

طبقه‌بندی فلفل‌لمه‌ای بتنی-ریشین-ینایی با استفاده از شبکه‌های عصبی کانولوشنی

خالد محی‌الدین^۱، محمود امید^{۲*}، محمود سلطانی فیروز^۳، امین نصیری^۴

۱. گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشگاه تهران (mohialdin@ut.ac.ir)
۲. گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشگاه تهران (omid@ut.ac.ir)
۳. گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشگاه تهران (mahsoltani@ut.ac.ir)
۴. گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشگاه تهران (aminnassiri@ut.ac.ir)

چکیده

یکنواختی خواص ظاهری فلفل‌لمه‌ای برای نیازهای [] رات بسیار مهم است. هدف از این تحقیق [] وسعه یک سامانه ماشین بینایی با استفاده از شبکه عصبی کانولوشنی عمیق برای طبقه‌بندی فلفل‌لمه‌ای است. طبقه‌بندی محصول بر اساس [] رجه رسیدگی و اندازه [] وجه به استاندارد [] های [] رات انجام می‌شود. برای [] ستیابی به این هدف، لایه [] ماما متصل [] ر معماری استاندارد [] ResNet50 با یک بلوک طبقه‌بندی [] وسعه یافته شامل یک لایه پولینگ، چند لایه متراکم، یک لایه نرمال‌سازی [] سته‌ای و یک لایه [] راپ اوت جایگزین شد. مدل [] گیری عمیق [] وسعه یافته با استفاده از روش اعتبارسنجی متقابل ($K=5$) آموزش [] ه شده و ارزیابی [] گردید. مقایسه شاخص‌های عملکردی مدل شامل [] قوت، [] حث، [] ساسیت، [] اختصا [] ی بو [] و [] قوت کل به [] یب ۹۷، ۸۸، ۹۲/۷، ۹۸/۱ و ۹۲/۶۶٪ به [] ست آمدند. سطح بالای [] قوت به [] ست آمده نشا [] می‌هد که مدل طبقه‌بندی عمیق [] وانایی بالایی [] ر طبقه‌بندی فلفل‌لمه‌ای [] ار [] و [] می‌و [] از سامانه پیشنهادی [] ر کاربر [] های [] نعتی استفاده [] کرد.

کلمات کلیدی:

فلفل‌لمه‌ای، ریشین-ینایی، طبقه‌بندی، شبکه عصبی کانولوشنی.

*نویسنده مسئول: E-mail: omid@ut.ac.ir

۴ []

فلفل‌لمه‌ای یکی از مهم‌ترین سبزیجات میوه‌ای خانوا [] ه [] مجادیا []^۱ است که بعد از گوجه‌فرنگی و سیب‌زمینی سومین محصول مهم این خانوا [] محسوم [] می‌شود [] (۷، ۱۹). فواید فلفل‌لمه‌ای به [] لیل و جو [] مخلوطی از مو [] مغذی از جمله آنتی‌اکسید [] ها و کارو [] نوئیدها می‌باشد. فلفل‌های [] لمه‌ای نارس هنگا [] بر [] اشت معمولاً سبز هستند. فلفل‌لمه‌ای سبزرنگ وقتی رسیده می‌شود به رنگ قرمز یا به رنگ‌های دیگر (زر []، نارنجی، قرمز، ...) [] بدیل می‌گردد. اندازه و رنگ یکدست و ظاهر سالم جزء استانداردا [] های [] ر [] ی محصول فلفل‌لمه‌ای می‌باشند [] (۲۳). اغلب، فلفل‌لمه‌ای برای عرضه به بازارهای خارجی یا

اخلی به هورت سستی رجه بندی می گز. این روش رجه بندی، علاوه بر هزینه کارگری زی، زما بر است و خستگی، خطاهای انسانی و عقت را به همراه ارا [۱]. برای غلبه بر چالش های کر شده، امروزه بسیاری از فرایندهای نعتی رزمینه های مختلف وابسته به روش های نوینی چو فناوری ماشین بینایی هستند. فناوری ماشین بینایی رزمینه های مختلفی گسترش و مقبولیت یافته است که از جمله می و به بازرسی محصولات نعتی، سامانه های کنترل ر بخش های مختلف پزشکی، نایع فاعی و کشاورزی اشاره نمو. عیین کیفیت و رجه بندی محصولات کشاورزی، بسته بندی مو و غذایی کشاورزی قیق از جمله کاربر های این فناوری ر بخش کشاورزی است [۵، ۲۶].

متداول رین کنیک های مور استقا ه برای جزیه و حلیل صاویر و طبقه بندی محصولات کشاورزی و مو غذایی کنیک های یا گیری ماشین و آنالیز رگرسیونی می باشند [۲۱، ۲۲]. ر مال اضر، ر بین کنیک های یا گیری ماشین، شبکه های عصبی مصنوعی یکی از پویا رین وزه های حقیق است، و ر بسیاری از بخش های علو مهندسی و نایع غذایی به کار گرفته شده اند [۲، ۱۴، ۱۷، ۲۴]. ر سال های اخیر، روش های یا گیری عمیق برای انجا خو کار وظایف مبتنی بر بینایی وسعه یافته اند. شبکه عصبی عمیق از لحاظ ساختار کلی (شامل لایه های ورودی، لایه های پنهان و لایه های خروجی) شبیه شبکه عصبی مصنوعی کلاسیک می باشد. با این ال، یا گیری عمیق عبارت است از شبکه عصبی عمیق که لایه های پیچیده متعدی پر از شی برای آموزش ه ها، به هورت سلسله مر ای ر چندین سطح انتزاعی (لایه های مخفی) با یکدیگر رکیب می گز. هر لایه مخفی برای آموزش ویژگی های خا سی بر اساس خروجی لایه مخفی قبلی عمل می نماید. مزیت اصلی شبکه های عمیق، یا گیری ویژگی ها یا استخراج خو کار ویژگی ها و انتخاب مؤثر رین ها از ه های ورودی است. ر این روش سلسله مر ای، ویژگی های سطوح بالا ر از رکیب ویژگی های سطوح پایین ر تشکیل می شوند [۱۰، ۱۲]. ر مقایسه با کنیک های کلاسیک یا گیری ماشین و رگرسیون و با وجو مجموعه ه کافی برای و یف یک مسئله، ساختار سلسله مر ای به کار رفته ر شبکه های عمیق ارای قابلیت های یا گیری بیشتر است و می واند مسائل پیچیده ر را با عقت طبقه بندی و پیش بینی بهتر و با مقدار خطای کمتر ل کند [۱۰، ۱۸].

برای کارهای طبقه بندی، شبکه عصبی کانولوشنی از پرکاربر رین روش های یا گیری عمیق می باشد. به هورت کلی، شبکه عصبی کانولوشنی از سه لایه اصلی؛ لایه کانولوشن^۱، لایه پولینگ^۲ و لایه ماما متصل^۳ تشکیل می شوند [۹]. معماری های محبوب و موفق از شبکه های عصبی کانولوشنی ر حقیقات بسیاری مور استقا ه قرار گرفته اند. نصیری و همکار [۲۰۱۹] برای طبقه بندی خرما به چهار کلاس مختلف، از شبکه عصبی کانولوشن با معماری VGG-16 استقا ه کر. ر این حقیق، صاویر ر شرایط نورپر ازی مختلف و از فله ها و زوایای مختلف گرفته شدند [۱۵]. و نوع شبکه عمیق کانولوشنی GoogleNet و AlexNet برای شخیص بیماری های مربوط به ۱۴ محصول مختلف مور بررسی قرار گرفتند. از برگ های گیاه (سالم و ناسالم) ر شرایط کاملا کنترل شده صاویری هیه شده که از آنها برای آموزش و آزمو شبکه ها استقا ه شده است [۱۳]. ر یک حقیق یگر، از شبکه کانولوشنی مبتنی بر ساختار ResNet برای خمین عدا گوجه فرنگی روی گیاه استقا ه گزید [۲۰].

برای خو کار سازی عملیات رجه بندی فلفل لمه ای بر اساس استاندار های یا ر ای و برای بهیو کیفیت بسته بندی این محصول (با شناسایی و فکیک نمونه های فلفل لمه ای کمرنگ که مور استقبال مصرف کنندگا نبوه)، وسعه سیستم ماشین بینایی بر اساس کنیک های هوش محاسی ای بسیار مهم و آتیرگذار خواهد بو. با وجه به محدود بو حقیقات انجا شده رزمینه طبقه بندی فلفل لمه ای به نمونه های مرغو و نامرغو بر اساس معیار های یا ر ای و عقت استقا ه از کنیک های یا گیری عمیق برای این منظور حقیق پیش رو با هدف وسعه یک سیستم ماشین بینایی برای طبقه بندی فلفل لمه ای به پنج کلاس

¹ Convolutional layer
² Pooling layer
³ Fully connected layer

مختلف بر اساس رجه رسیدگی و اندازه با استقاه از کتیک‌های پیاگیری عمیق اجرا شد. برای این منظور، یک مدل هوشمند مناسب مبتنی بر شبکه‌های عصبی کانولوشنی عمیق برای طبقه‌بندی فلفل‌لمه‌ای وسعه و ارزبابی شد.

و ا ش ها

هیه نمونه‌ها

مجموع ۶۴۰ نمونه فلفل‌لمه‌ای از (رقم Westland 8108) ر سه مرله رسیدگی شامل سبز کامل، قرمز کامل و کم‌رنگ (اوی رنگ قرمز با نسبت ۷۰٪-۵۰٪) با اندازه‌های متفاوت ر شهریور ۱۳۹۸ از یک گلخانه ر استا پیر، جمع‌آوری شدند. امنه وزنی نمونه‌ها ۱۰۰-۲۳۰ گر بول. نمونه‌های بر ا شت شده ر جعبه‌ها با ظرفیت قریبی ۱۰ کیلوگر بسته‌بندی شده و بلافا ل و وسط یک کامیو مجهز به یخچال به آزمایشگاه منتقل شدند. پس از میز کر سطح خارجی نمونه‌ها با استقاه از پارچه‌ای نر و مرطو، نمونه‌های فلفل‌لمه‌ای بر اساس رجه رسیدگی و اندازه و مطابق با استاندار وزارت کشاورزی ایالات متحده آمریکا وسط و شخص خبره طبقه‌بندی شدند [۲۳]. کلاس‌های انتخاب شده ر جدول ۱ ارائه شده اند.

جدول (۱) و یف کلاس‌های فلفل‌لمه‌ای انتخاب شده.

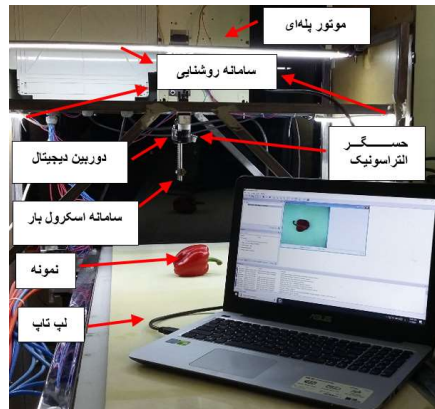
نام کلاس	و یف	خفف لاین
سبز رجه یک	محصول سبز کامل (G) با اندازه رجه یک (S1)	GS1
سبز رجه و	محصول سبز کامل با اندازه رجه و (S2)	GS2
قرمز رجه یک	محصول قرمز کامل (R) با اندازه رجه یک	RS1
قرمز رجه و	محصول قرمز کامل با اندازه رجه و	RS2
کم‌رنگ	محصول کم‌رنگ اوی رنگ قرمز با نسبت ۷۰٪-۵۰٪ با	UR

رجه خو

برای اطمینان از حت طبقه‌بندی، وز همه نمونه‌ها با استقاه از یک رازوی یجیتال با قت $g \ 0.05$ (GM-1500P, Taiwan Lutron Co.) اندازگیری شد. میانگین وز کلاس GS1، کلاس RS1 و کلاس UR $g \ 190$ بول. رالی که میانگین وز کلاس GS2 و کلاس RS2 $g \ 130$ بول.

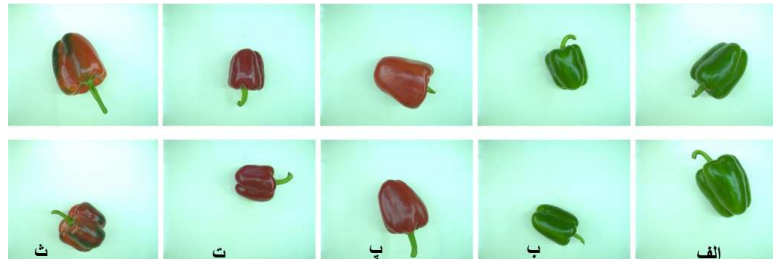
سیانه صویر ا ی

برای گرفتن صاویر فلفل‌لمه‌ای، از یک سامانه صویربری اری ساخته شده از ورق‌های جنس پلکسی گلس (ورق آکرلیک) به شکل مکعب با ابع $800 \times 500 \times 1000$ میلی‌متر و ضخامت ۶ میلی‌متر استقاه شد. برای کاهش اثرات نویز محیط و باز نور، ورق پلکسی گلس سیاه‌رنگ انتخاب شد. اجزای الی سامانه صویربری اری استقاه شده ر شکل ۱ پده می‌شوند. صاویر فلفل‌لمه‌ای وسط یک وربین یجیتال نعتی (ace1300-200uc، شرکت باسلر، آلما) به ست آمدند. یک سگر فا لهنج آلتراسونیک (HC-SR04، چین) و همچنین از یک مؤور پله‌ای با سیستم اسکروول بار ا برای رکت عموی وربین و نظیم فا لهنج از سطح (پایه) پایین به کار گرفته شد. ر این مطالعه، از وربین ر فا لهنج ۳۰ سانتی‌متری از و برای یکنواختی روشنایی اخل سامانه صویربری اری، از سامانه نورپر ازی متشکل از سه لامپ LED (مدل LED ۱۴۴-۴۰۱۴ سفید، ۵۰ سانتی‌متر، ۱۲ ولت DC، چین) استقاه گرید. شدت نور انتخاب شده ر طی زما صویربری اری (با استقاه از نظیم‌کننده شدت نور (ایمر)) و همچنین نظیمات وربین ثابت بولند.



شکل (۱). اجزای اصلی سیستم تصویربرداری.

برای تصویربرداری، نمونه فلفل‌لمه‌ای به صورت افقی زیر دوربین قرار گرفت. از نرم‌افزار Pylon Viewer 6 (شرکت Basler) برای تهیه صاویر و از پورت دوربین USB 3.0 برای انتقال صاویر به افراط لپ‌تاپ استفاده گردید. صاویر فلفل‌لمه‌ای (شکل ۲) در فضای رنگی RGB، اندازه 1024×1280 پیکسل و عمق ۲۴ بیتی ذخیره شدند.



شکل (۲). کلاس‌های مختلف فلفل‌لمه‌ای: (الف) کلاس سبز جه یک، (ب) کلاس سبز جه دو، (پ) کلاس قرمز جه یک، (ت) کلاس قرمز جه دو، (ث) کلاس کم‌نگ.

وسعه‌دل شبکه عصبی عمیق

در این پژوهش از شبکه عصبی کانولوشنی برای طبقه‌بندی فلفل‌لمه‌ای استفاده شد. شبکه‌های عصبی کانولوشنی مختلفی با معماری‌های متنوع از جمله VGG-16، VGG-19، GoogLeNet، ResNet و AlexNet در این زمینه پیشنهاد شده‌اند. این ساختارها با بیش از یک میلیون تصویر رنگی استاندارد با ۱۰۰۰ کلاس مختلف (مجموعه ImageNet) از قبل آموزش دیده‌اند. در مطالعه حاضر، از ساختار ResNet50 پیشنهاد شده وسط‌هی و همکار (۲۰۱۶) به منظور وسعه‌مدل شبکه عصبی عمیق استفاده شد [۸]. محققان نشان دادند که شبکه ResNet با ۵۰، ۱۰۱ و ۱۵۲ لایه خطای کمتری در کاربردهای طبقه‌بندی صاویر [۸]. به همین دلیل، استفاده از این ساختارها در حقیقت علمی مربوط به این حوزه رواج یافته است.

پیش‌پردازش تصویر و افزایش عمق‌ها

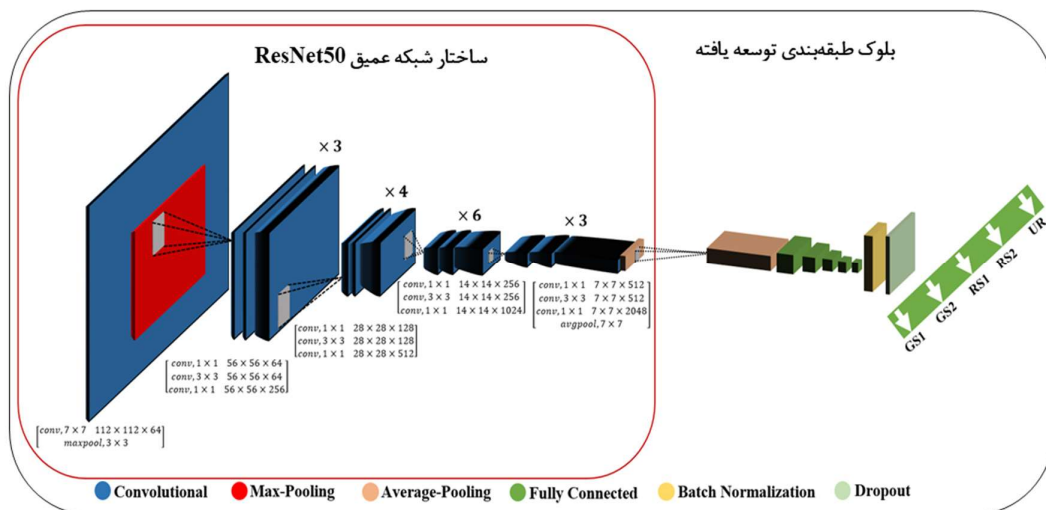
با توجه به بالا بودن پارامترها در شبکه‌های عصبی عمیق، در طول فرایند آموزش به عمق بالای صاویر برای یادگیری عمیق پارامترها و وزن‌ها، نیاز می‌باشد. در غیر این صورت، شبکه به رستی آموزش نخواهد دید و چار بیش برآزش خواهد شد. با این حال، در اکثر حقیقتات، افزایش عمق صاویر آموزش پر هزینه و زمان‌بر است؛ بنابراین، روش‌های

¹ Over-fitting

بررسی از روشی مختلفی برای ایجاد صوابر جدید از مجموعه داده موجود با هم با برچسب یا کلاس استقفا می‌شوند. مطالعه حاضر، از تکنیک‌های چرخش، بزرگنمایی، بریدگی بخشی از تصویر، تغییر ارتفاع و عرض در طول فرایند آموزش استقفا شد.

پیش‌آموزش شبکه عمیق

پیش‌آموزش به معنای آماده‌سازی (مقدار اولیه) شبکه با پارامترهای از قبل آموزش داده شده به جای پارامترهای تصادفی است. این روش در شبکه‌های عصبی عمیق بسیار مؤثر است، زیرا باعث افزایش سرعت فرایند یادگیری و عمیق‌پذیری شبکه می‌شود. در حقیقت حاضر، از ویژگی‌های بدست آمده از مجموعه داده ImageNet برای وزن‌دهی اولیه لایه‌های مدل ResNet50 استفاده گردید. ساختار مدل ResNet50 متشکل از پنج بلوک مختلف است که پی‌ریزی می‌شود. به طوری که خروجی هر بلوک ورودی بلوک بعدی است. بلوک‌های این شبکه استاندارد (ResNet50) به ترتیب شامل ۱، ۹، ۱۲، ۱۸ و ۹ لایه کانولوشن است. همچنین، آرای یک لایه ماما متصل با ۱۰۰۰ کانال (کلاس) است. علاوه بر این، ساختار ResNet50 آرای یک لایه پولینگ (نوع max) با اندازه (۳ × ۳) در بلوک اول و یک لایه پولینگ (نوع average) با اندازه (۷ × ۷) در بلوک آخر است. در شکل ۳، اندازه، فیلترهای استفاده شده در هر لایه کانولوشن (در اولین ستون) و اخل برکت (زیر هر بلوک) کرده شده است. همچنین، ترتیب خروجی هر لایه کانولوشن به عنوان (ارتفاع × عرض × عمق) در ستون دوم و برکت‌ها اضافه شده است. لازم به ذکر است که در این حقیقت، اندازه اصلی صوابر فلفل لمه طی فرایند آموزش (با نرمال‌سازی مقیاس پیکسل صوابر) از ۱۲۸۰ × ۱۰۲۴ × ۳ به ۲۲۴ × ۲۲۴ × ۳ تبدیل شده است. به این ترتیب، اندازه صوابر گرفته شده با اندازه پارامترهای ورودی مدل ResNet50 متناسب بود. برای تحقق هدف این مطالعه و طبقه‌بندی فلفل لمه‌ای به پنج کلاس مختلف، لایه ماما متصل در مدل ResNet50 با یک بلوک طبقه‌بندی توسعه یافته و استفاده از لایه‌های مختلف جایگزین شد. ساختار مدل ResNet50 تعدیل یافته در شکل ۳ ارائه شده است.



شکل (۳). عملی شبکه عصبی عمیق ResNet50. بلوک طبقه‌بندی توسعه یافته: (GS1) کلاس سبزی چه یک، (GS2) کلاس سبزی چه دو، (RS1) کلاس قرمز چه یک، (RS2) کلاس قرمز چه دو، (UR) کلاس کم‌نگ.

بلوک طبقه‌بندی، به 2 لایه شامل یک لایه پولینگ (نوع average)، پنج لایه متراکم^۱ که همگی لایه‌های 1×1 ماما متصل می‌باشند، یک لایه نرمال‌سازی^۲، سه لایه 2×2 (با ضرب 1×1 رپ اوت^۳ با 0.5) و 1×1 آخر یک لایه 1×1 ماما متصل با پنج نرو 1×1 برای متناسب کردن 1×1 مدل عمیق^۴ و سعه یافته با طبقه‌بندی فلفل^۵ لایه‌های به پنج کلاس مختلف است. ابع فعال‌سازی برای همه لایه‌های کانولوشن و لایه‌های 1×1 ماما متصل میانی از نوع ReLU انتخاب شد. این ابع به طور خطی^۶ مقایسه مثبت خروجی نرو را برمی‌گرداند و 1×1 نرو را برای همه مقایسه منفی^۶ اختصاص می‌دهد. همچنین، از ابع softmax برای آخرین لایه 1×1 ماما متصل استفاده گردید [۱۵]. خروجی این ابع وزیعی^۶ تمالی کلاس‌های خروجی است. برای آموزش مدل ResNet50^۶ و سعه یافته، از ابع خطای کراس آنترپی^۴ [۴]، الگوریتم بهینه‌ساز Adam [۱۱] و ابع گرادیان^۶ کاهشی^۶ صفا^۶ [۳] با نرخ یادگیری 0.001 و ضرب 1×1 گیری $5-10$ استفاده شد^۶ و 1×1 سیف کلی^۶ لایه‌ها و ابع به کار گرفته شده در بلوک طبقه‌بندی و همچنین ابع^۶ و رورای^۶ و خروجی هر لایه (به عنوان ابعاد $1 \times 1 \times 1$ عرض $1 \times 1 \times 1$ عمق^۶ کانال) در جدول ۲ ارائه شده است.

جدول (۲) لایه‌های 1×1 سیف لایه‌های بلوک طبقه‌بندی و سعه یافته.

نام لایه	اندازه 1×1	اندازه 1×1 جی	ابع فعال‌سازی
لایه میانگین پولینگ	$7 \times 7 \times 208$	1×208	---
لایه متراکم	1×208	1×512	ReLU
لایه متراکم	1×512	1×260	ReLU
لایه متراکم	1×260	1×128	ReLU
لایه متراکم	1×128	1×64	ReLU
لایه متراکم	1×64	1×64	ReLU
لایه نرمال‌سازی ^۲ سته‌ای	1×64	1×64	---
لایه 1×1 رپ اوت ^۳	1×64	1×64	---
لایه متراکم (لایه 1×1 ماما متصل)	1×64	1×5	Softmax

در این پژوهش، از محیط نر افزار پایتون^۶ ۳/۶ با استفاده از کتابخانه^۶ نرسورفلو و کراس برای انجا^۶ مدل^۶ مرال^۶ پرازش^۶ تصویر مربوط به شبکه عصبی عمیق و به منظور پیا^۶ سازی مدل ResNet50^۶ و سعه یافته^۶ استفاده شد.

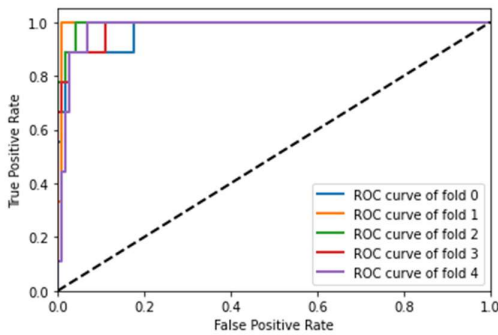
۳-۲-۱ زیاده عملکر^۶ دل^۶ و سعه یافته

مدل طبقه‌بندی عمیق^۶ و سعه یافته با استفاده از روش اعتبار سنجی (برای پنج فولد^۶) آموزش و ارزیابی شد^۶ در هر بار آموزش، مجموعه^۶ لایه‌های اعتبار سنجی از یک فولد به فولد^۶ یگری منتقل می‌شود. لازم^۶ به^۶ کر است که^۶ در هر^۶ کرار^۶ ۵۱۲ و ۱۲۸ تصویر به^۶ لایه برای آموزش و اعتبار سنجی (ست) مدل عمیق مور^۶ استفاده قرار گرفت. غالباً^۶ در مسائل طبقه‌بندی، از شاخص‌های آماری مستخرج از ماریس اغتشاش شامل^۶ قوت، محت، ساسیت، اختصا^۶ سی^۶ بو^۶ و وقت کل برای ارزیابی عملکر^۶ مدل استفاده می‌گردد^۶. در مطالعه^۶ حاضر، ماریس‌های اغتشاش مربوط با مجموعه^۶ لایه^۶ ست برای^۶ مدل^۶ ارزیابی طی فرآیند آموزش به^۶ ست آمدند. سپس، ماریس اغتشاش میانگین با مقایسه^۶ بر انحراف معیار محاسبه شد. [۱۵، ۱۶].

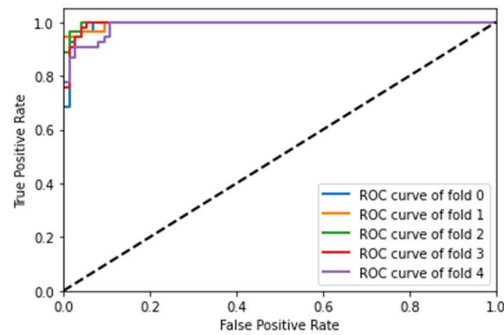
¹ Dense layer
² Batch normalization
³ Dropout layer
⁴ Cross-entropy loss function
⁵ Stochastic gradient descent
⁶ 5-fold cross-validation

تحلیل نتایج

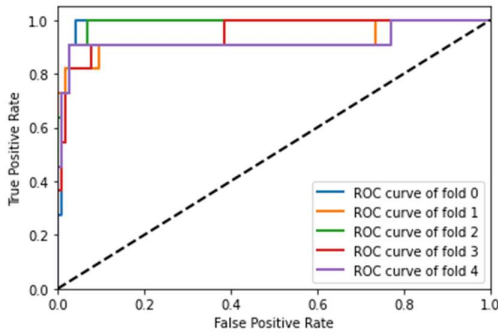
مقایسه میانگین وقت طبقه‌بندی (CA) و خطای کراس آنترופی (CEL) به دست آمده از مدل فولدها برای مجموعه داده آموزش به ترتیب 0.204 ± 0.03 و $0.91/67 \pm 2$ و برای داده‌های تست به ترتیب 0.10 ± 0.01 و 0.15 ± 0.01 به دست آمد. عملکرد مدل عمیق توسعه یافته را پیش‌بینی مجموعه داده تست (ناوی ۲۸ تصویر فلفل لمهای) با استفاده از نمودارهای مشخصه عملکرد (ROC) نشان داده شده است. طبقه‌بندی همه کلاس‌های مور نظر به ترتیب (الف) شکل ۴ (الف) شکل ۴ (ت) مشاهده می‌شود. هم‌طور که از شکل ۴ مشاهده می‌شود، مدل ResNet50 توسعه یافته وقت خیلی خوبی را پیش‌بینی همه کلاس‌های فلفل لمهای از منحنی‌های ROC مربوط به مدل کلاس‌ها بسیار نزدیک به محور نرخ مثبت واقعی بودند.



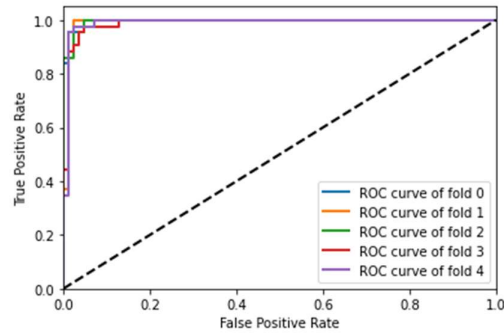
(ب)



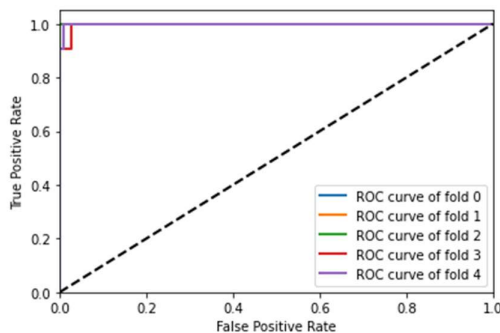
(الف)



(ت)



(پ)



¹ receiver operating characteristic

(ث)

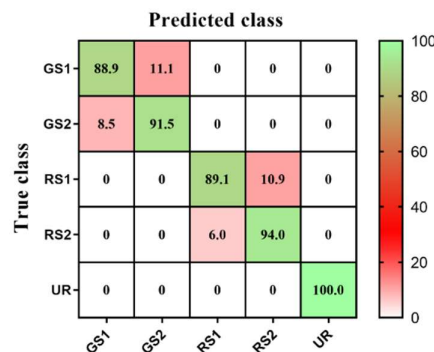
شکل (۴). نحنی‌های ROC رای پیش‌بینی دل عمیق و سعه‌یافته: (الف) طبقه‌ندی کلاس سبز چه یک، (ب) طبقه‌ندی کلاس سبز چه دو، (پ) طبقه‌ندی کلاس قرمز چه یک، (ت) طبقه‌ندی کلاس قرمز چه دو، (ث) طبقه‌ندی کلاس کم‌نگ.

نتایج جدول مقایسه‌ی اغتشاش و پارامترهای آماری محاسبه شده بر اساس آن برای بررسی عملکرد مدل با استقفاه از داده‌های تست به کار گرفته شدند. میانگین مقایسه‌ی اغتشاش محاسبه شده در جدول ۳ ارائه شده است. همچنین، مقایسه اغتشاش نرمال شده به صورت درصدی در شکل ۵ نشان داده شده است.

جدول (۳). مقایسه میانگین اغتشاش تست داده از شبکه عصبی عمیق رای داده‌های تست.

پیش‌بینی شبکه عصبی عمیق					
کلاس‌های فلفل‌لمه‌ای	سبز چه یک	سبز چه دو	قرمز چه یک	قرمز چه دو	کم‌نگ
سبز چه یک	۸±۰/۶۳*	۱±۰/۶۳	±۰/۰۰	±۰/۰۰	±۰/۰۰
سبز چه دو	۴/۶±۱/۹۶	۴۹/۴±۱/۹۶	±۰/۰۰	±۰/۰۰	±۰/۰۰
قرمز چه یک	±۰/۰۰	±۰/۰۰	۹/۸±۰/۹۸	۱/۲±۰/۹۸	±۰/۰۰
قرمز چه دو	±۰/۰۰	±۰/۰۰	۲/۶±۱/۳۶	۴۰/۴±۱/۳۶	±۰/۰۰
کم‌نگ	±۰/۰۰	±۰/۰۰	±۰/۰۰	±۰/۰۰	۱۱±۰/۰۰

* به مقدار انحراف معیار اشاره دارد.



شکل (۵). نتایج پیش‌بینی شبکه عصبی عمیق و مقایسه داده‌های تست و نتایج مقایسه اغتشاش نرمال شده: (GS1) کلاس سبز چه یک، (GS2) کلاس سبز چه دو، (RS1) کلاس قرمز چه یک، (RS2) کلاس قرمز چه دو، (UR) کلاس کم‌نگ.

همان‌طور که از مقایسه اغتشاش میانگین و مقایسه اغتشاش نرمال شده دیده می‌شود، کلاس‌های RS2 و UR به‌خوبی طبقه‌بندی شده‌اند. همه نمونه‌های کلاس UR با ۱۰۰٪ به درستی تشخیص داده شدند. کلاس‌های GS1 و RS1 دارای یک

صویر اشتباه می‌باشند که به ریب ر کلاس‌های GS2 و RS2 به رورت تارست طبقه‌بندی شدند. اگرچه قریباً پنج نمونه از کلاس GS2 ر کلاس GS1 به رورت تارست طبقه‌بندی شده‌اند، اما تاریس اغتشاش نرمال شده نشا می‌هد که دو ۹۲٪ از نمونه‌های GS2 به رستی شخیص ه شده‌اند. هلا طور که ملاطه می‌شو، چند نمونه فلفل سبز یا قرمز از کلاس محصول لای اندازه رجه یک به اشتباه به عنو کلاس فلفل لهای لای اندازه رجه و شخیص ه شده‌اند؛ بنابراین، می‌وا نتیجه گرفت که مدل عمیق ضعف نسبتاً کمی ر شخیص اندازه محصول ار. با این ال، که وزیع نمونه‌های فلفل لهای که به رورت اشتباه طبقه‌بندی شدند، ر اطراف قطر ا لای تاریس اغتشاش می‌باشد، این بد معنی است که نمونه‌ها نر یک به کلاس‌های حیح خو پیش‌بینی شده‌اند [۱۵]. همچنین مقار انحراف معیار ر تاریس اغتشاش میانگین بسیار نر یک به فر می‌باشد که نشا هنده عمیم‌پذیری مدل پیشنهادی می‌باشد. علاوه بر این، می‌وا رباقت کر که نمونه‌های فلفل لهای از لحاظ رنگ ظاهری یا از نظر مرله رسیدگی فقط (سبز، قرمز و کمرنگ) بل قت ۱۰۰٪ و وسط مدل عمیق به رستی رجه‌بندی شده‌اند. برای و یف عملکر مدل عمیق، مقار میانگین شاخص‌های آماری مربوط به مجموع ه‌های ست (شامل قت، حت، ساسیت، اختصا ی بو و قت کل) ل از تاریس‌های اغتشاش به ست‌آمده از همه فولدها طی فرآیند آموزش و ارزیابی) محاسبه شدند (جدول ۴).

جدل ۴). شاخص‌های ای رای عملکر مدل عمیق حاسبه‌شده از تاریس اغتشاش ر وط ه‌های ست.

کلاس‌های فلفل لهای	قت	حت	ساسیت	اختصا ی و
سبز رجه یک	۹۵/۵±۱/۲۹*	۸±۶۵/۴۴	۸۸/۷±۹/۰۲	۱±۹۶/۶۹
سبز رجه و	۹۵/۵±۱/۲۹	۹۸/۱±۱/۲	۹۱/۳±۴/۶۳	۹۸/۰±۶/۸۶
قرمز رجه یک	۹۶/۹±۱/۵۵	۷۹/۸±۶/۸۵	۸۹/۸±۱/۹۲	۹۷/۱±۷/۱۹
قرمز رجه و	۹۶/۹±۱/۵۵	۹۷/۲±۱/۳۵	۹۳/۳±۹/۱۴	۹۸/۱±۵/۲۶
کمرنگ	۱۰۰±۰۰	۱۰۰±۰۰	۱۰۰±۰۰	۱۰۰±۰۰
یانگین (د)	۹۷±۱/۶۴	۸۸±۱۳/۶۲	۹۲/۷±۴/۱	۹۸/۱±۱/۳
قت کل (د)			۹۲/۶۶±۱/۶۱	

* به مقدار انحراف معیار اشاره ار.

هلا طور که از جدول ۴ مشاهده می‌شو، مقار میانگین شاخص‌های عملکر ی شامل قت، حت، ساسیت و اختصا ی بو به ریب ۹۷، ۸۸، ۹۲/۷ و ۹۸/۱ به ست آمدند. همچنین، ملاطه می‌گر که قت پیش‌بینی همه کلاس‌های فلفل لهای ر محدود ه ۹۵/۵ ل ۱۰۰٪ و مقدار میانگین قت کل محاسبه شده برای مدل عمیق پیشنهادی ی ۹۲/۶۶٪ بو. بنابراین، می‌وا نتیجه گرفت که مدل طبقه‌بندی عمیق پیشنهادی از وانایی مطلوبی ر رجه‌بندی فلفل لهای برخوردار است و می‌وا از این مدل ر کاربر‌های نعتی استقا ه کر. ر حقیقات قبلی، الحریری و همکار (۲۰۱۴) الگوریتمی را برای طبقه‌بندی فلفل لهای به پنج کلاس رسیدگی مختلف از مرله سبز ل مرله رسیدگی کامل (قرمز) مبتنی بر روش ماشین برار پشتیبان (SVM) به عنو مدل هوشمند کلاسیک استقا ه کرند [۲۵]. ر این حقیق، از رنگ ظاهری محصول بدو ر نظر گرفتن ابعل آ برای طبقه‌بندی استقا ه گرید ر مجموع از ۱۷۵ صویر لای کلاس‌های رسیدگی مختلف برای آموزش و ست الگوریتم SVM استقا ه شد. نتایج این حقیق نشا ل که مدل SVM ر دو ۹۴٪ نمونه‌ها را به رستی طبقه‌بندی کر [۲۵]. ر مطالعه اضر، نتایج به ست‌آمده از مدل طبقه‌بندی عمیق نشا لند که قت طبقه‌بندی فلفل لهای فقط بر اساس مرله رسیدگی ۱۰۰٪ بو. با این ال، اندازه نمونه فلفل لهای نیز به عنو یک عامل مهم کیفیت ر عملیات رجه‌بندی این محصول (بل وجه به استاندارد‌های تارات) ر نظر گرفته شد. مقدار میانگین قت طبقه‌بندی فلفل لهای بر اساس مرله رسیدگی و اندازه

□ وسط مدل عمیق ۹۷٪ به □ ست آمد. از این رو، روش ارائه شده □ ر این مطالعه نه □ نها پیچیدگی کم □ ری جهت اجرا □ ان بلکه همچنین □ قت کامل و بال □ اری به همراه □ اشته است.

نتیجه‌گیری

□ ر این □ حقیق، یک سامانه ماشین بینایی برای طبقه‌بندی فلفل □ لمه □ ای به پنج کلاس مختلف با □ وجه به نیازهای □ با رانت □ وسعه □ ه شد. ویژگی این مطالعه طبقه‌بندی فلفل □ لمه □ ای بر اساس اندازه، علاوه بر □ رجه رسیدگی و به کارگیری روش های □ با گیری عمیق برای اولین بار به منظور طبقه‌بندی این محصول می □ باشد. برای □ ستیابی به اهداف این □ حقیق، یک شبکه عصبی کانولوشن عمیق مبتنی بر معماری استاندارد □ ResNet50 □ وسعه □ ه شد. نتایج به □ ست آمده نشان □ □ که مدل عمیق پیشنهاد □ ی □ وانایی بسیار مناسبی □ ر طبقه‌بندی فلفل □ لمه □ ای □ ان و می □ و □ از این مدل طبقه‌بندی به عنوان □ یک الگوریتم □ قیق و غیرمخ □ ر کاربرد □ های □ نعتی استف □ اه □ ر.

□ راجع:

۱. بی □ نی □ ، (۱۳۹۸). شرکت □ با □ ای محصولات کشاورزی جیمکس، □ ا □ فه □ . □ ر □ سترس آنلاین: <https://igimex.com/food/fa> (آخرین بار □ ی □ : ۱۴۰۰/۰۲/۱۰).

2. Ashtiani, S. H. M., Rohani, A., & Aghkhani, M. H. (2020). Soft computing-based method for estimation of almond kernel mass from its shell features. *Scientia Horticulturae*, 262, 109071.
3. Bishop, C. M. (1995). *Neural networks for pattern recognition*. Oxford university press.
4. Brownlee, J. (2018). Configure what to optimize with functions. In J. Brownlee (Ed.), *Better Deep Learning: Train Faster, Reduce Overfitting, and Make Better Predictions* (pp. 49–86). *Machine Learning Mastery*.
5. Chen, J., Lian, Y., & Li, Y. (2020). Real-time grain impurity sensing for rice combine harvesters using image processing and decision-tree algorithm. *Computers and Electronics in Agriculture*. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105591>.
6. Ferdouse Ahmed Foysal M., Shakirul Islam M., Abujar S., A. H. S. (2020). A Novel Approach for Tomato Diseases Classification Based on Deep Convolutional Neural Networks. In M. Uddin & J. Bansal (Eds.), *Proceedings of International Joint Conference on Computational Intelligence. Algorithms for Intelligent Systems*. (pp. 583–591). Springer, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-13-7564-4_49.
7. Hasan, A. A. (2001). Production of pepper and eggplant. *Al-Arabiya for Publishing and Distribution*. 336 page.
8. He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep Residual Learning for Image Recognition. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 770–778.
9. Kim, Y. (2014). Convolutional Neural Networks for Sentence Classification. *Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, 1746–1751.
10. Kamilaris, A., & Prenafeta-Boldú, F. X. (2018). Deep learning in agriculture: A survey. *Computers and Electronics in Agriculture*, 147, 70–90.
11. Kanjo, E., Younis, E. M. G., & Ang, C. S. (2019). Deep learning analysis of mobile physiological, environmental and location sensor data for emotion detection. *Information Fusion*, 49, 46–56.
12. LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436–444.
13. Mohanty, S. P., Hughes, D. P., & Salathé, M. (2016). Using Deep Learning for Image-Based Plant Disease Detection. *Frontiers in Plant Science*, 7, 1419.
14. Mohi Alden, K., Omid, M., Rajabipour, A., Tajeddin, B., & Soltani Firouz, M. (2019). Quality and shelf-life prediction of cauliflower under modified atmosphere packaging by using artificial neural networks and image processing. *Computers and Electronics in Agriculture*, 163. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.104861>.
15. Nasiri, A., Taheri-Garavand, A., & Zhang, Y. D. (2019). Image-based deep learning automated sorting of date fruit. *Postharvest Biology and Technology*. <https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2019.04.003>.
16. Omid, M. (2011). Design of an expert system for sorting pistachio nuts through decision tree and fuzzy logic classifier. *Expert Systems with Applications*. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.09.103>.
17. Omid, M., Firouz, M. S., Nouri-Ahmadabadi, H., & Mohtasebi, S. S. (2017). Classification of peeled pistachio kernels using computer vision and color features. *Engineering in Agriculture, Environment and Food*. <https://doi.org/10.1016/j.eaef.2017.04.002>.

18. Pan, S. J., & Yang, Q. (2009). A survey on transfer learning. *IEEE Transactions on knowledge and data engineering*, 22(10), 1345-1359.
19. Patel, N., Gantait, S., & Panigrahi, J. (2019). Extension of postharvest shelf-life in green bell pepper (*Capsicum annuum* L.) using exogenous application of polyamines (spermidine and putrescine). *Food Chemistry*. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2018.09.154>.
20. Rahnemooonfar, M., & Sheppard, C. (2017). Deep count: Fruit counting based on deep simulated learning. *Sensors (Switzerland)*. <https://doi.org/10.3390/s17040905>.
21. Saxena, L., & Armstrong, L., (2014). A survey of image processing techniques for agriculture. *Proceedings of Asian Federation for Information Technology in Agriculture*, Australian Society of Information and Communication Technologies in Agriculture. Perth, Australia.
22. Singh, A., Ganapathysubramanian, B., Singh, A. K., & Sarkar, S. (2016). Machine learning for high-throughput stress phenotyping in plants. *Trends in plant science*, 21(2), 110-124.
23. USDA (2005), Agricultural Marketing Service. Fruit and Vegetable Program. 17 Nov, 2005. United States Standards for Grades of Sweet Peppers. <https://www.ams.usda.gov/grades-standards/sweet-peppers-grades-and-standards> (Accessed 28 November 2020).
24. Utai, K., Nagle, M., Hämmerle, S., Spreer, W., Mahayothee, B., & Müller, J. (2019). Mass estimation of mango fruits (*Mangifera indica* L., cv. 'Nam Dokmai') by linking image processing and artificial neural network. *Engineering in Agriculture, Environment and Food*, 12(1), 103-110.
25. Elhariri, E., El-Bendary, N., Hussein, A. M. M., Hassanien, A. E., & Badr, A. (2014). Bell pepper ripeness classification based on support vector machine. *2014 International Conference on Engineering and Technology (ICET)*, 1-6.
26. Eizentals, P., & Oka, K. (2016). 3D pose estimation of green pepper fruit for automated harvesting. *Computers and Electronics in Agriculture*. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.08.024>.

Machine vision-based bell pepper grading using deep convolutional neural networks

Khaled Mohi-Alden¹, Mahmoud Omid^{1*}, Mahmoud Soltani Firouz¹, Amin Nasiri¹

1. Biosystems Engineering Department, Tehran University, Tehran, Iran

Abstract

The uniform appearance of bell peppers is very essential for export. The aim of this study is to develop a machine vision system using deep convolution neural networks (DCNNs) for grading bell peppers. According to export standards, crop is grading based on the maturity levels and size. For this purpose, the fully connected layer in the ResNet50 standard architecture was replaced with a developed classifier block consisting of a pooling layer, a number of dense layers, a batch normalization layer, and a dropout layer. The developed DCNN model was trained and evaluated using five-fold cross-validation method. The amounts of performance indicators including accuracy, precision, sensitivity, specificity, and overall accuracy were obtained as 97%, 88%, 92.7%, 98.1%, and 92.66%, respectively. The proposed DCNN classifier has shown a very good ability, and can be used in industrial applications.

Key words: Bell pepper, Machine vision, Grading, deep convolutional neural network.

*Corresponding author

E-mail: omid@ut.ac.ir