



ارائه یک شبکه عصبی کانولوشنال مبتنی بر ادغام تطبیقی پویا برای طبقه‌بندی تصاویر نوفه‌ای

محمد مؤمنی^۱، مهدی آقا صرام^۲، علی محمد لطیف^{۳*} و راضیه شیخ پور^۴
^۱ و ^۲ دانشکده مهندسی کامپیوتر، پردیس فنی و مهندسی، دانشگاه یزد، یزد، ایران
^۳ گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه اردکان، اردکان، ایران

چکیده

طبقه‌بندی تصاویر مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشن (CNN) به صورت گسترده در حوزه بینایی ماشین مورد مطالعه قرار گرفته است. تصاویر نوفه‌ای در نتایج خروجی CNN تأثیر مستقیم دارند که باعث کاهش دقت خروجی و افزایش زمان فرآیند آموزش شبکه می‌شوند. همچنین تصاویر تخریب‌شده‌ای که در مرحله پیش‌پردازش بهبود یافته‌اند، ممکن است به دلیل عدم بهبود کافی، اثر نامطلوب در فرآیند آموزش CNN داشته باشند. هدف این مقاله، اصلاح معماری شبکه عصبی کانولوشنال جهت مقاوم‌سازی در برابر تصاویر آغشته به نوفه ضربه، تصاویر با پیکسل‌های فاقد مقدار، تلفات پیکسل‌های تصاویر در ارسال و انتقال بسته‌ها، تصاویر تخریب‌شده با داده‌های پرت و تصاویر دست‌کاری شده است. از آنجا که پیش‌پردازش جهت حذف نوفه و بهبود کیفیت تصاویر نوفه‌ای به طور معمول زمان‌بر و پرهزینه است، روش پیشنهادی با کاهش عملیات مورد نیاز در مرحله پیش‌پردازش، به طبقه‌بندی و تشخیص اشیا تصاویر نوفه‌ای را انجام می‌دهد. لایه ادغام، لایه کانولوشن و تابع هزینه برای مقاوم‌سازی CNN در برابر نوفه اصلاح می‌شوند. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که به کارگیری NR-CNN برای طبقه‌بندی تصاویر نوفه‌ای، دقت و سرعت آموزش شبکه CNN را افزایش می‌دهد. روش پیشنهادی با میانگین خطای ۲۴٪ در مقایسه با روش VGG-Net نتیجه بهتری در طبقه‌بندی تصاویر موجود در پایگاه داده PascalVOC دارد؛ بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که NR-CNN می‌تواند برای طبقه‌بندی و تشخیص شیء در تصاویر نوفه‌ای سودمند باشد.

واژگان کلیدی: شبکه عصبی کانولوشنال، نوفه، طبقه‌بندی تصویر، ادغام تطبیقی، ادغام وزن‌دار

A Convolutional Neural Network based on Adaptive Pooling for Classification of Noisy Images

Mohammad Momeny¹, Mehdi Agha Sarram², Ali Mohammad Latif^{3*}
& Razieh Sheikhpour⁴

^{1,2,3} Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering,
Yazd University, Yazd, Iran

⁴ Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering,
Ardakan University, Ardakan, Iran

Abstract

Convolutional neural network is one of the effective methods for classifying images that performs learning using convolutional, pooling and fully-connected layers. All kinds of noise disrupt the operation of this network. Noise images reduce classification accuracy and increase convolutional neural network training time. Noise is an unwanted signal that destroys the original signal. Noise changes the output values of a system, just as the value recorded in the output differs from its actual value. In the process of image encoding and transmission, when the image is passed through noisy transmission channel, the impulse noise with positive and negative pulses causes the image to be destroyed. A positive pulse in the form of white and

* Corresponding author

* نویسنده عهده‌دار مکاتبات

a negative pulse in the form of black affect the image. The purpose of this paper is to introduce dynamic pooling which make the convolutional neural network stronger against the noisy image. The proposed method classifies noise images by weighting the values in the dynamic pooling region. In this research, a new method for modifying the pooling operator is presented in order to increase the accuracy of convolutional neural network in noise image classification. To remove noise in the dynamic pooling layer, it is sufficient to prevent the noise pixel processing by the dynamic pooling operator. Preventing noise pixel processing in the dynamic pooling layer prevents selecting the amount of noise to be applied to subsequent CNN layers. This increases the accuracy of the classification. There is a possibility of destroying the pixels of the entire window in the image. Due to the fact that the dynamic pooling operator is repeated several times in the layers of the convolutional neural network, the proposed method for merging noise pixels can be used many times. In the proposed dynamic pooling layer, pixels with a probability of p being destroyed by noise are not included in the dynamic pooling operation with the same probability. In other words, the participation of a pixel in the dynamic pooling layer depends on the health of that pixel value. If a pixel is likely to be noisy, it will not be processed in the proposed dynamic pooling layer with the same probability. To compare the proposed method, the trained VGG-Net model with medium and slow architecture has been used. Five convolutional layers and three fully connected layers are the components of the proposed model. The proposed method with 26% error for images corrupted with impulse noise with a density of 5% has a better performance than the compared methods. Increased efficiency and speed of convolutional neural network based on dynamic pooling layer modification for noise image classification is seen in the simulation results.

Keywords: Convolutional neural network, Noise, Image classification, weighted pooling

با پالس مثبت و منفی موجب تخریب تصویر می‌شود. پالس مثبت به شکل رنگ سفید و پالس منفی به شکل رنگ سیاه در تصویر تأثیر می‌گذارد. نوفه ضربه‌ای در تصاویر با سطوح خاکستری هشت بیتی با مقدار صفر یا ۲۵۵ ظاهر می‌شود. PDF نوفه ضربه‌ای (دو قطبی) به صورت زیر مشخص می‌شود [7]:

$$p(z) = \begin{cases} P_a & z = a \\ P_b & z = b \\ 0 & \text{Other Wise} \end{cases} \quad (1)$$

اگر $b > a$ ، شدت b در تصویر به صورت نقطه روشن نمایش داده می‌شود؛ برعکس، سطح a به صورت نقطه تاریک دیده می‌شود. اگر P_a یا P_b صفر باشند، نوفه ضربه را تک قطبی می‌نامند. اگر هیچ کدام از احتمال‌ها صفر نباشند و به خصوص اگر آنها به طور تقریبی مساوی باشند، مقادیر نوفه ضربه، شبیه دانه‌های ریز نمک و فلفل هستند که به طور تصادفی توزیع شدند. به همین دلیل، ضربه دوقطبی را نیز نوفه نمک و فلفل گویند علاوه بر این از واژه‌های نوفه لکه و ریزش داده‌ها نیز استفاده می‌شود. از واژه‌های ضربه یا نمک و فلفل به جای یکدیگر استفاده می‌کنیم. ضربه‌های نوفه می‌توانند منفی یا مثبت باشند. تغییر مقیاس، به طور معمول بخشی از فرایند دیجیتال کردن تصویر است؛ چون تخریب ضربه به طور معمول در مقایسه با قدرت سیگنال ضربه بزرگ است، نوفه ضربه به طور کلی به صورت مقادیر حدی (سفید یا سیاه محض) در تصویر، دیجیتال می‌شود؛ بنابراین به طور معمول فرض بر این است که a و b مقادیر اشباع شده هستند؛ زیرا برابر با مقادیر مجاز پیشینه و کمینه در تصویر

۱- مقدمه

شبکه‌های عصبی کانولوشن (CNN^۱) از نورون‌هایی که دارای وزن‌ها و بایاس‌های آموزش‌پذیر هستند، تشکیل شده‌اند. هر نورون تعدادی ورودی دریافت کرده و یک ضرب نقطه‌ای انجام می‌دهد و به وسیله یک تابع غیرخطی دنبال می‌شود. سه نوع لایه اصلی مورد استفاده در ساختار شبکه‌های کانولوشنی عبارتند از: لایه کانولوشن، لایه ادغام و لایه متصل. با قراردادن این لایه‌ها به صورت متوالی ساختار یک شبکه کانولوشنی ایجاد می‌شود. با این روش شبکه‌های عصبی کانولوشنی تصویر اصلی را لایه به لایه از مقادیر اصلی پیکسل‌ها به امتیاز رده نهایی تبدیل می‌کنند. [1]-[5].

نوفه، سیگنال ناخواسته‌ای است که سبب تداخل، تغییر و یا از بین بردن سیگنال اصلی می‌شود که در نهایت باعث بروز اختلال می‌شود. نوفه در اندازه‌گیری مقادیر خروجی یک سامانه تأثیر می‌گذارد، آن چنان که مقدار ثبت شده در خروجی با مقدار واقعی آن فرق دارد. از انواع الگوهای تخریب تصویر می‌توان به تصاویر با پیکسل‌های فاقد مقدار^۲، تلفات در ارسال بسته‌های تصاویر^۳، تصاویر تخریب شده^۴، تصاویر دستکاری شده^۵ و تصاویر آغشته به نوفه ضربه اشاره کرد.

در فرایند رمزگذاری و انتقال تصویر، زمانی که تصویر از خطوط انتقالی دارای نوفه عبور داده می‌شود، نوفه ضربه‌ای

¹ Convolutional Neural Network

² Missing samples

³ Packet loss in image transmission

⁴ Damaged image

⁵ Tampered images

عصبی کانولوشنال را افزایش دهد. نتایج شبیه‌سازی، مشخص‌کننده کاهش نرخ خطا و افزایش سرعت در طبقه‌بندی است. اهمیت تعیین میزان دقیق تزریق نوفه به تصویر در افزایش سرعت طبقه‌بندی از معایب این روش است؛ به طوری که اگر چگالی نوفه از یک سطح آستانه بیش‌تر شود، آن‌گاه باعث کاهش شدید دقت طبقه‌بندی می‌شود. پیش‌پردازش یکی از روش‌های رفع اختلالات و نوفه است. عملیات پیش‌پردازش برای حذف نوفه از تصاویر زمان‌بر و پرهزینه است. استفاده از فیلتر میانه از نخستین روش‌های حذف نوفه ضربه است. از معایب روش‌های مبتنی بر فیلتر میانه این است که اگر تصویر دارای نوفه با چگالی بالا باشد، این فیلترها کارایی خوبی ندارند و نمی‌توانند پیکسل‌های بدون نوفه را از پیکسل‌های نویزی تشخیص دهند و این منجر به حذف اطلاعات مهم تصویر می‌شود [20]. اساکیراجان⁵ و همکارانش برای بازیابی تصاویر با نوفه ضربه، فیلتر⁶ MDBUTMF را ارائه دادند. در این روش ابتدا یک پنجره دوبعدی 3×3 در مرکز هر پیکسل ایجاد می‌شود. اگر مقدار پیکسل چیزی به غیر از صفر یا ۲۵۵ بود، مقدار واقعی پیکسل شناخته‌شده و پردازش نمی‌شود. اگر کلیه مقادیر پنجره صفر یا ۲۵۵ بود میانگین مقادیر پنجره جایگزین مقدار فعلی پیکسل می‌شود و در غیر این صورت مقادیر صفر و ۲۵۵ از پنجره حذف‌شده و میانه مقادیر باقیمانده در پیکسل جاری قرار می‌گیرد. [21]. گویاموت⁷ و همکاران یک روش مبتنی بر معادلات دیفرانسیل با مشتقات جزئی برای بهبود تصاویر تخریب‌شده ارائه دادند [22].

هدف این مقاله، اصلاح لایه ادغام با رویکرد جدید در معماری شبکه CNN برای افزایش دقت طبقه‌بندی تصاویر آغشته به نوفه است. عدم نیاز به هیچ‌گونه پیش‌پردازش از مزایای روش پیشنهادی است.

معرفی ادغام تطبیقی پویا و وزن‌دار جهت مقاوم‌سازی CNN در برابر نوفه در بخش دوم معرفی می‌شود. نتایج آزمایش‌ها در بخش سوم ارائه می‌شود. بخش چهارم شامل نتیجه‌گیری است.

۲- روش پیشنهادی

در این بخش معماری روش پیشنهادی با توجه به روندنمای شکل (۱) تشریح می‌شود.

دیجیتال‌شده هستند؛ در نتیجه، ضربه‌های منفی به صورت نقاط سیاه در تصویر ظاهر می‌شوند. به همین دلیل، ضربه‌های مثبت به صورت نوفه سفید ظاهر می‌شود. برای تصویر هشت بیتی معنایش این است که $a=0$ (سیاه) و $b=255$ (سفید) است نوفه ضربه‌ای در وضعیت‌هایی پیدا می‌شود که گذارهای سریع مثل سوئیچینگ نادرست، در اثنای تصویر برداری اتفاق می‌افتند. چگالی یکنواخت، در وضعیت‌های عملی کمتر اتفاق می‌افتد؛ اما شدت یکنواخت به‌عنوان مبنایی برای مولدهای اعداد تصادفی محسوب می‌شود که در شبیه‌سازی به کار می‌آیند [14]-[17].

بازیابی نمونه‌های از دست‌رفته و پیکسل‌های فاقد مقدار در بسیاری از زمینه‌های پردازش سیگنال مورد بررسی قرار می‌گیرد. این مسأله به‌عنوان بهبود سیگنال حاوی اطلاعات ناقص شناخته می‌شود [18] و [19]. استفاده از شبکه‌های حس‌گر بی‌سیم نیز یکی از دلایل اتلاف مقادیر پیکسل‌های تصاویر است در کاربردهای مبتنی بر تصویر، حجم داده‌هایی که باید منتقل شوند، بیش‌تر از سایر برنامه‌ها هستند؛ بنابراین، خطاها و تلفات بسته در هنگام انتقال تصویر در شبکه‌های حس‌گر بی‌سیم باعث تخریب کیفیت تصویر می‌شوند [20] و [21].

وجود داده‌های پرت^۱ از دلایل تخریب پیکسل‌های تصویر است. مقدار پیکسل حاوی داده پرت از سایر پیکسل‌ها فاصله زیادی دارد. در فرایند اکتساب تصویر، ارسال تصویر و فشرده‌سازی تصویر امکان بروز داده‌های پرت وجود دارد [22] و [23]. یکی دیگر از الگوهای تخریب تصاویر، دست‌کاری عمدی است. بازیابی بخش‌های دست‌کاری‌شده به صورت عمدی در تصاویر هزینه‌بر است. مخدوش کردن^۲ عمدی تصاویر از علل کاهش کیفیت تصویر است. [24] و [25].

شناسایی نوع نوفه توسط شبکه عصبی کانولوشنال امکان‌پذیر است، ولی مقاوم‌سازی شبکه در برابر نوفه هنوز یک چالش محسوب می‌شود. تصاویر آغشته به نوفه باعث کاهش دقت طبقه‌بندی در شبکه عصبی کانولوشنال می‌شود و بروز هرگونه اختلال در تصاویر ورودی CNN در نتایج خروجی تأثیرگذار است [6]. در [19] شبکه NCNN^۳ توسط اودخاسی^۴ و همکاران معرفی و نشان داده شد که تزریق نوفه به تصویر در شرایط خاص می‌تواند سرعت آموزش شبکه

¹ Outlier

² Scratch

³ Noisy Convolutional Neural Network

⁴ Audhkhasi

⁵ Esakkirajan

⁶ Modified Decision Based Unsymmetric Trimmed Median

⁷ Guillemot

۲-۱- لایه شناسایی نوفه

وظیفه لایه شناسایی نوفه، تهیه نقشه نوفه است تا پیکسل‌های سالم و نوفه‌ای تصویر از هم تفکیک شوند. شکل (۲) نشان‌دهنده معماری لایه شناسایی نوفه است.

نقشه نوفه در این مقاله، بیان‌گر دسته‌بندی مقادیر پیکسل‌های تصویر به سه دسته سالم، قطعا نوفه‌ای و به‌احتمال نوفه‌ای است. در روش پیشنهادی برای مقاوم‌سازی CNN در برابر نوفه، برای هر تصویر یک نقشه نوفه تولید می‌شود. با توجه به شکل (۳)، هر تصویر شامل چهار کانال خواهد بود: نقشه نوفه، کانال قرمز، کانال آبی و کانال سبز؛ بنابراین تصاویر با چهار کانال به CNN داده می‌شود. در

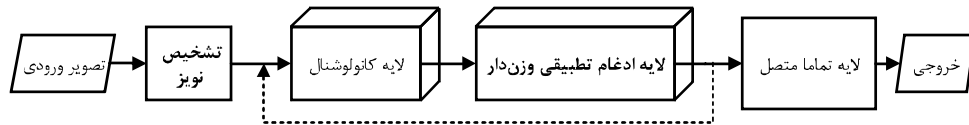
فرایند آموزش مبتنی بر نقشه نوفه، روش پیشنهادی نحوه برخورد با پیکسل‌های نوفه‌ای را یاد می‌گیرد.

۲-۲- گام تطبیقی در برابر نوفه

الگوریتم پیشنهادی برای تنظیم نحوه گام تطبیقی در برابر نوفه برای بهبود طبقه‌بندی تصویر نوفه‌ای به شرح زیر است:

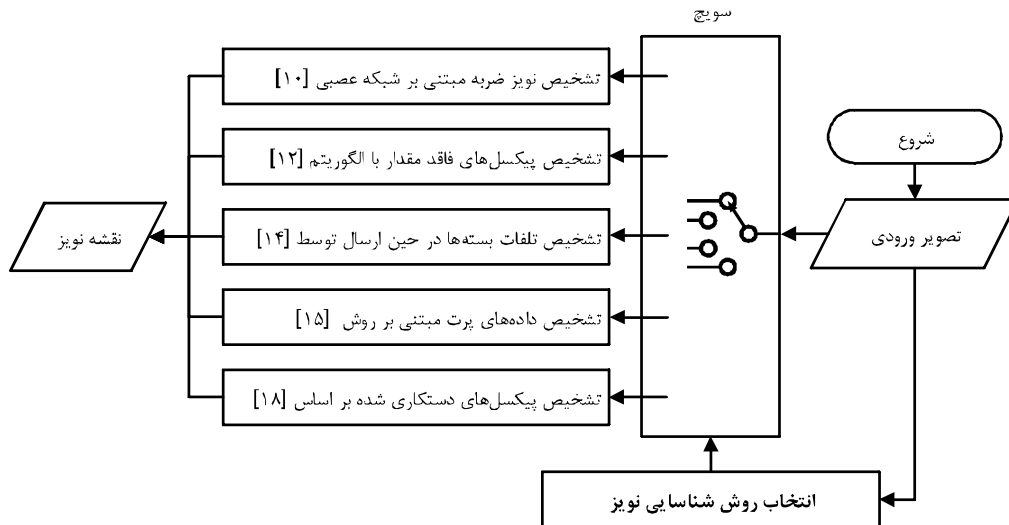
الگوریتم:

- ۱- ساخت یک ماتریس بیتی به‌عنوان نقشه گام
- ۲- نشانه‌گذاری پیکسل‌های مرجع انتخاب‌شده در هر گام
- ۳- تطبیق نقشه نوفه و نقشه گام جهت شناسایی پیکسل‌های مرجع نوفه‌ای
- ۴- تغییر موقعیت فیلتر از نواحی نوفه‌ای به نزدیک‌ترین موقعیت سالم در محدوده همسایگی $W \times W$



(شکل-۱): روندنمای کلی رهیافت پیشنهادی

(Figure-1): Proposed flowchart



(شکل-۲): لایه شناسایی نوفه

(Figure-2): Noise detection layer

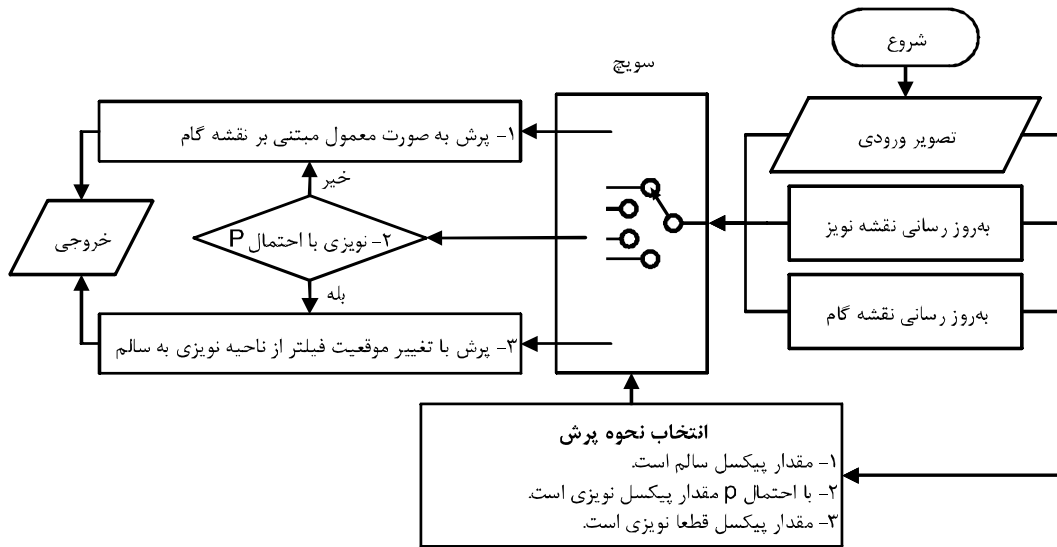


(شکل-۳): چهار کانال برای هر تصویر

(Figure-3): Four channel for each image

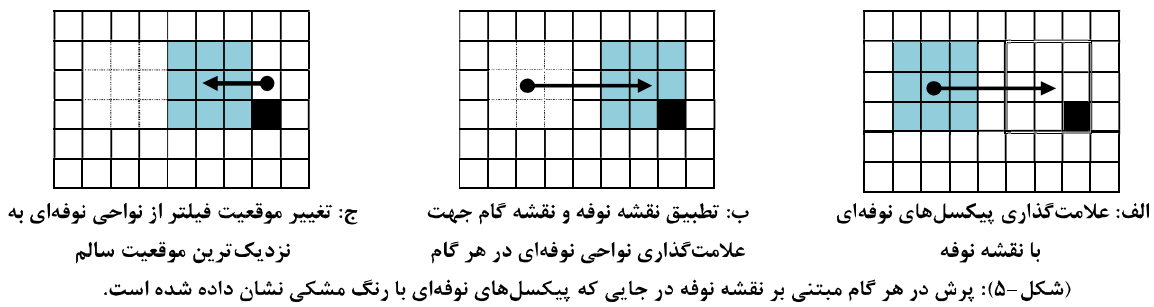
نزدیک‌ترین موقعیت سالم برای تغییر موقعیت فیلتر جستجو می‌شود. در شکل (۵) روش پیشنهادی برای تنظیم گام به‌طور تطبیقی در CNN برای بهبود طبقه‌بندی تصاویر نوفه‌ای نشان داده شده است.

اصلاح نقشه گام به‌طور تطبیقی باعث عدم شرکت پیکسل‌های نوفه‌ای در فرایند طبقه‌بندی پیش‌گیری می‌شود. شکل (۴) نشان‌دهنده روندنمای پیشنهادی برای تغییر در نحوه تنظیم گام در CNN برای بهبود طبقه‌بندی تصاویر آغشته به نوفه است. $W \times W$ محدوده‌ای است که برای یافتن



(شکل-۴): روندنمای گام تطبیقی در برابر نوفه. ابتدا نقشه نوفه و نقشه گام باهم مطابقت داده شده و سپس پرش انجام می‌شود.

(Figure-4): The workflow of the proposed adaptive stride to noise



(شکل-۵): پرش در هر گام مبتنی بر نقشه نوفه در جایی که پیکسل‌های نوفه‌ای با رنگ مشکی نشان داده شده است.

(Figure-5): The adaptive stride in CNN based on noise map. Noisy pixels are indicated by black color.

بیشینه همواره مقدار نوفه‌ای ۲۵۵ را به‌عنوان بیش‌ترین مقدار موجود در یک همسایگی مستطیل‌شکل را به‌عنوان خروجی برمی‌گرداند. از طرف دیگر مقدار نوفه‌ای صفر همواره به‌عنوان کم‌ترین مقدار در لایه ادغام کمینه انتخاب می‌شود. در ادامه لایه ادغام تطبیقی وزن‌دار برای مقاومت CNN برابر نوفه معرفی می‌شود.

۱-۳-۲- ادغام تطبیقی

در این پژوهش یک روش جدید برای اصلاح عمل‌گر ادغام جهت افزایش دقت شبکه عصبی کانولوشنال در طبقه‌بندی تصاویر نوفه‌ای ارائه می‌شود. شکل (۶) یک مثال عددی را از

۳-۲- لایه ادغام تطبیقی وزن‌دار در برابر نوفه

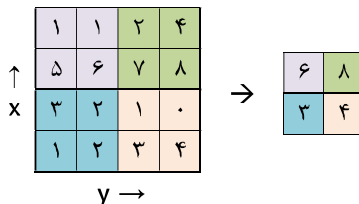
قراردادن لایه ادغام بین چندین لایه کانولوشنی پشت سر هم در معماری کانولوشنی امری رایج است. کاهش اندازه عرض و ارتفاع تصویر ورودی به‌جهت کاهش تعداد پارامترها و محاسبات در لایه ادغام انجام می‌شود [23]. یک تابع ادغام‌کننده، خروجی شبکه در یک مکان خاص را با خلاصه آماری خروجی‌های همسایه جایگزین می‌کند. نوفه تأثیر مستقیم در لایه ادغام دارد. برای مثال، نوفه ضربه باعث اختلال در عملگر ادغام‌کننده^۱ می‌شود. چون نوفه ضربه با مقدار حدی صفر و ۲۵۵ ظاهر می‌شود، لایه ادغام

^۱ Max Pooling

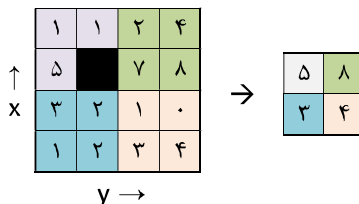
عملگر ادغام بیشینه نشان می‌دهد. برای حذف نوفه در لایه ادغام، کافی است که از پردازش پیکسل نوفه‌ای به‌وسیله عملگر ادغام جلوگیری شود. شکل (۷) روش پیشنهادی برای بهبود عملگر ادغام‌کننده بیشینه جهت حذف نوفه با چگالی پایین را نشان می‌دهد. پیکسل نوفه‌ای با مربع مشکی مشخص شده است. همان‌طور که در تصویر مشاهده می‌شود، با پیش‌گیری از پردازش پیکسل نوفه‌ای در عملگر ادغام، از انتخاب مقدار نوفه‌ای برای به‌کارگیری در لایه‌های بعدی CNN جلوگیری می‌شود. این عمل باعث افزایش دقت طبقه‌بندی می‌شود.

با افزایش چگالی نوفه، احتمال تخریب پیکسل‌های کل پنجره در تصویر وجود دارد. با توجه به این‌که عملگر ادغام چندین بار در لایه‌های شبکه عصبی کانولوشنال تکرار می‌شود، می‌توان روش پیشنهادی را برای ادغام پیکسل‌های

نوفه‌ای بارها استفاده کرد. در شکل (۸) روش پیشنهادی در بهبود عملگر ادغام‌کننده بیشینه جهت برخورد با پیکسل‌های نوفه‌ای با چگالی بالا نشان داده شده است. شکل (۹) نشان‌دهنده روندنمای روش پیشنهادی برای بهبود عملگر ادغام‌کننده بیشینه جهت حذف نوفه است. در این روندنما یک سویچ تعبیه شده است که انتخاب روش ادغام بر اساس مقادیر پیکسل‌ها در CNN را کنترل می‌کند. در لایه ادغام پیشنهادی، پیکسل‌هایی که با احتمال p به‌وسیله نوفه تخریب شده باشند، با همان احتمال در عملیات ادغام شرکت داده نمی‌شوند. به عبارت دیگر، مشارکت یک پیکسل در لایه ادغام منوط به سالم‌بودن مقدار آن پیکسل است. اگر یک پیکسل به احتمال نوفه‌ای است، در لایه ادغام پیشنهادی با همان احتمال پردازش نمی‌شود.

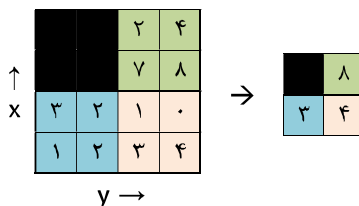


(شکل-۶): عملگر ادغام 2×2 با روش بیشینه با گام دو برای پیکسل‌های با مقدار سالم
(Figure-6): 2×2 max pooling operator with a stride of 2 pixels for uncorrupted pixels



(شکل-۷): روش پیشنهادی برای بهبود عملگر ادغام‌کننده بیشینه 2×2 با گام دو جهت حذف نوفه با چگالی پایین (پیکسل نوفه‌ای با مربع مشکی مشخص شده است)

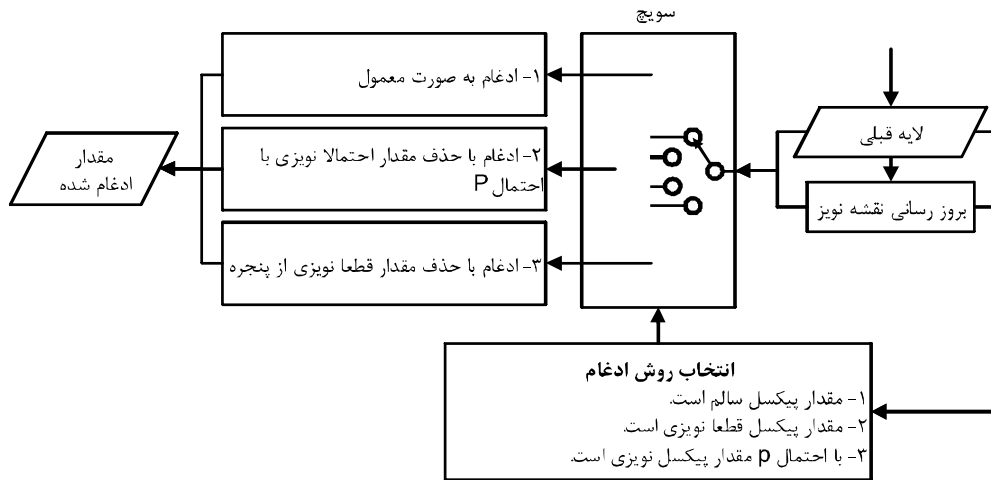
(Figure-7): The proposed method for improving 2×2 max pooling operator with a stride of 2 pixels to remove low density noise (Black squares indicate the noisy pixels)



(شکل-۸): راه‌یافت معرفی شده برای بهبود عملگر ادغام‌کننده بیشینه جهت حذف نوفه با چگالی بالا

(پیکسل‌های نوفه‌ای با مربع مشکی مشخص شده است)

(Figure-8): The proposed method for improving the max pooling operator to remove high density noise (Black squares indicate the noisy pixels)



(شکل-۹): روندنمای روش پیشنهادی برای بهبود عمل‌گر ادغام‌کنندهٔ بیشینه جهت حذف نوفه
(Figure-9): The workflow of the proposed method for improving the max-pooling operator to remove noise

۲-۳-۲- ادغام وزن‌دار

در [۲۴] راه‌کاری برای نحوه ادغام پیکسل‌ها بر اساس اهمیت و ارزش مقادیر پیکسل‌ها معرفی شد. در این روش در ابتدا تصویر به چندین بخش تقسیم شده و سپس به هریک از مقادیری که قرار است، ادغام شوند، یک وزن اختصاص داده می‌شود. عملیات ادغام بر اساس وزن هریک از مقادیر انجام می‌شود.

با توجه به تصویر I ، ابتدا ویژگی‌های محلی با روش‌هایی مانند SIFT استخراج و به صورت $f_i (i=1, \dots, m)$ بیان می‌شود که m نشان‌دهنده تعداد ناحیه‌های محلی در تصویر I است؛ سپس تعدادی از ویژگی‌های محلی به‌طور تصادفی به‌وسیله خوشه‌بندی k -means انتخاب می‌شوند؛ بنابراین هر تصویر را می‌توان با یک ماتریس $X \in \mathbb{R}^{d \times m}$ نشان داد که در آن ستون $x_i \in \mathbb{R}^d$ ویژگی i ام است. تابع طبقه‌بندی در [24] به‌صورت زیر تعریف شده است:

$$f(x) = w'Xq + b \quad (2)$$

که $q = [q_1 q_2 \dots q_m]'$ برداری است که وزن ویژگی‌های محلی را معین می‌کند و $w \in \mathbb{R}^d$ and $b \in \mathbb{R}$ پارامترهای طبقه‌بند هستند.

برای بهبود روش [24] برای مقاوم‌سازی CNN در برابر نوفه، پیشنهاد می‌شود که نوفه در تعیین وزن هر یک از مقادیر پیکسل‌ها در ادغام تطبیقی مشارکت داشته باشد؛ به‌طوری‌که پیکسل‌های نوفه‌ای وزن کم‌تری نسبت به پیکسل‌های سالم برای انجام عملیات ادغام داشته باشند. با به‌کارگیری نقشه نوفه به‌عنوان یکی از معیارهای وزن‌دهی به مقدار یک پیکسل برای عملیات ادغام، شبکه CNN مقاوم

بیش‌تری در برابر نوفه خواهد داشت. وزن صفر برای مقادیر نوفه‌ای، وزن یک برای مقادیر سالم و وزن p برای مقادیر به‌احتمال نوفه‌ای در نظر گرفته شود. مقدار p برای یک پیکسل، نشان‌دهنده احتمال نوفه‌ای بودن آن مقدار است. تابع طبقه‌بندی پیشنهادی مبتنی بر نوفه به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$f(x) = w'X(\alpha u + \beta q) + b, \alpha \in \mathbb{R}, \beta \in \mathbb{R} \quad (3)$$

ابتدا میانگین احتمالات نوفه‌ای بودن پیکسل‌هایی که در استخراج یک ویژگی تأثیر دارند، با توجه به نقشه نوفه محاسبه می‌شود؛ سپس بردار $u = [u_1 u_2 \dots u_m]'$ برای مشخص کردن میزان سلامت ویژگی‌های استخراج‌شده در نظر گرفته می‌شود. α و β نشان‌دهنده ضریب تأثیرگذاری نوفه بر تابع طبقه‌بندی است.

۲-۴- زمان اجرا

به‌طورمعمول تصاویر آغشته به نوفه‌هایی که شناسایی پیکسل نوفه‌ای ممکن باشد، مانند نوفه ضربه، پیکسل‌های فاقد مقدار، اتلاف بسته‌ها در زمان انتقال تصویر، تصاویر تخریب‌شده با داده‌های پرت، تصاویر دست‌کاری‌شده، در دو مرحله بازیابی می‌شوند. در مرحله نخست، سالم یا نوفه‌ای بودن مقدار پیکسل شناسایی داده می‌شود. اصلاح مقدار پیکسل آغشته به نوفه و بهبود کیفیت تصویر در مرحله دوم انجام می‌شود [8]–[10]، [20].

در این مقاله، مرحله نخست یا شناسایی نوفه با تهیه نقشه نوفه بر پایه روش‌های اخیر انجام می‌شود. مرحله دوم، مقاوم‌سازی CNN در برابر نوفه بدون هیچ‌گونه پیش‌پردازش

است. با توجه به جدول (۱) روش پیشنهادی در تمام مراحل زیر تنها از سویچینگ با پیچیدگی زمانی $O(1)$ برای کنترل پیکسل‌های نوفه‌ای استفاده می‌کند.

جدول (۱): مقایسه پیچیدگی محاسباتی روش پیشنهادی با سایر الگوریتم‌ها

(Table-1): Comparison of computational complexity for the proposed method with other algorithms

پیچیدگی زمانی	الگوریتم
$O(1)$	روش پیشنهادی (پرش تطبیقی)
$O(1)$	روش پیشنهادی (لایه ادغام تطبیقی)
$O(1)$	روش پیشنهادی (لایه ادغام وزن‌دار)
$O(n)$	فیلتر میانه
$O(n)$	الگوریتم MDBUTMF [۲۱]
$O(n)$	روش ژنگ و همکاران [۷]
$O(n)$	روش جفر و همکاران

برای یادگیری باناظر در مدل پیشنهادی به کار گرفته شده است.

برای شبیه‌سازی انواع نوفه‌ها از توزیع یکنواخت استفاده شده و برای ایجاد تصاویر دستکاری‌شده، نوفه با عرض یک پیکسل و طول پنج پیکسل به‌طور تصادفی به تصویر اضافه شده است. همچنین برای ساخت تصاویر تخریب‌شده با داده‌های پرت، دایره‌های توپر با شعاع دو پیکسل به تصویر آغشته شده و برای شبیه‌سازی اتلاف بسته‌ها در زمان انتقال تصویر در تصویر، از مستطیل‌های توپر با عرض دو پیکسل و طول برابر با طول تصویر ورودی به‌طور تصادفی استفاده شده است. برای ایجاد پیکسل‌های فاقد مقدار از مربع‌های 2×2 به‌عنوان نوفه به کارگیری شده است. شکل (۱۰) نحوه ایجاد انواع نوفه‌ها با چگالی ۲۰٪ را نشان می‌دهد.

در جدول (۴)، VGG-Nct-Medium و روش پیشنهادی برای طبقه‌بندی تصاویر نوفه‌ای مقایسه شده‌اند. همان‌گونه که نتایج نشان می‌دهد، روش پیشنهادی در همه موارد کمترین خطا در طبقه‌بندی را دارد. جدول (۵) مقایسه طبقه‌بندی روش پیشنهادی و VGG-Net-Slow برای تصاویر نوفه‌ای با چگالی ۱۰٪ تا ۵۰٪ را نشان می‌دهد. نتایج حاکی از برتری روش پیشنهادی در طبقه‌بندی تصاویر نوفه‌ای است.

برای مقایسه مدل پیشنهادی از پایگاه داده MNIST استفاده شده است که شامل ده رده است [32]. این مجموعه داده از هفتاد هزار تصویر تشکیل شده که شصت هزار نمونه سالم برای آموزش و ده هزار نمونه نوفه‌ای برای آزمون اختصاص یافته است. میزان خطا (Top 1) در طبقه‌بندی، معیار ارزیابی برای آزمون مدل است. در جدول (۶) پیکربندی شماره ۱ یک مدل پیشنهادی شامل سه لایه کانولوشن، دو لایه ادغام، یک لایه ReLU و یک لایه به‌طور کامل متصل نشان داده شده است. پیکربندی شماره دو مدل پیشنهادی شامل پنج لایه کانولوشن، سه لایه ادغام، دو لایه ReLU و یک لایه تماماً متصل است (جدول ۷).

در شکل‌های (۱۱ و ۱۲) مقایسه Baseline CNN (BL-CNN) و پیکربندی پیشنهادی شماره یک و دو با پارامترهای $n=5$ و $n=7$ برای طبقه‌بندی تصاویر نوفه‌ای نمایش داده شده است. همان‌گونه که مشاهده می‌شود، کمترین خطا در شکل (۱۱) با پیکربندی شماره دو با ابعاد $n=5$ است.

۳- شبیه‌سازی

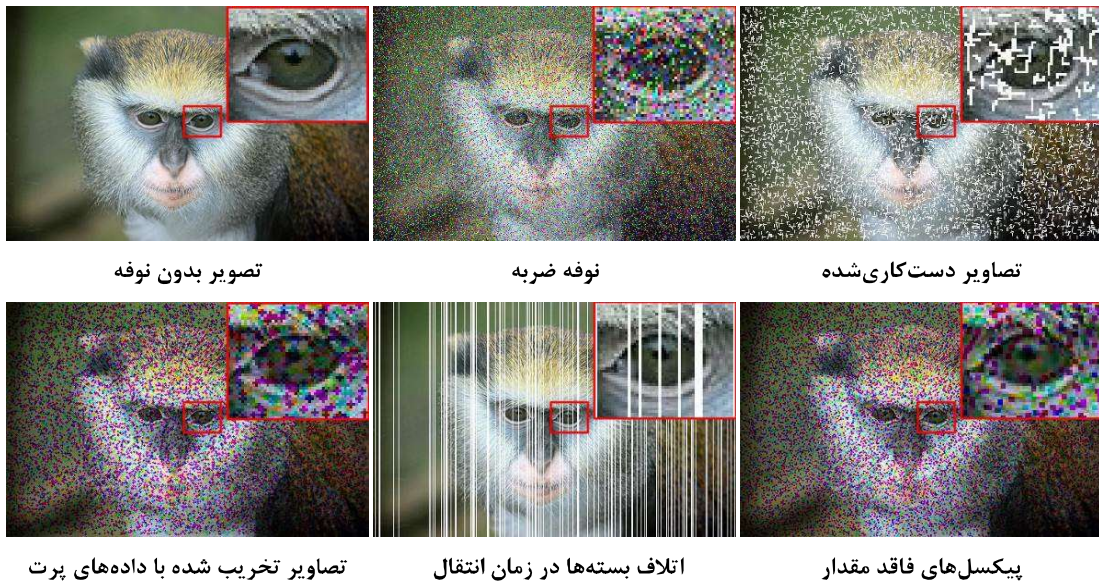
برای مقایسه روش پیشنهادی از مدل VGG-Net آموزش‌دیده [25] با معماری medium و slow استفاده شده است؛ بنابراین ضروری است که روش پیشنهادی یک‌بار بر پایه معماری medium و یک‌بار بر پایه معماری slow پیکربندی^۱ شود. در جدول (۲)، پیکربندی روش پیشنهادی بر پایه مدل VGG-Net-Medium قابل مشاهده است. جدول (۳) نشان‌دهنده پیکربندی روش پیشنهادی بر پایه مدل VGG-Net-Slow است.

پنج لایه کانولوشن و سه لایه تماماً متصل، اجزای تشکیل‌دهنده مدل پیشنهادی است. تصاویر ورودی به‌اندازه 224×224 تغییر اندازه داده شده‌اند. گام به‌طور تطبیقی در برابر نوفه است. جهت نرمال‌سازی از LRN^2 استفاده شده است [25]. از ادغام تطبیقی وزن‌دار در لایه ادغام به‌کارگیری شده است. در هر لایه، نقشه نوفه به‌روزرسانی می‌شود. از تابع فعال‌ساز $ReLU^3$ در همه لایه‌ها به غیر از آخرین لایه استفاده شده است [25]. برای آموزش مدل پیشنهادی از پایگاه داده ILSVRC-2012 استفاده شده [26] که شامل هزار رده است. در این مجموعه داده از $1/3$ میلیون تصویر برای آموزش و پنجاه هزار تصویر برای اعتبارسنجی استفاده شده است. میزان خطا در طبقه‌بندی، معیار ارزیابی برای آزمون مدل است. برای آموزش مدل پیشنهادی از یکصد هزار تصویر آغشته به نوفه با چگالی ۲۰٪ به‌عنوان مرجع الگوی نوفه با توزیع یکنواخت استفاده شده است. نقشه نوفه

¹ Configuration

² Local Response Normalization (LRN)

³ Rectification Linear Unit



(شکل-۱۰): نحوه شبیه‌سازی انواع نوفه‌ها. تصاویر بزرگ‌نمایی شده‌اند.
 (Figure-10): The creation of a variety of noises with 20% density. Images are magnified.

(جدول-۲): پیکربندی روش پیشنهادی بر پایه VGG-Net-Medium

(Table-2): Configuration of the proposed NR-CNN based on the VGG-Net-Medium model

Layer	VGG-Net-Medium	Proposed	Size	Number	Stride	Padding
۱	-	Noise detection	-	-	-	-
۲	Input	Input	-	-	-	-
۳	Convolution	convolution	۷×۷	۹۶	۲	۰
۴,۵	ReLU, LRN	ReLU, LRN	-	-	-	-
۶	Max pooling	Adaptive max pooling	۳×۳	-	۲	۰
۷	Convolution	Convolution	۵×۵	۲۵۶	۲	۱
۸,۹	ReLU, LRN	ReLU, LRN	-	-	-	-
۱۰	Max pooling	Adaptive max pooling	۳×۳	-	۲	۰
۱۱	Convolution	Convolution	۳×۳	۵۱۲	۱	۱
۱۲	ReLU	ReLU	-	-	-	-
۱۳	Convolution	Convolution	۳×۳	۵۱۲	۱	۱
۱۴	ReLU	ReLU	-	-	-	-
۱۵	Convolution	Convolution	۳×۳	۵۱۲	۱	۱
۱۶	ReLU	ReLU	-	-	-	-
۱۷	Max pooling	Adaptive max pooling	۳×۳	-	۲	۰
۱۸	Fully connected	Fully connected	-	۴۰۹۶	۱	۰
۱۹	ReLU	ReLU	-	-	-	-
۲۰	Fully connected	Fully connected	-	۴۰۹۶	۱	۰
۲۱	ReLU	ReLU	-	-	-	-
۲۲	Fully connected	Fully connected	-	۱۰۰۰	۱	۰
۲۳	Loss function	loss function	-	-	-	-

(جدول-۳): پیکربندی روش پیشنهادی بر پایه VGG-Net-Slow

(Table-3): Configuration of the proposed NR-CNN based on the VGG-Net-Slow model

Layer	VGG-Net-Slow	Proposed	Size	Number	Stride	Padding
۱	-	Noise detection	-	-	-	-
۲	Input	Input	-	-	-	-
۳	Convolution	convolution	۷×۷	۹۶	۲	۰
۴,۵	ReLU, LRN	ReLU, LRN	-	-	-	-
۶	Max pooling	Adaptive max pooling	۳×۳	-	۳	۰
۷	Convolution	Convolution	۵×۵	۲۵۶	۱	۰
۸	ReLU	ReLU	-	-	-	-
۹	Max pooling	Adaptive max pooling	۲×۲	-	۲	۰
۱۰	Convolution	Convolution	۳×۳	۵۱۲	۱	۱
۱۱	ReLU	ReLU	-	-	-	-
۱۲	Convolution	Convolution	۳×۳	۵۱۲	۱	۱
۱۳	ReLU	ReLU	-	-	-	-
۱۴	Convolution	Convolution	۳×۳	۵۱۲	۱	۱
۱۵	ReLU	ReLU	-	-	-	-
۱۶	Max pooling	Adaptive max pooling	۳×۳	-	۳	۰
۱۷	Fully connected	Fully connected	-	۴۰۹۶	۱	۰
۱۸	ReLU	ReLU	-	-	-	-
۱۹	Fully connected	Fully connected	-	۴۰۹۶	۱	۰
۲۰	ReLU	ReLU	-	-	-	-
۲۱	Fully connected	Fully connected	-	۱۰۰۰	۱	۰
۲۲	Loss function	loss function	-	-	۱	۰

(جدول-۴): مقایسه روش پیشنهادی و VGG-Net-Medium برای طبقه‌بندی تصاویر نوفه‌ای با معیار خطا (Top 5)

(Table-4): The classification performance (Top-5 error) of noisy images using VGG-Net-Medium and proposed NR-CNN

روش پیشنهادی			VGG-Net-M			نوع نوفه
۵٪	۱۰٪	۲۰٪	۵٪	۱۰٪	۲۰٪	
۰/۲۶	۰/۳۹	۰/۳۷	۰/۳۲	۰/۴۵	۰/۶۹	نوفه ضربه
۰/۲۵	۰/۲۸	۰/۳۴	۰/۳۰	۰/۳۸	۰/۵۱	تصاویر دستکاری‌شده
۰/۲۴	۰/۲۷	۰/۳۲	۰/۲۸	۰/۳۶	۰/۵۰	تصاویر تخریب شده با داده‌های پرت
۰/۲۶	۰/۳۱	۰/۳۹	۰/۳۵	۰/۴۷	۰/۶۵	اتلاف بسته‌ها در زمان انتقال تصویر
۰/۲۳	۰/۲۷	۰/۳۱	۰/۲۶	۰/۳۴	۰/۴۹	پیکسل‌های فاقد مقدار

(جدول-۵): مقایسه روش پیشنهادی و VGG-Net-Slow برای طبقه‌بندی تصاویر نوفه‌ای با معیار خطا (Top 5)

(Table-5): The classification performance (Top-5 error) of noisy images using VGG-Net-Slow and proposed NR-CNN

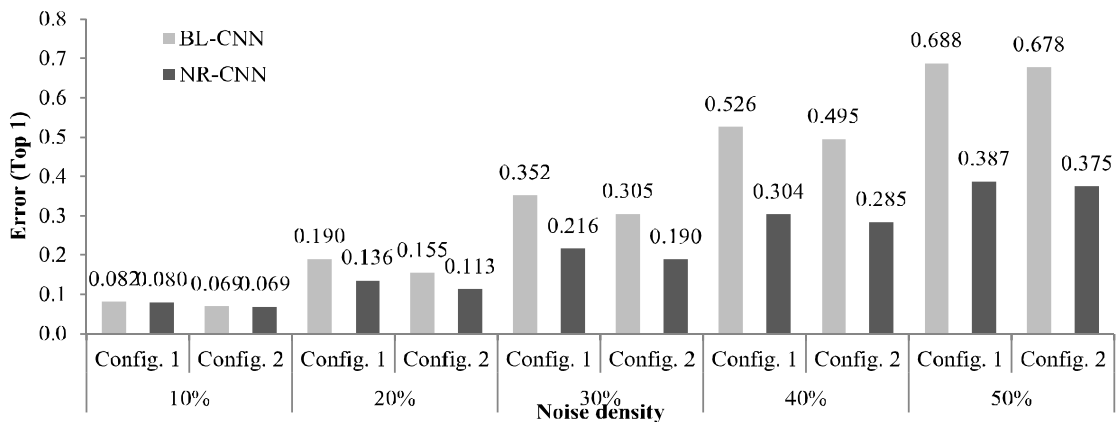
روش پیشنهادی			VGG-Net-S			نوع نوفه
۵٪	۱۰٪	۲۰٪	۵٪	۱۰٪	۲۰٪	
۰/۳۵	۰/۳۰	۰/۳۸	۰/۳۱	۰/۴۷	۰/۷۲	نوفه ضربه
۰/۲۴	۰/۲۸	۰/۳۳	۰/۲۹	۰/۳۸	۰/۵۱	تصاویر دستکاری‌شده
۰/۲۴	۰/۲۷	۰/۳۲	۰/۲۸	۰/۳۶	۰/۵۱	تصاویر تخریب شده با داده‌های پرت
۰/۲۶	۰/۳۲	۰/۳۸	۰/۳۷	۰/۴۹	۰/۶۵	اتلاف بسته‌ها در زمان انتقال تصویر
۰/۲۲	۰/۲۷	۰/۳۱	۰/۲۶	۰/۳۴	۰/۴۹	پیکسل‌های فاقد مقدار

(جدول-۶): پیکربندی شماره یک شبکه پیشنهادی
(Table-6): Configuration of the proposed NR-CNN #1

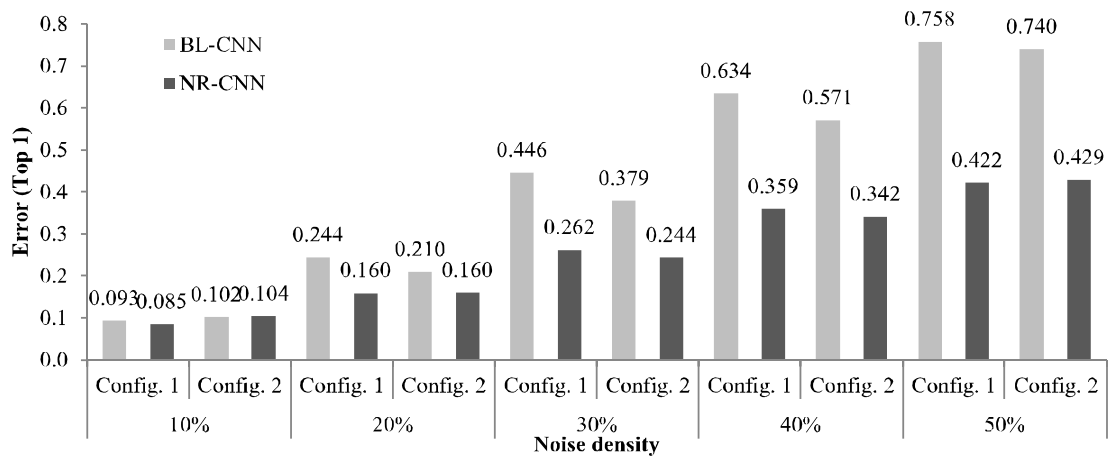
Layer	BL-CNN	NR-CNN	Size	Number	Stride	Padding n=5	Padding n=7
۰	-	Noise detection	-	-	-	-	-
۱	Input	Input	-	-	-	-	-
۲	Convolution	Convolution	n*n	۲۰	۱	۰	۱
۳	Max pooling	Adaptive Max pooling	۲*۲	-	۲	۰	۰
۴	Convolution	Convolution	۵*۵	۵۰	۱	۰	۰
۵	Max pooling	Max pooling	۲*۲	-	۲	۰	۰
۶	Convolution	Convolution	۴*۴	۵۰۰	۱	۰	۰
۷	ReLU	ReLU	-	-	۱	۰	۰
۸	Fully connected	Fully connected	۱*۱	۱۰	۱	۰	۰
۹	Loss function	loss function	-	-	-	-	-

(جدول-۷): پیکربندی شماره دو شبکه پیشنهادی
(Table-7): Configuration of the proposed NR-CNN #2

Layer	BL-CNN	NR-CNN	Size	Number	Stride	Padding n=5	Padding n=7
۰	-	Noise detection	-	-	-	-	-
۱	Input	Input	-	-	-	-	-
۲	Convolution	Convolution	n*n	۲۰	۱	۰	۱
۳	Max pooling	Adaptive Max pooling	۲*۲	-	۲	۱	۱
۴	Convolution	Convolution	۵*۵	۵۰	۱	۰	۰
۵	Max pooling	Max pooling	۲*۲	-	۱	۰	۰
۶	ReLU	ReLU	-	-	۱	۰	۰
۷	Convolution	Convolution	۴*۴	۶۰	۱	۰	۰
۸	Max pooling	Max pooling	۲*۲	-	۱	۰	۰
۹	Convolution	Convolution	۳*۳	۵۰۰	۱	۰	۰
۱۰	Max pooling	Max pooling	۲*۲	-	۱	۰	۰
۱۱	ReLU	ReLU	-	-	۱	۰	۰
۱۲	Fully connected	Fully connected	۱*۱	۱۰	۱	۰	۰
۱۳	Loss function	Adaptive loss function	-	-	-	-	-



(شکل-۱۱): مقایسه Baseline CNN با پیکربندی شماره یک و دو روش پیشنهادی (n=5) و برای طبقه‌بندی تصاویر آغشته به نوفه ضربه
(Figure-11): The classification performance of impulsive noisy images using configuration #1 (n=5)



(شکل-۱۲): مقایسه با Baseline CNN با پیکربندی شماره یک و دو روش پیشنهادی (n=7) و برای طبقه‌بندی تصاویر آغشته به نوفه ضربه (Figure-12): The classification performance of impulsive noisy images using configuration #2 (n=7)

(۴ و ۵) است. همان‌طوری که مشاهده می‌شود، با بالا رفتن

چگالی نوفه ضربه، دقت حذف نوفه کاهش می‌یابد:

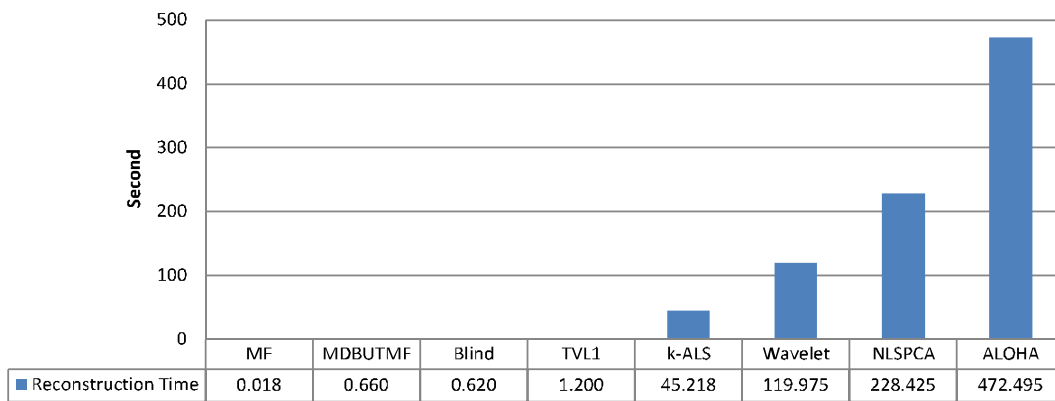
$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{255^2}{MSE} \right) \quad (۴)$$

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (Y1(i,j) - Y2(i,j))^2}{M \times N} \quad (۵)$$

که $Y1(i,j)$ پیکسل تصویر اصلی و $Y2(i,j)$ پیکسل تصویر اصلاح شده است. مختصات تصویر با i, j مشخص می‌شود. M, N اندازه تصویر است.

۳-۱- مدت زمان به کارگیری روش پیشنهادی

زمان بازیابی تصویر آغشته به نوفه ضربه توسط الگوریتم‌های Wavelet، [27] k-ALS، [21] MDBUTMF، [21] MF ALOHA و [29] NLSPCA، [28] Blind، [16] TVL1، [16] [8] در شکل (۱۳) نشان داده شده است. جدول (۸) نشان‌دهنده مقایسه الگوریتم‌ها در بازیابی تصویر تخریب‌شده توسط نوفه ضربه با چگالی ۴۰٪ با معیار PSNR طبق روابط



(شکل-۱۳): زمان بازیابی و بهبود تصاویر آغشته به نوفه ضربه توسط الگوریتم‌های مختلف [8]

(Figure-13): Reconstruction time of the images corrupted by 40% impulse noise using different algorithms

می‌دهد. موارد زیر، روش‌های اخیر برای رفع انواع نوفه‌ها از تصاویر هستند:

- تصاویر با پیکسل‌های فاقد مقدار: بازیابی نمونه‌های گم‌شده تصویر با استفاده از شاخص تشابه محدب [12]
- تلفات پیکسل‌های تصاویر در ارسال و انتقال بسته‌ها: یک طرح دوگانه برای فشرده‌سازی و ترمیم تصاویر انتقال‌یافته در شبکه‌های حس‌گر بی‌سیم [14]

سریع‌ترین روش اصلاح مقدار پیکسل آغشته به نوفه ضربه، با توجه به شکل (۱۳)، استفاده از فیلتر میانه است [8]. کمترین پیچیدگی زمانی برای محاسبه مقدار میانه با مرتب‌سازی سریع^۱، $O(n \log(n))$ است. مقایسه پیچیدگی زمانی روش پیشنهادی و سریع‌ترین روش حذف نوفه ضربه مبتنی بر فیلتر میانه، برتری روش پیشنهادی را نشان

^۱ Quick Sort

5- References

۵- مراجع

- [1] Y. Hou, Z. Li, P. Wang, and W. Li, "Skeleton Optical Spectra-Based Action Recognition Using Convolutional Neural Networks," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, vol. 28, no. 3, pp. 807–811, 2018.
- [2] C. Ding and D. Tao, "Trunk-Branch Ensemble Convolutional Neural Networks for Video-Based Face Recognition," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 40, no. 4, pp. 1002–1014, 2018.
- [3] L. C. Chen, G. Papandreou, I. Kokkinos, K. Murphy, and A. L. Yuille, "DeepLab: Semantic Image Segmentation with Deep Convolutional Nets, Atrous Convolution, and Fully Connected CRFs," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 40, no. 4, pp. 834–848, 2018.
- [4] G. Lin, Q. Wu, L. Qiu, and X. Huang, "Image super-resolution using a dilated convolutional neural network," *Neurocomputing*, vol. 275, pp. 1219–1230, 2018.
- [5] S. Yu, S. Jia, C. X.- Neurocomputing, and undefined 2017, "Convolutional neural networks for hyperspectral image classification," *Elsevier*, vol. 219, pp. 88–98, 2016.
- [6] J. Yim and K. A. Sohn, "Enhancing the Performance of Convolutional Neural Networks on Quality Degraded Datasets," *DICTA 2017 - 2017 Int. Conf. Digit. Image Comput. Tech. Appl.*, vol. 2017-Decem, pp. 1–8, 2017.
- [7] Z. Zhang, D. Han, J. Dezert, and Y. Yang, "A new adaptive switching median filter for impulse noise reduction with pre-detection based on evidential reasoning," *Signal Processing*, vol. 147, pp. 173–189, 2018.
- [8] K. H. Jin and J. C. Ye, "Sparse and low-rank decomposition of a hankel structured matrix for impulse noise removal," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 27, no. 3, pp. 1448–1461, 2018.
- [9] I. Turkmen, "The ANN based detector to remove random-valued impulse noise in images," *J. Vis. Commun. Image Represent.*, vol. 34, pp. 28–36, 2016.
- [10] S. Liang, S. Lu, J. Chang, and C. C. T. Lin, "A Novel Two-Stage Impulse Noise Removal Technique Based on Neural Networks and Fuzzy Decision," *Ieeexplore.Ieee.Org*, vol. 16, no. 4, pp. 863–873, 2008.
- [11] V. K. Alilou and F. Yaghmaee, "Non-texture image inpainting using histogram of oriented gradients," *J. Vis. Commun. Image Represent.*, vol. 48, pp. 43–53, 2017.
- [12] A. Javaheri, H. Zayyani, and F. Marvasti, "Sparse recovery of missing image samples using a convex similarity index," *Signal Processing*, vol. 152, pp. 90–103, 2018.

- تصاویر تخریب‌شده با داده‌های پرت: یک رویکرد آماری به مشکل بازگرداندن تصاویر آسیب‌دیده [15]
 - تصاویر دست‌کاری‌شده: بازیابی تصاویر دست‌کاری‌شده بر اساس شاخص VQ [18]
- با مقایسه روش پیشنهادی و سایر روش‌های رفع نوفه برای انواع نوفه‌ها، مشاهده می‌شود که زمان اجرای روش پیشنهادی کمتر سایر الگوریتم‌ها است؛ زیرا روش پیشنهادی بدون نیاز به پیش‌پردازش برای حذف نوفه با مرتبه زمانی $O(1)$ به طبقه‌بندی می‌پردازد.

(جدول ۸-): مقایسه بهبود تصاویر آغشته به نوفه ضربه با چگالی

۴۰٪ توسط الگوریتم‌های مختلف با معیار PSNR [8]

(Table-8): Reconstruction image PSNR using different algorithms for 20% and 40% impulse noise

Algorithms	Baboon		Cameraman	
	۲۰٪	۴۰٪	۲۰٪	۴۰٪
MF	۲۲/۰۲	۲۰/۵۱	۲۴/۲۹	۲۰/۶۰
MDBUTMF	۲۳/۲۵	۲۱/۱۱	۲۴/۸۲	۲۲/۲۴
Blind	۲۰/۴۳	۲۰/۱۶	۲۰/۶۸	۲۰/۱۵
TVL۱	۲۳/۴۰	۲۱/۶۷	۲۵/۵۹	۲۳/۰۱
k-ALS	۲۳/۳۸	۲۲/۰۱	۲۵/۵۲	۲۳/۱۱
Wavelet	۲۳/۹۰	۲۲/۰۲	۲۶/۳۸	۲۳/۱۶
NLSPCA	۱۹/۰۵	۱۸/۳۶	۱۹/۲۱	۱۷/۳۵
ALOHA	۲۴/۸۷	۲۲/۵۰	۲۶/۸۳	۲۳/۴۳

۴- نتیجه‌گیری

در این مطالعه رویکردی جدید مبتنی بر ادغام تطبیقی پویا در برابر نوفه معرفی شد. اصلاح لایه ادغام برای مقاوم‌سازی شبکه عصبی کانولوشنال در برابر انواع نوفه‌ها، با وزن‌دهی به مقادیر پنجره مرجع، انجام شد. طبقه‌بندی تصاویر نوفه‌ای بدون نیاز به پیش‌پردازش، مبتنی بر روش پیشنهادی باعث تسریع فرایند طبقه‌بندی شده است. تصاویر آغشته به نوفه ضربه، تصاویر با پیکسل‌های فاقد مقدار، تلفات پیکسل‌های تصاویر در ارسال و انتقال بسته‌ها، تصاویر تخریب‌شده با داده‌های پرت و تصاویر دست‌کاری‌شده مورد بررسی قرار گرفت. مقایسه با روش‌های VGG- و VGG-Nct-Medium و Net-Slow نشان‌دهنده نتایج بهتر روش پیشنهادی در طبقه‌بندی تصاویر نوفه‌ای است. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که زمان اجرای روش پیشنهادی، به جهت عدم نیاز به پیش‌پردازش، کمتر از حالت با پیش‌پردازش برای حذف نوفه است.

- [26] O. Russakovsky, J. Deng, H. Su, J. Krause, S. Satheesh, S. Ma, Z. Huang, A. Karpathy, A. Khosla, M. Bernstein, A. C. Berg, and L. Fei-Fei, "ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge," *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 115, no. 3, pp. 211–252, 2015.
- [27] Y. Wang, A. Szlam, and G. Lerman, "Robust Locally Linear Analysis with Applications to Image Denoising and Blind Inpainting," *SIAM J. Imaging Sci.*, vol. 6, no. 1, pp. 526–562, 2013.
- [28] M. Yan, "Restoration of Images Corrupted by Impulse Noise and Mixed Gaussian Impulse Noise using Blind Inpainting," *SIAM J. Imaging Sci.*, vol. 6, no. 3, pp. 1227–1245, 2013.
- [29] J. Salmon, Z. Harmany, C. A. Deledalle, and R. Willett, "Poisson noise reduction with non-local PCA," *J. Math. Imaging Vis.*, vol. 48, no. 2, pp. 279–294, 2014.



محمد مؤمنی مدرک کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی رایانه از دانشگاه محقق اردبیلی دریافت کرده است. در حاضر، دانشجوی دکترا در رشته مهندسی رایانه دانشگاه یزد است. زمینه‌های پژوهشی ایشان عبارتند از: یادگیری عمیق، پردازش تصویر و یادگیری ماشین.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

mohamad.momeny@stu.yazd.ac.ir



مهدی آقا صرام مدرک دکترای خود را از دانشگاه ولز انگلستان دریافت کرده است. در حال حاضر دانشیار گروه مهندسی رایانه دانشگاه یزد است. زمینه‌های پژوهشی ایشان عبارتند از: یادگیری ماشین، مهندسی نرم‌افزار، بیوانفورماتیک و داده‌کاوی. نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

mehdi.sarram@yazd.ac.ir



علی محمد لطیف مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی برق از دانشگاه صنعتی اصفهان و همچنین مدرک کارشناسی ارشد را از دانشگاه امیرکبیر و مدرک دکترا را از دانشگاه اصفهان دریافت کرده است. در حال حاضر دانشیار گروه مهندسی رایانه

- [13] D. Shabtay, N. Raviv, and Y. Moshc, "Video packet loss concealment detection based on image content," *Eur. Signal Process. Conf.*, 2008.
- [14] G. Nikolakopoulos, P. Stavrou, D. Tsitsipis, D. Kandris, A. Tzes, and T. Theoharis, "A dual scheme for compression and restoration of sequentially transmitted images over Wireless Sensor Networks," *Ad Hoc Networks*, vol. 11, no. 1, pp. 410–426, 2013.
- [15] R. G. Everitt and R. H. Glendinning, "A statistical approach to the problem of restoring damaged and contaminated images," *Pattern Recognit.*, vol. 42, no. 1, pp. 115–125, 2009.
- [16] B. Dong, H. Ji, J. Li, Z. Shen, and Y. Xu, "Wavelet frame based blind image inpainting," *Appl. Comput. Harmon. Anal.*, vol. 32, no. 2, pp. 268–279, 2012.
- [17] H. Li, W. Luo, and J. Huang, "Localization of Diffusion-Based Inpainting in Digital Images," *IEEE Trans. Inf. Forensics Secur.*, vol. 12, no. 12, pp. 3050–3064, 2017.
- [18] C. Qin, C. C. Chang, and K. N. Chen, "Adaptive self-recovery for tampered images based on VQ indexing and inpainting," *Signal Processing*, vol. 93, no. 4, pp. 933–946, 2013.
- [19] K. Audhkhasi, O. Osoba, and B. Kosko, "Noise-enhanced convolutional neural networks," *Neural Networks*, vol. 78, pp. 15–23, 2016.
- [20] I. F. Jafar, R. A. Alna'mneh, and K. A. Darabkh, "Efficient improvements on the BDND filtering algorithm for the removal of high-density impulse noise," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 22, no. 3, pp. 1223–1232, 2013.
- [21] S. Esakkirajan, T. Veerakumar, A. N. Subramanyam, and C. H. Premchand, "Removal of High Density Salt and Pepper Noise Through Modified Decision Based Nonsymmetric Trimmed Median Filter," *IEEE Signal Process. Lett.*, vol. 18, no. 5, pp. 287–290, 2011.
- [22] C. Guillemot and O. Le Meur, "Image Inpainting," *IEEE Signal Process. Mag.*, no. JANUARY, pp. 127–144, 2014.
- [23] J. Gu, Z. Wang, J. Kuen, L. Ma, A. Shahroudy, B. Shuai, T. Liu, X. Wang, G. Wang, J. Cai, and T. Chen, "Recent advances in convolutional neural networks," *Pattern Recognit.*, vol. 77, pp. 354–377, 2018.
- [24] Y. Liu, Y. M. Zhang, X. Y. Zhang, and C. L. Liu, "Adaptive spatial pooling for image classification," *Pattern Recognit.*, vol. 55, pp. 58–67, 2016.
- [25] K. Simonyan and A. Zisserman, "Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition," 2014.

دانشگاه یزد است. زمینه‌های پژوهشی ایشان عبارتند از: پردازش تصویر، یادگیری عمیق و یادگیری ماشین. نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

alatif@yazd.ac.ir



راضیه شیخ‌پور مدرک دکترای خود را در

رشته مهندسی رایانه در سال ۱۳۹۶ از

دانشگاه یزد دریافت کرده و سپس به‌عنوان

پژوهش‌گر پسادکترای در این دانشگاه

مشغول به کار شده است. در حال حاضر،

استادیار دانشگاه اردکان است. زمینه‌های پژوهشی ایشان

عبارتند از: یادگیری ماشین، بیوانفورماتیک و یادگیری

عمیق.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

rsheikhpour@ardakan.ac.ir

