

## روشی نوین برای کاهش تغییر روشنایی در تصاویر غیراخلاقی بر پایه شبکه عصبی عمیق فازی

\*ساسان کرمی‌زاده      \*\*ابوذر عرب‌سرخی

\*پژوهشگاه ارتباطات و فناوری اطلاعات (مرکز تحقیقات مخابرات ایران) تهران، ایران  
\*\*پژوهشگاه ارتباطات و فناوری اطلاعات (مرکز تحقیقات مخابرات ایران) تهران، ایران  
تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۰۲/۰۲      تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۰۶/۲۹

### چکیده

در فضای اینترنت شناسایی عکس‌های غیراخلاقی امری ضروری در جهت حفاظت فیزیکی و ذهنی کودکان محسوب می‌شود؛ یکی از چالش‌های اصلی در تشخیص تصاویر غیر اخلاقی تغییرات روشنایی و رنگ پوست بدن است. به همین منظور در این مقاله روشی برای حل تغییرات روشنایی و بهبود تشخیص تصاویر غیراخلاقی ارائه شده است. در این مقاله از شبکه عصبی عمیق فازی برای بهبود روشنایی تصاویر غیراخلاقی استفاده شده است. در روش پیشنهادی از مدل یادگیری عمیق xception جهت تقسیم تصویر براساس شدت روشنایی به بخش‌های مختلف بهره گرفته شده است. تقسیم کردن تصویر به قسمت‌های مختلف باعث بهبود تغییرات روشنایی با حفظ جزئیات تصویر و نهایتاً شناسایی بهتر تصاویر غیراخلاقی شده است. به علاوه برای طبقه‌بندی رنگ پوست از ترکیب الگوریتم مبتنی بر Gaussian-KNN بهره گرفته شده است که روشی غیرپارامتری برای طبقه‌بندی‌ها و رگرسیون‌ها است؛ و در انتها از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان برای طبقه‌بندی تصاویر استفاده شده است. به منظور پیاده‌سازی و ارزیابی روش پیشنهادی یک مجموعه شامل ۳۳۰۰۰ تصویر گردآوری شد، نتایج بدست آمده نشان می‌دهد که طرح پیشنهادی با دقت ۹۹/۷ درصد تصاویر غیراخلاقی را تشخیص می‌دهد.

**کلید واژه:** تغییرات روشنایی، طبقه‌بندی رنگ پوست، تغییر چهره، تصاویر اخلاقی و غیراخلاقی، Gaussian-KNN، الگوریتم ماشین بردار پشتیبان

### ۱- مقدمه

یکی از چالش‌های اصلی تشخیص تصاویر غیر اخلاقی مبتنی بر پردازش تصویر، تغییرات روشنایی و رنگ پوست بدن است. میزان روشنایی در تصاویر مختلف متفاوت است و تغییرات روشنایی یکی از مسائل حیاتی در تشخیص تصویر محسوب می‌شود. به عبارت دیگر شناسایی تصاویر در تغییرهای نور یک مسئله چالش‌انگیز است [۳].

امروزه حجم و تنوع اطلاعات در سطح اینترنت به شدت در حال افزایش است. گروه سنی کاربران این فضا نیز بسیار متنوع می‌باشد. دسترسی کودکان و گروه‌های سنی نوجوان به اطلاعات غیراخلاقی -اصطلاحاً تصاویر بزرگسالان- بسیار چالش‌انگیز است [۱]. تاکنون پژوهش‌های مختلفی برای شناسایی تصاویر غیراخلاقی مبتنی بر روش‌های پردازش تصویر و یادگیری ماشین ارائه شده است [۲].

طبقه‌بندی دودویی است که در طبقه‌بندی چند کلاس استفاده می‌شود. این روش دارای محاسباتی پیچیده است؛ در نتیجه اجرای آن به کندی انجام می‌شود [۱۲]. رویکردهای مبتنی بر قسمت بدن، چندین ویژگی معنایی مرتبط با پورنوگرافی همانند "سینه"، "شکم" و "پایین" را تعریف می‌کند، و برای این ویژگی‌ها ردیاب‌های مربوط به بخش بدن را آموزش می‌دهد [۱۳، ۱۴]. با توجه به تصویر از آشکارسازهای قسمت‌های بدن برای پوشش تصویر استفاده و نتایج بدست آمده جستجو می‌شود، آن‌گاه بوسیله یک بردار ویژگی معنایی طبقه‌بندی صورت می‌گیرد. با این حال، این آشکارسازهای قسمت بدن به دلیل پشتیبانی از وصله‌های کوچک و تغییرهای ظاهری زیاد در آموزش، دچار مشکل تشخیص می‌شوند. در این مقاله از ویژگی‌های تبدیل موجک مجتمع دوگانه برای بهبود استخراج ویژگی تصاویر استفاده شده است. در این تحقیق پیش از استفاده که یک تابع خطی است. این روش برای کاهش پارازیت در راستای حفظ مرز، بین اشکال استفاده می‌شود. باید به این موضوع توجه داشت که کاربرد توابع خطی در موقعیت‌های پیچیده مناسب نیست [۱۵، ۱۶]. یکی از عیب‌های این تحقیق، نرمال‌سازی نوردی بر روی کل تصویر است که در مقایسه با روش‌های عادی‌سازی دارای دقت کمتری است. در این تحقیق از نقشه خود سازماندهی جهت کاهش اثر تغییرات نور در تشخیص تصویر استفاده شده است [۱۰، ۱۷].

### ۳- روش پیشنهادی برای کاهش تغییرات روشنایی

روش پیشنهادی در این مقاله شامل دو بخش اصلی پیش‌پردازش و پردازش است. پیش‌پردازش شامل دو مرحله است. فرایند پیش‌پردازش مربوط به تغییر اندازه و عادی‌سازی نور است. تصویر ورودی با نگه داشتن نسبت طول و عرض به اندازه ۲۵۶ پیکسل اندازه‌گیری می‌شود، تا زمان محاسبات فرایند بعدی کاهش یابد. به منظور کاهش شدت نور در تصاویر، از یکسان‌سازی هیستوگرام استفاده شده است. پیکسل‌های پوست که دارای تغییرات نور زیادی هستند، نمی‌توانند در طبقه‌بندی به عنوان پوست عادی قرار گیرند. به عبارت دیگر، از هیستوگرام برای رسیدگی به تغییرات روشنایی تصاویر ورودی استفاده می‌شود. در بخش پیش‌پردازش برای متعادل‌سازی کنتراست از روش انحراف هیستوگرام

الگوریتم‌های تشخیص تصاویر بزرگسالان باید مقادیر قابل قبولی از تغییرهای نور بین تصاویر گالری و جستجو را در نظر بگیرند [۴، ۵]. تفاوت در میزان نور تصاویر به‌رغم شباهت‌های موجود در آنها به احتمال زیاد منجر به طبقه‌بندی اشتباه تصویرهای بزرگسالان خواهد شد [۶]. به منظور به حداقل رساندن تغییرهای نور در مجموعه داده‌های تصویر بزرگسالان از طرح عادی‌سازی روشنایی استفاده می‌شود. با این‌کار به دلیل وجود شباهت‌ها در ویژگی‌های تصویر با نورهای مختلف، احتمال طبقه‌بندی اشتباه کاهش می‌یابد [۷]. علاوه‌براین، افراد با نژاد متفاوت می‌توانند برخلاف رنگ پوست‌های مختلف ویژگی‌های مشابهی داشته باشند. در نتیجه مقادیر عددی پیکسل‌ها نه تنها با تغییرات نور، بلکه به دلیل اختلاف رنگ‌ها نیز تغییر می‌کند. به دلیل این اختلاف مقادیر (رنگ/ شدت متغیر بین پیکسل)، برخی از محققان وابستگی به تغییرهای نور را اولویت‌بندی می‌کنند [۱]. هدف از این طبقه‌بندی بر روی بسیاری از اطلاعات بیومتریک نظیر پوست بدن، دست و پا، تعیین نوع پیکسل رنگ پوست است. طبقه‌بندی رنگ پوست باید به اندازه‌ای جامع باشد که رنگ‌های مختلف پوست همانند سفید، زرد و سیاه را پوشش دهد [۴]. فضاهای مختلف رنگی در تقسیم‌بندی پوست استفاده شده است. در برخی موارد، طبقه‌بندی رنگ پوست تنها با استفاده از رنگ‌آمیزی پیکسل انجام می‌شود، زیرا انتظار می‌رود در صورت از بین رفتن روشنایی پیکسل قابلیت شناسایی تغییرهای نور بیشتر شود [۸].

در این مقاله از روش ترکیبی فازی و شبکه عصبی کانولوشنی جهت بهبود شدت نور استفاده شده است. برای کاهش شدت تصویر غیراخلاقی از روش شبکه عصبی فازی برای تقسیم‌بندی عکس استفاده کرده‌ایم و بعد از تقسیم‌بندی عکس برای بهبود شدت نور از روش‌های هیستوگرام و کنتراست بر روی هر قسمت از عکس استفاده شده است.

### ۲- کارهای مرتبط

تاکنون مطالعات ارزشمندی در حوزه تشخیص برهنگی و تصاویر غیراخلاقی مبتنی بر روش‌های پردازش تصاویر انجام شده است. کارهای اولیه عمدتاً بر یافتن افراد برهنه در تصاویر براساس مدل ساختار انسانی تمرکز داشتند [۹-۱۱]. در این تحقیق از ماشین‌های بردار پشتیبان جهت طبقه‌بندی استفاده شده است. این الگوریتم معرف یک

### ۱-۳-تنظیم گر خودکار شدت نور

در این مرحله از طرح پیشنهادی، تلاش می‌شود که با استفاده از کوتاه کردن و کشش هیستوگرام کانال‌های رنگی تنظیم شوند، که شامل توزیع مجدد شدت در مقیاس مقادیر موجود است؛ به علاوه ممکن است کشش هیستوگرام در کل باند انجام شود به طوری که مقدار کمترین شدت صفر و بیشترین مقدار حداکثر مقدار باشد. در نتیجه، پیکسل‌های روشن به نورهایی روشن‌تر و پیکسل‌های تاریک به نورهای تاریک نزدیک‌تر می‌شوند که توزیع بهتری را تشکیل می‌دهد. معادلات هیستوگرام به یک فرایند غیرخطی اشاره دارد. تقسیم کانال‌ها و تنظیم هر کانال به‌طور جداگانه کاری نادرست است. علاوه بر این، متعادل کردن شدت رنگ تصویر به عنوان جزئی از مولفه‌های رنگ مطرح نیست. بنابراین برای یک تصویر رنگی ساده RGB، مقادیر هیستوگرام را نمی‌توان به طور مستقیم در کانال‌ها اعمال نمود. لازم است متعادل‌سازی شدت نور به نحوی انجام شود که بدون برهم زدن توازن رنگ تصویر بتوان این کار را عملیاتی نمود. بنابراین، اولین قدم این است که فضای رنگی تصویر را از RGB به یک فضای رنگی  $YCbCr$  تبدیل کنیم که مقادیر شدت را از اجزای رنگ جدا می‌نماید [۱۳]. فضای رنگی  $YCbCr$  به طور گسترده‌ای در پردازش تصویر استفاده می‌شود. در این قالب، اطلاعات توسط یک مؤلفه واحد ارائه می‌شود. اطلاعات  $Y$  و رنگ به عنوان دو جزء تفاوت رنگ،  $Cb$  و  $Cr$  ذخیره می‌شوند. جزء  $Cb$  تفاوت بین جزء آبی و یک مقدار مرجع است، و جزء  $Cr$  تفاوت بین جزء قرمز و یک مقدار مرجع است.

### ۲-۳-کاهش پارازیت

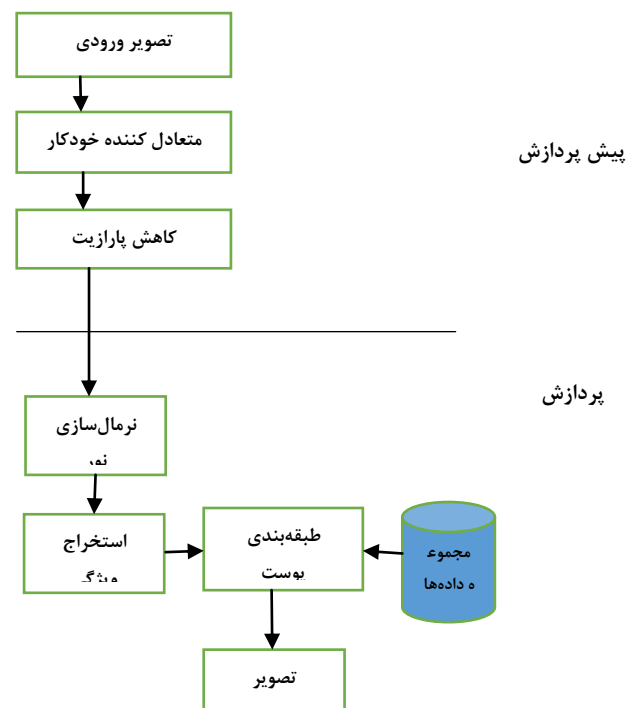
کاهش پارازیت<sup>۲</sup> یکی از مهمترین قسمت‌های پیش پردازش است. در این بخش، ضمن حفظ پارامترهای مهم، پارازیت حذف می‌شود. در این مقاله از سه نوع فیلتر وینر<sup>۳</sup>، متوسط<sup>۴</sup> و میانگین<sup>۵</sup> جهت کاهش پارازیت استفاده شده است.

بعد از انجام تست و گرفتن نتایج مشخص شده که فیلتر وینر بهترین عملکرد را دارد. به این صورت که فرض اولیه آن

استفاده شده است. پس از متعادل کردن خودکار کنتراست، نیاز به کاهش پارازیت موجود در تصویر ورودی -همانند لکه‌های سیاه و سفید- است. برای این مرحله از فیلتر وینر استفاده شده است.

بعد از انجام پیش پردازش، تصویر به بخش پردازش ارسال می‌شود، که گام نخست در این بخش، نرمال‌سازی نور است. نرمال سازی نور از طریق شبکه عصبی عمیق فازی مبتنی بر تکنیک تقسیم‌بندی انجام می‌شود. هدف از تقسیم‌بندی تصویر حذف بهتر تغییرات نور و حفظ ویژگی‌های اصلی تصویر است. به عبارتی دیگر، این فعالیت نورهای زائد را حذف می‌کند. مرحله بعدی در طرح پیشنهادی، طبقه‌بندی رنگ پوست است که برای تشخیص تصویرهای متعدد در یک فریم تصویر استفاده می‌شود. به منظور استخراج ویژگی‌های عکس، از تکنیک استخراج ویژگی معادله تجزیه مقادیر منفرد<sup>۱</sup> بهره گرفته شده است. در نهایت ویژگی‌های استخراج شده برای طبقه‌بندی به الگوریتم ماشین بردار پشتیبان اعمال می‌شوند.

شکل ۱ بلوک دیاگرام روش پیشنهادی را به تصویر کشیده است. در ادامه جزئیات هر یک از بخش‌های روش پیشنهادی شرح داده می‌شود.



شکل ۱: بلوک دیاگرام روش پیشنهادی

<sup>1</sup> Singular Value Decomposition

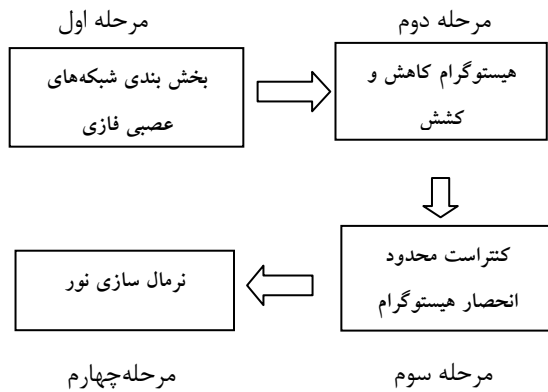
<sup>2</sup> Noise reduction

<sup>3</sup> Wiener

<sup>4</sup> mean

<sup>5</sup> Meadin

مقاله، روش‌های نرمال‌سازی زیر مورد بررسی قرار می‌گیرند: (۱) تبدیل کسینوس گسسته، (۲) چندین مقیاس رتینکس<sup>۷</sup> (۳) نرمال‌سازی مبتنی بر موجک، (۴) مقیاس تک رتینکس<sup>۸</sup> و (۵) تفاوت گاوسی<sup>۹</sup>. نرمال‌سازی نور تصویر بر اساس تکنیک تقسیم‌بندی شبکه فازی را می‌توان به چهار مرحله تقسیم نمود، در شکل ۲ نمای از مراحل نرمال‌سازی نور ارائه شده است.

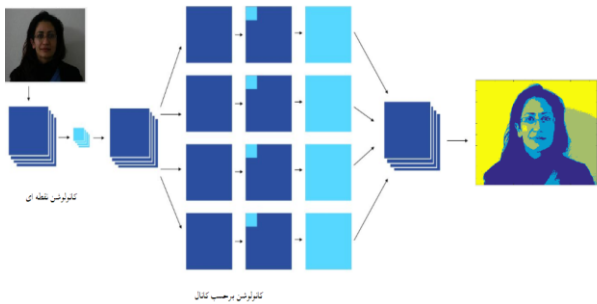


شکل ۲: مراحل نرمال سازی نور

### ۳-۳-۱- بخش‌بندی شبکه‌های عصبی عمیق فازی با

#### هدف بخش‌بندی تصویر

شبکه عصبی فازی عمیق در قالب شکل ۳ به تصویر کشیده شده است. همان‌طور که در شکل مشاهده می‌شود، این شبکه از پنج بخش تشکیل شده است. بخش اول تصویر ورودی است. در بخش دوم تابع عضویت فازی پردازش می‌شود. بخش سوم لایه فازی عصبی است که به وسیله شبکه عصبی عمیق xception ساخته شده است.



شکل ۳- مراحل تقسیم شبکه عصبی عمیق فازی

برای همه تصاویر، وجود لکه‌های کوچک پارازیت است. این الگوریتم برای از بین بردن پارازیت‌های ظریف بسیار کارآمد است. فیلتر وینر با استفاده از روش وینر سازگار با پیکسل و براساس آمار تخمین زده شده از اطراف هر پیکسل و با استفاده از تابع توزیع نرمال عمل می‌کند. معادله (۱) میانگین و واریانس اطراف هر پیکسل را برآورد می‌نماید.

$$G(u, v) = \frac{H^*(u, v)}{|H(u, v)|^2 + \frac{P_n(u, v)}{P_s(u, v)}} \quad (1)$$

در این رابطه،

$H(u, v)$ : تابع کاهش

$H^*(u, v)$ : تابع پیچیدگی تابع کاهش

$P_n(u, v)$ : قدرت تراکم طیفی از پارازیت

$P_s(u, v)$ : قدرت عددی طیفی تصویر ناسازگار.

اصطلاح  $P_n / P_s$  می‌تواند به عنوان نسبت سیگنال به پارازیت تفسیر شود. فیلترهای وینر توسط موارد زیر مشخص می‌شوند:

فرض: سیگنال‌های پارازیت معرف فرآیند خطی ثابت با ویژگی‌های طیفی شناخته شده هستند.

الزامات: فیلتر باید بطور فیزیکی قابل درک باشد.

معیارهای عملکرد: حداقل میانگین خطای مربع.

وینر به عنوان فیلتری برای برآورد یک فرآیند تصادفی مورد نظر یا هدف مطرح است و با فیلتر نمودن غیرخطی یک روند پارازیت اجرایی می‌شود. فیلتر وینر میانگین خطای مربع ما بین فرآیند تصادفی برآورد شده و روند مورد نظر را به حداقل می‌رساند.

### ۳-۳-۲- نرمال سازی نور

گام بعدی این فرآیند، نرمال‌سازی نور<sup>۶</sup> است. تنوع تابش می‌تواند باعث کاهش عملکرد سیستم‌های تشخیص تصویر شوند. بنابراین برای حل این مسئله، نرمال‌سازی نور تصویر را براساس روش تقسیم‌بندی شبکه عصبی فازی انجام می‌دهیم. تکنیک‌های عادی‌سازی نور پردازشی، برخی تغییرها را در تصویر ایجاد می‌کنند. این متغیرها سبب ایجاد یک فرم استاندارد بدون هیچ‌گونه تغییر در نور و حذف ضریب‌های تبدیل کسینوس گسسته در منطق لگاریتم می‌شوند. این کار معادل جبران تغییرات نور است. در این

<sup>7</sup> Multi Scale Retinex

<sup>8</sup> Single Scale Retinex

<sup>9</sup> Difference of Gaussian

<sup>6</sup> Illumination Normalization

کوچک از حجم ورودی استفاده می‌شود. در طول هر گام، یک فیلتر در عرض و ارتفاع عکس ورودی، نقطه‌ها بین ورودی‌های فیلتر و نقشه فعال ۲ بعدی ایجاد شده و از آن فیلتر را محاسبه می‌کند. در نتیجه، شبکه فیلتر را یاد می‌گیرد که وقتی یک نوع خاص از ویژگی‌ها را در یک موقعیت مکانی از ورودی مشاهده می‌کند، فعال می‌شود. قسمت پنجم - لایه پیش‌بینی  $V$  : در این مرحله تابع سافت مکس<sup>۱۰</sup> اعمال می‌شود که برای طبقه‌بندی داده‌ها به کلاس‌های مختلف کاربرد دارد. این تابع به عنوان ورودی و برچسب مربوط به آن به معنی تبدیل تغذیه شبکه کاملاً متقارن فازی<sup>۱۱</sup> از لایه ورودی به آخرین لایه کار اعمال می‌نماید. در ادامه، تابع سافت‌مکس می‌تواند به‌عنوان لایه خروجی با ورودی محاسبه شده و توسط معادله (۵) انجام شود.

$$y_{ic} = p(y_i | f_i) = \frac{e^{w_c \pi \Theta(f_i) + b_c}}{\sum_c e^{w_c \pi \Theta(f_i) + b_c}} \quad (5)$$

در این رابطه  $w_c$  و  $b_c$  نشان دهنده ضریب رگرسیون و  $C^{th}$  معرف کلاس  $[y_{i1}, \dots, y_{ik}]$  است، که برچسب‌های پیش‌بینی شده شبکه عصبی با کلاس  $k$  است. آن‌گاه، از بین رفتن میانگین مربع شبکه عصبی با اتصال کامل می‌تواند بر روی بیش از  $m$  نمونه‌های آموزش تعریف شود که این موضوع در قالب فرمول (۶) نمایش داده شده است.

$$C = \frac{1}{m} \sum_i^m \|y_i - y_i\|_2^2 \quad (6)$$

### ۳-۲- هیستوگرام کاهش و کشش

مرحله دوم شامل کاهش و کشش هیستوگرام است. برش و کشش هیستوگرام یک تکنیک تکرار هیستوگرام محسوب می‌شود. این روش شامل توزیع شدت در مقیاس مقادیر موجود است. این مقدار برای کشش هیستوگرام روی تمام تصویر است، به طوری که مقدار کمترین شدت صفر باشد و

قسمت اول - لایه تابع عضویت فازی: هر نورون در لایه ورودی با توابع عضو چندگانه در ارتباط است که برچسب‌هایی را برای هر متغیر ورودی اختصاص می‌دهد. در این‌جا، متغیر ورودی یک بعد از بردار ورودی است. محاسبه درجه عضویت یک نورون ورودی به یک مجموعه فازی خاص توسط تابع عضویت معادله ۲ انجام می‌شود. در این لایه، نورون فازی نشان دهنده ورودی به عنوان درجه فازی است که در معادله ۲ نشان داده شده است.

$$o_i^{(l)} = u_i(a_k^{(l)}) = e^{-(a_k^{(l)} - \mu_i)^2 / \sigma_i^2}, \forall_i \quad (2)$$

در این معادله (۲) تابع عضویت گوسی با میانگین  $\mu$  و واریانس  $\sigma^2$  مورد استفاده قرار می‌گیرد.

$$o_i^{(l)} = \prod_j o_j^{(l-1)}, \forall j \in \Omega_i \quad (3)$$

که در معادله (۳)،  $\Omega_i$  مجموعه‌ای از نورن‌ها را در لایه  $(l-1)^{th}$  را تعریف می‌نماید که به  $i$  متصل می‌شوند. در این مورد، لایه  $(l-1)^{th}$  ورودی است. خروجی‌های این بخش درجه‌های فازی هستند.

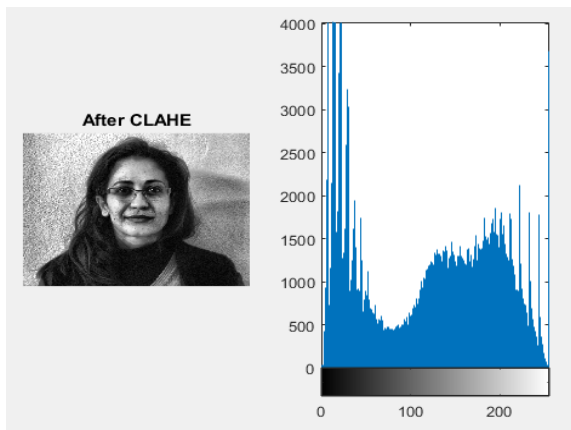
قسمت دوم - شبکه عصبی فازی: در این قسمت از مفهوم یادگیری عصبی استفاده می‌شود تا ورودی را به‌عنوان برخی از نمایندگی‌های سطح بالا تغییر دهد. در این قسمت لایه‌ها به طور کامل متصل می‌شوند، به این معنی که هر پیکسل در لایه (۱) به تمام پیکسل‌های لایه  $(1-1)^{th}$  با پارامترهای  $\theta(l) = \{w(l), b(l)\}$  متصل می‌شوند. این مثال در معادله (۴) ارائه شده است.

$$o_i^{(l)} = \frac{1}{1 + e^{-a_i^{(l)}}}, a_i^{(l)} = w_i^{(l)} o^{(l-1)} + b_i^{(l)} \quad (4)$$

قسمت سوم - لایه کانولوشنال: تصویر از طریق یک ستون از لایه‌های کانولوشن و پس از نمایش عصبی فازی عبور داده می‌شود. در این لایه از فیلتر  $8 \times 8$  استفاده می‌شود. گام کانولوشن، ۱ پیکسل انتخاب شده است. این لایه همانند فیلتر به تصویر اعمال می‌شود. این فیلتر ویژگی‌هایی را از سطح پایین به سطح بالا می‌برد. توابع فعال‌سازی مختلف در لایه‌های متفاوت برای استخراج ویژگی‌های متنوعی استفاده می‌شوند. در لایه کانولوشن محاسبه ضرب نقطه‌ای بین وزن‌های نورون و یک ناحیه

<sup>10</sup>Soft-max

<sup>11</sup> fuzzy fully convolutional network



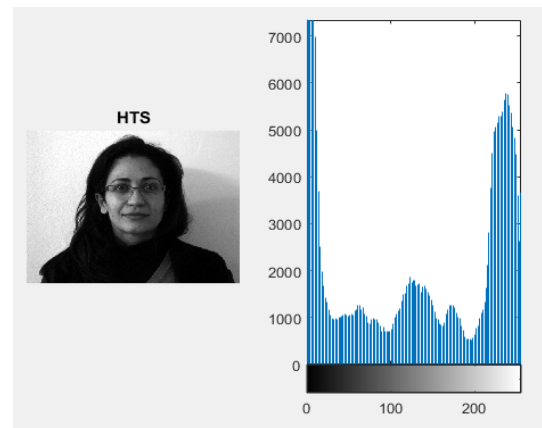
شکل ۵: بعد از هیستوگرام سازگار محدود کنتراست

#### ۴-۳-۳-۳-۳ - نرمال سازی

روش نرمال سازی تبدیل کسینوس گسسته جهت حذف اثرهای تنوع روشنایی به کار برده شده است. در این مقاله، تلاش بر این بود تا یک روش نرمال سازی نور را برای حذف تغییرات نور در حالی که خصیصه های اصلی تصویر بدون تغییر بماند را بررسی نماییم. ایده کلیدی رویکرد پیشنهادی این است که تغییرات نور را می توان با کاهش ضرایب تبدیل کسینوس تقریباً فرکانس پایین در دامنه لگاریتم تبدیل کسینوس گسسته کاهش داد. تکنیک نرمال سازی مبتنی بر تبدیل کسینوس گسسته یک مقدار ثابت از ضرایب تبدیل کسینوس گسسته را مطابق با فرکانس های پایین تعیین می کند، که با تغییر دادن غیرمستقیم روشنایی دنبال می شود. علاوه بر این، ضرایب تبدیل کسینوس گسسته با استفاده از الگوی زیگزاگ انتخاب می شوند.

تبدیل کسینوس گسسته به عنوان روشی قدرتمند در کاربردهای تشخیص تصویر و برنامه نویسی تصویر شناخته می شود. الگوریتم نرمال سازی نور تصویر براساس تکنیک تقسیم شبکه عصبی فازی عمل می نماید. تکنیک های نرمال سازی نورپردازی برخی تغییرهای در تصویر را برای ایجاد یک فرم استاندارد بدون هیچ گونه تغییرهای نورانی و حذف ضریب تبدیل کسینوس گسسته با فرکانس پایین در منطق لگاریتم انجام می دهند. پیاده سازی تبدیل کسینوس گسسته نیاز به دو حلقه تو در تو دارد. دستورهای رایانشی  $M \times N$  بدان معنی است که افزایش  $M$  و  $N$  به طور قابل توجهی متناسب با زمان پردازش است. با توجه به این محدودیت ها، محققان تصویر ورودی را جهت غلبه بر این محدودیت ها تغییر می دهند. با این وجود، با استفاده از تبدیل کسینوس گسسته در قسمت های مختلف تصویر، زمان محاسبه کمتری را لازم دارد. تعداد زیادی از ضرایب

حداکثر مقدار آن بالاترین باشد. در نتیجه، پیکسل های نور حتی سبک تر و تاریک تر به سیاه نزدیک تر می شوند که توزیع بهتری را شکل می دهند. عمل کوتاه کردن، قبل از کشش انجام می شود تا قطر خاصی از انتهای پایین و بالای هیستوگرام را قطع کند. این کار اثر جعلی را از چندین پیکسل روشن یا تاریک بیش از بقیه حذف می نماید. به طور مستقیم کاهش و کشش هیستوگرام در هر بخش تقسیم شده موجب ایجاد یک مشکل خاص می شود. در این مورد، برخی از قطعه های محلی ممکن است به دهانه های مختلف تقسیم شوند و شدت این دهانه ها برای کشیدن کل تصویر گسترش یافته باشد. در نتیجه، این قطعات الگوهای منفرد فضایی را با شدت در جهت معکوس در مقایسه با تصویر اصلی نمایش می دهند که در شکل ۴ به تصویر کشیده شده است.



شکل ۴: تغییرات تصویر بعد از هیستوگرام کاهش و کشش

#### ۳-۳-۳-۳-۳ - هیستوگرام سازگار محدود کنتراست

گام دوم کنتراست محدود انحصار هیستوگرام سازگار<sup>۱۲</sup> است. تکنیک های تقویت کنتراست در پردازش تصویر به طور گسترده ای مورد استفاده قرار می گیرد. انحصار هیستوگرام سازگار محدود کنتراست معرف یک نسخه بهبود یافته از انعطاف پذیری هیستوگرام سازگار است. این رویکرد، مناطق کوچک تصویر را با استفاده از خصیصه های هیستوگرام برای هر پیکسل به صورت جداگانه پردازش می کند. کنتراست، به ویژه در مناطق شدت همگن، می تواند برای جلوگیری از تقویت پارازیت محدود شود. که در شکل ۵ به تصویر کشیده شده است.

<sup>12</sup> Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization

$$\delta(i, j) = \begin{cases} 1 & i = j \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (8)$$

بنابراین

$$class(x) = \begin{cases} \arg \max \sum_{i=1}^k f(x, NN_i(x)) & i = j \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (9)$$

توابع کرنل گاوسی به دو دلیل انتخاب شده‌است. اولین دلیل این است که، تابع گاوسی صاف است و از این رو تابع چگالی برآورد شده نیز به آرامی تغییر می‌کند. دومین دلیل، در فرم خاصی از توابع گاوسی که در آن تابع به طور شعاعی متقارن است، تابع می‌تواند به‌طور کامل توسط پارامتر واریانس مشخص شود که در معادله (۱۰) تابع گاوسی را نشان داده شده است.

$$f(x, \mu = y, \Sigma) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^2 |\Sigma|}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu)^T \Sigma^{-1}(x - \mu)\right) \quad (10)$$

که در آن X نمونه ورودی است و Y یک نمونه از ویژگی است؛ آن‌ها را بردارهای RGB می‌سازند، و  $\mu$  مقدار میانگین است. طبقه‌بندی نزدیکتری همسایگی K پیشنهادی نسبت به طبقه اقلیت بسیار حساس است. ایده اصلی شناسایی نمونه‌های کلاس اقلیت در داده‌های آموزشی و سپس تعمیم آن‌ها به عملکرد گاوسی به‌عنوان مفهومی برای طبقه اقلیت عمل می‌نماید. این رویکرد مبتنی بر توسعه مرز تصمیم‌گیری برای طبقه اقلیت بنا نهاده شده است. معادله (۱۱) Gaussian-based K-NN weight را نشان می‌دهد:

$$KNN = class(x)$$

$$class(x) = \arg \max \sum_{i=1}^k f(x, NN_i(x)) \delta(class(NN_i(x)), j)$$

$$Gaussian = f(x, \mu = y, \Sigma)$$

$$f(x, \mu = y, \Sigma) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^2 |\Sigma|}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu)^T \Sigma^{-1}(x - \mu)\right)$$

$$Gaussian \text{ based K-NN} = K-NN + Gaussian$$

$$Class(x)' = KNN + Gaussian$$

$$= class(x) + f(x, \mu = y, \Sigma) \delta(class(NN_i(x)), j)$$

$$class(x)' =$$

$$\arg \max \sum_{i=1}^k \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^2 |\Sigma|}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu)^T \Sigma^{-1}(x - \mu)\right) \delta(class(NN_i(x)), j)$$

$$(11)$$

تبدیل کسینوس گسسته قرار داده شده در یک بردار، باید در مرحله پیاده‌سازی مرحله کمی‌سازی به صفر برسد. توالی زیگزاگ به‌عنوان بهترین روش در این فضا عمل می‌کند. تمام این اجزاء می‌توانند پس از ضرایب تبدیل کسینوس گسسته در شکل بردار از طریق توالی زیگزاگ به صفر برسند.

#### ۴- طبقه‌بندی پوست

طبقه‌بندی پوست که یک ترکیب پیشرفته الگوریتم مبتنی بر Gaussian-KNN است، یک روش غیرپارامتری برای طبقه‌بندی‌ها و رگرسیون‌ها است. الگوریتم K-NN شامل برآورد شباهت ما بین نمونه ورودی و K نزدیکترین نمونه موجود در فضای برجسته است. هر ویژگی یک برجسته کلاس دارد؛ بنابراین، الگوریتم به شمارش تعداد مواردی می‌پردازد که متعلق به هر کلاس است. نتیجه طبقه‌بندی کلاس متاثر از حداکثر تعداد موارد اختصاص داده شده است. الگوریتم وزنی K-NN از یک روش مشابه که در فرمول (۷) نشان داده شده است برای تخمین ارزش هر رای برای بهبود عملکرد طبقه‌بندی به روش زیر استفاده می‌کند.

$$class(x) = \arg \max \sum_{i=1}^k f(x, NN_i(x)) \quad (7)$$

$$\delta(class(NN_i(x)), j)$$

در این رابطه موارد زیر را می‌توان مد نظر قرار داد:

- کلاس (X) : کلاس حقیقی نمونه X را باز می‌گرداند و یک کلاس پیش‌بینی را نشان می‌دهد.

- K: تعداد نزدیکترین همسایگان استفاده شده در-K-NN را نشان می‌دهد.

- NN<sub>i</sub>(x): نزدیکترین همسایه ام با توجه به یک نمونه بدون برجسته X از 1, 2, ..., k را نشان می‌دهد.

- F(x,y): یک تابع وزنی برای رأی دهی است که میزان تاثیر نزدیکترین همسایه Y را به X تعیین می‌نماید.

-  $\delta(class(x), class(y))$ : به این معنی است که k-

NN وزن یکسانی را برای هر کدام از نزدیکترین همسایگان برای رأی‌گیری اکثریت تعیین می‌کند. بنابراین

f(x,y) مقدار هر کدام از ویژگی‌ها را تخمین می‌زند و تابع (j,  $\delta$  i)، تابع دلتا Kronecker است که به‌صورت زیر در

معادله‌های ۸ و ۹ تعریف می‌شود،

صعودی مرتب می‌کند، علاوه بر این  $K$  نزدیکترین فاصله را انتخاب می‌نماید. سیستم امتیازدهی مبتنی بر گاوسی، مقدار گاوسی را براساس فاصله نمونه از بردار محاسبه می‌کند. در واقع، این طرح همه امتیازها برای هر برچسب کلاس را به طور جداگانه محاسبه می‌نماید. برچسب کلاسی که با بالاترین نمره انتخاب می‌شود تحت عنوان برچسب نمونه شناخته می‌شود. نتیجه این مرحله تصویر طبقه‌بندی شده است که یکی از گروه‌های پوستی سفید، سیاه یا زرد را نشان می‌دهد.

#### ۵- استخراج ویژگی‌ها

مرحله سوم پردازش تصویر به استخراج ویژگی اشاره دارد. در این مرحله از تجزیه مقادیر منفرد برای استخراج ویژگی‌هایی استفاده می‌شود که مبنای تشخیص طیف وسیعی از تصاویر هستند. این الگوریتم در تشخیص تصاویر غیراخلاقی مؤثرتر است، زیرا ویژگی ارزش واحد نسبت به تغییرات رنگ خاکستری در طی فرآیند شناخت حساس نیست و می‌تواند بر برخی از عوامل دیگر همانند تغییر نور غلبه کند. دو دیدگاه عمده پیرامون ویژگی‌های این الگوریتم وجود دارد. اولین دیدگاه این است که از تجزیه مقادیر منفرد می‌تواند به‌عنوان یک روش تبدیل متغیرهای هم‌بسته به مجموعه داده‌های اصلی استفاده نمود، و روابط مختلف را در میان اقلام داده‌های اصلی مؤثرتر نشان داد. دومین دیدگاه این است که از این روش برای شناسایی و ترتیب ابعاد داده‌ها که در آن نقاط داده‌ها بیشترین تغییر را نشان می‌دهند استفاده شود. استفاده از این سازوکار برای تعیین بهترین تقریب نقاط داده‌های اصلی با استفاده از ابعاد کم‌تر امکان‌پذیر است. از این‌رو تجزیه مقادیر منفرد به‌عنوان روشی برای کاهش داده‌ها مطرح است.

معادله تجزیه مقادیر منفرد برای یک  $(m \times n)$  ماتریس منفرد  $A = USV^T$  است، در جایی که  $U$  یک ماتریس قائم  $(m \times m)$  است،  $V$  یک  $(n \times n)$  است. ماتریس قائم  $S$  یک ماتریس مورب  $(m \times n)$  است، که حاوی مقادیر منفرد  $A$  است که به ترتیب مرتبه کاهش می‌یابد. یک بردار در یک ماتریس متعامد می‌تواند به عنوان ترکیبی خطی از بردارهای دیگر بیان شود. بردارهای موجود در این فضا نیز به طور متقابل مستقل هستند و اکنون می‌توان یک راه حل برای  $X$  محاسبه کرد.

یک آستانه برای شناسایی داده‌های پوست در سیستم رنگ  $YC\_bC\_r$  استفاده می‌شود [۱۳]. آستانه ای در آن بیشتر افراد با رنگ پوست مختلف در تصویر می‌توانند با استفاده از تکنیک‌های هیستوگرام تقسیم شوند. بنابراین نیاز است که تصویر را به این سیستم تغییر داده و آن‌گاه تمام پیکسل‌هایی را که از یک محدوده داده از پیش تعیین شده خارج شده‌اند را حذف نمود. زمانی که میانگین پیکسل‌های استخراج شده از بردار  $R, G, B$  محاسبه می‌شود؛ که در معادله‌های ۱۲، ۱۳، ۱۴ بیان شده است.

$$Y = (0.299 \times R) + (0.587 \times G) + (0.114 \times B) \quad (12)$$

$$C\_b = (B - Y) \times 0.564 + 135.0 \quad (13)$$

$$C\_r = (R - Y) \times 0.713 + 128.0 \quad (14)$$

تصویر تبدیل شده  $YC\_b C\_r$  به مرحله بعدی منتقل می‌شود، یعنی استخراج پیکسل‌های پوستی، پیکسل‌های پوست با استفاده از معادله (۱۵) زیر استخراج می‌شوند.

$$[85 < C_b < 135]$$

$$[135 < C_r < 180] \quad (15)$$

هر منطقه از تغییرات نور تصاویر رنگی بر اساس تغییرات برآورد شده توسط یک الگوریتم ثبات رنگ مبتنی بر لبه محلی<sup>۱۳</sup> اصلاح می‌شود. سپس تصاویر تصحیح شده به یک فضای رنگی  $YC\_bC\_r$  تبدیل می‌شوند، و قسمت رنگ پوست و قسمت‌های رنگی غیر پوست از هم جدا شده‌اند. علاوه بر این، مورفولوژی<sup>۱۴</sup> نیز در این فرآیند گنجانده شده است تا طبقه‌بندی پوست مثبت کاذب را حذف کند. ثابت شده است که این مدل عملکرد بهتری در شناخت تصاویر غیر اخلاقی ارائه می‌دهد [۱۷]. در این تبدیل، تطبیق هیستوگرام در سطح شدت  $Y$  انجام می‌شود و در نهایت می‌توان تصویر  $YC\_b C\_r$  حاصل را به  $RGB$  برگرداند بردار رنگ به طبقه‌بندی  $K$ -NN منتقل خواهد شد. با توجه به اینکه  $K$ -NN نیاز به آموزش ندارد، وزن  $K$ -NN به‌عنوان طبقه‌بندی بسیار مناسب برای مجموعه داده‌های جزئی مورد توجه قرار می‌گیرد. طبقه‌بندی‌کننده  $K$ -NN فاصله اقلیدسی بردار رنگ و تمام نمونه‌های مجموعه داده را  $k = 50$  محاسبه می‌کند. در ادامه فاصله‌ها را به‌صورت

<sup>13</sup> Local edge-based

<sup>14</sup> Morphological



و (۱۸) برای شاخص‌های عملکرد استفاده شد. در این مقاله ۷۰ درصد از مجموعه داده‌ها را برای آموزش داده‌ها و ۳۰ درصد از داده‌ها را برای تست استفاده شده است. به علاوه داشتن یک مجموعه داده جامع، دستیابی به سطح بالاتری از آموزش را فراهم می‌کند یکی از عوامل موفقیت است. FCN-AlexNet که از قبل روی مجموعه داده‌های SYNTHIA آموزش داده شده است که حاوی بیش از ۲۰۰،۰۰۰ تصویر است. پس از آن، یادگیری انتقالی در تقسیم‌بندی متراکم از نور با استفاده از تقسیم داده‌ها و طرح اولیه وزن MSRA انجام شده است. با توجه به تغییرات روشی در تصاویر غیراخلاقی که دارای پوست تیره بوده اند خطای کاذب بیشتر بوده است.

$$s = \begin{bmatrix} s_1 & 0 \\ 0 & s_m \end{bmatrix}$$

عناصر مورب ماتریس S به ترتیب نزولی  $s_1 \geq s_2 \geq \dots \geq s_m \geq 0$  ذکر شده و مقادیر منفرد A نامیده می‌شوند.

### ۶- تشخیص تصویر

در این قسمت از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان برای طبقه‌بندی عکس‌ها استفاده شده است. کلاس‌بندی ماشین بردار پشتیبان به وسیله فرمول (۱۶) بدست می‌آید.

$$g(x) = \sum_{i=1}^{L_S} aidik(xi, x)a0 \quad (16)$$

که در آن K تابع کرنل و xi معرف بردار پشتیبان، Ls معرف تعداد بردارهای پشتیبان و di معرف شماره کلاس Xi مربوطه است و در نهایت ai ها اعداد ثابتی هستند که در مرحله آموزشی به دست می‌آیند. با توجه به تعریف، بردارهای پشتیبان المان‌هایی از داده‌های آموزشی هستند که دقیقاً بر روی و یا داخل مرزهای تصمیم‌گیری طبقه‌بندی قرار می‌گیرند. به عبارتی دیگر این بردارها شامل نمونه‌هایی هستند که دسته‌بندی آن‌ها از بقیه نمونه‌ها مشکل‌تر است. ویژگی اصلی این روش توانایی بالا در استفاده از نمونه‌های تعلیمی کمتر و رسیدن به دقت بالاتر است.

به عبارتی دیگر این بردارها شامل نمونه‌هایی هستند که دسته‌بندی آن‌ها از بقیه نمونه‌ها مشکل‌تر است. باید به این نکته توجه شود که در یک مسئله ماشین بردار پشتیبان تنها کسر کوچکی از داده‌های آموزشی به عنوان بردارهای پشتیبان تعیین می‌گردند. توابع کرنل نقش مرکزی و اصلی را در نگاشت کردن منحنی بردار ورودی به فضای ویژگی با ابعاد بالاتر، برای به دست آوردن تفکیک‌پذیری بیشتر بازی می‌کنند، در این مقاله از کرنل چند جمله‌ای استفاده شده است.

### ۷- نتایج بدست آمده

به منظور پیاده سازی و ارزیابی روش پیشنهادی یک پایگاه داده از طریق جستجو در اینترنت مشتمل بر ۳۳۰۰۰ تصاویر اخلاقی و غیر اخلاقی ایجاد شد. دقت یک هدف مناسب در هر سناریوی یادگیری ماشینی محسوب می‌شود؛ زمانی که داده‌های یک کلاس در مقادیر بسیار بیشتری از داده‌های کلاس دیگر وجود دارند. معادله‌های (۱۶) و (۱۷)

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (16)$$

$$FNR = \frac{FN}{FN + TP} \quad (17)$$

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN} \quad (18)$$

### ۷-۱- مقایسه مدل های یادگیری عمیق

در این قسمت عملکرد مدل‌های یادگیری عمیق به کار گرفته شده، مورد ارزیابی قرار گرفته است. عملکرد این مدل‌ها بر حسب پارامترهای ارزیابی ارائه شده است.

جدول شماره ۳: مقایسه مدل‌های یادگیری عمیق

precision	recall	زمان	حجم	معماری	کلاس
۰,۹۳	۰,۹۱	۰,۹۴	۳۰ms	۱۳۸ mi	VGG-16
۰,۹۴	۰,۹۴	۰,۹۹۰	۱۵ms	۲۵ mi	Resnet50v2
۰,۹۶	۰,۹۶	۰,۹۹۷	۲۴ms	۲۲ mi	xception

۳×۳ هست که پشت سر هم قرار گرفته‌اند. سپس، یک لایه ماکس پولینگ ۲×۲ با پرش به اندازه ۲ قرار گرفته است. این لایه ماکس پولینگ علاوه بر نمونه برداری، وظیفه کاهش بعد ویژگی‌ها به نصف را هم دارد. در ادامه، دو لایه کانولوشنی دیگر با ۱۲۸ فیلتر ۳×۳ و یک لایه ماکس پولینگ ۲×۲ و پرش ۲ قرار گرفته‌اند. به طور مشابه، سه لایه کانولوشنی با ۲۵۶ فیلتر ۳×۳ و یک لایه ماکس پولینگ ۲×۲ با پرش ۲ قرار گرفته‌اند ۳ لایه کانولوشنی با ۵۱۲ فیلتر ۳×۳ و یک لایه ماکس پولینگ ادامه این شبکه هست که البته دو بار تکرار می‌شود. در نهایت، ویژگی‌ها تبدیل به یک بردار ویژگی می‌شوند تا در اختیار لایه‌های نورونی تمام اتصال قرار گیرند. دو لایه نورونی به ابعاد ۴۰۹۶ پشت سر هم قرار گرفته‌اند. در نهایت، یک لایه نورونی به ابعاد ۱۰۰۰ که متناظر با تعداد کلاس‌های کاربرد ما هست، در نظر گرفته شده است لایه خروجی شامل ۱۰۰۰ نورون است. در تمامی لایه‌های کانولوشنی و لایه‌های نورونی از تابع فعال‌ساز بنام RELU استفاده شده است.

#### ۴-۷- مقایسه روش انجام شده

در این بخش عملکرد روش پیشنهادی با روش سنتی شناسایی تصاویر غیراخلاقی و روش‌های نوین مبتنی بر تکنیک‌های یادگیری عمیق مقایسه شده است. مقایسه نتایج بین سه روش تشخیص عکس‌های غیراخلاقی با روش پیشنهادی پیرامون محاسبه دقت در قالب جدول ۴ ارائه شده است.

جدول ۴: مقایسه بین روش‌های موجود با روش

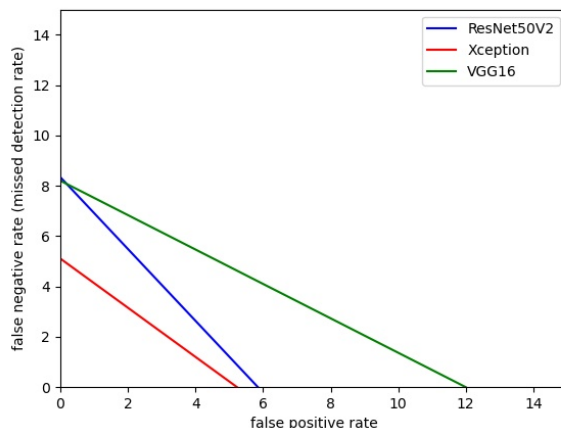
روش‌ها	نتیجه غیراخلاقی	نتیجه اخلاقی	نتایج مجموع
Region-of-Interest Method[18]	۶۸/۳۰	۶۱/۴۱	۶۴/۸۵
Bag-of-Feature method[19]	۷۹/۷۹	۷۱/۸۷	۷۵/۸۳
Deep Fused CNN[20]	۹۲/۶۷	۸۹/۲۲	۹۰/۹۴
Pornographic Image Recognition Via Weighted Multiple Instance Learning[21]	۹۸/۱۸	۹۸/۵۱	۹۸/۳۵
روش ارایه شده	۹۹/۶۰	۹۹/۸۵	۹۹/۷۰

همانطور که در جدول شماره ۳ نشان داده شده است مدل xception بهترین دقت را نسبت به دو مدل دیگر ارائه نموده است، ولی از نظر سرعت مدل resnet50v2 بهترین نتیجه نسبت به دو مدل xception و VGG-16 به دست آورده است و چون شاخص دقت مهمتر بود مدل xception انتخاب شد.

#### ۷-۲- منحنی خطای تشخیص

در منحنی خطای تشخیص خطا<sup>۱۵</sup> در حالت ایده آل، احتمال بروز هر دو نوع خطا صفر خواهد بود. در عمل، این دو قابل معامله هستند: احتمال پذیرش کاذب می‌تواند با هزینه افزایش رد کاذب کاهش یابد.

منحنی‌های خطای تشخیص نشان می‌دهد چگونه ممکن است نقطه عملیاتی برای تغییر مبادلات بین FA و FR تغییر کند، این منحنی در شکل ۶ نشان داده شده است. بهترین حالت این است که هر دو خطای FA و FR در هر نقطه عملیاتی کم باشند. به عبارت دیگر، منحنی خطای تشخیص باید نزدیک یا در محورهای FA / FR باشد.



شکل ۶: منحنی خطای تشخیص خطا

منحنی خطای تشخیص برای سه مدل مختلف یادگیری عمیق نشان داده شده است. طبقه بندی بهتر دارای منحنی پایین تر است که به محورها نزدیک تر است که توسط خط مورب نشان داده شده است. که در این سه مدل، مدل xception بهترین نتیجه را ارائه نموده است.

#### ۷-۳- معماری VGG-16

شبکه VGG-16 شامل ۱۶ لایه کانولوشنی یا ۱۶ لایه پارامتری است. شبکه VGG-16، شامل دو لایه کانولوشنی با ۶۴ فیلتر

<sup>15</sup> Detection error tradeoff (DET)

خودکار شدت نور و کاهش پارزیت است. در قسمت پردازش برای نرمال‌سازی شدت نور از معماری exception استفاده شده است. در ادامه از طبقه‌بندی پوست استفاده شده تا به تشخیص تصویر کمک کند در این مرحله از الگوریتم Gaussian-KNN استفاده شده است. به علاوه در این مقاله از ۳۳۰۰۰ تصاویر اخلاقی و غیر اخلاقی استفاده شده که تصاویر از اینترنت جمع آوری شده‌است. نتایج بدست آمده نشان می‌دهد که روش پیشنهادی ۱/۳ درصد بهتر از روش‌های موجود در این حوزه عمل نموده‌است.

بررسی چالش‌های تصاویر غیراخلاقی به ویژه تصاویر سوء استفاده از کودکان به عنوان کارهای آینده پیشنهاد می‌شود؛ می‌توان با جمع آوری تصاویر سو استفاده از کودکان و با استفاده از مدل مختلف یادگیری عمیق ویژگی‌هایی بهتری رو استخراج نمود که باعث بهبود دقت در تشخیص این تصاویر شود.

#### ۹- تشکر و قدردانی

این تحقیق به وسیله مرکز تحقیقات مخابرات ایران حمایت شده‌است. این روش به عنوان بخشی از فعالیت‌های تحقیقاتی طرح صیانت (فرهنگی - اجتماعی) با بهره‌گیری از سامانه‌های هوشمند در پژوهشگاه ارتباطات و فناوری اطلاعات طراحی و پیاده‌سازی شده‌است.

روش سنتی یک روش بازیابی شده است که با استفاده از تشخیص پوست، رنگ، شکل و ویژگی‌های پوست را بر روی ROI استخراج می‌کند [۱۸]. ویژگی BoF رویکرد مبتنی بر توصیف Hue-SIFT و نسخه بهبود یافته آن براساس مدل توجه بصری است [۲۱]. در هر دو روش عملکرد خوبی برای مجموعه داده‌های کوچک است [۱۹]. روش عمیق مبتنی بر CNN برای تشخیص تصویر غیراخلاقی وجود دارد [۲۰]. برای انجام یک مقایسه جامع با مقدمات عمیق مبتنی بر CNN، الگوریتم‌های توصیف شده در [۲۰]، و سه تغییر مبتنی بر CNN را با داده‌های آموزش پیاده‌سازی کردیم.

روش ارائه شده در این مقاله بر روی انواع تصاویر با کیفیت‌های مختلف کار می‌کند، به طور خاص، روش ارائه شده نسبت به سایر روش‌ها در تصاویر غیراخلاقی که بصورت غیرحرفه‌ای گرفته شده‌اند، مزایای بارزی را نشان می‌دهد. این بخش از تصاویر غیراخلاقی عمدتاً از تصاویر غیرحرفه‌ای در زندگی روزمره ناشی می‌شود که تغییرات زیادی در زمینه، مقیاس، روشنایی و افراد در معرض نمایش قرار می‌گیرند.

#### ۸- نتیجه‌گیری

طرح پیشنهادی در این مقاله شامل دو بخش پیش پردازش و پردازش است. بخش پیش‌پردازش شامل تنظیم‌گر

#### ۸- منابع

Generations' (Springer, 2016), pp. 1041-1050  
 4.Nian, F., Li, T., Wang, Y., Xu, M., and Wu, J.: 'Pornographic image detection utilizing deep convolutional neural networks', *Neurocomputing*, 2016, 210, pp. 283-293  
 5.Karamizadeh, S., Abdullah, S.M., Zamani, M., Shayan, J., and Nooralishahi, P.: 'Face recognition via taxonomy of illumination normalization': 'Multimedia Forensics and Security' (Springer, 2017), pp. 139-160  
 6.Brancati, N., De Pietro, G., Frucci, M., and Gallo, L.: 'Dynamic Colour Clustering for Skin Detection Under Different Lighting Conditions', in Editor (Ed.)^(Eds.): 'Book Dynamic Colour

1.Wang, H., and Fan, A.: 'Pornographic information of Internet views detection method based on the connected areas', in Editor (Ed.)^(Eds.): 'Book Pornographic information of Internet views detection method based on the connected areas' (International Society for Optics and Photonics, 2017, edn.), pp. 1032228  
 2.Wang, Y., Jin, X., and Tan, X.: 'Pornographic image recognition by strongly-supervised deep multiple instance learning', in Editor (Ed.)^(Eds.): 'Book Pornographic image recognition by strongly-supervised deep multiple instance learning' (IEEE, 2016, edn.), pp. 4418-4422  
 3.Adnan, A., and Nawaz, M.: 'RGB and hue color in pornography detection': 'Information Technology: New

Applications of Mathematics and Computer Engineering, 2011, pp. 123-128

14.Karamizadeh, S., and Arabsorkhi, A.: 'Methods of pornography detection', in Editor (Ed.)^(Eds.): 'Book Methods of pornography detection' (2018, edn.), pp. 33-38

15.Sufyanu, Z., Mohamad, F.S., Yusuf, A.A., and Mamat, M.B.: 'Enhanced Face Recognition Using Discrete Cosine Transform', Engineering Letters, 2016, 24, (1)

16.Liu, Z., Zhao, H., Pu, J., and Wang, H.: 'Face recognition under varying illumination', Neural Computing and Applications, 2013, 23, (1), pp. 133-139

17.Anagha, K., and Ram, A.R.: 'Pose Tolerant Face Recognition: A Review', in Editor (Ed.)^(Eds.): 'Book Pose Tolerant Face Recognition: A Review' (IEEE, 2020, edn.), pp. 0147-0152

18.Jin, X., Wang, Y., and Tan, X.: 'Pornographic Image Recognition via Weighted Multiple Instance Learning', IEEE transactions on cybernetics, 2018, 49, (12), pp. 4412-4420

19.Lopes, A.P., de Avila, S.E., Peixoto, A.N., Oliveira, R.S., and Araújo, A.d.A.: 'A bag-of-features approach based on hue-sift descriptor for nude detection', in Editor (Ed.)^(Eds.): 'Book A bag-of-features approach based on hue-sift descriptor for nude detection' (IEEE, 2009, edn.), pp. 1552-1556

20.Moustafa, M.: 'Applying deep learning to classify pornographic images and videos', arXiv preprint arXiv:1511.08899, 2015

21.Ding, X., Li, B., Li, Y., Guo, W., Liu, Y., Xiong, W., and Hu, W.: 'Web Objectionable Video Recognition Based on Deep Multi Instance Learning with Representative Prototypes Selection', IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2020

Clustering for Skin Detection Under Different Lighting Conditions', in Editor (Ed.)^(Eds.): 'Book Dynamic Colour Clustering for Skin Detection Under Different Lighting Conditions' (Springer, 2016, edn.), pp. 27-35

7.Karamizadeha, S., Mabduallah, S., Randjbaranc, E., and Rajabid, M.J.: 'A review on techniques of illumination in face recognition', Technology, 2015, 3, (02), pp. 79-83

8.Surinta, O., and Khamket, T.: 'Recognizing pornographic images using deep convolutional neural networks', in Editor (Ed.)^(Eds.): 'Book Recognizing pornographic images using deep convolutional neural networks' (IEEE, 2019, edn.), pp. 150-154

9.Noh, Y., Koo, D., Kang, Y.-M., Park, D., and Lee, D.: 'Automatic crack detection on concrete images using segmentation via fuzzy C-means clustering', in Editor (Ed.)^(Eds.): 'Book Automatic crack detection on concrete images using segmentation via fuzzy C-means clustering' (IEEE, 2017, edn.), pp. 877-880

10.Md Noor, S.S., Ren, J., Marshall, S., and Michael, K.: 'Hyperspectral image enhancement and mixture deep-learning classification of corneal epithelium injuries', Sensors, 2017, 17, (11), pp. 2644

11.Gross, R., Baker, S., Matthews, I., and Kanade, T.: 'Face recognition across pose and illumination': 'Handbook of face recognition' (Springer, 2005), pp. 193-216

12.Chen, Z., Liu, C., Chang, F., Han, X., and Wang, K.: 'Illumination processing in face recognition', International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2014, 28, (05), pp. 1456011

13.Basilio, J.A.M., Torres, G.A., Pérez, G.S., Medina, L.K.T., and Meana, H.M.P.: 'Explicit image detection using YCbCr space color model as skin detection',