مجله ماشین‌بینایی و پردازش‌تصویر
سال چهارم، شماره اول، تابستان ۱۳۹۶

مدل‌سازی محاسباتی جداسازی شیء هدف از پس‌زمینه در بازشناسی اشیاء با الهام سیستم بینایی انسان

فریبا عباسی[۱]، رضا ابراهیم‌پور[۲] و کریم رجایی[۳]

چکیده

قرار گرفتن شیء در پس‌زمینه باعث پیچیده‌شدنِ مسئله‌ی بازشناسی اشیاء و درنتیجه افتِ عملکردِ مدل‌های محاسباتی بینایی می‌شود. درحالی‌که انسان‌ها علی‌رغم این پیچیدگی، شیءِ هدف را با دقت و سرعت زیادی که متأثر از ارتباطات جانبی و بازخورد از نواحی بالاتر بینایی است بازشناسی می‌کنند.

یکی از مدل‌های بینایی که اخیراً به عملکرد چشمگیری در بازشناسی اشیاء دست یافته است، شبکه عصبی کانولوشنی است که مسیر پیش‌خورِ بینایی را شبیه‌سازی می‌کند. در این مقاله مدلی بازگشتی بر پایه‌ی این مدل و با الهام از یافته‌های بیولوژیک ارائه‌شده است که شامل اتصال‌های بازخوردی از نواحی بالاتر و همچنین اتصال‌های جانبی در همان لایه است. برای ارزیابی مدل از مجموعه داده‌ی پنج دسته‌ای، شامل تصاویر دارای پس‌زمینه و بدون پس‌زمینه، استفاده شد. با بصری‌سازی بازنمایی‌هایی ایجادشده در لایه‌های مدل مشاهده شد که با پیش‌روی در لایه‌های مدل، پس‌زمینه‌ی بیشتری از تصویر ورودی حذف می‌شود. سپس با انجام آزمایش‌هایی نشان داده شد که مدلِ بازگشتی با سازوکارهای پیشنهادی بازخورد از نواحی بالاتر و سرکوب پیرامون باعث بهبود معنی‌دارِ عملکرد مدل، در حذف پس‌زمینه‌ی شیء هدف و درنتیجه بازشناسی اشیاء می‌شود. با توجه به نتایج، در حالتی که هر دو سازوکارِ پیشنهادی همزمان به مدل افزوده شدند، این افزایشِ عملکرد بیشتر بود که این یافته با شواهدِ بیولوژیک نیز تطابق دارد.

کلید واژه‌ها

جداسازی شیء هدف از پس‌زمینه، شبکه‌های عصبی کانولوشنی، مدل‌های محاسباتی بینایی، بازخورد، ارتباطات جانبی

۱ مقدمه

کامپیوترهای مدرن بسیاری از محاسبات پیچیده را خیلی سریع، حتی سریع‌تر و کارآمدتر از انسان انجام می‌دهند. اما در برخی از مسائل مانند بازشناسی اشیاء هنوز با انسان فاصله زیادی دارند.

با شناسایی سازوکار مغز و شبیه‌سازی آن می‌توان ماشین‌هایی تولید کرد که از لحاظ دقت و سرعت مشابه مغز انسان باشند. بازشناسی اشیاء به توانمندی برچسب زدن به اشیای خاص، از برچسب‌های جزئی (شناسایی[۱]) تا برچسب‌های کلی (دسته‌بندی[۲]) گفته می‌شود. انسان‌ها با دقت و سرعت زیادی می‌توانند اشیای پیرامونشان را، علی‌رغم پیچیدگی و درهم‌ریختگی تصویر، بازشناسی کنند [۱]. صحنه‌های بینایی که توسط سیستم بینایی پردازش می‌شوند، ترکیبی از تعداد زیادی عناصر تصویری (پیکسل) هستند که در روشنایی، رنگ، شکل و حرکت مقادیر

این مقاله در دی‌ماه سال ۱۳۹۴ دریافت، در مردادماه ۱۳۹۵ بازنگری و در آبان‌ماه همان سال پذیرفته شد.

[۱] کارشناس ارشد برق، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی، رایانامه: f.abbasi@srttu.edu

[۲] دانشیار گروه کامپیوتر، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی، رایانامه: ebrahimpour@ipm.ir

[۳] دانشجوی دکتری علوم اعصاب شناختی، پژوهشکده علوم‌شناختی، پژوهشگاه دانش‌های بنیادی، رایانامه: rajaei.k@ipm.ir

نویسنده مسئول: رضا ابراهیم‌پور

[1] Recognition
[2] Categorization

متنوعی دارند. سیستم بینایی این ویژگی‌ها را به‌صورت موازی ثبت کرده و آن‌ها را با الگوی فعالیت توزیع‌شده در نورون‌های زیادی در نواحی قشر بینایی بازنمایی می‌کند. اشیاء از به هم پیوستن ویژگی‌های متعلق به یک شیء ایجاد می‌شوند و از پس‌زمینه جدا می‌شوند [۲]. بنابراین، بازشناسی شیء نیازمند جداسازی شیء هدف از میان اشیای دیگر است.

شواهد زیستی نشان می‌دهند که مسیر بینایی انسان یک مسیر صرفاً پیش‌خور[1] نیست [۳]. سیستم بینایی سازوکار سرکوبِ[2] پیرامون را که توسط اتصالات جانبی حاصل می‌شود در مسیر پیش‌خور برای جداسازی شیء هدف از پس‌زمینه به کار می‌برد. همچنین، اخیراً نقش سیگنال‌های بازخورد[3] نیز در مسئله‌ی جداسازی شیء هدف از پس‌زمینه مشخص‌شده است. پیشنهاد شده است که بعد از جاروبِ پیش‌خورِ آغازین، قشر بینایی اولیه مانند یک تخته‌سیاه عمل می‌کند [٤] و برای مقایسه و یکپارچه‌سازی محاسبات انجام‌گرفته در نواحی بالاتر در دسترس است. متناسب با این دیدگاه محققان ادعا کرده‌اند که بازخورد از نواحی بالاتر برای پردازش اطلاعات جزئی ضروری هستند. در سال‌های اخیر اهمیت این تعاملات در سلسله‌مراتب قشری توسط مدل‌هایی از سیستم بینایی نیز توضیح داده شده است [۵] تا [۷].

با وجود تحقیقات و یافته‌های بسیار در مورد سیستم بینایی انسان و همچنین سازوکار جداسازی شیء هدف از پس‌زمینه، این سازوکار هنوز تا حد زیادی ناشناخته باقی‌مانده است. مدل‌های محاسباتی بسیاری با الهام از سیستم بینایی انسان ارائه شده‌اند [۸] تا [۱۰]؛ با کشف ویژگی‌های بیشتری از سیستم بینایی انسان، این مدل‌ها همواره در حال توسعه و بررسی‌های بیشتری برای فهم کمبودهای مدل‌ها هستند [۱۱] تا [۱۳]. یکی از مدل‌های قدرتمندی که در سال‌های اخیر در حوزه یادگیری ماشین مطرح شده است، شبکه‌های عصبی کانولوشنی است [۱۴]. این مدل‌ها در ابتدا توسط لیکان[4] برای بازشناسی حروف دست‌نویس استفاده شدند[۱۵]. این مدل‌ها در سال‌های اخیر به بهترین عملکرد در حوزه بازشناسی اشیاء رسیده‌اند اما یکی از کمبودهای شبکه‌های عصبی کانولوشنی عدم وجود بازخورد در آن‌هاست. اگرچه اخیراً بازخوردهایی به این مدل‌ها اضافه‌شده‌اند [۱۶] تا [۱۸]، اما هنوز سازوکاری که با سیستم بینایی انسان نیز مطابقت داشته باشد ارائه نشده است.

در [۱۶] لایه کاملاً متصل حذف شده و از شبکه‌ی تماماً کانولوشنی که دارای خروجی دو بعدی است برای برچسب‌دهی پیکسل‌های تصویر استفاده شده است. در این شبکه از خروجی شبکه مجدداً به عنوان ورودی استفاده شده است و وزن‌های شبکه چندین بار به اشتراک گذاشته می‌شود که این کار در واقع مشابه با عمیق‌تر کردن شبکه است.

در سال ۲۰۱۵ لیانگ و هو[5] یک شبکه‌ی کانولوشنی ارائه کردند که در آن از لایه‌های کانولوشنی بازگشتی (درون لایه‌ای) استفاده کردند [۱۷]. لایه‌های کانولوشنی بازگشتی سبب ایجاد بازخوردهای درون لایه‌ای شده و عملکرد شبکه در بهترین حالت برابر با شبکه‌ی عمیق‌تر (شبکه‌ای که از لحاظ تعداد لایه برابر با شبکه‌ی بازگشتی باز شده[6] باشد) خواهد بود؛ زیرا در این مدل از اطلاعات سطح بالا در لایه‌های پایین‌تر استفاده نشده است.

در [۱۸] از بازخورد از لایه‌های بالاتر مدل استفاده شده است. لایه‌های بازخورد در این شبکه با استفاده از اطلاعات حاصل از نواحی بالاتر تنها به نورون‌هایی که مرتبط به بخشی از شیء هدف هستند اجازه فعالیت می‌دهند. ساختار این شبکه طوری طراحی شده است که از نقشه‌ی برجستگی مبتنی بر شیء[7] برای مکان‌یابی استفاده می‌کند.

در این مقاله مدل بازگشتی بر پایه‌ی شبکه‌های عصبی کانولوشنی ارائه می‌شود که از یافته‌های بیولوژیکی الهام گرفته است. شبکه‌های کانولوشنی پیشین تصویر ورودی را در مسیر پیش‌خور و با پردازش‌های ایستا، پردازش می‌کردند اما در مدل بازگشتیِ پیشنهاد شده، دو سازوکار بازخورد از نواحی بالاتر بینایی و سرکوبِ پیرامون امکان پردازش پویا در ورودی را فراهم می‌کنند. این پردازش‌های پویا در پردازش دقیق‌تر تصاویر پیچیده، مانند حالتی که شیء هدف روی پس‌زمینه قرار گرفته است، نقش مؤثری دارند.

در بخش دوم این مقاله ساختار شبکه‌های عصبی کانولوشنی و تشریح یکی از مطرح‌ترینِ این مدل‌ها به نام AlexNet که اساس و پایه‌ی مدل پیشنهادی است ارائه می‌شود. در بخش سوم به مدل پیشنهادی پرداخته و جزئیاتِ افزودن بازخورد و سرکوبِ پیرامون توضیح داده خواهد شد. سپس در بخش چهارم مجموعه داده‌ی استفاده‌شده و آزمایش‌های طراحی شده برای ارزیابی مدل و همچنین نتایج حاصل از این آزمایش‌ها ارائه می‌شود. در بخش پنجم به بحث و نتیجه‌گیری پرداخته می‌شود.

۲ شبکه عصبی کانولوشنی

شبکه‌های عصبی کانولوشنی بسیار شبیه به شبکه‌های عصبی اولیه هستند. لایه‌های اصلی مورد استفاده در ساختار شبکه‌های عصبی کانولوشنی عبارت‌اند از: لایه کانولوشنی، لایه ادغام[8] و لایه کاملاً متصل (دقیقاً مشابه همان چیزی که در شبکه‌های عصبی رایج وجود دارد). با پشت‌هم قرار دادن این لایه‌ها ساختار یک شبکه‌ی

[1] Feedforward
[2] Suppression
[3] Feedback Signals
[4] LeCun
[5] Liang and Hu
[6] Unfolded
[7] Object based saliency map
[8] Pooling layer

عصبی کانولوشنی ایجاد می‌شود که تصویر اصلی را لایه به لایه از مقادیر اصلی پیکسل‌ها به امتیاز کلاس نهایی تبدیل می‌کنند [۱۹].

لایه‌های ادغام سبب کاهش پارامترها و درنتیجه آموزش ساده‌تر این‌گونه مدل‌ها نسبت به مدل‌های کاملاً متصل با تعداد لایه‌های پنهانِ برابر، می‌شوند. به‌علاوه، این لایه‌ها سبب افزایش مقاومت مدل نسبت به تغییراتِ مختصر در ورودی می‌شوند. این مدل‌ها در سال‌های اخیر به موفقیت‌های چشمگیری در حوزه‌های مختلف ازجمله بازشناسی اشیاء رسیده‌اند. ازجمله مدل‌های مطرح در این زمینه،شبکه عصبی کانولوشنی AlexNet است که در مسابقات ILSVRC-2012 به عملکرد ۶۲/۵ درصد روی مجموعه داده‌ی ImageNet رسید و در این مقاله از آن به‌عنوان اساس مدل پیشنهادی استفاده شده است [۲۰]. ساختار مدل AlexNet در شکل ۱ نشان داده‌شده است. در بخش بعدی معماری این مدل تشریح می‌شود.

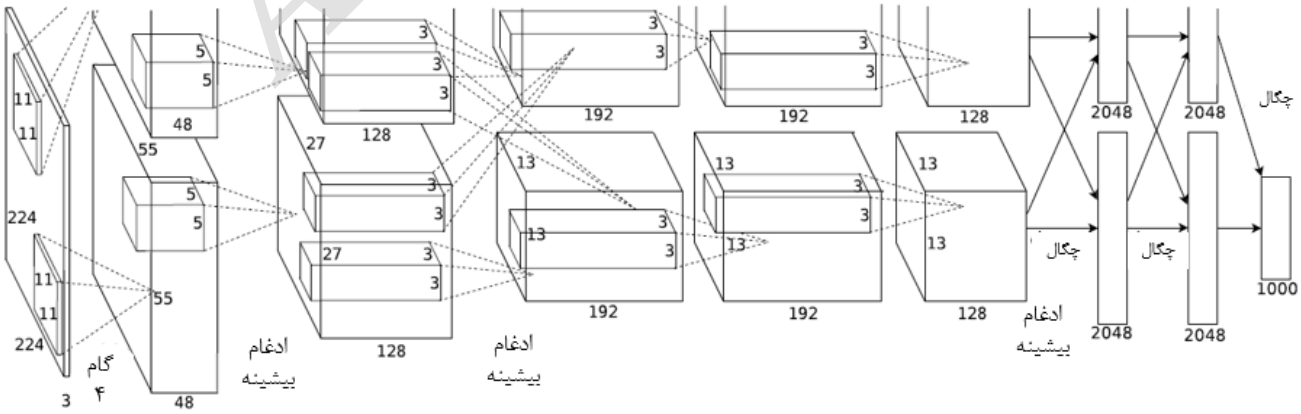
۲-۱ معماری AlexNet

همان‌طور که در شکل ۱ مشاهده می‌شود، مدل شامل هشت لایه‌ی وزن‌دار است؛ پنج لایه اول کانولوشنی و سه لایه باقی‌مانده لایه‌های کاملاً متصل هستند. خروجی آخرین لایه کاملاً متصل به یک بیشینه گیر نرم(softmax) هزارتایی داده می‌شود که توزیعی روی برچسب‌های ۱۰۰۰ کلاس ایجاد می‌کند. این مدل برای سرعت بخشیدن به آموزش، روی دو GPU آموزش داده‌شده است به‌طوری‌که نیمی از وزن‌ها در یک GPU و نیم دیگر روی یک GPU دیگر قرار داده شدند و تنها در برخی از لایه‌ها اتصال کاملِ لایه به لایه قبلی برقرار است. لایه‌های ادغام در این مدل برخلاف بیشتر مدل‌های پیشین، همراه با هم‌پوشانی هستند. اندازه پنجره‌های ادغام سه و گام حرکت دو پیکسل است. تابع غیرخطی غیرقابل اشباع $f(x) = max(0, x)$ به خروجی همه لایه‌های کانولوشنی و لایه‌های کاملاً متصل اعمال شده است.

اولین لایه کانولوشنی تصویر ورودی با اندازه ۳×۲۲۴×۲۲۴ را با ۹۶ کرنل با اندازه‌های ۳×۱۱×۱۱ با گام چهار پیکسل فیلتر می‌کند. دومین لایه کانولوشنی خروجی لایه اول کانولوشنی (پاسخ نرمال شده و ادغام شده) را به‌عنوان ورودی دریافت کرده و آن را با ۲۵۶ کرنل با اندازه ۴۸×۵×۵ فیلتر می‌کند.سومین، چهارمین لایه‌های کانولوشنی بدون لایه ادغام و نرمال‌سازی به یکدیگر متصل هستند. سومین لایه ۳۸۴ کرنل با اندازه ۲۵۶×۳×۳ دارد که به خروجی‌های دومین لایه کانولوشنی (ادغام و نرمالیزه شده) متصل است. چهارمین لایه کانولوشنی ۳۸۴ کرنل با اندازه ۱۹۲×۳×۳ و پنجمین لایه کانولوشنی ۲۵۶ کرنل با اندازه ۱۹۲×۳×۳ دارد. هر کدام از لایه‌های کاملاً متصل ۴۰۹۶ نورون دارند.

۳ مدل پیشنهادی

در این قسمت مدل بازگشتی ارائه می‌شود که مبتنی بر شبکه عصبی AlexNet بوده و الهام گرفته از سیستم بینایی انسان است. دو ویژگی اصلی مدل پیشنهادی، بازخورد از نواحی بالاتر بینایی و سرکوب پیرامون در همان لایه هستند که در پردازش تصاویر پیچیده نقش بسزایی دارند. بازخورد از نواحی بالاتر بینایی با تغییر ورودی اولیه، درواقع باعث پردازش پویا روی تصویر ورودی می‌شود. با این پردازشِ پویا در هر مرحله، ورودی اصلی در معرض پردازش‌های بیشتری قرار گرفته و باعث تقویت ویژگی‌های مهم‌تر در وردی می‌شود.علاوه بر این، افزودن سرکوب پیرامون نیز با رقابتی که بین نورون‌های همسایه ایجاد می‌کند، به این هدف کمک کرده و باعث تقویت پاسخ‌های قوی‌تر و حذف پاسخ‌های ضعیف‌تر می‌شود. در طی تکرار این پردازش‌ها، به‌تدریج بخش‌های اصلی تصویر ورودی که درواقع شیء هدف است، باقی مانده و بخش‌های غیر اصلی که مربوط به پس‌زمینه است حذف می‌شود. در این بخش به تشریح دو سازوکار پیشنهادی و نحوه‌ی مدل‌سازی آن‌ها می‌پردازیم.



شکل ۱- نمایش ساختار مدل، با نمایش آشکار بین دو GPU. یک GPUقسمت‌هایی از لایه راکه در بالای شکل است اجرا می‌کند درحالی‌که دیگری بخش‌های از لایه راکه در قسمت پایینی شکل است را اجرا می‌کند. GPUها تنها در لایه‌های مشخصی ارتباط دارند [۱۸].

۳-۱ پیاده‌سازی بازخورد

همان‌طور که در مقدمه گفته شد سیستم بینایی انسان یک مسیر تماماً پیش‌خور نیست و لایه‌های بالاتر مانند IT بازخوردهایی به لایه‌های پایین‌تر مانند لایه‌های V_1 و V_2 ارسال می‌کنند.

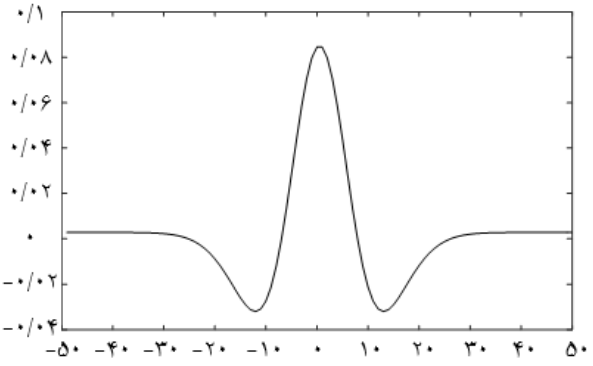
سازوکار بازخورد استفاده شده در مدل پیشنهادی از بازخوردهای موجود در سیستم بینایی انسان الهام گرفته شده است. پس از ایجاد بردارِ خروجیِ احتمالاتی توسط مسیر پیش‌خور،برداری هم‌اندازه با بردار خروجی ایجاد شده و مقادیر متناظر با کلاس‌های قوی‌تر با یک و بقیه مقادیر با صفر جایگزین می‌شوند. با این کار، درواقع به کلاس‌های محتمل‌تر وزن یک و به کلاس‌های غیرمحتمل وزن صفر نسبت داده می‌شود. با استفاده از قاعده پس انتشار خطا این بردار به لایه موردنظر (در این مقاله بازخورد به لایه دوم کانولوشنی اعمال شده است) بازخورد شده، $net^{FB}[n]$، و ورودی اولیه (در اینجا خروجی لایه دوم کانولوشنی) ، net^{FF}، را مطابق فرمول ۱ تحت تأثیر قرار می‌دهد. به‌این‌ترتیب به کرنل‌هایی که در پیش‌بینی کلاس محتمل نقش داشتند وزن بیشتر و به کرنل‌های مربوط به کلاس غیرمحتمل وزن کمتری نسبت داده می‌شود. ورودی تغییریافته، $net^{FF}[n+1]$، دوباره وارد مسیر پیش‌خور شده و خروجی جدید حاصل شده و این عمل چندین بار تکرار می‌شود. در طی این تکرارها در هر مرحله پاسخ‌های قوی که مربوط به شیء هدف هستند، قوی‌تر شده و پاسخ‌های ضعیف که احتمالاً مربوط به پس‌زمینه هستند، ضعیف‌تر می‌شوند و درنتیجه شیء هدف باقی مانده و پس‌زمینه تصویر حذف می‌شود.

$$net^{FF}[n+1] \leftarrow net^{FF}[n](1+\eta.net^{FB}[n]) \quad (۱)$$

η ضریب بازخورد، net^{FB} سیگنال بازخورد از نواحی بالاتر، $net^{FF}[n]$ ورودی در مرحله قبل و $net^{FF}[n+1]$ ورودی جدید است که توسط بازخورد مدوله شده است [۲۱].

۳-۲ مدل‌سازی سرکوبِ پیرامون

همان‌طور که در مقدمه گفته شد، یکی از ویژگی‌های سیستم بینایی انسان سرکوبِ پیرامون است. به همین منظور در مدل پیشنهادی از روشی که در مقاله ایتی و کخ[1] (۲۰۰۰) ارائه شده برای اعمال این ویژگی استفاده شده است [۲۲]. در این روش رقابتِ بین ویژگی‌های یک لایه، با الهام از مطالعاتِ انجام گرفته در ناحیه‌ی اولیه بینایی پیاده‌سازی شده است. این اتصالات سبب مدولاسیون پاسخ نورون‌ها توسط نورون‌های همسایه می‌شود اما چون فهم انسان از این تعاملات هنوز اندک است [۲۳] به یک مدل‌سازی ساده از این تعاملات اکتفا می‌شود. این مدل سه ویژگی مهم این تعاملات جانبی را ایجاد می‌کند: اول، تعاملات بین مکان مرکزی و پیرامونِ آن تحت سلطه‌ی یک جزء مهاری از پیرامون به مرکز است [۲۴] و این اثر به‌کنتراست نسبی بین مرکز و پیرامون بستگی دارد [۲۵]. دوم، مهار ناشی از مکان‌های پیرامون زمانی که نورون‌ها به ویژگی مشابه با نورون مرکزی حساس هستند، قوی‌تر است. سوم، مهار در فاصله‌های خاصی از مرکز، قوی‌تر ظاهر می‌شود و در فاصله‌های دورتر و یا نزدیک‌تر ضعیف‌تر است. این سه ویژگی به‌عنوان ساختار تعاملاتِ غیر کلاسیک می‌تواند توسط گوسی‌های تفاضلی (DoG) دوبعدی مدل شود که در شکل ۲ یک نمونه از فیلتر DoGقابل مشاهده است.



شکل ۲- فیلتر DoG.

پیاده‌سازیِ خاصِ این تعاملات در این مدل به‌صورت زیر است: ورودی در هر تکرار با یک فیلتر DoG کانوالو شده، تصویر اصلی به حاصل اضافه می‌شود و نتایج منفی با صفر جایگزین می‌شوند.

معادله فیلتر DoG استفاده‌شده به‌صورت معادله ۲ است:

$$DoG(x,y) = \frac{c_{ex}^2}{2\pi\sigma_{ex}^2} e^{(x^2+y^2)/2\sigma_{ex}^2} - \frac{c_{inh}^2}{2\pi\sigma_{inh}^2} e^{(x^2+y^2)/2\sigma_{inh}^2} \quad (۲)$$

ورودی M وارد معادله ۳ می‌شود:

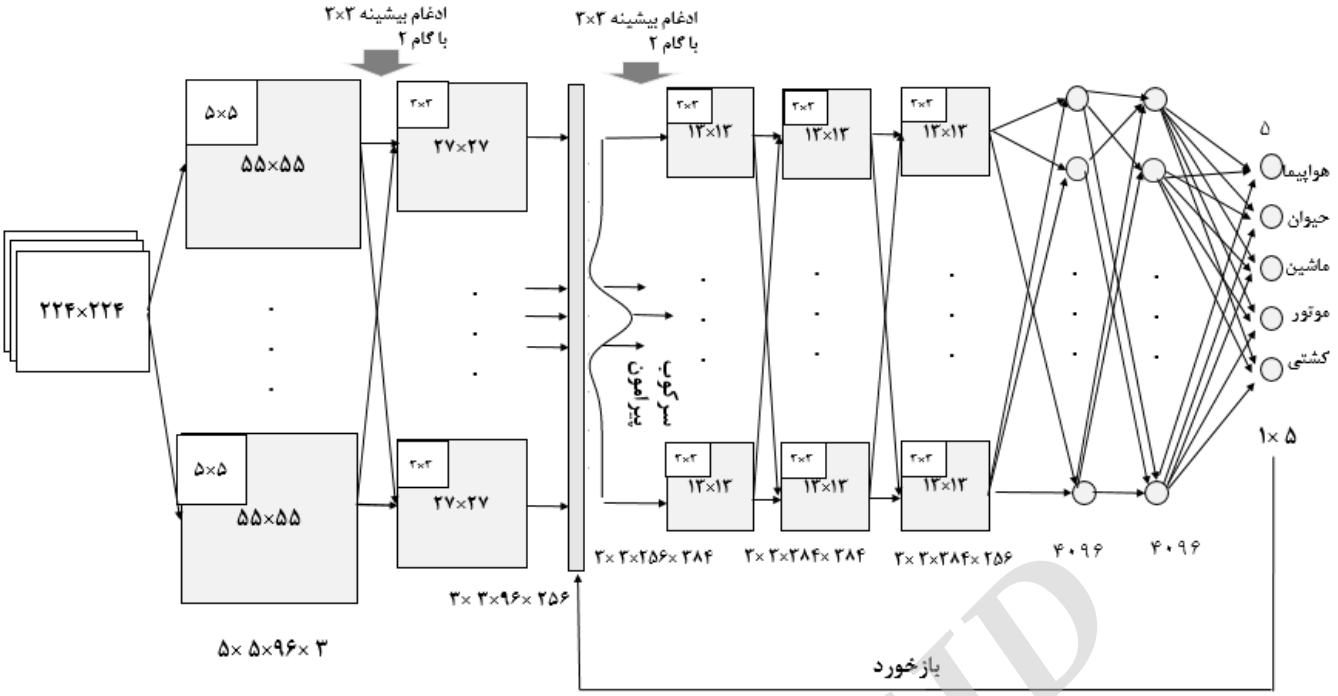
$$M \leftarrow |M + M * DoG - C_{inh}| \quad (۳)$$

C_{inh}یک عبارت مهاری ثابت است که مناطقی را که در آن‌ها سیگنال‌های مهاری و تحریکی برابرند را سرکوب می‌کند تا به‌عنوان بخش برجسته انتخاب نشوند.

۳-۳ مدل پیشنهادی: شبکه عصبی کانولوشنی بازگشتی

اخیراً آزمایش‌هایی تأثیر متقابلِ بازخورد و سرکوبِ پیرامون را بررسی کرده و نشان داده‌اند که این دو سازوکار با همکاری همدیگر منجر به بهبودِ بازشناسی اشیاء می‌شوند [۲۶]. شکل ۳ مدل بازگشتیِ حاصل از افزودن بازخورد و سرکوب پیرامون به مدل اصلی را نشان می‌دهد.

[1] Itti and Koch



شکل ۳- مدل بازگشتی. بازخورد از آخرین لایه کاملاً متصل به خروجی لایه دوم کانولوشنی اعمال می‌شود. پس از اعمال بازخورد، سرکوب پیرامون روی نتیجه حاصل‌شده اعمال می‌شود. سپس این پردازشِ بازگشتی در ده چرخه تکرار می‌شود.

همان‌طور که در شکل ۳ مشاهده می‌شود تصویر ورودی که دارای ابعاد ۳×۲۲۴×۲۲۴ است وارد مدل شده و خروجی که یک بردار ۱×۵ در فضای احتمالاتی است ایجاد می‌شود(مسئله مورد آزمایش پنج دسته‌ای است). سپس با توجه به خروجی حاصل، یک بردار با همین اندازه ایجاد شده به‌طوری‌که در این بردار به کلاس‌های قوی‌تر وزن یک و به کلاس‌های ضعیف‌تر وزن صفر داده می‌شود. این بردار با قاعده پس‌انتشارخطا تا لایه دوم کانولوشنی بازگردانده شده و سپس طبق فرمول شماره یک به خروجی لایه دوم اعمال می‌شود. سپس سازوکاری که برای سرکوب پیرامون پیش‌بینی شده است روی خروجی لایه دوم که اکنون با بازخورد از نواحی بالاتر مدوله شده است، اعمال می‌شود. سپس مسیر پیش‌خور ادامه پیدا کرده و این کار به همین صورت ده مرتبه تکرار می‌شود.

۴ آزمایش‌ها و نتایج

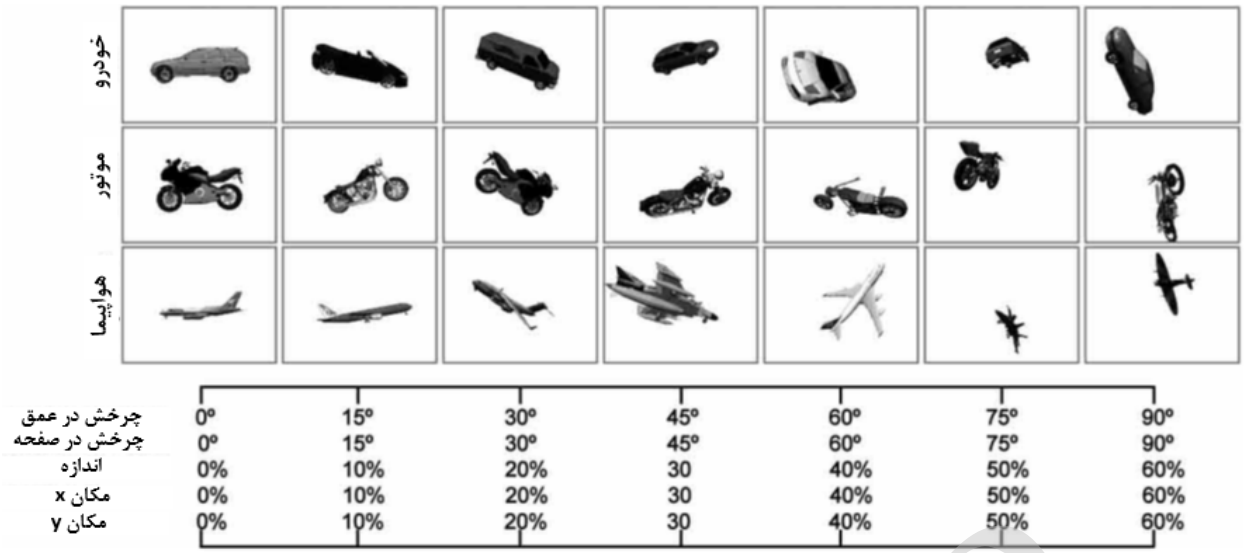
همان‌طور که در مقدمه گفته شد مدل‌های محاسباتی بینایی در حل مسائل پیچیده، مانند بازشناسی شیء هدفی که روی پس‌زمینه قرارگرفته، در مقایسه با انسان عملکرد ضعیف‌تری دارند. مطالعاتی که روی سیستم بینایی انسان انجام گرفته است نشان داده‌اند که بازخورد از نواحی بالاتر بینایی و سرکوب پیرامون نقش تعیین‌کننده‌ای در جداسازی شیء هدف از پس‌زمینه دارند. به همین دلیل در بخش سوم با الهام از یافته‌های بیولوژیکی، مدل بازگشتی بر اساس شبکه‌های عصبی کانولوشنی پیشنهاد شد. در این قسمت برای بررسی مسئله‌ی جداسازی شیء هدف از پس‌زمینه، با مجموعه داده‌ای که شامل دو مجموعه تصاویر دارای پس‌زمینه و بدون پس‌زمینه است، به مقایسه شبکه‌های عصبی کانولوشنی با انسان پرداخته و همچنین اثر عمق را در این مدل‌ها بررسی خواهیم کرد. سپس مدل پیشنهادی ارزیابی شده و نتایج تحلیل خواهند شد.

۴-۱ مجموعه داده

داده و نتایج آزمایش روان‌فیزیکِ این تحقیق از مرجع (قدرتی و همکاران) استفاده‌شده است [۲۷]. این مجموعه داده شامل پنج دسته شیء (ماشین، موتور، حیوان، کشتی و هواپیما) بود که به‌طور میانگین ۱۶ تصویر سه‌بعدی از هرکدام وجود داشت. این تصاویر روی پس‌زمینه‌هایی که به‌صورت تصادفی از بین ۴۰۰۰ تصویر پس‌زمینه‌ی موجود انتخاب می‌شدند قرار می‌گرفتند. پس‌زمینه‌ها شامل تصاویری از طبیعت و همچنین مناطق انسانی بودند. چهار تغییر مختلف به تصاویر اعمال شد: تغییر در مکان، تغییر در مقیاس، چرخش در عمق و چرخش در صفحه (شکل ۴). برای ایجاد میزان سختی‌های مختلف، هفت سطح مختلف تغییرات به تصاویر اعمال شد.

برای هر دسته در هر سطح ۳۰۰ تصویربه‌صورت تصادفی انتخاب شد. ۱۵۰ تصویر برای آموزش و ۱۵۰ تصویر دیگر برای مرحله‌ی آزمون به کار رفت. تصاویر آزمون شامل دو نوع تصاویر بدون پس‌زمینه و دارای پس‌زمینه‌بودند. تصاویر آموزشی برای تنظیم دقیق[1] مدل AlexNet برای ایجاد مدل بازگشتی به کار رفتند.

[1] Finetuen



شکل ٤- نمونه تصاویر در سطوح مختلف در پس‌زمینه ساده. شروع از حالت بدون تغییر در شکل سمت چپ تا تغییرات میانی و پیچیده در سمت راست.

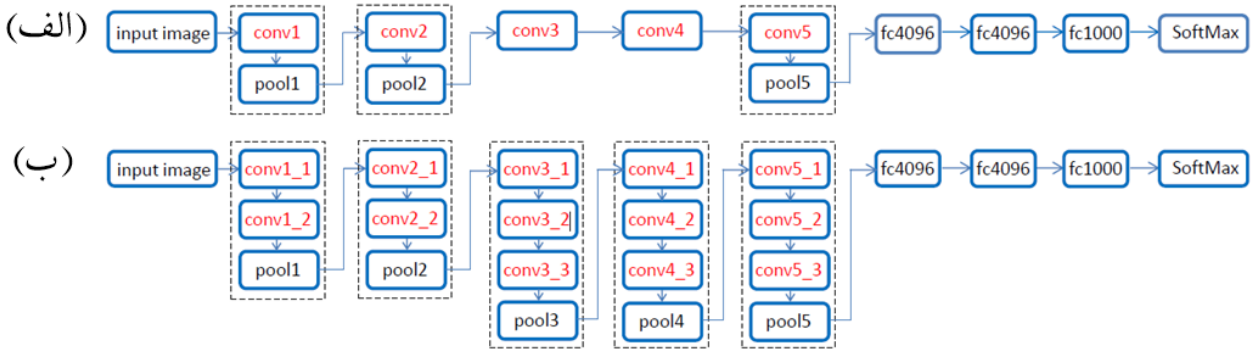
۲-۴ مقایسه عملکرد شبکه‌های عصبی کانولوشنی و عملکرد رفتاری انسان

علاوه بر AlexNet یک مدل عمیق‌تر با نام VGGNet نیز ارزیابی و بررسی شد [۲۸]. این مدل‌ها توسط چارچوب Caffe پیاده‌سازی و اجرا شدند [۲۹]. این مدل نیز در سال ۲۰۱۴ به بهترین عملکرد در مسابقات ILSVRC-2014 رسید. VGGNet دارای ۱۳ لایه کانولوشنی و سه لایه کاملاً متصل، درمجموع ۱۶ لایه است. ساختار این مدل‌ها در شکل ۵ نشان داده‌شده است. مدل عمیق‌تر دارای بار محاسباتی بسیار بالایی است. دلیل استفاده نکردن از این ساختار برای مدل پیشنهادی، زمان‌بر بودن اجرای مدل و هزینه‌ی محاسباتی بالای آن است.

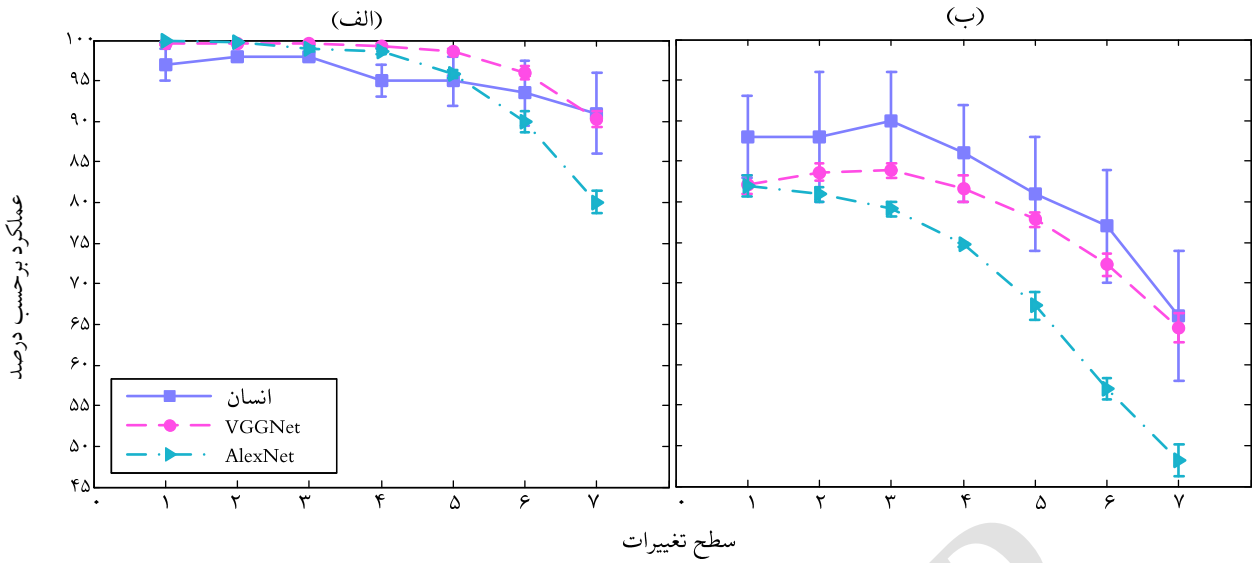
به دلیل آموزش زمان‌بر این شبکه‌ها و همچنین کمبود داده برای آموزش، معمولاً از شبکه‌های آموزش دیده‌ی قبلی که وزن‌های آن‌ها در دسترس عموم قرار می‌گیرند استفاده می‌شود. برای این قسمت از شبکه‌های آموزش‌دیده‌ی AlexNet و VGGNet استفاده شد. تنها آخرین لایه‌ی کاملاً متصل با ۷۵۰ تصویر (۱۵۰ تصویر از هر دسته) و در هفت سطح مختلف تغییرات، آموزش داده شد. سپس این شبکه‌ها با ۷۵۰ تصویر دیگر در هفت سطح مختلف تغییرات آزموده شدند. این کار ده بار تکرار شد و از میانگین ده بار آزمایش به همراه نتایج آزمایش روان‌فیزیک، شکل ۶ حاصل شد.

با توجه به شکل ۶-الف، در حالت تصاویر بدون پس‌زمینه هر دو مدل در سطوح پایینِ تغییرات عملکردی بهتر از عملکرد انسان دارند. اما با بیشتر شدن تغییرات مدل‌ها کاهش عملکرد بیشتری نسبت به انسان دارند. این مشاهده نشان‌دهنده‌ی عدم وجود استقلال نسبت به تغییرات است. در این میان مدل عمیق‌تر نسبت به AlexNet که تعداد لایه‌های کمتری دارد در سطوح بالاتر عملکرد بهتری دارد زیرا به دلیل برخورداری از پارامترهای بیشتر قادر به یادگیری بهتر پیچیدگی‌های مسئله است.

همانطور که در شکل ۶-ب مشخص است با افزودن پس‌زمینه به تصاویر آزمون، عملکرد هر سه (دو مدل و همچنین انسان) کاهش قابل ملاحظه‌ای داشته است. اما همانطور که مشاهده می‌شود کاهش عملکرد انسان نسبت به مدل‌ها کمتر است. می‌توان این‌گونه استنباط کرد که با بالا رفتن سطح تغییرات و همچنین افزودن پس‌زمینه به تصاویر، مسئله بسیار پیچیده شده و مدل پیش‌خور قادر به حل مسئله نیست. همچنان VGGNet در سطوح بالاتر نسبت به AlexNet عملکرد بهتری دارد که دلیل آن یادگیری بهتر فضای مسئله است.



شکل ٥- مدل‌های مورد آزمایش. الف) ساختار مدل AlexNet ب) ساختار مدل VGGNet



شکل ٦- مقایسه‌ی عملکرد انسان با AlexNet و VGGNet در مسئله‌ی پنج دسته‌ای. الف) عملکرد انسان و مدل‌ها در تصاویر بدون پس‌زمینه. ب) عملکرد انسان و مدل‌ها در تصاویر دارای پس‌زمینه.

برای بررسی اثر عمق در مدل‌های کانولوشنی بر روی جداسازی شیء هدف از پس‌زمینه، به مقایسه دو مدل با ماتریس عدم‌شباهت بازنمایی[1] (RDM) پرداخته خواهد شد. ماتریس عدم‌شباهت یک روش مؤثر برای نشان‌دادن عدم‌شباهت بین الگوهای پاسخ حاصل از دو تصویر است. برای هر دو مدل خروجی‌های سه لایه آخر کانولوشنی و همچنین لایه کاملاً متصلِ دوم استخراج شدند و ماتریس عدم‌شباهت‌آن‌ها رسم شد که برای حالت‌های مختلف در شکل‌های ۱۶، ۱۷، ۱۸ و ۱۹ قابل مشاهده هستند(برای دیدن شکل‌ها به پیوست مراجعه شود). برای رسم ماتریس عدم‌شباهت از جعبه‌ابزار تحلیل شباهت بازنمایی[2] (RSA) در MATLAB استفاده شد[۳۰](برای اطلاعات بیشتر به پیوست مراجعه شود).

برای بررسی و مقایسه‌ی کمی بین ماتریس عدم‌شباهت‌دو مدل از معیار کندال تائو[3] استفاده می‌کنیم که همبستگی بین ماتریس‌های عدم‌شباهت حاصل از دو مدل را با ماتریس عدم‌شباهت ایده‌آل محاسبه می‌کند (ماتریس عدم‌شباهت ایده‌آل در پیوست قابل مشاهده است).

با توجه به شکل ۷-الف و ب مشاهده می‌شود که VGGNet در هر دو مجموعه تصاویر بدون پس‌زمینه و دارای پس‌زمینه، به اندازه ثابتی از AlexNet بهتر است. در تصاویر بدون پس‌زمینه، این اختلاف را می‌توان به بازشناسی بهترِ اشیاء در VGGNet تفسیر کرد. اما در تصاویر دارای پس‌زمینه نیز این میزان اختلاف تغییری نکرده است. احتمالاً این ثابت بودن اختلاف در دو حالت تصاویر دارای پس‌زمینه و بدون پس‌زمینه به این دلیل است که VGGNet باوجود لایه‌های بیشتر، در حذف پس‌زمینه بهتر عمل نکرده است و این افزایشِ عملکرد تنها حاصل از بازشناسیِ بهترِ اشیاء است.

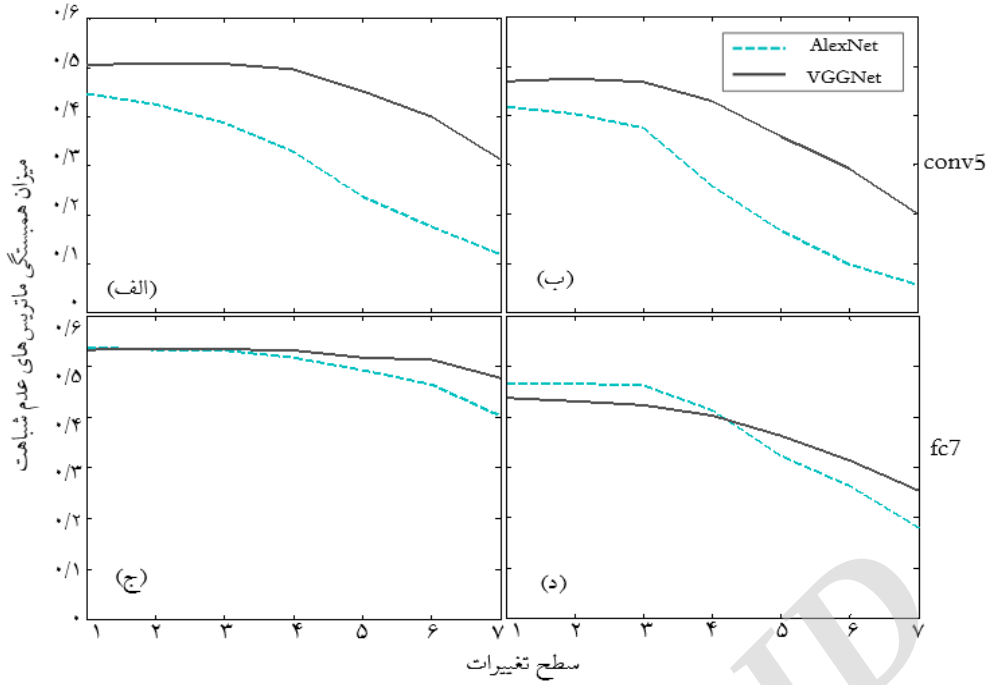
در شکل ۷-ج مشاهده می‌شود که VGGNet با تعداد لایه‌های بیشتری که نسبت به AlexNet دارد در سطوح بالای تغییرات در تصاویر بدونِ پس‌زمینه، بهتر عمل کرده است. اما در شکل ۷-د که مربوط به تصاویر دارای پس‌زمینه است مشاهده می‌شود که در سطوح پایینِ تغییرات، VGGNet بدتر از AlexNet عمل کرده است. این مشاهده را این‌طور می‌توان تفسیر کرد که مدلی که لایه‌های بیشتری دارد، ویژگی‌های بیشتری را یاد گرفته و این ویژگی‌های بیشتر، باعثِ پیدا شدن اشیای بیشتری در تصویر می‌شود (مدل به اشتباه بخش‌هایی از تصویر را به‌عنوان شیء در نظر می‌گیرد).

۴-۳ نتایج حاصل از مدل پیشنهادی

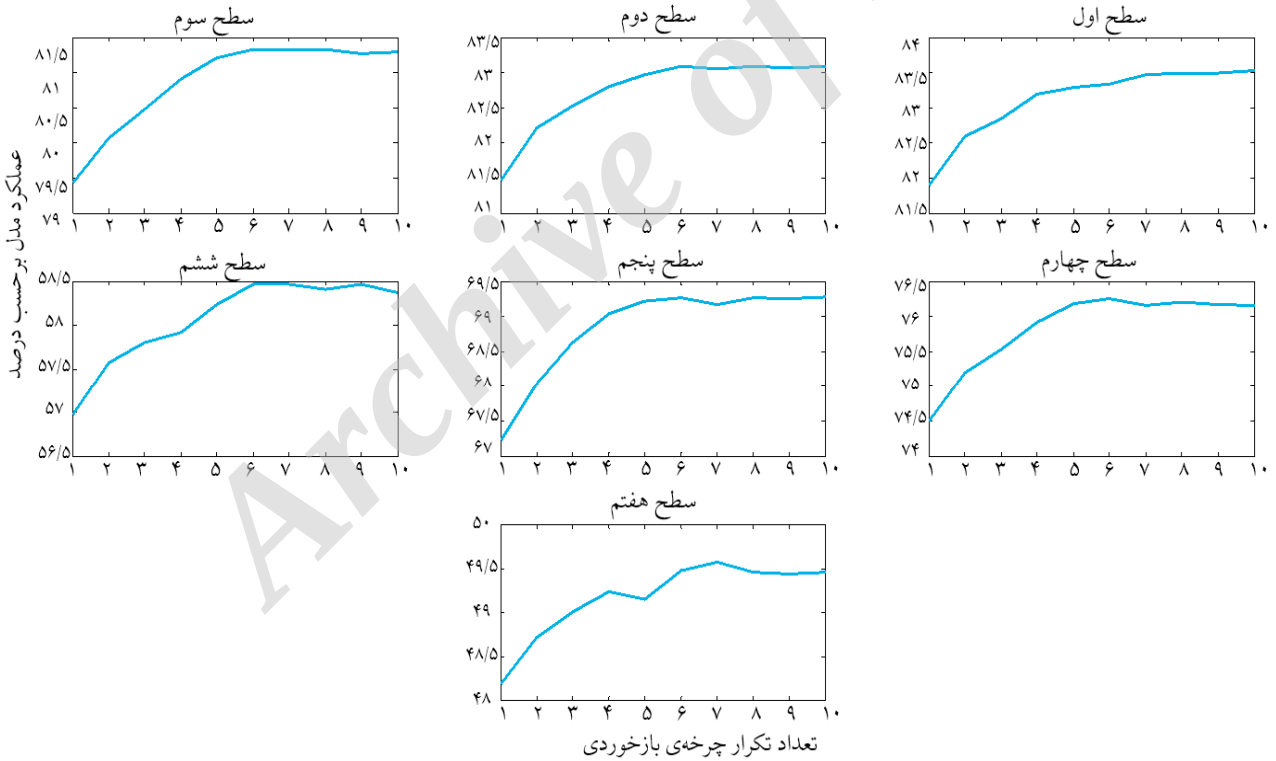
در این بخش به بررسی مدل پیشنهادی پرداخته خواهد شد. همان‌طور که گفته شد دو سازوکار سرکوب پیرامون و بازخورد به خروجی لایه دوم کانولوشنی افزوده شد. ابتدا به بررسی اثر تک تک این سازوکارها پرداخته می‌شود.

برای یافتن تعداد تکرارها برای افزودنِ بازخورد، عملکردِ مدل در طی ده تکرار محاسبه شد. با توجه به شکل ۸ مشخص است که تعداد ده تکرار برای مدلِ بازگشتی کافی است زیرا تقریباً بعد از آن، عملکرد مدلِ بازگشتی بر اثر بازخورد از ناحیه بالاتر تغییر چندانی نمی‌کند. برای ارزیابی مدل پیشنهادی سه آزمایش مختلف طراحی گردید. در اولین آزمایش تنها سازوکار سرکوبِ پیرامون، در دومین آزمایش نیز تنها سازوکار بازخورد و در آخرین آزمایش هر دو سازوکار به‌صورت همزمان به خروجی لایه دوم کانولوشنی اعمال شدند. میانگین نتایج برای ۱۰ بار اجرا در شکل ۹ قابل مشاهده است.

[1] Representational Dissimilarity Matrix
[2] Representational Similarity Analysis
[3] Kendall tau



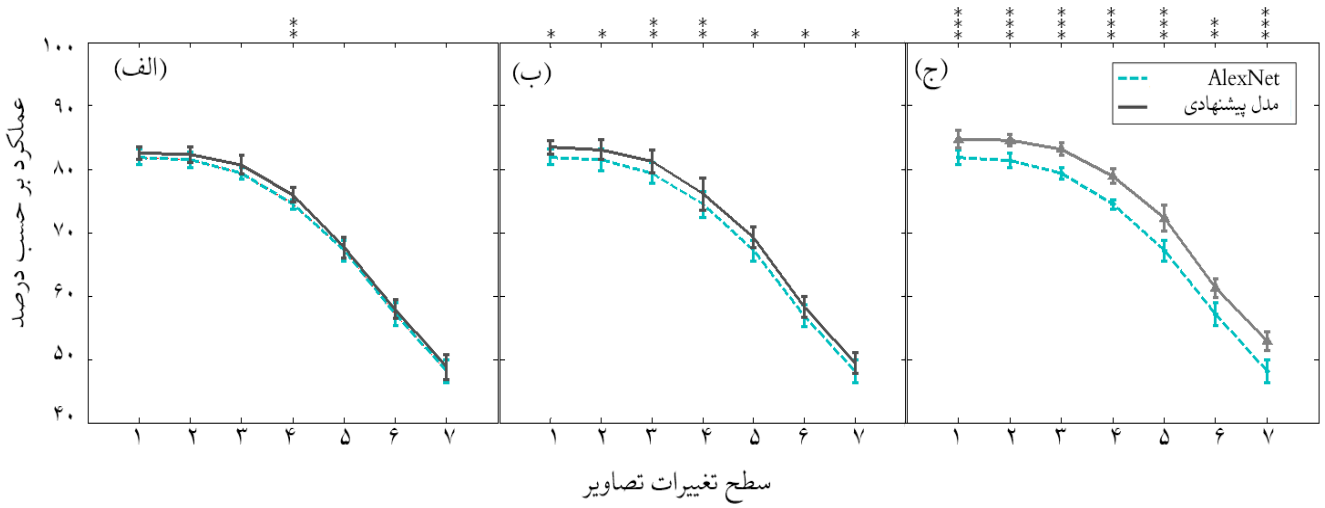
شکل ۷-میزان همبستگی ماتریس‌های عدم‌شباهت با ماتریس عدم‌شباهت ایده‌آل. الف) و ب) میزان همبستگی ماتریس عدم‌شباهت حاصل از آخرین لایه کانولوشنی با ماتریس عدم‌شباهت ایده‌آل به ترتیب برای تصاویر بدون پس‌زمینه و دارای پس‌زمینه.ج) و د) میزان همبستگی ماتریس عدم‌شباهت حاصل از دومین لایه کاملاً متصل با ماتریس عدم‌شباهت ایده‌آل برای تصاویر بدون پس‌زمینه و دارای پس‌زمینه.



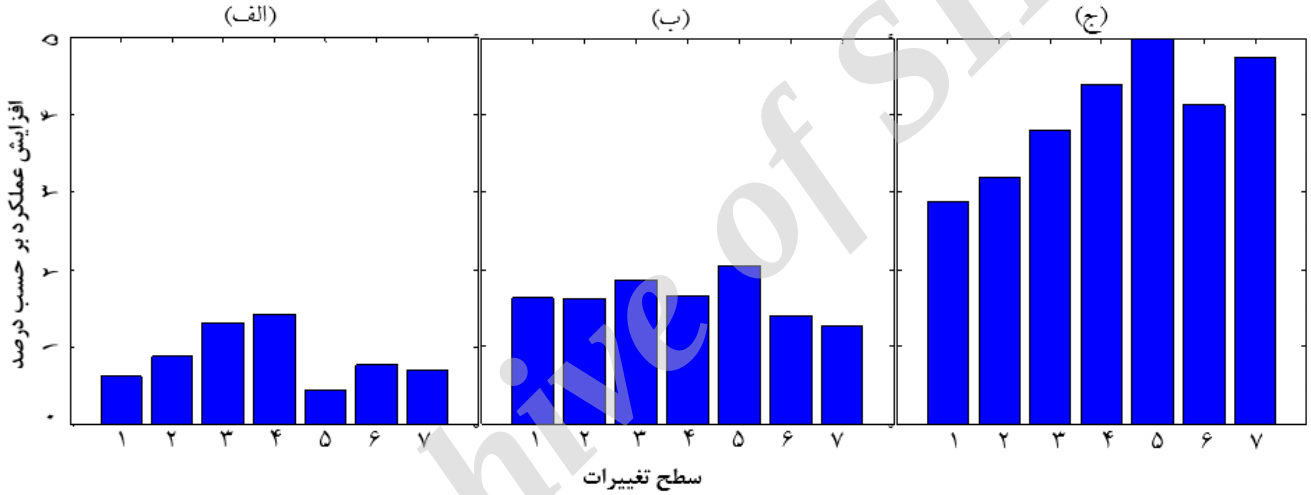
شکل ۸- میزان تغییر عملکرد مدل بر اثر افزودن بازخورد در طی ده چرخه‌ی بازخوردی

وجود ستاره بالای هر سطح از تغییرات در شکل ۹ نشان‌دهنده‌ی معنی‌دار بودنِ اختلافِ بین AlexNet و مدل پیشنهادی است، به‌طوری‌که افزایش تعداد ستاره‌ها، معنی‌دارتر بودنِ اختلاف را نشان می‌دهد. معنی‌داری توسط ارزش احتمال یا همان P-value محاسبه شده‌است (برای اطلاعات بیشتر به پیوست مراجعه شود).

مشاهده می‌شود که افزودن بازخورد به‌تنهایی عملکرد مدل را به‌طور معنی‌داری افزایش می‌دهد درحالی‌که افزودن سازوکار سرکوب پیرامون به تنهایی تأثیر چشمگیری در عملکرد مدل ندارد. اما نتیجه‌ی جالب افزایش چشمگیر عملکرد مدل در حالت ترکیب دو سازوکار است. با توجه به شکل ۹ نتیجه گرفته می‌شود زمانی



شکل ۹- مقایسه عملکرد مدل پیشنهادی و AlexNet. الف)عملکرد مدل پیشنهادی با افزودن سرکوب پیرامون ب)عملکرد مدل پیشنهادی با افزودن بازخورد از آخرین لایه کاملاً متصل ج) عملکرد مدل پیشنهادی با افزودن بازخورد از آخرین لایه کاملاً متصل و سرکوب پیرامون به‌طور همزمان. وجود ستاره نشان‌دهنده معنی‌دار بودن اختلاف بین دو عملکرد است و بیشتر شدن این ستاره‌ها، معنی‌دارتر بودن اختلاف را نشان می‌دهد. آزمون معنی‌داری توسط روش آزمون p-valueسنجیده شده است. * یعنی $p < ۰/۰۵$، ** یعنی $p < ۰/۰۱$ و *** یعنی $p < ۰/۰۰۱$



شکل ۱۰- مقدار افزایش عملکرد مدل پیشنهادی برحسب درصد.الف) افزایش ناشی از افزودن سرکوب پیرامون ب) افزایش ناشی از افزودن بازخورد ج) افزایش ناشی از افزودن بازخورد و سرکوب پیرامون به‌طور همزمان.

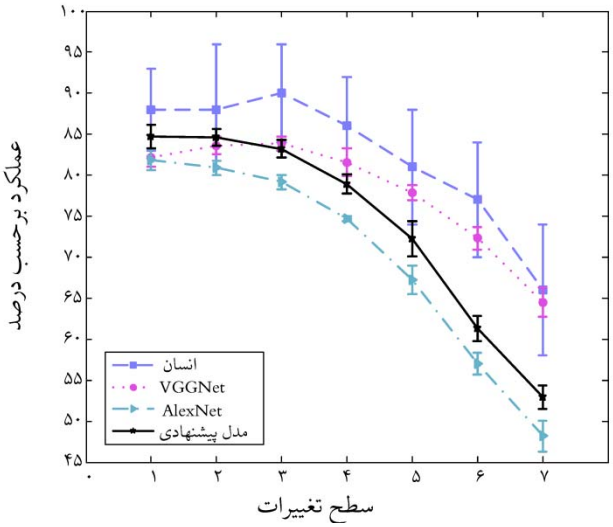
که هر دو سازوکار به‌صورت همزمان به مدل افزوده می‌شوند بهترین عملکرد حاصل خواهد شد. از منظر زیستی هم شواهدی بر این موضوع وجود دارد که نشان می‌دهند برای بهبود عملکرد بینایی انسان، به همراهیِ هر دو سازوکار نیازمند است [۲۶].

میزان افزایش عملکرد برحسب درصد، برای هر سه آزمایش مطرح‌شده در شکل ۱۰ آمده است. با توجه به شکل ۱۰-ج، یکی از نتایج قابل توجه دیگر سیر صعودی افزایش عملکرد در طی سطوح مختلف تغییرات تصاویر است. این نتیجه بیانگر این موضوع است که با بیش‌تر شدن پیچیدگی تصاویر و در نتیجه سخت‌تر شدن فضای مسئله، نیاز به بازخورد از نواحی بالاتر بیش‌تر حس شده و بازخورد باعث بهبود بیشتری در عملکرد می‌شود.

۴-۴ مقایسه‌ی عملکرد مدل پیشنهادی بامدل‌های دیگر و انسان

همانطور که مشاهده شد افزودن سرکوب پیرامون و بازخورد سبب بالاتر رفتن عملکرد مدل پیشنهادی شد. در این بخش به مقایسه‌ی نتایج حاصل از مدل پیشنهادی با انسان و مدل‌های AlexNet و VGGNet خواهیم پرداخت (شکل ۱۱).

همانطور که در شکل ۱۱ مشخص است با وجود بهتر شدن عملکرد مدل پیشنهادی، هنوز این مدل به عملکرد انسان نرسیده است. مدل پیشنهادی در همه‌ی سطوح از مدل AlexNet عملکرد بهتری دارد.



شکل ۱۱- مقایسه‌ی عملکرد مدل پیشنهادی و مدل‌های AlexNet و VVGNet و انسان.

اما مشاهده می‌شود که مدل پیشنهادی تنها در سطح اول از VGGNet بهتر عمل کرده است که دلیل این موضوع همانطور که در بخش ۴-۲ عنوان شد یادگیری بهتر فضای مسئله به دلیل پارامترهای بیشتر است که باعث می شود مدل VGGNet در سطوح بالای تغییرات عملکرد بهتری داشته باشد.

افزودن بازخورد و سرکوب پیرامون سبب افزایش پیچیدگی محاسباتی در حدود ۲۰ برابر می‌شود که این یکی از نقص‌های مدل پیشنهادی است.

۵-۴ بصری‌سازی بازنمایی‌های لایه‌های کانولوشنی

یکی از راه‌های شناخت بیشتر شبکه‌های عصبی کانولوشنی بصری کردن لایه‌های درونی آن‌ها و فهم هر چه بیشتر آن‌هاست. از روش معکوس کانولوشن[1] برای بصری‌سازی بازنمایی‌های لایه‌های درونی کانولوشنی استفاده می‌شود [۳۱]. در این روش خروجی هر لایه کانولوشنی در ترانهاده[2] فیلترها ضرب شده و ورودی لایه حاصل می‌شود.

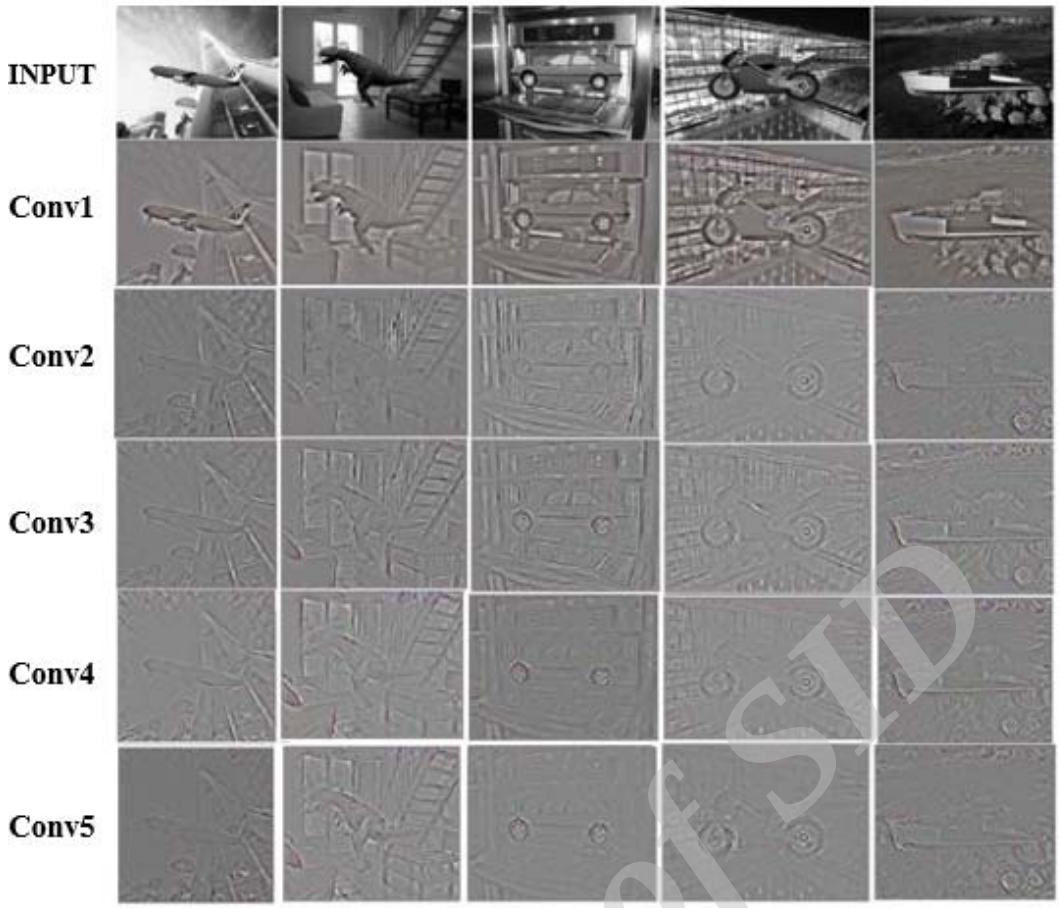
برای معکوس لایه‌های ادغام نیز، مکان‌هایی که فعالیت در آن‌ها بیشینه بوده در حافظه ذخیره می‌شوند و در راه برگشت از آن‌ها استفاده می‌شود. نتایج حاصل از بصری‌سازی در شکل ۱۲ نشان داده شده است. با توجه به شکل مشاهده می‌شود که با پیشروی در لایه‌های مدل، پس‌زمینه‌ی بیشتری از تصویر حذف می‌شود. همان‌طور که در [۳۱] نشان داده شده است، با بالاتر رفتن در سلسله‌مراتب شبکه‌های کانولوشنی، ویژگی‌های پیچیده‌تر و مهم‌تری توسط مدل یاد گرفته می‌شوند و در نتیجه ویژگی‌های غیر مهم که عموماً جزء پس‌زمینه‌ی تصویر هستند در طی سلسله‌مراتب حذف می‌شوند.

برای مشاهده‌ی بصری تأثیر افزودنِ بازخورد و سرکوب پیرامون، خروجی لایه‌ی پنجم کانولوشنی را برای AlexNet و همچنین مدل پیشنهادی، بصری‌سازی شد که در شکل ۱۳ آورده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، پس‌زمینه‌ی تصویر در مدل پیشنهادی بهتر از مدل بدون بازخورد حذف شده است. همچنین قابل مشاهده است که حذف پس‌زمینه زمانی بهتر انجام می‌شود که هر دو سازوکار بازخورد از نواحی بالاتر و سرکوب پیرامون توأمان به مدل اضافه شده‌اند.

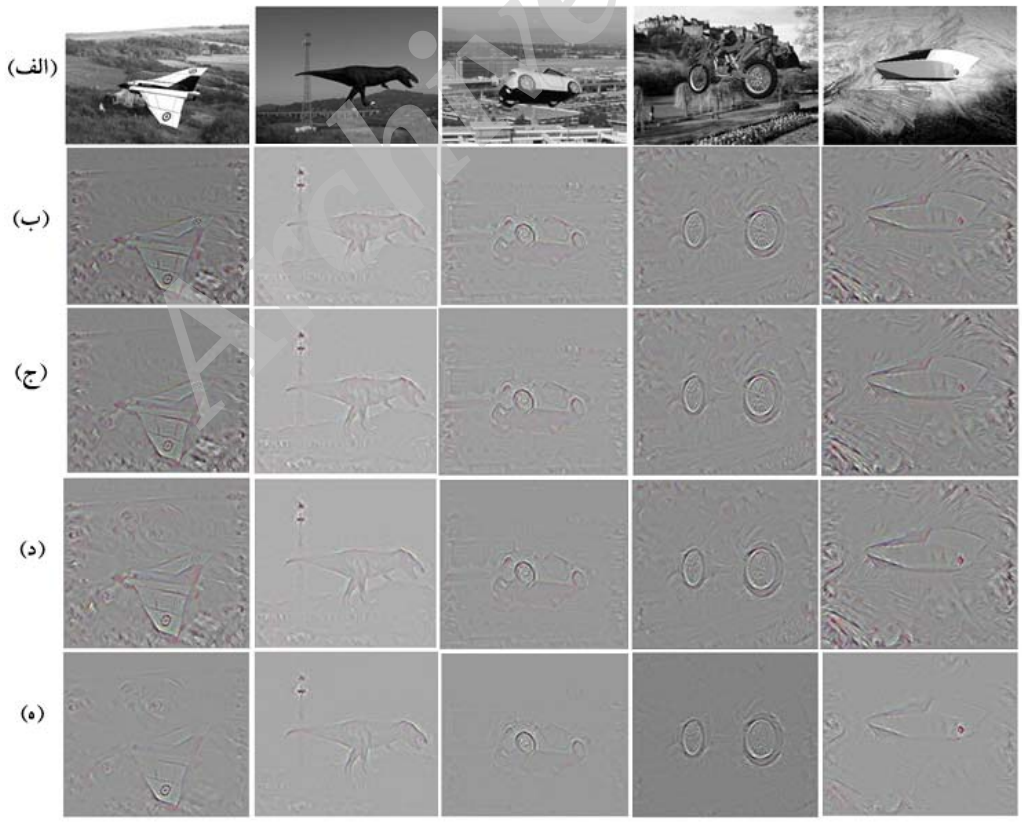
۵ نتیجه‌گیری

در این مقاله قابلیت مدل‌های AlexNet و VGGNet در جداسازی شیء هدف از پس‌زمینه بررسی و با بصری‌سازی نشان داده شد که با پیش‌روی در طی لایه‌های مدل، بازشناسی شیء بهبود می‌یابد. زیرا بیشتر بودن فیلترها باعث یادگیری ویژگی‌های پیچیده‌تری در مدل شده و در نتیجه ویژگی‌های پیچیده‌تر و مفیدتری از شیء استخراج می‌شود؛ همچنین نشان داده شد که افزایش عمق نسبت به تغییرات استقلال بیشتری ایجاد می‌کند. اما مدل‌های خیلی عمیق با وجود عملکرد بهتر مقرون‌به‌صرفه نیستند درحالی‌که هنوز هم با عملکرد انسان فاصله‌دارند. درنتیجه سازوکارهای بازخورد و سرکوب پیرامون به مدل اضافه شدند. بازخورد و سرکوب پیرامون که در مغز به سیستم بینایی اولیه اعمال می‌شود در اینجا نیز به یکی از پایین‌ترین لایه‌های مدل یعنی لایه دوم کانولوشنی اعمال شد. بازخورد از خروجی لایه آخر که امتیازهای کلاس‌ها است حاصل شد و از طریق قاعده پس انتشار خطا به لایه‌های پایین‌تر آورده شد. مشاهده شد که همراهی این سازوکارها باعث افزایش عملکرد مدل در جداسازی شیء هدف از پس‌زمینه در حدود ۴ درصد خواهد شد. ولی در حالتی که این سازوکارها به تنهایی به مدل افزوده شدند افزایش عملکرد کمتر بود؛ البته بازخورد به تنهایی هم قادر به افزایش عملکرد است اما نکته مهم این است که زمانی‌که بازخورد با سرکوب پیرامون همراه می‌شود افزایش عملکرد بسیار چشمگیرتر و معنی‌دارتر است.

[1] Deconvolution
[2] Transpose



شکل ۱۲- بصری‌سازی لایه‌های درونی CNN. مشاهده می‌شود که با پیش‌رو در لایه‌ها پس‌زمینه‌ی بیشتری از تصویر حذف می‌شود.



شکل ۱۳- بصری‌سازی لایه‌های کانولوشنی بعد از افزودن بازخورد و سرکوب پیرامون. الف)تصویر اصلی. بصری‌سازی خروجی لایه‌ی پنجم کانولوشنی برای ب) مدلAlexNetج) مدل پیشنهادی با افزودن بازخورد د)مدل پیشنهادی با افزودن سرکوب پیرامون ه)مدل پیشنهادی با افزودن بازخورد و سرکوب پیرامون.

۶ مراجع

[1] DiCarlo, J. J., Zoccolan, D., & Rust, N. C. (2012). How does the brain solve visual object recognition? Neuron, 73(3), 415-434.

[2] Roelfsema, P. R., Tolboom, M., &Khayat, P. S. (2007). Different processing phases for features, figures, and selective attention in the primary visual cortex. Neuron, 56(5), 785-792.

[3] Arall, M., Romeo, A., &Supèr, H. (2012). Role of feedforward and feedback projections in figure-ground responses. S. Molotchnikoff (Ed.). INTECH Open Access Publisher.

[4] Bullier, J. (2001). Feedback connections and conscious vision. Trends in cognitive sciences, 5(9), 369-370.

[5] Rao, R. P., & Ballard, D. H. (1999). Predictive coding in the visual cortex: a functional interpretation of some extra-classical receptive-field effects. Nature neuroscience, 2(1), 79-87.

[6] Thielscher, A., & Neumann, H. (2003). Neural mechanisms of cortico—cortical interaction in texture boundary detection: a modeling approach. Neuroscience, 122(4), 921-939.

[7] O'Reilly, R. C., Wyatte, D., Herd, S., Mingus, B., &Jilk, D. J. (2013). Recurrent processing during object recognition. Frontiers in psychology, 4, 1-14.

[8] Fukushima, K. (1980). Neocognitron: A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position. Biological cybernetics, 36(4), 193-202.

[9] Hubel, D. H., & Wiesel, T. N. (1959). Receptive fields of single neurones in the cat's striate cortex. The Journal of physiology, 148(3), 574-591.

[10] Rolls, Edmund T. "Invariant visual object and face recognition: neural and computational bases, and a model, VisNet." *Frontiers in Computational Neuroscience* 6 (2012).

[11] Ghodrati, Masoud, Karim Rajaei, and Reza Ebrahimpour. "The importance of visual features in generic vs. specialized object recognition: a computational study." Frontiers in computational neuroscience 8 (2014).

[12] Rajaei, Karim, et al. "A stable biologically motivated learning mechanism for visual feature extraction to handle facial categorization." (2012): e38478.

[13] Ghodrati, Masoud, et al. "How can selection of biologically inspired features improve the performance of a robust object recognition model." PloS one 7.2 (2012): e32357.

[14] Kriegeskorte, Nikolaus. "Deep neural networks: a new framework for modelling biological vision and brain information processing." *bioRxiv* (2015): 029876.

[15] LeCun, Yann, et al. "Gradient-based learning applied to document recognition." *Proceedings of the IEEE* 86.11 (1998): 2278-2324.

[16] Pinheiro, P. H., &Collobert, R. (2013). Recurrent convolutional neural networks for scene parsing. arXiv preprint arXiv:1306.2795.

[17] Liang, M., & Hu, X. (2015). Recurrent convolutional neural network for object recognition.In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 3367-3375).

[18] Cao, C., Liu, X., Yang, Y., Yu, Y., Wang, J., Wang, Z., ...&Ramanan, D. (2015). Look and think twice: Capturing top-down visual attention with feedback convolutional neural networks. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision* (pp. 2956-2964).

[19] Bengio, Y., Goodfellow, I. J., &Courville, A. (2015). Deep Learning.

[20] Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). Imagenet classification with deep convolutional neural networks.In Advances in neural information processing systems (pp. 1097-1105).

[21] Brosch, Tobias, and Heiko Neumann. "Computing with a canonical neural circuits model with pool normalization and modulating feedback." *Neural computation* (2014).

[22] Itti, Laurent, and Christof Koch. "A saliency-based search mechanism for overt and covert shifts of visual attention."*Vision research* 40.10 (2000): 1489-1506.

[23] Zenger, Barbara, and DovSagi. "Isolating excitatory and inhibitory nonlinear spatial interactions involved in contrast detection." *Vision Research* 36.16 (1996): 2497-2513.

[24] Cannon, Mark W., and Steven C. Fullenkamp. "Spatial interactions in apparent contrast: inhibitory effects among grating patterns of different spatial frequencies, spatial positions and orientations." *Vision research* 31.11 (1991): 1985-1998.

[25] Levitt, Jonathan B., and Jennifer S. Lund. "Contrast dependence of contextual effects in primate visual cortex." *Nature* 387.6628 (1997): 73-76.

[26] Nassi, Jonathan J., Stephen G. Lomber, and Richard T. Born. "Corticocortical feedback contributes to surround suppression in V1 of the alert primate." *The Journal of Neuroscience* 33.19 (2013): 8504-8517.

[27] Ghodrati, M., Farzmahdi, A., Rajaei, K., Ebrahimpour, R., &Khaligh-Razavi, S. M. (2014). Feedforward object-vision models only tolerate small image variations compared to human. Frontiers in computational neuroscience, 8.

[28] Simonyan, Karen, and Andrew Zisserman. "Very deep convolutional networks for large-scale image recognition." *arXiv preprint arXiv:1409.1556* (2014).

[29] Jia, Y., Shelhamer, E., Donahue, J., Karayev, S., Long, J., Girshick, R., ...& Darrell, T. (2014, November). Caffe: Convolutional architecture for fast feature embedding. In Proceedings of the ACM International Conference on Multimedia(pp. 675-678). ACM.

[30] Nili, Hamed, et al. "A toolbox for representational similarity analysis." *PLoSComput. Biol* 10.4 (2014): e1003553.
[31] Yu, Wei, et al. "Visualizing and Comparing Convolutional Neural Networks." *arXiv preprint arXiv:1412.6631* (2014).

۷ پیوست

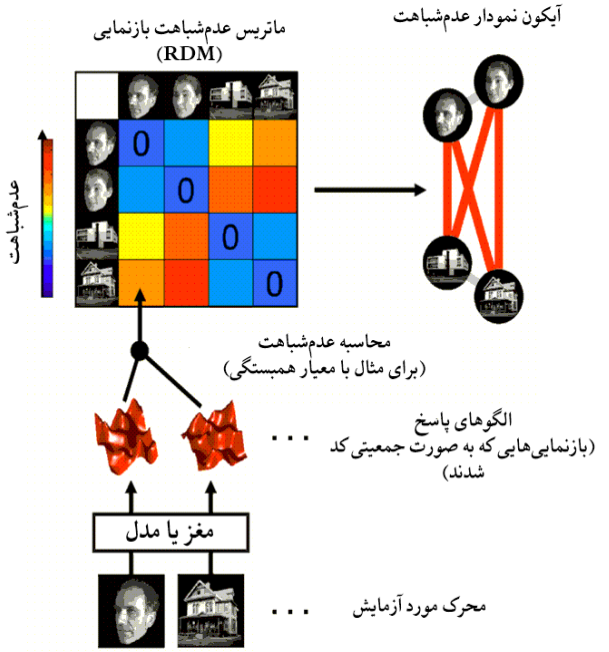
۷-۱ آزمون آماری

در هر مطالعه، پژوهشگر برای اینکه تفاوتی را نشان دهد اول با این فرض شروع می‌کند که «در واقعیت تفاوتی بین گروه‌ها وجود ندارد»؛ سپس با فرض برقراری فرضیه H_0 (عدم تفاوت)، احتمال مشاهده نتایج مختلف را تخمین می‌زند. به H_0 فرضیه صفر نیز گفته می‌شود. یکی از مهم‌ترین روش‌ها برای نشان دادن تفاوت معنی‌دار بین دو گروه، محاسبه P-value است.

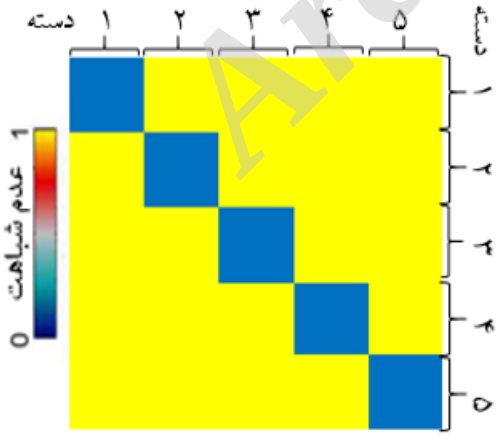
روش محاسبه P-value به این صورت است که ابتدا فرض می‌شود فرض صفر برقرار است و تفاوتی بین گروه‌ها وجود ندارد. سپس محاسبه می‌کنیم که چقدر احتمال دارد که به‌صورت تصادفی بین دو گروه تفاوتی را مشاهده کنیم. اگر این احتمال کم باشد، یعنی احتمال مشاهده‌ی تفاوت بین دو گروه به‌صورت تصادفی کم است. برعکس اگر مقدار p-value زیاد باشد یعنی احتمال اینکه بین دو گروه اختلافی به‌صورت تصادفی مشاهده شود زیاد است و این اختلاف بین دو گروه معنی‌دار نیست و فرض صفر برقرار است. سطح معنی‌داری معمولاً در علوم انسانی ۵% و در علوم پزشکی ۱% در نظر گرفته می‌شود، اما این سطح با توجه به حساسیت مسئله می‌تواند برای مسائل گوناگون تغییر کند. سطح معنی‌داری ۵% یعنی در ۱۰۰ نمونه از گروه در کمتر از ۵ نمونه، اختلاف بین نمونه‌ها تصادفی بوده و در ۹۵ نمونه دیگر اختلاف مشاهده شده واقعی است و بدین ترتیب این اختلاف بین دو گروه را پذیرفته و فرضیه صفر رد می‌شود.

۷-۲ تحلیل شباهت بازنمایی (RSA)

تحلیل شباهت بازنمایی یک ابزار است که ما را قادر می‌سازد تا آزمایش‌هایی را بدون اینکه دسته‌ی محرک از پیش تعریف شده باشد را به کار ببریم تا مدل‌های محاسباتی و ادراکی را آزمایش کرده و بازنمایی‌های بین انسان و میمون و یا مدل را مرتبط سازیم. در تحلیل شباهت بازنمایی،بازنمایی هر منطقه از مغز را ماتریس عدم‌شباهت بازنمایی توصیف می‌کند. (شکل۱۴) یک ماتریس عدم‌شباهت بازنمایی یک ماتریس متقارن مربعی است که هر سلول به عدم‌شباهت بین الگوهای فعالیت مرتبط با دو محرک اشاره می‌کند. در شکل ۱۵ یک ماتریس عدم شباهت ایده‌آل نمایش داده شده است که نشان می‌دهد که شباهت هر محرک با خودش بیشترین مقدار و شباهت هر محرک با محرک دیگر کمترین مقدار ممکن است.



شکل ۱۴- محاسبه‌ی ماتریس عدم‌شباهت بازنمایی. برای هر جفت محرک مورد آزمایش، الگوهای پاسخ مستخرج از یک ناحیه مغز یا بازنمایی مدل، برای مشخص کردن عدم‌شباهت بازنمایی محرک، مقایسه شدند. عدم‌شباهت بین دو الگو می‌تواند از تفاضل یک و میزان همبستگی محاسبه شود. (شباهت کامل دارای مقدار صفر و عدم‌شباهت دارای مقدار یک و تضاد کامل دارای مقدار ۲ خواهد شد.) این عدم‌شباهت ها برای تمام جفت محرک‌ها در ماتریس عدم‌شباهت بازنمایی (RDM) گردآوری‌شده‌اند. هر سلول ماتریس الگوهای پاسخ مستخرج شده برای دو تصویر را مقایسه می‌کند و ماتریس متقارن بوده و قطر آن صفر است. برای بصری‌سازی بازنمایی، می‌توان محرک را برحسب عدم‌شباهت الگوی پاسخ مرتب کرد به‌طوری‌که محرک‌هایی که الگوهای پاسخ یکسانی دارند نزدیک یکدیگر و محرک‌هایی که الگوهای پاسخ غیرمشابهی دارند دور از هم قرار بگیرند.

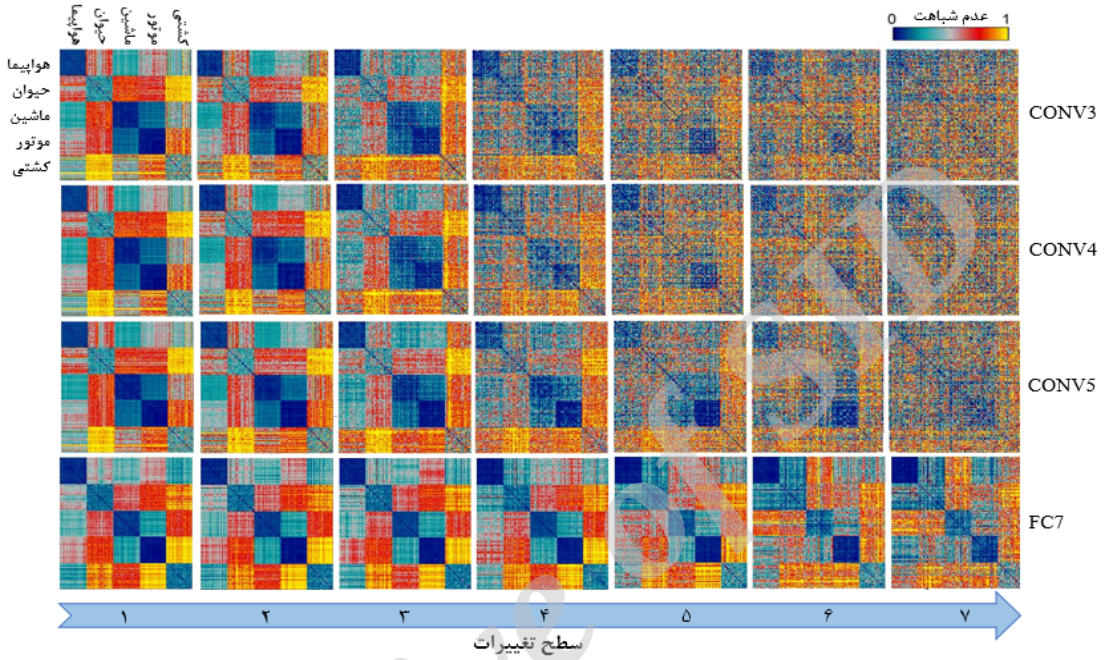


شکل ۱۵- ماتریس عدم‌شباهت ایده‌آل. مسئله‌ی مورد آزمایش پنج دسته‌ای بوده و ماتریس عدم‌شباهت بیانگر این موضوع است که شباهت بین بازنمایی‌های هر دسته دارای شباهت کامل بوده و رنگ آن‌ها آبی است در حالی که بین دسته‌های دیگر عدم‌شباهت کامل برقرار بوده و رنگ آن‌ها زرد است.

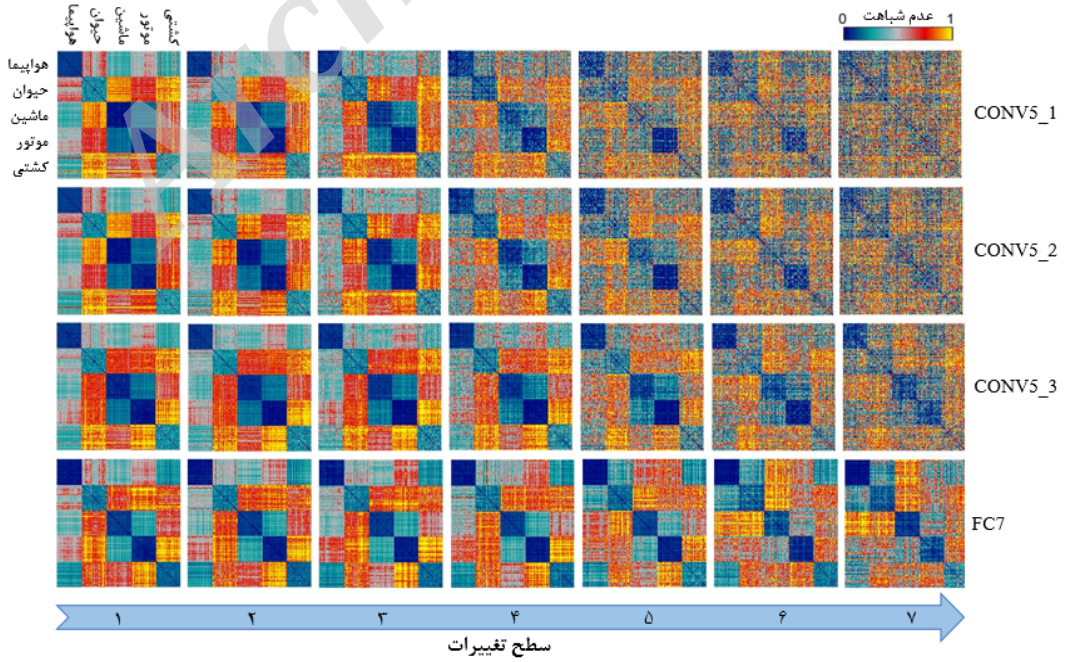
۳-۷ ماتریس‌های عدم شباهت بازنمایی

همانطور که در متن گفته شد ماتریس‌های عدم‌شباهت برای خروجی سه لایه‌ی کانولوشنی آخر و همچنین دومین لایه کاملاً متصل رسم شد.

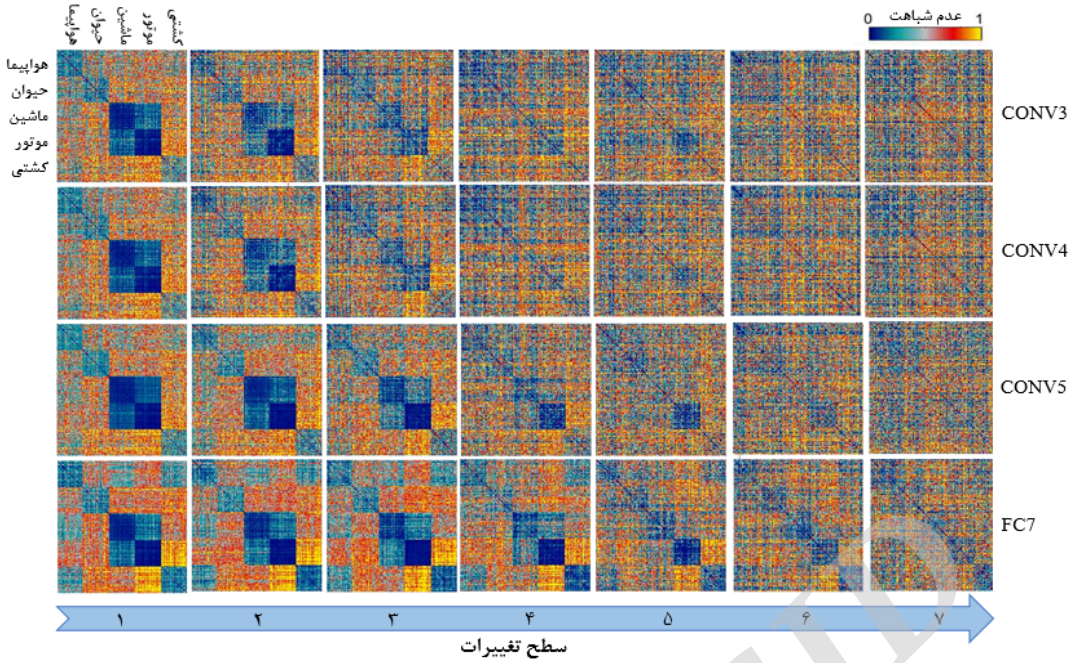
در این ماتریس‌ها رنگ آبی نشان‌دهنده‌ی شباهت زیاد و رنگ زرد نشان‌دهنده‌ی عدم‌شباهت است بنابراین انتظار داریم که قطر اصلی دارای رنگ آبی بوده و بقیه نواحی زرد رنگ باشد (شباهت زیاد بین اعضای یک کلاس و تفاوت زیاد بین کلاس‌های مختلف). همان‌طور که در ماتریس‌های عدم‌شباهت مشاهده می‌شود، بازنمایی‌های دسته‌های هواپیما و کشتی نسبت به دسته‌های دیگر شباهت بیشتری دارند. با توجه به شباهت ظاهری این دو دسته (بدنه، بادبان، باله و غیره)، نتیجه گرفته می‌شود که مدل‌های مورد مقایسه، مانند انسان، اطلاعاتی از شکل اجسام را برای دسته‌بندی استفاده می‌کنند. علاوه بر این با توجه به ماتریس‌های عدم‌شباهتدر سطوح بالای تغییرات، کاملاً مشخص است که VGGNet عملکرد بهتری دارد.



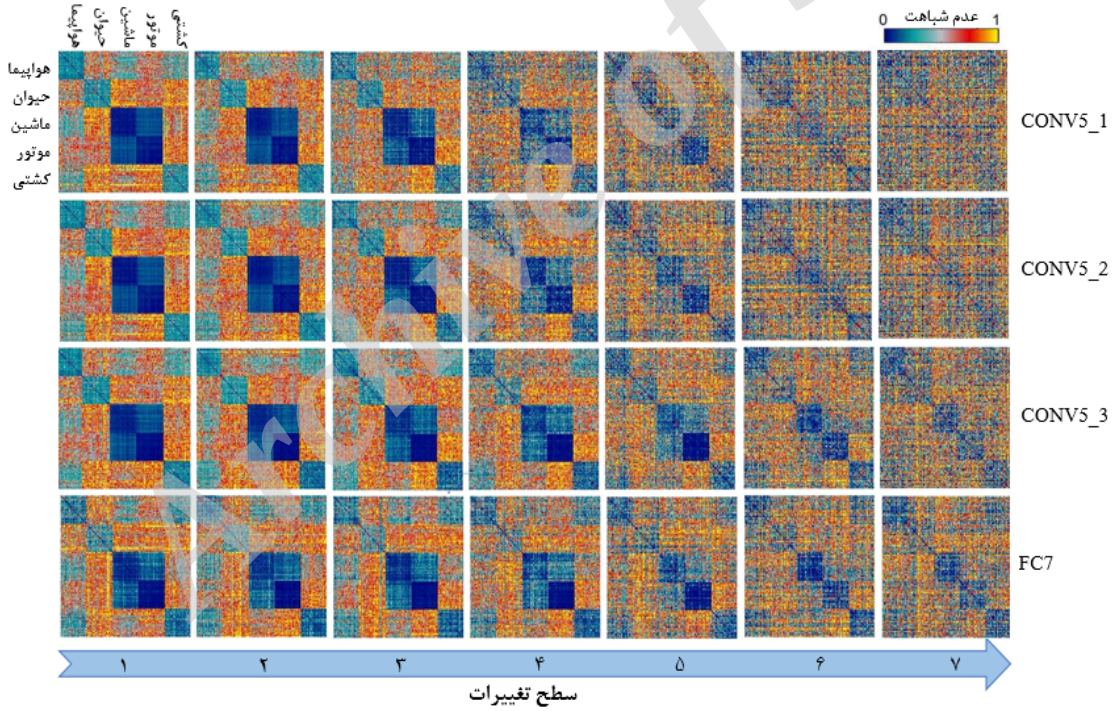
شکل ۱۶- رسم ماتریس‌های عدم‌شباهت برای خروجی‌های حاصل از لایه کاملاً متصل دوم و سه لایه کانولوشنی آخر AlexNetبرای تصاویر بدون پس‌زمینه. مسئله دارای پنج دسته بوده و هر دسته شامل ۱۵۰ تصویر است. هر عنصر در ماتریس عدم‌شباهت بین بازنمایی حاصل از مدل برای یک جفت تصویر را نشان می‌دهد. هر ستون نشان‌دهنده‌ی سطح تغییرات تصاویر ورودی است. میله‌ی رنگی بالای شکل، میزان عدم‌شباهت را نشان می‌دهد (correlation-۱).



شکل ۱۷- رسم ماتریس‌های عدم‌شباهت برای خروجی‌های حاصل از لایه کاملاً متصل دوم و سه لایه کانولوشنی آخر مدل VGGNetبرای تصاویر بدون پس‌زمینه.



شکل ۱۸- رسم ماتریس‌های عدم‌شباهت برای خروجی‌های حاصل از لایه کاملاً متصل دوم و سه لایه کانولوشنی آخر مدل AlexNet برای تصاویر دارای پس‌زمینه.



شکل ۱۹- رسم ماتریس‌های عدم‌شباهت برای خروجی‌های حاصل از لایه کاملاً متصل دوم و سه لایه کانولوشنی آخر مدل VGGNet برای تصاویر دارای پس‌زمینه.

فریبا عباسی مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی برق گرایش الکترونیک در سال ۱۳۹۲ از دانشگاه شهید رجایی دریافت نمود. سپس ایشان مدرک کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی برق گرایش کنترل در سال ۱۳۹۴ از دانشگاه شهید رجایی کسب نمود.ایشان از سال ۱۳۹۴ تاکنون به عنوان پژوهشگر در پژوهشکده علوم شناختی، پژوهشگاه دانش‌های بنیادی (IPM) فعالیت پژوهشی دارند. علاقه‌مندی‌های علمی ایشان شامل علوم اعصاب بینایی، بینایی ماشین، مدل‌سازی شناختی است.

رضا ابراهیم پور دانشیار دانشکده مهندسی کامپیوتر دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی می باشند. ایشان مدرک کارشناسی مهندسی برق-الکترونیک را در سال ۱۳۷۸ از دانشگاه مازندران و مدرک کارشناسی ارشد مهندسی پزشکی-بیوالکتریک را در سال ۱۳۸۰ از دانشگاه تربیت مدرس دریافت نمودند. در فروردین ۱۳۸۱ به عنوان دانشجوی اولین دوره دکتری علوم اعصاب شناختی در پژوهشکده علوم شناختی، پژوهشگاه دانشهای بنیادی (IPM) شروع به تحصیل نمودند و در سال ۱۳۸۶ موفق به اخذ مدرک دکتری تخصصی گردیدند. ایشان به عنوان پژوهشگر ارشد با پژوهشگاه دانش-های بنیادی همکاری پژوهشی دارند. آقای دکتر ابراهیم پور بیش از ۱۰۰ مقاله علمی در مجلات و کنفرانس های علمی ارائه نموده‌اند و همچنین درکمیته علمی و داوری متجاوز از ۲۰ مجله و کنفرانس علمی فعالیت داشته‌اند. ایشان سرگروه داوری گروه مکاترونیک جشنواره جوان خوارزمی می باشند و بعلاوه از منتخبین سرآمدان علمی کشور توسط فدراسیون سرآمدان علمی کشور در سال ۱۳۹۴ می‌باشند. زمینه های تخصصی ایشان عبارتند از: علوم اعصاب شناختی، مدلسازی شناختی، بینایی انسان و ماشین.

کریم رجایی مدرک کارشناسی خود را در رشته علوم کامپیوتر در سال ۱۳۸۸ از دانشگاه قم دریافت نمود. مدرک کارشناسی ارشد خود را در رشته علوم کامپیوتر گرایش سیستم های هوشمند در سال ۱۳۹۰ از دانشگاه امیرکبیر دریافت نمود. ایشان از سال ۱۳۹۱ تا ۱۳۹۳ به عنوان محقق در پژوهشگاه دانش های بنیادی (IPM) مشغول به فعالیت پژوهشی بوده‌اند و از سال ۱۳۹۳ تا اکنون دانشجوی مقطع دکتری تخصصی در رشته علوم اعصاب شناختی، پژوهشگاه دانش های بنیادی هستند. علاقه‌مندی‌های علمی ایشان شامل علوم اعصاب، مدلسازی محاسباتی، یادگیری ماشین و فلسفه ذهن است.