندم اغلب به صورت دانه بوده که در عمل استفاده از آن غیر ممکن و یا بسیار سخت خواهد بود. استفاده از تکنولوژی بینایی ماشین علاوه بر کاستن خطاها و هزینه‌های اضافی روش بازرسی بصری از جمله خستگی، خطای انسانی و نیاز به کار کارگری بیشتر توانایی افزایش دقت و ثابت نگه داشتن دقت طبقه بندی در طول درجه بندی را به همراه دارد. مطالعات پیشین در زمینه استفاده از پردازش تصویر و شبکه‌های عصبی مصنوعی در مورد توده دانه گندم اغلب به صورت تعیین ارقام مختلف گندم در یک توده انجام گرفته است. از همین رو در این تحقیق به عنوان نوآوری مطالعه و بالاتر بردن جنبه کاربردی آن، جداسازی ناخالصی‌های موجود در توده دانه گندم مد نظر قرار گرفت. از جنبه‌های مهم در پردازش ویدئو، کاهش حجم داده ارسالی و استفاده از تخمین ویدئو است. هم چنین مباحث مختلفی مانند نحوه فشرده‌سازی و حذف نویز در این مطالعه متفاوت از تحقیقات انجام شده پیرامون پردازش تصویر است. مزیت قابل توجه دیگری که روش فیلم‌برداری ارائه می‌دهد امکان دسترسی به تمامی بازه‌های زمانی حرکت دانه است که سرعت و دقت شناسایی را ارتقا می‌بخشد. از این رو در تحقیق حاضر از پردازش فیلم به کمک تجهیزات فیلم برداری از حرکت توده دانه گندم به همراه ناخالصی‌های موجود در توده فیلم تهیه شد و برای استخراج ویژگی‌های مورفولوژیکی، رنگی و بافتی اجزای تصویر از نرم افزار MATLAB استفاده شد. همچنین ویژگی‌های استخراج شده به منظور تشخیص میزان خلوص توده دانه گندم با دو نوع مختلف شبکه‌های عصبی مصنوعی پس انتشار خطا و همچنین هیبرید الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی مصنوعی تحلیل گردید. در مطالعه حاضر توده دانه در حال حرکت بوده و سیستم نورپردازی و تهیه ویدئو به صورت ثابت و در قسمت فوقانی دستگاه سوریتینگ نصب شده است. با توجه به اینکه حرکت توده دانه بر روی نوار نقاله‌ای است که توسط موتور الکتریکی و اینورتر متصل به آن تحت شرایط کاملاً کنترل شده قرار دارد، سرعت حرکت نوار نقاله در طول فیلم برداری ثابت می‌باشد. از طرفی از آنجاییکه مطالعات پیشین اغلب به صورت تک دانه سازی انجام گرفته است و یا در صورت استفاده از توده دانه، ناخالصی‌ها به صورت دستی و کنترل شده اضافه گردیده است، از نقاط برجسته در تحقیق پیش رو مطالعه توده دانه گندم و ناخالصی‌های طبیعی موجود در آن است که این مطالعه را متمایز و کاربردی‌تر می‌نماید. چنانچه روش حاضر در تشخیص خلوص توده دانه موفق باشد، سرعت فرایندهای سوریتینگ و همچنین ارزش گذاری توده‌های دانه گندم در سیلوها افزایش و دقت کار نیز بالاتر خواهد رفت.

۲- مواد و روش‌ها

• تهیه توده دانه

در این تحقیق از گندم رقم آذر ۲ استفاده قرار شد. توده گندم تهیه شده به صورت طبیعی دارای ناخالصی‌های یولاف، جو، بذور علف‌های هرز و کاه و کلش و در کل دارای ۵۷/۶ درصد خلوص بود. توده دانه گندم تهیه شده در آزمایشگاه خواص فیزیکی و مکانیکی محصولات کشاورزی دانشگاه محقق اردبیلی بررسی و مطالعه گردید.

• تجهیزات فیلم‌برداری

(Dubey et al., 2006; Shouche et al., 2001; Zapotoczny et al., 2008; Masoumiasl et al., 2013; Utku (2000) سیستمی را برای شناسایی ۳۱ رقم گندم مناسب نان و ۱۴ رقم گندم دوروم با استفاده از دوربین CCD طراحی کرد. ایشان در مطالعه خود از تکنولوژی *orthonormal transformation* برای تمایز گندم نان و گندم دوروم استفاده کردند، اما صحت طبقه بندی ارقام رضایت بخش نبود. در بررسی آماری داده‌ها گاهاً به حالت‌هایی برخورد می‌شود که ارتباط بین متغیرهای مسئله بسیار پیچیده است. این امر باعث می‌شود که تحلیل و پردازش داده‌ها به سختی صورت گیرد، بنحوی که گاهاً نمی‌توان رابطه‌ی معینی بین متغیرها بدست آورد. در این مواقع بجای تحقیقات صرفاً تئوری به تحقیقات کاربردی پرداخته می‌شود. شبکه‌های عصبی مصنوعی از جمله راه حل‌هایی است که با پردازش روی داده‌های تجربی، دانش یا قانون نهفته در ورای داده‌ها را کشف، و به ساختار شبکه منتقل می‌کند. (Hosainpour Dashatan, et al., 2009). شبکه‌های عصبی مصنوعی یک سیستم پردازش اطلاعات هستند که با الهام از شبکه‌های عصبی بیولوژیکی طراحی شده‌اند و در برخی از ویژگی‌ها، عملکردی مشابه شبکه‌های عصبی بیولوژیکی دارند (Fausett, 1994). شبکه‌های عصبی مصنوعی به طور گسترده‌ای در طبقه‌بندی محصولات غله‌ای مورد استفاده قرار می‌گیرد. در یک مطالعه با استفاده از خواص شکلی دانه‌ها در تصاویر و استفاده از ساختارهای مختلف شبکه‌های عصبی مصنوعی موفقیت در طبقه بندی دانه‌های گندم گزارش شد (Paliwal, et al., 2001). طبقه‌بندی ۵ گونه دانه با استفاده از تکنیک‌های پردازش تصویر و شبکه‌های عصبی مصنوعی انجام شد. نتایج نشان داد دقت طبقه بندی در جو ۹۸/۷٪، در گندم بهار ۹۹/۳٪، در گندم دوروم ۹۶/۷٪ و در جو دوسر ۹۸/۴٪ است (Visen, et al., 2002). با ادغام بینایی ماشین و شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از نرم افزار Matlab شناسایی چهار رقم گندم توسط عارفی و همکاران (۲۰۱۱) بررسی گردید. برای انجام فرآیند شناسایی، رنگ و ویژگی‌های مورفولوژیکی گندم استخراج شد. با توجه به این ویژگی‌ها، تحلیل ANN انجام شد. نتایج نشان داد که ویژگی‌های رنگی یا خصوصیات مورفولوژیکی به تنهایی دقت کافی برای تشخیص رقم گندم را ندارند. بنابراین از حالتی شامل ترکیبی از هر دو خصوصیت استفاده شد. برای این حالت دقت کلی ۹۵/۸۶ درصد گزارش شد. در یک تحقیق دیگر Pazoki, et al., (2014) ارقام دانه گندم دیم را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی طبقه بندی کرد. برای این منظور، ویژگی‌های رنگی، ویژگی‌های مورفولوژیکی و ویژگی‌های بافتی استخراج شد. این ویژگی‌ها به عنوان ورودی شبکه عصبی پرسپترون چند لایه مورد استفاده قرار گرفت. نتایج نشان داد دقت طبقه بندی این سیستم 86.58 درصد است. آن‌ها برای افزایش دقت طبقه بندی از الگوریتم UTA برای استخراج ویژگی‌ها استفاده کردند که منجر به افزایش دقت طبقه بندی به 87.22 درصد شد. مطالعه‌ای توسط Douik, et al., (2008) برای طبقه بندی دانه گندم و جو به کمک ماشین بینایی انجام شد. در این تحقیق از آنالیز تشخیص (Discriminant Analysis) و K نزدیک‌ترین همسایه استفاده شده است. سیستم به سه روش الف) فقط با ویژگی‌های مورفولوژیکی، ب) فقط با ویژگی‌های رنگی و ج) ترکیبی از ویژگی‌های مورفولوژیکی، رنگی و همچنین ویژگی‌های بافت آموزش داده شد. نتایج نشان داد استفاده از حالت ترکیبی از خواص مورفولوژیکی، رنگی و بافتی دارای بالاترین دقت طبقه بندی برابر با ۹۹ درصد است. با توجه به اهمیت

انتخاب آخرین فریم نیز فریمی مدنظر قرار گرفت که تمام تصویر دارای آبجکت بوده و ناحیه‌ی خالی از آبجکت در عرض تصویر نبوده و آخرین دانه گندم نیز وارد تصویر شده بود (شکل ۲). به این ترتیب تعداد کل فریم‌های دارای آبجکت بدست آمد. هدف از استخراج فریم‌های ابتدایی و انتهایی ویدیو، تحلیل صحیح، دقیق و سریع ویدیو است به طوری که تمامی آبجکت‌های موجود در تصویر بررسی شود ولی از بررسی فریم‌هایی که در آنها آبجکت وجود ندارد، صرف‌نظر شود. با این کار علاوه بر افزایش سرعت پردازش، دقت کار نیز بالاتر خواهد رفت.



First Frame



Last Frame

شکل ۲. اولین و آخرین فریم دارای آبجکت

• استخراج ویژگی‌ها

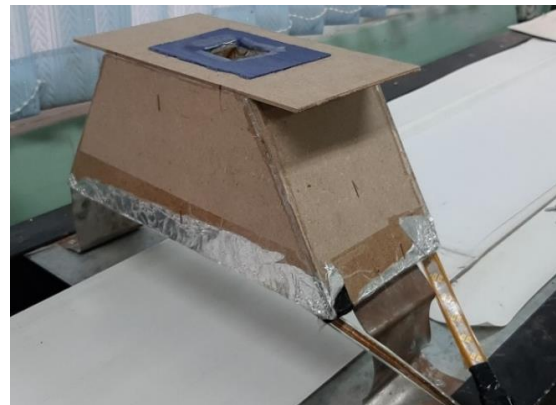
برای بررسی بهتر ویدیوی فیلم برداری شده از ده فریم با فاصله یکسان از هم استفاده و در هر فریم از قالب 500×500 پیکسل به عنوان فضای نمونه کار واقع در وسط تصویر استفاده شد. آبجکت‌های در تماس با لبه کادر انتخابی حذف شدند. برای این کار از Bounding Box مربوط به آبجکت‌ها استفاده شد، به این صورت که هر کدام از Bounding Box ها که یک مؤلفه صفر داشت حذف شد. شکل ۳ این فرآیند را نشان می‌دهد. با حذف آبجکت‌های در تماس با لبه کادر انتخابی از تحلیل

برای تهیه فیلم از دوربین گوشی شرکت SAMSUNG مدل Galaxy A50 استفاده شد. این گوشی دارای ۳ دوربین با مشخصات زیر است:

دوربین اول: ۲۵ مگاپیکسل، PDAF, f/1.7, 26mm (wide)
دوربین دوم: ۸ مگاپیکسل، f/2.2, 13mm (ultrawide), 1/4.0", 1.12µm

دوربین سوم: ۵ مگاپیکسل، دارای حسگر عمق، f/2.2, 1/5.0", 1.12 µm

دوربین این گوشی دارای قابلیت تنظیم شدت نور، کنتراست و مقدار ISO است. حسگر دوربین از نوع CCD بوده و توانایی فیلم‌برداری با سرعت ۳۰ فریم بر ثانیه را دارد. ویدیو گرفته شده در قالب نسبت ۱۶:۹ بوده و اندازه برابر با 1080×1920 دارد. منبع نوری برای دستگاه نورپردازی از نوع LED سفید بود که داخل محفظه نورپردازی (شکل ۱) تعبیه شده بود. محل قرارگیری دوربین در بالای محفظه نورپردازی بود. شدت نور ایجاد شده در محل فیلم‌برداری توسط دستگاه لوکس متر اندازه گیری شد که برابر با ۱۲۱۰ Lux بود.



شکل ۱- محفظه نورپردازی

سیستم تهیه ویدیو مجهز به یک دستگاه شامل نوار نقاله، شاسی و موتور الکتریکی سه فاز بود. اینورتر مدل SANTERNO ساخت چین تحت لیسانس ایتالیا، برای تنظیم و کنترل سرعت نوار نقاله مورد استفاده قرار گرفت، که در نهایت سرعت خطی نوار نقاله 0.2 متر بر ثانیه تنظیم شد. این سرعت حرکت خطی نوار نقاله در کنار عرض ۵۰ سانتی متری نوار نقاله و تراکم توده دانه مورد استفاده بر روی نوار نقاله، منجر به فراهم آمده امکان سنجش ۲۰۰۰ دانه در هر ثانیه می‌شود.

• پردازش تصویر

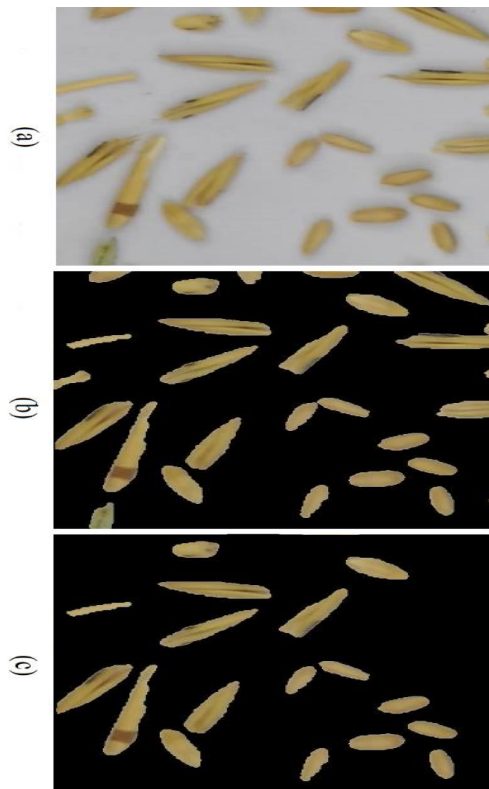
بینایی ماشین دارای دو هسته اصلی پردازش تصویر و تجزیه و تحلیل تصویر است (Kruz, et al. 2000). پردازش تصویر با از بین بردن نقایصی مانند نویز تکراری، اعوجاج هندسی، روشنایی غیر یکنواخت، تمرکز نادرست و حرکت دوربین، کیفیت یک تصویر را بهبود می‌بخشد. در مقابل تجزیه و تحلیل تصویر، فرآیند جداسازی اشیاء از پس زمینه و تولید اطلاعات کمی است (Sun, 2000). در مطالعه حاضر از ویدیوی خروجی از سیستم فیلم‌برداری برای تشخیص ناخالصی‌های موجود در توده دانه گندم استفاده شده است. بعد از فراخوانی ویدیوی گرفته شده در نرم افزار MATLAB نسخه R2014a در مرحله اول، اولین و آخرین فریم دارای آبجکت شناسایی شد. برای این منظور فریمی به عنوان اولین فریم دارای آبجکت انتخاب گردید که در آن تمام عرض تصویر دارای آبجکت بوده و هیچ آبجکتی از تصویر خارج نشده بود همچنین برای

7	Minor Axis Length/ Major Axis Length	16	Major Axis Length/Perimeter
8	Major Axis Length/ Area	17	(Bounding Box(3)- Bounding Box(1)+1) / (Bounding Box(2)- Bounding Box(4)+1)
9	Minor Axis Length / Area		
Color Properties			
1	Red	7	Hue
2	Green	8	Saturation
3	Blue	9	Value
4	Y	10	L
5	Cb	11	a
6	Cr	12	b
Texture Properties			
1	Average gray level	4	Third moment
2	Average Contrast	5	Measure of uniformity
3	Measure of smooth	6	Entropy

• طبقه‌بندی به کمک شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

برای این تحقیق کد مربوط به شبکه عصبی مصنوعی با دو لایه پنهان و تعداد نرون های مختلف در هر لایه در نرم افزار MATLAB نگارش شد. از این کد برای تشخیص و طبقه بندی تک تک اجزای موجود در توده دانه گندم استفاده شد. وظیفه اصلی ANN یادگیری ساختار مجموعه داده‌های مدل است. برای دست یابی به این امر، شبکه با نمونه‌هایی از نتایج مرتبط آموزش داده می‌شود تا قابلیت تعمیم یابد. شبکه‌های عصبی مصنوعی چند لایه (MLP) رایج‌ترین مدل‌های ANN به شمار می‌روند. شبکه‌های عصبی مصنوعی از نظر مدل سازی ساختارهای نامشخص، غیرخطی و پیچیده، روش‌های بسیار مؤثری هستند. درحالی‌که بیشتر نرم افزارهای کلاسیک که در پیش بینی ساختارهای مشابه استفاده می‌شوند، نتیجه‌ای حاصل نمی‌کنند، مدل‌های طراحی شده شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌توانند نتایج سریع‌تری داشته باشند (Kalogirou, 1999). شبکه‌های عصبی مصنوعی سیستم هایی هستند که برای مدل سازی مطابق با روش‌های مورد استفاده در مغز انسان طراحی شده‌اند. مطابق با روش پردازش داده‌ها توسط مغز انسان، شبکه‌های عصبی مصنوعی را می‌توان به عنوان یک پردازنده موازی که قادر به جمع آوری داده‌ها پس از یک دوره یادگیری است، در نظر گرفت. در کاربردهای بیولوژیکی، ANN اغلب برای طبقه بندی و شناسایی محصول استفاده می‌شود. شبکه‌های عصبی مصنوعی هنگام کار با داده‌های غیر خطی و نامشخص کاملاً مؤثر و موفق هستند. بنابراین، از پتانسیل قابل توجهی برای طبقه بندی و شناسایی محصولات کشاورزی برخوردار است (Visen, et al., 2002; Dubey, et al., 2006). در مطالعه حاضر، از مدل شبکه عصبی پرسپترون با دو لایه پنهان، در دو حالت انتشار برگشتی پیشخور خطا (newff) و انتشار برگشتی پسخور خطا (newcf) و با تابع فعال سازی تانژانت سیگموئیدی و با الگوریتم یادگیری لوببرگ-مارکوات، استفاده شده است. تعداد مختلف نرون‌ها در لایه‌های پنهان میانی به روش آزمون خطا آزمایش گردید و هر ساختار

آبجکت‌هایی که ناقص بوده و حاوی اطلاعات درستی در مورد نوع دانه نمی‌باشند جلوگیری شده و دقت کار افزایش خواهد یافت.



شکل ۳. فرایند پردازش تصویر بر روی فریم انتخابی

آبجکت‌های باقیمانده در تصویر فضای نمونه‌ای با یک سطح آستانه مناسب تبدیل به تصویر سطح خاکستری و سپس تبدیل به تصویر باینری گردید. برای حذف نویزهای اضافی و همچنین بازیابی بخش‌هایی از تصویر که جزء آبجکت های اصلی بوده و در فرایند باینری کردن تصویر از بین رفته بودند از عملیات باز و بسته کردن به صورت متناوب استفاده شد. تصویر نهایی با اعمال فیلترهای مناسب، به تصویر با قابلیت استخراج اطلاعات از آن تبدیل گردید. در گام بعدی ۱۷ ویژگی شکلی، ۱۲ مؤلفه رنگی و ۶ ویژگی بافتی از هر آبجکت استخراج و در یک فایل اکسل ذخیره گردید (جدول ۱). در گام آخر آبجکت های شماره گذاری شده در تصویر و مقادیر استخراج شده توسط نرم افزار مقایسه گردید و به دانه‌های شناسایی شده شامل: گندم، جو، یولاف، کاه و کلش و بذر علف هرز به ترتیب کدهای ۱ تا ۵ اختصاص داده شد. بررسی و تحلیل با شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک انجام گرفت.

جدول ۱. پارامترهای استخراج شده از هر آبجکت در فریم‌ها

Shape Properties			
1	Area	10	$(\text{Perimeter}^2)/(4*\pi*\text{Area})$
2	Major Axis Length	11	$(4*\pi*\text{Area}) / (\text{Perimeter}^2)$
3	Minor Axis Length	12	Major Axis Length/ Minor Axis Length
4	Eccentricity	13	Area/ Major Axis Length
5	Extent	14	$(16*\text{Area})/(\text{Perimeter}^2)$
6	Perimeter	15	$(\text{Major Axis Length}-\text{Minor Axis Length})/(\text{Major Axis Length}+\text{Minor Axis Length})$

در مطالعه حاضر، برای کاهش بار محاسباتی و افزایش دقت نتایج و همچنین برای صرفه جویی در زمان برخی از پارامترهای قابل تغییر در الگوریتم ژنتیک با استفاده از روش آزمون و خطا به صورت یک عدد ثابت استخراج شد. از جمله این پارامترها تعداد لایه در ساختار اصلی شبکه عصبی است که با توجه به اعمال بار عظیم محاسباتی برای سیستم در استفاده از تعداد لایه‌های بیشتر در بخش لایه‌های میانی و با استفاده از آزمون و خطای صورت گرفته برای این منظور و عدم مشاهده تغییرات مثبت در نتایج از یک لایه پنهان با تعداد نرون های ۲ تا ۱۲ به صورت عدد زوج استفاده شد. لازم به ذکر می باشد که تعداد نرون‌های بیش از این مقدار زمان محاسبات را به شدت افزایش و تأثیر چندانی نیز در دقت طبقه بندی نداشت. پارامتر دیگر در این زمینه فاکتور حداکثر تولید مثل (Max Generation) است که با توجه به نتایج بدست آمده از آزمون و خطا برای این عامل نتایج نشان داد افزایش این مقدار بیش از مقدار ۳۰ تأثیر چندانی در دقت طبقه بندی و کاهش میانگین مربعات خطا نداشته و صرفاً باعث افزایش زمان محاسبات می‌گردد، از این رو مقدار ثابت ۳۰ برای این پارامتر در نظر گرفته شد. برای پارامتر اندازه جمعیت (Pop Size) از ۴ مقدار ۵۰، ۱۰۰، ۱۵۰ و ۲۰۰ استفاده شد. مقادیر بالاتر از ۲۰۰ حجم محاسبات و زمان پردازش را به شدت افزایش می‌داد از این رو از مقادیر بیش از ۲۰۰ صرف نظر گردید. همچنین مقادیر کمتر از ۵۰ نیز باعث کاهش در دقت طبقه بندی شد و مقادیر کمتر از ۵۰ نیز از فرایند تحلیل کنار گذاشته شد.

۳- نتایج

• پردازش تصویر

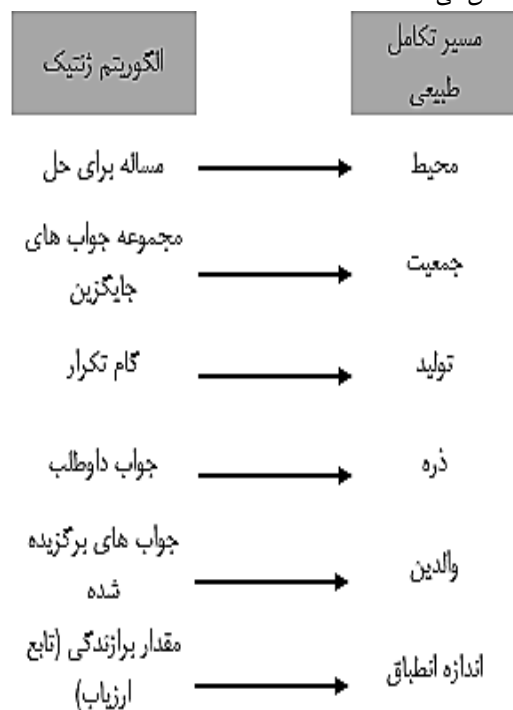
• قطعه بندی تصویر و شناسایی آبجکت ها

برای جداسازی آبجکت های داخل تصویر از تکنیک‌های مربوط به قطعه بندی تصویر استفاده شد. در این مرحله از پردازش تصویر تلاش برای جداسازی آبجکت های به هم پیوسته با استفاده از انواع روش‌های مورفولوژیکی و رنگی در تصویر انجام می شود. در واقع هدف از جداسازی آبجکت های به هم پیوسته در تصویر ایجاد امکان بررسی جداگانه‌ی تک تک اشیای موجود در تصویر و استخراج ویژگی‌های مختلف هر کدام از آنها است. نگارش این تابع در نرم افزار متلب انجام شد و برای مطالعه کنونی مورد استفاده قرار گرفت. تابع ابتدا مجموعه به هم پیوسته پیکسل‌ها را بعنوان شیء در نظر می‌گیرد. در مرحله بعد آبجکت هایی که با کناره‌های کادر انتخابی برای پردازش در تماس هستند از تصویر حذف می‌شوند. این آبجکت ها با توجه به اینکه شکل مشخصی ندارند باعث ایجاد خطا در محاسبات می‌شوند. در مرحله بعد خصوصیات هر یک از آبجکت های باقیمانده در تصویر استخراج شده و دانه‌های گندم، جو، یولاف، علف هرز و کاه و کلش موجود در تصویر برجسب گذاری شده و ویژگی‌های هر کدام به عنوان داده‌های ورودی شبکه عصبی مصنوعی ذخیره می‌شود. شکل ۵ فرایند گفته شده را نشان می‌دهد. همانطور که در شکل ۵ نشان داده شده است شکل 5-a فریم جدا شده از ویدیو برای پردازش می‌باشد. شکل 5-b کادر جدا شده از فریم برای انجام عملیات قطعه بندی و تشخیص اشیای داخل تصویر است. شکل 5-c تصویر باینری را بعد از انجام عملیات مورفولوژیکی و لبه یابی نشان می‌دهد. شکل 5-d تصویر فریم انتخابی بعد از حذف آبجکت های در تماس با لبه تصویر بوده و نهایتاً تصویر 5-e آبجکت های معنا دار را در داخل

در سه تکرار اجرا شد و بهترین دقت طبقه‌بندی یادداشت و خروجی اجرا ذخیره شد. بهترین ساختار بکارگرفته شده از روی پارامترهای دقت طبقه‌بندی آموزش و تست و MSE آموزش و تست حاصل گردید.

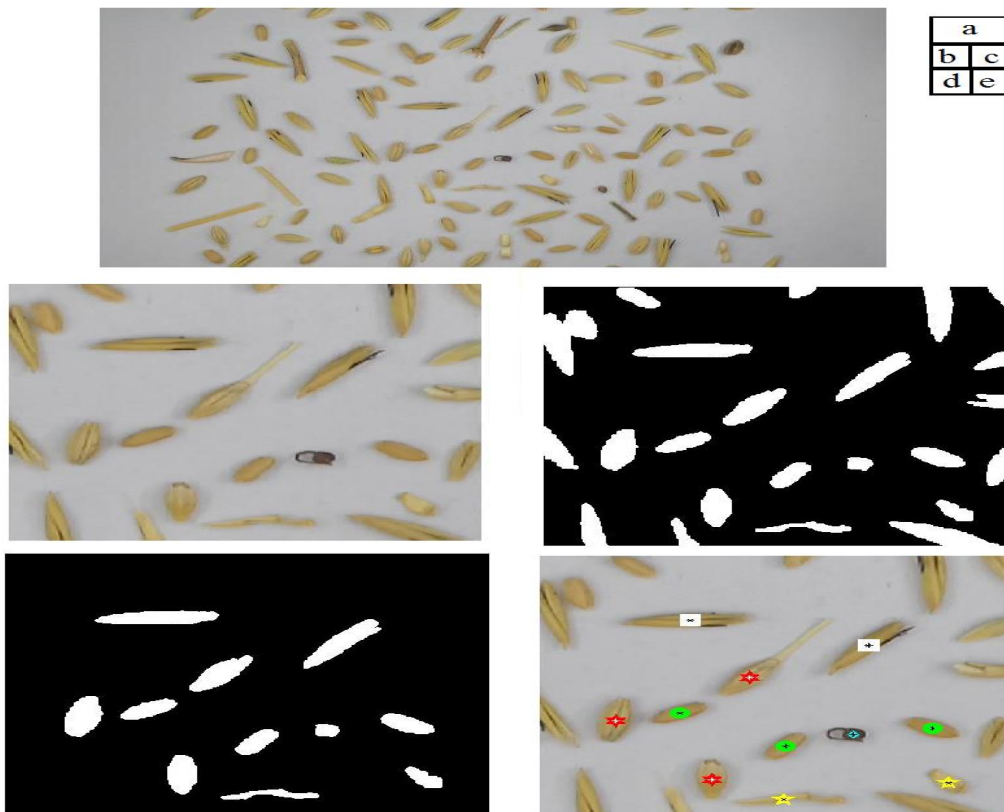
• طبقه‌بندی به کمک الگوریتم ژنتیک (GA)

از جمله گسترده‌ترین تکنیک‌ها در بین الگوریتم‌های تکاملی الگوریتم‌های ژنتیکی (GA) هستند. این الگوریتم‌ها توانایی حل مسئله در یک محدوده بررسی بسیار بزرگ در یک زمان قابل قبول، برای مشکلات بهینه سازی را دارند (Goldberg, 1989). این روش بر تکثیر جمعیت افراد (مثل کروموزوم ها) استوار است، که در آن هر فرد یک راه حل منتخب برای یک مسئله است و می‌تواند به عنوان یک رشته کمی معرفی شود. هر فرد با عملکردی به نام fitness ارزیابی می‌شود. این عملکرد کیفیت فردی را که مربوط به یک راه حل است، تعیین می‌کند (Goldberg, 1989). در GA، جمعیت به صورت تصادفی یا با استفاده از برخی استراتژی‌ها مطابق با مسئله مورد نظر انتخاب می‌شود. جمعیت تحت تأثیر تحولات معینی قرار می‌گیرد. در طی این فرآیند افراد این جمعیت با استفاده از برخی اقدامات ژنتیکی مانند: crossover، mutation و selection تکثیر می‌شوند که هدف اصلی طی این فرایند پیدا کردن فرد با بهترین fitness است (Goldberg, 1989). در نهایت با توجه به عملکرد fitness، هدف به حداقل رساندن فاصله بین نمونه‌های متعلق به یک خوشه (داخل خوشه) و به حداکثر رساندن فاصله بین نمونه‌های خوشه‌های مختلف (بین خوشه‌ای) است. الگوریتم ژنتیک، الهامی از علم ژنتیک و نظریه تکامل داروین است و بر اساس بقای برترین‌ها یا انتخاب طبیعی استوار است. یک کاربرد متداول الگوریتم ژنتیک، استفاده از آن بعنوان تابع بهینه کننده است. الگوریتم ژنتیک ابزار سودمندی در بازشناسی الگو، انتخاب ویژگی، درک تصویر و یادگیری ماشینی است. شکل ۴ ساختار هم ارزی مفاهیم بیولوژیکی و عناصر GA را نشان می‌دهد.



شکل ۴. ساختار هم ارزی مفاهیم بیولوژیکی و عناصر GA

تصویر با علائم از قبل تعریف شده نشان می‌دهد. علائم استفاده شده در تصویر 5-e به ترتیب برای گندم شکل دایره، جو ستاره شش پر، یولاف مربع، بذر علف هرز لوزی و کاه و کلش ستاره پنج پر است.



شکل ۵. فرایند قطعه بندی و شناسایی آبجکت در یک فریم

• طبقه‌بندی به کمک شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

می‌دهد، ساختار با دو لایه پنهان ۵-۴-۱۰-۳۴ با شبکه عصبی پیش خور خطا با مقدار ۱۰۰ درصد دقت برای آموزش و ۸۹/۷۴ درصد دقت برای تست و با داشتن مقادیر میانگین مربعات خطای به ترتیب ۰ و ۰/۰۵۸ برای شرایط آموزش و تست و با زمان محاسبات ۱۰/۳۹ ثانیه دارای بالاترین عملکرد در بین ساختارهای مختلف این شبکه عصبی است. از طرفی در شبکه عصبی پس خور خطا ساختار ۵-۸-۱۰-۳۴ به ترتیب با مقادیر دقت طبقه بندی ۱۰۰ و ۸۷/۱۷ درصد و مقادیر میانگین مربعات خطای ۰ و ۰/۱۹۸ برای آموزش و تست با زمان محاسبات ۴۴/۹۴ ثانیه بهترین ساختار این نوع شبکه عصبی مشاهده شد.

جدول ۲ دقت طبقه‌بندی اجزای توده دانه گندم، با استفاده از تعداد نرون‌های مختلف در لایه‌های پنهان را نشان می‌دهد. همانطور که جدول ۲ نشان می‌دهد از ساختار دو لایه پنهان در شبکه عصبی مورد استفاده در این مطالعه بهره گرفته شده، که در هر لایه تعداد نرون‌ها به صورت عدد زوج و از ۲ تا ۱۲ نرون بررسی شده است. با توجه به ویژگی‌های استخراج شده و تعداد اجزای موجود در توده دانه گندم که در فریم‌های انتخابی توسط دوربین ضبط شده است، دو نوع شبکه عصبی مصنوعی شامل انتشار برگشتی پیشخور و پسخور خطا برای یافتن بهترین عملکرد شبکه عصبی با کمترین زمان پردازش بررسی شد. همانطور که جدول ۲ نشان

جدول ۲. دقت طبقه‌بندی اجزای توده دانه گندم، با استفاده از تعداد نرون های مختلف در لایه‌های پنهان

str	ff				cf				time	
	ccrtr	ccrts	msetr	msets	ccrtr	ccrts	msetr	msets	ff	cf
2_2	82.1	61.36	0.042	0.143	100	18.18	0	1.287	6.92	27.39
2_4	97.89	50	0.007	0.581	100	52.27	0	0.615	12.08	37.78
2_6	100	65.9	0	0.136	100	56.81	0	0.601	13.3	47.59
2_8	100	52.27	0	0.208	100	40.9	0	0.634	13.6	62.04
2_10	100	56.81	0	0.246	100	50	0	0.74	14.81	56.5
2_12	94.73	47.72	0.01	0.227	100	68.18	0	0.498	15.22	47.58
4_2	82.1	52.27	0.049	0.163	100	63.63	0	0.248	16.1	11.3
4_4	100	63.63	0	0.23	100	25	0	0.932	7.58	46.93
4_6	100	52.27	0	0.279	100	45.45	0	0.435	16.29	35.75
4_8	100	65.9	0	0.138	100	59.09	0	0.621	9.05	55.78
4_10	100	59.09	0	0.168	100	75	0	0.334	3.24	31.92
4_12	100	59.09	0	0.213	100	54.54	0	0.517	7.48	47.05
6_2	82.1	27.27	0.042	0.375	100	59.09	0	0.707	15.74	46.61
6_4	100	36.36	0	0.507	100	65.9	0	0.321	12.03	35.05
6_6	100	63.63	0	0.157	100	56.81	0	0.533	9.86	76.99
6_8	100	54.54	0	0.231	100	56.81	0	0.491	8.17	26.81
6_10	100	65.9	0	0.177	100	52.27	0	0.468	13.7	44.26
6_12	100	72.72	0	0.177	100	59.09	0	0.409	5.23	94.62
8_2	83.33	71.79	0.04	0.138	100	64.1	0	0.531	7	57.97
8_4	100	82.05	0	0.076	100	71.79	0	0.525	5.99	63.46
8_6	100	87.17	0	0.104	100	74.35	0	0.382	7.53	34.32
8_8	100	76.92	0	0.142	100	74.35	0	0.338	6.5	45.82
8_10	100	74.35	0	0.181	100	71.79	0	0.298	5.32	52.98
8_12	100	56.41	0	0.263	100	71.79	0	0.305	26.07	43.42
10_2	83.71	71.79	0.046	0.105	100	53.84	0	0.552	14.82	44.45
10_4	100	89.74	0	0.058	100	74.35	0	0.429	10.39	48.04
10_6	100	69.23	0	0.172	100	84.61	0	0.28	14.39	84.04
10_8	100	76.92	0	0.097	100	87.17	0	0.198	13.65	44.94
10_10	100	84.61	0	0.12	100	74.35	0	0.606	18.08	72.61
10_12	100	84.61	0	0.107	100	82.05	0	0.275	13.01	67.53
12_2	83.33	74.35	0.04	0.153	100	79.48	0	0.161	39.55	36.67
12_4	100	76.92	0	0.211	100	76.92	0	0.339	19.61	43.9
12_6	100	82.05	0	0.191	100	79.48	0	0.124	33.15	34.67
12_8	100	92.3	0	0.066	100	82.05	0	0.289	20.23	45.18
12_10	100	87.17	0	0.081	100	79.48	0	0.482	14.65	81.11
12_12	100	89.74	0	0.109	100	79.48	0	0.283	9.43	85.59

شکل ۶ ساختار شبکه عصبی با بالاترین عملکرد در شناسایی اجزای موجود در توده دانه گندم را برای هر دو حالت بررسی نشان می‌دهد.

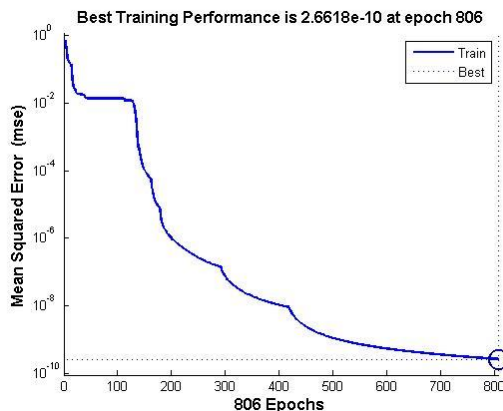
Output / Desired	Test				
	Wheat	Barley	Oat	straw	weed seeds
Wheat	3	0	0	0	0
Barley	0	18	0	0	0
Oat	0	0	7	0	0
straw	0	0	0	5	0
weed seeds	0	1	3	0	2

جدول ۴ دقت طبقه بندی هر یک از اجزای موجود در توده دانه‌ی گندم را در مرحله تست به تفکیک نشان می‌دهد. همانطور که در جدول ۴ مشخص است دقت طبقه بندی به جز بذره‌های علف هرز برای سایر گروه دانه‌های ۱۰۰ درصد است. به نظر می‌رسد با توجه به تنوع بذور علف‌های هرز موجود در توده گندم برای دستیابی به دقت بالاتر از این مقدار بایستی تنوع بذره‌های علف هرز نیز مدنظر قرار گرفته و در کنار سایر دانه‌ها مورد بررسی قرار گیرد.

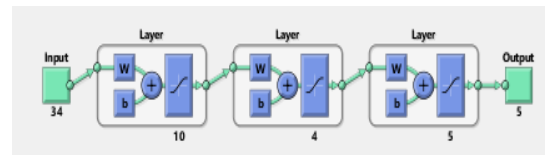
جدول ۵- دقت طبقه بندی هر یک از اجزای موجود در توده دانه‌ی گندم

Wheat Components	Accuracy
Wheat	100
Barley	100
Oat	100
straw	100
weed seeds	33.3

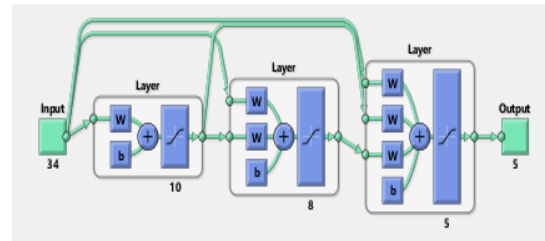
شکل ۷ نمودار دستیابی به بالاترین سطح عملکرد در Epoch های مختلف را نشان می‌دهد. همانطور که در شکل ۷ نشان داده شده است مقدار MSE از مقدار تقریباً ۱ شروع و در Epoch برابر با ۸۰۶ به مقدار 2.6618×10^{-10} رسیده است. روند کاهشی در نمودار میانگین مربعات خطا نشان دهنده افزایش میزان دقت شبکه در طول چرخه‌های اجرای برنامه است. با رسیدن یکی از پارامترهای گرادین یا ضریب یادگیری (μ) به کمترین مقدار تنظیم شده برای آنها برنامه متوقف شده و مقدار میانگین مربعات خطا مشخص می‌گردد. کمترین مقدار میانگین مربعات خطای حاصل شده نشان دهنده بهترین مقدار عملکرد الگوریتم می‌باشد.



شکل ۷. نمودار دستیابی به بالاترین سطح عملکرد در Epoch های مختلف



a



b

شکل ۶. ساختار شبکه عصبی با بالاترین عملکرد در شناسایی اجزای موجود در توده دانه گندم را برای هر دو حالت بررسی

با اولویت قرار دادن دو فاکتور زمان پردازش به جهت اهمیت تشخیص لحظه‌ای برای امکان انتقال داده به بخش جداساز و همچنین ضرورت بررسی حجم بالای محصول در مدت زمان کم و همچنین دقت که ضرورت بحث طبقه بندی است دو ساختار ۴-۱۰ نرون در لایه پنهان با شبکه عصبی newff و ۸-۱۰ نرون در لایه پنهان با شبکه عصبی newcf با دقت طبقه بندی نزدیک به هم و زمان پردازش کمتر نسبت به دقت در گروه خود بهترین ساختار برای طبقه بندی اجزای توده دانه گندم هستند. البته با توجه به مدت زمان نسبتاً زیاد الگوریتم newcf برای طبقه بندی و همچنین دقت طبقه بندی بالاتر این الگوریتم به نظر می‌رسد استفاده از الگوریتم شبکه عصبی newff دارای توجیه بوده و می‌توان از آن در توسعه دستگاه‌های جداسازی مبتنی بر بینایی ماشین و شبکه‌های عصبی استفاده کرد. جدول ۳ ماتریس اغتشاش را برای مرحله آموزش و تست ساختار ۴-۱۰ از الگوریتم پس انتشار خطای پیش خور که به عنوان ساختار با عملکرد بالا و زمان محاسبات پایین انتخاب گردید را نشان می‌دهد.

جدول ۳- ماتریس اغتشاش طبقه بند شبکه عصبی مصنوعی برای تشخیص اجزای توده دانه گندم

Output / Desired	Train				
	Wheat	Barley	Oat	straw	weed seeds
Wheat	8	0	0	0	0
Barley	0	37	0	0	0
Oat	0	0	24	0	0
straw	0	0	0	14	0
weed seeds	0	0	0	0	7

• طبقه‌بندی به کمک الگوریتم ژنتیک (GA)

را نسبت به استفاده از خود شبکه عصبی با ساختار گفته شده در بخش قبل ارائه نداده است. در بهترین ساختار و شرایط این الگوریتم مقدار دقت طبقه‌بندی به ترتیب برای آموزش و تست مقادیر ۹۵/۵۵ و ۸۶/۶۶ درصد و مقادیر میانگین مربعات خطا نیز برای دو حالت آموزش و تست به ترتیب ۰/۰۶۸ و ۰/۰۸۷ بدست آمد. همچنین با توجه به زمان محاسباتی طولانی این الگوریتم در شرایط حداکثر عملکرد آن که مقدار 103.05 ثانیه است در مقابل زمان محاسباتی ساختار ۴-۱۰ نرون در لایه پنهان شبکه newff که ۱۰/۳۴ ثانیه بدست آمده است عملاً استفاده از این الگوریتم را برای تشخیص نوع و تعداد ناخالصی‌های موجود در توده دانه گندم غیر ممکن می‌سازد.

با توجه به پارامترهای مختلف تعیین کننده در استفاده از الگوریتم ژنتیک برای حل مسائل، با استفاده از روش آزمون و خطا تعدادی از پارامترهای دخیل ثابت در نظر گرفته شد و دو عامل تعداد نرون و اندازه جمعیت مد نظر قرار گرفت. جدول ۵ نتایج دقت طبقه بندی میانگین مربعات خطا را برای حالت شبکه عصبی مصنوعی با ساختار یک لایه پنهان و هیبرید شده با الگوریتم ژنتیک با حداکثر تولید مثل ۳۰ را در شرایط آموزش و تست شبکه نشان می‌دهد. همچنین زمان محاسبات برای حالت‌های مختلف شبکه در جدول ۵ آمده است. همانطور که در جدول ۵ مشاهده می‌شود، هیبرید الگوریتم ژنتیک با شبکه عصبی مصنوعی نتایج مطلوبی

جدول ۵. دقت طبقه بندی، میانگین مربعات خطا و زمان مورد نیاز برای محاسبه برای فرایند تشخیص اجزای توده دانه گندم در تعداد نرون ها و اندازه جمعیت‌های مختلف برای شرایط آموزش و تست

neorun	pop size	cctrr	ccrts	msetr	msets	time
2	50	71.11	50.76	0.114	0.16	28.97
2	100	74.44	58.46	0.074	0.118	54.07
2	150	63.33	76.41	0.083	0.083	80.33
2	200	74.44	76.41	0.072	0.075	105.98
4	50	74.44	78.97	0.189	0.263	28.9
4	100	72.22	55.89	0.114	0.171	55.03
4	150	61.11	37.98	0.106	0.145	80.1
4	200	65.55	66.15	0.103	0.128	103.16
6	50	83.33	78.97	0.071	0.072	35.37
6	100	83.33	50.76	0.115	0.238	54.66
6	150	75.55	53.33	0.103	0.192	79.56
6	200	87.77	86.66	0.073	0.092	102.59
8	50	76.66	68.71	0.076	0.084	32.68
8	100	91.11	81.53	0.118	0.165	52.99
8	150	51.11	37.94	0.148	0.193	78.61
8	200	95.55	86.66	0.068	0.087	103.05
10	50	78.88	58.46	0.123	0.222	55.12
10	100	74.44	81.53	0.132	0.167	54.36
10	150	65.55	61.02	0.171	0.213	77.95
10	200	86.66	68.71	0.106	0.195	105.77
12	50	86.66	84.1	0.099	0.149	41.26
12	100	70	68.71	0.181	0.251	53.75
12	150	86.66	76.41	0.121	0.207	77.13
12	200	63.33	55.89	0.186	0.254	105.05

۴- نتیجه گیری

عصبی مصنوعی (ANN) و تحلیل با هیبرید الگوریتم ژنتیک با تغییر در مقادیر Pop Size و تعداد نرون در لایه پنهان برای دستیابی به بالاترین دقت طبقه‌بندی استفاده شد. نتایج نشان داد استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (ANN) با الگوریتم پس انتشار خطای پیش خور و ساختارهای ۴-۱۰ دارای دقت طبقه بندی ۱۰۰ درصد برای آموزش و ۸۹/۷۴ درصد برای تست و ساختار ۸-۱۰ با الگوریتم پس انتشار خطای پسخور دارای دقت طبقه بندی ۱۰۰ درصد برای آموزش و ۸۷/۱۷ درصد برای تست است. همچنین استفاده از هیبرید شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم ژنتیک منجر به دستیابی به دقت طبقه بندی ۹۵/۵۵ درصد و ۸۶/۶۶ درصد به ترتیب برای شرایط آموزش و تست شد. با توجه به مدت زمان انجام پردازش که به ترتیب برای شبکه‌های عصبی مصنوعی با الگوریتم‌های پس انتشار خطای پیش خور و پس خور و هیبرید شبکه

در این تحقیق، شناسایی گندم در توده گندم و تخمین میزان ناخالصی موجود در توده، مبتنی بر پردازش ویدیو و به کمک شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و هیبرید شبکه عصبی با الگوریتم ژنتیک (GA) مورد مطالعه قرار گرفت. مطالعه حاضر با استفاده از فیلم برداری، قابلیت دسترسی به تمامی بازه‌های زمانی حرکت توده را فراهم می‌کند. بررسی نمونه به صورت توده‌ای علاوه بر کاربردی کردن نتایج تحقیق، سرعت بررسی را نیز بالاتر می‌برد. از این رو با استفاده از یک سیستم فیلم‌برداری و سیستم نوار نقاله، ویدیو حرکت توده بر روی دستگاه سورتینگ تهیه گردید. با استفاده از نرم افزار MATLAB و تولباکس پردازش تصویر ۳۴ ویژگی شکلی، رنگی و بافتی از هر نمونه دانه موجود در تصویر استخراج شد. داده‌های بدست آمده از بخش پردازش ویدیو به دو صورت تحلیل با شبکه

به کمک پردازش ویدئو توانایی طبقه بندی دانه‌های گندم را داشته و می‌تواند به صورت کاربردی مورد استفاده قرار گیرد. با توجه به اهمیت سرعت حرکت توده دانه در بحث کاربرد صنعتی، پیشنهاد می‌شود سرعت‌های بالاتر حرکت توده دانه نیز به روش مشابه بررسی شود.

عصبی مصنوعی با الگوریتم ژنتیک که مقادیر ۱۰/۳۹، ۴۴/۹۴ و ۱۰۳/۰۵ حاصل شد می‌توان نتیجه گرفت استفاده از ساختار ۴-۱۰ در الگوریتم newff می‌تواند دقت بالا و زمان پردازش پایین را ارائه داده و در کارهای عملی مورد استفاده قرار گیرد. بنابراین استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

منابع

- Arefi, A., et al. 2011. Wheat class identification using computer vision system and artificial neural networks. *International Agro physics*. Vol. 25, P. 319-323.
- Douik, A., Abdellaoui, M. 2008. Cereal varieties classification using wavelet techniques combined to multi-layer neural networks, 16th Mediterranean Conference on Control and Automation, p. 1822-1827.
- Dubey, B.P., et al. 2006. Potential of artificial neural networks in varietal identification using morphometry of wheat grains. *Biosystems Engineering*. Vol. 95, P. 61-67.
- Fausett, L.V. 1994. *Fundamentals of Neural Networks*. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall.
- Food and Agriculture Organization. 2018. *Biodiversity: Agricultural biodiversity in FAO*. Retrieved November 12, 2018, from <http://www.fao.org/biodiversity>.
- Goldberg, D. E. 1989. *Genetic algorithms in search, Optimization, and Machine Learning*.
- Hosainpour Dashatan, A., et al. 2009. High speed separation of potato and clod using an acoustic based intelligent system. *Journal of Agricultural science*. University of Tabriz, vol. 19, P. 239-251.
- Hung-Min, S. 2000. An efficient remote use authentication scheme using smart cards. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, vol. 46, p. 958-961.
- Jason Krutz, L., et al. 2010. Agronomic and environmental implications of enhanced s-triazine degradation. *Pest. Manag. Sci.*, Vol. 66, P. 461-481.
- Kalogirou, S.A. 1999. Applications of artificial neural networks in energy systems. *Energy Conversion and Management*, Vol. 40, P. 1073-1087.
- Mansing, J.S. 2010. Characterization of wheat (*Triticum spp.*) genotypes through morphological, chemical and molecular markers. A thesis submitted to the University of Agricultural Sciences, Dharwad. p: 1.
- Masoumiasl, A., et al. 2013. Some local and commercial rice (*Oryza sativa L.*) varieties comparison for aroma and other qualitative properties. *International Journal of Agriculture and Crop Sciences*, vol. 5, P. 2184-2189.
- Paliwal, J., et al. 2001. Evaluation of neural network architectures for cereal grain classification using morphological features. *Journal of Agricultural Engineering Research*, vol. 79, p. 361-370.
- Pazoki, A.R., 2014. Classification of rice grain varieties using two Artificial Neural Networks (MLP and Neuro-Fuzzy). *Journal of Animal and Plant Sciences*, vol. 24, p.336- 343.
- Serranti, S., et al. 2013. The development of a hyperspectral imaging method for the detection of Fusarium-damaged, yellow berry and vitreous Italian durum wheat kernels. *Biosystems Engineering*, vol. 115(1), p. 20-30.
- Shouche, S.P., et al. 2001. Shape analysis of grains of Indian wheat varieties. *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol. 33, P. 55-76.
- Utku, H. 2000. Application of the feature selection method to discriminate digitized wheat varieties. *Journal of Food Engineering*, Vol. 46, P. 211-216.
- Visen, N.S., et al. 2002. Specialist neural networks for cereal grain classification. *Biosystems Engineering*, 82, p. 151-159.
- Zapotoczny, P., et al. 2008. Application of image analysis for the varietal classification of barley: Morphological features. *Journal of Cereal Science*. Vol. 48, P. 104-110.

Feasibility study of the ability of artificial neural networks and genetic algorithms to classify components of wheat grain mass using video processing

Saeed AgaAzizi¹, Mansour Rasekh^{*2}, Yousef Abbaspour-gilandeh³, Tarahom Mesri Gundoshmian⁴, Mohammad Hosain Kianmehr⁵

1- Department of Biosystems Engineering, Faculty of Agriculture and Natural Resources, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran.

*2,3,4- Professor, Department of Biosystems Engineering, Faculty of Agriculture and Natural Resources, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran

5- Professor, Department of Biosystems Engineering, University of Tehran, College of Abouraihan, Pakdasht, Iran.

*Email Address: rasekh_ma@yahoo.com

Abstract

Introduction

Wheat is one of the most important grains in the human food basket, which is known as a major source of energy, protein and fiber due to its valuable nutrients. The post-harvest stage of the wheat crop is explained in two ways: either it is sent to food processing factories or it is stored in silos for sale at regular intervals. Various parameters represent the quality of wheat grain that the percentage of purity of the mass is one of the main factors affecting the purchase price of the product. Several types of non-wheat grains, including germinated grains, broken grains, legumes, weed seeds, insect-damaged grains, foreign matter (pebbles, straw), etc. are the main sources of impurities in wheat. Researchers have always tried to develop computer-based solutions for impurities in wheat grain to be able to develop automated wheat grain separators. Image processing based on morphology, color and texture characteristics of grains has been used for various applications in the grain industry, including grain quality assessment and wheat classification. Various grading systems based on image processing have been studied. The presence of various impurities at the time of wheat harvest is one of the important factors in reducing the quality of wheat, so it seems necessary to detect impurities in wheat grain. The quality of wheat has a significant effect on its marketability. In addition, if wheat is used as a crop seed, the impurities in the mass will be a determining factor in the yield of the future crop.

Methodology

In statistical analysis of data, situations are sometimes encountered in which the relationship between problem variables is very complex. This makes it difficult to analyze and process the data, so that sometimes no definite relationship can be found between the variables. In these cases, instead of purely theoretical research, applied research is done. Artificial neural networks are one of the solutions that, by processing experimental data, discover the knowledge or law behind the data, and transfer it to the network structure. In this study, the possibility of identifying wheat in wheat grain mass and estimating the amount of impurities in the mass, based on video processing using two types of artificial neural network (ANN) algorithms and hybrid genetic algorithm (GA) has been investigated. For this study, the code related to the artificial neural network with two hidden layers and the number of different neurons in each layer was written in MATLAB software. This code was used to identify and classify each component in the wheat grain mass. The main task of ANN is to learn the structure of the model data set. To achieve this, the network is trained with examples of related outcomes to generalize the capability. Multilayer artificial neural networks (MLPs) are the most common ANN models. In the present study, to reduce the computational load and increase the accuracy of the results, as well as to save time, some parameters that can be changed in the genetic algorithm were extracted as a fixed number using trial and error method. Among these parameters is the number of layers in the main structure of the neural network. Results: A hidden layer with a number of neurons 2 to 12 was used as an even number. It should be noted that the number of neurons above this amount of computational time increased dramatically and did not have much effect on classification accuracy. Another parameter in this field is the Max Reproduction factor (Max Generation) which according to the results of trial and error for this factor, the results showed that increasing this value more than 30 has little effect on classification accuracy and decreases the mean squared error. And only increases the computation time, so a constant value of 30 was considered for this parameter. 4 values of 50, 100, 150 and 200 were used for the Pop Size parameter. Values above 200 dramatically increased computational volume and processing time, so values over 200 were omitted. Values less than 50 also reduced classification

accuracy, and values less than 50 were excluded from the analysis process. After preparing the video of mass movement on the conveyor belt, using MATLAB software and image processing toolbox, 17 shape features, 12 color features and 6 texture features were extracted from each grain sample in the image. The data obtained from the image processing section were classified into five categories: wheat, barley, oats, straw and weed seeds. Two types of artificial neural network (ANN) algorithms, feeder (newff) and feeder (newcf), and hybrid genetic algorithm (GA) were used to achieve the highest classification accuracy and minimum error.

Conclusion

Techniques related to image segmentation were used to separate objects within the image. In this stage of image processing, an attempt is made to separate interconnected objects using a variety of morphological and color methods in the image. In fact, the purpose of separating interconnected objects in the image is to make it possible to examine the individual objects in the image separately and extract the different characteristics of each of them. The results showed that from 36 different artificial neural network (ANN) structures, the 5-4-10-35 structure for the newff algorithm with 100 and 89.74% accuracy for training and testing conditions, respectively, with a processing time of 10.39 seconds and the structure 5-8-10-35 for newcf algorithm was obtained with 100% accuracy for training conditions and 87.17% for test conditions with a processing time of 44.94 seconds. On the other hand, the results of the hybrid GA algorithm showed the highest classification accuracy with 95.55% and 86.66% for training and testing, respectively, in a structure in which 8 neurons in the hidden layer with a population size of 200 were used. Was obtained. According to the obtained results, the use of video processing using ANN artificial neural network and newff algorithm due to high accuracy and lower computation time is a powerful tool for detecting impurities in wheat grain mass. Therefore, the use of artificial neural network with the help of video processing has the ability to classify wheat grains and can be used in a practical way. Given the importance of grain mass velocity in the discussion of industrial application, it is suggested that higher grain mass velocities be investigated in a similar way.

Keywords

Wheat; Artificial Neural Network; Genetic Algorithm; Impurity Detection