

طراحی الگوریتم دسته‌بندی نارنگی بر اساس رنگ با استفاده از پردازش تصویر

کیوان یزدان‌پناه^۱، علی نجات لریستانی^{۲*} و سجاد سبزی^۳

چکیده

همه ساله در کشور مرکبات زیادی از جمله نارنگی به دلیل قیمت بسیار پایین آن، برداشت نشده و در باغ‌ها رها می‌شود که باعث وارد آمدن خسارت زیادی به باغداران خواهد شد. از سوی دیگر عرضه محصول یک دست از نظر میزان رسیدگی، با استقبال زیاد مصرف‌کننده روبرو شده و باعث رونق گرفتن بازار فروش محصول خواهد شد. نارنگی دارای ارقام مختلفی است که در این پژوهش، نارنگی رقم انشو مورد مطالعه قرار گرفته و از روش پردازش تصویر و شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) برای طبقه‌بندی میوه به سه دسته‌ی رسیده، نیمه‌رسیده و نارس استفاده شده است. تعداد ۱۲۰ نمونه میوه‌ی نارنگی توسط فرد خبره به سه دسته‌ی رسیده، نیمه‌رسیده و نارس دسته‌بندی و سپس تصاویر آن‌ها با استفاده از یک سیستم تصویربرداری به دست آمد. پس از عکس‌برداری از نارنگی‌ها و انجام عملیات پیش‌پردازش، قطعه‌بندی و طبقه‌بندی تصاویر حاصل، تصاویر به کانال‌های رنگی مختلف مثل فضا‌های رنگی RGB، HSV، YCbCr و CMY، منتقل و ویژگی‌های آماری آن‌ها استخراج شد. میانگین مؤلفه‌ی دوم و انحراف معیار مؤلفه‌ی سوم فضای رنگی YCbCr، انحراف معیار مؤلفه‌ی سوم فضای رنگی CMY، میانگین مؤلفه‌ی اول و مؤلفه‌ی سوم و همچنین انحراف معیار مؤلفه‌ی دوم فضای رنگی HSV، به‌عنوان خصوصیت‌های مؤثر که همان ورودی‌های سیستم طبقه‌بندی پیشنهادی است، انتخاب شدند. در کل ۴×۶ خصوصیت از هر نمونه استخراج شد. در مجموع درصد طبقه‌بندی صحیح سه کلاس برابر با ۹۷/۲۲ درصد به دست آمد. نتایج حاصل از این مطالعه نشان می‌دهد که سیستم پیشنهادی دقت مناسبی در تشخیص نارنگی‌های رسیده، نیمه رسیده و نارس دارد. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که به‌کارگیری روش‌های نوین نظیر پردازش تصویر و هوش مصنوعی برای دسته‌بندی نارنگی بسیار مفید و کاراست.

واژه‌های کلیدی: پردازش تصویر، شبکه عصبی مصنوعی، دسته‌بندی، رنگ، طبقه‌بندی، نارنگی.

ارجاع: یزدان‌پناه ک. لریستانی ع. ن. و سبزی س. ۱۳۹۹. طراحی الگوریتم دسته‌بندی نارنگی بر اساس رنگ با استفاده از پردازش تصویر. نشریه پژوهش‌های مکانیک ماشین‌های کشاورزی. ۹(۱): ۹۹-۹۱.

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشگاه رازی، کرمانشاه.

۲- دانشیار گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشگاه رازی، کرمانشاه.

۳- پژوهشگر پس‌دکتری، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل.

* نویسنده مسئول Lorestani@razi.ac.ir

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۸/۱۱/۲۶

تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۰۷/۱۹

مقدمه

بر اساس آمار منتشر شده توسط فائو در سال ۲۰۱۶ میلادی میزان کل نارنگی تولید شده در جهان ۳۲۷۹۲۵۳۰ تُن است؛ از نظر میزان تولید، کشورهای چین، اسپانیا، برزیل، ایران و تایلند به ترتیب رتبه‌های اول تا پنجم جهانی را در سال ۲۰۱۶ میلادی به دست آورده‌اند (FAO, 2016).

نارنگی دارای ارقام مختلفی است که در این پژوهش، نارنگی رقم انشو (Citrus unshiu) از زودرس‌ترین رقم‌های نارنگی، مورد مطالعه قرار گرفته، که در غرب مازندران با توجه به نوع پایه، از نیمه دوم شهریور تا نیمه اول مهر قابل برداشت است (Izadi et al., 2016).

در طی ۲۰ سال گذشته مطالعات قابل ملاحظه‌ای به‌منظور استفاده از بینایی ماشین در صنایع کشاورزی صورت گرفته است (Butz et al., 2005). این روش نه تنها برای تشخیص رنگ بلکه در تشخیص خصوصیات دیگر مانند شکل و بافت نیز سودمند خواهد بود (Du & Sun, 2006; Zheng & Sun, 2008).

پژوهشگران دیگری در تشخیص پرتقال با استفاده از پردازش تصویر توانسته‌اند برای ۱۱۰ تصویر به دقت ۹۰ درصدی دست یابند. همچنین به‌منظور شناسایی سیب قرمز بر روی درخت به کمک ماشین بینایی مطالعه‌ای انجام شده که در آن با بررسی ویژگی‌های رنگی و انتقال پارامترهای رنگی به فضای دو بعدی و استفاده از فاصله اقلیدسی در سطح، قطعه‌بندی انجام شده است (Mao et al., 2009).

درجه‌بندی و دسته‌بندی محصولات کشاورزی یکی از عوامل مؤثر بر بازارپسندی و رضایت مشتری است. با توجه به اینکه، در جهان بخش کشاورزی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است، درجه‌بندی محصولات کشاورزی پس از برداشت برای جلب رضایت خریدار، بالا رفتن کیفیت و کاهش ضایعات امری ضروریست (Jahanbakhshi, 2012).

در کشور ایران اگر چه تولید محصولات کشاورزی روند رو به رشدی دارد ولی متأسفانه میزان ضایعات این محصولات حدود ۲۵ تا ۳۰ درصد است. مرکبات، یکی از مهم‌ترین محصولات باغی در ایران محسوب می‌شود که سطح زیرکشت و میزان تولید سالیانه‌ی آن، کشورمان را در میان ۱۰ کشور اول جهان قرار داده‌است (Asadi Kangarshahi, et al., 2011).

امروزه دانشمندان در پی ابداع روشی غیرمخرب هستند که ساده، ارزان و قابل دسترس باشد و همچنین توانایی تشخیص سریع و دقیق میزان رسیدگی و قابلیت تجاری‌سازی را داشته باشد (Abdanan Mahdzadeh & Soltani kazemi, 2017).

با توجه به اهمیت عملیات دسته‌بندی مرکبات پس از برداشت، که بر اساس خصوصیات فیزیکی همچون وزن، اندازه، رنگ، شکل و میزان آسیب، انجام می‌گیرد، بیشترین کاربرد تکنیک بینایی ماشین در سیستم‌های دسته‌بندی محصولات کشاورزی، در تشخیص رنگ، عیوب ظاهری و بافت بوده‌است. بر اساس بررسی منابع موجود، تاکنون هیچ تحقیقی در این زمینه با استفاده از ماشین بینایی انجام نشده است. لذا هدف از این تحقیق تشخیص نارنگی‌های نارس و نیمه‌رسیده از رسیده به کمک روش‌های نوین پردازش تصویر و شبکه عصبی مصنوعی است. نتایج این تحقیق می‌تواند به‌طور گسترده در صنایع کشاورزی کشور و پس از برداشت محصول مورد استفاده قرار گیرد.

مواد و روش‌ها

تهیه و آماده سازی نمونه ها

تصویربرداری و جمع‌آوری داده‌ها مربوط به این پژوهش در بهمن ماه ۱۳۹۶ در گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم-دانشگاه رازی انجام شد. نارنگی رقم انشو از باغ‌های شهرستان ساری منطقه جاده دریا (خزرآباد)، استان مازندران، تهیه شده است.

سیستم نرم‌افزاری تصاویربرداری، متلب MATLAB R2013a بود که با استفاده از آن، عملیات پیش‌پردازش و تحلیل رنگ انجام شد. سپس ویژگی‌های مربوطه استخراج و از بین آن‌ها، ویژگی مؤثر برای طبقه‌بندی، انتخاب شد. همچنین به‌منظور طبقه‌بندی تصاویر از شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است.

نمونه‌های نارنگی توسط فرد خبره به سه دسته نارس (سبز رنگ)، نیمه‌رسیده (ترکیب رنگ سبز با نارنجی و کمی زرد) و کاملاً رسیده (نارنجی رنگ) دسته‌بندی و در جعبه‌های مربوط به حمل بار از ساری به کرمانشاه منتقل شد و در دمای ۳ درجه سانتی‌گراد در یخچال نگهداری شدند (شکل ۱). نارنگی‌های انشو از هر سه دسته به تعداد

محفظه تصویربرداری

برای تصویربرداری به محفظه‌ی تصویربرداری با نورپردازی مناسب نیاز است. این محفظه به صورت یک مکعب مربع از ورق چوبی ام دی اف ساخته شده و از یکی از دیواره‌های جانبی آن به عنوان درب استفاده شده است، که به صورت کشویی از بغل برای تعویض میوه‌ها باز می‌شود. دوربین در روی درب بالایی محفظه که در مرکز آن سوراخی تعبیه شده، قرار دارد طوری که فاصله دوربین از میوه ۲۰ سانتی‌متر است. در زیر این در و در چهار طرف سوراخ مرکزی آن لامپ‌هایی برای نورپردازی قرار گرفته‌اند که در شکل ۳ قابل مشاهده است.



شکل ۳- مجموعه تصویر برداری

برای تصویر برداری از نارنگی‌ها (شکل ۴) از دوربین Canon SX200 IS با وضوح ۱۲/۱ مگاپیکسل، و برای انتقال تصاویر از دوربین به رایانه از کارت تصویر ScanDisk VideoHD-8GB و برای نورپردازی از چهار ردیف لامپ اس ام دی^۱ استفاده شد.



شکل ۴- تصویر نمونه‌ای از نارنگی‌ها

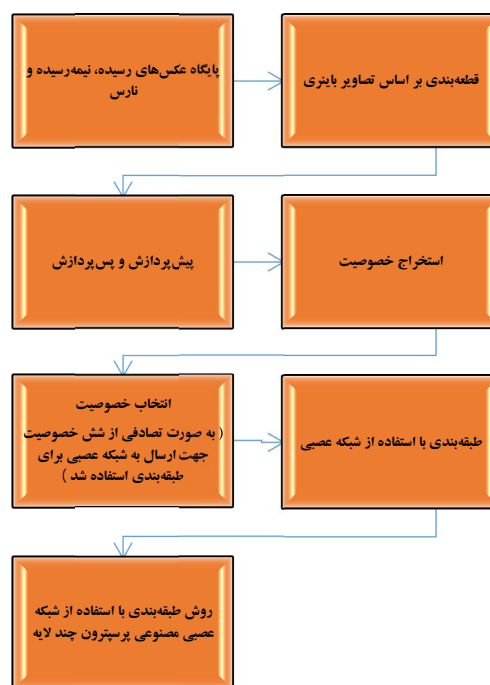
۴۰ عدد (در مجموع ۱۲۰ عدد) به صورت تصادفی انتخاب شد.



شکل ۱- تصویر نگهداری نمونه‌ها در یخچال

جمع‌آوری داده

برای انجام تصویربرداری ۱۲۰ عدد نارنگی رقم انشو (نارس، نیمه رسیده و رسیده) مورد استفاده قرار گرفت. شکل ۲ فلوجارت روش پیشنهادی جهت تشخیص و طبقه‌بندی محصول نارنگی رسیده از نیمه‌رسیده و نارس را نشان می‌دهد.



شکل ۲- فلوجارت روش پیشنهادی جهت تشخیص و طبقه‌بندی محصول نارنگی

1- Surface Mount Diode(SMD)

$$H(i, j) \leq 0.2 \mid H(i, j) \geq 0.5 \quad (1)$$

پردازش تصویر

فرایند پردازش تصویر در چهار مرحله‌ی پیش‌پردازش، استخراج ویژگی، انتخاب ویژگی و طبقه‌بندی هوشمند انجام می‌شود.

پیش‌پردازش

هدف از عملیاتی که در این مرحله انجام می‌شود عبارتست از:

(الف) جدا کردن هر یک از تصاویر نارنگی از زمینه.

(ب) تبدیل تصاویر RGB به gray و HSV به‌عنوان ورودی برای سایر فضاها.

استخراج خصوصیات

استخراج خصوصیات رنگی

به‌منظور استخراج خصوصیات رنگی از هر قطعه عکس، ۲۴ خصوصیت $(4 \times 3 \times 2)$ به دست آمد. از چهار فضای رنگی RGB، HSV، YCbCr و CMY خصوصیات مختلف رنگی شامل میانگین و انحراف معیار مؤلفه‌ی اول، میانگین و انحراف معیار مؤلفه‌ی دوم، میانگین و انحراف معیار مؤلفه‌ی سوم از هر فضای رنگی استخراج شد.

انتخاب فضای رنگی

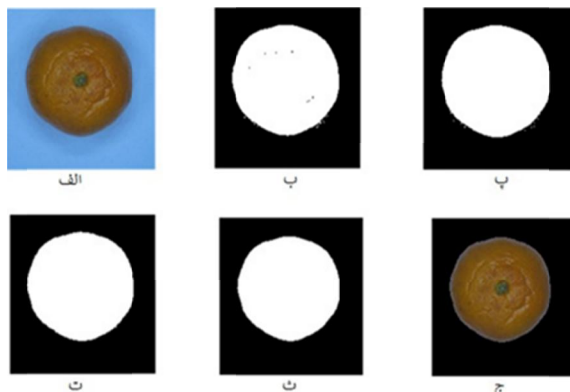
یکی از مهم‌ترین مراحل در سیستم‌های ماشین بینایی طبقه‌بندی می‌باشد. در مطالعه‌ی جاری فضاهای رنگی مختلف شامل RGB، YCbCr، CMY، HSV و YCbCr بهبودیافته مورد بررسی قرار گرفت. فضای رنگی YCbCr بهبودیافته توسط محققان این تحقیق و به‌منظور تیره‌تر شدن رنگ‌های سبز در جز رنگی Cr پیشنهاد شده است.

درنهایت پس از بررسی این فضاهای رنگی، فضای HSV به‌عنوان فضای رنگی مناسب جهت طبقه‌بندی نارنگی انتخاب شد. به‌منظور اعمال آستانه مناسب جهت جداسازی نارنگی از پس‌زمینه، از اولین کانال این فضای رنگی یعنی H استفاده می‌شود. معادله (۱) میزان این آستانه را نشان می‌دهد و بیانگر آنست که چنانچه مقدار هر پیکسل در کانال H از فضای رنگی HSV کوچکتر مساوی $0/2$ و یا بزرگ‌تر مساوی $0/5$ باشد، آن پیکسل مربوط به پس‌زمینه است و در غیر این صورت نارس محسوب می‌شود (Gonzalez et al., 2004).

طبقه‌بندی تصویر

طبقه‌بندی یکی از مهم‌ترین مراحل پیش‌پردازش در هر سیستم بینایی ماشین است. به‌طورکلی دو نوع طبقه‌بندی وجود دارد، طبقه‌بندی نوع اول وظیفه جداسازی نارنگی‌های مختلف و یا به اصطلاح اهداف مختلف در یک فریم از پس‌زمینه، و طبقه‌بندی نوع دوم وظیفه جداسازی اشیاء مختلف در یک فریم را بر عهده دارد (Sabzi et al., 2018).

در این مطالعه طبقه‌بندی بر اساس تصاویر باینری انجام شد. شکل ۵ مراحل مختلف الگوریتم طبقه‌بندی را نشان می‌دهد.



شکل ۵- مراحل مختلف الگوریتم طبقه‌بندی (الف) - تصویر رنگی (II) نمونه‌ی نارنگی، ب- تصویر باینری شکل الف، پ- پرشدن حفره‌های تصویر، ت- حذف نویزها از پس‌زمینه، ث- عملیات طبقه‌بندی، ج- تصویر طبقه‌بندی شده

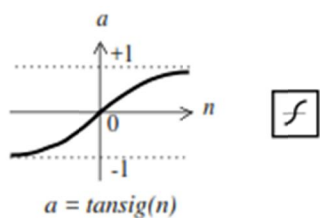
مرحله طبقه‌بندی

مهم‌ترین و آخرین مرحله در سیستم پیشنهادی بینایی ماشین، مرحله‌ی طبقه‌بندی است. در واقع خصوصیات انتخاب شده در مرحله قبل به واحد طبقه‌بند که وظیفه طبقه‌بندی نارنگی‌های مختلف بر اساس این خصوصیات را بر عهده دارد، ارسال می‌شود. در صورتی که طبقه‌بند مناسب جهت طبقه‌بندی استفاده نشود، سیستم بینایی ماشین دچار اشتباه خواهد شد و عملاً کاربردی نخواهد بود. طبقه‌بندهای مختلفی در حوزه‌های آماری و هوش مصنوعی وجود دارند. نتایج نشان داده است در صورتی که ورودی‌های طبقه‌بند زیاد و داده‌ها

نرون‌های آن‌ها، تعیین توابع تحریک شبکه عصبی در هر لایه و تعیین خروجی‌ها است.

در برخی از منابع اشاره شده است که شبکه‌های عصبی تا حد امکان کمترین تعداد لایه‌ی مخفی یعنی یک عدد لایه داشته باشند. در این پژوهش، این دو قاعده مبنای معماری شبکه‌ی عصبی قرار گرفت.

برای تعیین توابع تحریک هر لایه در شبکه عصبی مصنوعی بسته به نوع آن از توابع تحریک مختلف استفاده شد. در شبکه‌های عصبی مصنوعی که کار تخمین را انجام می‌دهند، عموماً لایه خروجی شامل یک نرون با تابع تحریک خطی است. در مورد لایه میانی (مخفی) نیز در این نوع شبکه از تابع تحریک $tansig^2$ استفاده شد. تابع $tansig$ (شکل ۶)، به ازای ورودی‌های $(-\infty, +\infty)$ ، خروجی بین ۱ و -۱ تولید می‌کند. در شبکه‌های عصبی مصنوعی که برای طبقه‌بندی مورد استفاده قرار گرفت همانند سایر شبکه‌های عصبی مصنوعی، در لایه آخر از توابع تحریک سیگموئید استفاده شد تا بین کلاس‌های صفر و یک (که عضویت مشاهده مورد نظر در کلاس یاد شده را نشان می‌دهد)، یکی انتخاب شود. در لایه میانی نیز همانند شبکه عصبی تخمین‌گر از توابع تحریک $tansig$ استفاده شد. قاعده یادگیری پس‌انتشار خطا و روش یادگیری لوببرگ-مارکوارت به‌عنوان الگوریتم یادگیری شبکه‌های عصبی مورد استفاده قرار گرفت (Menhaj, 2005; Moré, 1978).



Tan-Sigmoid Transfer Function

شکل ۶- تابع $tansig$

پارامتر مهم دیگر در شبکه‌های عصبی مصنوعی بررسی معیار توقف آموزش و قدرت تعمیم آن‌ها به داده‌هایی است که در مرحله آموزش مورد استفاده قرار نگرفته‌اند؛ بدین منظور در حدود ۶۰ درصد داده‌ها برای آموزش شبکه عصبی، ۱۰ درصد به‌عنوان داده‌های اعتبار سنجی جهت

پس‌چیده باشند و یا تعداد طبقه‌ها زیاد باشد، اغلب روش‌های هوش مصنوعی از روش‌های آماری کارآمدتر خواهد کرد.

در مطالعه‌ی جاری، از طبقه‌بند شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. در واقع الگوریتم شبیه‌سازی، وظیفه‌ی بهینه‌سازی پارامترهای قابل تنظیم شبکه عصبی پرسپترون چندلایه را بر عهده دارد. در حقیقت این شبکه دارای ۵ پارامتر قابل تنظیم است که دقت آن به تعیین مقادیر بهینه هر کدام از این پارامترها وابسته خواهد بود. این پارامترها عبارت‌اند از، تعداد نرون‌ها (از ۰ تا ۲۵)، تعداد لایه‌ها (از ۱ تا ۳)، تابع انتقال (انواع مختلف تابع انتقال)، تابع آموزش شبکه پس انتشار (انواع مختلف تابع آموزش) و تابع یادگیری وزن/بایاس پس‌انتشار (انواع مختلف تابع یادگیری).

یکی از مهم‌ترین معیارها جهت استفاده از طبقه‌بندهای مختلف در سیستم‌های بینایی ماشین قابلیت اطمینان آن است، این بدین معنی است که طبقه‌بندی در تکرارهای مختلف برای آموزش دارای نتایج نزدیک به هم باشد. به همین دلیل در این مطالعه مرحله آموزش ۲۰ بار تکرار شد.

در این پژوهش طبقه‌بندی با شبکه عصبی پس‌انتشار صورت گرفت؛ که مزیت آن طراحی ساده، تطبیق‌پذیری و دقت آن است و برای طبقه‌بندی الگوها از آن استفاده می‌شود. ویژگی‌های رنگ استخراج شده برای آموزش و آزمون روش پیشنهادی به شبکه عصبی ارسال می‌شوند (Singh & Gill, 2015).

بردارهای آموزش و هدف ایجاد شده است که بردار آموزش شامل ویژگی‌ها و بردار هدف شامل بردار کلاس‌ها است و به هر مؤلفه بردار آموزش تعلق می‌گیرد. از جعبه ابزار شبکه عصبی متلب برای پیاده‌سازی سیستم استفاده شد.

شبکه‌های عصبی مصنوعی

به‌طور کلی شبکه‌های عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه با الگوریتم‌های یادگیری نظارت شده، ابزاری قدرتمند در هر دو حالت طبقه‌بندی و تخمین هستند؛ بدین منظور در نرم‌افزار متلب برای هر حالت، شبکه‌های عصبی مصنوعی خاصی طراحی و توسعه داده شد که شامل تعیین بردارهای ورودی، تعداد لایه‌های مخفی و تعداد

دقت

موارد تشخیص درست است، یعنی هم شامل موارد تشخیص درست مثبت و هم موارد تشخیص درست منفی است (معادله (۴)).

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100 \quad (۴)$$

از حساسیت (Se)، ویژگی (Sp) و دقت (Ac) شاخص‌های آماری استخراج شده از ماتریس اغتشاش، برای ارزیابی سیستم طبقه‌بندی پیشنهادی استفاده شد.

دقت روی تأثیر کلی طبقه‌بندی تمرکز می‌کند. صحت، شرط کلاس برجسب داده‌ها با برجسب‌های مثبت مشخص شده توسط طبقه‌بندی را ارزیابی می‌کند. حساسیت تأثیر طبقه‌بندی بر برجسب‌های مثبت و چگونگی تأثیر طبقه‌بندی با برجسب منفی را تشخیص می‌دهد (Zhu et al., 2010).

نتایج و بحث

مقدمه

این تحقیق شامل چهار مرحله است:

- ۱- انجام تصویربرداری از سه حالت مختلف (رسیده، نیمه‌رسیده و نارس) نارنگی مورد مطالعه (رقم انشوی).
 - ۲- پیش‌پردازش و پس‌پردازش روی تصاویر ذخیر شده.
 - ۳- قطعه‌بندی تصاویر.
 - ۴- انجام طبقه‌بندی تصاویر.
- بنابراین در کل سه کلاس جهت طبقه‌بندی وجود داشت. خصوصیات مختلف رنگی از چهار فضای رنگی RGB، HSV، YCbCr و CMY استخراج شد. به‌منظور طبقه‌بندی با استفاده از شبکه عصبی، از میان خصوصیات استخراجی، مجموعه‌های مختلفی به‌عنوان خصوصیات مؤثر انتخاب و به‌عنوان ورودی به شبکه عصبی اعمال شدند.

پیش‌پردازش تصویر

پیش‌پردازش به‌طور معمول تکنیکی برای بهبود کنتراست، حذف نویز و مناطق منزوی است. پیش‌پردازش شامل سه دسته اصلی فشرده سازی تصویر، بهبود تصویر و اندازه‌گیری تصویر است (Farhadi et al., 2015).

بررسی معیار توقف آموزش و توقف زودتر شبکه در حین سیکل آموزش (جهت پرهیز از بیش‌آموزی) و در نهایت ۳۰ درصد مابقی داده‌ها به‌منظور ارزیابی و تست شبکه مورد استفاده قرار گرفت.

پارامترهای ارزیابی طبقه بندی

جهت ارزیابی از پارامترهای حساسیت، ویژگی و دقت استفاده شد.

حساسیت

این پارامتر نشان دهنده‌ی نسبت تشخیص‌های مثبت صحیح به کل پیش‌بینی‌های درست است (معادله (۲)).

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \times 100 \quad (۲)$$

تصمیمات مثبت صحیح (TP^1): تعداد نمونه‌هایی که واقعاً رسیده بودند و مدل هم به درستی آن‌ها را نارنگی رسیده معرفی کرده است.

تصمیمات مثبت ناصحیح (FP^2): تعداد نمونه‌هایی که واقعاً نارنگی نارس نبودند و مدل به اشتباه آن‌ها را نارنگی نارس معرفی کرده است.

تصمیمات منفی صحیح (TN^3): تعداد نمونه‌هایی که واقعاً نارنگی نارس بودند و مدل هم به درستی آن‌ها را نارنگی نارس معرفی کرده است.

تصمیمات منفی ناصحیح (FN^4): تعداد نمونه‌هایی که واقعاً نارنگی رسیده بودند ولی مدل به اشتباه آن‌ها را نارس معرفی کرده است.

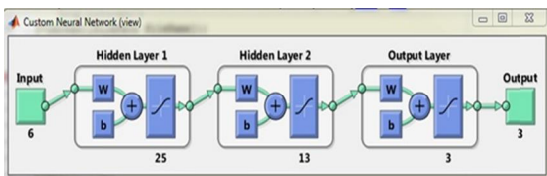
در حقیقت TP و TN پیش‌بینی‌های درست مدل و FP و FN پیش‌بینی‌های اشتباه مدل را نشان می‌دهند.

ویژگی

عبارت از موارد منفی است که به درستی تشخیص داده شده‌اند (معادله (۳)).

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP} \times 100 \quad (۳)$$

- 1- True Positive
- 2- False Positive
- 3- True Negative
- 4- False Negative



شکل ۷- ساختار شبکه عصبی پرسپترون چند لایه

در نهایت شش خصوصیت انتخابی به‌عنوان ورودی به طبقه‌بند شبکه عصبی مصنوعی وارد شدند. خروجی شبکه عصبی سه کلاس مورد مطالعه است. ۷۰ درصد از اشیاء استخراجی جهت آموزش طبقه‌بند و ۳۰ درصد آن جهت آزمون طبقه‌بند مورد استفاده قرار گرفت. در این مطالعه از شبکه عصبی پس‌انتشار استفاده شده است. جدول ۱ ساختار شبکه عصبی پرسپترون چند لایه جهت طبقه‌بندی نارنگی‌های مورد استفاده در این تحقیق را نشان می‌دهد.

ارزیابی عملکرد طبقه‌بندی شبکه با دو معیار ماتریس اغتشاش و دقت طبقه‌بندی انجام شد. ماتریس اغتشاش و دقت طبقه‌بندی مربوط به داده‌های آموزش و آزمون در جداول ۲ و ۳ ارائه شده است.

همان‌گونه که در جدول ۲ مشاهده می‌شود بیشترین درصد خطا مربوط به کلاس سوم (نارنگی‌های نیمه رسیده) با ۱ خطا از مجموع ۱۲ نمونه (که یک نمونه را به اشتباه در کلاس دوم (نارنگی‌های نارس) طبقه‌بندی کرده) بوده است. بنابراین نرخ طبقه‌بندی اشتباه کلاس سوم برابر با ۸/۳۳ و کلاس‌های اول و دوم صفر درصد بوده است. این بدین معناست که سیستم طبقه‌بند هیچ نمونه‌ای را به‌صورت اشتباهی در این دو کلاس طبقه‌بندی نکرده و همه را درست تشخیص داده است.

جدول ۳ خلاصه‌ای از معیارهای شایستگی را در هر طبقه‌بندی ارائه کرده است.

با تشکیل ماتریس اغتشاش (جدول ۳)، برای سه کلاس نارنگی رسیده، نیمه‌رسیده و نارس برای داده‌های آزمون، شاخص‌های آماری محاسبه شدند. در این جدول مقادیر شاخص‌های آماری شامل: ویژگی، دقت و حساسیت برای کلاس اول به‌ترتیب برابر با ۱۰۰، ۱۰۰ و ۱۰۰ درصد، برای هر کلاس دوم، به‌ترتیب برابر با ۹۲/۳۱، ۹۲/۲۲ و ۹۷/۲۲ درصد، همچنین برای کلاس سوم، به‌ترتیب برابر با ۱۰۰، ۹۷/۲۲ و ۹۱/۶۷ درصد به دست آمد. در مجموع نرخ

قطعه‌بندی

در مرحله قطعه‌بندی، الگوریتم، اشیائی را که دارای پیکسل کمتر از ۲۵۰ است، حذف می‌کند و بقیه اشیاء را به‌عنوان نارنگی نارس در نظر می‌گیرد (در مرحله تجزیه و تحلیل با بررسی چندین فریم، آستانه ۲۵۰ با سعی و خطا به‌عنوان مناسب‌ترین آستانه انتخاب شد).

استخراج خصوصیات رنگی

در این پژوهش، خصوصیات مختلف رنگی از چهار فضای رنگی RGB، HSV، YCbCr و CMY استخراج شد. این خصوصیات شامل میانگین و انحراف معیار مؤلفه‌های اول، دوم و سوم هر فضای رنگی است. بنابراین در کل ۲۴ (۳×۲×۴) خصوصیت از هر نارنگی استخراج شد. میانگین و انحراف معیار هر شش کانال بالا به‌عنوان ویژگی محاسبه می‌شود.

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^n p_i}{n} \quad (5)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (p_i - \mu)^2}{n}} \quad (6)$$

که در آن: p : مقدار پیکسل، μ : میانگین، σ : انحراف معیار و n : تعداد پیکسل‌ها است.

در الگوریتم یافتن ویژگی‌ها، مؤلفه‌های قرمز، سبز و آبی، به‌ترتیب، از روابط زیر محاسبه می‌شوند:

$$r = \frac{R}{R + G + B} \quad (7)$$

$$g = \frac{G}{R + G + B} \quad (8)$$

$$b = \frac{B}{R + G + B} \quad (9)$$

طبقه‌بندی

طبقه‌بندی با استفاده از شبکه عصبی پس‌انتشار صورت گرفت. در میان مجموعه ورودی‌ها به شبکه عصبی، برای مجموعه‌ای با ۶ عضو بهترین نتیجه به دست آمد، که این ورودی‌ها شامل میانگین مؤلفه‌ی دوم و انحراف معیار مؤلفه‌ی سوم فضای رنگی YCbCr، انحراف معیار مؤلفه‌ی سوم فضای رنگی CMY، میانگین مؤلفه‌ی اول و مؤلفه‌ی سوم و انحراف معیار مؤلفه‌ی دوم فضای رنگی HSV است (شکل ۷).

طبقه‌بندی صحیح سه کلاس برابر با ۹۷/۲۲ درصد حاصل شد. همان‌گونه که از جدول‌های ۲ و ۳ قابل مشاهده است سیستم طبقه‌بند توانسته است طبقه‌بندی مطلوبی در

جدول ۱- مقادیر پارامترهای شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه

تعداد نرون‌ها	تعداد لایه‌ها	تابع انتقال	تابع آموزش شبکه پس انتشار برگشتی	تابع یادگیری وزن/بایاس پس انتشار برگشتی
لایه اول: ۲۵	۲	لایه اول: tansig	Trainlm	Learnlqdm
لایه دوم: ۱۳		لایه دوم: tansig		

جدول ۲- نتایج طبقه‌بندی داده‌های تست با استفاده از طبقه‌بند شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه

درصد کل طبقه‌بندی صحیح	درصد طبقه‌بندی اشتباه	کل داده‌ها	۳	۲	۱	کلاس‌ها
۹۷/۲۲	۰	۱۲	۰	۰	۱۲	۱
	۰	۱۲	۰	۱۲	۰	۲
	۸/۳۳	۱۲	۱۱	۱	۰	۳

کلاس اول: نارنگی‌های رسیده، کلاس دوم: نارنگی‌های نارس، کلاس سوم: نارنگی‌های نیمه رسیده.

جدول ۳- معیارهای عملکرد ماتریس اغتشاش برای طبقه‌بندی شبکه عصبی مصنوعی

ویژگی	شبکه عصبی مصنوعی		
	دقت	حساسیت	کلاس
۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	اول
۹۲/۳۱	۹۷/۲۲	۱۰۰	دوم
۱۰۰	۹۷/۲۲	۹۱/۶۷	سوم

کلاس اول: نارنگی‌های رسیده، کلاس دوم: نارنگی‌های نارس، کلاس سوم: نارنگی‌های نیمه رسیده

نتیجه‌گیری

بکارگیری روش‌های نوین نظیر پردازش تصویر و هوش مصنوعی برای دسته‌بندی نارنگی می‌تواند مفید و کارا باشد.

در این سیستم از سه دسته مختلف نارنگی شامل رسیده، نیمه رسیده و نارس، تصویربرداری شد و تصاویر حاصل به فضاهای رنگی RGB، HSV، YCbCr و CMY به‌منظور استخراج خصوصیات رنگی انتقال یافت. در نهایت ۲۴ خصوصیت استخراج شد که ۶ خصوصیت رنگی به‌عنوان خصوصیت مؤثر توسط طبقه‌بند شبکه عصبی مصنوعی انتخاب شدند. خصوصیات مؤثر شامل میانگین مؤلفه‌ی دوم و انحراف معیار مؤلفه‌ی سوم فضای رنگی YCbCr، انحراف معیار مؤلفه‌ی سوم فضای رنگی CMY، میانگین مؤلفه‌ی اول و مؤلفه‌ی سوم و انحراف معیار مؤلفه‌ی دوم فضای رنگی HSV بودند که به‌عنوان ورودی به سیستم طبقه‌بند شبکه عصبی مصنوعی اعمال شدند. سیستم طبقه‌بند شبکه عصبی مصنوعی توانست نارنگی‌ها را به کلاس رسیده، نیمه‌رسیده و نارس با دقت کلی ۹۷/۲۲ درصد طبقه‌بندی نماید. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که

منابع

1. Abdanan Mahdizadeh, S. and Soltani kazemi, M. 2017. Manufacturing, development and evaluation of strawberry separator system using machine vision technology. Journal of Researches in Mechanics of Agricultural Machinery, 6(1): 61-69. (In Farsi)
2. Asadi Kangarshahi, A. Savaghebi, Gh. R. and Akhlaghi Amiri, N. 2011. Reducing Fruiting Frequency in Enshu Tangerine by Managing Nitrogen and Pruning in East Mazandaran. Iranian Journal of Horticultural Science, 42(3): 217-225. (In Farsi)
3. Butz, P. Hofmann, C. and Tauscher, B. 2005. Recent developments in non-invasive techniques for fresh fruit and vegetable Internal Quality Analysis. Journal of Food

- Vision Technology for Food Quality Evaluation. Academic Press, 658 p. Amsterdam, Netherland.
16. Zhu, W. Zeng, N. and Wang, N. 2010. "Sensitivity, Specificity, Accuracy, Associated Confidence Interval and ROC Analysis with Practical SAS® Implementations, in Proceedings of NESUG health care and life sciences, pp. 1-9.
 4. Du, C. J. and Sun, D. W. 2006. Learning techniques used in computer vision for foodquality evaluation: a review. Journal of Food Engineering, 72: 39-55.
 5. FAO. 2016. Food and agriculture organization of the United Nations. Available in: <http://fao.org/faostat/en/#data> . [Last Accessed: 12 December 2018].
 6. Farhadi, R. Bassati, Z. Moeinifar, A. M. Misri and Gandshimin, T. 2015. Image processing is a non-destructive and rapid method for identifying the qualities of agricultural products. 9th National Congress of Agricultural Machinery Engineering (BioSystem Mechanics) and Mechanization. Campus of Agricultural and Natural Resources of Tehran University, Karaj, Iran. (In Farsi)
 7. Gonzalez, R. C. Woods, R. E. and Eddins, S. L. 2004. Digital Image Processing Using MATLAB., Second ed. Pearson Prentice Hall. 826 pp. New Jersey, USA.
 8. Izadi, H. Kamgar, S. and Raufat, M. H. 2016. Detecting apparent defects and grading tomato using Technology of vision machine And Neuro-fuzzy networks. Journal of Agricultural Machinery, 6(1): 49-59. (In Farsi)
 9. Jahanbakhshi, S. 2012. Classification of Red Delicious Apples by Image Processing and Fuzzy Logic Method. M.Sc. Thesis, Mechanical Engineering in Agricultural Machinery. Tabriz University. Tabriz, Iran. (In Farsi)
 10. Mao, W. Jia, B. Zhang, X. and Hub, X. 2009. Detection and position method of apple tree image. Computer and Computing Technologies in Agriculture II, 2: 1039-1048.
 11. Menhaj, M. B. 2015. Computational Intelligence- Fundamentals of Neural Networks. Amirkabir University Of Technology Publisher, Tehran, Iran. 716 p. (In Farsi)
 12. Moré, J. J. 1978. The Levenberg-Marquardt algorithm: implementation and theory Numerical analysis. (pp. 105-116): Springer.
 13. Sabzi, S. Abbaspoor Gilandeh, Y. and Javadi Kia, H. 2018. Detection of Two Types of Weed through Machine Vision System: Improving Site-Specific Spraying. Journal of Agricultural Machinery, 8(1): 15-29. (In Farsi)
 14. Singh, H. and Gill, N. 2015. Machine Vision Based Color Grading of Kinnow Mandarin. International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering, 5(5): 1253-1259.
 15. Zheng, C. and Sun, D. W. 2008. Computer

