



## تشخیص بلاذرنگ نوع خودرو با استفاده از طبقه‌بند مبتنی بر شبکه کانولوشن و ادغام موجک هار

سید محمد جوادی مقدم<sup>۱</sup>، حسین غلامعلی نژاد<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup> استادیار، دانشکده مهندسی، گروه کامپیوتر، دانشگاه بزرگمهر قاینات، ir smjavadim@buqaen.ac.ir

<sup>۲</sup> استادیار، دانشکده مهندسی، گروه کامپیوتر، دانشگاه بزرگمهر قاینات، ir h\_gholamalinejad@buqaen.ac.ir

پذیرش: ۱۴۰۳/۰۵/۱۷

ویرایش: ۱۴۰۳/۰۳/۱۹

دریافت: ۱۴۰۲/۰۴/۰۸

**چکیده:** در سال‌های اخیر، طبقه‌بندی بلاذرنگ نوع خودرو، به دلیل کاربردش در کنترل و تحلیل ترافیک، از موضوعات جذاب و بسیار پرکاربرد بوده است. با توجه به محدودیت تعداد نمونه‌ای آموزشی برحسب دار باکیفیت، تغییرات در وضعیت زاویه‌ای خودرو و دوربین، کیفیت و وضوح تصویر، نور و شرایط آب و هوایی، دقت تشخیص از چالش‌های مهم در سیستم‌های تشخیص نوع خودرو می‌باشد. در این مقاله، یک شبکه‌ای کانولوشن بلاذرنگ جدید برای تشخیص نوع خودروها با دقت بالا معرفی شده است. در ساختار عصبی پیشنهادی، لایه‌ی ادغام جدید با استفاده از تبدیل موجک هار علاوه بر کاهش ابعاد نقشه‌ی ویژگی خروجی از لایه‌ی کانولوشن، قابلیت استخراج ویژگی رانیز دارد. نوآوری دیگر ساختاری، استفاده از بلوک‌های فشار-تحریک<sup>۱</sup> قبل از لایه‌های کانولوشن میانی می‌باشد که موجب بالارفتن دقت بازشناختی می‌شود. علاوه‌براین، در الگوریتم یادگیری پس انتشار، با اصلاح روش بروزرسانی وزن‌ها، از طریق تغییر ساختار بهینه‌سازها، پایداری بیشتر شبکه و بالارفتن دقت بازشناختی حاصل شده است. روش پیشنهادی روی دو مجموعه داده‌ی IRVD و MIO-TCD ارزیابی شده است. نتایج ارزیابی نشان می‌دهند که ساختار پیشنهادی در مقایسه با ساختارهای کانولوشن رایج، از نظر معیارهای طبقه‌بندی، عملکرد بهتری داشته است.

**کلمات کلیدی:** شبکه کانولوشن، یادگیری عمیق، تشخیص خودرو، موجک هار.

## Real-time vehicle type recognition using a convolution and Haar wavelet pooling based classifier

Seyyed Mohammad Javadi Moghaddam, Hossein Gholamalinejad

**Abstract:** Over the past few years, real-time classification of vehicle types has become an increasingly popular and important topic, given its wide range of applications in traffic control and analysis. Among the various methods available for classifying car types, convolutional neural networks (CNNs) have emerged as particularly appealing. In this article, we introduce a new real-time CNN architecture that is specifically designed to detect different types of cars. This innovative structure incorporates several unique features, including novel network architecture and structural elements, as well as an advanced learning method based on the back-propagation algorithm. One key aspect of our proposed method is its use of feature extraction at three different locations within the network, which allows for more accurate and efficient classification of car types. To evaluate the performance of our approach, we conducted experiments on two popular datasets (IRVD and MIO-TCD), and compared our results against those obtained using traditional CNN structures. Our

<sup>۱</sup>SE Block: Squeeze-and-Excitation blocks

evaluation results demonstrate that our proposed CNN architecture outperforms existing approaches, achieving superior classification accuracy across a range of criteria. Overall, our work represents a significant advance in the field of real-time car type classification, with broad implications for traffic management and analysis.

**Keywords:** Convolution Neural network, Deep learning, IRVD dataset, Vehicle type Recognition.

امروزه رایج‌ترین تکنیک، روش‌های مبتنی بر روش یادگیری عمیق است که از مزیت قابل توجهی در استخراج ویژگی‌های سطح پایین و سطح بالای تصویر برای بهبود طبقه‌بندی شی و تشخیص برخوردار است [۷]. شبکه‌های عصبی مبتنی بر کانولوشن، از رایج‌ترین روش‌ها برای دسته‌بندی خودروها هستند. سون و همکارانش [۸] روش‌های جدیدی مبتنی بر این شبکه‌ها ارائه کردند. آن‌ها از شبکه‌ی کانولوشن بدون نظارت و از شبکه‌های نیمه‌نظراتی برای استخراج ویژگی‌های خودروها استفاده کردند و به صحت ۸۸/۳۵ درصدی در بازناسی نوع خودرو رسیدند.

شبکه‌ی عصبی کانولوشن مبتنی بر پیشنهاد ناحیه<sup>۱</sup> توسط عمان و همکارانش برای طبقه‌بندی خودروهاروش دیگری بود که ارائه شد [۹]. در این روش، هدف، طبقه‌بندی تصاویر خودرو با زوایای مختلف (نمای جلو، نمای جانبی، نمای عقب) بود. صحت ۹۹/۲۴ درصد، در این روش گزارش شده است.

آونگ [۱۰] یک رویکرد طبقه‌بندی نوع خودرو با استفاده از یک ویژگی پیشرفته پیشنهاد کرد که در آن از تکنیک استخراج مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشن فیلتر شده پراکنده با استراتژی پرش از لایه استفاده کرد. دقت این روش ۹۳٪ بود. جوشوا [۱۱] از ترکیب الگوریتم ماشین بردار پشتیبان و OCR برای طبقه‌بندی خودرو استفاده کرد و توانست صحت ۹۵ درصدی را حاصل کند. بورمن و همکاران [۱۲] از الگوریتم کوانتیزاسیون بردار یادگیری برای شناسایی نوع خودرو استفاده کردند. دقت بدست آمده توسط این روش ۸۳٪ بود. خراکی [۱۳] از یک شبکه کانولوشن عمیق برای طبقه‌بندی خودروهای اورژانس در سیستم‌های ترافیک استفاده کرد و نشان داد که شبکه Densenet121 برای این موضوع مناسب می‌باشد. هو و همکاران [۱۴] یک مدل طبقه‌بندی نوع خودرو با استفاده از یک روش استخراج ویژگی پیشرفته معرفی کرد. این روش از Soft max به عنوان طبقه‌بند استفاده می‌کند. این روش، با اعمال بر روی یک مجموعه داده‌ی کوچک ۱۲۰۰ تابی از تصاویر نمای جلوی شش کلاس خودرو، صحت ۹۷/۸۰ درصدی را نتیجه داده است. غلامعلی نژاد [۱۵] یک روش ترکیبی با استفاده از شبکه کانولوشن و لایه‌های ادغام موچکی ارائه کرد و به دقت ۹۷/۱۲ درصد رسید. کار جدید دیگر توسط ژو و همکارانش معرفی شده است که برای تشخیص وسائل نقلیه، از تکنیک شبکه در شبکه (NIN) استفاده کرده است [۱۶]. در این روش، از ادغام میانگین سراسری برای جلوگیری از بیش برآذش استفاده می‌شود. صحت این مدل برای طبقه‌بندی

## ۱- مقدمه

امروزه تجزیه و تحلیل بصری در مورد نظارت بر ترافیک، یکی از موضوعات جالب توجه در بینایی ماشین به شمار می‌رود. طبقه‌بندی و تشخیص وسائل نقلیه به دلیل مواردی مثل تغییرات در وضعیت زاویه‌ای خودرو و دوربین، کیفیت ووضوح تصویر، نور و شرایط آب و هوایی، در زمینه‌ی مسائل پیچیده و دشوار در بینایی ماشین به شمار می‌رود [۱]. سیستم‌های کنترل تردد هوشمند با هدف به حداقل رساندن مشکلات ترافیکی ایجاد شده‌اند. یکی از بهترین راه کارهای کنترل تردد هوشمند مبتنی بر هوش مصنوعی، استفاده از شبکه‌های عصبی کانولوشن است [۲]. در سال‌های اخیر، شبکه‌های عصبی کانولوشن در شاخه‌های مختلف علمی از قبیل بینایی ماشین، بازناسی گفتار و سیستم‌های مبتنی بر هوش مصنوعی، موقیت‌های چشم‌گیری داشته‌اند. قدرت بالای روش‌های طبقه‌بندی مبتنی بر کانولوشن، سهولت استفاده و عدم نیاز به استخراج دستی ویژگی، از مزایای این روش‌ها است. یکی از کاربردهای شبکه‌های کانولوشن، طبقه‌بندی تصاویر است که در سال‌های اخیر ساختارهای مختلفی برای نیل به این هدف معرفی شده‌است. کاربرد برخی از این ساختارهای استفاده در طبقه‌بندی تصاویر پیچیده‌ای مانند تصاویر خودرو است.

شبکه‌های کانولوشن با چالش‌های زیادی مواجه هستند [۳]. یکی از چالش‌های اساسی، زیاد بودن تعداد تکرار لازم داده‌ها برای یادگیری شبکه یا تثیت نسبی وزن‌های شبکه است. جهت دهنده به فرآیند استخراج ویژگی در این شبکه‌ها می‌تواند فرآیند یادگیری را تسريع نموده و تعداد دفعات تکرار را کاهش دهد.

راهکارهای ارائه شده در این مقاله، با هدف جهت دهنده به فرآیند استخراج ویژگی، هم در سطح ساختار طبقه‌بند و هم در سطح الگوریتم یادگیری، می‌باشد.

## ۲- کارهای پیشین

روش‌های شناسایی نوع خودرو را می‌توان از جنبه‌های مختلف تقسیم‌بندی کرد. روشن‌های شناسایی که به استخراج دستی ویژگی مانند ویژگی‌های هندسی [۴]، HOG [۵]، و الگوریتم SURF [۶] نیاز دارند. نقطه ضعف این روش‌ها از دست رفتن برخی از ویژگی‌های مهم تصویر در فرآیند استخراج ویژگی است.

<sup>۱</sup> R-CNN: Region-proposal CNN

### ۲-۳ لایه‌ی ادغام<sup>۱</sup> DWT

یکی از اصلی‌ترین لایه‌ها در شبکه‌های عصبی مبتنی بر کانولوشن، لایه‌ی ادغام است. وظیفه‌ی اصلی این لایه، کاهش ابعاد نقشه‌ی ویژگی‌های استخراج شده از لایه‌های کانولوشن است. ساختار پیشنهادی ادغام، بر پایه‌ی تبدیل موجک گستته‌ی هار تدوین شده است. با استفاده از این تبدیل، لایه‌ی ادغام فرآیند کاهش ابعاد و استخراج ویژگی‌های مفید را اجرا می‌کند [۱۸]. اگر  $\alpha$  را یک تصویر در نظر بگیریم، می‌توانیم تبدیل موجک گستته‌ی دو بعدی با چهار فیلتر کانولوشن را استفاده کنیم؛ فیلتر پایین گذرهای  $f_{LL}$ ، فیلترهای بالا گذرهای  $f_{LH}, f_{HL}, f_{HH}$ . وقتی این فیلترها به ورودی  $x$  اعمال شوند، چهار تصویر به نام‌های  $x_{LL}, x_{LH}, x_{HL}, x_{HH}$  تولید خواهد شد. ابعاد این تصاویر، نسبت به تصویر مرحله‌ی قبل، یک دوم است. در صورتی که از موجک هار استفاده کنیم، تعریف فیلترها به صورت زیر است:

$$\begin{cases} f_{LL} = \begin{pmatrix} +1 & +1 \\ +1 & +1 \end{pmatrix} & f_{LH} = \begin{pmatrix} -1 & -1 \\ +1 & +1 \end{pmatrix} \\ f_{HL} = \begin{pmatrix} -1 & -1 \\ -1 & -1 \end{pmatrix} & f_{HH} = \begin{pmatrix} -1 & -1 \\ -1 & -1 \end{pmatrix} \end{cases} \quad (۲)$$

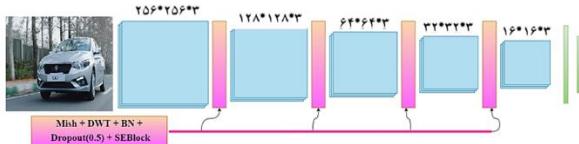
و خروجی‌های این تبدیل گستته با روابط زیر محاسبه خواهند شد:

$$\begin{cases} x_{LL} = (f_{LL} \otimes x) \downarrow_2 & x_{LH} = (f_{LH} \otimes x) \downarrow_2 \\ x_{HL} = (f_{HL} \otimes x) \downarrow_2 & x_{HH} = (f_{HH} \otimes x) \downarrow_2 \end{cases} \quad (۳)$$

در رابطه‌ی فوق، علامت  $\otimes$  نشان دهنده‌ی عملگر کانولوشن و علامت  $\downarrow_2$  به معنای نمونه‌گیری کاهشی با مرتبه‌ی ۲ است.

### ۳-۳ طبقه‌بند پیشنهادی

برای طراحی یک ساختار مناسب جهت طبقه‌بندی خودرو، دو مسئله در نظر گرفته شده است: سرعت شناسایی و صحت شناسایی. برای رسیدن به پاسخ سریع، ساختار مورد نظر باید تعداد پارامترهای آموزش پذیر کمی داشته باشد و برای تحقق هدف رسیدن به یک صحت بازشناختی بالا، نوع و مرتبه‌ی لایه‌ها باید به دقت انتخاب شوند. در ساختار پیشنهادی، لایه‌های شبکه‌ی کانولوشن سنتی با بلوک‌های فشار-تحریک و لایه‌های ادغام موجکی و لایه‌های حذف تصادفی ترکیب شده است. شکل ۱ ساختار طبقه‌بند پیشنهادی را نشان می‌دهد.



شکل ۱: ساختار طبقه‌بند پیشنهادی

وسایل نقیه، بر روی مجموعه‌ی داده‌ی اتومبیل استنفورد، ۹۷/۲۰ درصد گزارش شده است.

ژو و همکارانش یک روش مبتنی بر یادگیری عمیق با استفاده از فهرست فشرده سازی برای شناسایی نوع خودرو پیشنهاد داده است [۱۷]. در این روش، از یک شبکه‌ی عصبی کانولوشن هرمی چند مقیاس برای تشخیص استفاده شده است. نتایج گزارش شده در این مقاله نشان می‌دهد میزان تشخیص آن بر روی داده‌های آزمون جمع‌آوری شده، بیش از ۹۵ درصد است.

این مقاله با تغییر در سطح ساختار طبقه‌بند و هم در سطح الگوریتم یادگیری، سعی کرده است که صحت و دیگر معیارهای طبقه‌بندی را بهبود بخشند.

### ۳- روش پیشنهادی

معماری و اجزای راهکار پیشنهادی برای بازشناختی بلاذرنگ نوع خودرو مبتنی بر کانولوشن، در ادامه بیان می‌شود.

#### ۳-۱ بهروزرسانی وزن‌ها

فرآیند یادگیری با نظارت در شبکه‌های عصبی مبتنی بر کانولوشن، توسط الگوریتم پس انتشار اجرا می‌شود. برای بهروزرسانی وزن‌ها در این الگوریتم، روش‌های مختلفی برای همگرایی بهتر و جلوگیری از بیش‌برازش پیشنهاد شده است. در شبکه‌های عصبی کانولوشن، وزن‌های لایه‌ی کانولوشن، فرآیند تغییر اطلاعات بین لایه‌ها را به عهده دارند. این وزن‌ها که به صورت ماتریس در حافظه ذخیره می‌شوند، در هر لایه عموماً شامل اطلاعات مشابهی هستند. حذف هدفمند این اطلاعات مشابه، می‌تواند به ساختن نقشه‌ی ویژگی‌های بهتر کمک کند. الگوریتم بهینه‌ساز پیشنهادی موسوم به بهینه‌ساز WGD برای حذف هدفمند اطلاعات مشابه موجود در لایه‌های کانولوشن است. برای تحقیق این هدف، ما از ماتریس میانگین گرادیان در هر لایه استفاده کردیم. در هر لایه همگشت، ماتریس میانگین گرادیان کرنل‌ها محاسبه شده و از همه‌ی گرادیان کرنل‌های وزنی موجود در این لایه، تفربیق می‌شود. رابطه‌ی آن، به صورت زیر است:

$$h_{k,x_n} = \nabla_{x_n} J(x_n(k)) - \mu x_n \quad (۱)$$

$$\mu x_n = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p \nabla_{x_n} J(x_n(i))$$

در رابطه ۱،  $X_n$  ماتریس کرنل‌های وزنی بلوک اصلی  $k$ ،  $m$  شماره‌ی کرنل وزنی،  $\mu X_n$  میانگین گرادیان‌های کرنل‌های وزنی در هر کدام از بلوک‌های اصلی است. تابع  $L$  تابع هزینه است.  $P$  تعداد ماتریس‌های وزن در بلوک اصلی  $k$  است.

<sup>۱</sup> Discrete Wavelet Transform

در شبکه‌های مبتنی بر کانولوشن، در هر کدام از لایه‌های کانولوشن، تعدادی کرنل وزنی وجود دارد. در روش پیشنهادی WGD، ابتدا گرادیان برای هر کدام از این کرنل‌ها محاسبه می‌شود، سپس میانگین این گرادیان‌ها حساب می‌شود. در نهایت، از گرادیان‌های محاسبه شده، مقدار میانگین کسر می‌شود. خروجی این مرحله، برای استفاده در بهینه‌ساز مورد استفاده فرار می‌گیرد.

همان‌طور که قبلاً بیان شد، این روش، بهزادگی در هر بهینه‌سازی قابل پیاده‌سازی است. با توجه به این که رایج‌ترین بهینه‌سازهای مبتنی بر گرادیان نزولی، SGDM، Adam، Radam و ResNet18 از داده‌ها است. بالا بودن تعداد دسته‌ها پیشنهادی در این بهینه‌سازها بررسی شده است.

برای بررسی عملکرد این روش، از سه طبقه‌بند DenseNet121، ResNet18 و ResNet50 و آزمایش‌ها بر روی دو مجموعه داده CIFAR-10 و Animals-10 اجرا شده است. بالا بودن تعداد دسته‌ها علت استفاده از این دو مجموعه داده است. تاثیر روش WGD بر روی شناسایی داده‌های خودرویی در بخش بررسی ساختار پیشنهادی، گزارش شده است. برای تمام آزمایش‌های زیر، شرط توقف، اتمام تعداد مراحل تکرار یادگیری است که برابر با مقدار ۵۰ تنظیم شده است.

ابتدا به تحلیل آزمایش‌ها روی Animals-10 می‌پردازیم که نتایج آن‌ها در ادامه نشان داده شده است. مجموعه داده Animals-10 یک مجموعه‌ی پیچیده با تصاویر کیفیت بالا از حیوانات در ۱۰ دسته مختلف است [۲۲]. در این مجموعه، چالش‌هایی مثل پس زمینه‌های مختلف، زوایای دید مختلف، و دسته‌های بالانس نشده وجود دارد.

همان‌طور که در جدول‌های ۲، ۳ و ۴ مشاهده می‌شود، افزودن WGD به همهی بهینه‌سازها موجب بالارفتن صحت بازشناختی و کاهش خطای شبکه شده است. بهترین نتیجه در بهینه‌ساز Radam بهبود یافته با روش در شبکه‌ی DenseNet121 با مقدار ۹۰ درصد است. بیشترین میزان بهبود صحت بازشناختی در بهینه‌ساز Nadam بهبود یافته با روش WGD است که با طبقه‌بند عمیق ResNet50 حاصل شده و درصد بازشناختی را از ۶۷ درصد به ۷۶ درصد رسانده است.

پارامتر ضربی کاپا کوهن پارامتری آماری است که برای اندازه‌گیری قابلیت اطمینان برای اقلام طبقه‌بندی کیفی استفاده می‌شود [۲۳]. لذا می‌توان از آن به عنوان ابزاری برای نشان دادن قدرت ساختار طبقه‌بند پهله گرفت. با توجه به جدول ۱ بهترین بهبود در این پارامترها را در بهینه‌ساز DenseNwt121 Nadam بوده است که به مقدار ۶ درصد در شبکه‌ی ResNet18 و شبکه‌ی ResNet50 حدود ۱۰ درصد در شبکه‌ی DenseNet121 با بهینه‌ساز Radam بهبود یافته با روش WGD بدست آمده است.

در این ساختار، بعد از هر لایه‌ی کانولوشن از تابع فعال ساز Mish به DWT برای استخراج ویژگی استفاده شده است. سپس از نرم‌افزار دسته‌ای<sup>۱</sup> که به اختصار BN نامیده می‌شود، بعد از هر کدام از لایه‌های DWT استفاده می‌شود. این کار با هدف کاهش زمان همگرایی وزن‌ها در مرحله‌ی یادگیری و رسیدن به راندمان بهتر انجام شده است. بلوک فشار-تحریک<sup>۲</sup> بعد از هر لایه‌ی Dropout، با هدف استخراج ویژگی‌های بهتر از نقشه‌ی ویژگی خارج شده از لایه‌های پیشین، تعییه شده است. ترکیب لایه‌ی کانولوشن بعلاوه‌ی<sup>۳</sup> ۶ لایه‌ی معرفی شده، ۵ بار در این ساختار تکرار شده است. یک لایه‌ی Dropout با احتمال انتخاب تصادفی ۰/۱ از داده‌ها برای تنظیم شبکه و جلوگیری از بیش برآورده شده است. در انتهای دو لایه‌ی تمام متصل، ماتریس نقشه‌ی ویژگی را به بردار تبدیل کرده و برای ورود به لایه‌ی طبقه‌بند اماده می‌کند. از تابع فعالیت Softmax برای طبقه‌بندی استفاده شده است.

در ساختار پیشنهادی، استفاده از تابع فعال سازی Mish، در استخراج ویژگی‌های دقیق‌تر به شبکه کمک می‌کند. در [۲۰، ۱۹] به صورت مبسوط در مورد این تابع فعال‌ساز و تاثیر آن در عملکرد شبکه‌های عمیق بحث شده است. در این دو پژوهش بیان شده است که استفاده از این تابع فعال‌ساز موجب افزایش مقدار صحت و دقت شبکه‌ها شده ولی زمان پردازش را هم افزایش داده است. علاوه بر این، در این ساختار، قبل از هر بلوک فشار-تحریک از یک حذف تصادفی با احتمال انتخاب پنجاه درصد و در لایه‌ی انتها یک حذف تصادفی با احتمال انتخاب ده درصد استفاده شده است.

از نظر تنظیم پارامترهای جانبی مورد استفاده در مرحله‌ی یادگیری، اصلی-ترین نوآوری صورت گرفته، پیشنهاد یک روش جدید برای بروزرسانی وزن‌ها در اجرای الگوریتم پس انتشار است. روش WGD روشی ساده و قابل استفاده در تمام بهینه‌سازهای مبتنی بر گرادیان نزولی است. در ساختار پیشنهادی از بهینه‌ساز بهبود یافته‌ی WGD-SGDM استفاده می‌کند.

#### ۴- آزمایش‌ها و شبیه‌سازی‌ها

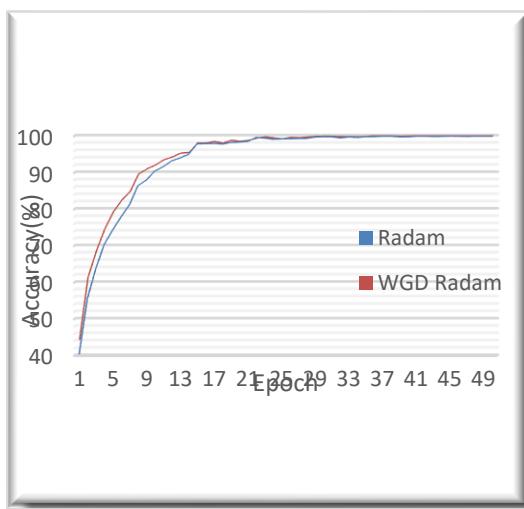
این بخش توان عملکردی ساختار پیشنهادی را مورد ارزیابی قرار می‌دهد. کلیه آزمایش‌های صورت گرفته در این بخش در یک سیستم با پردازنده Core i3-9100f با ۱۶ گیگابایت حافظه، فرکانس کار ۳۶۰۰ مگاهرتز و پردازنده‌ی گرافیکی RTX Turbo 2080 در مدل کاری بازی پیاده شده است. زمان‌های گزارش شده، زمان واقعی لازم برای بازشناختی است و زمان بارگذاری داده‌ها از آن کم شده است. ابتدا، روش بروزرسانی وزن پیشنهادی WGD، برای بهبود عملکرد پس انتشار خطأ مورد بررسی قرار می‌گیرد و سپس ساختار طبقه‌بند پیشنهادی، بررسی می‌شود.

#### ۴-۱ بررسی روش پیشنهادی WGD

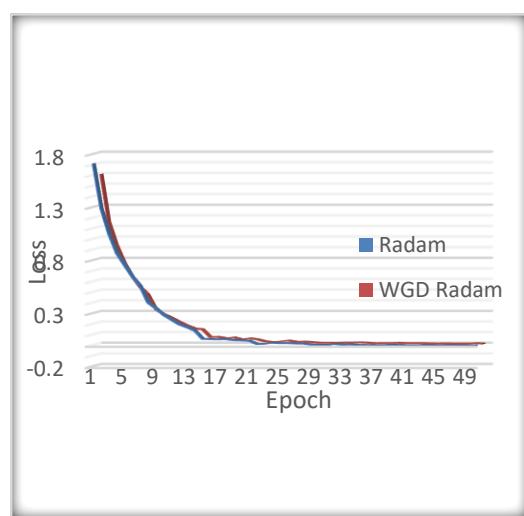
<sup>1</sup> Batch Normalization: BN

<sup>2</sup> Squeeze-and-excitation Blocks

جدول ۱: نتایج طبقه‌بندی برای مجموعه‌ی ۱۰-Animals



(الف)



(ب)

شکل ۲: عملکرد شبکه‌ی DenseNet121 در فاز یادگیری روی مجموعه‌ی Animals-10 (الف) منحنی صحت (ب) منحنی خطا

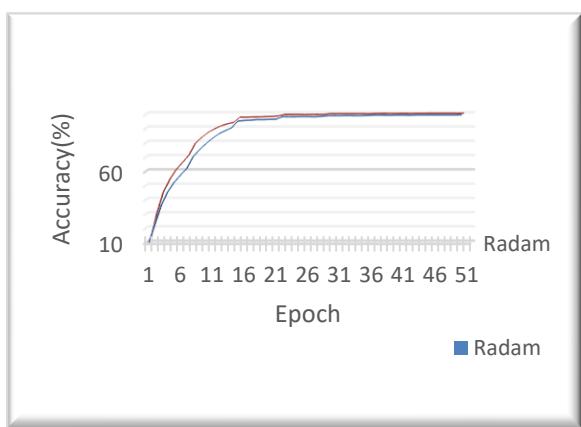
این آزمایش‌ها روی مجموعه‌ی داده‌ی CIFAR-100 نیز انجام شده است. این مجموعه‌ی داده، حاوی تصاویری با کیفیت پایین و ابعاد کوچک است که در ۱۰۰ دسته، تقسیم بندی شده‌اند [۲۴]. نتایج آزمایش‌های این مرحله در جدول ۲ نشان داده شده است. همان‌طور که دیده می‌شود، علی‌رغم اینکه این مجموعه داده تصاویر کیفیت پایینی دارد، صحت ۷۰/۳۵ درصدی روی داده‌های آزمایش با بهینه‌ساز WGD Radam بدست آمده است.

پرورب کاپا	دقت <sup>۱</sup>	فرخوانی <sup>۲</sup> مجدد <sup>۳</sup>	اختلاف <sup>۴</sup>	صحت	شبکه	بهینه ساز
۸۵/۲۰	۸۶/۵۱	۸۵/۸۴	۰/۵۰۷	۸۷/۰۰	DenseNet121	SGDM
۷۸/۵۴	۸۰/۶۴	۷۹/۱۹	۰/۷۲۷	۸۱/۱۹	ResNet18	
۷۳/۷۹	۷۶/۳۲	۷۴/۵۷	۱/۹۷۴	۷۷/۰۳	ResNet50	
۸۵/۹۵	۸۷/۴۷	۸۷/۱۷	۰/۴۵۳	۸۷/۹۵	DenseNet121	
۷۹/۰۰	۸۱/۳۴	۷۹/۹۳	۰/۶۵۴	۸۱/۵۷	ResNet18	WGD SGDM
۷۸/۷۶	۸۰/۶۶	۷۹/۴۴	۰/۸۰۳	۸۱/۳۸	ResNet50	
۷۴/۳۲	۷۵/۹۹	۷۶/۳۴	۰/۶۸۰	۷۷/۴۱	DenseNet121	
۶۹/۰۹	۷۱/۵۸	۷۰/۳۱	۰/۹۰۱	۷۷/۹۰	ResNet18	Adam
۷۰/۱۹	۷۳/۸۴	۶۹/۶۳	۰/۷۹۴	۷۳/۷۷	ResNet50	
۷۶/۹۹	۷۸/۱۹	۷۷/۶۱	۰/۶۶۰	۷۹/۵۵	DenseNet121	
۷۱/۹۹	۷۳/۱۵	۷۴/۲۰	۰/۸۵۳	۷۵/۳۱	ResNet18	
۷۳/۳۹	۷۶/۲۵	۷۴/۵۶	۰/۷۶۹	۷۶/۶۴	ResNet50	WGD Adam
۶۹/۹۶	۷۷/۷۹	۷۱/۱۷	۰/۷۹۷	۷۳/۶۶	DenseNet121	
۶۵/۰۱	۶۶/۸۷	۶۷/۰۸	۰/۹۶۵	۶۹/۱۹	ResNet18	
۶۲/۷۵	۶۳/۸۰	۶۴/۷۳	۰/۹۴۹	۶۷/۲۰	ResNet50	
۷۵/۳۶	۷۷/۰۸	۷۶/۵۷	۰/۶۲۱	۷۸/۴۶	DenseNet121	WGD Nadam
۷۱/۷۸	۷۴/۵۱	۵۲/۵۵	۰/۸۱۸	۷۵/۲۷	ResNet18	
۷۲/۷۶	۷۴/۵۰	۷۴/۱۴	۰/۷۴۲	۷۶/۰۷	ResNet50	
۸۶/۰۱	۸۶/۷۷	۸۷/۴۰	۰/۷۶۰	۸۷/۶۹	DenseNet121	
۸۰/۰۱	۸۲/۳۴	۸۱/۱۲	۱/۲۵۹	۸۷/۹۱	ResNet18	Radam
۸۱/۱۲	۸۲/۳۷	۸۲/۱۹	۱/۰۹۷	۸۳/۴۱	ResNet50	
۸۸/۶۶	۸۹/۵۶	۹۰/۰۹	۰/۶۲۲	۹۰/۰۲	DenseNet121	WGD Radam
۸۲/۶۰	۸۳/۹۷	۸۳/۶۹	۱/۱۱۰	۸۴/۷۱	ResNet18	
۸۴/۳۶	۸۴/۳۶	۸۴/۶۳	۰/۸۹۳	۵۸/۲۸	ResNet50	

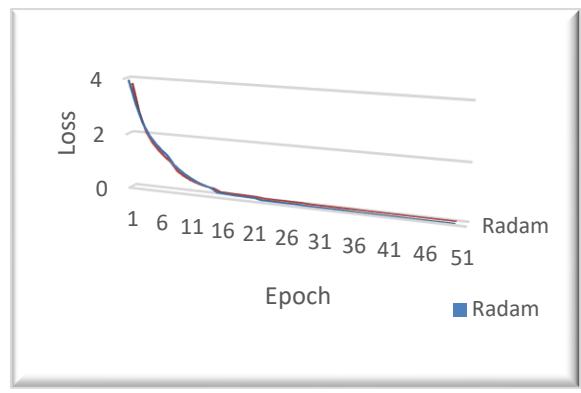
منحنی فرآیند یادگیری با استفاده از بهینه‌ساز Radam معمولی و بهبود-یافته با WGD در شکل ۲، نمایش داده شده است. همان‌طور که دیده می‌شود، استفاده از WGD باعث افزایش درصد صحت بازشناصی و کاهش مقدار ضرر شده است.

<sup>۳</sup> Loss<sup>۱</sup> Precision<sup>۲</sup> Recall

ها هم، توانایی WGD در افزایش صحت بازشناسی و کاهش ضرر کاملا مشهود است.



(الف)



(ب)

شکل ۳: منحنی عملکرد شبکه DenseNet121 در فاز یادگیری روی مجموعه CIFAR-100 (الف) منحنی صحت و (ب) منحنی خطا

#### ۴-۲ بررسی طبقه‌بند بهبود یافته‌ی پیشنهادی

برای بررسی ساختار پیشنهادی، عملکرد آن با تعدادی از شبکه‌های عصبی عمیق معروف شامل، VGG، Inception v3، ResNet، DarkNet و MIO-TCD بر روی مجموعه داده‌های خودرویی IRVD و MIO-TCD، مجموعه داده Animals-10 و آزمایش‌های IRVD بررسی شده است.

#### آزمایش‌های IRVD

اولین مجموعه داده IRVD است که توسط غلامعلی نژاد و همکاران گردآوری شده است [۲۵]. تصاویر این مجموعه داده در پنج گروه، اتوبوس، باری سنگین، باری متوسط، سدان وانت دسته‌بندی شده‌اند و دارای چالش‌های زیادی هستند. این مجموعه داده در شرایط نوری و آب و هوایی مختلفی مثل هوای بارانی، آفتابی، ابری، شب مهتابی و شب

جدول ۲: نتایج طبقه‌بندی برای مجموعه CIFAR100

ضریب کاپا <sup>۱</sup>	دقت <sup>۲</sup>	فرخوانی مجدد <sup>۳</sup>	اتلاف <sup>۲</sup>	صحت	شبکه	بهینه ساز
۸۵/۲۰	۸۶/۵۱	۸۵/۸۴	۰/۵۰۷	۸۷/۰۰	DenseNet121	SGDM
۷۸/۵۴	۸۰/۶۴	۷۹/۱۹	۰/۷۷۷	۸۱/۱۹	ResNet18	
۷۳/۷۹	۷۶/۳۲	۷۴/۰۷	۱/۹۷۴	۷۷/۰۳	ResNet50	
۸۵/۹۵	۸۷/۳۷	۸۷/۱۷	۰/۴۵۳	۸۷/۶۵	DenseNet121	WGD SGDM
۷۹/۰۰	۸۱/۳۴	۷۹/۹۳	۰/۶۰۴	۸۱/۵۷	ResNet18	
۷۸/۷۶	۸۰/۶۶	۷۹/۴۴	۰/۸۰۳	۸۱/۳۸	ResNet50	
۷۴/۳۲	۷۵/۹۹	۷۶/۱۴	۰/۶۸۱	۷۷/۴۱	DenseNet121	Adam
۶۹/۰۹	۷۱/۵۸	۷۰/۱۳	۰/۹۰۱	۷۲/۹۰	ResNet18	
۷۰/۱۹	۷۳/۸۴	۶۹/۶۳	۰/۷۹۴	۷۳/۹۷	ResNet50	
۷۶/۹۹	۷۸/۱۹	۷۷/۶۱	۰/۶۶۰	۷۹/۵۵	DenseNet121	WGD Adam
۷۱/۹۹	۷۳/۱۵	۷۴/۲۰	۰/۸۵۳	۷۵/۳۱	ResNet18	
۷۳/۳۹	۷۶/۲۵	۷۴/۵۶	۰/۷۶۹	۷۶/۶۴	ResNet50	
۶۹/۹۶	۷۲/۷۹	۷۱/۱۷	۰/۷۹۶	۷۳/۶۶	DenseNet121	Nadam
۶۵/۰۱	۶۶/۸۷	۶۷/۰۸	۰/۹۶۵	۶۹/۱۹	ResNet18	
۶۲/۷۵	۶۳/۸۰	۶۴/۷۳	۰/۹۴۹	۶۷/۲۰	ResNet50	
۷۵/۳۶	۷۷/۰۸	۷۶/۵۷	۰/۶۲۱	۷۸/۳۶	DenseNet121	WGD Nadam
۷۱/۷۸	۷۴/۵۱	۵۷/۵۵	۰/۸۱۸	۷۵/۲۷	ResNet18	
۷۲/۷۶	۷۴/۵۰	۷۴/۱۴	۰/۷۴۲	۷۶/۰۷	ResNet50	
۸۶/۰۱	۸۶/۷۷	۸۷/۴۰	۰/۷۶۰	۸۷/۶۹	DenseNet121	Radam
۸۰/۰۱	۸۲/۳۴	۸۱/۱۲	۱/۲۵۹	۸۲/۹۱	ResNet18	
۸۱/۱۲	۸۲/۳۷	۸۲/۱۹	۱/۰۹۷	۸۳/۴۱	ResNet50	
۸۸/۶۶	۸۹/۵۶	۹۰/۰۹	۰/۶۲۲	۹۰/۰۲	DenseNet121	WGD Radam
۸۲/۶۰	۸۳/۹۷	۸۳/۶۹	۱/۱۱۰	۸۴/۷۱	ResNet18	
۸۴/۳۶	۸۴/۳۶	۸۴/۶۳	۰/۸۹۳	۵۸/۲۸	ResNet50	

منحنی فرآیند یادگیری با استفاده از بهینه‌ساز Radam معمولی و نسخه‌ی بهبود یافته‌ی آن با WGD در شکل ۳ نشان داده شده است. در این منحنی-

<sup>۳</sup> Loss

<sup>۱</sup> Precision

<sup>۲</sup> Recall

### آزمایش‌های MIO-TCD

Mجموعه‌ی داده‌ی دیگری که آزمایش شبکه روى آن اجرا شده، MIO-TCD است. این مجموعه، شامل ۷۸۶۷۰۲ تصویر در ۱۱ دسته مختلف با چالش است که ۶۴۸۹۵۹ تصویر برای اهداف طبقه‌بندی و ۱۳۷۷۴۳ تصویر برای اهداف شناسایی محل اشیا در تصویر، آمده شده است. تصاویر در ساعات مختلف روز و ماه‌های مختلف سال از صدها دوربین رصد ترافیک مختلف در کانادا و ایالتات متحده آمریکا گردآوری شده است. مatasفانه این مجموعه‌ی داده، کاملاً تنظیم نشده است، بهصورتی که حدود ۹۰ درصد داده‌ها در سه دسته‌ی car، pickup و background هستند. نتایج اعمال این مجموعه‌ی داده به طبقه‌بندها در جدول ۴ گزارش شده است. همان‌طور که در جدول ۴ مشاهده می‌شود، علی‌رغم این که ساختار پیشنهادی، کم‌ترین تعداد پارامتر را در بین این ساختارها دارد، بر روی این مجموعه‌ی داده هم بهترین نتایج را به دست آورده است. با مقایسه‌ی نتایج جدول‌های ۳ و ۴، مشاهده می‌شود که نتایج طبقه‌بندها روی مجموعه‌ی MIO-TCD کمتر از نتایج حاصل از IRVD است. علت این کاهش مقدار در معیارهای پیشتر بودن تعداد کلاس‌های مجموعه‌ی MIO-TCD در مقایسه با IRVD است. کیفیت پایین تصاویر MIO-TCD نیز در این کاهش مقدار تاثیر گذار بوده است.

جدول ۴: مقایسه‌ی ساختار پیشنهادی با شبکه‌های دیگر روی MIO-TCD

زمان بازشناختی GPU (ms)	ضریب کاپا	دقت	فراخوانی مجدد	صحت	تعداد پارامتر (میلیون)	مدل
۰/۱۶۰	۹۲/۲۳	۸۴/۳۰	۸۱/۴۵	۹۴/۶۴	۱۲۹	VGG11+BN
۰/۶۳۹	۹۴/۸۴	۸۵/۸۲	۸۷/۰۶	۹۸/۶۸	۲۳	ResNet50
۱/۱۶۲	۹۴/۰۴	۸۴/۷۸	۸۲/۷۸	۹۶/۱۸	۲۴	Inception-v3
۰/۰۴۷	۹۴/۶۶	۹۰/۱۳	۸۴/۰۰	۹۶/۵۹	۵	ساختار پیشنهادی

### آزمایش‌های Animals-10

مجموعه‌ی داده حیوانات Animals-10، مجموعه‌ی دیگری است که برای بررسی ساختار پیشنهادی، از آن استفاده شده است. این مجموعه شامل تصویر از ده حیوان مختلف است [۲۲].

نتایج آزمایش‌های صورت گرفته روی این مجموعه‌ی داده، در جدول ۵، بیان شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، ساختار پیشنهادی روی این مجموعه که شلوغ‌تر و پیچیده‌تر از مجموعه‌های دیگر بوده، باز هم نتایج خوب و قابل ملاحظه‌ای داشته است.

تاریک گردآوری شده است. علاوه بر این موارد، شرایط مختلف جاده شامل جاده‌ی خیس و خشک، آسفالت سالم و معیوب، جاده‌های یک طرفه‌ی دو و سه خطی و جاده‌های دو طرفه نیز مورد توجه بوده است. تصاویر شب در دو حالت گرفته شده است؛ یکی با استفاده از نور پروژکتورهای LED و دیگری نور شب‌های مهتابی یا نور تاییده شده از خودروهای مجاور روی این خودرو. دوربین‌های مورد استفاده برای تصویربرداری، در ارتفاعات مختلف، از ۵۰ سانتی‌متر تا ۷ متر، نصب شده‌اند. بعد از فیلم‌برداری، قاب‌های شامل تصویر خودرو استخراج گردیده و مستطیل احاطه کننده خودرو، بریده شده است.

در جدول ۳ گزارش شده است. انتایج طبقه‌بندی مختلف بر روی با توجه به جدول ۳، از نظر همه‌ی معیارهای مقایسه‌ای، طبقه‌بند پیشنهادی، رفتار بهتری داشته است. از نظر صحت بازشناختی، بهترین نتیجه با مقدار ۹۹/۵۹ درصد با شبکه‌ی پیشنهادی بدست آمده است. این شبکه بیش از یک پردازش DWT پنج میلیون پارامتر دارد. لازم به ذکر است از آن جاکه سفارشی است که در کد استاندارد ساختار پیشنهادی وارد می‌شود، برای GPU و به زبان کودا تصویب نشده و در حال حاضر زمان اجرای آن روی DWT پردازنده‌ی گرافیکی بهینه نشده است و احتمال دارد با بهینه‌تر شدن کد زمان بازشناختی، از این مقدار نیز کم‌تر شود.

جدول ۳: مقایسه‌ی روش پیشنهادی با برخی شبکه‌های همگشت معروف روی IRVD

زمان بازشناختی GPU (ms)	ضریب کاپا	دقت	فراخوانی مجدد	صحت	تعداد پارامتر (میلیون)	مدل
۰/۱۶۰	۹۸/۹۳	۹۹/۰۱	۹۸/۰۴	۹۹/۲۴	۱۲	VGG11+BN
۰/۶۳۹	۹۹/۰۱	۹۸/۵۵	۹۷/۹۷	۹۹/۱۱	۲۳	ResNet50
۱/۱۸۰	۹۸/۲۱	۹۸/۴۳	۹۸/۲۵	۹۸/۹۲	۵۸	ResNet152
۰/۶۴۷	۹۹/۱۱	۹۸/۹۵	۹۹/۰۹	۹۹/۳۸	۴۰	DarkNet53
۱/۱۶۲	۹۸/۹۱	۹۸/۸۸	۹۹/۰۵	۹۹/۲۸	۲۴	Inception-v3
۰/۰۴۷	۹۹/۲۵	۹۹/۳۷	۹۹/۱۴	۹۹/۵۹	۵	ساختار پیشنهادی

روش پیشنهادی پنج میلیون پارامتر دارد که طبق جدول ۳، کم‌ترین مقدار است. با توجه به نتایج، می‌توان گفت الگوریتم پیشنهادی پیشنهادی با توجه به کم بودن تعداد پارامترهای آموخته پذیر، زمان بازشناختی بسیار کم و معیارهای بازشناختی، برای کاربردهای بلادرنگ مناسب است.

## ۵- نتیجه گیری

در این مقاله، روشی نوین برای بازشناسی نوع خودروها معرفی شد. در این روش، علاوه بر پیشنهاد یک ساختار شبکه‌ی عصبی جدیدی، روشی نوینی برای به روزرسانی وزن‌ها در فرآیند یادگیری پس انتشار ارائه شده است. در ساختار عصبی پیشنهادی، لایه‌ی ادغام جدید علاوه بر کاهش ابعاد نقشه‌ی ویژگی خروجی از لایه‌ی کانولوشن، قابلیت استخراج ویژگی را نیز دارد. این لایه با استفاده از تبدیل موجک هار پیاده سازی شده است. نتایج آزمایش‌ها نشان داد که این لایه‌ی ادغام، نسبت به سایر لایه‌ها، تاثیر بهتری روی رفتار شبکه از نظر طبقه‌بندی دارد. نوآوری دیگر ساختاری، استفاده از بلوک‌های فشار-تحریک قبل از لایه‌های کانولوشن میانی می‌باشد. استفاده از این بلوک‌ها موجب بالارفتن صحت بازشناسی شد. چیدمان و معماری خاص این لایه‌ها، که به صورت ساختار پیشنهادی مورد بررسی و مطالعه قرار گرفته است، عملکرد خوب این ساختار را در کاربردهای طبقه‌بندی نشان می‌دهد.

نوآوری دیگر در الگوریتم یادگیری پس انتشار می‌باشد. با اصلاح روش به روزرسانی وزن‌ها، از طریق تغییر ساختار بهینه‌سازی، پایداری بیشتر شبکه و بالاتر رفتن صحت بازشناسی حاصل شده است. این روش که به اختصار WGD نامیده شده، به آسانی قابل پیاده‌سازی در بهینه‌سازی‌های مختلف است. نتایج اعمال این نوآوری به شبکه‌های عمیق مختلف و روی مجموعه داده‌های تصویری مختلف، بالارفتن معیارهای طبقه‌بندی را نشان می‌دهد. نتایج نشان داد که روش پیشنهادی برای مجموعه داده‌ی IRVD زمان بازشناسی ۴۲ میلی‌ثانیه‌ای روی GPU و ۰/۰۴۸ میلی‌ثانیه‌ای روی CPU با صحت ۹۹/۵۹ درصدی را حاصل کرده است که هم از نظر صحت و هم از نظر زمان بازشناسی، در مقایسه با شبکه‌های کانولوشن رایج، بهترین حالت است. ساختار پیشنهادی بر روی مجموعه داده‌ی پرچالش-MIO- TCD نیز صحت ۹۶/۵۹ درصدی را بدست آورده است.

با استفاده از این نوآوری در ساختار پیشنهادی، و انجام آزمایش‌های MIO-IRVD مختلف روی مجموعه داده‌های تصویری خودرویی TCD، مشخص می‌شود که ساختار پیشنهادی، نه تنها از نظر زمان بازشناسی، نسبت به سایر شبکه‌های عمیق رایج، عملکرد بهتری دارد، بلکه از نظر معیارهای چهارگانه‌ی طبقه‌بندی نیز نسبت به ساختارهای عمیق رایج و روی مجموعه داده‌های خودرویی، عملکرد بهتری داشته است.

## ۶- مراجع

- [1] C. Zhang, H. Ho, W. H. Lam, W. Ma, S. Wong, and A. H. Chow, "Lane-based estimation of travel time distributions by vehicle type via vehicle re-identification using low-resolution video images," *Journal of Intelligent Transportation Systems*, pp. 1-20, 2022.
- [2] N. Arora, Y. Kumar, R. Karkra, and M. Kumar, "Automatic vehicle detection system in different environment conditions using fast R-CNN,"

جدول ۵: مقایسه‌ی روش پیشنهادی با برخی شبکه‌های همگشت روی

Animals-10						
زمان بازشناسی (ms)	ضریب کاپا	دقت	فرانخوانی مجدد	صحت	تعداد پارامتر (میلیون)	مدل
۰/۰۶۸	۸۴/۵۳	۸۴/۷۰	۸۵/۴۲	۸۵/۳۰	۱۲۹	VGG11 + BN
۰/۰۸۵	۶۸/۷۶	۸۲/۷۲	۷۲/۴۱	۷۲/۷۸	۸	DenseNet121
۰/۰۶۳	۸۱/۸۳	۸۳/۴۹	۸۲/۶۱	۸۴/۰۶	۱۱	ResNet18
۰/۱۷۵	۸۱/۵۳	۸۲/۷۷	۸۱/۹۳	۸۳/۷۹	۲۳	ResNet50
۰/۰۳۵	۸۳/۸۷	۸۴/۵۱	۸۴/۷۰	۸۵/۲۱	۲۴	Inception-v3
۰/۰۹۲	۸۵/۰۳	۸۶/۴۸	۸۶/۱۶	۸۶/۸۵	۵	ساختار پیشنهادی

آزمایش‌های COVUD-19 CT

یکی از مجموعه‌های داده‌ی تصویری، مجموعه‌ی COVID-19 CT است که در [۲۷، ۲۶] معرفی شده است. این مجموعه، شامل سه کلاس مختلف ۱۹۶۸۵ تصویر است. نتایج اعمال طبقه‌بند پیشنهادی و سایر طبقه‌بندی‌های رایج در جدول ۶ بیان شده است. طبق داده‌های این جدول، در بین ساختارهای عمیق رایج، بهترین نتایج توسط شبکه‌ی Inception-v3 ارائه شده است که از نتایج حاصل از ساختار پیشنهادی ما کمتر است.

جدول ۶: مقایسه‌ی روش پیشنهادی با برخی شبکه‌های همگشت روی

COVID19-CT						
زمان بازشناسی (ms)	ضریب کاپا	دقت	فرانخوانی مجدد	صحت	تعداد پارامتر (میلیون)	مدل
۰/۰۵۳	۸۷/۸۷	۹۵/۳۵	۸۹/۴۲	۹۲/۷۳	۱۲۹	VGG11 + BN
۰/۰۸۸	۶۲/۳۷	۹۰/۱۷	۶۶/۰۹	۷۹/۱۱	۸	DenseNet121
۰/۰۴۲	۸۸/۹۸	۹۵/۷۹	۸۹/۴۹	۹۳/۳۹	۱۱	ResNet18
۰/۰۲۰۵	۹۳/۴۰	۹۷/۰۱	۹۳/۹۸	۹۵/۹۸	۲۳	ResNet50
۰/۰۳۸۶	۹۶/۹۴	۹۸/۴۹	۹۷/۶۱	۹۸/۱۱	۲۴	Inception-v3
۰/۰۰۷۲	۹۶/۱۱	۹۷/۹۵	۹۶/۷۲	۹۷/۲۵	۵	GoogLeNet
۰/۰۶۹	۹۸/۴۳	۹۸/۷۱	۹۸/۹۱	۹۹/۰۳	۵	ساختار پیشنهادی

- efficient emergency vehicle classification in real-time traffic monitoring," IAES International Journal of Artificial Intelligence, vol. 11, no. 1, p. 110, 2022.
- [14] X. Xu, J. Wu, J. Wang, Q. Qu, Z. Tan, and M. Luo, "Materials Identification of Polarized Pulse Laser Detection Based on Sparse Autoencoder and Softmax Classifier Framework," IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, vol. 71, pp. 1-9, 2022.
- [15] H. Gholamalinejad and H. Khosravi, "Vehicle classification using a real-time convolutional structure based on DWT pooling layer and SE blocks," Expert Systems with Applications, vol. 183, p. 115420, 2021.
- [16] E. Zhu, M. Xu, and D. C. Pi, "Vehicle Type Recognition Algorithm Based on Improved Network in Network," Complexity, vol. 2021, 2021.
- [17] Y. Zhou, "Vehicle image recognition using deep convolution neural network and compressed dictionary learning," Journal of Information Processing Systems, vol. 17, no. 2, pp. 411-425, 2021.
- [18] H. Gholamalinejad and H. Khosravi, "Vehicle classification using a real-time convolutional structure based on DWT pooling layer and SE blocks," Expert systems with Applications, vol. 183, 2021.
- [19] D. Misra, "Mish: A self regularized non-monotonic activation function," arXiv preprint arXiv:1908.08681, 2019.
- [20] E. C. Seyrek and M. Uysal, "A comparative analysis of various activation functions and optimizers in a convolutional neural network for hyperspectral image classification," Multimedia Tools and Applications, pp. 1-32, 2023.
- [21] H. Gholamalinejad and H. Khosravi, "Whitened gradient descent, a new updating method for optimizers in deep neural networks," Journal of AI and Data Mining, vol. 10, no. 4, pp. 467-477, 2022.
- [22] W. Wang, P. Zhang, T. Lan, and V. Aggarwal, "Datacenter net profit optimization with deadline dependent pricing," in Information Sciences and Systems (CISS), 2012 46th Annual Conference on, 2012: IEEE, pp. 1-6.
- [23] M. L. McHugh, "Interrater reliability: the kappa statistic," Biochimia medica: Biochimia medica, vol. 22, no. 3, pp. 276-282, 2012.
- [24] A. Krizhevsky and G. Hinton, "Learning multiple layers of features from tiny images," 2009.
- [25] H. Gholamalinejad and H. Khosravi, "IRVD: A Large-Scale Dataset for Classification of Iranian Vehicles in Urban Streets," Journal of AI and Data Mining, pp. -, 2020, doi: 10.22044/jadm.2020.8438.1982.
- Multimedia Tools and Applications, vol. 81, no. 13, pp. 18715-18735, 2022.
- [3] N. Arora and Y. Kumar, "Automatic vehicle detection system in Day and Night Mode: challenges, applications and panoramic review," Evolutionary Intelligence, pp. 1-19, 2022.
- [4] M. Anandhalli, A. Tanuja, and P. Baligar, "Geometric invariant features for the detection and analysis of vehicle," Multimedia tools and applications, vol. 81, no. 23, pp. 33549-33567, 2022.
- [5] R. S. El-Sayed and M. N. El-Sayed, "Classification of vehicles' types using histogram oriented gradients: comparative study and modification," IAES International Journal of Artificial Intelligence, vol. 9, no. 4, p. 700, 2020.
- [6] A. Thomas, P. Harikrishnan, P. Palanisamy, and V. P. Gopi, "Moving vehicle candidate recognition and classification using inception-resnet-v2," in 2020 IEEE 44th Annual Computers, Software, and Applications Conference (COMPSAC), 2020: IEEE, pp. 467-472.
- [7] H.-H. Jebamikyous and R. Kashef, "Autonomous vehicles perception (avp) using deep learning: Modeling, assessment, and challenges," IEEE Access, vol. 10, pp. 10523-10535, 2022.
- [8] F. C. Soon, H. Y. Khaw, J. H. Chuah, and J. Kanesan, "Semisupervised PCA convolutional network for vehicle type classification," IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol. 69, no. 8, pp. 8267-8277, 2020.
- [9] Z. Huo, Y. Xia, and B. Zhang, "Vehicle type classification and attribute prediction using multi-task RCNN," in 2016 9th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI), 2016: IEEE, pp. 564-569.
- [10] S. Awang, N. M. A. N. Azmi, and M. A. Rahman, "Vehicle type classification using an enhanced sparse-filtered convolutional neural network with layer-skipping strategy," IEEE Access, vol. 8, pp. 14265-14277, 2020.
- [11] I. O. Joshua, M. O. Arowolo, M. O. Adebiyi, O. R. Oluwaseun, and K. A. Gbolagade, "Development of an Image Processing Techniques for Vehicle Classification Using OCR and SVM," in 2023 International Conference on Science, Engineering and Business for Sustainable Development Goals (SEB-SDG), 2023, vol. 1: IEEE, pp. 1-9.
- [12] R. I. Borman, Y. Fernando, and Y. E. P. Yudoutomo, "Identification of Vehicle Types Using Learning Vector Quantization Algorithm with Morphological Features," Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi), vol. 6, no. 2, pp. 339-345, 2022.
- [13] A. Kherraki and R. El Ouazzani, "Deep convolutional neural networks architecture for an

[26] "COVID-19 CT Scan Images." <https://www.kaggle.com/azaemon/preprocessed-ct-scans-for-covid19?select=Original+CT+Scans> (accessed.

[27] W. Ning et al., "iCTCF: an integrative resource of chest computed tomography images and clinical features of patients with COVID-19 pneumonia," 2020.