

مقاله پژوهشی

درجه‌بندی کیفی آلو خشک با استفاده از سامانه بینایی رایانه‌ای و الگوریتم‌های یادگیری ماشین

عادل بخشی‌پور^۱، حماد ذرعی‌فروش^{۲*}، فاطمه نیرومند^۳ و میر آرین موسوی^۳

چکیده

آلو یکی از میوه‌های پرخاصیت و محبوب در کشور ایران محسوب می‌شود. بسته به کیفیت میوه تازه قبل از برداشت و چگونگی فرایند خشک شدن، درجات کیفی مختلفی از این میوه به صورت آلو خشک تولید می‌شود. در این پژوهش از یک سامانه بینایی رایانه‌ای و الگوریتم‌های یادگیری ماشین به منظور طبقه‌بندی آلو خشک به سه درجه کیفی مختلف استفاده شد. ویژگی‌های مختلف رنگی، شکلی و بافتی از تصاویر نمونه‌های آلو خشک استخراج شدند و به صورت مجزا و در ترکیب با همدیگر برای توسعه الگوریتم‌های طبقه‌بندی شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه (MLP)، ماشین بردار پشتیبان (SVM)، تحلیل تفکیکی خطی (LDA)، و درخت تصمیم (DT) استفاده شدند. به منظور کاهش تعداد ویژگی‌ها و استخراج ویژگی‌های مهم‌تر از روش انتخاب ویژگی انتخاب ویژگی مبتنی بر همبستگی (CFS) استفاده شد. نتایج نشان داد که ترکیب ویژگی‌های مختلف استخراج شده از تصویر در مقایسه با ویژگی‌های رنگی، بافتی یا مورفولوژیکی به صورت مجزا، باعث افزایش عملکرد طبقه‌بندی می‌شود. در این راستا، مدل DT از نوع جنگل تصادفی (RF) با استفاده از ترکیب ویژگی‌های تصویر و الگوریتم انتخاب ویژگی CFS دارای بیشترین صحت طبقه‌بندی در مراحل آموزش و ارزیابی بود. مقادیر مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) و صحت مدل CFS-DT به ترتیب در مرحله آموزش برابر با ۰/۱۹۵۸ و ۹۳/۷۵ درصد، و در مرحله ارزیابی برابر با ۰/۲۱۱۰ و ۹۱/۶۷ درصد به دست آمدند. با توجه به این عامل‌های عملکردی و ماهیت سامانه‌های بینایی رایانه‌ای، می‌توان از نتایج حاصل از این پژوهش جهت توسعه یک سامانه دقیق، سریع و ارزان جهت درجه‌بندی کیفی آلو خشک استفاده کرد.

واژه‌های کلیدی: انتخاب ویژگی، پردازش تصویر، جنگل تصادفی، طبقه‌بندی، میوه خشک.

ارجاع: بخشی‌پور ع. ذرعی‌فروش ح. نیرومند ف. و موسوی م. آ. ۱۴۰۳. درجه‌بندی کیفی آلو خشک با استفاده از سامانه بینایی رایانه‌ای و الگوریتم‌های یادگیری ماشین. نشریه پژوهش‌های مکانیک ماشین‌های کشاورزی. ۳۰: ۸۷-۹۹. <https://dx.doi.org/10.22034/JRMAM.2024.14576.678>

۱- استادیار گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده علوم کشاورزی، دانشگاه گیلان.

۲- دانشیار گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده علوم کشاورزی، دانشگاه گیلان.

۳- دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده علوم کشاورزی، دانشگاه گیلان.

* نویسنده مسئول: hemad.zareiforoush@guilan.ac.ir

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۹/۱۶

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۷/۲۷

مقدمه

آلو با نام علمی *Prunus domestica* L. میوه بومی کشور چین است. میوه آن دارای پوست و گوشت قرمز بوده و دربردارنده مواد مغذی متعدد مانند آنتوسیانین‌ها، فنل کل و کاروتنوئیدها است (Huan *et al.*, 2021). میوه آلو به دلیل ماهیت اقلیمی معمولی آن در طول نگهداری در دمای اتاق عمر کوتاهی (۴ تا ۵ روز) دارد (Xu *et al.*, 2020). به طور کلی فرآیند رسیدن میوه با تغییر رنگ، نرم شدن و تغییر در محتویات و ترکیبات همراه است که بر طعم، کیفیت و ماندگاری میوه تأثیر می‌گذارد (Sun *et al.*, 2015). میوه آلو با سرعت زیادی فرآیند رسیده شدن را طی می‌کند و این شرایط در اثر نگهداری میوه در دمای ۲۵ درجه سلسیوس به ماندگاری کوتاهی منجر می‌شود (Kumar *et al.*, 2017). یکی از روش‌های متداول برای نگهداری طولانی مدت آلو مصرف آن به صورت میوه خشک است. در طول خشک شدن، میوه‌ها و سبزیجات رطوبت خود را به تدریج از مرکز به سمت سطوح خارجی از دست می‌دهند. این فرآیند به دلیل توزیع نامتعادل فشار بین قسمت‌های داخلی و خارجی مواد غذایی، غشاهای سلولی را فرو می‌ریزد و در نتیجه حالت ویسکوالاستیک ماده به فضاهای خالی ناشی از تبخیر و در نهایت انقباض کشیده می‌شود که باعث کاهش شکل و اندازه مواد غذایی می‌شود (Aprajeeta *et al.*, 2015). ثابت شده است که ارتباط بین محتوای رطوبتی مواد غذایی و چروکیدگی و انقباض آنها به صورت خطی است، به طوری که چروکیدگی و انقباض با کاهش رطوبت برای طیف گسترده‌ای از محصولات باغبانی افزایش می‌یابد (Dehghannya *et al.*, 2016). هر یک از میوه‌ها در فرآیند خشک شدن قابلیت انقباض متفاوتی دارند و شدت انقباض آنها به شدت به عوامل مختلفی از جمله روش خشک کردن بستگی دارد. به عنوان مثال، انقباض در روش‌های خشک کردن با هوای گرم و خشک کردن در مایکروویو قوی‌تر از خشک کردن انجمادی است، زیرا نرخ تغییر شکل سلولی به دلیل افزایش دمای بافت و در نتیجه رفتار نوع آرنیوس^۱ افزایش می‌یابد (Yadollahinia & Jahangiri, 2009). کیفیت محصول خشک شده به عامل‌هایی مانند کیفیت محصول اولیه و چگونگی فرآیند

خشک شدن بستگی دارد و بر این اساس درجه‌های کیفی مختلفی از محصول خشک شده موجود هستند. با توجه به شرایط اشاره شده، به کارگیری روش‌های مؤثر برای سنجش تغییرات فیزیکی و مکانیکی بافت مانند چروکیدگی و انقباض و کنترل کیفیت محصولات در طول فرآیندهای پس از برداشت میوه آلو امری ضروری است. روش‌های مختلفی برای اندازه‌گیری آزمایشگاهی شاخص‌های ظاهری و بافت میوه در منابع علمی معرفی شده است که متداول‌ترین آنها شامل اندازه‌گیری مستقیم با استفاده از میکرومتر یا اندازه‌گیری تغییرات حجم به روش جابجایی سیال است. در حالی که این روش‌ها به عنوان مرجع برای اندازه‌گیری مشخصات فیزیکی و مکانیکی میوه‌ها در نظر گرفته می‌شوند، ایرادشان در این است که بسیار وقت‌گیر و مخرب هستند و نمی‌توانند در عمل برای اندازه‌گیری‌های بلادرنگ و برخط به کار روند. از این رو، تحقیقات متعددی در طول دو دهه گذشته برای یافتن رویکردهای جایگزین قابل اعتماد برای اندازه‌گیری خواص فیزیکی و مکانیکی محصولات به روش غیر تماسی و غیرمخرب انجام شده است.

در حوزه کشاورزی، سامانه‌های مبتنی بر پردازش تصویر رقمی به‌طور گسترده در تشخیص عیوب، مرتب‌سازی و درجه‌بندی محصولات غذایی استفاده می‌شوند. توسعه تجهیزات جدید برای به‌دست آوردن تصاویر و عملیات مختلف پردازش تصویر رقمی مانند تقسیم‌بندی، تحلیل‌های ریخت‌شناسی و رنگی، همراه با الگوریتم‌های بینایی رایانه‌ای، سرعت و دقت ارزیابی کیفیت و قابلیت تشخیص بیماری در محصولات کشاورزی را افزایش داده است. به کارگیری روش‌های پردازش تصویر رقمی، به‌طور مؤثری تشخیص خودکار شاخص‌های کیفی در محصولات کشاورزی و غذایی تشخیص زود هنگام و مدیریت بیماری‌ها را تسهیل و تسریع می‌کند. تحقیقات متعددی در سال‌های اخیر انجام شده که اثربخشی رویکردهای غیر مخرب مبتنی بر بینایی رایانه‌ای را برای درجه‌بندی دقیق میوه‌ها و سبزیجات در صنایع غذایی و کشاورزی دقیق اثبات می‌کند (George, 2015; Kondo, 2010; Patel *et al.*, 2012; Wu *et al.*, 2019). متداول‌ترین سامانه‌های بینایی رایانه‌ای برای ارزیابی کیفیت محصولات غذایی، شامل یک سامانه مبتنی بر دوربین

امکان تخمین خواص کیفی مواد غذایی را با استفاده از سامانه‌های مبتنی بر پردازش تصویر فراهم می‌کند. با به-کارگیری الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌توان بخش-هایی از تصاویر که در بردارنده اطلاعات مفید و مورد نظر هستند و از سایر بخش‌های تصویر استخراج شده‌اند را براساس ویژگی‌های تصویری شامل شکل، رنگ و بافت به گروه‌های جداگانه دسته‌بندی کرد. در نتیجه، توسعه الگوریتم‌های طبقه‌بندی مبتنی بر اطلاعات پردازش تصویر یکی از مهم‌ترین زمینه‌های کاربرد هوش مصنوعی در کشاورزی به شمار می‌رود.

در سال‌های اخیر، بسیاری از محققان فناوری بینایی رایانه‌ای را برای ارزیابی خودکار ویژگی‌های متعدد مرتبط با میوه‌ها و سبزیجات در فرآیند کنترل کیفیت مورد بررسی و مطالعه قرار داده‌اند. در پژوهشی، دسته‌های میوه تازه نخل روغنی با استفاده از روش بینایی رایانه‌ای و ویژگی‌های رنگی و بافتی تصویر با صحت بیش از ۹۰ درصد طبقه‌بندی شدند (Septiarini *et al.*, 2021). همچنین از تصویر تک رنگی میوه و الگوریتم نزدیکترین همسایه و روش تشخیص الگوی مبتنی بر رگرسیون خطی برای تعیین رسیدگی میوه پرتقال استفاده شد (Jhavar, 2016).

در پژوهشی، ارزیابی کیفی انجیر خشک با استفاده از سامانه بینایی ماشین و روش‌های داده کاوی انجام شد. تصاویر از پنج طبقه مختلف با استفاده از یک دوربین مجهز به حسگر CCD به دست آمد. پس از پیش‌پردازش و تقسیم‌بندی تصاویر، ۵۲ ویژگی شامل ۶ ویژگی اندازه و شکل، ۴ ویژگی بافت و ۴۲ ویژگی رنگ استخراج شد. برای یافتن و انتخاب بهترین ویژگی‌ها برای درجه‌بندی انجیر، از الگوریتم انتخاب ویژگی مبتنی بر همبستگی استفاده شد. سپس یک مدل ترکیبی مبتنی بر منطق فازی و درخت تصمیم (DT-FL) برای طبقه‌بندی انجیر خشک بر اساس ویژگی‌های منتخب پردازش تصویر توسعه یافت. نتایج نشان داد که مدل درخت تصمیم با الگوریتم REP بهترین طبقه‌بندی کننده انجیر خشک با صحت ۹۱/۷۴ درصد است (Banakar *et al.*, 2017).

در پژوهشی دیگر درجه‌بندی خودکار میوه سیب با استفاده از روش پردازش تصویر انجام شد و نتایج حاصل از این تحقیق نشان داد که مدل ماشین بردار پشتیبان قادر است با صحت ۹۷/۱۱ درصد نمونه‌های میوه سالم و

رنگی مجهز به حسگر^۱ CCD است که بینایی چشم انسان را با استفاده از سه فیلتر تک رنگ قرمز (R)، سبز (G) و آبی (B) با طول موج‌های ۷۰۰ به ترتیب ۵۴۶ و ۴۳۵ نانومتر شبیه‌سازی می‌کند (Yan *et al.*, 2022). یک سامانه بینایی رایانه‌ای بر اساس تصویربرداری معمولی که بینایی انسان را شبیه‌سازی می‌کند، تصاویری از سطح قابل مشاهده مواد غذایی را به دست می‌آورد و آن را تجزیه و تحلیل می‌کند تا در مرحله بعد کیفیت آن را ارزیابی و مشخص کند. سامانه‌های بینایی رایانه‌ای می‌توانند بسیاری از ویژگی‌های کیفی و ظاهری مانند رنگ، شکل، اندازه و بافت را اندازه‌گیری کرده و عیوب مواد غذایی را تشخیص دهد. این سامانه‌ها قادر هستند مهم-ترین اطلاعات و ویژگی‌های مربوط به کیفیت و درجه محصول را با استفاده از مدل‌های طبقه‌بندی یا رگرسیونی به‌طور خودکار از تصاویر استخراج کنند. یک رایانه شخصی معمولاً داده‌های به دست آمده توسط حسگرها را جمع‌آوری می‌کند و برخی از پردازش‌های اولیه (تصحیح رنگ، تقسیم‌بندی، استخراج ویژگی) را انجام می‌دهد. سامانه بینایی رایانه‌ای عملیات طبقه‌بندی ویژگی‌ها یا تخمین عامل‌ها را با ساخت مدل‌های مناسب با استفاده از روش‌های آماری یا روش‌های یادگیری ماشین (به عنوان مثال درخت تصمیم^۲، رگرسیون، یادگیری تجمعی^۳، جنگل تصادفی^۴ یا شبکه عصبی مصنوعی^۵) انجام می‌دهد. طبقه‌بندی کیفی و مرتب-سازی محصولات براساس درجات کیفی آنها عملیات بسیار مهمی برای ارزیابی و تضمین کیفیت میوه‌ها و سبزیجات در طول مراحل پس از برداشت و حمل و نقل محصولات است. در طول مراحل انبارداری پس از برداشت محصولات، فرآیندهای رسیدگی زودرس منجر به تغییر ویژگی‌های کیفی درونی و بیرونی میوه‌ها و سبزیجات می‌شود. همچنین بخش قابل توجهی از میوه‌ها و سبزیجات به صورت خشک شده مصرف می‌شوند که خواص کیفی آنها نیز متأثر از فرآیند خشک کردن تغییر می‌کند. وجود همبستگی بین ویژگی‌های بصری و ویژگی‌های فیزیکی یا شیمیایی (به عنوان مثال ویتامین‌ها، آنتی اکسیدان‌ها، فنل‌های کل، اسیدیته قابل تیتراسیون، محتوای جامدات محلول یا فعالیت آنزیمی)

1- Charge Coupled Device (CCD)

2- Decision Tree

3- Ensemble Learning

4- Random Forest

5- Artificial neural network

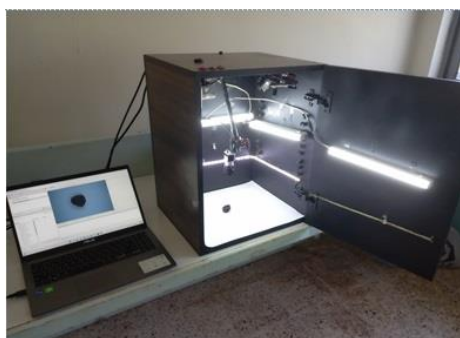
مواد و روش‌ها

تهیه نمونه‌های آلو خشک

آزمایش‌ها در دی ماه سال ۱۴۰۱ انجام شد. مطابق با استاندارد ملی ایران شماره ۶۵، میوه آلو خشک مرغوب می‌بایست فاقد آفت‌زدگی، کم‌گوشتی، آسیب‌دیدگی مکانیکی و سوختگی باشد (INSO, 2022). بر این اساس، نمونه‌های میوه آلو خشک از سه درجه کیفی مختلف شامل ممتاز، درجه یک و معمولی از یک فروشگاه در شهر رشت خریداری شدند. تعداد ۱۵۰ عدد از هر کدام از درجه‌های کیفی آلو خشک به صورت تصادفی از بین نمونه‌های خریداری شده انتخاب شدند و مورد ارزیابی قرار گرفتند.

تهیه تصاویر

به منظور تهیه تصاویر رنگی از نمونه‌های آلو خشک، یک سامانه بینایی رایانه‌ای شامل یک محفظه چوبی با دیوارهای داخلی به رنگ مشکی مات، یک سامانه نورپردازی متشکل از لامپ‌های فلورسنت، یک دوربین رنگی صنعتی قابل اتصال به رایانه با دقت تصویر ۲/۳ مگاپیکسل (Basler acA1920-40uc, Basler AG, Germany) مجهز به یک لنز (Basler TS5014-MP F1.4) و (f50 mm, Basler AG, Germany) و (Basler's Pylon viewer software, Version 6.3.0.23157, Basler AG, Germany) برای کنترل دوربین استفاده شد. نمونه‌های آلو خشک بر روی یک سطح سفید و مات قرار داده شدند و دوربین در بالای نمونه‌ها و در فاصله عمودی ۰/۲ متر نصب شد. تصاویر رنگی با اندازه ۱۲۰۰×۱۹۲۰ پیکسل تهیه شدند. تصویر سامانه مورد استفاده به منظور تهیه تصاویر رنگی در شکل ۱ نشان داده شده است و تصویر نمونه‌های درجه‌های مختلف کیفی آلو در شکل ۲ نمایش داده شده است.



شکل ۱- سامانه بینایی رایانه‌ای مورد استفاده در پژوهش

آسیب دیده را از هم تشخیص دهد (Janati *et al.*, 2019). در پژوهش‌های دیگر نیز کاربرد موفقیت‌آمیز بینایی رایانه‌ای و یادگیری ماشین در درجه‌بندی میوه‌های خرما (Habib *et al.*, 2022)، انار (Pandey *et al.*, 2020)، لیمو (Hanh & Bao, 2023)، انبه (Yossy *et al.*, 2017) و میوه پیتایا^۱ (Patil *et al.*, 2021) گزارش شده است. در تحقیقی یک روش غیر مخرب برای شمارش تعداد میوه‌ها، تشخیص همپوشانی بین میوه‌ها، طبقه‌بندی میوه‌های قابل برداشت در گیاه قهوه بر اساس پردازش تصویر و تخمین‌های خطی ارائه شد (Ramos *et al.*, 2017). پژوهش دیگری توسط یوسی و همکاران (۲۰۱۷) انجام شد که در آن یک طبقه‌بند مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی (ANN) برای مرتب‌سازی میوه‌های انبه رسیده و نارس با صحت ۹۴ درصد پیاده‌سازی شد (Yossy *et al.*, 2017). یک سازوکار خودکار برای درجه‌بندی و ارزیابی کیفی سه رقم میوه سیب ارائه شد. در این روش، دو دوربین صنعتی که بر روی یک تسمه نقاله نصب شده بودند، چهار تصویر از هر میوه سیب را در شرایط زمان واقعی ثبت کردند و الگوریتم‌های طبقه‌بند آن را بر اساس رنگ، اندازه و وزن مرتب کردند. روش توسعه یافته توانست میوه‌های نامرغوب را که شامل عیوبی همچون لکه، خراشیدگی و پوسیدگی بودند با دقت قابل قبولی از روی تصاویر شناسایی کند (Sofu *et al.*, 2016).

با توجه به دقت پایین، مخرب بودن و زمان‌بر بودن روش‌های آزمایشگاهی رایج و روش‌های سنتی برای تعیین کیفیت آلو خشک، هدف از پژوهش حاضر تعیین برخی از ویژگی‌های کیفی این محصول بر اساس روش‌های پردازش تصویر و یادگیری ماشین است. با در نظر گرفتن ارزش اقتصادی و غذایی محصول آلو خشک، نتایج حاصل از این پژوهش می‌تواند در شناسایی ابعاد و ویژگی‌های شیمیایی، فیزیکی و مکانیکی این محصول با سرعت و دقت عمل بالا کمک کرده و موجب کاهش ضایعات تولید و ضرر و زیان ناشی از آن برای تولیدکنندگان شود.

رنگی اولیه میوه آلو، تصویر RGB میوه با مقدار زمینه صفر به دست آمد (شکل ۳). این تصویر به فضاهای رنگی HSV (شکل ۳) و L^*a^*b (شکل ۲) انتقال داده شد (Sangwine & Horne, 2012). تبدیل از فضای رنگی RGB به فضاهای رنگی HSV و L^*a^*b در نرم‌افزار MATLAB به ترتیب با استفاده از توابع $rgb2hsv$ و $rgb2lab$ انجام شد. پس از تبدیل فضای رنگی، مقادیر میانگین، انحراف معیار، چولگی^۹ و کشیدگی^{۱۰} مقادیر مؤلفه‌های رنگی قرمز (R)^{۱۱}، سبز (G)^{۱۲}، آبی (B)^{۱۳}، فام رنگ (H)^{۱۴}، اشباع (S)^{۱۵}، شدت (V)^{۱۶}، روشنایی (L)^{۱۷}، و شاخص‌های رنگی a^* و b^* در این سه فضای رنگی از سطح میوه آلو استخراج شدند (Ghosh & Parekh, 2015; San et al., 2019).

به منظور استخراج ویژگی‌های بافتی، ابتدا تصاویر آلو با استفاده از تابع $rgb2gray$ به تصاویر سطح خاکستری تبدیل شدند و سپس ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری (GLCM)^{۱۸} برای تصاویر سطح خاکستری ایجاد شد. مؤلفه‌های ماتریس GLCM با محاسبه تعداد دفعات وقوع جفت پیکسل‌ها با مقادیر سطح خاکستری خاص در یک راستای مکانی مشخص در سطح خاکستری را نشان می‌دهد. به صورت ریاضی، ماتریس هم‌رخداد P برای تصویر I با ابعاد $m \times n$ در جهت $(\Delta x, \Delta y)$ با استفاده از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$H(p, q) = \begin{cases} 1 & \text{if } I(p, q) = i \text{ and } I(p + \Delta x, p + \Delta x) = j \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

$$P_{\Delta x, \Delta x}(i, j) = \sum_{p=1}^n \sum_{q=1}^m H(p, q) \quad (2)$$

که در آن $P_{\Delta x, \Delta y}(i, j)$ درایه (i, j) ام ماتریس هم‌رخداد P است. برای هر تصویر تعداد ۴ ماتریس GLCM با فاصله مکانی یک پیکسل در چهار جهت مختلف (۰، ۴۵، ۹۰ و ۱۳۵ درجه) محاسبه شدند و میانگین این چهار ماتریس GLCM برای استخراج ویژگی‌های بافتی استفاده شد (Bakhshipour et al., 2020).



شکل ۲- تصاویر نمونه از درجه‌های کیفی مختلف آلو خشک، (الف) درجه ۱، (ب) درجه ۲، و (ج) درجه ۳

استخراج ویژگی‌ها از تصاویر آلو خشک

در این پژوهش ویژگی‌های رنگی، شکلی و بافتی از تصاویر سطوح آلو خشک تهیه شدند. به این منظور، تصاویر رنگی تهیه شده از نمونه‌های میوه خشک به منظور پردازش و استخراج ویژگی در جعبه ابزار پردازش تصویر نرم افزار MATLAB (The Mathworks, R2021a) فراخوانی شدند.

تصاویر حاصل از مراحل مختلف پردازش تصویر بر روی یک نمونه آلو خشک مجزا در شکل ۳ نشان داده شده است. ابتدا تصویر رنگی نمونه‌های میوه آلو (شکل ۳-۳) به تصویر مقیاس خاکستری^۱ (شکل ۳-۳) تبدیل شد. سپس با اعمال حد آستانه بر روی تصویر سطح خاکستری، یک تصویر سیاه و سفید به دست آمد (شکل ۳-۳). با محاسبه تصویر مکمل این تصویر، تصویر سیاه و سفید اولیه از میوه آلو به دست آمد (شکل ۳-۳). به منظور حذف نقاط سفید ناخواسته در زمینه تصویر و حفره‌های احتمالی در داخل ناحیه مربوط به میوه، از عملیات باز کردن شکلی^۲ استفاده شد و تصویر حاصل شده (شکل ۳-۳) به منظور استخراج ویژگی‌های شکلی مورد استفاده قرار گرفت. ویژگی‌های شکلی استخراج شده عبارت بودند از مساحت، محیط، قطر بزرگ، قطر کوچک، گردی^۳، فاصله از مرکز^۴، استواری^۵ و ضریب رعنایی^۶، به همراه ۴ ضریب شکل^۷ و ۹ ویژگی مستقل از گشتاور^۸ (Bakhshipour & Jafari, 2018; Păvăloiu et al., 2017). در مجموع تعداد ۲۱ ویژگی شکلی از تصاویر سیاه و سفید آلو خشک استخراج شدند. در ادامه با اعمال عملیات AND منطقی بین تصویر سیاه و سفید و تصویر

9- Skewness
10- Kurtosis
11- Red
12- Green
13- Blue
14- Hue
15- Saturation
16- Value
17- Lightness
18- Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

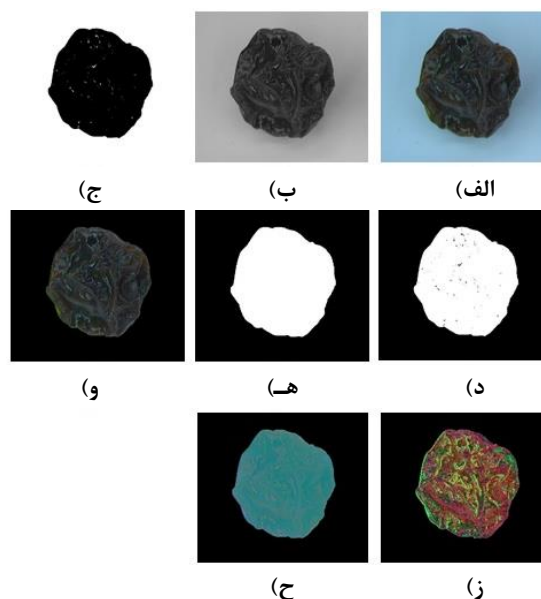
1- Gray scale image
2- Morphological opening
3- Roundness
4- Eccentricity
5- Solidity
6- Aspect ratio
7- Shape factor
8- Moment invariant

مجموع ۷۳ ویژگی تصویر (شامل ۲۱ ویژگی شکلی، ۳۶ ویژگی رنگی و ۱۶ ویژگی بافتی) از تصاویر مربوط به آلو استخراج شده و برای انجام عملیات یادگیری ماشین مورد استفاده قرار گرفتند.

توسعه مدل‌های طبقه‌بندی

در این مطالعه الگوریتم‌های مختلف داده کاوی^{۱۷} برای طبقه‌بندی آلو خشک توسعه داده شدند و ارزیابی شدند. از آنجایی که تعداد داده‌های استخراج شده از روی تصاویر رنگی (۷۳ ویژگی) زیاد بود، به منظور کاهش تعداد ویژگی‌ها و حذف ویژگی‌های غیر مرتبط و یا اضافی (متغیرهای داری همبستگی بالا با یکدیگر)، از روش انتخاب ویژگی مبتنی بر همبستگی (CFS)^{۱۸} به عنوان یک روش رایج انتخاب ویژگی با ناظر^{۱۹}، برای استخراج ویژگی‌های بهینه استفاده شد. روش CFS یک روش کاهش ویژگی است که یک زیرمجموعه از ویژگی‌های بهینه را از مجموعه داده اصلی بر اساس تابع همبستگی انتخاب می‌کند (Bakhsipour, 2021). پس از انجام انتخاب ویژگی، از ساختارهای مختلفی از چهار الگوریتم یادگیری ماشین برای طبقه‌بندی نمونه‌های آلو خشک استفاده شد که عبارتند از شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه (MLP)^{۲۰}، ماشین بردار پشتیبان (SVM)^{۲۱}، تحلیل تفکیکی خطی (LDA)^{۲۲} و درخت تصمیم (DT)^{۲۳}.

شبکه عصبی پرسپترون چندلایه شامل یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و یک یا چند لایه مخفی است که هر لایه دارای تعدادی نورون است (Wang et al., 2022). مدل‌های MLP مورد استفاده در این مطالعه دارای یک لایه پنهان با تابع انتقال سیگموئید مناسب بود. تعداد مختلف نورون در لایه پنهان (۱ تا ۳۰) برای یافتن دقیق‌ترین ساختار MLP مورد ارزیابی قرار گرفت. ماشین بردار پشتیبان یک روش طبقه‌بندی و رگرسیون مبتنی بر هسته است (که گاهی در مسائل رگرسیون، SVR^{۲۴} نامیده می‌شود) که در اصل از نظریه یادگیری آماری



شکل ۳) تصاویر حاصل از مراحل مختلف پردازش تصویر میوه آلو خشک

(الف) تصویر RGB میوه آلو، (ب) تصویر سطح خاکستری، (ج) تصویر سیاه و سفید اولیه پس از اعمال حد آستانه بر روی تصویر سطح خاکستری، (د) تصویر مکمل تصویر سیاه و سفید اولیه، (ه) تصویر سیاه و سفید پس از حذف نوفه و پر کردن حفره‌های احتمالی داخل ناحیه مورد نظر، (و) تصویر RGB میوه آلو با مقدار صفر برای مناطق پس زمینه، (ز) تصویر HSV از میوه آلو با مقدار صفر برای مناطق پس زمینه، و (ح) تصویر L^*a^*b از میوه آلو با مقدار صفر برای مناطق پس زمینه

در این مطالعه ۱۶ ویژگی بافتی مختلف مبتنی بر ماتریس GLCM محاسبه شدند که عبارتند از آنترپی^۱، انرژی^۲، اینرسی^۳، همبستگی^۴، همگنی^۵، عدم تشابه^۶، مجموع مربعات^۷، مجموع میانگین‌ها^۸، مجموع واریانس-ها^۹، مجموع آنترپی‌ها^{۱۰}، واریانس تفاوت^{۱۱}، آنترپی تفاوت^{۱۲}، سایه خوشه^{۱۳}، برتری خوشه^{۱۴}، گشتاور اختلاف معکوس^{۱۵} و حداکثر احتمال^{۱۶} (Bakhsipour et al., 2017; Haralick, 1979; Park & Chen, 2001).

- 1- Entropy
- 2- Energy
- 3- Inertia
- 4- Correlation
- 5- Homogeneity
- 6- Dissimilarity
- 7- Sum of squares
- 8- Sum of averages
- 9- Sum of variances
- 10- Sum of entropies
- 11- Difference variance
- 12- Difference entropy
- 13- Cluster shade
- 14- Cluster prominence
- 15- Inverse difference moment
- 16- Maximum probability

17- Data Mining
 18- Correlation-based Feature Selection (CFS)
 19- Supervised
 20- Multi-Layer Perceptron (MLP)
 21- Support Vector Machine (SVM)
 22- Linear Discriminant Analysis (LDA)
 23- Decision Tree (DT)
 24- Support Vector Regression (SVR)

شد. طبقه‌بندها با کمترین RMSE و بالاترین صحت به‌عنوان بهترین عملکرد انتخاب شدند (Bakhsipour & Zareiforush, 2020; Han *et al.*, 2020; Huang & Gu, 2022; Liu *et al.*, 2018; Zou *et al.*, 2019).

نتایج و بحث

نتایج الگوریتم انتخاب ویژگی

به منظور انتخاب بهترین ویژگی‌های تصویر جهت عملیات مختلف مدل‌سازی و حذف متغیرهای اضافی و غیرمربوط از الگوریتم کاهش ویژگی CFS استفاده شد. در جدول ۱ مشاهده می‌شود که با اعمال کردن روش CFS بر روی ۳۶ ویژگی رنگی استخراج شده از تصاویر آلو خشک، تعداد ۱۲ ویژگی به عنوان ویژگی‌های بهینه انتخاب شدند. از این تعداد، شش ویژگی رنگی متعلق به فضای رنگی RGB بودند، در حالی که دو ویژگی از فضای رنگی HSV و ۳ ویژگی از فضای رنگی L^*a^*b انتخاب شده بودند. این موضوع اهمیت ویژگی‌های استخراج شده از فضاهای رنگی مختلف را در طبقه‌بندی نمونه‌های آلو خشک نشان می‌دهد. در مورد ویژگی‌های شکلی مشاهده شد که روش CFS تعداد شش ویژگی از مجموع ۲۱ ویژگی شکلی استخراج شده از تصاویر نمونه‌های آلو خشک را به‌عنوان ویژگی‌های بهینه متمایز کننده درجات مختلف کیفی آلو خشک انتخاب کرد. دو مورد از ویژگی‌های شکلی انتخاب شده، مساحت سطح و قطر بزرگ نمونه‌ها بودند که نشان می‌دهد یک عامل کیفی مهم در درجه‌بندی آلو خشک، عامل اندازه میوه است. جدول ۱ همچنین نشان می‌دهد که تعداد شش ویژگی بافتی از مجموع ۱۶ ویژگی بافتی استخراج شده از ماتریس هم‌رخداد سطح خاکستری تصاویر نمونه‌های آلو خشک به‌عنوان ویژگی‌های بافتی بهینه جهت طبقه‌بندی نمونه‌های آلو خشک استخراج شدند.

الگوریتم انتخاب ویژگی CFS همچنین بر روی ترکیب ویژگی‌های شکلی، رنگی و بافتی تصویر اعمال شد و مطابق جدول ۱ نتایج نشان داد که از بین ۷۳ ویژگی استخراج شده از تصاویر، تعداد ۱۸ ویژگی به‌عنوان ویژگی‌های بهینه برای طبقه‌بندی نمونه‌های آلو خشک انتخاب شد. مشاهده شد که تعداد هشت مورد از ویژگی‌های انتخاب شده، مؤلفه‌های رنگی در فضاهای رنگی مختلف بودند. تعداد هفت متغیر از متغیرهای انتخاب شده،

مدرن مشتق شده است (Bakhsipour & Jafari, 2018; Sabouri *et al.*, 2022). در ماشین‌های بردار پشتیبان انتخاب نوع هسته مناسب یک مرحله ضروری است که می‌تواند دقت مدل را تا حد زیادی افزایش دهد (Wang *et al.*, 2021). از سه نوع هسته چندجمله‌ای^۱، تابع هسته پیرسون هفتم (PUK)^۲ و هسته RBF در الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان استفاده شد. تحلیل تفکیکی خطی یک روش طبقه‌بندی خطی است که نمونه‌ها را با حداکثر کردن نسبت واریانس بین طبقه‌ها به واریانس درون یک طبقه، با تبدیل ویژگی‌ها به فضایی با ابعاد پایین‌تر، دسته‌بندی می‌کند (Ljubratović *et al.*, 2022). الگوریتم درخت تصمیم یک روش داده‌کاوی است که نتایج طبقه‌بندی را در یک ساختار مشابه درخت ارائه می‌دهد. گره‌های میانی درخت تصمیم نشان دهنده متغیرهای مؤثر در طبقه‌بندی و برگ‌های انتهایی نشان دهنده گروه‌ها هستند. شاخه‌های درخت تصمیم نیز قوانین را نشان می‌دهند (Maheshwari *et al.*, 2015). بسته به نحوه ایجاد ساختار درخت و کاهش خطا، الگوریتم‌های مختلف درخت تصمیم وجود دارند که برخی از این الگوریتم‌ها در این طرح به منظور طبقه‌بندی نمونه‌های آلو خشک استفاده شدند. این الگوریتم‌ها عبارتند از درخت مدل لجستیک^۳ (LMT)، جنگل تصادفی (RF)^۴، و J48^۵ که در منابع علمی مختلف تشریح شده‌اند (Landwehr *et al.*, 2005; Rajesh & Karthikeyan, 2017).

ارزیابی مدل‌های طبقه‌بندی

به منظور آموزش مدل‌های طبقه‌بندی، داده‌های استخراج شده به طور تصادفی به دو گروه آموزش (دو سوم داده‌ها) و ارزیابی (یک سوم داده‌ها) تقسیم‌بندی شدند. در مرحله آموزش مدل‌ها از روش اعتبار سنجی متقاطع ۱۰ برابری^۵ استفاده شد. به‌منظور انتخاب مناسب‌ترین مدل‌ها، الگوریتم‌های توسعه‌یافته بر اساس معیارهای آماری مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE)^۶ و صحت^۷ ارزیابی

- 1- Polynomial
- 2- Pearson VII kernel function (PUK)
- 3- Logistic Model Tree
- 4- Random Forest
- 5- 10 fold cross-validation
- 6- Root Mean Squared Error (RMSE)
- 7- Accuracy

ویژگی‌های شکلی نمونه‌های آلو بودند و سه متغیر دیگر، موضوع اهمیت ترکیب انواع ویژگی‌های تصویر را ویژگی‌های بافتی استخراج شده از GLCM بودند. این درجه‌بندی نمونه‌های آلو نشان می‌دهد.

جدول ۱- نتایج ویژگی‌های تصویر انتخاب شده به روش CFS برای عملیات طبقه‌بندی میوه آلو خشک

رنگ	شکل	بافت	ترکیب رنگ، شکل و بافت
R_skew, G_ave, G_skew, G_kurt, B_ave, B_kurt, V_ave, V_std, Ls_std, Ls_skew, As_kurt, Bs_ave	Area, Perimeter, MaxD, Solidity, SH.F 2, SH.F 3	Cluster Prominence, Cluster Shade, Homogeneity, Maximum probability, Sum average, Sum entropy.	R_skew, B_kurt, H_ave, H_var, S_std, S_skew, V_ave, As_kurt, Area, Perimeter, MaxD, MinD, Solidity, SH.F 2, SH.F 3, Cluster Shade, Maximum probability, Sum entropy

اساس صحت طبقه‌بندی، سه طبقه‌بندی، شامل مدل ماشین بردار پشتیبان با تمامی داده‌های شکلی و هسته چندجمله‌ای، مدل ماشین بردار پشتیبان با داده‌های CFS و هسته پیرسون هفتم، و مدل شبکه عصبی مصنوعی با تعداد ۶ نورون در لایه مخفی و داده‌های شکلی انتخاب شده به روش CFS منتج به بالاترین صحت (۸۸/۷۵) درصد شدند که مدل CFS-MLP کمترین مقدار RMSE را داشت. ارزیابی طبقه‌بندی با استفاده از داده‌های مجزا نشان داد که آماره‌های صحت و RMSE این طبقه‌بندی در مرحله ارزیابی به ترتیب برابر با ۸۴/۱۷ درصد و ۰/۲۹۳۱ به دست آمدند.

در جدول ۴ نتایج مدل‌های طبقه‌بندی درجات مختلف کیفی آلو خشک با استفاده از ویژگی‌های بافتی نشان داده شده‌اند. در مرحله آموزش، مدل LDA با استفاده از تمامی ویژگی‌های بافتی انتخاب شده به روش CFS، توانست با صحت ۸۱/۲۵ درصد درجات کیفی مختلف آلو خشک را از هم تشخیص دهد. مقدار RMSE این طبقه‌بندی برابر با ۰/۲۹۶۶ به دست آمد. مقادیر صحت و RMSE مدل CFS-LDA در مرحله ارزیابی به ترتیب برابر با ۸۴/۱۶ درصد و ۰/۲۷۲۶ بودند.

نتایج طبقه‌بندی نمونه‌های آلو خشک با استفاده از ویژگی‌های تصویر

مقادیر عملکرد طبقه‌بندی ارزیابی شده در این پژوهش به منظور طبقه‌بندی نمونه‌های آلو خشک با استفاده از ویژگی‌های رنگی تصویر در جدول ۲ ارائه شده است. به‌طور کلی مشاهده شد که با حذف برخی از ویژگی‌های غیر مرتبط یا ویژگی‌های دارای همبستگی با یکدیگر توسط الگوریتم CFS، عملکرد مدل طبقه‌بندی بهبود می‌یابد. مشاهده می‌شود که بالاترین صحت طبقه‌بندی در داده‌های آموزشی (کالیبراسیون) برابر با ۸۷/۹۲ درصد بود که توسط روش شبکه عصبی مصنوعی MLP با تعداد ۷ نورون در لایه مخفی با استفاده از داده‌های رنگی انتخاب شده به روش CFS به دست آمد. مقدار RMSE این طبقه‌بندی بر روی داده‌های آموزشی برابر با ۰/۲۷۰۵ به دست آمد. مدل طبقه‌بندی CFS-MLP روی داده‌های مجزا ارزیابی شد و صحت طبقه‌بندی برابر با ۸۵/۸۳ درصد با مقدار RMSE معادل با ۰/۲۸۵۰ به دست آمد. مقادیر عملکردی الگوریتم‌های مختلف طبقه‌بندی برای جداسازی درجات مختلف کیفی آلو خشک بر اساس ویژگی‌های شکلی تصویر در جدول ۳ ارائه شده است. بر

جدول ۲- نتایج مدل‌های SVM، LDA، MLP و DT برای طبقه‌بندی نمونه‌های آلو خشک با استفاده از ویژگی‌های رنگی تصویر

طبقه‌بندی	روش انتخاب ویژگی	خصوصیت مدل	accuracy _c	RMSE _c
LDA	-	-	۸۲/۵۰	۰/۲۸۵۹
	CFS	-	۸۷/۰۸	۰/۲۷۳۳
SVM	-	هسته پیرسون هفتم	۸۴/۱۷	۰/۳۴۱۶
	CFS	هسته پیرسون هفتم	۸۶/۶۷	۰/۳۲۶۳
MLP	-	تعداد نورون = ۵	۸۲/۱۷	۰/۳۰۲۲
	CFS	تعداد نورون = ۷	۸۷/۹۲	۰/۲۷۰۵
DT	-	LMT	۸۵/۴۲	۰/۲۷۰۴
	CFS	جنگل تصادفی	۸۵/۸۳	۰/۲۷۹۸

جدول ۳- نتایج مدل‌های SVM، LDA، MLP و DT برای طبقه‌بندی نمونه‌های آلو خشک با استفاده از ویژگی‌های شکلی تصویر

طبقه‌بند	روش انتخاب ویژگی	خصوصیت مدل	$accuracy_c$	$RMSE_c$
LDA	-	-	۸۱/۶۷	۰/۳۴۷۳
	CFS	-	۸۵/۸۳	۰/۲۴۷۲
SVM	-	هسته چند جمله‌ای	۸۸/۷۵	۰/۳۱۴۸
	CFS	هسته پیرسون هفتم	۸۸/۷۵	۰/۳۱۴۸
MLP	-	تعداد نورون = ۳	۸۸/۳۳	۰/۲۵۹۷
	CFS	تعداد نورون = ۶	۸۸/۷۵	۰/۲۴۷۴
DT	-	LMT	۸۷/۵۰	۰/۲۸۱۶
	CFS	جنگل تصادفی	۸۷/۵۰	۰/۲۶۶۶

جدول ۴- نتایج مدل‌های SVM، LDA، MLP و DT برای طبقه‌بندی نمونه‌های آلو خشک با استفاده از ویژگی‌های بافتی تصویر

طبقه‌بند	روش انتخاب ویژگی	خصوصیت مدل	$accuracy_c$	$RMSE_c$
LDA	-	-	۷۶/۶۷	۰/۳۲۲۸
	CFS	-	۸۱/۲۵	۰/۲۹۶۶
SVM	-	هسته پیرسون هفتم	۷۷/۹۲	۰/۳۵۸۳
	CFS	هسته پیرسون هفتم	۷۸/۷۵	۰/۳۵۸۸
MLP	-	تعداد نورون = ۱۳	۸۰/۴۲	۰/۳۰۸۶
	CFS	تعداد نورون = ۳	۸۰/۸۳	۰/۳۱۵۳
DT	-	LMT	۷۹/۱۷	۰/۳۰۹۶
	CFS	جنگل تصادفی	۷۹/۱۷	۰/۳۰۲۵

۹۱/۶۷ درصد و ۰/۲۱۱۰ درجات کیفی آلو خشک را از هم تشخیص دهد.

مقایسه نتایج جدول ۵ با جدول‌های ۲ تا ۴ نشان می‌دهد که ترکیب داده‌های رنگی، شکلی و بافتی باعث افزایش عملکرد طبقه‌بندی نسبت به حالت‌های استفاده از هر کدام از انواع ویژگی‌های مجزا می‌شود. از سوی دیگر، اعمال روش CSF باعث افزایش صحت طبقه‌بندی همراه با کاهش قابل توجه ویژگی‌های ورودی به طبقه‌بندها شد. صحت بالاتر مدل‌های توسعه داده شده براساس ویژگی‌های CFS نسبت به حالت استفاده از تمامی داده‌های تصویر این قابلیت را ایجاد می‌کند که بتوان از الگوریتم ساده‌تر، سریع‌تر و دقیق‌تری برای ایجاد سامانه درجه‌بندی استفاده کرد. ماتریس آشفتگی مربوط به طبقه‌بند CFS-DT از نوع جنگل تصادفی در داده‌های آموزشی و ارزیابی در جدول ۶ نمایش داده شده است. این جدول مشاهده می‌شود که استفاده از داده‌های تصویر دقت مناسبی را برای طبقه‌بندی میوه آلو خشک به دست می‌دهد.

با توجه به مقادیر طبقه‌بندی تقریباً مناسب به دست آمده با استفاده از داده‌های مجزای رنگی، بافتی، و شکلی، و به منظور بهتر کردن عملکرد طبقه‌بند، از ترکیب تمامی ویژگی‌های استخراج شده از تصاویر نمونه‌های آلو خشک به منظور جداسازی درجات مختلف کیفی این محصول استفاده شد. جدول ۵ آماره‌های عملکردی الگوریتم‌های مختلف طبقه‌بندی آلو خشک با استفاده از ترکیب ویژگی‌های تصاویر را نشان می‌دهد. براساس دقت مرحله آموزش، الگوریتم درخت تصمیم از نوع جنگل تصادفی با استفاده از ترکیب ویژگی‌های تصویر و الگوریتم انتخاب ویژگی CFS موفق شد درجات مختلف کیفی آلو خشک را با صحت ۹۳/۷۵ درصد طبقه‌بندی کند. این میزان صحت با استفاده از الگوریتم شبکه ماشین بردار پشتیبان با هسته پیرسون هفتم و داده‌های CFS نیز به دست آمد. اما با توجه به مقدار کمتر RMSE مرحله آموزش (۰/۱۹۵۸)، الگوریتم جنگل تصادفی به عنوان بهترین طبقه‌بند انتخاب شد. این مدل موفق شد در داده‌های ارزیابی به ترتیب با مقادیر صحت و RMSE برابر با

جدول ۵- نتایج مدل‌های LDA، SVM، MLP و DT برای طبقه‌بندی نمونه‌های آلو خشک با استفاده از ترکیب ویژگی‌های تصویر

طبقه‌بند	روش انتخاب ویژگی	خصوصیت مدل	$accuracy_c$	$RMSE_c$
LDA	-	-	۹۱/۶۷	۰/۲۰۶۹
	CFS	-	۹۲/۹۲	۰/۲۰۵۳
SVM	-	هسته چند جمله‌ای	۹۲/۵۰	۰/۳۰۱۲
	CFS	هسته پیرسون هفتم	۹۳/۷۵	۰/۲۹۶۶
MLP	-	تعداد نورون = ۱۲	۹۱/۲۵	۰/۲۲۹۴
	CFS	تعداد نورون = ۱۷	۹۳/۳۳	۰/۲۰۴۵
DT	-	جنگل تصادفی	۹۳/۳۳	۰/۱۹۸۶
	CFS	جنگل تصادفی	۹۳/۷۵	۰/۱۹۵۸

جدول ۶- ماتریس آشفتگی حاصل از مدل درخت تصمیم جنگل تصادفی برای طبقه‌بندی درجات مختلف کیفی آلو خشک براساس ترکیب ویژگی‌های تصویر

طبقه‌بند	آموزش			ارزیابی		
	درجه ۱	درجه ۲	درجه ۳	درجه ۱	درجه ۲	درجه ۳
درجه ۱	۷۲	۸	۰	۳۸	۲	۰
درجه ۲	۷	۷۳	۰	۶	۳۴	۰
درجه ۳	۰	۰	۸۰	۰	۲	۳۸

نتیجه‌گیری

در این پژوهش از یک سامانه بینایی رایانه‌ای و الگوریتم‌های فراابتکاری به منظور طبقه‌بندی کیفی آلو خشک استفاده شد. ویژگی‌های مختلف شکلی، رنگی و بافتی به صورت مجزا و در ترکیب با یکدیگر برای توسعه مدل‌های طبقه‌بند استفاده شدند. مدل تصمیم از نوع الگوریتم جنگل تصادفی توانست با استفاده از ترکیب ویژگی‌های تصویر و الگوریتم انتخاب ویژگی مبتنی بر همبستگی، نمونه‌های آلو خشک را به ترتیب با صحت‌های ۹۳/۷۵ درصد و ۹۱/۶۷ درصد در مراحل آموزش و ارزیابی، طبقه‌بندی کند. استفاده از الگوریتم انتخاب ویژگی باعث کاهش تعداد ویژگی‌های از ۷۳ به ۱۸ ویژگی شد، در حالی که عملکرد سامانه افزایش پیدا کرد. این موضوع امکان توسعه الگوریتم ساده‌تر، سریع‌تر و دقیق‌تری را ایجاد می‌کند. براساس آماره‌های عملکردی، نتیجه گیری می‌شود که سامانه بینایی رایانه‌ای و الگوریتم جنگل تصادفی در طبقه‌بندی کیفی آلو خشک موفق است. پژوهش حاضر اطلاعات مفیدی را جهت توسعه یک سامانه غیرمخرب، سریع، دقیق و مقرون به صرفه جهت درجه‌بندی محصول آلو خشک ارائه می‌کند.

در پژوهش‌های مشابه، الگوریتم جنگل تصادفی در مقایسه با روش‌های SVM و K-نزدیک‌ترین همسایه (KNN) به عنوان بهترین طبقه‌بند کیفی میوه‌های سیب، توت فرنگی و پرتقال گزارش شده است (Zawbaa et al., 2014). همچنین طبقه‌بند جنگل تصادفی توانست به طور موفقیت‌آمیز میوه موز را با استفاده از داده‌های تصویر با بالاترین صحت ۹۷/۸۸ درصد در مرحله آموزش و ۹۵/۳۸ درصد در مرحله ارزیابی، طبقه‌بندی کند (Arwatchananukul et al., 2022). نتایج عملکردی به دست آمده در این پژوهش نشان می‌دهد که با استفاده از بینایی رایانه‌ای و الگوریتم‌های مدل‌سازی مناسب می‌توان با دقت و اطمینان بسیار بالایی میوه آلو خشک را درجه‌بندی کرد. درجه‌بندی دقیق محصولات مختلفی از جمله گوجه (Laykin et al., 2002)، خیار (Kheiralipour & Pormah, 2017)، خرما (Haidar et al., 2012) و مرکبات (Kumar et al., 2015) با استفاده از روش‌های پردازش تصویر و الگوریتم‌های یادگیری ماشین در پژوهش‌های مختلف گزارش شده است. با توجه به ماهیت غیرمخرب و سرعت سامانه‌های بینایی ماشین، می‌توان از نتایج این پژوهش جهت طراحی سامانه ارزان، سریع و دقیق جهت درجه‌بندی کیفی آلو خشک استفاده کرد.

- International Journal of Food Properties*, 19(5): 1093-1103.
- George, M. (2015). Multiple fruit and vegetable sorting system using machine vision. *International Journal of Advanced Technology*, 6(142): 2.
- Ghosh, S., & Parekh, R. (2015). Automated color logo recognition system based on shape and color features. *International Journal of Computer Applications*, 118(12).
- Habib, S., Khan, I., Aladhadh, S., Islam, M., & Khan, S. (2022). External Features-Based Approach to Date Grading and Analysis with Image Processing. *Emerging Science Journal*, 6: 694-704.
- Haidar, A., Dong, H., & Mavridis, N. (2012). Image-based date fruit classification. 2012 IV International Congress on Ultra Modern Telecommunications and Control Systems,
- Han, X., Lü, E., Lu, H., Zeng, F., Qiu, G., Yu, Q., & Zhang, M. (2020). Detection of spray-dried porcine plasma (SDPP) based on electronic nose and near-infrared spectroscopy data. *Applied Sciences*, 10(8): 2967.
- Hanh, L. D., & Bao, D. N. T. (2023). Autonomous lemon grading system by using machine learning and traditional image processing. *International Journal on Interactive Design and Manufacturing (IJIDeM)*, 17(1): 445-452.
- Haralick, R. M. (1979). Statistical and structural approaches to texture. *Proceedings of the IEEE*, 67(5): 786-804.
- Huan, C., Xu, Q., Shuling, S., Dong, J., & Zheng, X. (2021). Effect of benzothiadiazole treatment on quality and anthocyanin biosynthesis in plum fruit during storage at ambient temperature. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 101(8): 3176-3185.
- Huang, C., & Gu, Y. (2022). A machine learning method for the quantitative detection of adulterated meat using a MOS-based E-nose. *Foods*, 11(4): 602.
- INSO. (2022). Dried Plums (prunes)-Specifications and Test Methods. *Iran National Standards Organization, NO. 65(3rd Revision)*, (In Persian).
- Janati, S., Abdanan-Mehdizadeh, S., & Orak, H. (2019). Design and development of a machine vision system to determine the apparent apple imperfections. *Innovative Food Technologies*, 6(3): 341-350. (In Persian).
- Jhavar, J. (2016). Orange sorting by applying pattern recognition on colour image. *Procedia Computer Science*, 78: 691-697.
- Kheiralipour, K., & Pormah, A. (2017). Introducing new shape features for

تشکر و قدردانی

نویسندگان مقاله حاضر مراتب سپاس و قدردانی خود را از دانشگاه گیلان برای حمایت‌های مادی و معنوی جهت انجام این پژوهش اعلام می‌دارند.

منابع

- Aprajeeta, J., Gopirajah, R., & Anandharamakrishnan, C. (2015). Shrinkage and porosity effects on heat and mass transfer during potato drying. *Journal of Food Engineering*, 144: 119-128.
- Arwathananukul, S., Saengrayap, R., Chaiwong, S., & Aunsri, N. (2022). Fast and Efficient Cavendish Banana Grade Classification using Random Forest Classifier with Synthetic Minority Oversampling Technique. *IAENG International Journal of Computer Science*, 49(1).
- Bakhshipour, A. (2021). Cascading feature filtering and boosting algorithm for plant type classification based on image features. *IEEE Access*, 9, 82021-82030. <https://doi.org/https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3086269>
- Bakhshipour, A., & Jafari, A. (2018). Evaluation of support vector machine and artificial neural networks in weed detection using shape features. *Computers and Electronics in Agriculture*, 145: 153-160.
- Bakhshipour, A., Jafari, A., Nassiri, S. M., & Zare, D. (2017). Weed segmentation using texture features extracted from wavelet sub-images. *Biosystems Engineering*, 157: 1-12.
- Bakhshipour, A., & Zareiforoush, H. (2020). Development of a fuzzy model for differentiating peanut plant from broadleaf weeds using image features. *Plant Methods*, 16(1), 1-16.
- Bakhshipour, A., Zareiforoush, H., & Bagheri, I. (2020). Application of decision trees and fuzzy inference system for quality classification and modeling of black and green tea based on visual features. *Journal of Food Measurement and Characterization*, 14(3): 1402-1416.
- Banakar, A., Zareiforoush, H., Baigvand, M., Montazeri, M., Khodaei, J., & Behroozi-Khazaei, N. (2017). Combined application of decision tree and fuzzy logic techniques for intelligent grading of dried figs. *Journal of Food Process Engineering*, 40(3): e12456.
- Dehghannya, J., Gorbani, R., & Ghanbarzadeh, B. (2016). Shrinkage of mirabelle plum during hot air drying as influenced by ultrasound-assisted osmotic dehydration.

- products. *Journal of food science and technology*, 49: 123-141.
- Patil, P. U., Lande, S. B., Nagalkar, V. J., Nikam, S. B., & Wakchaure, G. (2021). Grading and sorting technique of dragon fruits using machine learning algorithms. *Journal of Agriculture and Food Research*, 4: 100118.
- Păvăloiu, I. B., Ancuceanu, R., Enache, C. M., & Vasilăţeanu, A. (2017). Important shape features for romanian medicinal herb identification based on leaf image. 2017 E-Health and Bioengineering Conference (EHB),
- Rajesh, P., & Karthikeyan, M. (2017). A comparative study of data mining algorithms for decision tree approaches using weka tool. *Advances in Natural and Applied Sciences*, 11(9): 230-243.
- Ramos, P., Prieto, F. A., Montoya, E., & Oliveros, C. E. (2017). Automatic fruit count on coffee branches using computer vision. *Computers and Electronics in Agriculture*, 137: 9-22.
- Sabouri, A., Bakhshipour, A., Poornoori, M., & Abouzari, A. (2022). Application of image processing and soft computing strategies for non-destructive estimation of plum leaf area. *PloS one*, 17(7): e0271201.
- San, M., Aung, M. M., & Khaing, P. P. (2019). Fruit recognition using color and morphological features fusion. *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing*, 10(10): 8.
- Sangwine, S. J., & Horne, R. E. (2012). *The colour image processing handbook*. Springer Science & Business Media.
- Septiarini, A., Sunyoto, A., Hamdani, H., Kasim, A. A., Utaminigrum, F., & Hatta, H. R. (2021). Machine vision for the maturity classification of oil palm fresh fruit bunches based on color and texture features. *Scientia Horticulturae*, 286: 110245.
- Sofu, M., Er, O., Kayacan, M., & Cetişli, B. (2016). Design of an automatic apple sorting system using machine vision. *Computers and Electronics in Agriculture*, 127: 395-405.
- Sun, Q., Zhang, N., Wang, J., Zhang, H., Li, D., Shi, J., Li, R., Weeda, S., Zhao, B., Ren, S., & Guo, Y.D. (2015). Melatonin promotes ripening and improves quality of tomato fruit during postharvest life. *Journal of Experimental Botany*, 66(3): 657-668.
- Wang, F., Sahana, M., Pahlevanzadeh, B., Pal, S. C., Shit, P. K., Piran, M. J., Janizadeh, S., Band, S.S., & Mosavi, A. (2021). Applying different resampling strategies in machine learning models to predict head-cut gully classification of cucumber fruit based on image processing technique and artificial neural networks. *Journal of food process engineering*, 40(6): e12558.
- Kondo, N. (2010). Automation on fruit and vegetable grading system and food traceability. *Trends in Food Science & Technology*, 21(3): 145-152.
- Kumar, C., Chauhan, S., & Alla, R. N. (2015). Classifications of citrus fruit using image processing-GLCM parameters. 2015 International Conference on Communications and Signal Processing (ICCSP),
- Kumar, P., Sethi, S., Sharma, R., Srivastav, M., & Varghese, E. (2017). Effect of chitosan coating on postharvest life and quality of plum during storage at low temperature. *Scientia Horticulturae*, 226: 104-109.
- Landwehr, N., Hall, M., & Frank, E. (2005). Logistic model trees. *Machine learning*, 59: 161-205.
- Laykin, S., Alchanatis, V., Fallik, E., & Edan, Y. (2002). Image-processing algorithms for tomato classification. *Transactions of the ASAE*, 45(3): 851.
- Liu, Q., Zhao, N., Zhou, D., Sun, Y., Sun, K., Pan, L., & Tu, K. (2018). Discrimination and growth tracking of fungi contamination in peaches using electronic nose. *Food Chemistry*, 262: 226-234.
- Ljubobratović, D., Vuković, M., Brkić Bakarić, M., Jemrić, T., & Matetić, M. (2022). Assessment of Various Machine Learning Models for Peach Maturity Prediction Using Non-Destructive Sensor Data. *Sensors*, 22(15): 5791.
- Maheshwari, C. V., Jain, N. K., & Khanna, S. (2015). Computer Vision Based Classification of Indian Gujarat-17 Rice Using Geometrical Features and Cart. Computational Intelligence in Data Mining-Volume 3: Proceedings of the International Conference on CIDM, 20-21 December 2014.
- Pandey, C., Sethy, P. K., Biswas, P., Behera, S. K., & Khan, M. (2020). Quality evaluation of pomegranate fruit using image processing techniques. 2020 International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP),
- Park, B., & Chen, Y. (2001). AE—Automation and Emerging Technologies: Co-occurrence Matrix Texture Features of Multi-spectral Images on Poultry Carcasses. *Journal of agricultural engineering research*, 78(2): 127-139.
- Patel, K. K., Kar, A., Jha, S., & Khan, M. (2012). Machine vision system: a tool for quality inspection of food and agricultural

- erosion susceptibility. *Alexandria Engineering Journal*, 60(6): 5813-5829.
- Wang, X., Bouzembrak, Y., Lansink, A. O., & van der Fels-Klerx, H. (2022). Application of machine learning to the monitoring and prediction of food safety: A review. *Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety*, 21(1): 416-434.
- Wu, J., Zhang, B., Zhou, J., Xiong, Y., Gu, B., & Yang, X. (2019). Automatic recognition of ripening tomatoes by combining multi-feature fusion with a bi-layer classification strategy for harvesting robots. *Sensors*, 19(3): 612.
- Xu, Y., Huan, C., Jiang, T., Zheng, X., & Brecht, J. K. (2020). Effects of 1-methylcyclopropene treatment on quality and anthocyanin biosynthesis in plum (*Prunus salicina* cv. Taoxingli) fruit during storage at a non-chilling temperature. *Postharvest Biology and Technology*, 169: 111291.
- Yadollahinia, A., & Jahangiri, M. (2009). Shrinkage of potato slice during drying. *Journal of Food Engineering*, 94(1): 52-58.
- Yan, R., Xu, Q., Dong, J., Kebbeh, M., Shen, S., Huan, C., & Zheng, X. (2022). Effects of exogenous melatonin on ripening and decay incidence in plums (*Prunus salicina* L. cv. Taoxingli) during storage at room temperature. *Scientia Horticulturae*, 292: 110655.
- Yossy, E. H., Pranata, J., Wijaya, T., Hermawan, H., & Budiharto, W. (2017). Mango fruit sortation system using neural network and computer vision. *Procedia Computer Science*, 116: 596-603.
- Zawbaa, H. M., Hazman, M., Abbass, M., & Hassanien, A. E. (2014). Automatic fruit classification using random forest algorithm. 2014 14th international conference on hybrid intelligent systems.
- Zou, S., Tseng, Y. C., Zare, A., Rowland, D. L., Tillman, B. L., & Yoon, S. C. (2019). Peanut maturity classification using hyperspectral imagery. *Biosystems engineering*, 188: 165-177.

