Research Article

Agricultural Engineering., 48(4) (2025) 589- 609 ISSN (P): 2588-526X

DOI: 10.22055/agen.2026.52047.1804 ISSN (E): 2588-5944

Comparison of Different Deep Learning Architectures for Corn Seed Classification

S. Akbari[1], O. Akbarpour[2]*, A. Taheri-Garavand[3]

1. Ph.D. Candidate, Department of Plant Production and Genetics Engineering, Faculty of Agriculture, Lorestan University
2. Assistant Professor, Department of Plant Production and Genetics Engineering, Faculty of Agriculture, Lorestan University
3. Associate Professor, Mechanical Engineering of Biosystems Department, Lorestan University

Received: 07 December 2025 Accepted: 22 December 2025 *Corresponding Author: akbarpour.oa@lu.ac.ir

Abstract

Introduction: Corn (*Zea mays* L.) is a strategic crop for global food security, animal feed, and biofuel production. Maintaining the genetic purity of hybrid seeds is paramount for achieving high yields and enhancing stress resistance. However, the visual similarity among different corn varieties poses a significant challenge to traditional identification methods. Manual inspection is time-consuming, subjective, error-prone, and not scalable. Thus, an automated, non-destructive, and accurate identification system is needed. Deep learning, especially Convolutional Neural Networks (CNNs), is a powerful tool for agricultural image recognition. Mobile-optimized architectures, such as MobileNet and NASNetMobile, offer a compelling balance between accuracy and efficiency, making them well-suited for deployment on smartphones and embedded systems. This study compares six deep learning architectures for non-destructive identification of five Iranian corn seed varieties.

Materials and Methods: Six deep learning architectures were evaluated, including base MobileNet, DenseNet121, MobileNetV2, MobileNetV3Small, MobileNetV3Large, and NASNetMobile. All models were pre-trained on ImageNet and fine-tuned for corn seed classification. A total of 9,374 high-resolution images of five corn seed classes (KSC201, KSC260, KSC400, KSC703, KSC705) were acquired under controlled conditions. The dataset was split into training (6114 images, 65.2%), validation (1875 images, 20%), and test (1385 images, 14.8%) sets. Models were trained using the Adam optimizer (learning rate 0.0001) for 50 epochs with categorical cross-entropy loss. Data augmentation (rotation, shift, zoom, flip) was applied to enhance generalization. Performance was evaluated using accuracy, precision, recall, specificity, F1-score, ROC curves, AUC, confusion matrices, and training time.

Results and Discussion: MobileNet achieved the best overall performance with 97.04% accuracy, 96.66% precision, 96.70% recall, 99.27% specificity, and 96.67% F1-score. DenseNet121 ranked second with 95.96% accuracy and 95.41% F1-score. MobileNetV3Small (95.02% accuracy, 94.20% F1-score) outperformed MobileNetV3Large (93.43% accuracy, 92.82% F1-score). MobileNetV2 achieved 93.14% accuracy and 92.71% F1-score, while NASNetMobile recorded the weakest performance with 87.08% accuracy and 86.22% F1-score. All models showed high specificity, ranging from 96.77% to 99.27%. Class-wise analysis revealed that KSC260 was the most stable class with F1-scores of 98.01% for MobileNet, 98.15% for MobileNetV3Small, 98.13% for DenseNet121, and 96.9% for MobileNetV2. KSC703 also performed well with F1-scores of 98.42% for MobileNet and 98.27% for DenseNet121. In

© 2025 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.

contrast, KSC705 was the most challenging class; MobileNetV2 showed extreme behavior on KSC705 with 99.24% recall but only 77.74% precision, resulting in a low 87.19% F1-score. Persistent misclassifications occurred between class pairs KSC201/KSC705 and KSC400/KSC705 across all models, indicating significant feature overlap. ROC curve analysis showed that MobileNet, DenseNet121, MobileNetV3Small, and MobileNetV3Large achieved an ideal AUC of 1.00, while MobileNetV2 and NASNetMobile recorded excellent AUC values of 0.99 and 0.98, respectively. Regarding computational efficiency, training time varied significantly: MobileNet required 108.32 minutes (highest), DenseNet121 required 104.66 minutes, while MobileNetV3Small required only 62.28 minutes, offering a 46-minute reduction compared to MobileNet while maintaining 95.02% accuracy. MobileNetV2 (60.77 min), MobileNetV3Large (63.96 min), and NASNetMobile (64.04 min) showed moderate efficiency. There is a clear trade-off between accuracy and computational efficiency: MobileNet provides maximum accuracy (97.04%) but requires the most training time (108.32 min), whereas MobileNetV3Small offers a balanced solution with 95.02% accuracy and 62.28 min training time. Therefore, for maximum absolute accuracy without computational constraints, MobileNet is the top choice; for a balanced trade-off between accuracy and efficiency, DenseNet121 is suitable; and for resource-constrained environments such as mobile devices, MobileNetV3Small is the best option.

Conclusion: This study demonstrates that mobile-optimized deep learning architectures, particularly the base MobileNet and MobileNetV3Small, possess high potential for accurate, non-destructive, and efficient classification of corn seed varieties. These findings offer a practical reference for researchers and engineers engaged in automated agricultural product classification, providing clear guidelines for architecture selection based on specific application constraints.

Keywords: Confusion Matrix, Corn, Deep Learning, Image Processing, MobileNet

مقاله پژوهشی

مقایسه معماری‌های مختلف یادگیری عمیق برای طبقه‌بندی بذر ذرت

سمانه اکبری[۱]، امیدعلی اکبرپور[۲*] و امین طاهری گراواند[۳]

۱- دانشجوی دکتری ژنتیک و اصلاح نباتات، دانشکده کشاورزی دانشگاه لرستان

۲- استادیار، گروه مهندسی تولید و ژنتیک گیاهی، دانشکده کشاورزی دانشگاه لرستان

۳- دانشیار، مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشگاه لرستان

تاریخچه مقاله

دریافت: ۱۴۰۴/۰۹/۱۶

پذیرش نهایی: ۱۴۰۴/۱۰/۰۱

کلمات کلیدی:

پردازش تصویر،

ذرت،

ماتریس اغتشاش،

موبایل‌نت،

یادگیری عمیق

* عهده دار مکاتبات

Email: akbarpour.oa@lu.ac.ir

چکیده

ذرت به عنوان یکی از غلات راهبردی در امنیت غذایی جهانی، نیازمند حفظ خلوص ژنتیکی بذرهای هیبرید است. همپوشانی ویژگی‌های ظاهری ارقام مختلف ذرت، طبقه‌بندی ستنی را با چالش مواجه کرده است. این پژوهش به منظور بررسی شش معماری یادگیری عمیق (MobileNet، DenseNet121، MobileNetV2، MobileNetV3Small، MobileNetV3Large و NASNetMobile) برای طبقه‌بندی پنج رقم تجاری بذر ذرت (KSC201، KSC260، KSC400، KSC703 و KSC705) انجام شد. مجموعاً ۹۳۷٤ تصویر با سامانه تصویربرداری کنترل‌شده تهیه و به سه بخش آموزش (٦١١٤)، اعتبارسنجی (۱۸۷۵) و آزمون (۱۳۸۵) تقسیم شدند. همه مدل‌ها با بهینه‌ساز Adam نرخ یادگیری (۰/۰۰۰۱) به مدت ۵۰ دوره اجرا شدند. مدل MobileNet با دقت ۹۷/۰٤ درصد و امتیاز F1 معادل ۹٦/٦۷ درصد بهترین عملکرد را داشت و مدل DenseNet121 با دقت ۹۵/۹٦ درصد در رتبه دوم قرار گرفت. مدل MobileNetV3Small بهتر از MobileNetV3Large عمل کرد که احتمالاً ناشی از بیش‌برازش جزئی در مدل بزرگ‌تر است . NASNetMobileبا دقت ۸۷/۰۸ درصد و امتیاز F1 برابر ۸٦/۲۲ درصد ضعیف‌ترین عملکرد را ثبت کرد. تحلیل ROC نشان داد مدل‌های MobileNet، DenseNet121، MobileNetV3Small و MobileNetV3Largeهمگی به AUC ایده‌آل برابر ۱ دست یافتند. بر اساس ماتریس‌های اغتشاش، مدل MobileNet کمترین خطای طبقه‌بندی در همه کلاس‌ها را داشت، کلاس KSC260 پایدارترین نتایج و KSC705 دشوارترین کلاس برای طبقه‌بندی بودند. با توجه به مبادله بین دقت و کارایی محاسباتی، MobileNet برای حداکثر دقت، DenseNet121 برای تعادل عملکرد، و MobileNetV3Small برای محیط‌های با محدودیت منابع (مانند دستگاه‌های موبایل) توصیه می‌شوند. یافته‌های این پژوهش مرجعی عملی برای طبقه‌بندی خودکار محصولات کشاورزی با یادگیری عمیق فراهم می‌کند.

مقدمه

ذرت(*Zea mays* L.) به عنوان یکی از غلات حیاتی، نقش کلیدی در تأمین امنیت غذایی جهانی، خوراک دام و کاربردهای صنعتی ایفا می‌کند (۷). با افزایش تقاضا برای هیبریدهای پرمحصول، حفظ خلوص ژنتیکی در سیستم‌های تولید بذر از اهمیت ویژه‌ای برخوردار شده است. حتی میزان اندکی آلودگی ژنتیکی می‌تواند عملکرد هیبریدها را مختل کرده، بازدهی محصول را کاهش دهد و زیان‌های اقتصادی قابل توجهی در زنجیره ارزش بذر ایجاد کند (۲۲). افزون بر این، افزایش تعداد ارقام بذر ذرت و همپوشانی ویژگی‌های ظاهری (به‌ویژه رنگ) در آنها، فرایند طبقه‌بندی بذرها را پس از برداشت با دشواری مواجه ساخته است (۴۰). در نتیجه، شناسایی دقیق واریته‌ها نه‌تنها برای تولید، فرآوری و بازاریابی بذر ضروری است، بلکه بازار و مصرف‌کنندگان را از تأمین بذرهای خالص و باکیفیت آسوده می‌سازد و عملکرد و ارزش بازار محصول را تضمین می‌کند. لازم به ذکر است که مخلوط شدن بذرها ممکن است در مراحل مختلفی همچون کاشت، برداشت، حمل‌ونقل و ذخیره‌سازی رخ دهد (۳۴).

در سال‌های اخیر، روش‌های گوناگونی مانند ریخت‌شناسی (مورفولوژی)، الکتروفورز پروتئین و نشانگرهای مولکولی DNA برای طبقه‌بندی بذر ذرت پیشنهاد شده‌اند. با این حال، اغلب این روش‌ها نیازمند ابزارهای تخصصی و افراد ماهر هستند که آنها را زمان‌بر و پرهزینه می‌سازد. از این رو، به یک رویکرد سریع، قابل اعتماد و مقرون‌به‌صرفه برای شناسایی بذر ذرت نیاز است. یکی از راهکارهای امیدوارکننده در این زمینه، پردازش تصویر است. پردازش تصویر یک روش محاسباتی است که عملیاتی را روی تصویر ورودی انجام داده و نسخه بهبودیافته‌ای از آن را تولید می‌کند. این تکنیک در کشاورزی، به‌ویژه برای طبقه‌بندی و تشخیص انواع بذر و محصولات زراعی، نقش مؤثری دارد (۱۰).

امروزه، پردازش تصویر به کمک فناوری بینایی ماشین در بسیاری از کشورهای توسعه‌یافته و در حال توسعه، تأثیر چشمگیری بر تولیدات کشاورزی و صنعتی گذاشته است. این سیستم شامل سخت‌افزارهایی نظیر دوربین، منبع نوری، کامپیوتر و بخش عملگرای بینایی کامپیوتر، همچنین نرم‌افزارهای توسعه الگوریتم‌های پردازش تصویر (مانند پایتون، متلب، R و ...) است که هسته مرکزی بینایی ماشین را تشکیل می‌دهند (۳۸).

یادگیری عمیق امکان پردازش مستقیم داده‌ها را بدون نیاز به پیش‌پردازش گسترده فراهم می‌کند (۳۶). یادگیری عمیق در زمینه‌هایی مانند تحلیل تصاویر پزشکی، پردازش زبان طبیعی و تحلیل احساسات کاربرد فراوان یافته است. به ویژه در تحلیل تصویر، یادگیری عمیق برای پردازش داده‌های حجیم و انجام وظایف پیچیده بسیار مناسب است (۸).

شبکه عصبی کانولوشنی [1] (CNN) یکی از پرکاربردترین معماری‌های یادگیری عمیق به شمار می‌رود (۲۷). این شبکه CNN اصول شبکه‌های عصبی مصنوعی(ANN) را به کار می‌گیرد و فرآیند آن شامل لایه‌های ورودی، پنهان و خروجی است (۳). لایه‌های پنهان در CNN معمولاً از لایه‌های کانولوشنی، تجمیع [2] و کاملاً متصل [3] تشکیل می‌شوند (۶). در لایه‌های کانولوشنی، با اعمال فیلترها (هسته‌ها) روی تصاویر، ویژگی‌های مهمی همچون لبه‌ها، شکل‌های پیچیده یا نواحی متنی به طور خودکار استخراج می‌گردد که این ویژگی، CNN را به ابزاری کارآمد برای طبقه‌بندی دقیق و سریع بذرها تبدیل می‌کند (۲۹).

شبکه‌های CNN به دلیل قابلیت استخراج خودکار ویژگی‌های بصری بدون نیاز به دخالت انسان، به سرعت تکامل یافته‌اند. به‌کارگیری یادگیری انتقالی از آن جهت حائز اهمیت است که شبکه‌های عصبی کانولوشن

1- Convolutional Neural Networks
2- Pooling
3- Dense

(CNN) روشی مناسب برای طبقه‌بندی، به‌ویژه طبقه‌بندی تصاویر دیجیتال، محسوب می‌شوند. هدف از استفاده از یادگیری انتقالی[1]، بهره‌گیری از یک مدل ازپیش‌آموخته است تا نیاز به ساخت مدل جدید از پایه با مجموعه‌داده بزرگ برطرف شود. یادگیری انتقالی به‌ویژه در مواجهه با مجموعه‌داده‌های محدود، مزیت دارد (۴). در ابتدا، مدل‌هایی مانند AlexNet، VGGNet و GoogleNet برای کارهای طبقه‌بندی دودویی ساده استفاده می‌شدند (۲۸ و ۲۹). سپس، شبکه‌های عمیق‌تر مانند شبکه باقیمانده ResNet و شبکه کانولوشنی با اتصالات متراکم DenseNet طبقه‌بندی، تشخیص و بخش‌بندی ضایعات مغزی را در اسکن‌های چندوجهی تصویربرداری مغناطیسی تصاویر T1-weighted، T2-weighted، FLAIR و توالی‌های بهبودیافته با کنتراست ارتقا دادند (۱۱ و ۱۲). معماری‌های CNN انتخاب‌شده برای یادگیری انتقالی، MobileNet و DenseNet-121 ، هر یک اهداف مشخصی را دنبال می‌کنند. مدل MobileNet به دلیل معماری سبک و کارایی بالا در پردازش تصویر روی دستگاه‌های با توان محاسباتی محدود، انتخابی مناسب است (۴).

اکبرپور و همکاران[2] (۲۰۲۶) در پژوهشی با استفاده از تصاویر RGB و شبکه عصبی کانولوشن CNN، پنج ژنوتیپ ذرت را با دقت ۹۶/۶۷ درصد طبقه‌بندی کردند. آنها گزارش کردند که این روش ساده و کم‌هزینه، بدون نیاز به فناوری پیچیده، دقتی عالی دارد و برای سامانه‌های خودکار شناسایی مناسب است (۱). فنگ و همکاران[3] (۲۰۲۱) از مدل MobileNetV2 برای طبقه‌بندی بذر ذرت و شناسایی واریته‌های مختلف استفاده کردند بر اساس یافته‌های آن‌ها، مدل MobileNetV2 موفق به تشخیص بذر ذرت با دقت ۹۹/۸۳ درصد شد (۹). در مطالعه‌ای مشابه، محققان با استفاده از معماری‌های مختلف شبکه عصبی و به کارگیری یادگیری انتقالی، به طبقه‌بندی پنج رقم مختلف بذر ذرت بر روی مجموعه‌داده‌ای شامل ۸۰۸۰ تصویر پرداختند. نتایج آن‌ها نشان داد که مدل‌های GoogLeNet، AlexNet، MobileNet و EfficientNet قادر به شناسایی دقیق و غیرمخرب ارقام بذر ذرت هستند و می‌توانند به عنوان مرجعی ارزشمند برای کاربردهای مشابه در صنایع غذایی و تجهیزات مصرفی مورد استفاده قرار گیرند (۴۲ و ۴۴). همچنین بر اساس نتایج دیگر پژوهشگران، چندین معماری شبکه CNN برای طبقه‌بندی واریته‌های بذر برنج مورد استفاده قرار گرفت و نتایج آزمایش نشان داد که دقت کلی VGG16، InceptionV3 و MobileNetV2 به ترتیب ۸۰، ۸۳/۳۳ و ۸۳/۳۳ درصد بود (۱۴). طاهری حاجی‌وند و همکاران (۲۰۲۴) در پژوهشی کاربردی **به** تشخیص علف‌های هرز در مزارع غلات با استفاده **از** شبکه عصبی کانولوشنی مبتنی بر یادگیری عمیق پرداختند. برای این منظور، ۲۱۰ قطعه تصویر از علف‌های هرز در یک قطعه زمین زراعی جمع‌آوری گردید. الگوریتم ارائه‌شده توسط این پژوهشگران توانست تنها در۱۴ ثانیه، علف‌های هرز موجود در مزرعه را با دقت بالای ۹۰ درصد تشخیص دهد (۳۱).

بنابراین، هدف از انجام این پژوهش، طبقه‌بندی پنج رقم تجاری بذر ذرت با استفاده از معماری‌های مختلف شبکه عصبی و همچنین مقایسه و بررسی کارایی این معماری‌های مختلف است. چارچوب پیشنهادی در نظر دارد رویکردی غیرمخرب، سریع و مقرون‌به‌صرفه ارائه دهد که بتواند بر محدودیت‌های روش‌های متداول آزمایشگاهی فائق آید. این سامانه با بهبود دقت و قابلیت اطمینان در شناسایی ارقام دورگ، به حفظ خلوص ژنتیکی کمک کرده، از وقوع اختلاط‌های تصادفی یا عمدی بذر جلوگیری نموده و در نهایت موجب افزایش بهره‌وری و شفافیت کلی در نظام‌های نوین تولید بذر می‌گردد.

1- Transfer Learning
2- Akbarpour et al
3- Feng *et al*

مواد و روش‌ها

تهیه و پیش‌پردازش تصاویر

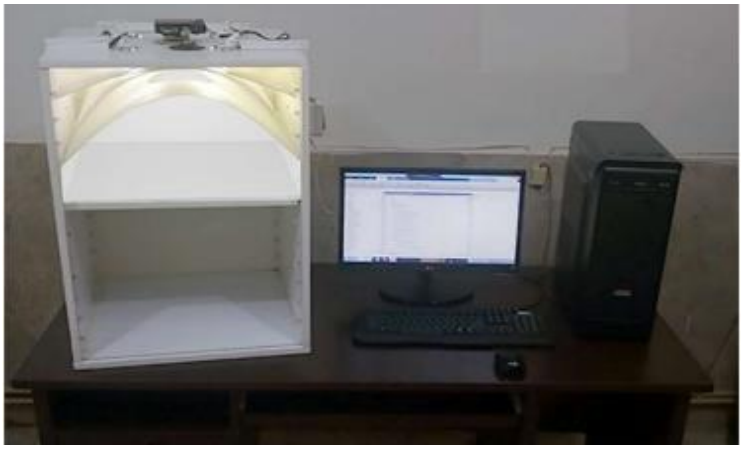
بذر پنج رقم ذرت KSC201، KSC260، KSC400، KSC703 و KSC705 که از ارقام تجاری و مهم بودند، از مؤسسه تحقیقات اصلاح و تهیه نهال و بذر واقع در کرج، ایران تهیه شد. این ارقام به دلیل داشتن تنوع مورفولوژیک متمایز در اندازه، رنگ و بافت انتخاب شدند. از تصویربرداری دیجیتال با وضوح بالا برای ثبت تصاویر پنج ژنوتیپ ذرت تحت شرایط نوری کنترل‌شده استفاده شد تا تغییرپذیری به حداقل رسیده و کیفیت یکنواخت تصاویر تضمین شود. سامانه تصویربرداری شامل سه بخش اصلی بستر عکس‌برداری، دوربین و رایانه همراه با نرم‌افزار مربوطه است (شکل ۱). این بستر دارای فضای داخلی سفیدی بود که توسط چهار لامپ هالوژن ۴۴ واتی روشن می‌شد و یک صفحه آکریلیک در زیر لامپ‌ها قرار داده شده بود تا نوردهی غیرمستقیم را فراهم کند. یک دوربین کانن مدل SX-26 (با رزولوشن ۱۲/۱ مگاپیکسل، ساخت ژاپن) به صورت عمودی و در فاصله ثابت ۴۰ سانتیمتری از لنز تا نمونه، در بالای آن نصب شده بود تا تهیه استاندارد تصاویر را تضمین نماید. پارامترهای تنظیم دوربین شامل حساسیت ISOبرابر ۲۰۰، فاصله کانونی[1] معادل ۱۲ میلی‌متر، حداکثر دیافراگم F/3.5 و سرعت شاتر ۱/۱۰۰ ثانیه در نظر گرفته شد تا میدان دید مناسب و عمق میدان کافی برای ثبت جزئیات بذرها فراهم گردد. تمام تصاویر نهایی به ابعاد ۲۲۴×۲۲۴ پیکسل تغییر اندازه داده شدند تا قابلیت پردازش توسط معماری‌های یادگیری عمیق را داشته باشند. زمینه (بک‌گراند) تمام تصاویر یکنواخت انتخاب شد تا کنتراست بذرها افزایش یافته و فرآیند تقسیم‌بندی[2] با دقت بیشتری انجام پذیرد.

در مجموع ۹۳۷۴ تصویر از بذر پنج رقم ذرت تهیه شد و هر تصویر بر اساس رقم متناظر خود برچسب‌گذاری گردید. مراحل پیش‌پردازش شامل تغییر مقیاس، چرخش، جابجایی، برش و زوم بود. تمام تصاویر با استفاده از تغییر اندازه به ابعاد ۶۴×۶۴ پیکسل و نرمال‌سازی مقادیر پیکسل در بازه ۰ تا ۱ نرمال‌سازی شدند (شکل ۲). عملیات پیش‌پردازش و افزونه‌سازی تصاویر با استفاده از کلاس ImageDataGenerator در Kerasبا مقادیر مشخص انجام شده است. نرمال‌سازی پیکسل‌ها در بازه (۰،۱) با پارامتر rescale=1./255، تغییر اندازه تمام تصاویر به ابعاد ۶۴×۶۴ پیکسل، چرخش تصادفی[3] حداکثر ۱۰ درجه، جابجایی افقی[4] و عمودی[5] تا ۱۰ درصد، برش تا ۱۰ درصد، زوم[6] تصادفی تا ۱۰ درصد، انعکاس افقی تصادفی[7] برابر True و در نهایت برای نواحی خالی ایجادشده از روش پرکردن nearest استفاده شده است.

این مطالعه یک مقایسه جامع از چندین معماری شبکه عصبی کانولوشنی (شامل MobileNet، DenseNet121، MobileNetV2، NASNetMobile، MobileNetV3Large و MobileNetV3Small) برای طبقه‌بندی تصویر با استفاده از یک مجموعه داده برگ ذرت انجام شد. معماری‌های مختلف مدل CNN در پایتون و با استفاده از TensorFlow و Keras پیاده‌سازی شدند. معماری‌ها به گونه‌ای طراحی شده بود که قدرتمند، انعطاف‌پذیر و کارا باشد و مدیریت مؤثر داده‌ها، آموزش مدل و ارزیابی را تضمین کند.

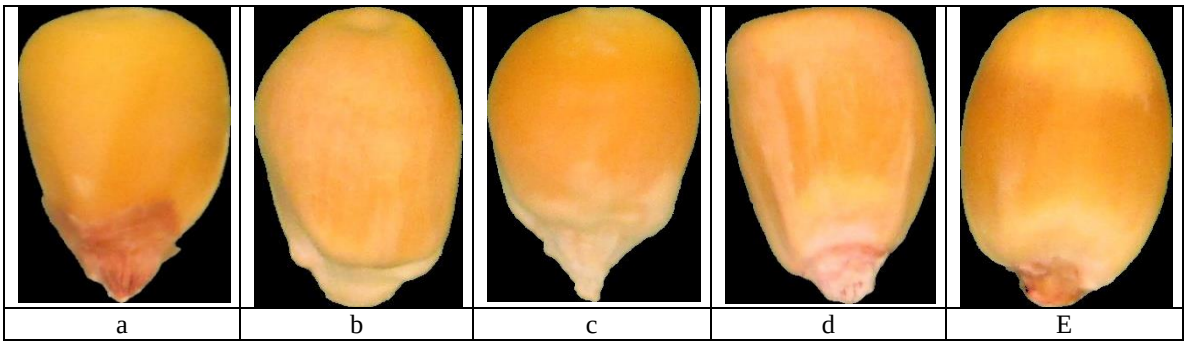
1 - Focal length
2 - Segmentation

3 - Rotation_range
4 - Width_shift_range
5 - Height_shift_range
6 - Zoom_range
7 - Horizontal_flip



شکل (۱) سامانه تصویربرداری مورد استفاده برای ثبت تصاویر بذر ذرت (دوربین، نورپردازی و جایگاه قرارگیری نمونه)

Figure (1) The imaging system (camera, lighting, and sample placement) used for capturing corn seed images



a	b	c	d	E

شکل (۲) تصاویر نمونه از هر یک از پنج رقم بذر ذرت شامل KSC260 (a)، KSC201 (b)، KSC400 (c)، KSC703 (d) و KSC705 (e)

Figure (2) Representative seed images for each of the five corn seed varieties: (a) KSC260, (b) KSC201, (c) KSC400, (d) KSC703, and (e) KSC705

معماری شبکه عصبی کانولوشنی (CNN)

لایه‌های کانولوشنی[1]

این لایه‌ها با استفاده از فیلترها (هسته‌ها)، ویژگی‌ها را از تصاویر ورودی استخراج می‌کنند. ابعاد خروجی هر لایه کانولوشنی به صورت رابطه (۱) محاسبه می‌شود.

$$O_w = \frac{W - F_w + 2P}{S_w} + 1 \; and \; O_h = \frac{H - F_h + 2P}{S_h} + 1 \quad (۱)$$

در این رابطه O_w عرض خروجی، O_h ارتفاع خروجی، W عرض ورودی، F_w عرض فیلتر، F_h ارتفاع فیلتر، P مقدار حاشیه گذاری[2]، S_w گام [3] در جهت عرض، S_h گام در جهت ارتفاع می‌باشد. فیلتر در این لایه، یک آرایه دوبعدی است که می‌تواند در اندازه‌های ۵×۵، ۳×۳ یا ۱×۱ باشد. نقشه ویژگی[4] مورد استفاده در لایه فعال‌سازی، از فرآیند کانولوشن تصویر ورودی با فیلتر هسته[5] در این لایه به دست می‌آید (۱۷ و ۱۸).

تابع فعال‌سازی[6]

مقدار خروجی تابع ReLU اگر ورودی x کوچک‌تر از صفر باشد، صفر خواهد بود و اگر مقدار ورودی x بزرگ‌تر یا مساوی صفر باشد، خروجی برابر با مقدار x

1 - Conv2D
2 - Padding
3 - Stride
4 - Feature Map
5 - kernel filter
6 - ReLU

می‌شود (۱۵ و ۳۲). تابع فعال‌سازی ReLU غیرخطی بودن را به شبکه معرفی می‌کند و به صورت رابطه (۲) تعریف می‌شود.

$$ReLU(x)= \max(0, x) \quad (۲)$$

که x مقدار ورودی یک پیکسل، f(x) تابع ReLU است.

لایه‌های تجمیع[1]

این لایه‌ها ابعاد فضایی نقشه‌های ویژگی را کاهش داده و اطلاعات اصلی را حفظ می‌کنند، در حالی که پیچیدگی محاسباتی را کم می‌کنند. لایه تجمیع که به عنوان زیرنمونه‌برداری یا کاهش ابعاد نیز شناخته می‌شود، ابعاد نقشه ویژگی را بدون از دست دادن اطلاعات مهم کاهش می‌دهد (۲۳). اندازه خروجی به صورت رابطه (۳) محاسبه می‌شود.

$$\text{Pooling layers} = \left|\left(\frac{(W-F)}{S}+1\right)\right| \quad (۳)$$

که در این رابطه W اندازه تصویر ورودی، F اندازه فیلتر و S گام[2] است.

لایه‌های حذف تصادفی[3]

این لایه‌ها در طول آموزش، بخشی از نورون‌ها را به صورت تصادفی غیرفعال می‌کنند تا از بیش‌برازش[4] جلوگیری کنند.

لایه‌های خطی سازی[5] و چگال[6]

لایه خطی سازی، نقشه‌های ویژگی دوبعدی را به یک بردار یک‌بعدی تبدیل می‌کند، در حالی که لایه‌های چگال استدلال سطح بالا و طبقه‌بندی را انجام می‌دهند.

آموزش و ارزیابی

مجموعه داده به صورت تصادفی به سه بخش آموزش (۶۱۱۴ تصویر ۶۵٪)، اعتبارسنجی (۱۸۷۵ تصویر ۲۰٪) و آزمون (۱۳۸۵ تصویر ۱۵٪) تقسیم شد. به منظور تضمین قابلیت تکرارپذیری نتایج، مقدار تصادفی ثابت[7] برابر با ۶۲ برای تمام عملیات‌های تصادفی در پایتون، NumPy و TensorFlow در نظر گرفته شد. فرآیند آموزش مدل‌ها با بهینه‌ساز Adam و نرخ یادگیری ۰/۰۰۰۱ انجام شد و برای مدیریت عدم تعادل احتمالی داده‌ها، از تابع زیان وزنی بر اساس تعادل کلاس‌ها[8] بهره گرفته شد. به منظور جلوگیری از بیش‌برازش، از تنظیم L2 با ضریب ۰/۰۰۰۱ و با نرخ حذف تصادفی[9] ۰/۴ استفاده شد.

هر معماری با وزن‌های پیش‌آموخته شده روی مجموعه‌داده ImageNet مقداردهی اولیه شد و لایه‌های انتهایی آن با ثابت نگه داشتن لایه‌های ابتدایی، تحت تنظیم دقیق[10] قرار گرفت. برای بهبود توانایی تعمیم‌دهی مدل‌ها، از تکنیک‌های افزونه‌سازی داده‌ها شامل چرخش، جابجایی، برش، بزرگنمایی و قرینه‌سازی استفاده شد. مدل‌ها به مدت ۵۰ دوره[11] اندازه دسته[12] ۳۲ آموزش دیدند. در طول آموزش، از مکانیزم توقف زودهنگام[13] برای جلوگیری از بیش‌برازش و ذخیره‌سازی بهترین مدل[14] بر اساس عملکرد روی داده‌های اعتبارسنجی استفاده گردید.

پیاده‌سازی شامل مکانیزم‌های پیشرفته فراخوانی مانند ReduceLROnPlateau با ضریب (factor=0.5 و patience=3) بود برای تنظیم تطبیقی نرخ یادگیری بود. این آزمایش، مصورسازی‌های گسترده‌ای از جمله منحنی‌های آموزش اعتبارسنجی، تمام مدل‌ها روی یک مجموعه آزمایشی یکسان با حالت shuffle=False ارزیابی شدند تا مقایسه‌ای یکنواخت تضمین شود و نتایج به صورت نظام‌مند در فضای ابری گوگل ذخیره گردیدند تا برای تحلیل‌های بیشتر در دسترس باشند.

---

1 - MaxPooling2D
2- Stride
3 - Dropout
4 - Overfitting
5 - Flatten
6 - Dense

7 - Seed
8 - Class_weight='balanced'
9 - Dropout rate
10 - Fine-tuning
11 - Epoch
12 - Batch size
13 - Early Stopping
14 - Model Checkpointing

جدول (۱) توزیع داده‌های آموزش و اعتبارسنجی برای پنج کلاس بذر ذرت

Table (1) Distribution of training and validation data for the five corn seed classes.

شماره NO.	نام کلاس Classes Names	مجموعه آموزش Training Set	مجموعه اعتبارسنجی Validation Set	تعداد کل Number
1	KSC201	703	220	923
2	KSC260	1442	396	1838
3	KSC400	1441	434	1875
4	KSC703	1419	440	1859
5	KSC705	1100	385	1485
	Total	6105	1875	7980

تابع زیان مورد استفاده، آنتروپی متقاطع دسته‌بندی پراکنده[1] بود که به صورت رابطه (۴) تعریف می‌شود.

$$Loss(L) = -\sum_{m=1}^{N} y_{im} \log p_{im} \quad (۴)$$

که N نشان‌دهنده تعداد کلاس‌ها به شرط (N > 2)، y یک بردار باینری است که برچسب‌گذاری صحیح کلاس m برای مشاهده i را نشان می‌دهد، p احتمال پیش‌بینی تعلق مشاهده i به کلاس m است (۳۵).

معیارهای ارزیابی

معیارهای ارزیابی برای مدل‌های طبقه‌بندی یادگیری ماشین به‌کار می‌روند تا مشخص شود الگوریتم‌های مبتنی بر CNN در یک زمینه خاص تا چه حد خوب عمل می‌کنند. این معیارها عبارتند از:

دقت[2]

دقت، نسبت تعداد کل پیش‌بینی‌های صحیح به تعداد کل نمونه‌هاست که از مجموع نمونه‌های مثبت صحیح و نمونه‌های منفی صحیح به‌دست می‌آید.

$$Accuracy = \frac{TP}{TP+FP+FN+TN} \quad (۵)$$

در اینجا مثبت واقعی (TP) مقدار واقعی و مقدار پیش‌بینی‌شده هر دو مثبت هستند. منفی کاذب (FN) مقدار واقعی مثبت است، اما پیش‌بینی به اشتباه منفی انجام شده است. مثبت کاذب (FP) مقدار واقعی منفی است، اما پیش‌بینی به اشتباه مثبت انجام شده است. منفی واقعی (TN) مقدار واقعی و مقدار پیش‌بینی‌شده هر دو منفی هستند (۲۶).

صحت[3]

صحت، معیاری است که نسبت پیش‌بینی‌های مثبت صحیح را به کل مواردی که مثبت پیش‌بینی شده‌اند می‌سنجد. این معیار از تقسیم تعداد مثبت‌های واقعی بر مجموع مثبت‌های واقعی و مثبت‌های کاذب محاسبه می‌شود.

$$\text{precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (۶)$$

بازیابی[4]

حساسیت، نسبت نمونه‌های مثبت واقعی را که توسط مدل به درستی شناسایی شده‌اند، اندازه‌گیری می‌کند. و به صورت رابطه (۷) محاسبه می‌شود.

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP+FN} \quad (۷)$$

ویژگی[5]

ویژگی، نسبت نمونه‌های منفی واقعی را که توسط مدل به درستی به عنوان منفی شناسایی شده‌اند، اندازه‌گیری می‌کند. این معیار، توانایی مدل را در شناسایی صحیح نمونه‌های منفی نشان می‌دهد.

1 - Sparse Categorical Cross-Entropy
2 - Accuracy
3 - Precision
4 - Recall
5 - Specificity

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{TN+FP} \quad (۸)$$

امتیاز F1[1]

امتیاز F1 معیاری است که صحت و حساسیت را در یک مقدار واحد ترکیب می‌کند. این معیار، میانگین همساز (هندسی) صحت و حساسیت است و معیاری متعادل از عملکرد مدل ارائه می‌دهد.

$$F1 - Score = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} - \text{Recall}} \quad (۹)$$

امتیاز F1 بالا (نزدیک به ۱) نشان می‌دهد که مدل هم صحت بالا و هم حساسیت بالایی دارد، به این معنی که در شناسایی صحیح نمونه‌های مثبت خوب عمل می‌کند و همزمان مثبت‌های کاذب و منفی‌های کاذب را به حداقل می‌رساند. امتیاز F1 پایین (نزدیک به صفر) نشان می‌دهد که یا صحت، یا حساسیت (یا هر دو) ضعیف هستند.

ماتریس اغتشاش[2]

ماتریس درهم‌ریختگی نمایشی جدولی از پیش‌بینی‌های یک مدل است که مقادیر مثبت واقعی (TP)، منفی واقعی (TN) ، مثبت کاذب (FP) و منفی کاذب (FN) را برای هر کلاس خلاصه می‌کند. این ماتریس تجزیه‌ای دقیق از عملکرد مدل ارائه می‌دهد و ارزیابی دقت طبقه‌بندی را امکان‌پذیر می‌سازد. از برچسب‌های پیش‌بینی‌شده روی مجموعه آزمون برای تولید ماتریس درهم‌ریختگی و گزارش طبقه‌بندی استفاده شد که بینشی از اثربخشی مدل در تمایز بین کلاس‌ها به دست می‌دهد.

سطح زیر منحنی[3]

منحنی AUC-ROC یک معیار مهم برای ارزیابی مدل‌های طبقه‌بندی دودویی یا چندکلاسه است که توانایی مدل را در تمایز بین کلاس‌ها از طریق مساحت زیر منحنی اندازه‌گیری می‌کند (۳۵).

1 - F1 Score
2 - Confusion Matrix
3 - AUC-ROC

نتایج و بحث

بر اساس داده‌های جدول ۲ که عملکرد کلی معماری‌های مختلف را مقایسه می‌کند، مدل MobileNet با دقت ۹۷/۰۴ درصد، صحت ۹۶/۶۶ درصد، حساسیت ۹۶/۷۰ درصد، ویژگی ۹۹/۲۷ درصد و امتیاز F1 ۹۶/۶۷ درصد عنوان بهترین مدل شناخته شد. بعد از مدل MobileNet، مدل DenseNet121 با بیشترین مقادیر صحت، حساسیت، ویژگی و امتیاز F1 رتبه دوم را داشت و خود را به عنوان یک رقیب جدی و قابل اطمینان تثبیت می‌نماید. شو و همکاران[4] (۲۰۲۲) نیز در پژوهش خود از دو مدل MobileNet و DenseNet121 برای شناسایی و طبقه‌بندی بذر ذرت استفاده کردند و مدل MobileNet با دقت ۹۸/۵۸ و امتیاز F1 ۹۷/۵۷ درصد و DenseNet121 دقت ۹۷/۱۳ و امتیاز F1 ۹۳/۸۸ درصد عملکرد خوبی در طبقه‌بندی و شناسایی ارقام ذرت داشتند (۴۱).

مدل MobileNetV3Small با دقت ۹۵/۰۲ درصد برتری خود را نسبت به MobileNetV3Large با دقت ۹۳/۴۳ درصد نشان داد که این نشان دهنده کارایی بالاتر MobileNetV3Small در حفظ تعادل مناسب بین معیارهای مختلف است. مدل MobileNetV2 دقت ۹۳/۱۴ درصد و امتیاز F1 برابر ۹۲/۷۱ درصد، صحت نسبتاً بالا (۹۳/۸۹ درصد) و حساسیت (۹۲/۳۸ درصد) را نشان داد (جدول ۲). محققان دیگر نیز از MobileNetV2 برای شناسایی بیماری در ارقام ذرت استفاده کردند و بر اساس نتایج آن‌ها این مدل به دقت ۸۹/۹۹ درصد رسید (۲).

آخرین رتبه مدل NASNetMobile با دقت ۸۷/۰۸ درصد و امتیاز F1 کلی ۸۶/۲۲ درصد را داشت. یکنواختی بالا در مقادیر ویژگی (Specificity) بین (۹۶/۷۷ تا ۹۹/۲۷ درصد) در تمامی مدل‌ها مشاهده می‌شود که توانایی عمومی آن‌ها در تشخیص درست نمونه‌های منفی را تأیید می‌کند. بنابراین، تفاوت اصلی میان مدل‌ها در تشخیص نمونه‌های مثبت و حفظ تعادل کلی میان معیارهاست.

4- Xu *et al*

یافته‌های این پژوهش با مطالعه دیگر پژوهشگران بر روی طبقه‌بندی بیماری برگ سویا (شامل ۶۰۰۰ تصویر در پنج کلاس) همسو است. که بر اساس نتایج آنها MobileNetV2 با دقت ۹۶/۶۷ و F1-score ۹۶/۶۸ درصد، عملکرد بهتری نسبت به NASNetMobile داشت، در حالی که NASNetMobile با همان شرایط آزمایشی (نرخ یادگیری ۰/۰۰۰۱) دقت ۸۶/۳۳ و F1-score ۸۶/۴۰ درصد داشت (۲۵). بر اساس این نتایج کلی عملکرد ضعیف‌تر NASNetMobile در مقابل MobileNetV2 تصادفی نبوده و ریشه در ویژگی‌های ساختاری این معماری‌ها دارد.

بر اساس نتایج جدول ۳ که به بررسی مقایسه‌ای عملکرد مدل‌های یادگیری عمیق در ۵ کلاس (KSC705، KSC703، KSC400، KSC260 و KSC201) پرداخته است. برای مدل MobileNet، بیشترین مقدار در کلاس KSC703 با دستیابی به امتیاز F1 برابر با ۹۸/۴۲ درصد مشاهده شد. همچنین بر اساس نتایج ارزیابی مقایسه‌ای شش مدل یادگیری عمیق نشان از برتری آشکار مدل MobileNet است که با کسب بالاترین امتیاز در کلیه معیارهای کلیدی عملکردی متعادل و قوی را داشت و توانایی بالایی در تشخیص صحیح نمونه‌ها در این مجموعه داده و کلاس‌ها دارد (جدول ۲). مدل معماری DenseNet121 با عملکردی خوب در رتبه دوم قرار گرفت. این مدل نیز در اکثر کلاس‌ها امتیازات بالایی کسب کرده است، به ویژه در کلاس KSC260 به بالاترین امتیاز F1 ۹۸/۱۳ درصد دست یافت که نشان‌دهنده دقت و حساسیت بالای آن در این کلاس است.

در مطالعه کورکماز و همکاران[1] (۲۰۲۵) نیز مقایسه‌ای جامع از معماری‌های مختلف یادگیری عمیق برای طبقه‌بندی چهار نوع بیماری برگ ذرت انجام شد. نتایج این پژوهش نشان داد که مدل DenseNet121 با دقت ۹۸/۳ درصد بهترین عملکرد و MobileNetV2 با دقت ۹۶/۷ درصد به عنوان گزینه‌ای مناسب برای طبقه‌بندی چهار نوع بیماری برگ ذرت را داشت. این نتایج نشان می‌دهد که مدل‌هایی مانند DenseNet به دلیل استخراج مؤثر ویژگی‌های عمیق، عملکرد بهتری در طبقه‌بندی بیماری‌ها و ارقام ذرت دارند (۲۱).

الگوی عملکرد MobileNetV2 در کلاس KSC201 در عین دستیابی به صحت عالی (۹۶/۶۴ درصد) اما Recall نسبتاً پایینی (۸۱/۸۲ درصد) داشت که نشان‌دهنده تمایل آن به کاهش خطای مثبت کاذب و از دست دادن برخی موارد مثبت واقعی است. در میان مدل‌های بهینه‌شده، MobileNetV3Small عملکردی برتر از MobileNetV3Large را نشان داد که این امر به‌ویژه در کلاس KSC705 مشخص است. بر اساس نتایج محققان دیگر نیز عملکرد بهتر MobileNetV3-Small در مقایسه با MobileNetV3-Large گزارش شده است که نشان دهنده رابطه میان ظرفیت مدل و پیچیدگی داده‌های آموزشی نسبت دادند (۲۴).

ضعیف‌ترین عملکرد کلی متعلق به NASNetMobile بود که با دقت کلی ۸۷/۰۸ درصد و امتیاز F1 ۷۷/۰۵ درصد در کلاس KSC201، برای این کاربرد خاص نامناسب تشخیص داده شد. بر اساس جدول ۳ کلاس KSC260 به‌طور پیوسته پایدارترین نتایج در تمام مدل‌ها را دارا بود، در حالی که کلاس KSC705 بیشترین تغییرپذیری را ایجاد نمود و نشان‌دهنده دشواری بیشتر در طبقه‌بندی دقیق نمونه‌های این کلاس برای اکثر مدل‌هاست. به‌طوری‌که مدل‌هایی مانند MobileNetV2 در این کلاس به Recall بسیار بالا (۹۹/۲۴ درصد) اما Precision به‌طور قابل‌توجه پایین (۷۷/۷۴ درصد) دست یافتند. در نهایت، بر اساس عملکرد تمامی معماری‌های بکار رفته به ترتیب، MobileNet و DenseNet121 به عنوان گزینه‌های قابل‌اعتماد برای حداکثر دقت، و MobileNetV3Small به عنوان مدلی که همزمان دقت و کارایی بهینه می‌کند پیشنهاد می‌شوند. محققان دیگری نیز از معماری‌های مختلف طبقه‌بندی و شناسایی ارقام ذرت استفاده کردند (۲۸).

1- Korkmaz *et al*

جدول (۲) تحلیل عملکرد هر یک از شش مدل یادگیری عمیق (MobileNet، DenseNet121، MobileNetV2، NASNetMobile، MobileNetV3Large و MobileNetV3Small) به تفکیک پنج رقم بذر ذرت (KSC260، KSC201، KSC400، KSC703 و KSC705)

Table (2) Class-wise performance analysis of six deep learning models (MobileNet, DenseNet121, MobileNetV2, NASNetMobile, MobileNetV3Large, and MobileNetV3Small) across five corn seed varieties (KSC260, KSC201, KSC400, KSC703, KSC705)

معماری‌ها	دقت	صحت	حساسیت	ویژگی	امتیاز F1
Architects	Accuracy%	Precision%	Recall %	Specificity%	F1 Score%
MobileNet	97.04	96.66	96.70	99.27	96.67
DenseNet121	95.96	95.76	95.16	99.01	95.41
MobileNetV2	93.14	93.89	92.38	98.32	92.71
NASNetMobile	87.08	86.27	86.64	96.77	86.22
MobileNetV3Small	95.02	94.97	93.82	98.80	94.20
MobileNetV3Large	93.43	93.93	92.48	98.40	92.82

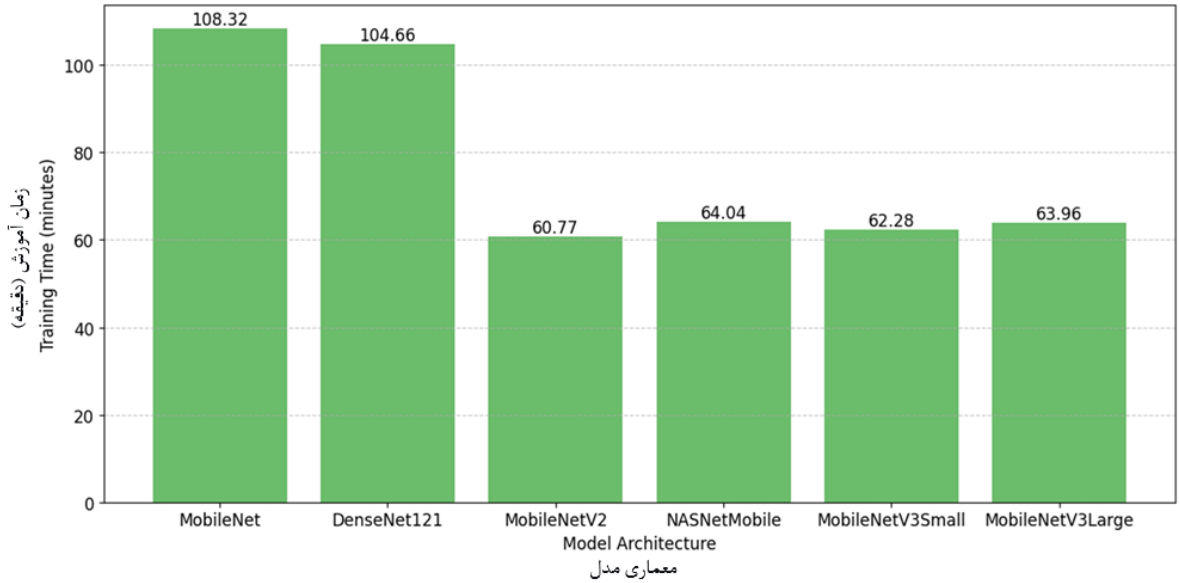
جدول (۳) تحلیل مقایسه‌ای عملکرد مدل‌های یادگیری عمیق در کلاس‌های مختلف

Table (3) Comparative Performance Analysis of Deep Learning Models Across Different Classes

معماری‌ها	کلاس	صحت	حساسیت	ویژگی	امتیاز F1
Architects	Class	Precision	Recall	Specificity%	F1 Score%
MobileNet	KSC201	0.927	0.9375	0.9892	0.9322
	KSC260	0.9642	0.9966	0.9899	0.9801
	KSC400	0.9787	0.9758	0.9934	0.9772
	KSC703	0.9904	0.978	0.9972	0.9842
	KSC705	0.9728	0.947	0.9938	0.9597
DenseNet121	KSC201	0.9444	0.8693	0.9926	0.9053
	KSC260	0.9931	0.9697	0.9982	0.9813
	KSC400	0.9527	0.9758	0.9848	0.9641
	KSC703	0.9842	0.9811	0.9953	0.9827
	KSC705	0.9137	0.9621	0.9786	0.9373
MobileNetV2	KSC201	0.9664	0.8182	0.9959	0.8862
	KSC260	0.9929	0.9461	0.9982	0.969
	KSC400	0.9708	0.9061	0.9915	0.9373
	KSC703	0.987	0.956	0.9963	0.9712
	KSC705	0.7774	0.9924	0.9331	0.8719
NASNetMobile	KSC201	0.7421	0.8011	0.9595	0.7705
	KSC260	0.9477	0.9158	0.9862	0.9315
	KSC400	0.9123	0.7879	0.9763	0.8455
	KSC703	0.9582	0.9371	0.9878	0.9475
	KSC705	0.7532	0.8902	0.9313	0.816
MobileNetV3Small	KSC201	0.9527	0.8011	0.9942	0.8704
	KSC260	0.9799	0.9832	0.9945	0.9815
	KSC400	0.9664	0.9576	0.9896	0.9619
	KSC703	0.9748	0.9717	0.9925	0.9732
	KSC705	0.8746	0.9773	0.967	0.9231
MobileNetV3Large	KSC201	0.9592	0.8011	0.995	0.8731
	KSC260	0.9861	0.9562	0.9963	0.9709
	KSC400	0.9739	0.903	0.9924	0.9371
	KSC703	0.9841	0.9748	0.9953	0.9795
	KSC705	0.7933	0.9886	0.9393	0.8803

در کنار دقت، سنجش کارایی محاسباتی مدل‌ها برای استقرار در محیط‌های با منابع محدود مانند گوشی‌های ضروری است. در این مطالعه، مبادله trade-off بین دقت و کارایی محاسباتی برای شش معماری شامل MobileNet، MobileNetV2، MobileNetV3Small، MobileNetV3Large، DenseNet121 و NASNetMobile مورد بررسی قرار گرفته است (شکل ۳). نتایج نشان دهنده این موضوع بود مدل MobileNet پایه با دقت ۹۷/۰۴ درصد و زمان ۱۰۸/۳۲ دقیقه و بیشترین زمان آموزش را دارد و سپس مدل DenseNet121 با دقت ۹۵/۹۶ درصد و ۱۰۴/۶۶ دقیقه در رتبه دوم قرار می‌گیرد، در سوی دیگر، مدل MobileNetV3Small با دقت ۹۵/۰۲ درصد و زمان آموزش ۶۲/۲۸ دقیقه، تعادل بهتری بین دقت و کارایی ارائه می‌دهد. مدل‌های MobileNetV2 دقت ۹۳/۱۴ درصد، زمان ۶۰/۷۷ دقیقه، NASNetMobile دقت ۸۷/۰۸ درصد، زمان ۶۴/۰۴ دقیقه و MobileNetV3Large دقت ۹۳/۴۳ درصد، زمان ۶۳/۹۶ دقیقه در محدوده میانی قرار دارند.

این نتایج وجود یک مبادله آشکار trade-off بین دقت بالا و کارایی محاسباتی را تأیید می‌کند، به‌طوری‌که مدل‌های سنگین‌تر مانند DenseNet121 با وجود دقت بالاتر، زمان آموزش و حافظه مصرفی بیشتری نیاز دارند، در حالی که مدل‌های سبک‌تر مانند MobileNetV3Small با کاهش جزئی در دقت (حدود ۱/۴ درصد)، زمان آموزش بسیار کمتری (حدود ۳۸ دقیقه کمتر) داشته و برای استقرار عملی و کاهش مصرف انرژی گزینه مناسب‌تری هستند. در محیط‌هایی با محدودیت محاسباتی، مدل‌های سبک‌تر با وجود دقت اندکی پایین‌تر، به دلیل مصرف انرژی کمتر و پاسخ‌دهی سریع‌تر گزینه مناسب‌تری هستند، در حالی که برای کاربردهایی که دقت حداکثری اولویت دارد (مانند آزمایشگاه‌های مرجع)، مدل‌های سنگین‌تر با وجود هزینه محاسباتی بالاتر قابل توجیه می‌باشند. بنابراین، انتخاب معماری مناسب به کاربرد نهایی بستگی دارد و باید دقت و هزینه محاسباتی به‌صورت هم‌زمان در نظر گرفته شوند (شکل ۳).



شکل (۳) مقایسه عملکرد و زمان آموزش برای شش معماری شبکه عصبی (MobileNet، DenseNet121، MobileNetV2، NASNetMobile، MobileNetV3Large و MobileNetV3Small) در طبقه‌بندی پنج رقم بذر ذرت

Figure (3) Performance and Training Time Comparison for six neural network architectures (MobileNet, DenseNet121, MobileNetV2, NASNetMobile, MobileNetV3Large, and MobileNetV3Small) for classifying five corn seed varieties

شکل ۴ مقایسه‌ای جامع از روند آموزش و اعتبارسنجی شش معماری شبکه عصبی به‌کاررفته در این مطالعه را ارائه می‌کند. همان‌طور که در نمودارهای موازی نمایش داده شده، تمامی مدل‌ها با دقت اولیه‌ای در حدود ۰/۳ تا ۰/۴ شروع شده و طی ۵۰ دوره به محدوده دقت ۰/۰۸ و تا ۰/۹ همگرا شده‌اند. با این حال، تفاوت‌های قابل‌توجهی در الگوی همگرایی، پایداری یادگیری و عملکرد تعمیم‌پذیری میان معماری‌ها مشاهده می‌شود. معماری MobileNet بهترین عملکرد را در میان مدل‌های بررسی‌شده نشان داد. این مدل با سریع‌ترین نرخ همگرایی، شیب یادگیری پایدار و دقت نهایی بالاتر، توانست به حدود ۹۰ درصد دقت آموزش و نزدیک به ۸۵ درصد دقت اعتبارسنجی برسد. چنین نتایجی بیانگر توان بالای این شبکه در استخراج ویژگی‌های کلیدی بذرهای ذرت و حفظ عملکرد مناسب بر روی داده‌های دیده‌نشده است.در مقابل، MobileNetV2، MobileNetV3Small و DenseNet121 اگرچه دقت نهایی قابل قبولی ارائه کردند، اما سرعت همگرایی آن‌ها پایین‌تر بود و به تدریج به سطح عملکرد مطلوب رسیدند.

از میان این مدل‌ها، NASNetMobile ضعیف‌ترین تعمیم‌پذیری را ثبت کرد، به‌طوری که اختلاف قابل توجه میان دقت آموزش و اعتبارسنجی، همراه با نوسانات زیاد در خطای اعتبارسنجی پس از حدود ۲۰ دوره، نشان‌دهنده بیش‌برازش و ناپایداری یادگیری در این معماری است. عملکرد ضعیف NASNetMobile و سرعت یادگیری کمتر MobileNetV2 کاربرد آن‌ها را در این زمینه محدود می‌سازد. این یافته‌ها می‌توانند در انتخاب معماری‌های بهینه برای تحقیقات آتی و کاربردهای عملی مشابه نقش تعیین‌کننده‌ای داشته باشند.

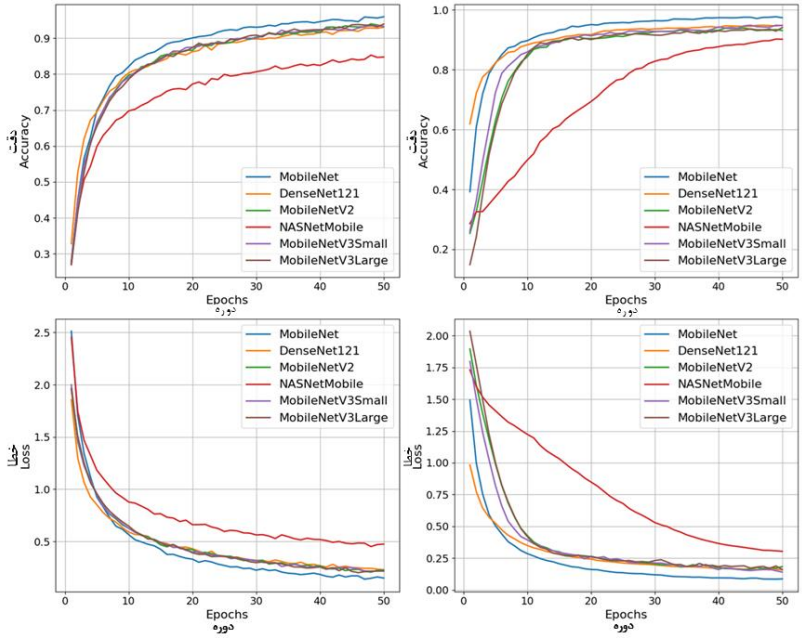
یافته‌های پژوهش ژائو و همکاران[1] (۲۰۲۵) در طبقه‌بندی بذرهای ذرت نشان می‌دهد که DenseNet121 با دقت نهایی ۹۵ درصد، عملکرد پایدار و قابل پیش‌بینی در طول آموزش از خود بروز می‌دهد، که کارایی ساختار اتصال متراکم آن را در استخراج ویژگی‌ها تأیید می‌کند. در مقابل، MobileNetV3 افزایش دقت کندتر و نوسانات بیشتری در مراحل اولیه آموزش دارد و دقت نهایی آن پایین‌تر تثبیت می‌شود، که نشان‌دهنده‌ی محدودیت آن در استخراج ویژگی‌های پیچیده‌تر نسبت DenseNet121 است (۴۳). براساس نتایج دیگر محققان مدل MobileNet-V2 روند یادگیری نسبتاً سریعی را در مراحل اولیه آموزش نشان می‌دهد. این مدل به سرعت قادر است دقت را افزایش دهد. مدل MobileNetV3-Large، عملکرد بسیار خوبی را در طول فرآیند آموزش از خود نشان می‌دهد. این مدل همگرایی سریعی را نشان داد و دقت آن به سرعت افزایش می‌یابد. بر اساس نتایج کلی آن‌ها مدل MobileNetV3-Large قادر است به سطوح دقت بالایی دست یابد و در مقایسه با MobileNet-V2 و DenseNet121، عملکرد قوی‌تری را به نمایش می‌گذارد (۵).

بر اساس شکل ۵ که به بررسی جامع معماری‌های مختلف با استفاده از منحنی‌های ROC می‌باشد، عملکرد کلیه معماری‌های مورد بررسی در تمایز بین کلاس‌ها در سطحی عالی قرار دارد. مقادیر مساحت زیر منحنی AUC که معیاری کلیدی برای سنجش توانایی تشخیص مدل در تمامی آستانه‌های ممکن است، این برتری را کمی می‌سازد. مدل‌های MobileNet، DenseNet121، MobileNetV3Small و MobileNetV3Large همگی به امتیاز ایده‌آل AUC=1 دست یافتند این مقدار نشان می‌دهد که مدل‌ها در داده‌های آزمون توانسته‌اند به حساسیت کامل (نرخ مثبت واقعی یک) همراه با اختصاصی بودن کامل (نرخ مثبت کاذب صفر) در محدوده داده‌های آزمون است.

مدل‌های MobileNetV2 و NASNetMobile به‌ترتیب با مقدار AUC ۰/۹۹ و ۰/۹۸ نیز اگرچه اندکی پایین‌تر از امتیاز ایده‌آل، اما همچنان عملکردی بسیار قوی را ثبت نموده‌اند. این نتایج نشان‌دهنده آن است که تمامی این معماری‌ها قادرند یک جداسازی بهینه بین

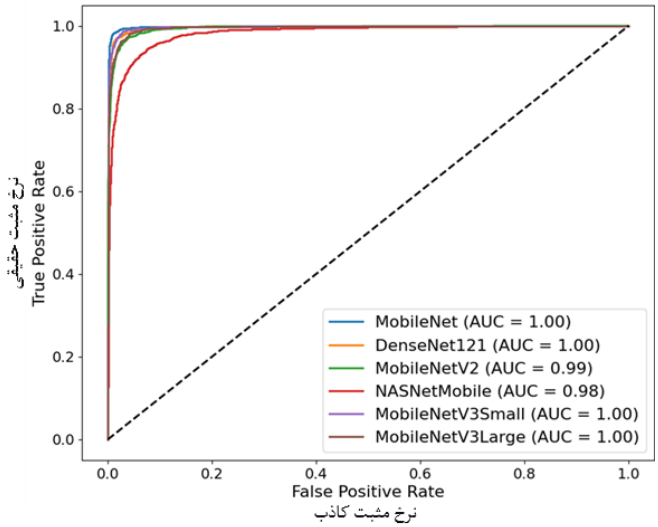
1- Zhao *et al*

کلاس‌های مثبت و منفی در فضای ویژگی ایجاد کنند. که AUC بالای این مدل‌ها، آنها را برای سیستم‌های حساس و حیاتی که تعادل بین شناسایی صحیح و جلوگیری از خطاهای هشدار اهمیت حیاتی دارد، مناسب ساخته است (شکل ۵). این یافته در کنار نتایج قبلی، موقعیت MobileNet و MobileNetV3 را به عنوان گزینه‌های پیشرو هم از نظر دقت طبقه‌بندی و هم از نظر قابلیت اطمینان تشخیص، تثبیت می‌کند.



شکل (٤) مقایسه جامع عملکرد فرایند آموزش و اعتبارسنجی در شش معماری شبکه عصبی به‌کاررفته در این پژوهش

Figure (4) Comprehensive Comparison of the Training and Validation Performance for the Six Neural Network Architectures Used in This Study



شکل(٥) مقایسه‌ای: معماری‌های عصبی بهینه‌شده برای موبایل با عملکرد طبقه‌بندی نزدیک به عالی (AUC ≥ 0.98)

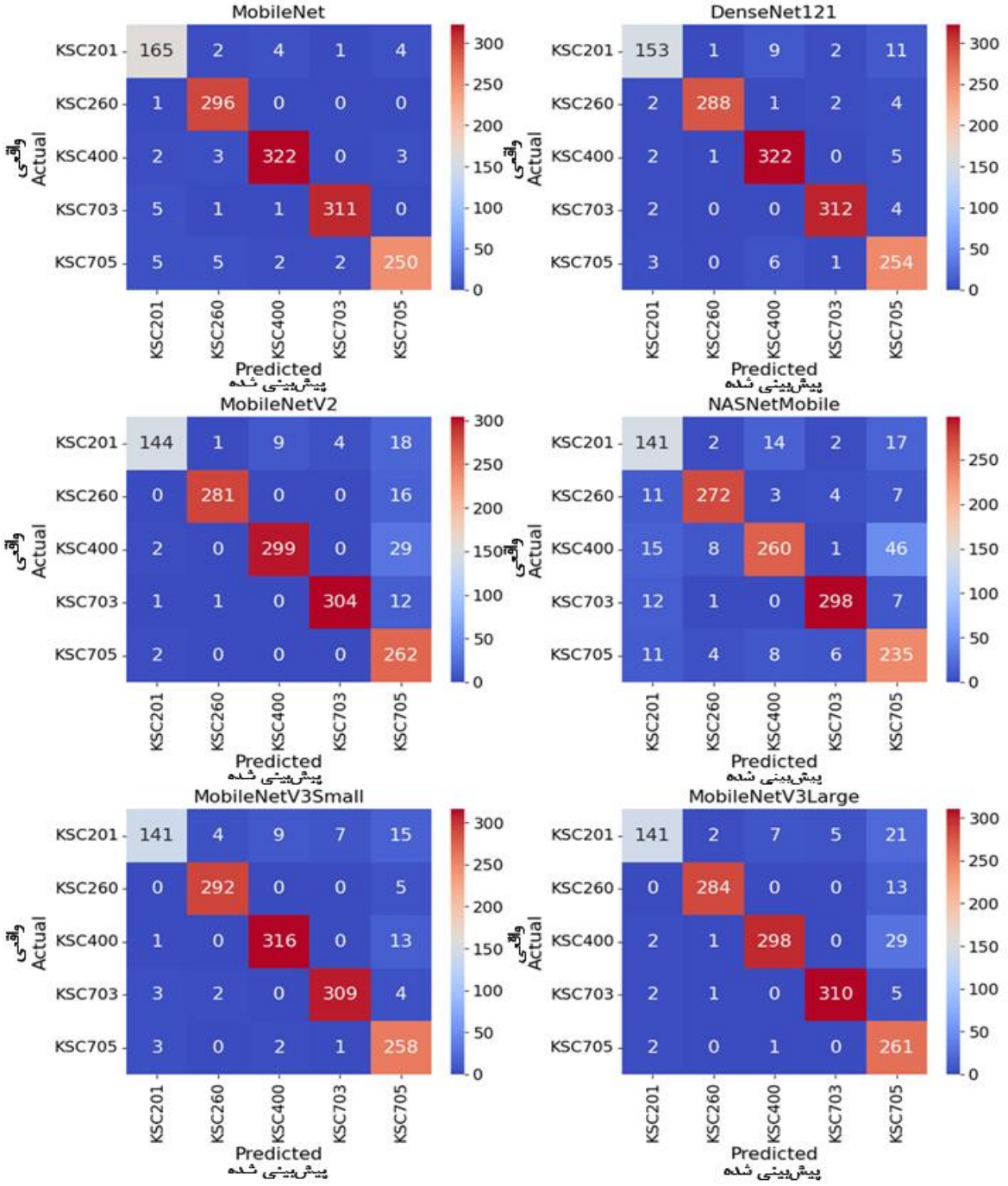
Figure (5) Comparative ROC Curve Analysis: Mobile-Optimized Neural Architectures with Near-Perfect Classification Performance (AUC ≥ 0.98)

برای ارزیابی دقت طبقه‌بندی مدل آموزش‌دیده، از یک ماتریس اغتشاش استفاده شد (شکل ۶). ماتریس اغتشاش به منظور مقایسه معماری‌های (MobileNet، DenseNet121، MobileNetV2، NASNetMobile، MobileNetV3Small و MobileNetV3Large) در ۵ کلاس (KSC705، KSC703، KSC400، KSC260 و KSC201) ترسیم گردید. بر اساس دیگر نتایج در این پژوهش مدل MobileNet به طور کلی قوی‌ترین عملکرد را نشان داد، نتایج ماتریس اغتشاش این معماری توانایی بالای مدل را در تشخیص صحیح اکثر رقم‌ها نشان می‌دهد، به‌ویژه برای KSC260 ۲۹۶ نمونه از ۲۹۷ و KSC400 ۳۲۲ نمونه از ۳۳۰ صحیح پیش‌بینی شدند و نرخ‌های مثبت واقعی بالایی به دست آورد هر چند کلاس‌های KSC201 و KSC705 بیشترین پیش‌بینی‌های غلط را نشان داد. بر اساس شکل ۶ ماتریس اغتشاش برای DenseNet121، توانست در پیش‌بینی صحیح اکثر رقم‌ها خوب عمل کنند با این حال، برخی خطاهای طبقه‌بندی مشاهده شد، به‌خصوص برای KSC201 به‌طوری‌که گاهی با کلاس‌های دیگر اشتباه گرفته شده است.

بر اساس گزارش محققان دیگر ماتریس اغتشاش برای مدل‌های MobileNet و DenseNet121 طبقه‌بندی پنج کلاس بذر ذرت، نشان داد که هر دو مدل عملکرد قابل قبولی داشتند. مدل MobileNet با دقت ۹۸/۹۵ درصد و خطای ۱/۰۵ درصد عملکرد بهتری نسبت به DenseNet121 با دقت ۹۷/۸۳ درصد و خطای ۲/۱۷ درصد نشان داد. همچنین بر اساس ماتریس اغتشاش دو کلاس از پنج کلاس توسط هر دو مدل با دقت ۱۰۰ درصد شناسایی شدند. در مجموع، دقت بالای هر دو مدل، عملکرد خوب آن‌ها را تأیید می‌کند (۴۱).

ماتریس اغتشاش برای مدل MobileNetV2 در کلاس KSC705 ۲۶۲ نمونه از ۲۶۴ پیش‌بینی صحیح و طبقه‌بندی نادرست قابل توجه برای KSC400 و KSC201 را مشخص کرد. مدل NASNetMobile ضعیف‌ترین عملکرد را داشت و ماتریس اغتشاش برای این معماری بیشترین پیش‌بینی‌های نادرست برای ۵ کلاس به ویژه کلاس‌های KSC400 و KSC201 را در بین معماری‌های استفاده شده دراین پژوهش را نشان داد. معماری MobileNetV3Small نسبت به MobileNetV3Large عملکرد بهتری را نشان داد بخصوص برای کلاس KSC260 ۲۹۲ صحیح را پیش‌بینی کرد تعداد پیش‌بینی صحیح بیشتری و تعداد پیش‌بینی غلط کمتری را داشت.

بر اساس نتایج محققان دیگر نیز به این موضوع اشاره کردند که معماری MobileNetV3-Large احتمالاً دچار بیش‌برازش جزئی شده است و مدل به جای یادگیری الگوهای کلی و قابل تعمیم، شروع به حفظ کردن جزئیات خاص داده‌های آموزشی کرده است. در مقابل، MobileNetV3-Small تعادل بهتری میان قدرت بازنمایی ویژگی‌ها و قابلیت تعمیم برای این مسئله خاص برقرار کند (۲۴). تحلیل ماتریس درهم‌ریختگی نیز وجود الگوهای خطای پیوسته بین جفت کلاس‌های KSC201/KSC70 و KSC400/KSC705 را در تمامی معماری‌ها آشکار ساخت که نشان از همپوشانی ویژگی‌های آن‌ها دارد.



شکل (٦) ماتریس اغتشاش (Confusion Matrix) برای هر یک از شش معماری شبکه عصبی (MobileNet، DenseNet121، MobileNetV2، NASNetMobile، MobileNetV3Large و MobileNetV3Small) در طبقه‌بندی پنج رقم بذر ذرت (KSC260، KSC201، KSC400، KSC703 و KSC705)

Figure (6) Confusion matrix for each of the six neural network architectures (MobileNet, DenseNet121, MobileNetV2, NASNetMobile, MobileNetV3Large, and MobileNetV3Small) for classifying five corn seed varieties (KSC260, KSC201, KSC400, KSC703, KSC705)

نتیجه‌گیری

در این مطالعه، عملکرد شش معماری یادگیری عمیق برای طبقه‌بندی پنج کلاس بذر ذرت ارزیابی شد. مدل MobileNet قوی‌ترین عملکرد کلی و مدل DenseNet121 رتبه دوم را کسب کردند. مدل MobileNetV3Smal عملکرد بهتری نسبت به نسخه Large نشان داد. ، در حالی که، NASNetMobile ضعیف‌ترین عملکرد را ثبت کرد. تمام مدل‌ها به جز NASNetMobile به AUC ایده‌آل دست یافتند. در میان کلاس‌های موردبررسی، کلاس KSC260 پایدارترین و کلاس KSC705 دشوارترین کلاس در فرآیند طبقه‌بندی شناخته شد. در نهایت و با توجه به مبادله trade-off بین دقت و کارایی محاسباتی، برای دستیابی به حداکثر دقت مطلق، مدل MobileNet به‌عنوان انتخاب اول توصیه می‌شود. در کاربردهایی که نیاز به تعادل میان دقت و کارایی وجود دارد، مدل DenseNet121 گزینه‌ای مناسب محسوب می‌شود. همچنین برای استقرار در محیط‌های با محدودیت منابع محاسباتی (مانند دستگاه‌های موبایل)، مدل MobileNetV3Small به دلیل حفظ دقت مناسب همراه با کارایی بالاتر، بهترین گزینه است. نتایج این مطالعه می‌تواند به عنوان یک راهنمای عملی برای پژوهشگران و متخصصان حوزه شناسایی و طبقه‌بندی هوشمند انواع محصولات کشاورزی بر پایه یادگیری عمیق به کار گرفته شود.

References

1. Akbarpour, O., Akbari, S., Fanourakis, D., and Taheri-Garavand, A. 2026. Deep learning-based seed variety classification: a case study in maize. BMC Plant Biology, 26, Article 105. https://doi.org/10.1186/s12870-025-07919-3
2. Alkanan, M., and Gulzar, Y. 2024. Enhanced corn seed disease classification: leveraging MobileNetV with feature augmentation and transfer learning. Frontiers in Applied Mathematics and Statistics, 10: 24. https://doi.org/10.3389/fams.2023.1320177.
3. Bora, M. B., Daimary, D., Amitab, K., and Kandar, D. 2020. Handwritten Character Recognition from Images using CNN-ECOC. Procedia Computer Science, 167: 2403–2409. https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.03.293.
4. Chen, J., Zhang, D., Suzauddola, M., Nanehkaran, Y. A., and Sun, Y. 2021. Identification of plant disease images via a squeeze-and-excitation MobileNet model and twice transfer learning. IET Image Processing, 15(5): 1115–1127. https://doi.org/10.1049/ipr2.12090.
5. Chen, Y., Chen, X., Lin, J., Pan, R., Cao, T., Cai, J., Yu, D., Cernava, T., and Zhang, X. 2022. DFCANet: A Novel Lightweight Convolutional Neural Network Model for Corn Disease Identification. Agriculture, 12(12): 2047. https://doi.org/10.3390/agriculture12122047
6. Cinar, A., and Yildirim, M. 2020. Detection of tumors on brain MRI images using the hybrid convolutional neural network architecture. Medical Hypotheses, 139: 109684. https://doi.org/10.1016/j.mehy.2020.109684.
7. Erenstein, O., Jaleta, M., Sonder, K., Mottaleb, K., and Prasanna, B. M. 2022. Global maize production, consumption and trade: trends and R&D implications. Food Security, 14(5): 1295-1319. https://doi.org/10.1007/s12571-022-01288-7E
8. Esteva, A., Chou, K., Yeung, S., Naik, N., Madani, A., Mottaghi, A., Liu, Y., Topol, E., Dean, J., and Socher, R. 2021. Deep learning-enabled medical computer vision. NPJ Digital Medicine, 4(1): 5. https://doi.org/10.1038/s41746-020-00376-2
9. Feng, X., Zhang, H., Zhou, R., Qiao, L., Wei, D., Li, D. D., Zhang, Y. Y., and Zheng, G. Q. 2021. Variety Recognition Based on Deep Learning and Double-Sided Characteristics of Maize Kernel. Journal of System Simulation, 33: 2983–2991. https://doi.org/10.16182/j.issn1004731x.joss.21-FZ0771
10. Gebeyehu, S., and Sintayehu Shibeshi, Z. 2024. Maize seed variety identification model using image processing and deep learning. Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science, 33: 990-998. https://doi.org/10.11591/ijeecs.v33.i2.pp990-998
11. Gong, E. J., Bang, C. S., and Lee, J. J. 2024. Edge Artificial Intelligence Device in Real-Time Endoscopy for Classification of Gastric Neoplasms: Development and Validation Study. Biomimetics, 9: 783. https://doi.org/10.3390/biomimetics9120783
12. He, K., Zhang, X., Ren, S., and Sun, J. 2016. Deep Residual Learning for Image Recognition. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) (pp. 770–778). Las Vegas, NV, USA. https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90
13. Hu, J., Deng, X., Pan, Y., Wang, Y., and Jin, W. 2023. Temporal Encoded Deep Learning Radiomics Model for Preoperative Prediction of Microvascular Invasion in Hepatocellular Carcinoma. Journal of Medical and Biological Engineering, 43(5): 623–632. https://doi.org/10.1007/s40846-023-00829-5
14. Jaithavil, D., Triamlumlerd, S., and Pracha, M. 2022. Paddy Seed Variety Classification Using Transfer Learning Based on Deep Learning. In Proceedings of the 2022 International Electrical Engineering Congress (iEECON) (pp. 1–4). Khon Kaen, Thailand. https://doi.org/10.1109/iEECON53204.2022.9741677
15. Javid, A. M., Das, S., Skoglund, M., and Chatterjee, S. 2021. A ReLU Dense Layer to Improve the Performance of Neural Networks. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2810–2814. https://ieeexplore.ieee.org/document/9414269
16. Jia, S., An, D., Liu, Z., Gu, J., Li, S., Zhang, X., Zhu, D., Guo, T., and Yan, Y. 2015. Variety identification method of coated maize seeds based on near-infrared spectroscopy and chemometrics. Journal of Cereal Science, 63: 21-26. https://doi.org/10.1016/j.jcs.2014.07.003

17. Jiao, L., Liang, M., Chen, H., Yang, S., Liu, H., and Cao, X. 2017. Deep Fully Convolutional Network-Based Spatial Distribution Prediction for Hyperspectral Image Classification. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 55: 5585–5599. https://doi.org/10.1109/TGRS.2017.2710079

18. Khaki, S., Pham, H., Han, Y., Kuhl, A., Kent, W., and Wang, L. 2021. DeepCorn: A semi-supervised deep learning method for high-throughput image-based corn kernel counting and yield estimation. Knowledge-Based Systems, 218: 1-27. https://doi.org/10.1016/j.knosys.2021.106874

19. Khan, E., Rehman, M.Z.U., Ahmed, F., and Khan, M.A. 2021. Classification of Diseases in Citrus Fruits Using SqueezeNet. In Proceedings of the 2021 International Conference on Applied and Engineering Mathematics (ICAEM), London, UK, 7–9 July 2021 (pp. 67–72). https://doi.org/10.1109/ICAEM53552.2021.9547133

20. Kim, P. H., Yoon, H. M., Kim, J. R., Hwang, J.-Y., Choi, J.-H., Hwang, J., Lee, J., Sung, J., Jung, K.-H., Bae, B., Jung, A. Y., Cho, Y. A., Shim, W. H., Bak, B., and Lee, J. S. 2023. Bone Age Assessment Using Artificial Intelligence in Korean Pediatric Population: A Comparison of Deep-Learning Models Trained With Healthy Chronological and Greulich-Pyle Ages as Labels. Korean Journal of Radiology, 24(11): 1151. https://doi.org/10.3348/kjr.2023.0092

21. Korkmaz, A., Tenekeci, M. E., and Çodur, M. Y. 2025. Comparison of Deep Learning Models in Automatic Classification of Corn Seed Diseases Using Leaf Images. PeerJ Computer Science, 11: e2453. https://doi.org/10.7717/peerj-cs.2453

22. Kumar, S., Lamichaney, A., Sripathy, K., Dinni, S., and Kamble, U. R. 2025. Modern molecular techniques to support hybrid seed industry in crop plants. In Hybrid Seed Production for Boosting Crop Yields: Applications, Challenges and Opportunities (pp. 535–557). Springer.

23. Liu, X., Centeno, J., Alvarado, J., and Tan, L. 2022. One Dimensional Convolutional Neural Networks Using Sparse Wavelet Decomposition for Bearing Fault Diagnosis. IEEE Access, 10: 86998–87007. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3199381

24. Maximilliano, W., and Rachmat, N. 2025. Comparative Analysis of MobileNetV3-Large and Small for Corn Leaf Disease Classification. Brilliance: Research of Artificial Intelligence, 5(1). https://doi.org/10.47709/brilliance.v5i1.6259

25. Oka, I. G. R. L., Ariana, A. A. G. B., Peradhayana, W. S., Ginantra, N. L. W. S. R., and Sutarwiyasa, I. K. 2025. Performance Comparison of MobileNetV2 and NASNetMobile Architectures in Soybean Leaf Disease Classification. Indonesian Journal of Data and Science, 6(2). https://doi.org/10.56705/ijodas.v6i2.243

26. Phung, V. H., and Rhee, E. J. 2019. A High-Accuracy Model Average Ensemble of Convolutional Neural Networks for Classification of Cloud Image Patches on Small Datasets. Applied Sciences, 9: 21. https://doi.org/10.3390/app9214500

27. Sarvamangala, D. R., and Kulkarni, R. V. 2022. Convolutional neural networks in medical image understanding: a survey. Evolutionary Intelligence, 15(1): 1–22. https://doi.org/10.1007/s12065-020-00540-3.

28. Setiawan, D. R., Prakasa, E., Al Riza, D. F., Sumarlan, S. H., and Aqil, M. 2025. Deep Learning Approach for the Morphological Differentiation of Corn Seed Types. Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis, 22(2): 70-80. https://doaj.org/article/18d907b5e02740c39a43c3a93be6bece

29. Simonyan, K., and Zisserman, A. 2015. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. In Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Representations (ICLR) (pp. 1–14). San Diego, CA, USA. https://arxiv.org/abs/1409.1556

30. Szegedy, C., Vanhoucke, V., Ioffe, S., Shlens, J., and Wojna, Z. 2016. Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) (pp. 2818–2826). Las Vegas, NV, USA. https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.308

31. Taheri Hajivand, A., Shirini, K., and Samadi Gharehveran, S. 2024. Weed detection in cereal fields using convolutional neural network based on deep learning. Agricultural Engineering (Scientific Journal of Agriculture), 47(1): 129-142. https:// doaj.org/10.22055/agen.2024.45449.1697

32. Tanaka, M. 2020. Weighted sigmoid gate unit for an activation function of deep neural network. Pattern Recognition Letters, 135: 354–359. https://doi.org/10.1016/j.patrec.2020.05.017

33. Taner, Y., Öztekin, B., Tekgüler, A., Sauk, H., and Duran, H. 2018. Classification of Varieties of Grain Species by Artificial Neural Networks. Agronomy, 8: 123. https://doi.org/10.3390/agronomy8070123

34. Tu, K., Wen, S., Cheng, Y., Zhang, T., Pan, T., Wang, J., Wang, J., and Sun, Q. 2021. A Non-Destructive and Highly Efficient Model for Detecting the Genuineness of Maize Variety 'JINGKE 968' Using Machine Vision Combined with Deep Learning. Computers and Electronics in Agriculture, 182: 106002. https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106002

35. Vishnoi, V., Kumar, K., Kumar, B., Mohan, S., and Khan, A. 2023. Detection of Apple Plant Diseases Using Leaf Images Through Convolutional Neural Network. IEEE Access, 11: 6594–6609. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3232917

36. Von Chamier, L., Laine, R. F., Jukkala, J., Spahn, C., Krentzel, D., Nehme, E., Lerche, M., Hernández-Pérez, S., Mattila, P. K., Karinou, E., Holden, S., Solak, A. C., Krull, A., Buchholz, T.-O., Jones, M. L., Royer, L. A., Leterrier, C., Shechtman, Y., Jug, F., Heilemann, M., Jacquemet, G., and Henriques, R. 2021. Democratising deep learning for microscopy with ZeroCostDL4Mic. Nature Communications, 12(1): 2276. https://www.nature.com/articles/s41467-021-22518-0.

37. Wang, P., Fan, E., and Wang, P. 2021. Comparative analysis of image classification algorithms based on traditional machine learning and deep learning. Pattern Recognition Letters, 141: 61–67. https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0167865520302981.

38. Wang, Y.-H., and Su, W.-H. 2022. Convolutional Neural Networks in Computer Vision for Grain Crop Phenotyping: A Review. Agronomy, 12: 2659. https://doi.org/10.3390/agronomy12112659

39. Windarto, A. P., Wanto, A., Solikhun, S., and Watrianthos, R. 2023. A Comprehensive Bibliometric Analysis of Deep Learning Techniques for Breast Cancer Segmentation: Trends and Topic Exploration (2019-2023). Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi), 7(5): 1155–1164. https://doi.org/10.29207/resti.v7i5.4684

40. Xia, C., Yang, S., Huang, M., Zhu, Q., Guo, Y., and Qin, J. 2019. Maize Seed Classification Using Hyperspectral Image Coupled with Multi-Linear Discriminant Analysis. Infrared Physics and Technology, 103: 103077. https://doi.org/10.1016/j.infrared.2019.103077

41. Xu, P., Tan, Q., Zhang, Y., Zha, X., Yang, S., and Yang, R. 2022. Research on Maize Seed Classification and Recognition Based on Machine Vision and Deep Learning. Agriculture, 12: 232. https://doi.org/10.3390/agriculture12020232

42. Xu, P., Yang, R., Zeng, T., Zhang, J., Zhang, Y., and Tan, Q. 2021. Varietal Classification of Maize Seeds Using Computer Vision and Machine Learning Techniques. Journal of Food Process Engineering, 44: e13846. https://doi.org/10.1111/jfpe.13846

43. Zhao, J., Liu, C., Han, J., Zhou, Y., Li, Y., and Zhang, L. 2025. Real-Time Corn Variety Recognition Using an Efficient DenXt Architecture with Lightweight Optimizations. Agriculture, 15(1): 79 https://doi.org/10.3390/agriculture15010079

44. Afifi, M. R., Mansoori, Y., zaki dizaji, H. and Akbarizadeh, G. 2018. Grading zahedi dates based on external features using image processing and machine learning methods. Agricultural Engineering, 41(3): 73-84. doi: 10.22055/agen.2019.23352.1374