

بحث‌ها، آمار و نمایه‌های نویسنده را برای این نشریه در: <https://www.researchgate.net/publication/354362447> ببینید

تشخیص بیماری‌های گیاهی مبتنی بر تصویر با استفاده از یادگیری عمیق

مجموعه مقالات پژوهش در مواد امروز ^{روزیه} 2021

DOI: 10.1016/j.matpr.2021.07.281

نقل قول‌ها

157

من خواند

7,078

6 نویسنده، از جمله:



بانکاج کومار

دانشگاه بابو بناراسی داس

8 PUBLICATIONS 257 CITATIONS

نمایه را ببینید



Mukesh

Sonin Chandigarh

261 PUBLICATIONS 3,872 CITATIONS

نمایه را ببینید



ELSEVIER

لیست محتوا در ScienceDirect قابل دسترس است

مواد امروز: مجموعه مقالات

صفحه اصلی مجله: www.elsevier.com/locate/matpr



تشخیص بیماری‌های گیاهی مبتنی بر تصویر با استفاده از یادگیری عمیق

Adesh V. Panchal at, Subhash Chandra Patel bt, K. Bagyalakshmi ct, Pankaj Kumar dt, Ihtiram Raza Khant et, nMukesh Sonit ft, t

گروه علوم و مهندسی کامپیوت، GEC Patan، هند

دانشکده علوم و مهندسی کامپیوت، دانشگاه VIT بopal، سهوار، بopal، MP، هند

مهندسی برق و الکترونیک، موسسه مهندسی و فناوری Coimbatore SRI Ranganathar، هند

گروه علوم و مهندسی کامپیوت، موسسه مهندسی و فناوری، نویدا بزرگ، اوتار پرادش، هند

جامیا همدرد، گروه علوم کامپیوت، دهلی، هند

دانشگاه جاگران لیک سین، بopal، هند

اطلاعات مقاله

چکیده

تاریخچه مقاله:
آنلاین موجود استکلمات کلیدی:
CNN
بیماری رزاعی د
رکسوارزی

کشاورزی نقش مهمی در کشورهای در حال توسعه مانند هند ایفا می‌کند، با این حال امنیت غذایی همچنان یک موضوع حیاتی است. بیشتر محصولات به دلیل کمبود انبار، حمل و نقل و بیماری‌های گیاهی تلفت من شوند. بیش از 15 درصد از محصولات در هند به دلیل بیماری‌ها هدر می‌رود و از این رو به یکی از نگرانی‌های اصلی تبدیل شده است. نیاز به سیستم اتوماتیک وجود دارد که بتواند این بیماری‌ها را شناسایی کند و کشاورزان را در انجام اقدامات مناسب برای رهایی از ریزش محصول باری دهد. کشاورزان از روش مرسوم شناسایی بیماری گیاهی با چشم غیر مسلح پیروی می‌کنند و تشخیص این بیماری‌ها برای همه کشاورزان یکسان ممکن نیست. با پیشرفت در هوش مصنوعی و کاربر و همچنین محیط مناسب برای گذاشتی کامپیوت در حوزه کشاورزی احساس می‌شود. کتابخانه‌های عنان از یادگیری عمیق و کاربر و همچنین محیط مناسب برای توسعه دهنگان، هم این ویژگی‌ها یا یادگیری عمیق را به عنوان روش مناسب برای شروع با این مسئله تبدیل می‌کند. در این مقاله ما از یادگیری عمیق به دلیل مزایایی که برای کار با تصاویر به وظیه در طبقه بندی تصاویر برای دست آوردن نتایج بداهه ارائه می‌دهیم، استفاده کردیم. سپس روش شناسی شامل گرفتن برک‌های محصولات الوله و برچسب گذاری بر اساس الگوی بیماری است. سپس تصاویر برک‌های الوله پردازش می‌شوند، عملیات مبتنی بر پیکسل برای بهبود اطلاعات از تصویر اعمال می‌شود. به عنوان مرحله بعد از استخراج ویژگی‌ها دنبال تقسیم بندی تصویر و در آخرین طبقه بندی بیماری‌های محصول بر اساس الگوهای بدست آورده از برک‌های بیمار انجام می‌شود. از CNN (شبکه عصبی کانولوشنال) برای طبقه بندی بیماری‌ها استفاده می‌شود. برای هدف ناما پیش از مجموعه داده عمومی شامل حدود 87 تصویر K (تصاویر نوع RGB شامل برک‌های سالم و یا برک‌های بیمار استفاده می‌شود).

© 2021 Elsevier Ltd. کلیه حقوق محفوظ است.

انتخاب و بررسی توسط کمیته علمی کنفرانس بین المللی نانو الکترونیک، نانوفوتونیک، نانو مواد، نانوبیوسینس و نانوتکنولوژی. تمام حقوق محفوظ است.

1. معرفی

شناسایی اولیه بیماری‌های گیاهی بر اساس اندازه برک، رنگ برک و رشد الگو و غیره من تواند به کشاورزان کمک کند.

شناسایی بیماری‌های گیاهی بر اساس تصویر، موضوعی است که اخیراً توسط بسیاری از محققان مورد بررسی قرار گرفته است. با افزایش صنایع محصولات کشاورزی به دلیل بیماری‌ها، شناسایی دقیق و به موقع بیماری‌ها بسیار مهم شده است. در کشورها ی در حال توسعه، به ویژه در جنوب آسیا، بیشتر جمیعت به طور مستقیم با غیرمستقیم به کشاورزی وابسته هستند، بنابراین استفاده از برنامه شناسایی بیماری‌های گیاهی من تواند به کشاورزان کمک کند تا علت بیماری‌ها را بشناسند و برای درمان آن‌ها اقدام کند.

† نویسنده اصلی.

ادرس ایمیل: soni.mukesh15@gmail.com (M. Soni)

با افزایش استفاده از تلفن‌های هوشمند در سراسر جهان، گرفتن تصویر برک‌ها بسیار آسان شده است، همچنین بسیاری از مردم در سراسر جهان به امکانات این ترنز پایه دسترسی دارند. بیش از 300 میلیون نفر به اینترنت دسترسی دارند و از برنامه‌های مختلف استفاده می‌کنند. دولت‌ها امکانات مختلف مانند شماره‌های خط کمک ۷۲۴*۷ اختصاص داده شده به کشاورزان برای حل سوالات آن‌ها ارائه داده اند، اما مردم ساکن مناطق روسایی به سختی می‌توانند به امکانات مناسب دسترسی پیدا کنند.

بنابراین برای یافتن راه حل برای مشکلات خود تلاش می‌کنند. یک برنامه اساسی که در آن کشاورزان می‌توانند به سادگی بر روی شناسایی بیماری مبتلی بر تصویر خود گام کار کنند، مقید خواهد بود.

بیماری محصولات زراعی در حال تبدیل شدن به یک تهدید جهانی است و نیاز به توجه محققان دارد، استفاده از آفت‌ها و حشره‌کس‌ها ممکن است راه حل موقتی باشد اما ممکن است برای طولانی مدت مفید نباشد. همچین پس از آن مواد شیمیایی اثراًت جانبی بر محصول من گذارند که در نهایت می‌تواند بر سلامت شهروندان اثر سوء داشته باشد. در ساریوی کنونی، زمانی که کاربردهای هوش مصنوعی در بیماری از مناطق مختلف دامنه گسترش یافته است، کمک گرفتن از هوش مصنوعی برای حل مشکلات کشاورزی مفید خواهد بود. اگرچه تعداد محصولات و بیماری‌ها از نظر تعداد بسیار زیاد است، اما شروع با شناسایی بیماری‌ها محصولات غیر معمولی که در هند استفاده می‌شود، شروع معقولی خواهد بود.

این مقاله مفهوم طبقه‌بندی تصویر را برای شناسایی بیماری‌ها با کمک ویژگی‌ها برای ارائه شده توسط بینایی کامپیوتور مورد بحث قرار می‌دهد. بسیاری از کارهای مرتبط [1,2] روی شناسایی‌شی با استفاده از یادگیری عمیق انجام شده است که ادعا می‌کند تا وقت بداهه ای را شناسایی می‌کند، استفاده از این مدل از قبل موجود به سیستم ما کمک می‌کند تا وقت بهتری داشته باشد و از این روش و از یادگیری عمیق برای هدف پیاده ساری خود استفاده کرده ایم. ما از شبکه عصبی عمیق برای پردازش تصاویری که به عنوان ورودی (تصویربرداری گیاهان بیمار) (گرفته از شود، استفاده کرده ایم و جفت خروجی را دریافت می‌کنیم که با بیماری موجود در گیاه نفسه برداری می‌کند. شبکه عصبی عمیق شامل شبکه‌های عصبی متعددی است که از مدل ریاضی برای پردازش ورودی استفاده می‌کنند. لایه ها در هر سطح دارای پیکربندی متفاوتی هستند که با توجه به داده‌های ورودی تنظیم می‌شود و داده‌ها از همه این شبکه‌ها عبور می‌کنند و داده‌ها را در هر لایه اصلاح و پاک می‌کنند و خروجی را از آخرین سطح دریافت می‌کنند. وظیفه اصلی تصمیم‌گیری در مورد ویژگی‌های لایه و اندازه شبکه به همراه مدل مورد استفاده است. تنظیم پارامترهای شبکه در مرحله آموزنش به منظور بهبود فرآیند آموزش و به دست آوردن نتایج نهایی دقیق انجام می‌شود. مدل اصلی یادگیری عمیق مورد استفاده در این مقاله از شبکه‌های عصبی کالولوشن (CNN) [3] مکم می‌کند، این یکی از تکنیک‌های قدرتمند در حین کار با حجم عظیم از داده است و همچنین یکی از محبوب‌ترین تکنیک‌ها برای تشخیص الگو است. از آنجایی که کار بر ورودی تصویر متمرکز دارد، CNN نسبت به مدل‌های دیگر ارجحیت دارد.

برای ایجاد یک مدل بهتر برای طبقه‌بندی بیماری گیاهی، داشتن مجموعه داده‌های غنی به منظور آموزنش مدل مهم است. در این مقاله از مجموعه داده‌های ده کده گیاهی استفاده شده است

3 با 50,000 تصویر، در اینجا ما 38 تعداد بیماری‌ها در 14 نوع از محصولات کشاورزی، بر اساس عملکرد مدل، دقت ۹۰.۴٪، نتایج قابل توجه هستند و بهترین نتیجه را از سیستم‌های موجود است. فاade از روشن تصویربرایز برای شناسایی بیماری گیاهی ارائه می‌دهند.

2. بررسی کارهای مرتبط/بررسی 文獻

محققان راه‌های مختلفی را برای شناسایی بیماری‌های گیاهی بررسی کرده‌اند. با این حال، ماهنوز راه دارایی در پیش‌داریم تا به سیستم خودکار بررسی که استفاده از آن را آسان کند و این مشکل را مدیریت کند. استفاده از تکنولوژی‌های کامپیوترویی برای شناسایی بیماری‌های محصولات کشاورزی در سطح‌های مختلف مورد بررسی قرار گرفته است. نویسنگان در [3] از نمایندگی‌های نیمه نظر این بررسی ۴۲ گونه گیاهی استفاده کرده اند و مدل CNN را به کار برده اند و از تکنیک‌های تصویرسازی مبتنی بر شبکه‌های بارگشتی (DN) استفاده کرده اند. بر اساس [4]، روشن‌های مبتنی بر تکنیک‌های یادگیری ماسیون تحت برعی محدودیت‌ها و محدودیت‌ها نسبتاً موفق هستند و بسیاری از مشکلات هنوز حل نشده اند تا به اجرای موفق این روشن‌ها در دنیا واقعی بررسیم. مقاله همچنین عوامل تأثیرگذار بر استفاده از تکنیک‌های یادگیری عمیق برای تشخیص بیماری‌های گیاهی را درکرده است. که شامل مجموعه‌های داده برچسب‌گذاری شده، شناسایی علائم، پیدا کردن تقسیم دقیق داده‌های آموزنش و تست در مدل، کیفیت تصاویر، نشراحت، بیط ضبط تصاویر، ناهمزنانی چندین اختلال و اختلال متشابه است.

علائم، [5] Barbedo روی روشن تقسیم تصویر کار کرده است تا بیماری‌های گیاهی را در پس زمینه سپاه و سفید شناسایی کند و سعی کند خطاهای انسانی را کاهش دهد در حالی که زمان کمتری برای شناسایی این بیماری‌ها صرف می‌شود. اما پیش‌شهاده می‌کند که خطاهای ناشی از استیاه در طبقه بندی پیکسل‌ها را کاهش دهد و مجموعه‌ای غنی از داده‌های برچسب‌گذاری شده که به تأیید دقیق مدل کمک می‌کند، به دست آورد.

بسیاری از مقالات [6,7] در زمینه شناسایی بیماری‌های گیاهی بر اساس تصویر، بر روشن‌های پایه ای برای پیش‌پردازش را دنبال می‌کنند که شامل حدف پس زمینه و تقسیم بافت آسیب دیده بیماری گیاهی بیمار است. در مرحله بعد، ویژگی‌های تشخیصی استخراج می‌شوند تا به تحلیل پیشتر بیماری گیاه پردازند و سپس مدل برای طبقه بندی بیماری‌ها ایجاد می‌شود. در کار آن-هیری و همکاران [6]، نویسنگان

بسیاری از سبز را شناسایی کرده اند. آن‌ها دقت بین ۸۳٪ تا ۹۴٪ به دست آورده اند. برخی از محققان بر روی گیاهان حاصل برای شناسایی دو بیماری به نام‌های ویر TYLCV (TYLCV) و بیماری چروک برک زرد گوجه فرنگی (TLCDF) در گیاه گوجه فرنگی کار کرده اند. آن‌ها از تکنیک نفوذه ای ارزیابی چندگانه (N-fold cross-validation) به عنوان مدل خود استفاده کرده و میانگین دقت ۹۰٪ را به دست آورده اند. کارهایی قابل در طبقه بندی بیماری‌های گیاهی از روشن‌های یادگیری ماسیون سنتی برای انجام کار خود در کار آریوازه‌گان و همکاران استفاده کرده اند. نویسنگان در مورد تشخیص ناحیه‌های ناسالم برک گیاهان بحث کرده اند، آنها از معیار فاصله کم تری ن و طبقه بندی کننده SVM با استفاده از ویژگی‌های بافت برای بیماری‌های برک گیاهان استفاده کرده اند.

تعیین پارامترهای طبقه بندی یک چالس بزرگ است، در کار al [9] از الگوریتم رئیسیک برای انتخاب پارامترهای ماسیون بردار پشتیبان (SVM) استفاده شده است. ترکیب از تحلیل اصلی اجزا هسته ای (KPCA) / (GA-SVM) استفاده شده است.

آنها بیماری‌های گیاهان سیب را طبقه بندی کرده اند و ادعا می‌کنند که دقت بیش از ۹۵٪ را در سه بیماری مختلف به دست آورده اند [10]. در این مقاله، نویسنگان بر روی مدل Machine Learning مبتنی بر هسته ای برای ایجاد نرم، دقت ۹۵٪ به بندی بیماری‌ها تکیه کرده اند و با استفاده از هسته چندجمله ای و حاشیه نرم، دقت ۹۵٪ به دست آورده اند. در [11] Krizhevsky et al. ۱۰۰۰ کلاس مختلفی از ۵۸ کلاس LSVRC-2010 Image Net از آموزنش داده اند. آنها از شبکه‌های گیاهان ۶۰ میلیون پارامتر و نورون ۵۰۰,۰۰۰ توسعه داده شده و نتایج این کلاس متفاوت با استفاده از مجموعه آموزنش داده اند. در [12] Ferentinos et al. نیز مدل شبکه‌های متمنکز بر تبدیل تصویر بندی بیماری برای تنفس ب[۱۳] ایجاد، بیماری یود پود. نتایج این کلاس ها ۹۹.۵۳٪ بود و برای استفاده در تشخیص زوررس بیماری‌های گیاهی در زمان واقعی توصیه شد. برخی از محققان روشن‌های مختلف [۱۴-۲۲] برای تشخیص بیماری‌های تصویری و استفاده از دستگاه IoT ایOT برای استخراج داده های پیشنهاد کرده اند. همچنین محققان پروتکل های مخ‌تلفی در زمینه بهداشت [۲۳-۲۸] و ارتباط خودرو [۲۹-۳۵] پیشنهاد می‌دهند تا از اطلاعات تبادل شده بین دستگاه‌های مختلف محافظت شود.

2.1. اجرا

چون ما یک مجموعه داده تصویر داریم و مشکل ما پیدا کردن تصاویر عمیوب را این مدل یادگیری عمیق است که بهترین مدل برای حل مدل ماست. زیرا یادگیری عمیق مربوط به یادگیری ساختاری است و با توجه به اینکه تعداد داده‌های آموزنش می‌کمتر است.

ما چندین مدل داریم، به عنوان مثال، ساخت یک شبکه ساده از ابتدا و یادگیری انتقال با تنظیم دقیق ترین لایه‌های شبکه عصبی عمیق که قبلاً آموزنش دیده اس.

شبکه‌های ساده از ابتدا و یادگیری فیلتر با تعداد کمی فیلتر در هر لایه دارند، سپس چند لایه‌ی می‌متصل به طور کامل بین شان وجود دارد و در نهایت استفاده از تنظیم کننده‌ی عادی شده است. سپس آموزنش شبکه‌های ساده با تعداد ۴, ۶, ۸ و ۱۰ لایه‌ی فیلتر. ما لایه‌های فیلتر با اندازه ۳×۳ و فعال سازی مانند خط مس تغییم داریم.

واحد گوسن (ReLU)، و هر لایه دارای لایه حداکثر پوتینیک اندازه 2×2 می باشد، به استثنای لایه نهایی فیلترهای کاتوالیشن که 64 فیلتر دارد. ابتدا، همه لایه هایی که به طور کامل متصل هستند، دارای فعال سازی ReLU با 4 واحد در آن ها هستند و سپس با نسبت 50% dropout در لایه ادامه dropout در تطبیق با 4 طبقه، لایه آخر که نیز به طور کامل متصل است، دقیقاً خروجی دارد. که به عنوان ورودی به لایه بعدی تبدیل می شوند تا احتمال خروجی م حاسبه شود.

با توجه به اینکه تعداد کمتری از تصاویر آموزش برای یادگیری داریم، یادگیری انتقال نقش حیاتی دارد تا شبکه ای دقیق برای طبقه بندی ایجاد شود، از طریق انتقاله از مقدار کمی داده های موجود، با تنظیم مناسب پارامترهای شبکه ای که قبلاً بر روی مجموعه داده بزرگی مانند Image Net آموزش دیده است. از آنجا که شدت سطح بیماری هدف برای تنظیم یک مجموعه تصاویر مناسب برای مسئله طبقه بندی تصاویر در مقایسه با Image Net است، لایه های پایین تها ویگن ها ای پایه را استخراج می کنند که من توان آن ها را به یک گروه بزرگتر از مشکلات بینا بین رایانه ای گسترش داد. مانند، لایه اول که تنها شدت رنگ و جهت را نشان می دهد و در تصویر 1، فعال سازی لایه اول مدل VGG16 نشان داده شده است. بدین پیشگفتار بدون آموزش بر روی مجموعه داده های موجود خود، این معماری

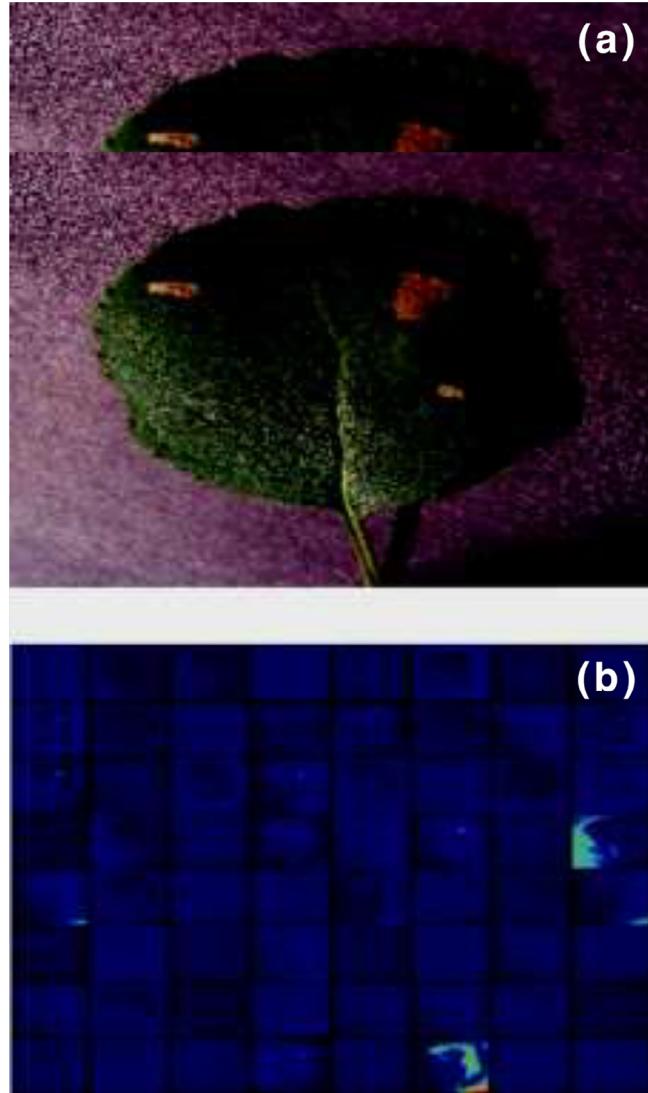
ture توسط نقطه های بیماری ها فعال می شود، همچنین در برک و در پس زمینه.

VGGNet [36]، ResNet [37]، Inception-v3 [38] و CNN. VGGNet مدل های CNN دارای 16 [VGG16] و 19 [VGG19] لایه و وزنی است که با استفاده از مدل هایی با تغییرات کوچک در فرآیند فیلتراسیون، پیشرفت معناداری نسبت به مدل های موجود به دست می آورد.

مدل پایه GoogleNet Inception مدل شامل شبکه های تو در تو و استفاده از فیلترهای اندازه های مختلف برای محدودیت مقیاس های متعدد است، می پیوندد. مدل موجود Inception-v3 یک مدل بهبود یافته با کارایی بیشتر است و من تواند با تعداد کمی پارامتر بهبود یابد. از قرار ResNet، این بلوک بر روی دیگری و باقی مانده بلوک های بنیادی ساخته شده است. این بلوک های بنیادی از چندین لایه ای فیلترکواریانس تشکیل شده اند که با اتصالات گسترده یا بدون اتصال در درخت از بلوک ها هستند. این امکان را می دهد که تمام لایه های روی هم فرار گرفته در یک نقشه ای باقی مانده فرار گیرند، در حالی که اتصالات پرسن دارای نقشه ای شناسایی هستند. بتایران، وظیفه ای ما به ساده تر کردن تعداد فیلترهای باقی مانده بزرگتر می باشد تا اینکه تعداد فیلتر اصلی را کاهش دهیم، این مدل من کل سیکستن را حل می کند: با قرار دادن چندین لایه بر روی یکدیگر، کارایی در نقطه ای متوقف می شود و سپس به صورت نهایی کاهش می یابد.

ResNet50 نسخه 50 لایه این شبکه است.

2.2. مواد و آزمایش



تصویر 1. در مدلی که قبلاً آموزش دیده است، نمایش لایه های شروع فیلترهای صنیع برای یک تصویر ورودی خاص، منبع داده: (a) خروجی لایه شروع فیلترهای صنیع.

DataSet: ما از مجموعه داده های *Plant Village* استفاده می کنیم که یک مجموعه داده دسترسی آزاد است و در Kaggle موجود است [38]. مجموعه داده *Plant Village* شامل حدود 50.000 تصویر از مصوولات کشاورزی کاملاً سالم و بیمار است که در 38 دسته برچسب گذاری شده اند. نگرانی ما در انتخاب تصاویر ورودی برک های کاملاً سالم سیب و تصاویر ورودی دارای بیماری سیاه برک تجارت تأثیر قارچ به نام *Botryosphaeria obtusa* تختص حوزه، یعنی گیاه شناسان: فرار می گیرد: مرحله اولیه سالم، مرحله میانی سالم، مرحله سالم با در مرحله کاملاً سالم، در مرحله کاملاً سالم، هیچ لکه ای در بر که ها وجود ندارد. برک های سالم مرحله اولیه دارای لکه های یکدیگر با قطع رحدود 2.5 میلی متر هستند. برک های سالم مرحله میانی دارای لکه های بیشتری هستند که به شکل تصادفی یا سطحی رسید می کنند. برک های سالم مرحله آخر که به میزان بیشتری توسط درخت آلوده شده اند و نمی توانند در درخت باقی بمانند. تمام تصاویر ورودی توسط متخصصان حوزه بررسی شده و با برچسب گذاری به یک بیماری مناسب طبقه بندی شده اند.

تصویر 180 که توسط متخصصان طبقه بندی دشوار بود از بررسی های بعدی حد فشند. در تصویر مثال هر مرحله نشان داده شده است. در نهایت، ما 1650 ت تصویر ورودی از برک های کاملاً سالم، 130 مرحله اولیه سالم، 175 مرحله میانی سالم و 130 مرحله آخر بیمار سالم داریم.

چون تعداد برک های سالم ما از برک های بیمار بیشتر است، ما تغییرات زیادی در تعداد نمونه ها برای هر دسته داریم. برای کاهش احتمال تورم در شبکه ما تا تعادل بین دسته های مرحله سالم داشته باشیم، تعداد نمونه ها برای هر دسته باید متوازن باشد. برای ایجاد توازن مناسب، ما استراتژی زیر را داریم: در مرحله اولیه سالم، مرحله میانی سالم و مرحله آخر سالم، ما استراتژی تقسیم 80-20 بین آن ورژن و تست داریم که به این معناست که حدود 80% از تصاویر ورودی برای مجموعه آموزش حفظ می شوند و تصاویر باقی مانده برای مجموعه تست. برای برک های مرحله سالم، تصاویر به 12 دسته طبقه بندی می شوند، با 120 تصویر در هر دسته برای مجموعه آموزش، حدود 30 تصویر برای تست حفظ می شود. دقت نهایی با میانگین 12 اجرای مختلف بر روی دسته ها محاسبه می شود. همانطور که می دانیم، مجموعه داده های *Plant Village* تصاویری از همان برک از زوایای مختلف و جهت های مختلف گرفته شده است، تقریباً تمام تصاویر همان برک باید یا در مجموعه آموزش یا در مجموعه تست حفظ شوند.

جدول 1 تعداد تصاویر استفاده شده برای آموزش و تست برای هر دسته را نشان می دهد.

دسته	تعداد تصاویر
برک	1650
بیمار	130
متخصص	130
آخر	175
کاملاً سالم	130
میانی	175
اولیه	1650

پیش پردازش: نمونه های مجموعه داده های *Plant Village* تصاویر RGB اندازه ه متفاوت دارند. با استفاده از یادگیری عمیق پایه، ما تنها نیاز به 4 تصویر در مرحله اولیه که مرحله پیش پردازش است داریم.

جدول 1

مجموع نمونه های مجموعه های آموزش و آزمایشی.

طبقه	تصاویر کل برای تست	مجموع تصاویر برای آموزش	تصاویر کل برای تست
مرحله سالم	27	12	110
اولیه سالم	0	108	108
حله میان سلامت	36	36	144
مرحله سالمی به بیان رسید	23	23	102

این کار در مراحل مختلف به صورت زیر انجام می شود: ابتدا، تغییر اندازه تصویر ورودی به 256×256 پیکسل برای شبکه های ساده، 224×224 با تمام مدل هایی که تاکنون استفاده کرده ایم، در $299 * 299$ پیکسل Inception-V3. در فرآیند تغییر مقیاس مناسب تصاویر، پیس بینی و بهینه سازی مناسب اعمال شده است. سپس، 255×255 بر روی مقادیر پیکسل انجام می شود که قابل محاسبه با مقدار شروع شبکه می باشد. سپس نرمال سازی برای هر یک از نمونه ها انجام شد. که در واقع عملکرد تمرین را به طور قابل توجهی افزایش دهد. سپس فرآیند نرم ال سازی مراحل زیر را طی می کند: برای همه داده های آموزش، پس از محاسبه میانگین S.D.، تبدیل داده های آموزش در مجموع $X_{\text{Mtxt}} = X / \text{StdTxt}$ است. به طوری که هر ویزگی تقریباً به یک داده نرمال شده نگاه می کند که به میان گین و واریانس 1 توزیع شده است. در پایان، برخی از عملیات مانند جرخیس بازوی مختلف، برس، زوم کردن، و چرخیس برای ورودی های داده شده استفاده می شود. این امر عدم اتصال را تضمین می کند و مدل را برای استفاده مناسب می سازد.

الگوریتم آموزش مدل اولیه CNN (شبکه عصبی پیچیدگی) از لایه های پیچیدگی، لایه های ادغام و در آخر لایه های کاملاً متصل تشکیل شده است.

در لایه کانولوشن برای هر تصویر ورودی، محاسبه X_{tict} به صورت زیر انجام نمی شود

$$X_{\text{ic}} = \text{RELU}(\Delta W_i * X) \quad (1)$$

در اینجا عمل کانولوشن با t نشان داده شده است و ΔW_{it} مخفف هسته های لایه پیچیدگی است. $[W_{\text{ti}1t}, W_{\text{ti}2t}, W_{\text{ti}3t}, \dots, t, nW_{\text{tikt}}]$ نشان دهنده تعداد کل هسته های پیچشی است.

از آنجایی که ما اشیاع غیر خطی در تصویر خود داریم، بهترین انتخاب تابع غیرفع ال سازی باید ReLU باشد، زیرا زمان بسیار بیشتری نسبت به سایر توابع فعل سازی موجود است. ReLU یک تابع فعل سازی خطی اصلاح شده به شرح زیر است:

$$\text{ReLU}(x) = \max(0, x)$$

بنابراین در مدل ما از ReLU استفاده خواهیم کرد.

همانطور که در لایه max pooling باید بزرگترین val_nue خروجی همه لایه های پیچش را که یکدیگر را قطع نمی کنند محاسبه کنیم. این تکنیک رتبه های متفاوت را در محیط های موجود تعیین می کند و اندازه خروجی ما را بهینه می کند.

نقش لایه های کاملاً متصل شده این است که لایه های نهایی را در بالاترین سطح نگه دارد. سپس همه لایه های ۵ این چنینی که در بالای همه قرار دارند، محاسبه $\text{ReLU}(\text{Wfc-X})$ را انجام می دهند، جایی که X نشان دهنده تصویری است که باید داده شود و Wfc نشان دهنده ماتریس وزن نهایی لایه است.

تابع زیان تغییر نتیجه با ورودی را محاسبه ای از انتهای خروجی تعریف شده است. اده شده است و به عنوان مجموعه ای از انتهای خروجی تعریف شده است.

اگر شبکه ما با سرعت بسیار بالا شروع به آموزش کند و در ابتداء خودش دقت بسیار بالایی داشته باشد، باید آن را متوقف کنیم زیرا این مشکل اضافه پیش بینی است. برای این منظور از تکنیک توقف زودرس استفاده می کنیم. در این روش بس از هر دوره، عملکرد با داده های آموزش موجود ارزیابی می شود و وقتی که زیان داده های مجموعه تست به خود بیهود نمی باشد، توقف زودرس آموزش شبکه را متوقف می کند.

این روش اضافه پیش بینی را حل می کند؛ ما یادگیری انتقال را به صورت زیر انجام می دهیم:

همه لایه های نهایی با کمک ایجاد یک لایه دیگر و توجه به این که فقط لایه های خارجی فیلتر کانولوشن VGG16 با ΔW_{tict} با لایه های متصل نهایی به هم متصل می شوند، جایگزین می شوند.

وزن های آموزش دیده شده را حذف کنید تا از وجود گرادیان جدید اطمینان حاصل شود، بنابراین شبکه موجود باید با مقادیر مناسب شروع کند به جای تنظیم هر پارامتر. حالا به جز شبکه اخیر، همه لایه ها را در شبکه قرار دهید. در نهایت، آموزش لایه متصل به کمک ویزگی های تولید شده در لایه کانولوشن نهایی انجام می شود. پس از تنظیم پارامترها، یادگیری وزن یا تنظیم آن انجام می شود. سپس لایه کانولوشن نهایی برای همه معماری هایی که در شبکه ما استفاده شده اند با آموزش موثر و نرخ یادگیری کمی پایین نر ادامه می یابد.

در جدول 2، جزئیات تنظیم پارامتر مدل آموزش دیده نشان داده شده است. علاوه بر این، برنامه زمانی نرخ یادگیری استفاده شده است. تغییرات نرخ یادگیری در جدول نشان داده شده است.

3. نتایج و بحث

دقت شبکه ساده ما در شکل 2 نشان داده شده است. با عمق مدل ما، در ابتداد هم دقتش آموزش و هم دقتش تیز است به طور کمی بهبود می یابد. بهترین نتیجه، که یک دقتش اعتبارسنجی 81.4% است، توسط شبکه ما با ۱۰ لایه کانولوشن که در روند تنظیم پارامتر به دست آمد، به دست آمد.

اما این کاهش یافته پس از اینکه عمق شبکه از ۱۰ بیشتر شد، زیرا داده هایی که در این مدل هایی که این مقدار از پارامترها را دارند کافی نیستند. برای حل این مسئله، ما یادگیری انتقال را در مدل های عمیق جدید به کار بردیم.

نتایج تنظیم پارامتر مدل های Image Net در شکل 2 نشان داده شده است. دقتش تهاین مجموعه های موجود برای همه تأیید از 84.0% تا 93.5% متغیر است. حقیقتی که پس از تنظیم پارامتر به دست آمده است، بهتر از مدل موجودی است که فرانگ آموزش دیده است.

مهم ترین نتیجه در مدل VGG16 چشم گرفته شده است، که دقتش 93.5% دارد. نتایج ما نشان می دهد که حتی اگر داده های کافی نداشته باشیم، یادگیری انتقال می تواند نتایج بهتری ارائه دهد.

در مطالعه مقایسه ای، مدل شبکه عصبی مصنوعی ما از بهینه کننده کاوهش گام تصادف در داده های آموزش موجود برای همه لایه های استفاده می کند. با استفاده از حدس تصادفی، 37% دقتش در مجموعه Img است. قدرت ANN قادر به یافتن روابط محلی نیست و همچنین نمی تواند ویزگی ها را با استفاده از داده های موجود تشخیص دهد.

ماتریس تشخیص مدل های ما در جدول 2 نشان داده شده است. بخش از دقتش تأیید پیش بینی نشده برای همه لایه های مارکل با جزئیات کامل نشان داده شده است. طبقه بندی همه لایه های مرحله I سالم دقیق انجام شده است.

دقتش مرحله I اولیه و نهایی به ترتیب 93.5% و 87.2% است. دقتش مرحله I میان امیدوار است که درستی طبقه بندی نشود، با دقتش به دست آمده $1.1\% - 80.4\%$ میانه های مرحله I مارکل که به درستی طبقه بندی نشده اند با مرحله بعدی استیه گرفته می شوند. به عنوان مثال، مرحله I اولیه با مرحله I میانی تنها استیه گرفته می شود و هیچ یک از مرحله I اولیه با مرحله I نهایی استیه گرفته نمی شود.

یافته های ما نشان می دهد که توجه به این نکته مهم است که تقریباً 100% دقتش آموزش ممکن است، که مطلوب نیست و می تواند با توقف زودرس جلوگیری از شود. اما همانطور که می دانیم که یادگیری عمیق داده محور است، اگر داده های آموزش بیشتری داشته باشیم تا دقتش تأیید را بهبود بخشیم، خوب است. در اینجا می توانیم توجه کنیم که VGGNet دقتش نهایی به این حد است.

جدول 2

استفاده از یادگیری انتقال، ماتریس گیجی برای تأیید مدل VGG16.

مرحله سالم	مرحله I نزدیک و سالم	مرحله I بانی سالم	مرحله سالم
مرحله سالم	0	0	0
رحله اولیه	27	27	2
رحله میانی	0	5	30
رحله آخر	0	0	3
			20



(a) healthy stage



(b) early healthy stage



(c) middle healthy stage



شکل 2. برای سبیت سیاه روت، نمونه های تصاویر برک در همه مراحل: (a) مرحله اولیه سالم، (b) مرحله میانی سالم و (c) مرحله انتهایی سالم.

مدل به بهترین عملکرد دست یافته که مسئله [39,40] نیز است، در آن وظیفه سنجایی گیاه با بهترین عملکرد توسط مدل VGGNet انجام می شود. عملکرد مدل های دیگر مانند

برای انجام وظایف طبقه بندی ما به اندازه VGGNet 7X خوب نیست، حتی اگر بهترین نتیجه در مجموعه داده Image Net ثبت شده باشد.

نتیجه گیری و دامنه آینده

تحقیق ما مدل یادگیری عمیق را ایجاد کرده است که قابلیت کشف ویزیگی ها را در معنادار در وظیفه طبقه بندی به صورت خودکار دارد، که در واقع یک راهنمای کامل برای تشخیص حیثیت بیماری را فراهم می کند. با داشتن تعداد کمی داده ورودی، ما در اینجا یک شبکه ساده ای با اندازه کوچک تر و تعداد لایه های متغیر آموخته Inception-v3، ResNeD و پارامترهای چهار مدل اخیر را کاملاً تنظیم کردیم: t50، VGG16 و VGG19.

با انجام مطالعه مقایسه ای از این شبکه های موجود، ما نتیجه گرفتیم که تنظیم دقیق مدل های یادگیری عمیق موجود به طور قابل توجهی کارایی مدل را افزایش داده است. پس از تنظیم پارامترهای مدل VGG، این مدل به بهترین حالت خود رسید و با دقت %93.5 بر روی داده های موجود برای تایید، نشان داد که مدل ما تکنولوژی جدید غالب برای طبقه بندی با دامنه گسترده تری است. در اینجا، جمع آوری داده های مربوط به چندین بیماری در همه مراحل می تواند با استفاده از گوناگونیت سنسیورها انجام شود، مانند دوربین های مادون قرمز و دوربین های چندگانه. مدل یادگیری عمیق با پیشنهاد درمان، تایید نتیجه و غیره اضافة خواهد شد.

اعلامation of CRedit contribution to authorship

Subhash Chandra P. Adesh V. Panchal: ایده پردازی، جمع آوری داده. **Bagyalakshmi, K. T. Hittiram:** تحلیل فرمایش، حذف مال. **Pankaj Kumar, Mukesh Soni, Raza Khan:** تجسم، تایید، منابع، نرم افزار، نظرات

نوشتن - نسخه اولیه، نوشتن - بازبینی و ویرایش.

اعلامation of Competing Interest

نویسندها اعلام می کنند که هیچ منافع مالی یا روابط شخصی شناخته شده ای ندارند که ممکن است تأثیرگذار بر کار گزارش شده در این مقاله باشد.

منابع

- [1] IEEE, 2. 017. **S.R. Sujana** و همکاران. شناسایی در زمان واقعی اشیاء با استفاده از شبکه های عصبی کانولوشن عمیق، کنفرانس بین المللی ارتباطات و پردازنش سیگال (ICCS), 2017.
- [2] Mihai Oltean, an., Horea Murea, 2018. (2018) 26-42. **گیری عمیق:** *Acta Universitatissapientiae Informatica* 10 (1)
- [3] Deep-plant: شناسایی گیاهان با شبکه های عصبی کانولوشن، کنفرانس بین المللی پردازنش تصویر 2015
- [4] J.G.A. Barbedo, عوامل مؤثر بر استفاده از یادگیری عمیق برای تشخیص بیماری های گیاهی، Biosyst. مهندسی 172 (2018) 8491-8499.
- [5] T. J. G. Arnal, Barbedo, 2014. (2014) 1709. **سریع و دقیق و طبقه بندی بیماری های گیاهی.** *Plant Dis.* 98 (12)
- [6] H. Al Hiary, S. Beni Ahmad, M. Reyalat, M. Braik, Z. ALRahmanneh, 2011. (2011) 3138t. **تسبیح**
- [7] بو. مختار، م.ا.علی، ع.ای.حسینی، اح.ھفتنه، شناسایی دو ویروس برک گوجه فرنگی با استفاده از ماشین پیش‌بینان، در طراحی سیستم های اطلاعات و برنامه های هوشمند، ویرایش های ک.ا. مandal, S. C. Satapathy, M. K. Sanyal, P. P. Mondal.
- [8] S. T. Arivazhagan, 2015. (2015) 771782. **دولت، آقای مخوباهای اسپرینگر،** Ge. *Agri. مهندسی ابتدی* 15 (1) 3-211217t.
- [9] J. Tian, 2012. (2012) 8(1). **و همکاران، یک مدل طبقه بندی بهبود یافته KPCA/GA-SVM برای تشخیص ص بیماری برک گیاهی.** *Comput. Inf.* 77377745t.
- [10] H.M.J. 2012. (2012) 41. **دراد پیش‌بینان مبنی بر هسته از بیماری معدنی برک خردما.** *Procedia Eng.* 13531-359t.
- [11] Ilya Sutskever, Geoffrey E. Hinton, **Geoffrey E. Hinton** با شبکه های عصبی عمیق کنور، پیشرفت ها در سیستم های اطلاعات عصبی، ۲۰۱۰.
- [12] K.P. Ferentinos, 2012. (2012) 145 (۳) ۳۱۱-۳۱۸. **ای گیاهی، Comput. Electron. Agric.**
- [13] B.J. Samajpati, S.D. Degadwala, 2012. (2012) 41 (۱) ۶۱-۶۱. **بیماری های میوه سبیت با استفاده از طبقه بندی کنده درخت تصادفی،** *Int. J. Comput. Appl.* 422-427, doi: 10.1109/nICICT43934.2018.9034451.
- [14] B.J. Samajpati, S.D. Degadwala, 2012. (2012) 145 (۳) ۳۱۱-۳۱۸. **ای گیاهی، Comput. Electron. Agric.**
- [15] M.D. Rana, H. Mr. Sheshang, D. Degadwala, 2012. (2012) 41 (۱) ۶۱-۶۱. **روشن های مختلف ترکیب تصاویر،** *IJSRD-Inter. J. Sci. Res. Dev.* ۲ (۱) ۲۲۱-۱۰۶۱.
- [16] Abbas F. Tukiwala, Sheshang D. Degadwala, 2012. (2012) 41 (۱) ۶۱-۶۱. **محض کردن داده در تصویر با اس تقاده از DWT دو بعدی چندین سطح و تبدیل ASCII و تابع راضی چرخه ای**
- [17] B.J. Samajpati, S.D. Degadwala, 2012. (2012) 41 (۱) ۶۱-۶۱. **یاس برای ترکیب تصاویر پیشکش،** *Int. J. Comput. Appl.* ۲۶-۲۹.
- [18] چودری، K. میلانان، P. گویندراج، R. استخراج ویزیگی های بهینه و مدل پیش بینی بهمه پیشکش مبنی بر طبقه بندی، یادگیری ماسنین با تلقیق اینترنت اشیا، مجله بین المللی کاربردهای کامپیوتور ۱۳۰، ۲۰۱۴.
- [19] D. Babitha, M. Ismail, S. Chowdhury, R. Govinderaj, 2020. (2020) 8 (۲). **سیستم نظارت خودکار اینترنت اشیا برای استفاده از رویکرد ترکیبی،** *cnn-lstm*, اینتر.
- [20] G. Ramya, G. Priya, C. Subrata, D. Kim, D.T. Tran, A.N. 2021. (2021) 87, <https://doi.org/10.3991/ijim.v15i10.21645t>.
- [21] Nazeer, Pradeep Kumar Vadla, 2020. (2020) 9 (8) 4933. **سیستم اعتماد مبتنی بر شهرت،** *Int. J. Emerg. Res.* 4940.
- [22] Sudhakar Sengan, N. Satheesh, Ganga Rama Koteswara Rao, Subratan Chowdhury, 2020. (2020) 9 (5). **تسهیل شده خانه هوشمندانه با ترتیبات اعتمادسنجی نامحدود،** بین المللی علم مهندسی ۵۴۰۵-۵۳۹۸.
- [23] یوسفیاتا گاوردی، کولا بانو پراکاش، اسک. سیستم اینترنت اشیا برای هشتمین بیانیه ساز م دیگر، *Int. J. Comp. Inf. Syst.* 66 (۱) 63-50.
- [24] Sudhakar Sengan, N. Satheesh, Ganga Rama Koteswara Rao, Subratan Chowdhury, 2021. (2021) 10.1016/j.matpr.2020.9242626.
- [25] M. Soni, D. Kumar, 2021. (2021) 10.1109/sesn49253.2020.9242626. **مکون سونی، دیلیپ کومار سینک، اینترنت اشیا برای هشتمین بیانیه ساز م دیگر،** *Int. J. Adv. Med. Biotech.*
- [26] M. Soni, D. Kumar, 2021. (2021) 10.1109/sesn49253.2020.9242626. **مکون سونی، دیلیپ کومار سینک، اینترنت اشیا برای هشتمین بیانیه ساز م دیگر،** *Int. J. Adv. Med. Biotech.*
- [27] M. Soni, D.K. Jaiswal, 2021. (2021) 10.1007/s11277-021-08565-2t. **سیستم اینترنت اشیا برای هشتمین بیانیه ساز م دیگر،** *LAKA: Internet of Wireless Pers.*
- [28] M. Soni, D. Kumar, 2021. (2021) 10.1007/s11277-021-08565-2t. **مکون سونی، پاس پاروت، اس. کومات، موری بر پیش داده های حفظ حریم خصوصی،** *Cybersecurity Inf.* 30-16.
- [29] M. Soni, T. Patel, A. Jain, 2021. (2021) 10.1016/j.matpr.2021.02.094. **تجزیه و تحلیل امنیت در روش های احراز هویت از باده داده های حفظ حریم خصوصی،** *Proc. Mater.*
- [30] Pandian A., Senju T., Islam S., Wang H., Bhimtal, 2020. (2020) 403-403. **فرانس بین المللی شبکه های کامپیوتوری، پروتکل احراز هویت و مدیریت کلید حفظ حریم خصوصی برای سیستم اطلاعات سلامت،** *آخوندی از داده ها و حریم خصوصی در مراقبت های بهداشتی: حقیقات و نوآوری ها،* صفحه 37-37.
- [31] M. Soni, D. Kumar, 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-24643-3_60. **مکون سونی، پاس پاروت، اس. کومات، موری بر پیش داده های حفظ حریم خصوصی،** *Springer, Cham.* 2020. https://doi.org/10.1007/978-3-030-24643-3_60.
- [32] M. Patel, D. Rami, M. Soni, 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **پورتال وب سفل بعدی برای فارغ التحصیلان،** در: *Proc. Mater.*
- [33] Balaji S., Rocha Á., Chung YN, 2019. (2019) 33. **به های موبایل مجازی، اینترنت اشیا برای حفظ حریم خصوصی،** *ICCIV 2018*, پادا داشت های سخنرانی در مورد مهندسی داده ها و فناوری های ارتباطات، *Springer, Cham.* 2020. https://doi.org/10.1007/978-3-030-28364-3_16.
- [34] M. Soni, B.S. Rajput, T. Patel, N. Parmar, 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **م. سونی، تیپید بیام های احراز هویت از باده داده های فناوری های ارتباطی،** *Proc. Mater.*
- [35] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *VANET. در: Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16.*
- [36] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [37] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [38] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [39] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [40] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [41] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [42] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [43] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [44] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [45] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [46] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [47] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [48] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [49] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [50] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [51] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [52] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [53] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [54] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [55] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [56] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [57] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [58] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [59] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [60] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [61] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [62] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [63] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [64] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [65] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [66] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [67] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [68] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [69] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [70] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [71] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [72] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [73] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [74] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [75] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [76] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [77] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [78] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [79] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [80] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [81] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [82] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [83] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [84] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [85] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [86] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [87] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [88] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [89] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [90] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [91] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (2021) 10.1007/978-3-030-28364-3_16. **روزی خواست برای نویسنده بیانیه ساز م دیگر،** *ICICT 2021*, هند.
- [92] Kotecha K., Piuri V., Shah H., Patel R., 2021. (

.A.V. Panchal, Subhash Chandra Patel, K. Bagyalakshmi و همکاران.

aterails Today: Proceedings xxx (xxxx) xxxx

[38] C. Szegedy, V. Vanhoucke, S. Ioffe, J. Shlens, Z. Wojna, باراندیش در معماری اول به برای بینای کامپیوتو، در مجموعه مقالات کنفرانس IEEE 2016 در مورد دید رایانه و تشخیص الگو، CVPR 2016، صفحات 26812826، جولای 2016.

[39] M. Mehdipour Ghazi, B. Yanikoglu, E. Aptoula، شبکه های عصبی عمیق از طریق بهینه سازی پارامترهای بادگیری انتقالی، Neurocomputing 235 (2017) 228235.

[40] S. Hang, M. Aono، شباسایی تصویرگیاهی جهان باز بر اساس شبکه عصبی کانولوشن، اجلس و کنفرانس سالانه انجمن (APSIPA)، صفحه 14، جو، کره جنوبی، دسامبر 2016. در مجموعه مقالات the 2016nAsia پردازن سیگنال و اطلاعات T-Pacific.