Research Article

Agricultural Engineering., 49(2) (2026) 235-259

DOI: 10.22055/AGEN.2026.52943.1823

ISSN (P): 2588-526X

ISSN (E): 2588-5944

Development of a Deep Convolutional Neural Network for Classification of Jujube Drying statuses

A. Momeni[1], M. abbasgholipour[2]*, B. Beheshti[3] and B. Mohammadi Alasti[4]

1. Department of Bio-System Mechanical engineering, Bon.C., Islamic Azad University, Bonab, Iran
2. Department of Bio-System Mechanical engineering, Bon.C., Islamic Azad University, Bonab, Iran
3. Department f Agricultural Systems Engineering, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran
4. Department of Bio-System Mechanical engineering, Bon.C., Islamic Azad University, Bonab, Iran

Received: 11 August 2026. Accepted: 08 September 2026 *Corresponding Author: mahdiabbasgholipour@iau.ac.ir

Abstract

Introduction: Jujube (Ziziphus jujuba Miller) is an economically and nutritionally valuable fruit crop, particularly in arid and semi-arid regions. Drying is a critical postharvest operation that extends shelf life, facilitates storage and transportation, and increases the commercial value of jujube. However, precise determination of the drying status is essential for achieving consistent product quality. Inadequate drying may result in excessive residual moisture and reduced storage stability, whereas over-drying can cause undesirable changes in product quality and unnecessary energy consumption. Conventional approaches for determining drying status, including moisture measurement, weight loss, and visual inspection, are often time-consuming, destructive, or dependent on operator expertise. Computer vision combined with deep learning offers a rapid and non-destructive alternative for automated assessment of agricultural products. Although previous studies have demonstrated the effectiveness of deep learning for jujube maturity grading, defect detection, quality classification, and non-destructive evaluation, relatively limited attention has been given to the direct classification of jujube drying statuses using RGB images. Therefore, this study aimed to develop a dedicated deep convolutional neural network, termed DCNN_Jujube, for automatic classification of different drying statuses of Ghaenat jujube kernels and to compare its performance with transfer-learning and conventional machine-learning approaches. In this study, drying was performed using a hot-air dryer at 70 °C with an air velocity of 1 m/s.

Materials and Methods: A dataset comprising 1,840 images of Ghaenat jujube kernels was established and categorized into four drying-status classes: fresh, semi-dried, dried, and excessively dried. The dataset consisted of 1,280 training images and 560 validation images, while an independent test set of 160 images was used for final performance evaluation. All images were cropped and resized to 512 × 512 pixels. To increase training-data variability and mitigate overfitting, augmentation techniques, including flipping, cropping, translation, scaling, and rotation, were applied. The proposed DCNN_Jujube architecture was specifically designed for the target four-class classification problem. The network comprised ten convolutional blocks and two fully connected blocks and incorporated batch normalization, ReLU activation, max-pooling, and dropout layers. A Softmax layer was used for final classification. For comparative evaluation, two pretrained architectures, InceptionV3 and InceptionResNetV2, were fine-tuned using the jujube dataset. In addition, conventional machine-learning methods based on handcrafted HOG and SIFT features were evaluated using support vector machine (SVM), k-nearest neighbors (KNN), and logistic

© 2026 The Author(s). Published by Shahid Chamran University of Ahvaz. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (http://creativecommons.org/licenses/by/4.0), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

regression classifiers. Model performance was evaluated using accuracy, precision, recall, F1-score, confusion matrix, and receiver operating characteristic (ROC) analysis.

Results and Discussion: The proposed DCNN_Jujube achieved the highest classification performance, with an overall test accuracy of 97.00%. The corresponding precision, recall, and F1-score were 96.91%, 96.88%, and 96.88%, respectively. These results demonstrate the strong capability of the proposed architecture to discriminate among the four drying statuses. The fine-tuned transfer-learning models also achieved high classification performance. InceptionV3 and InceptionResNetV2 obtained test accuracies of 95.63% and 96.25%, respectively. Although both pretrained models provided competitive results, their performance was slightly lower than that of DCNN_Jujube. This finding suggests that a task-specific architecture can learn visual representations more closely associated with the characteristics of jujube drying than general-purpose pretrained models. In contrast, the conventional machine-learning approaches based on HOG and SIFT features achieved lower classification accuracies, ranging approximately from 85.00% to 92.50%. The lower performance of these methods may be related to the limitations of handcrafted features in representing the complex and progressive changes in color, texture, shape, shrinkage, and surface appearance that occur during drying. In comparison, the proposed convolutional network automatically learned hierarchical and discriminative features directly from the images. The confusion matrix demonstrated that the majority of samples were correctly assigned to their corresponding drying statuses. Some misclassification between adjacent statuses was observed, which is reasonable because drying is a continuous process and the visual differences between consecutive statuses may be subtle. The ROC analysis further confirmed the strong discriminative capability of DCNN_Jujube. Overall, the findings demonstrate that RGB image-based deep learning can provide an effective and relatively simple approach for non-destructive classification of jujube drying statuses.

Conclusion: A dedicated deep convolutional neural network, DCNN_Jujube, was successfully developed for the automatic classification of four drying statuses of Ghaenat jujube kernels using RGB images. The proposed model achieved a test accuracy of 97.00%, with precision, recall, and F1-score of 96.91%, 96.88%, and 96.88%, respectively, and outperformed both fine-tuned transfer-learning models and conventional machine-learning approaches based on handcrafted features. The results demonstrate that a task-specific deep-learning architecture can effectively extract discriminative visual characteristics associated with progressive jujube drying and provide accurate multi-class classification. The proposed RGB-based approach has potential as a rapid, non-destructive, and relatively cost-effective tool for drying-status assessment, online quality monitoring, and intelligent process control. Further research should evaluate the model using larger and more diverse datasets covering different cultivars, drying conditions, illumination environments, and imaging configurations, followed by validation under real industrial processing conditions.

Acknowledgment: The authors gratefully acknowledge the support and assistance provided by the personnel during sample preparation, image acquisition, experimental work, and development of the image-based classification system.

Keywords*: *Machine vision, image processing, multiclass classification, jujube processing, transfer learning.

مهندسی زراعی (مجله علمی کشاورزی) جلد ۴۹ شماره۲، تابستان ۱۴۰۵

مقاله پژوهشی

توسعه مدل شبکه عصبی کانولوشن عمیق برای تشخیص مراحل خشک شدن عناب

امیر مومنی[۱]، مهدی عباسقلی پور[۲]*، بابک بهشتی [۳] و بهزاد محمدی الستی [۴]

۱- گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، واحد بناب، دانشگاه آزاد اسلامی، بناب، ایران
۲- گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، واحد بناب، دانشگاه آزاد اسلامی، بناب، ایران
۳- گروه مهندسی سیستم های کشاورزی، واحد علوم وتحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران
۴- گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، واحد بناب، دانشگاه آزاد اسلامی، بناب، ایران

تاریخچه مقاله

دریافت: ۱۴۰۵/۰۵/۲۰

پذیرش نهایی: ۱۴۰۵/۰۶/۱۷

کلمات کلیدی:
بینایی ماشین،
پردازش تصویر،
طبقه‌بندی چندکلاسه،
فرآوری عناب،
یادگیری انتقالی

* عهده دار مکاتبات

Email: mahdiabbasgholipour@iau.ac.ir

چکیده

خشک‌کردن عناب از مراحل مهم فرآوری پس از برداشت است و تشخیص دقیق مرحله خشک‌شدن، برای حفظ کیفیت، یکنواختی محصول و بازارپسندی آن اهمیت دارد. روش‌های متداول مبتنی بر اندازه‌گیری رطوبت، وزن یا ارزیابی چشمی، زمان‌بر، گاه مخرب و وابسته به تجربه ارزیاب هستند. هدف این پژوهش، توسعه و ارزیابی یک سامانه خودکار و غیرمخرب برای کلاس‌بندی چهار مرحله خشک‌شدن عناب قائنات، با استفاده از خشک کن هوای داغ در دمای ۷۰ درجه سانتیگراد با سرعت هوای یک متر بر ثانیه بر پایه تصاویر بود. بدین منظور، ۱۸۴۰ تصویر از چهار کلاس عناب تازه، نیمه‌خشک، خشک و بیش‌ازحد خشک تهیه شد و پس از تقسیم به مجموعه‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمون، تصاویر به ابعاد ۵۱۲×۵۱۲ پیکسل تبدیل و با روش‌های افزایش داده متنوع شدند. معماری اختصاصی DCNN_Jujube با ده بلوک کانولوشنی و دو بلوک کاملاً متصل طراحی و با دو معماری پیش‌آموزش‌دیده InceptionV3 و InceptionResNetV2 که با تنظیم دقیق برای مسئله هدف سازگار شدند، مقایسه شد. همچنین، روش‌های متداول یادگیری ماشین مبتنی بر ویژگی‌های HOG و SIFT و طبقه‌بندهای SVM، KNN و رگرسیون لجستیک برای مقایسه به کار رفتند. نتایج نشان داد مدل پیشنهادی در مجموعه آزمون به دقت ۹۷ درصد دست یافت و برای کلاس‌ها عملکرد متوازنی ارائه کرد؛ مقادیر دقت، صحت، حساسیت وF1-score کل به‌ترتیب در حدود ۹۷، ۹۶/۹۱، ۸۸/۹۶ و ۸۸/۹۶ درصد گزارش شد. در مقابل، دقت InceptionV3 و InceptionResNetV2 به‌ترتیب ۶۳/۹۵ و ۲۵/۹۶ درصد بود و روش‌های کلاسیک دقتی حدود ۸۵ تا ۹۲/۵۰ درصد داشتند. یافته‌ها برتری رویکرد پیشنهادی در استخراج مستقیم ویژگی‌های مرتبط با مراحل خشک‌شدن و قابلیت آن برای توسعه سامانه‌های هوشمند پایش کیفیت و اتوماسیون فرآوری عناب را نشان می‌دهد.

مقدمه

در سال‌های اخیر، استفاده از بینایی ماشین، پردازش تصویر، یادگیری ماشین و یادگیری عمیق برای ارزیابی غیرمخرب و طبقه‌بندی محصولات کشاورزی به‌طور چشمگیری افزایش یافته است. این روش‌ها امکان استخراج اطلاعاتی مانند رنگ، شکل، بافت و ویژگی‌های سطحی را از تصاویر فراهم می‌کنند و می‌توانند بسیاری از محدودیت‌های روش‌های سنتی و ارزیابی‌های وابسته به اپراتور را کاهش دهند. در میان روش‌های نوین، شبکه‌های عصبی کانولوشنی به دلیل توانایی یادگیری خودکار ویژگی‌های پیچیده از تصاویر، جایگاه ویژه‌ای در ارزیابی و طبقه‌بندی محصولات کشاورزی پیدا کرده‌اند (Fu et al., 2022; Mukhiddinov et al., 2022). همچنین، بررسی‌های جدید نشان داده‌اند که ترکیب تصویربرداری ابرطیفی و یادگیری عمیق ظرفیت بالایی برای ارزیابی کیفیت و ایمنی میوه‌ها و سبزیجات دارد (Yang et al., 2025).

عناب (Ziziphus jujuba Miller) یکی از محصولات مهم باغی با ارزش غذایی، دارویی و اقتصادی قابل‌توجه است. این محصول به‌ویژه در مناطق خشک و نیمه‌خشک اهمیت زیادی دارد و فرآوری و نگهداری مناسب آن نقش مهمی در حفظ کیفیت و افزایش ارزش اقتصادی محصول ایفا می‌کند. لیو و همکاران (Liu et al., 2020) در یک مرور جامع، پیشرفت‌های پژوهشی مربوط به عناب را از جنبه‌های مختلف تولید، ژنتیک، فیزیولوژی، کیفیت، فرآوری و کاربردهای غذایی و دارویی بررسی کردند و بر اهمیت توسعه فناوری‌های نوین برای تولید و فرآوری این محصول تأکید داشتند.

با توجه به اهمیت کنترل کیفیت عناب، در سال‌های اخیر مطالعات مختلفی با استفاده از روش‌های تصویری و یادگیری عمیق انجام شده است. جو و همکاران (Ju et al., 2022) از یادگیری انتقالی برای طبقه‌بندی عیوب عناب در یک مجموعه‌داده کوچک استفاده کردند و نشان دادند که این روش می‌تواند در شرایط محدودیت داده نیز عملکرد مناسبی داشته باشد. بان و همکاران (Ban et al., 2023) نیز با ترکیب بینایی ماشین و یادگیری عمیق، ویژگی‌های کیفی اساسی عناب زمستانه را بررسی کردند و قابلیت اطلاعات تصویری را برای ارزیابی خودکار کیفیت محصول نشان دادند.

در زمینه درجه‌بندی عناب نیز استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق مورد توجه قرار گرفته است. محمود و همکاران (Mahmood et al., 2024a) یک رویکرد مبتنی بر یادگیری عمیق برای درجه‌بندی عناب رسیده ارائه کردند و نشان دادند که شبکه‌های عصبی کانولوشنی می‌توانند برای تشخیص خودکار درجات مختلف عناب به کار گرفته شوند. در مطالعه دیگری، محمود و همکاران (Mahmood et al., 2024b) مدل C-Net را برای درجه‌بندی عناب توسعه دادند و عملکرد آن را با معماری‌های مختلف یادگیری عمیق مقایسه کردند. این نتایج نشان می‌دهد که طراحی معماری‌های متناسب با ویژگی‌های اختصاصی محصول می‌تواند نقش مهمی در بهبود عملکرد سامانه‌های طبقه‌بندی داشته باشد. علاوه بر این، ژانگ و همکاران (Zhang et al., 2024) با استفاده از بینایی ماشین و یادگیری ماشین قابل‌توضیح، به شناسایی عیوب ظاهری عناب پرداختند و قابلیت روش‌های هوشمند تصویری را برای تشخیص و جداسازی نمونه‌های معیوب نشان دادند.

یکی از چالش‌های مهم در توسعه مدل‌های یادگیری عمیق برای محصولات کشاورزی، محدودیت حجم داده و عدم توازن بین کلاس‌هاست. در این زمینه، چانگ و همکاران (Cang et al., 2023) استفاده از شبکه مولد تخاصمی را برای درجه‌بندی کیفیت عناب در مجموعه‌داده نامتوازن بررسی کردند. نتایج این مطالعه نشان داد که افزایش تنوع داده‌های آموزشی می‌تواند به بهبود عملکرد مدل‌های یادگیری عمیق کمک کند. از سوی دیگر، جو و همکاران (Ju et al., 2022) نشان دادند که یادگیری انتقالی می‌تواند راهکاری مناسب برای استفاده از مدل‌های عمیق در شرایطی باشد که حجم داده‌های اختصاصی محدود است. بنابراین، استفاده هم‌زمان از افزایش داده و مقایسه مدل‌های اختصاصی با مدل‌های ازپیش‌آموزش‌دیده می‌تواند در توسعه سامانه‌های تصویری قابل‌اعتماد برای محصولات کشاورزی مؤثر باشد.

خشک‌کردن یکی از مهم‌ترین مراحل فرآوری پس از برداشت عناب است و شرایط این فرآیند می‌تواند تغییرات قابل‌توجهی در رطوبت، ترکیبات شیمیایی و ویژگی‌های کیفی محصول ایجاد کند پو و همکاران (Pu et al., 2018) تأثیر برداشت، خشک‌کردن و نگهداری را بر رطوبت، قندها، اسیدهای آمینه آزاد و ترکیبات فنولی عناب بررسی کردند و نشان دادند که این عوامل می‌توانند ویژگی‌های کیفی محصول را تحت تأثیر قرار دهند. همچنین، وجیلو و همکاران (Wojdyło et al., 2016) اثر رقم و روش خشک‌کردن را بر ترکیب شیمیایی، ظرفیت آنتی‌اکسیدانی و کیفیت حسی عناب خشک بررسی کردند. نتایج این مطالعات اهمیت کنترل شرایط خشک‌کردن را برای حفظ کیفیت محصول نشان می‌دهد.

در کنار روش‌های متداول ارزیابی کیفیت، فناوری‌های تصویری نیز برای بررسی ویژگی‌های داخلی و خارجی عناب مورد استفاده قرار گرفته‌اند. ژئو و همکاران (Xue et al., 2015) امکان تشخیص هم‌زمان ویژگی‌های کیفی خارجی و داخلی میوه عناب را با استفاده از تصویربرداری ابرطیفی بررسی کردند. این مطالعه نشان داد که اطلاعات طیفی می‌تواند برای ارزیابی غیرمخرب ویژگی‌های مختلف عناب مورد استفاده قرار گیرد. در ادامه، تان و همکاران (Tan et al., 2024) با ترکیب تصویربرداری ابرطیفی و یادگیری عمیق، تشخیص غیرمخرب چندین ویژگی کیفی عناب خشک را در دوره‌های مختلف نگهداری بررسی کردند. نتایج این پژوهش نیز ظرفیت بالای ترکیب تصویربرداری و یادگیری عمیق را برای ارزیابی غیرمخرب کیفیت عناب خشک تأیید کرد.

در سال‌های اخیر، توجه پژوهشگران به استفاده از روش‌های تصویری برای پایش مستقیم فرآیند خشک‌شدن نیز افزایش یافته است. لیو و همکاران (Liu et al., 2025) با استفاده از تصویربرداری ابرطیفی و یادگیری عمیق، فرآیند خشک‌شدن با هوای گرم عناب را پایش کرده و برخی پارامترهای کیفی محصول را ارزیابی کردند. نتایج این پژوهش نشان داد که اطلاعات تصویری و طیفی می‌تواند برای پایش تغییرات کیفیت عناب در طول فرآیند خشک‌شدن مفید باشد. همچنین، تقی زاده و همکاران (Taghinezhad et al., 2023) در یک مطالعه مروری، کاربرد تصویربرداری ابرطیفی را برای پیش‌بینی و اندازه‌گیری رطوبت محصولات مختلف کشاورزی در طول فرآیند خشک‌شدن بررسی کردند و ظرفیت این فناوری را برای پایش غیرمخرب رطوبت نشان دادند.

کاربرد تحلیل تصویر در پایش خشک‌شدن به عناب محدود نیست. ئو و همکاران (Yu et al., 2024) با ترکیب تحلیل تصویر و یادگیری ماشین، پیش‌بینی رطوبت و ارزیابی کیفیت ظاهری کیوی را در مرحله پیش‌تیمار خشک‌شدن بررسی کردند. یافته‌های این پژوهش نشان داد که ویژگی‌های تصویری می‌توانند اطلاعات مفیدی درباره وضعیت رطوبت و کیفیت ظاهری محصول فراهم کنند. اگرچه محصول مورد مطالعه در این پژوهش کیوی بود، نتایج آن از نظر روش‌شناختی نشان می‌دهد که تغییرات ظاهری ایجادشده در اثر کاهش رطوبت می‌تواند از طریق تحلیل تصاویر شناسایی و برای پایش فرآیند خشک‌شدن مورد استفاده قرار گیرد.

در مجموع، مطالعات پیشین نشان می‌دهند که بینایی ماشین، تصویربرداری ابرطیفی و یادگیری عمیق ظرفیت بالایی برای ارزیابی غیرمخرب، درجه‌بندی، تشخیص عیوب و پایش کیفیت عناب دارند. با این حال، بیشتر پژوهش‌های انجام‌شده بر تشخیص عیوب، درجه‌بندی عناب رسیده و کیفیت، ارزیابی ویژگی‌های داخلی و خارجی، پیش‌بینی رطوبت یا پایش کیفیت در طول نگهداری و خشک‌کردن متمرکز بوده‌اند (Ju et al., 2022; Ban et al., 2023; Cang et al., 2023; Mahmood et al., 2024a, 2024b; Tan et al., 2024; Zhang et al., 2024; Liu et al., 2025). در مقابل، شناسایی مستقیم و خودکار مراحل مختلف خشک‌شدن عناب بر اساس تصاویر رنگی و با استفاده از یک معماری اختصاصی شبکه عصبی کانولوشنی کمتر مورد توجه قرار گرفته است.

این خلأ پژوهشی از نظر کاربردی اهمیت دارد؛ زیرا فرآیند خشک‌شدن موجب تغییرات تدریجی در رنگ، بافت، شکل، چروکیدگی و ویژگی‌های سطحی عناب می‌شود و این تغییرات می‌توانند اطلاعات ارزشمندی برای تفکیک مراحل مختلف خشک‌شدن فراهم کنند. بنابراین، توسعه یک مدل یادگیری عمیق اختصاصی که بتواند این ویژگی‌ها را مستقیماً از تصاویر استخراج کند، می‌تواند روشی سریع، غیرمخرب و قابل‌اتکا برای پایش فرآیند خشک‌شدن ارائه دهد. بر همین اساس، پژوهش حاضر با توسعه مدل DCNN_Jujube و مقایسه عملکرد آن با مدل‌های مبتنی بر یادگیری انتقالی و روش‌های متداول یادگیری ماشین، به دنبال ارائه روشی خودکار برای شناسایی و طبقه‌بندی مراحل مختلف خشک‌شدن عناب است. این رویکرد می‌تواند گامی در جهت توسعه سامانه‌های هوشمند کنترل کیفیت و اتوماسیون فرآوری عناب باشد.

مواد و روشها

در تحقیق حاضر خشک‌کردن نمونه‌ها در خشک کن هوای داغ در دمای ۷۰ درجه سانتی‌گراد، با سرعت هوای یک متر بر ثانیه و رطوبت نسبی هوای خشک کن ۲۰ درصد انجام شد. همچنین، میزان رطوبت نمونه‌ها در ابتدای فرایند مابین ۷۵ تا ۶۵ درصد بر پایه تر و در پایان فرایند کمتر از ۲۰ درصد بر پایه تر تعیین شد. این شرایط برای تمامی نمونه‌ها یکسان در نظر گرفته شد تا تغییرات مشاهده‌شده در ویژگی‌های رنگ، بافت و شکل، عمدتاً ناشی از مراحل مختلف خشک‌شدن باشد.

در این پژوهش، پس از جمع‌آوری تصاویر دانه‌های عناب قائنات در چهار کلاس متفاوت، تصاویر تهیه‌شده به‌عنوان داده‌های ورودی به مدل‌های شبکه عصبی، مورد استفاده قرار گرفت. مدل شبکه عصبی کانولوشنی عمیق پیشنهادی با ساختار ساده با نام Jujube_DCNN به‌منظور ارزیابی عملکرد با دو مدل پیش‌آموزش‌دیده شامل InceptionV3 و InceptionResNetV2 مورد مقایسه قرار گرفت. همچنین، عملکرد مدل‌های مبتنی بر یادگیری عمیق با نتایج حاصل از روش‌های متداول یادگیری ماشین شامل HOG-SVM، SIFT-SVM، HOG-LR، SIFT-LR، HOG-KNN و SIFT-KNN نیز مقایسه شد.

به‌منظور اجرای این پژوهش، در مرحله نخست مجموعه‌ای جامع از تصاویر دانه‌های عناب، مطابق با مشخصات ارائه‌شده در جدول ۱، تهیه گردید. نمونه‌هایی از تصاویر دانه‌های عناب متعلق به چهار کلاس مختلف مراحل خشک‌شدن در شکل ۱ ارائه شده است. بر اساس استعلام انجام‌شده از اداره تحقیقات کشاورزی شهرستان قائنات، طبقه‌بندی مراحل خشک‌شدن عناب، با توجه به استانداردهای صادراتی و توجیه اقتصادی، می‌تواند در محدوده‌ای از حداقل دو تا حداکثر چهار کلاس انجام شود. ازاین‌رو، با توجه به تعاریف و ویژگی‌های تعیین‌شده برای هر یک از کلاس‌های مختلف مراحل خشک‌شدن عناب در جدول ۱، در پژوهش حاضر حداکثر تعداد کلاس‌های قابل‌استفاده، یعنی چهار کلاس متمایز از مراحل خشک‌شدن عناب، در نظر گرفته شد. در این جدول، کلاس اول به عناب تازه اختصاص داده شده است. ویژگی‌های ظاهری این مرحله شامل رنگ قرمز روشن تا قرمز مایل به زرد، سطح صاف و براق و اندازه کامل میوه است. از نظر شاخص‌های تصویری نیز می‌توان میانگین رنگ در فضای RGB/HSV، روشنایی بالا، بافت یکنواخت و مساحت نسبتاً زیاد را به‌عنوان ویژگی‌های این کلاس در نظر گرفت. کلاس دوم مربوط به عناب نیمه‌خشک است. در این مرحله، رنگ میوه به قرمز تیره تغییر می‌کند و نشانه‌های اولیه چروکیدگی و کاهش جزئی حجم ظاهر می‌شود. از نظر تصویری، این مرحله با افزایش زبری بافت و کنتراست، تغییر در ویژگی‌های GLCM و LBP و همچنین کاهش قطر و مساحت میوه قابل شناسایی است. کلاس سوم به عناب خشک اختصاص دارد. ویژگی‌های ظاهری این مرحله شامل رنگ قهوه‌ای تیره، چروکیدگی واضح و کاهش محسوس حجم میوه است. در تصاویر، این مرحله با روشنایی بسیار کم، نامنظم شدن لبه‌ها، بافت بسیار ناهموار و کاهش شدید مساحت و میزان گردی مشخص می‌شود. کلاس چهارم نیز با عنوان عناب بیش از حد خشک تعریف شده است. در این مرحله، میوه معمولاً دارای رنگ قهوه‌ای بسیار تیره تا سیاه، چروکیدگی شدید، تغییر شکل و در

برخی موارد ترک‌خوردگی است. از نظر شاخص‌های تصویری، روشنایی بسیار کم، نامنظمی بیشتر لبه‌ها، بافت بسیار ناهموار و کاهش شدید مساحت و گردی از مهم‌ترین ویژگی‌های این کلاس به شمار می‌روند.

در این تحقیق میزان رطوبت به‌صورت جداگانه برای هر یک از ۱۸۴۰ تصویر اندازه‌گیری نشده است و برچسب‌گذاری نمونه‌ها بر اساس ارزیابی و تشخیص کارشناسان اداره تحقیقات کشاورزی و با توجه به شاخص‌های ظاهری و وضعیت خشک‌شدن انجام شده است. محدوده‌های رطوبتی درج‌شده در جدول ۱ به‌عنوان محدوده مرجع برای توصیف مراحل مختلف خشک‌شدن ارائه شده‌اند و مبنای اندازه‌گیری مستقل برای تک‌تک تصاویر نبوده‌اند. برای کاهش احتمال هم‌پوشانی بین کلاس‌ها، به‌ویژه در مرز بین مراحل نیمه‌خشک و خشک، نمونه‌ها بر اساس مجموعه‌ای از ویژگی‌های ظاهری شامل رنگ، میزان چروکیدگی، کاهش حجم و تغییرات بافتی توسط کارشناسان ارزیابی و برچسب‌گذاری شدند. همچنین نمونه‌های دارای وضعیت مرزی یا تشخیص نامطمئن از مجموعه داده نهایی حذف شدند.

جمع آوری و پردازش اولیه داده‌ها

به‌منظور تشکیل مجموعه‌داده، از نمونه‌های استاندارد و طبقه‌بندی‌شده مراحل مختلف خشک‌شدن عناب، فرآوری‌شده از رقم عناب قائنات و موجود در اداره تحقیقات کشاورزی شهرستان قائنات، استفاده شد. از هر یک از چهار کلاس، ۴۶۰ تصویر به‌صورت تصادفی انتخاب گردید و در مجموع، ۱۸۴۰ تصویر برای تشکیل مجموعه‌داده اولیه به دست آمد. انتخاب تصادفی نمونه‌ها با هدف نزدیک‌تر کردن شرایط داده‌ها به موقعیت‌های واقعی و بازتاب تنوع طبیعی دانه‌های عناب انجام گرفت. هر یک از تصاویر تهیه‌شده، بیانگر یک نمونه منفرد از یکی از چهار کلاس مراحل خشک‌شدن عناب بود و در مجموع، مجموعه‌داده‌ای جامع برای انجام تحلیل‌ها و آزمایش‌های موردنظر فراهم شد. در ادامه، مجموعه‌داده اصلی به دو بخش شامل مجموعه آموزش و مجموعه اعتبارسنجی تقسیم گردید. مجموعه آموزش شامل ۱۲۸۰ تصویر و مجموعه اعتبارسنجی شامل ۵۶۰ تصویر بود. علاوه بر این، برای ارزیابی نهایی مدل‌ها، یک مجموعه آزمون مستقل شامل ۱۶۰ تصویر از دانه‌های عناب تهیه شد. طبقه‌بندی این تصاویر توسط متخصصان اداره تحقیقات کشاورزی شهرستان قائنات انجام شده بود، اما کلاس واقعی نمونه‌ها برای پژوهشگران افشا نشد تا از حفظ استقلال ارزیابی و بی‌طرفی نتایج اطمینان حاصل شود. این مجموعه آزمون برای سنجش عملکرد مدل‌های یادگیری عمیق توسعه‌یافته در پژوهش حاضر و همچنین سایر روش‌های یادگیری ماشین مورد استفاده قرار گرفت. انتخاب مجموعه داده آزمون به‌صورت مستقل با هدف ارزیابی واقعی توانایی تعمیم مدل انجام شده است. در صورتی که داده‌های آزمون از همان مجموعه داده‌های مورد استفاده برای آموزش و اعتبارسنجی انتخاب شوند، احتمال ایجاد وابستگی بین داده‌های آموزش و آزمون و در نتیجه، برآورد بیش از حد عملکرد مدل وجود دارد. بنابراین، مجموعه آزمون از داده‌هایی تشکیل شده است که مدل در مراحل آموزش و تنظیم پارامترها با آن‌ها مواجه نشده است تا عملکرد نهایی مدل در شرایط نزدیک‌تر به کاربرد واقعی ارزیابی شود.

مشخصات کامل مجموعه‌داده‌های مورد استفاده در این پژوهش در جدول ۲ ارائه شده است. از آنجا که الگوریتم‌های شبکه عصبی به ورودی‌هایی با ابعاد یکسان نیاز دارند، تمامی تصاویر پیش از ورود به مدل‌ها با استفاده از کدی توسعه‌یافته در محیط نرم‌افزار پایتون، برش داده شده و به اندازه ثابت ۵۱۲ × ۵۱۲ پیکسل تغییر اندازه داده شدند. به‌طور کلی، افزایش ابعاد تصویر می‌تواند اطلاعات بصری بیشتری از دانه‌های عناب در اختیار مدل قرار داده و در نتیجه، امکان بهبود تشخیص و طبقه‌بندی را فراهم کند؛ بااین‌حال، افزایش اندازه تصاویر موجب افزایش حجم محاسبات و زمان پردازش نیز خواهد شد. بنابراین، با توجه به نتایج مطالعات مشابه پیشین و به‌منظور ایجاد توازن میان کیفیت اطلاعات تصویری و هزینه محاسباتی، اندازه ۵۱۲ × ۵۱۲ پیکسل به‌عنوان اندازه بهینه ورودی تصاویر در این پژوهش انتخاب شد (Gill et al., 2022). در این پژوهش، تغییر ابعاد تصاویر به ۵۱۲×۵۱۲ پیکسل با حفظ نسبت ابعاد اولیه تصویر انجام شد و برای جلوگیری از ایجاد دفرمگی در شکل، چروکیدگی و ویژگی‌های هندسی عناب، از تغییر نسبت طول به عرض جلوگیری گردید. بنابراین، ویژگی‌های ظاهری و بافتی مرتبط با مراحل خشک‌شدن تا حد امکان حفظ شدند.

Table (1) Characteristic of different Jujube drying status classes

Classes	Drying Status	Moisture Content (%) (Wet Basis)	Detectable Appearance Characteristics by Image Processing	Image-Based Indicators
Class 1	Fresh jujube	65–75%	Bright red to yellowish-red color, smooth and glossy surface, full size	Mean color (RGB/HSV), high brightness, uniform texture, large area
Class 2	Semi-dried	45–65%	Dark red color, onset of wrinkling, slight volume reduction	Decreased brightness, increased texture features, slight reduction in area
Class 3	Dried	20–45%	Dark brown color, pronounced wrinkling, noticeable volume reduction	Coarse texture, high contrast, GLCM and LBP features, reduced diameter and area
Class 4	Over-dried	<20%	Very dark brown to black color, severe wrinkling, deformation, and possible cracking	Very low brightness, irregular edges, highly heterogeneous texture, pronounced reduction in area and circularity

Table (2) The distribution of the training, validation, and test datasets for the four classes of Jujube drying status

Classes	Training samples	Validation samples	Test samples
Class 1	320	140	40
Class 2	320	140	40
Class 3	320	140	40
Class 4	320	140	40
Sum	1280	560	160

در گام نخستِ پیش‌پردازش داده‌ها، به‌منظور افزایش حجم و تنوع مجموعه تصاویر، از روش‌های افزایش مصنوعی داده‌ها[1] استفاده شد. در این مرحله، تصاویر به‌صورت دسته‌ای آماده‌سازی شده و پس از اعمال تبدیلات موردنظر، تغییر اندازه یافتند. هدف اصلی از اجرای این فرایند، افزایش تنوع نمونه‌های آموزشی و کاهش احتمال وقوع پدیده بیش‌برازش در فرایند یادگیری مدل بود .برای ایجاد تنوع در داده‌های ورودی، تبدیلات تصادفی مختلفی از جمله وارونه‌سازی، برش، انتقال، بزرگ‌نمایی و چرخش بر روی تصاویر اعمال شد. این عملیات موجب می‌شود مدل با نمونه‌هایی دارای تفاوت‌های ظاهری متنوع مواجه شود و در نتیجه، وابستگی آن به ویژگی‌های خاص نمونه‌های اولیه کاهش یابد. به این ترتیب، قابلیت تعمیم مدل در مواجهه با تصاویر جدید نیز بهبود پیدا می‌کند .پس از اجرای عملیات افزایش داده، تصاویر حاصل در قالب دسته‌های داده[2] سازمان‌دهی شدند. این روش امکان پردازش هم‌زمان چندین تصویر را فراهم کرده و ضمن افزایش سرعت و کارایی فرایند آموزش، مصرف حافظه سیستم را نیز مدیریت می‌کند؛ زیرا در این حالت، نیازی به بارگذاری کل مجموعه‌داده در حافظه به‌صورت هم‌زمان وجود ندارد.

در مرحله بعد، برای ایجاد ورودی‌های هم‌اندازه برای مدل، ابعاد تمامی تصاویر موجود در هر دسته به ۵۱۲ × ۵۱۲ پیکسل تغییر داده شد. در نهایت، به‌منظور استانداردسازی مقادیر ورودی و فراهم کردن شرایط مناسب برای آموزش پایدار و مؤثر شبکه، عملیات نرمال‌سازی انجام گرفت. بدین منظور، مقادیر اولیه پیکسل‌ها که در بازه‌ی [۲۵۵–۰] قرار داشتند، به بازه [۱–۰] تبدیل و مقیاس‌بندی شدند.

1- Data Augmentation
2- Batch



Class 4 Class 3 Class 2 Class 1

Figure (1) Samples of Jujube kernels in four classes of Jujube drying statuses

مدل پیشنهادی Jujube_DCNN

به‌منظور طبقه‌بندی مراحل مختلف خشک‌شدن دانه‌های عناب، یک معماری جدید مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشنی عمیق با عنوان Jujube_DCNN طراحی و پیاده‌سازی شد که ساختار آن در شکل ۲ ارائه شده است. در این مدل، تصاویر دانه‌های عناب پس از یکسان‌سازی ابعاد، با اندازه ثابت ۵۱۲ × ۵۱۲ پیکسل به‌عنوان ورودی شبکه در نظر گرفته شدند. مدل پیشنهادی با استفاده از زبان برنامه‌نویسی Python و کتابخانه یادگیری عمیق Keras مبتنی بر چارچوب TensorFlow و در محیط Google Colab توسعه داده شد. جزئیات معماری شبکه Jujube_DCNN در جدول ۳ ارائه شده است.

ساختار کلی این شبکه از ۱۰ بلوک کانولوشنی (Conv. Blocks) و ۲ بلوک کاملاً متصل (F.C. Blocks) تشکیل شده است. به‌جز بلوک کانولوشنی نخست، هر یک از بلوک‌های کانولوشنی شامل یک لایه کانولوشن، یک لایه نرمال‌سازی دسته‌ای[1]، یک لایه فعال‌سازی ReLU و یک لایه تجمیع حداکثری[2] است. بلوک کانولوشنی اول از این ساختار مستثنی بوده و تنها شامل یک لایه کانولوشن، یک لایه نرمال‌سازی دسته‌ای و یک لایه فعال‌سازی ReLU است.

در لایه‌های کانولوشنی، تعداد و ابعاد فیلترها متناسب با عمق شبکه تغییر داده شده است. به این ترتیب، در بلوک‌های اول و دوم، ۱۶ فیلتر با اندازه ۵ × ۵، در بلوک‌های سوم و چهارم، ۳۲ فیلتر با اندازه ۳ × ۳، در بلوک‌های پنجم و ششم، ۶۴ فیلتر با اندازه ۳ × ۳، در بلوک‌های هفتم و هشتم، ۱۲۸ فیلتر با اندازه ۳ × ۳ و در نهایت، در بلوک‌های نهم و دهم، ۱۹۲ فیلتر با اندازه ۳ × ۳ به کار گرفته شد. ویژگی‌هایی که شبکه در نخستین بلوک کانولوشنی استخراج و یادگیری می‌کند، در شکل ۳ نمایش داده شده‌اند.

به‌منظور کاهش ابعاد نقشه‌های ویژگی و استخراج اطلاعات مهم‌تر، از لایه تجمیع حداکثری استفاده شد و در ادامه ابعاد ماتریس ویژگی به ۲ × ۲ کاهش یافت. سپس، به‌منظور یادگیری روابط و ترکیب ویژگی‌های استخراج‌شده توسط لایه‌های کانولوشنی، از دو بلوک کاملاً متصل استفاده شد. نخستین بلوک کاملاً متصل شامل یک لایه Fully Connected با ۱۹۲ نورون، یک لایه نرمال‌سازی دسته‌ای، یک لایه فعال‌سازی ReLU و یک لایه Dropout است. بلوک کاملاً متصل نهایی از یک لایه با ۴ نورون تشکیل شده است که تعداد آن متناظر با چهار کلاس مراحل خشک‌شدن عناب است. در انتهای این بلوک، تابع فعال‌سازی Softmax برای تبدیل خروجی شبکه به توزیع احتمال مربوط به کلاس‌ها مورد استفاده قرار گرفت.

در سراسر معماری Jujube_DCNN از تابع فعال‌سازی ReLU استفاده شده است. این تابع با انتقال مقادیر مثبت ورودی و حذف مقادیر منفی، امکان یادگیری مؤثرتر شبکه را فراهم کرده و به کاهش مشکل ناپدیدشدن گرادیان کمک می‌کند. همچنین، لایه‌های نرمال‌سازی دسته‌ای در ساختار بلوک‌های کانولوشنی به کار گرفته شدند. شبکه طی ۵۰ دوره[3] آموزش داده شد. استفاده از نرمال‌سازی دسته‌ای می‌تواند تغییرپذیری متغیرهای داخلی شبکه را کاهش داده و موجب تسریع و پایداری بیشتر

1- Batch Normalization
2 - MaxPooling
3 - Epoch

فرایند آموزش شبکه‌های عصبی عمیق شود .(Alom, et al., 2020) در ساختار مورد استفاده در این پژوهش، لایه نرمال‌سازی دسته‌ای در فاصله بین لایه کانولوشن و تابع فعال‌سازی ReLU قرار گرفت.

برای کنترل بیش‌برازش، از تکنیک Dropout نیز استفاده شد. این روش با حذف تصادفی بخشی از نورون‌ها در طول فرایند آموزش، امکان ایجاد ترکیبی از ساختارهای مختلف شبکه عصبی را فراهم کرده و می‌تواند از وابستگی بیش از حد مدل به ویژگی‌های خاص داده‌های آموزشی جلوگیری کند .(Vidyarthi, et al., 2021) در مدل حاضر، مقدار نرخ Dropout برابر با ۲/۰ در نظر گرفته شد. برای بهینه‌سازی پارامترهای شبکه نیز از الگوریتم Adam با نرخ یادگیری (lr) برابر با ۰۰۰۳/۰ استفاده شد. نرخ Dropout برابر ۲/۰ پس از لایه‌های Dense با هدف کاهش وابستگی بیش از حد مدل به نورون‌های خاص و جلوگیری از بیش‌برازش انتخاب شد. همچنین، توزیع نمونه‌ها در کلاس‌های مختلف بررسی و در فرایند تقسیم داده‌ها، توازن کلاس‌ها مدنظر قرار گرفت. روند دقت و خطای آموزش و اعتبارسنجی نیز در طول آموزش بررسی شد و نتایج نشان داد که مدل بدون بروز قابل‌توجه بیش‌برازش به عملکرد مناسبی دست یافته است. این تنظیمات با هدف دستیابی به عملکرد مناسب مدل و جلوگیری از همگرایی زودهنگام انتخاب شدند.

تعداد لایه‌ها، نوع توابع فعال‌سازی و سایر پارامترهای معماری شبکه با الهام از ساختارهای به‌کاررفته در پژوهش‌های مشابه تعیین شدند و مقادیر نهایی پارامترهای شبکه نیز با استفاده از رویکرد سعی و خطا انتخاب گردیدند. به این ترتیب، معماری نهایی Jujube_DCNN بر اساس ترکیبی از تجربیات حاصل از مطالعات پیشین و ارزیابی تجربی تنظیمات مختلف شکل گرفت.

در کنار مدل پیشنهادی، به‌منظور مقایسه عملکرد روش یادگیری عمیق با الگوریتم‌های متداول یادگیری ماشین، از سه الگوریتم ماشین بردار پشتیبان(SVM) ، نزدیک‌ترین همسایه (KNN) K و رگرسیون لجستیک[1] نیز استفاده شد. این الگوریتم‌ها از روش‌های رایج در مسائل طبقه‌بندی داده‌ها به شمار می‌روند. بنابراین، عملکرد مدل Jujube_DCNN با نتایج حاصل از این سه روش مقایسه خواهد شد. تمامی آزمایش‌های مربوط به این بخش بر روی مجموعه‌داده شامل ۱۲۸۰ تصویر آموزشی و ۵۶۰ تصویر اعتبارسنجی انجام گرفت.

مدل‌های یادگیری انتقالی

یادگیری انتقالی[2] یکی از رویکردهای کاربردی در حوزه یادگیری عمیق است که امکان بهره‌گیری از مدل‌های ازپیش‌آموزش‌دیده را فراهم می‌کند. این مدل‌ها معمولاً با استفاده از مجموعه‌داده‌های بزرگ آموزش داده شده‌اند و در طی فرایند آموزش، توانایی استخراج و شناسایی ویژگی‌های مهم و معنادار را به دست آورده‌اند. در این رویکرد، به‌جای آموزش کامل یک شبکه از ابتدا، دانش و ویژگی‌های آموخته‌شده از مدل اولیه به مسئله جدید منتقل شده و برای انجام وظیفه موردنظر در حوزه هدف مورد استفاده قرار می‌گیرد. با انجام تنظیمات مناسب و تطبیق تدریجی مدل پیش‌آموزش‌دیده با ویژگی‌های داده‌های حوزه هدف، که معمولاً حجم محدودتری نسبت به مجموعه‌داده اولیه دارند، می‌توان فرایند یادگیری را تسریع کرد و در عین حال، دقت و پایداری عملکرد مدل را بهبود بخشید. اهمیت این روش در شرایطی که داده‌های آموزشی کافی در دسترس نیست، بیشتر نمایان می‌شود؛ زیرا مدل می‌تواند از دانش کسب‌شده در مرحله آموزش اولیه برای استخراج بهتر ویژگی‌ها و یادگیری الگوهای مرتبط با مسئله جدید استفاده کند.

1 - Logistic Regression
2 Transfer Learning

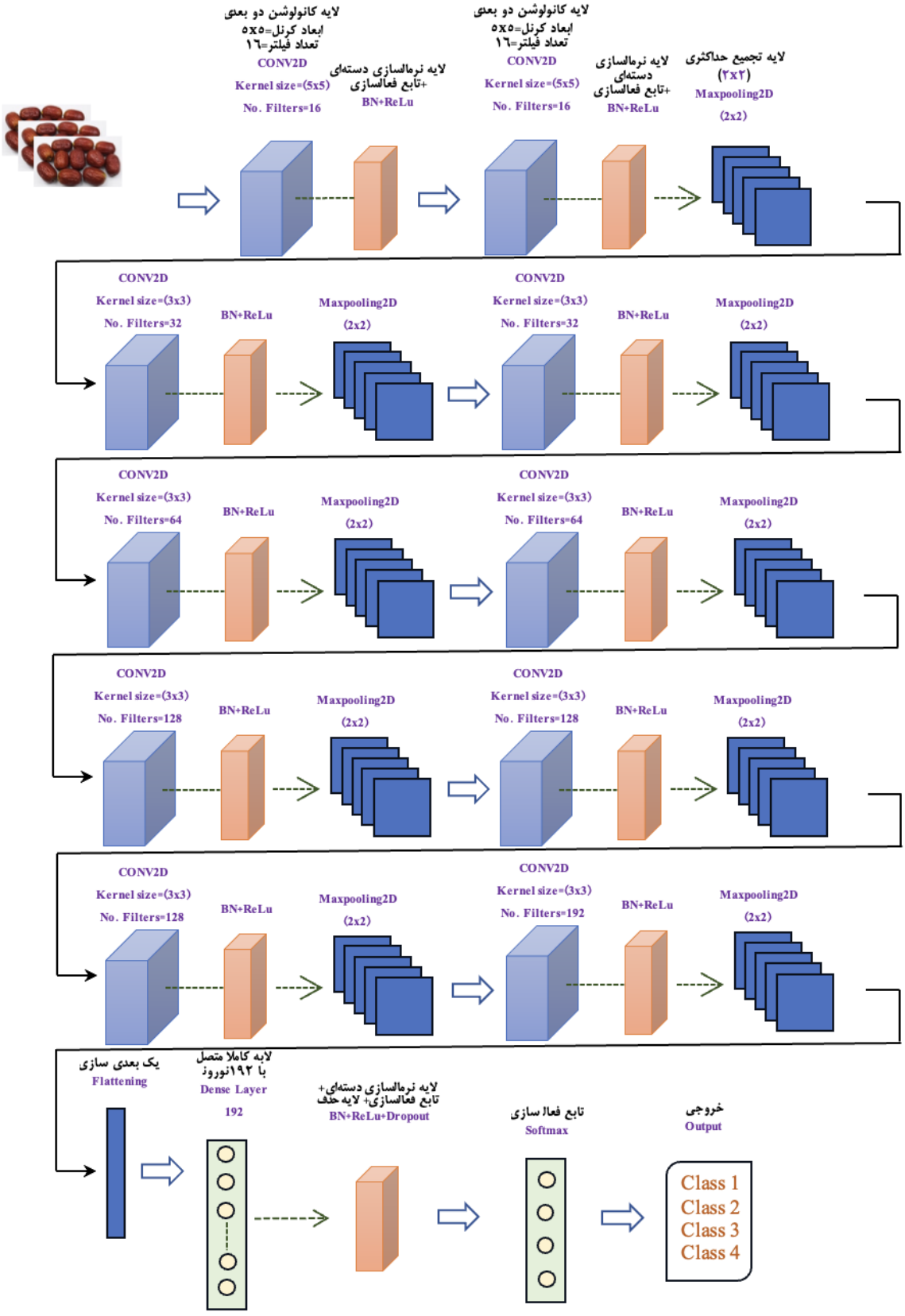
ازاین‌رو، در مسائل دارای مجموعه‌داده‌های محدود، یادگیری انتقالی می‌تواند به‌عنوان راهکاری مناسب برای کاهش احتمال بیش‌برازش[1] و دستیابی به عملکرد قابل‌اعتمادتر مورد استفاده قرار گیرد. بر همین اساس، در پژوهش حاضر نیز به‌منظور طبقه‌بندی مراحل مختلف خشک‌شدن دانه‌های عناب، از دو معماری پیشرفته شبکه‌های عصبی کانولوشنی، شامل InceptionV3 و InceptionResNetV2، استفاده شد.(Alom, et al., 2020)

Table (3) Jujube_DCNN model architecture

Block	Operational layers	Filters #	Filter size	Activation	Parameters
	لایه ورودی Input layer			512 × 512 × 3	
Conv. Block 1	Conv* layer BN layer + Relu	16	5× 5	512 × 512 × 16	1216
Conv. Block 2	Conv layer BN layer + Relu + Maxpooling	16	5× 5	512 × 512 × 16	6416
Conv. Block 3	Conv layer BN layer + Relu + Maxpooling	32	3× 3	256 × 256 × 16	4640
Conv. Block 4	Conv layer BN layer + Relu + Maxpooling	32	3× 3	128 × 128 × 32	9248
Conv. Block 5	Conv layer BN layer + Relu + Maxpooling	64	3× 3	64 × 64 × 64	18 496
Conv. Block 6	Conv layer BN layer + Relu + Maxpooling	64	3× 3	32 × 32 × 64	36 928
Conv. Block 7	Conv layer BN layer + Relu + Maxpooling	128	3× 3	16 × 16 × 128	73 856
Conv. Block 8	Conv layer BN layer + Relu + Maxpooling	128	3× 3	8 × 8 × 128	147 584
Conv. Block 9	Conv layer BN layer + Relu + Maxpooling	192	3× 3	4 × 4 × 192	147 584
Conv. Block 10	Conv layer BN layer + Relu + Maxpooling	192	3× 3	2 × 2 × 192	221 376
F.C. Block 1	Dense layer BN layer + Relu + Dropout layer			1 × 1 × 192	37 056
F.C. Block 2	Dense layer + Softmax layer			1 × 1 × 4	772

*Conv: کانولوشن، BN: نرمال‌سازی دسته‌ای، .F.C: کاملاً متصل.

1- Overfitting



Figure(2) Jujube_DCNN model architecture

دو معماری مذکور پیش از این، با استفاده از مجموعه‌داده بزرگ ImageNet آموزش داده شده‌اند (Fei-Fei, et al., 2009) و به همین دلیل، قابلیت استخراج طیف گسترده‌ای از ویژگی‌های عمومی و بنیادی موجود در تصاویر را دارا هستند. در فرایند به‌کارگیری این مدل‌ها، لایه‌های انتهایی شبکه، که عموماً شامل لایه‌های کاملاً متصل و لایه خروجی Softmax هستند و متناسب با مسئله کلاس‌بندی اولیه طراحی شده‌اند، از ساختار اصلی حذف شدند. این کار امکان استفاده مجدد از ویژگی‌های آموخته‌شده در لایه‌های ابتدایی و میانی شبکه را فراهم کرده و شرایط لازم برای تطبیق مدل با مسئله کلاس‌بندی جدید را ایجاد می‌کند. در شبکه‌های عصبی عمیق، لایه‌های انتهایی معمولاً بر اساس نوع وظیفه و ویژگی‌های مجموعه‌داده‌ای که مدل با آن آموزش دیده است، طراحی می‌شوند و وظیفه اصلی آن‌ها تبدیل ویژگی‌های استخراج‌شده به برچسب‌های مربوط به کلاس‌های خروجی است. بنابراین، حذف این لایه‌ها این امکان را فراهم می‌کند که بخش کلاس‌بندی شبکه متناسب با مسئله جدید بازطراحی شود و مدل بتواند ویژگی‌های تخصصی‌تر مرتبط با داده‌های هدف، از جمله ویژگی‌های مؤثر در طبقه‌بندی مراحل خشک‌شدن دانه‌های عناب، را یاد بگیرد. در پژوهش حاضر، از نسخه‌های پیش‌آموزش‌دیده InceptionV3 و InceptionResNetV2 موجود در کتابخانه Keras استفاده شد. به‌کارگیری رویکرد یادگیری انتقالی و انتقال بخشی از وزن‌های از پیش‌آموزش‌دیده این دو معماری بر مبنای مجموعه‌داده ImageNet، این امکان را فراهم کرد که مدل‌ها ضمن بهره‌مندی از دانش عمومی کسب‌شده از مجموعه‌ای گسترده از تصاویر، با ویژگی‌ها و الگوهای خاص موجود در مجموعه‌داده مربوط به مراحل خشک‌شدن عناب نیز سازگار شوند.

مدل InceptionV3 با تنظیمات دقیق

در این مطالعه، مدل InceptionV3 که پیش‌تر با استفاده از مجموعه‌داده ImageNet شامل حدود ۱۴ میلیون تصویر در ۱۰۰۰ کلاس آموزش داده شده بود، در مرحله نخست بدون انجام تنظیمات دقیق[1] و صرفاً به‌عنوان یک استخراج‌کننده ویژگی به کار گرفته شد. فرایند و مراحل مربوط به تنظیم دقیق مدل InceptionV3 در شکل ۴ ارائه شده است. در ساختار این مدل، خروجی لایه mixed7، پیش از اعمال عملیات Flatten، به‌عنوان ویژگی‌های استخراج‌شده از شبکه انتخاب شد. از آنجا که لایه‌های کاملاً متصل موجود در معماری اولیه متناسب با کلاس‌های مجموعه‌داده ImageNet طراحی شده بودند، این بخش از شبکه حذف شد و به‌جای آن، دو بلوک کاملاً متصل متناسب با مسئله طبقه‌بندی مراحل خشک‌شدن عناب به مدل افزوده شد.

بلوک کاملاً متصل نخست شامل یک لایه Dense با ۱۰۲۴ نورون، یک لایه نرمال‌سازی دسته‌ای، تابع فعال‌سازی ReLU و یک لایه Dropout با نرخ حذف ۰/۲ بود. بلوک کاملاً متصل دوم نیز از یک لایه Dense چهار نورونی و تابع فعال‌سازی Softmax تشکیل شد که خروجی آن متناظر با چهار کلاس مراحل خشک‌شدن عناب است. همان‌گونه که در شکل ۴ نشان داده شده است، فرایند آموزش مدل طی دو مرحله انجام گرفت. در مرحله نخست، بخش پیش‌آموزش‌دیده شبکه ثابت نگه داشته شد و تنها بلوک‌های کاملاً متصل جدید آموزش داده شدند. در مرحله دوم، لایه‌های مربوط به ماژول mixed7 از حالت انجماد خارج شدند و با انجام تنظیم دقیق، پارامترهای این بخش از شبکه نیز برای سازگاری بیشتر با مجموعه‌داده جدید به‌روزرسانی شدند. آموزش مدل در مجموع طی ۵۰ دوره، با نرخ یادگیری ۰/۰۰۰۰۳ و اندازه دسته ۳۲ انجام شد. انتخاب این پارامترها با هدف ایجاد توازن مناسب میان سرعت همگرایی فرایند آموزش و دستیابی به دقت مطلوب مدل صورت گرفت.

1 -Fine-tuning

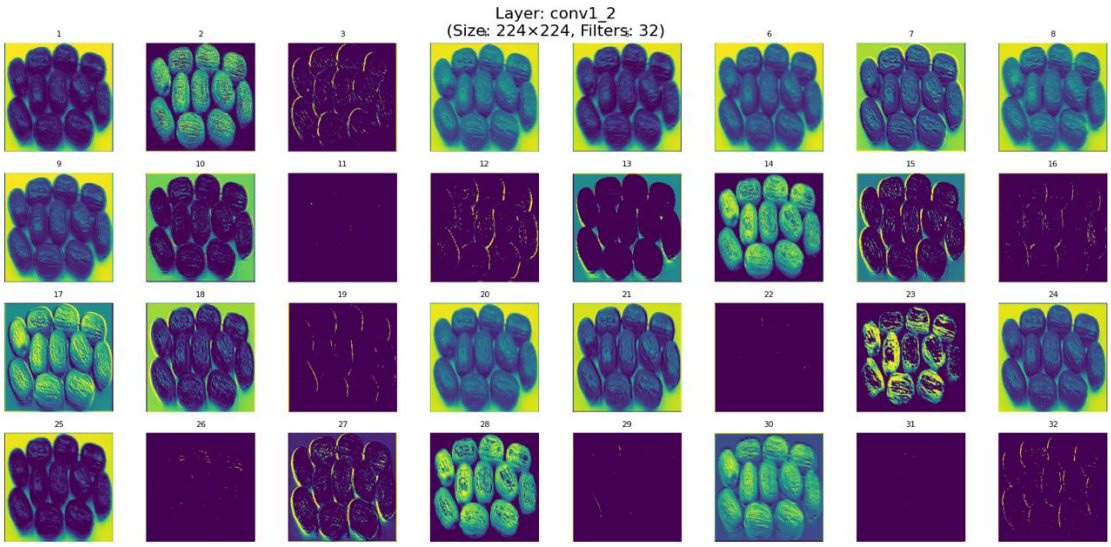


Figure (3) Features learned by the first convolution block with 16 convolutional kernels of size 5×5×16

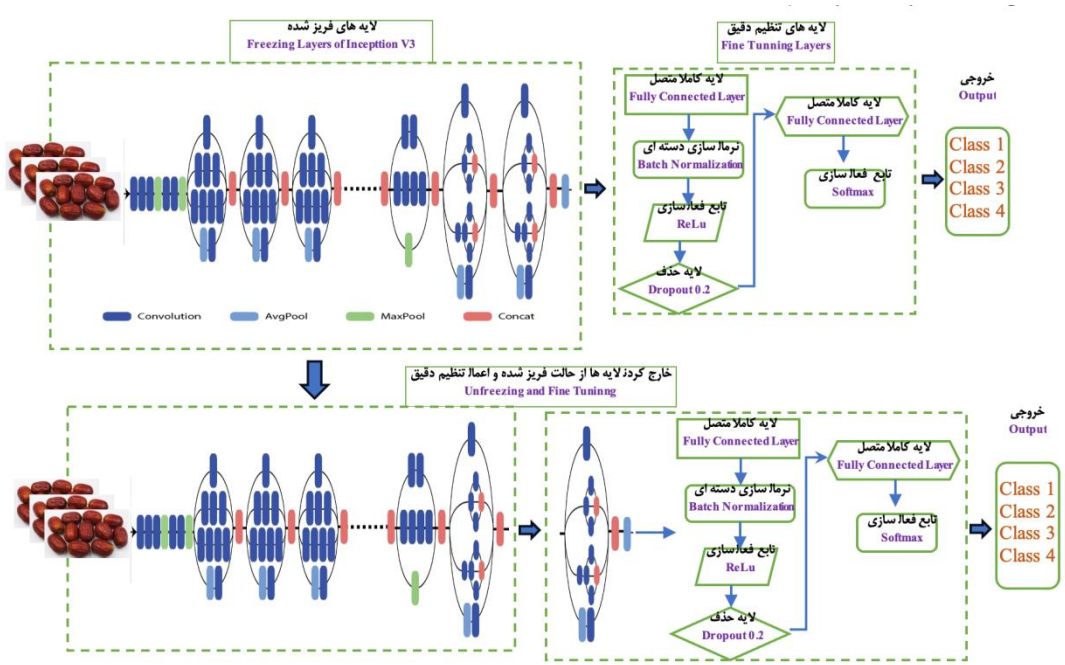


Figure (4) Fine-tuning InceptionV3

مدل ترکیبی InceptionResNetV2 با تنظیم دقیق

معماری InceptionResNetV2 از ترکیب ساختارهای چندشاخه‌ای مبتنی بر بلوک‌های Inception و اتصالات باقیمانده[1] شکل گرفته است. بهره‌گیری هم‌زمان از این دو ساختار به شبکه امکان می‌دهد ضمن استخراج مؤثر ویژگی‌های تصویری، فرایند آموزش شبکه عمیق را با کارایی بیشتری انجام دهد. در پژوهش حاضر، این معماری به‌منظور طبقه‌بندی چهار کلاس مختلف از مراحل خشک‌شدن عناب و با استفاده از رویکرد تنظیم دقیق مورد استفاده قرار گرفت. مطابق فرایند ارائه‌شده در شکل ۵، آموزش مدل طی دو مرحله انجام شد. در مرحله نخست، تمامی لایه‌های شبکه پایه InceptionResNetV2 ثابت نگه

1- Residual Connections

داشته شدند و بخش طبقه‌بندی انتهایی مدل با یک Head جدید جایگزین گردید. این بخش جدید شامل یک لایه Pooling و سه بلوک کاملاً متصل بود. در بلوک‌های کاملاً متصل اول و دوم، به‌ترتیب از لایه‌های Dense با ۵۱۲ و ۱۲۸ نورون استفاده شد. هر یک از این بلوک‌ها علاوه بر لایه Dense، شامل یک لایه Dropout با نرخ حذف ۰/۲ و یک لایه فعال‌سازی ReLU بود.

بلوک کاملاً متصل نهایی متناسب با مسئله طبقه‌بندی پژوهش طراحی شد و شامل یک لایه Dense با ۴ نورون و تابع فعال‌سازی Softmax بود. خروجی این بخش، احتمال تعلق هر تصویر به یکی از چهار کلاس مراحل خشک‌شدن عناب را مشخص می‌کرد. وزن‌های مربوط به Head جدید نیز در ابتدای فرایند به‌صورت تصادفی مقداردهی اولیه شدند. در مرحله دوم، پس از آموزش اولیه Head، بخشی از لایه‌های شبکه پایه InceptionResNetV2 از حالت انجماد خارج شد و آموزش مشترک این لایه‌ها به همراه Head جدید انجام گرفت. در این مرحله، وزن‌های شبکه پایه نیز با استفاده از داده‌های مربوط به مسئله جدید تنظیم شدند تا ویژگی‌های استخراج‌شده با الگوهای اختصاصی تصاویر مراحل خشک‌شدن عناب سازگار شوند. در مدل InceptionResNetV2، لایه‌های پایه شبکه پیش‌آموزش‌دیده Freeze شدند و تنها لایه‌های بخش طبقه‌بندی (Head Model) شامل سه لایه Dense با به‌ترتیب ۵۱۲، ۱۲۸ و ۴ نورون آموزش داده شدند. با توجه به خروجی ۱۵۳۶بعدی لایه Global Average Pooling، تعداد کل پارامترهای قابل آموزش برابر با ۸۵۳۱۲۴ پارامتر محاسبه شد.

فرایند آموزش با استفاده از بهینه‌ساز Adam و نرخ یادگیری ۰/۰۰۰۰۳ انجام گرفت. آزمایش‌ها در مجموع طی ۵۰ دوره و با اندازه دسته ۳۲ اجرا شدند. این تنظیمات به‌منظور دستیابی به عملکرد مناسب مدل و ایجاد شرایط مطلوب برای فرایند یادگیری و تنظیم دقیق شبکه انتخاب شدند.

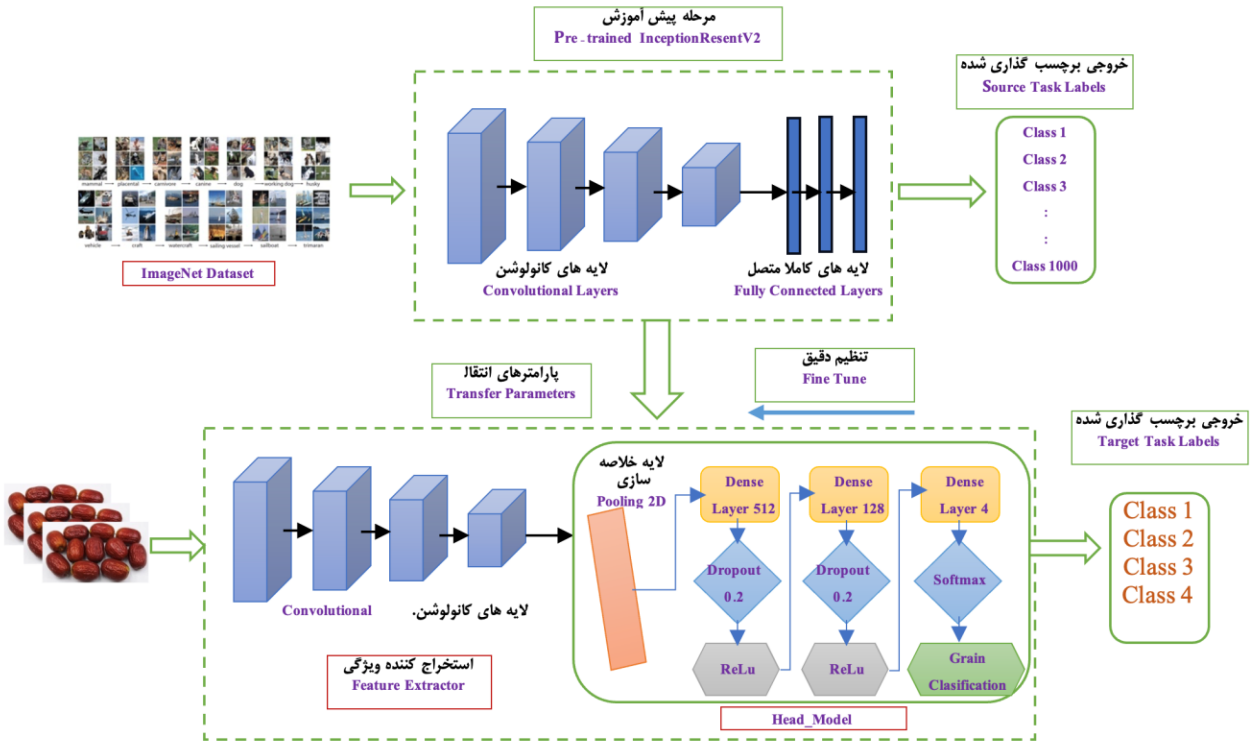


Figure (5) The pre-trained InceptionResnetV2 model with fine-tuning for classification of Jujube drying status classe

معیارهای ارزیابی عملکرد مدل‌ها

برای مقایسه و ارزیابی عملکرد مدل‌های مختلف از معیارهای ویژه ای همچون دقت[1] (رابطه ۱)، صحت[2] (رابطه ۲)، حساسیت[3] (رابطه ۳) و معیار F1-score (رابطه ۴) استفاده می شود. این معیارها را می توان از ماتریس اغتشاش استخراج کرد (Grandini, et al., 2020). مقادیر مثبت واقعی (TP)، منفی واقعی (TN)، مثبت کاذب (FP) و منفی کاذب (FN) برای محاسبه این معیارهای عملکردی مورد استفاده قرار گرفتند.

$$\text{دقت} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (۱)$$

$$\text{صحت} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (۲)$$

$$\text{حساسیت} = \frac{TP}{TP+TN} \quad (۳)$$

$$F1-score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision+Recall} \quad (۴)$$

برای مسئله چهارکلاسه، شاخص‌های Precision، Recall و F1-score برای هر کلاس به‌صورت جداگانه و با رویکرد One-vs-Rest محاسبه می‌شوند. در این حالت، نمونه‌های متعلق به کلاس موردنظر به‌عنوان مثبت و نمونه‌های سه کلاس دیگر به‌عنوان منفی در نظر گرفته می‌شوند. بنابراین برای هر کلاس، مقادیر TP، TN، FP و FN محاسبه شده و سپس شاخص‌ها از روابط ۲، ۳ و ۴ به دست می‌آیند. سپس برای ارائه یک معیار کلی در مسئله چهارکلاسه، از میانگین‌گیری Macro و Micro استفاده می‌شود. در روش Macro-Averaging، ابتدا شاخص موردنظر برای هر چهار کلاس محاسبه شده و سپس میانگین آن‌ها محاسبه می‌شود. در مقابل، در Micro-Averaging، مقادیر TP ، FP و FN مربوط به هر چهار کلاس ابتدا با یکدیگر جمع شده و سپس شاخص‌ها محاسبه می‌شوند. این روش باعث می‌شود عملکرد مدل در هر چهار مرحله خشک‌شدن عناب به‌صورت جامع ارزیابی شود و تأثیر نامتوازن بودن احتمالی تعداد نمونه‌های کلاس‌ها نیز در تفسیر نتایج قابل بررسی باشد.

نتایج و بحث

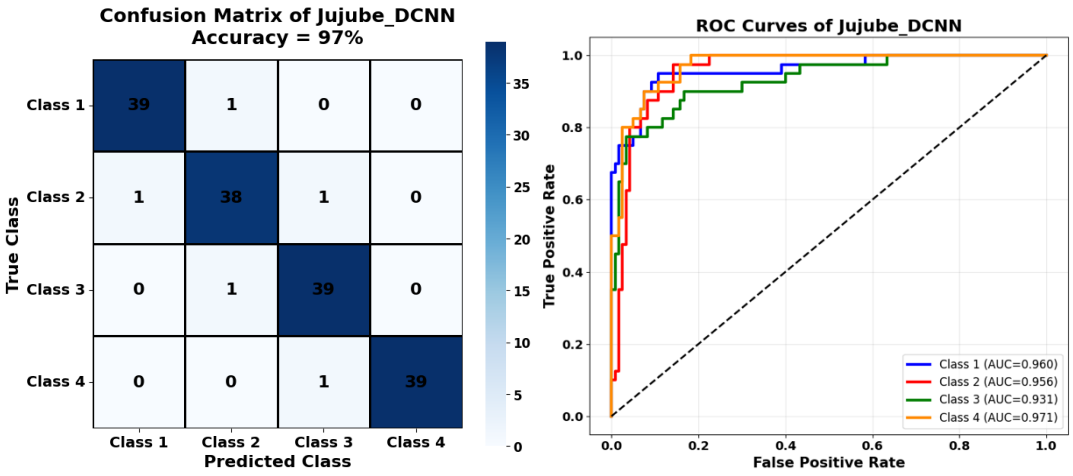
نتایج آزمایش‌های Jujube_DCNN

فرایند آموزش مدل Jujube_DCNN با استفاده از پردازنده گرافیکی T4 GPU در محیط Google Colab انجام گرفت. به‌منظور تنظیم بهینه وزن‌ها و پارامترهای شبکه و همچنین کاهش خطای حاصل از فرایند پس‌انتشار در حین آموزش، الگوریتم بهینه‌ساز Adam با نرخ یادگیری ۰/۰۰۰۰۳ مورد استفاده قرار گرفت. تعداد دوره‌های آموزش نیز برابر با ۵۰ دوره در نظر گرفته شد. با توجه به ماهیت چندکلاسه مسئله طبقه‌بندی مراحل خشک‌شدن عناب، تابع آنتروپی متقاطع[4] به‌عنوان تابع هزینه انتخاب شد. به‌منظور بررسی عملکرد مدل Jujube_DCNN، ماتریس اغتشاش[5] و نمودار مشخصه عملکرد (ROC) مربوط به مجموعه داده آزمون در شکل ۶ ارائه شده‌اند. همچنین، برای سنجش عملکرد مدل در کلاس‌بندی تصاویر، معیارهای دقت، صحت، حساسیت و F1-score مورد استفاده قرار گرفتند و مقادیر حاصل از این شاخص‌ها برای مجموعه آزمون در جدول ۴ گزارش شده است. دقت کلی مدل بیانگر نسبت تعداد تصاویر کلاس‌بندی‌شده به‌درستی به کل تصاویر موجود در مجموعه آزمون است که برای مدل پیشنهادی و در مجموع چهار کلاس، مقدار ۹۷ درصد به دست آمد. روند تغییرات دقت و مقدار تابع هزینه

1- Accuracy
2- Precision
3- Recall
4- Cross-Entropy
5- Confusion Matrix

در مجموعه‌های آموزش و اعتبارسنجی مدل Jujube_DCNN طی ۵۰ دوره آموزشی نیز در شکل ۷ نشان داده شده است. این نمودار امکان بررسی روند یادگیری مدل و مقایسه عملکرد آن در داده‌های آموزشی و اعتبارسنجی را فراهم می‌کند.

بر اساس ماتریس اغتشاش ارائه‌شده در شکل ۶(a)، نمونه‌های مربوط به کلاس اول با دقت ۹۷/۶۰ درصد شناسایی شدند. ماتریس اغتشاش نشان می‌دهد که یک نمونه از کلاس اول به‌اشتباه در گروه کلاس دوم قرار گرفته است. در مورد کلاس دوم، میزان دقت طبقه‌بندی برابر با ۹۵/۲۰ درصد به دست آمد. بررسی ماتریس اغتشاش نشان می‌دهد که دو نمونه از کلاس دوم به‌اشتباه در گروه کلاس اول و سوم قرار گرفتند. از میان نمونه‌های مربوط به کلاس سوم، یک نمونه به‌صورت نادرست به‌عنوان کلاس دوم طبقه‌بندی شده است. همچنین، نمونه‌های مربوط به کلاس چهارم نیز با دقت ۹۷/۶۰ درصد شناسایی شدند. ماتریس اغتشاش نشان می‌دهد که یک نمونه از کلاس چهارم به‌اشتباه در گروه کلاس سوم قرار گرفته است. با توجه به شکل ۶(b)، منحنی‌های ROC نشان می دهند که AUC هر چهار کلاس مقدار بالایی (نزدیک به یک) دارند بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که مدل Jujube_DCNN در تفکیک مراحل مختلف خشک‌شدن عناب عملکرد مناسبی دارد.

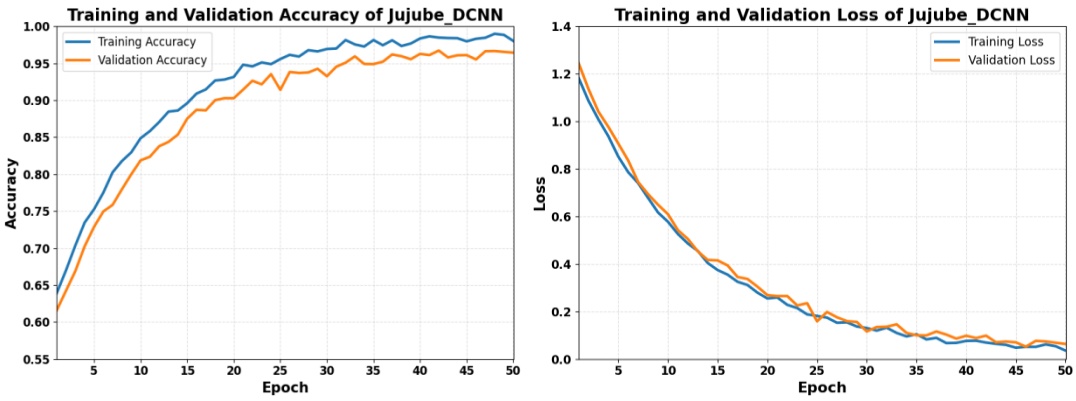


(b (a

Figure (6) (a) Jujube_DCNN confusion matrix, and (b) receiver operating characteristic of the test Jujube data

Table (4) Performance of Jujube_DCNN model using the test Jujube dataset

Classes	Accuracy	Precision	recall	f1-score
Class 1	97.60	97.50	97.50	97.50
Class 2	95.20	95.00	95.00	95.00
Class 3	97.60	95.12	97.50	96.30
Class 4	97.60	100.00	97.50	98.73
Accuracy	97.00			
macro avg		96.91	96.88	96.88
weighted avg		96.91	96.88	96.88

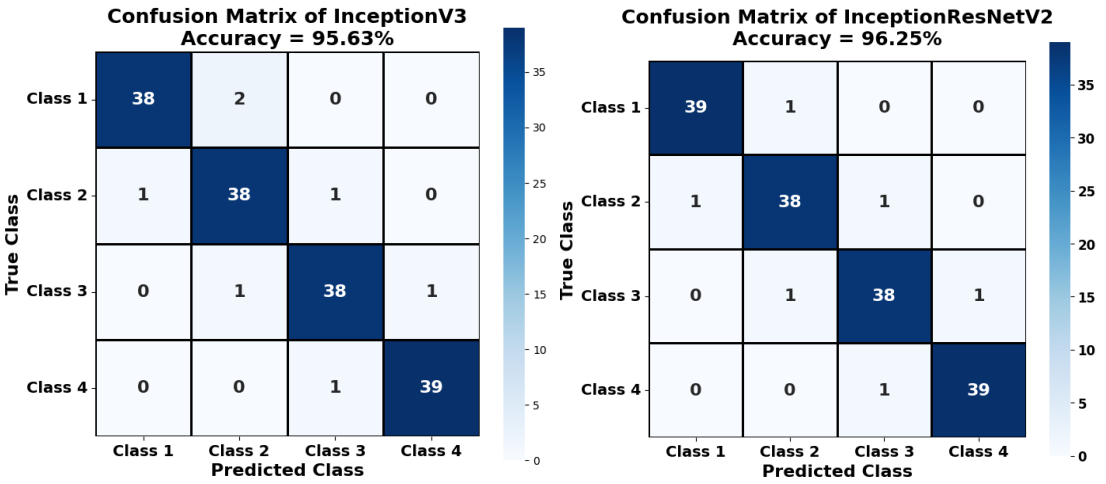


(b (a

Figure (7) (a) Training and validation accuracy, (b) Training and validation loss of Jujube _DCNN for 50 epochs

نتایج آزمایش‌های InceptionV3 و InceptionResNetV2

آزمایش‌های مربوط به یادگیری انتقالی با استفاده از پردازنده گرافیکی T4GPU در محیط Google Colab انجام گرفت. به‌منظور ارزیابی و مقایسه عملکرد مدل‌های از پیش‌آموزش‌دیده شبکه عصبی کانولوشنی عمیق، مجموعه‌داده به‌صورت تصادفی در سه بخش شامل آموزش، اعتبارسنجی و آزمون تفکیک شد. تعداد تصاویر اختصاص‌یافته به این سه بخش به‌ترتیب برابر با ۱۲۸۰، ۵۶۰ و ۱۶۰ تصویر در نظر گرفته شد. مشخصات و جزئیات مربوط به مجموعه‌داده مورد استفاده در جدول ۲ ارائه شده است. برای دستیابی به تنظیمات مناسب و تعیین پارامترهای کارآمد برای هر دو معماری شبکه عصبی کانولوشنی از پیش‌آموزش‌دیده، فرایند آموزش با استفاده از الگوریتم بهینه‌ساز Adam، نرخ یادگیری ۰/۰۰۰۰۳، تعداد ۵۰ دوره آموزشی و اندازه دسته ۳۲ انجام شد. نتایج مرحله آموزش نشان داد که هر دو مدل شبکه عصبی کانولوشنی از پیش‌آموزش‌دیده توانستند به دقت کلاس‌بندی بیش از ۹۵ درصد دست یابند که مقادیر مربوط به آن در جدول ۸ گزارش شده است. همچنین، روند آموزش نشان داد که هر دو مدل تقریباً در دوره چهل‌ام به وضعیت همگرایی رسیدند. پس از پایان فرایند آموزش، ماتریس‌های اغتشاش مربوط به عملکرد مدل‌های InceptionV3 و InceptionResNetV2 بر روی مجموعه داده آزمون استخراج شدند که نتایج آن‌ها در شکل ۸ ارائه شده است. علاوه بر این، معیارهای ارزیابی عملکرد دو مدل InceptionV3 و InceptionResNetV2 که بر اساس ماتریس‌های اغتشاش محاسبه شده‌اند، به‌ترتیب در جداول ۵ و ۶ ارائه شده‌اند. به‌منظور انجام یک مقایسه جامع میان مدل‌های مختلف شبکه عصبی کانولوشنی عمیق، عملکرد آن‌ها بر روی مجموعه داده آزمون مورد بررسی قرار گرفت. نتایج حاصل از سه شاخص دقت، صحت، حساسیت و معیار F1-scor برای هر یک از مدل‌ها در شکل ۹ نمایش داده شده است.



(b (a

Figure (8) (a) Jujube _DCNN confusion matrix, and (b) receiver operating characteristic of the test Jujube data

Table (5) Performance of InceptionV3 model using the test Jujube dataset

Classes	Accuracy	Precision	recall	f1-score
Class 1	95.60	97.44	95.00	96.20
Class 2	94.20	92.68	95.99	93.83
Class 3	96.90	95.00	95.00	95.00
Class 4	95.80	97.50	97.50	97.50
Accuracy	95.63			
macro avg		95.66	95.87	95.63
weighted avg		95.66	95.87	95.63

Table (6) Performance of InceptionResNetV2 model using the test Jujube dataset

Classes	Accuracy	Precision	recall	f1-score
Class 1	97.20	97.50	96.50	97.50
Class 2	95.00	95.00	94.50	95.00
Class 3	95.80	95.00	95.00	95.00
Class 4	97.00	97.50	97.50	96.50
Accuracy	96.25			
macro avg		96.25	95.88	96.00
weighted avg		96.25	95.88	96.00

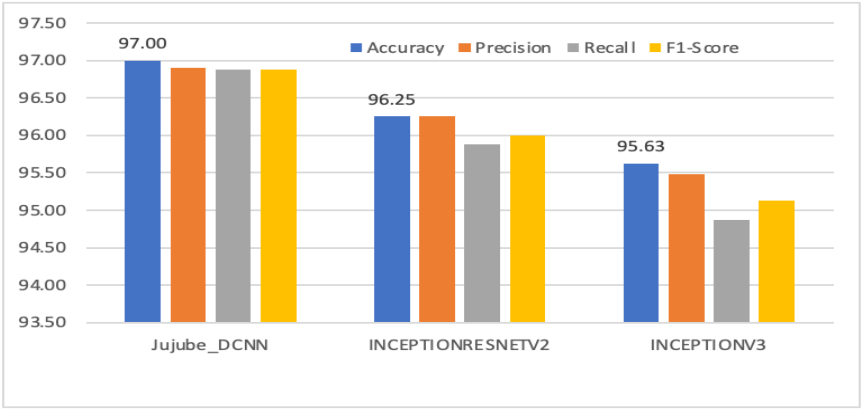


Figure (9) Comparison of performance measures of Jujube _DCNN, InceptionV3, and InceptionResNetV2 models

نتایج حاصل از آزمایش‌ها نشان داد که مدل پیشنهادی Jujube_DCNN در مقایسه با مدل‌های از پیش‌آموزش‌دیده، عملکرد مطلوب‌تری در مسئله کلاس‌بندی مراحل خشک‌شدن دانه‌های عناب دارد. این مدل با دستیابی به دقت ۹۷ درصد، بالاترین عملکرد طبقه‌بندی را در میان مدل‌های مورد بررسی، شامل InceptionV3 و InceptionResNetV2 که تحت تنظیم دقیق قرار گرفته‌اند، به خود اختصاص داد؛ این نتایج در شکل ۹ ارائه شده است. البته زمان موردنیاز برای آموزش مدل‌های DCNN به‌طور قابل‌توجهی به منابع سخت‌افزاری مورد استفاده وابسته است و بهره‌گیری از پردازنده‌های گرافیکی قدرتمندتر می‌تواند با کاهش زمان محاسبات، سرعت فرایندهای آموزش و آزمون را افزایش دهد. بررسی شاخص‌های ارزیابی نیز برتری مدل Jujube_DCNN را از نظر دقت، صحت و حساسیت نسبت به مدل‌های ازپیش‌آموزش‌دیده نشان می‌دهد. این تفاوت عملکرد را می‌توان به عوامل مختلفی نسبت داد. یکی از مهم‌ترین عوامل، تفاوت میان ماهیت داده‌های مورد استفاده برای آموزش اولیه مدل‌های ازپیش‌آموزش‌دیده و مسئله حاضر است. مدل‌های InceptionV3 و InceptionResNetV2 در ابتدا بر روی مجموعه‌داده‌هایی آموزش داده شده‌اند که لزوماً ارتباط مستقیمی با کلاس‌بندی مراحل خشک‌شدن دانه‌های عناب نداشته‌اند. در نتیجه، ویژگی‌های آموخته‌شده توسط این مدل‌ها ممکن است به‌طور کامل با ویژگی‌های اختصاصی موردنیاز برای تشخیص مراحل خشک‌شدن عناب مطابقت نداشته باشد و این موضوع می‌تواند بر توانایی آن‌ها در استخراج ویژگی‌های مرتبط با مسئله هدف تأثیر بگذارد. در مقابل، مدل Jujube_DCNN به‌طور اختصاصی با هدف کلاس‌بندی مراحل خشک‌شدن دانه‌های عناب طراحی و آموزش داده شده است. ازاین‌رو، ساختار آن متناسب با ویژگی‌های موجود در مجموعه‌داده هدف شکل گرفته و شبکه امکان یادگیری مستقیم الگوهای مرتبط با این مسئله را داشته است. این انطباق میان معماری مدل و ویژگی‌های داده‌های هدف می‌تواند یکی از دلایل عملکرد بالاتر آن در طبقه‌بندی تصاویر باشد. عامل دیگری که می‌تواند در تفاوت عملکرد مدل‌ها مؤثر باشد، پیچیدگی معماری مدل‌های ازپیش‌آموزش‌دیده است. شبکه‌های InceptionV3 و InceptionResNetV2 دارای ساختارهای عمیق و پیچیده‌ای هستند و در ابتدا برای یادگیری از مجموعه‌داده‌های بزرگ و متنوع طراحی شده‌اند. ویژگی‌هایی که این شبکه‌ها از چنین مجموعه‌داده‌هایی استخراج می‌کنند، ممکن است الزاماً با ویژگی‌های منحصربه‌فرد تصاویر دانه‌های عناب همخوانی کامل نداشته باشند. در مقابل، Jujube_DCNN با معماری ساده‌تر و آموزش مستقیم بر روی مجموعه‌داده مربوط به مراحل خشک‌شدن عناب، توانسته است خود را با الگوها و ویژگی‌های خاص داده‌های این پژوهش سازگارتر کند.

در جدول ۷، نتایج مدل پیشنهادی با یافته‌های مطالعات پیشین در زمینه کلاس‌بندی مراحل خشک‌شدن دانه‌های عناب مقایسه شده است. بر اساس نتایج ارائه‌شده در این جدول، Jujube_DCNN در میان مطالعات مورد بررسی، بالاترین میزان موفقیت در طبقه‌بندی را به دست آورده است. بااین‌حال، مقایسه مستقیم نتایج مطالعات مختلف باید با احتیاط انجام شود؛ زیرا مجموعه‌داده‌های مورد استفاده در این پژوهش‌ها یکسان نیستند و از نظر نوع دانه‌های مورد بررسی، تعداد نمونه‌ها، اندازه مجموعه‌داده و ویژگی‌های مورد بررسی تفاوت دارند. بنابراین، برتری مشاهده‌شده برای مدل Jujube_DCNN باید در چارچوب شرایط آزمایش، مجموعه‌داده و معیارهای ارزیابی مورد استفاده در پژوهش حاضر تفسیر شود.

Table (7) Comparison of proposed work with similar studies

Reference	dataset size	Classes	Model	Accuracy
Yu, et al., (2011)	480	4	Support vector machines (SVM)	95
İncekara, et al., (2024)	6300	2	Pattern recognition artificial neural network (PRNN)	89.5
Current reseach	1840	4	Jujube_DCNN	97

با توجه به جایگاه اساسی بخش کشاورزی در تأمین نیازهای غذایی بخش قابل‌توجهی از جمعیت جهان، تشخیص و کلاس‌بندی صحیح مراحل خشک‌شدن دانه‌های عناب از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. روش‌های متداول و سنتی برای شناسایی و تفکیک مراحل خشک‌شدن دانه‌های عناب، معمولاً به نیروی انسانی و زمان زیادی نیاز دارند و علاوه بر هزینه‌بر بودن، می‌توانند تحت تأثیر خطاهای انسانی قرار گیرند. ازاین‌رو، در پژوهش حاضر از ظرفیت‌های بینایی ماشین به‌عنوان یکی از فناوری‌های نوین در زمینه پردازش تصاویر و استخراج اطلاعات بصری، برای دستیابی به یک روش خودکار و دقیق‌تر استفاده شده است. در این مطالعه، تصاویر مربوط به چهار کلاس مختلف از مراحل خشک‌شدن دانه‌های عناب مورد بررسی و کلاس‌بندی قرار گرفتند. برای این منظور، یک مدل مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشنی عمیق با عنوان Jujube_DCNN طراحی و توسعه داده شد تا قابلیت شناسایی و تفکیک مراحل مختلف خشک‌شدن دانه‌های عناب را بهبود دهد. همچنین، به‌منظور افزایش تنوع داده‌های آموزشی و کاهش وابستگی مدل به نمونه‌های محدود اولیه، از روش‌های مختلف افزایش داده استفاده شد. این روش‌ها با ایجاد تغییرات کنترل‌شده در تصاویر، تنوع نمونه‌های موجود در مجموعه آموزشی را افزایش داده و شرایط مناسب‌تری را برای یادگیری مدل فراهم کردند. در کنار مدل پیشنهادی، رویکرد یادگیری انتقالی نیز با استفاده از دو معماری پیش‌آموزش‌دیده شبکه عصبی کانولوشنی، یعنی InceptionV3 و InceptionResNetV2، مورد استفاده قرار گرفت. این مدل‌ها با استفاده از بهینه‌ساز Adam و انجام تنظیم دقیق، برای مسئله کلاس‌بندی مراحل خشک‌شدن دانه‌های عناب سازگار شدند. به‌منظور ارزیابی جامع عملکرد مدل پیشنهادی، نتایج Jujube_DCNN با روش‌های متداول یادگیری ماشین نیز مقایسه شد. در این بخش، ترکیب‌های مختلف ویژگی و الگوریتم‌های طبقه‌بندی شامل HOG-SVM، SIFT-SVM، HOG-LR، SIFT-LR، HOG-KNN و SIFT-KNN مورد بررسی قرار گرفتند. همان‌طور که در شکل ۱۰ نشان داده شده است، مدل Jujube_DCNN از نظر دقت پیش‌بینی، عملکرد بهتری نسبت به سایر روش‌های ارزیابی‌شده ارائه کرده است. بر اساس نتایج به‌دست‌آمده، روش‌های کلاسیک یادگیری ماشین مورد بررسی، دقتی در محدوده ۸۵ تا ۹۲/۵۰ درصد داشتند، در حالی که مدل‌های Jujube_DCNN، InceptionV3 و InceptionResNetV2 به‌ترتیب موفق به دستیابی به دقت‌های ۹۷، ۹۵/۶۳ و ۹۶/۲۵ درصد شدند. این نتایج نشان می‌دهد که مدل پیشنهادی Jujube_DCNN در مسئله طبقه‌بندی مراحل خشک‌شدن دانه‌های عناب، در مقایسه با روش‌های یادگیری ماشین و دو مدل پیش‌آموزش‌دیده مورد استفاده در این پژوهش، از قابلیت طبقه‌بندی بالاتری برخوردار است.

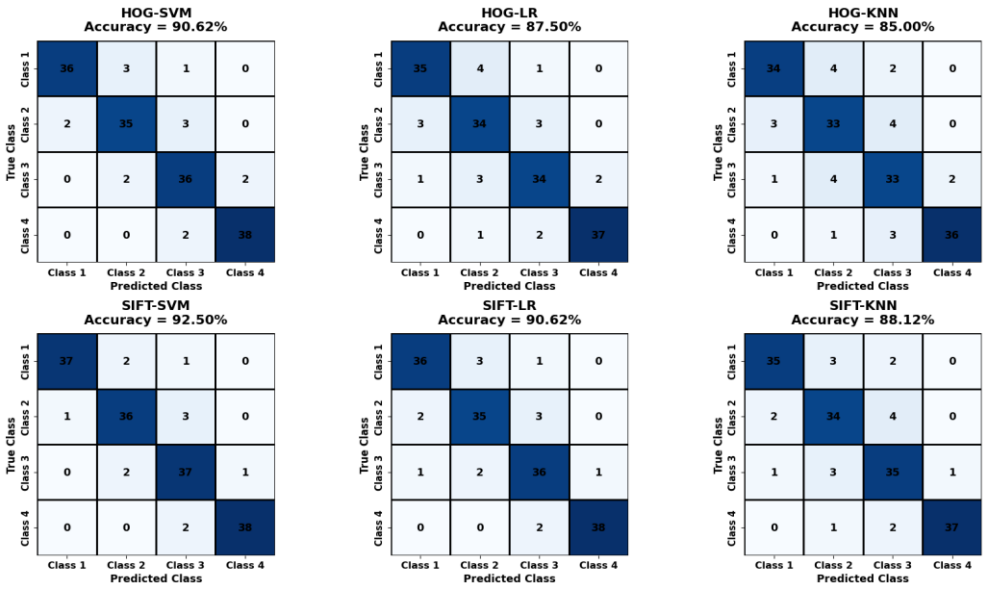


Figure (10) Confusion matrices for different classification methods

مدل پیشنهادی Jujube_DCNN با هدف ارائه راهکاری برای غلبه بر محدودیت‌ها و چالش‌های روش‌های سنتی در شناسایی و طبقه‌بندی مراحل خشک‌شدن دانه‌های عناب طراحی و توسعه داده شده است. یکی از عوامل مهمی که می‌تواند عملکرد سامانه‌های مبتنی بر تصویر را تحت تأثیر قرار دهد، تغییرات شرایط نوری است؛ زیرا شدت و نوع نور می‌تواند موجب تغییر در ظاهر تصاویر و ویژگی‌های بصری دانه‌های عناب شود. به‌منظور کاهش اثر این عامل، در مدل Jujube_DCNN از تکنیک‌های مختلف افزایش داده، از جمله تغییر مقیاس، چرخش و اعمال تبدیلات تصادفی، استفاده شده است. این فرایند موجب افزایش تنوع نمونه‌های آموزشی و تقویت توانایی مدل در مواجهه با تغییرات ظاهری تصاویر می‌شود و در نتیجه، ظرفیت سازگاری آن را با شرایط مختلف عملیاتی افزایش می‌دهد. از سوی دیگر، توسعه و ترکیب این مدل با فناوری‌های نوین، از جمله اینترنت اشیا (IoT) و بلاک‌چین، می‌تواند در مطالعات آینده زمینه‌های جدیدی برای ایجاد سامانه‌های هوشمند فراهم کند. چنین ترکیبی می‌تواند به بهبود فرایند ردیابی، ثبت اطلاعات و کنترل کیفیت در سامانه‌های مرتبط با شناسایی و طبقه‌بندی دانه‌ها کمک کند. همچنین، گسترش مجموعه‌داده آموزشی از طریق افزودن نمونه‌هایی از ارقام متنوع‌تر عناب و کلاس‌های مختلف مراحل خشک‌شدن، می‌تواند دامنه کاربرد مدل را افزایش دهد. استفاده از چنین مجموعه‌داده گسترده‌ای این امکان را فراهم می‌کند که Jujube_DCNN توانایی بیشتری در تشخیص و طبقه‌بندی مراحل خشک‌شدن در طیف وسیع‌تری از ارقام عناب به دست آورد و قابلیت تعمیم مدل در شرایط و نمونه‌های متفاوت بهبود یابد.

تحلیل مقایسه‌ای مدل‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق

در این پژوهش، به‌منظور ارزیابی جامع روش‌های مختلف طبقه‌بندی مراحل خشک‌شدن دانه‌های عناب، عملکرد مدل پیشنهادی Jujube_DCNN با دو مدل از پیش‌آموزش‌دیده InceptionV3 و InceptionResNetV2 و همچنین روش‌های یادگیری ماشین مبتنی بر ویژگی‌های دست‌ساز شامل HOG-SVM، HOG-LR، HOG-KNN، SIFT-SVM، SIFT-LR و SIFT-KNNبه‌صورت نظام‌مند مقایسه شد. در روش‌های مبتنی بر استخراج ویژگی، در مجموع ۱۲۶۴ ویژگی با استفاده از الگوریتم HOG و ۱۰۰ ویژگی با استفاده از استخراج‌کننده ویژگی SIFT از تصاویر استخراج گردید. برای پیاده‌سازی طبقه‌بند SVM، دو نوع کرنل شامل خطی (Linear) و تابع پایه شعاعی (RBF) مورد بررسی قرار گرفتند؛ به‌طوری‌که پارامترkernel در قالب ['linear', 'rbf'] تعریف شد. به‌منظور تعیین ترکیب مناسب ابرپارامترهای SVM، از روش GridSearchCV استفاده شد. فضای جست‌وجوی پارامترها شامل مقادیر C = [0.1, 1, 10, 100] و gamma = ['scale', 'auto'] بود. در مجموع، ۱۶ ترکیب مختلف از این پارامترها بر روی داده‌های آموزشی مورد ارزیابی قرار گرفت. بر اساس نتایج حاصل، بهترین عملکرد پیش‌بینی با C=0.1، gamma='auto' و kernel='rbf' به دست آمد. مطابق نتایج ارائه‌شده در جدول ۸، مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی کانولوشنی عمیق در مقایسه با روش‌های ترکیبی مبتنی بر ویژگی‌های دست‌ساز، عملکرد بهتری در کلاس‌بندی نشان دادند. دقت مدل‌های HOG-SVM، HOG-LR، HOG-KNN، SIFT-SVM، SIFT-LR و SIFT-KNN بر روی مجموعه آزمون به‌ترتیب برابر با ۹۰/۶۲ ، ۸۷/۵۰ ، ۸۵، ۹۲/۵۰ ، ۹۰/۶۲ و ۸۸/۱۲ درصد به دست آمد. در مقابل، مدل پیشنهادی Jujube_DCNN توانست با دستیابی به دقت ۹۷ درصد، بالاترین عملکرد را در میان روش‌های مورد بررسی ارائه دهد. این اختلاف عملکرد نشان می‌دهد که استفاده از شبکه عصبی کانولوشنی عمیق و یادگیری مستقیم ویژگی‌های تصویری، در مسئله کلاس‌بندی مراحل خشک‌شدن دانه‌های عناب، نسبت به روش‌های متکی بر ویژگی‌های دست‌ساز و طبقه‌بندهای کلاسیک، قابلیت بالاتری برای استخراج الگوهای مرتبط و تفکیک کلاس‌ها دارد.

Table (8) Comparative analysis of the experimentation results of different methods for four classes of Jujube drying statuses

model	Training Accuracy	Test Accuracy
HOG-SVM	91.00	90.62
HOG-LR	88.20	87.50
HOG-KNN	84.30	85.00
SIFT-SVM	91.40	92.50
SIFT-LR	80.35	90.62
SIFT-KNN	80.12	88.12
Jujube_DCNN	95.00	97
InceptionV3	93.50	95.63
InceptionResNetV2	92.80	96.25

نتیجه‌گیری

یافته‌های این پژوهش نشان داد که ویژگی‌های ظاهری و تصویری دانه‌های عناب در مراحل مختلف خشک‌شدن، تفاوت قابل تشخیصی دارند و می‌توان از این تفاوت‌ها برای تفکیک و طبقه‌بندی مراحل خشک‌شدن استفاده کرد. نتایج ارزیابی مدل‌ها نشان داد که مدل پیشنهادی Jujube_DCNN توانایی بالایی در شناسایی چهار مرحله خشک‌شدن عناب شامل عناب تازه، نیمه‌خشک، خشک و بیش از حد خشک دارد و در مجموعه آزمون به دقت ۹۷ درصد دست یافت. این میزان دقت نشان‌دهنده عملکرد مناسب مدل در تشخیص مراحل مختلف خشک‌شدن و تمایز میان نمونه‌های متعلق به کلاس‌های مختلف است.

همچنین، نتایج مقایسه‌ای نشان داد که مدل‌های مبتنی بر یادگیری عمیق در این مسئله، عملکرد بهتری نسبت به روش‌های متداول یادگیری ماشین مبتنی بر استخراج ویژگی شامل HOG-SVM، SIFT-SVM، HOG-LR، SIFT-LR، HOG-KNN و SIFT-KNN داشتند. این برتری بیانگر قابلیت بیشتر روش‌های یادگیری عمیق در شناسایی و استخراج الگوهای پیچیده موجود در رنگ، شکل، بافت و میزان چروکیدگی دانه‌های عناب است. به‌طور کلی، نتایج پژوهش نشان می‌دهد که پردازش و تحلیل تصاویر می‌تواند روشی قابل اعتماد برای تشخیص خودکار مراحل خشک‌شدن عناب باشد و زمینه مناسبی برای استفاده از سامانه‌های هوشمند در پایش کیفیت و کنترل فرایند خشک‌شدن این محصول فراهم کند.

از سوی دیگر، نتایج به‌دست‌آمده نشان می‌دهد که استفاده از روش‌های مبتنی بر بینایی ماشین می‌تواند وابستگی به ارزیابی‌های صرفاً چشمی را کاهش داده و امکان انجام ارزیابی سریع‌تر و یکنواخت‌تر مراحل خشک‌شدن را فراهم سازد. بنابراین، یافته‌های این پژوهش می‌تواند مبنایی برای توسعه سامانه‌های عملی و غیرمخرب به‌منظور پایش لحظه‌ای فرایند خشک‌شدن، تعیین زمان مناسب پایان فرایند و جلوگیری از خشک‌شدن ناکافی یا بیش از حد عناب باشد.

سپاس‌گزاری

بدین‌وسیله نویسندگان از تمامی افرادی که در مراحل آماده‌سازی نمونه‌ها، تصویربرداری، انجام آزمایش‌ها و توسعه سامانه کلاس‌بندی مبتنی بر تصاویر، حمایت و همکاری لازم را ارائه کردند، صمیمانه قدردانی می‌کنند.

References

Alom, M. Z., Hasan, M., Yakopcic, C., Taha, T., & Asari, V. (2020). Improved inception-residual convolutional neural network for object recognition. *Neural Computing and Applications, 32*(1), 279-293. https://doi.org/10.1007/s00521-018-3627-6

Ban, Z., Fang, C., Liu, L., Wu, Z., Chen, C., & Zhu, Y. (2023). Detection of fundamental quality traits of winter jujube based on computer vision and deep learning. *Agronomy, 13*(8), 2095. https://doi.org/10.3390/agronomy13082095

Cang, H., Yan, T., Duan, L., Yan, J., Zhang, Y., Tan, F., Lv, X., Gao, P. (2023). Jujube quality grading using a generative adversarial network with an imbalanced data set. *Biosystems Engineering, 236*, 224–237. https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2023.11.002

Fei-Fei, L., Deng, J., & Li, K. (2009). ImageNet: Constructing a large-scale image database. *Journal of Vision, 9*(8), 1037-1037. https://doi.org/10.1167/9.8.1037

Fu, Y., Nguyen, M., & Yan, W. Q. (2022). Grading methods for fruit freshness based on deep learning. *SN Computer Science, 3*, 264. https://doi.org/10.1007/s42979-022-01152-7

Gill, H. S., Khalaf, O. I., Alotaibi, Y., Alghamdi, S., & Alassery, F. (2022). Fruit image classification using deep learning. *Computers, Materials & Continua, 71*(3), 5135–5150. https://doi.org/10.32604/cmc.2022.022809

Grandini, M., Bagli, E., & Visani, G. (2020). Metrics for multi-class classification: an overview. *arXiv preprint arXiv:2008.05756*. doi:https://doi.org/10.48550/arXiv.2008.05756

İncekara, H. (2024). Classification of raisin grains using different artificial neural network methods. *Intelligent Methods in Engineering Sciences, 3*(3), 99-107. https://doi.org/10.58190/imiens.2024.104

Ju, J., Zheng, H., Xu, X., Guo, Z., Zheng, Z., & Lin, M. (2022). Classification of jujube defects in small data sets based on transfer learning. *Neural Computing and Applications, 34*(5), 3385–3398. https://doi.org/10.1007/s00521-021-05715-2

Liu, M., Wang, J., Wang, L., Liu, P., Zhao, J., Zhao, Z., Yao, S., Stănică, F., Liu, Z., Wang, L., Ao, C., Dai, L., Li, X., Zhao, X., & Jia, C. (2020). The historical and current research progress on jujube—a superfruit for the future. *Horticulture Research, 7*, 119. https://doi.org/10.1038/s41438-020-00346-5

Liu, Q., Jiang, X., Wang, F., Fan, S., Zhu, B., Yan, L., Chen, Y., Wei, Y., & Chen, W. (2025). Evaluation and process monitoring of jujube hot air drying using hyperspectral imaging technology and deep learning for quality parameters. *Food Chemistry, 467*, 141999. https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2024.141999

Mahmood, A., Tiwari, A. K., & Singh, S. K. (2024a). Maturity grading of jujube for industrial applications harnessing deep learning. *Engineering Computations, 41*(5), 1171–1184. https://doi.org/10.1108/EC-08-2023-0426

Mahmood, A., Tiwari, A. K., & Singh, S. K. (2024b). C-Net: A deep learning-based jujube grading approach. *Journal of Food Measurement and Characterization, 18*(9), 7794–7805. https://doi.org/10.1007/s11694-024-02765-7

Mukhiddinov, M., Muminov, A., & Cho, J. (2022). Improved classification approach for fruits and vegetables freshness based on deep learning. *Sensors, 22*(21), 8192. https://doi.org/10.3390/s22218192

Pu, Y., Ding, T., Wang, W., Xiang, Y., Ye, X., Li, M., & Liu, D. (2018). Effect of harvest, drying and storage on the bitterness, moisture, sugars, free amino acids and phenolic compounds of jujube fruit (*Zizyphus jujuba* cv. Junzao). *Journal of the Science of Food and Agriculture, 98*(2), 628–634. https://doi.org/10.1002/jsfa.8507

Taghinezhad, E., Szumny, A., & Figiel, A. (2023). The application of hyperspectral imaging technologies for the prediction and measurement of the moisture content of various agricultural crops during the drying process. *Molecules, 28*(7), 2930. https://doi.org/10.3390/molecules28072930

Tan, F., Ye, W., Ruan, S., Cang, H., Zhang, Y., Xing, P., Yan, J., Zhao, M., Di, R., Gao, P., Xu, W. (2024). Nondestructive detection of multiple qualities of dried jujube in different storage periods based on hyperspectral imaging combined with deep learning. *Infrared Physics & Technology, 143*, 105595. https://doi.org/10.1016/j.infrared.2024.105595

Vidyarthi, S. K., Singh, S. K., Xiao, H. W., & Tiwari, R. (2021). Deep learnt grading of almond kernels. *Journal of Food Process Engineering, 44*(4), e13662. https://doi.org/10.1111/jfpe.13662

Wojdyło, A., Figiel, A., Legua, P., Lech, K., Carbonell-Barrachina, Á. A., & Hernández, F. (2016). Chemical composition, antioxidant capacity, and sensory quality of dried jujube fruits as affected by cultivar and drying method. *Food Chemistry*, *207*, 170–179. https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2016.03.099

Xue, J. X., Zhang, S. J., & Zhang, J. J. (2015). Simultaneous detection of external and internal quality parameters of Huping jujube fruits using hyperspectral imaging technology. *Guang Pu Xue Yu Guang Pu Fen Xi*, *35*(8), 2297–2302.

Yang, C., Guo, Z., Fernandes Barbin, D., Dai, Z., Watson, N., Povey, M., & Zou, X. (2025). Hyperspectral imaging and deep learning for quality and safety inspection of fruits and vegetables: A review. *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, *73*(17), 10019–10035. https://doi.org/10.1021/acs.jafc.4c11492

Yu, S., Zheng, H., Wilson, D. I., Yu, W., & Young, B. R. (2024). Integrating image analysis and machine learning for moisture prediction and appearance quality evaluation: A case study of kiwifruit drying pretreatment. *Foods, 13*(12), 1789. https://doi.org/10.3390/foods13121789

Yu, X., Liu, K., Wu, D., & He, Y. (2012). Raisin quality classification using least squares support vector machine (LSSVM) based on combined color and texture features. *Food and Bioprocess Technology*, 5(5), 1552-1563. https://doi.org/10.1007/s11947-011-0531-9

Zhang, L., Chen, Y., Guo, X., Li, Y., Chen, C., Zou, Y., Zhang, X., & Hu, J. (2024). Abnormal phenotypic defects detection of jujube using explainable machine learning enhanced computer vision. *Journal of Food Science, 89*(11), 7713–7728. https://doi.org/10.1111/1750-3841.17393