سیستم های فازی و کاربردها
سال هشتم، شماره دوم (پائیز و زمستان ۱۴۰۴)
صص. ۲۵۱ تا ۲۷۳

شاپای چاپی: ۲۷۱۷ـ۴۴۰۹
شاپای الکترونیکی: ۲۷۱۷ـ۳۹۸۴
DOI:10.22034/jfsa.2026.561816.1293

اولویت‌بندی مدل‌های ویرایش چهره با استفاده از تحلیل سلسله مراتبی فازی

مهشاد افشارپور*[۱]، عباس بحرالعلوم[۱]، حسین نظام آبادی پور[۲]

[۱] بخش مهندسی کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه شهید باهنر، کرمان، ایران
[۲] بخش مهندسی برق، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه شهید باهنر، کرمان، ایران

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۱۱/۳۰ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۱۲/۰۲

نوع مقاله: علمی‌ـ پژوهشی

چکیده. این پژوهش با هدف اولویت‌بندی مدل‌های ویرایش چهره مبتنی بر شبکه‌های مولد متخاصم انجام شده است. در این راستا، از روش تحلیل سلسله‌مراتبی فازی مبتنی بر شواهد استفاده شد تا چارچوبی شفاف، تکرارپذیر و مبتنی بر داده برای انتخاب مدل بهینه در کاربردهای عملی ارائه گردد. برای دستیابی به این هدف، ابتدا ۸ معیار اصلی و ۲۴ زیرمعیار از طریق مرور سیستماتیک ۴۲ مقاله علمی (۲۰۱۸—۲۰۲۴) استخراج و در یک ساختار سلسله‌مراتبی چهارسطحی سازمان‌دهی شدند. وزن‌دهی معیارها با استفاده از ماتریس مقایسه زوجی فازی انجام شد. در این فرآیند، ۷۰٪ داده‌های کمی و ۳۰٪ قضاوت سه خبره متخصص ترکیب گردید. محاسبات به‌صورت کاملاً دستی در زبان پایتون با الگوریتم باکلی (۱۹۸۵) پیاده‌سازی شد و سازگاری قضاوت‌ها با شاخص CR برابر ۰/۰۷۸ (کمتر از ۰/۱) تأیید گردید. نتایج نشان داد که مدل تفسیر (ادامه دارد)

2010 *Mathematics Subject Classification.* 49N05
* Corresponding author
E-mails: Afshar.20mps@Gmail.com, nezam@uk.ac.ir.
عبارات و کلمات کلیدی. ویرایش چهره، شبکه مولد متخاصم، تصمیم‌گیری چندمعیاره، تحلیل سلسله‌مراتبی فازی.

© ۱۴۰۴ (انجمن سیستم‌های فازی)

فضای نهان شبکه‌های مولد متخاصم برای ویرایش معنایی چهره و مدل شبکه مولد متخاصم مبتنی بر ویژگی برای ویرایش ویژگی‌های چهره با وزن‌های نهایی ۰/۳۱۲ و ۰/۳۰۸ در رتبه‌های اول و دوم قرار گرفتند، در حالی که دقت کنترل ویژگی با وزن ۰/۱۷۸، ویرایش پیوسته ۰/۱۵۳ و سرعت استنتاج ۰/۱۳۹ به‌عنوان معیارهای کلیدی شناسایی شدند. تحلیل حساسیت نیز پایداری رتبه‌بندی را تأیید کرد. این یافته‌ها حاکی از آن است که تمرکز بر معیارهای عملکردی و عملیاتی می‌تواند به طراحی مدل‌های کارآمدتر و قابل استقرار در سیستم‌های واقعی منجر شود.

۱. مقدمه

ویرایش چهره به‌عنوان یکی از حوزه‌های پیشرفته در علوم کامپیوتر و هوش مصنوعی، قابلیت‌های نوینی را برای بهبود سیستم‌های هوشمند در زمینه‌های مختلف از جمله امنیت، سرگرمی و تعاملات دیجیتال فراهم کرده است. این فناوری با توانایی تغییر و تولید تصاویر چهره، کاربردهای گسترده‌ای در زندگی روزمره و صنایع مختلف پیدا کرده است[۲۵]. با این حال، تنوع مدل‌های موجود در این حوزه و تفاوت‌های آن‌ها از نظر عملکرد و کارایی، انتخاب مدل مناسب برای کاربردهای خاص را به یک چالش اساسی تبدیل کرده است. این چالش زمانی تشدید می‌شود که هر کاربرد نیازهای متفاوتی داشته باشد. در چنین شرایطی، انتخاب نادرست مدل می‌تواند به کاهش کارایی یا ناکارآمدی سیستم منجر شود[۳۰]. یکی از دلایل اصلی ضرورت اولویت‌بندی مدل‌های ویرایش چهره، تفاوت در اولویت‌های برنامه‌های کاربردی است. برای مثال، در سیستم‌های امنیتی، دقت و توانایی حفظ ویژگی‌های اصلی چهره اهمیت بیشتری دارد، در حالی که در کاربردهای خلاقانه، تولید خروجی‌های متنوع و انعطاف‌پذیری در ویرایش اولویت است [۱۰]. این تفاوت‌ها انتخاب مدل بهینه را پیچیده‌تر می‌کند، به‌ویژه زمانی که باید بین جنبه‌های مختلف عملکرد تعادل برقرار شود. علاوه بر این، با افزایش تعداد مدل‌های موجود و پیشرفت سریع فناوری، نبود یک چارچوب مشخص برای ارزیابی و رتبه‌بندی این مدل‌ها می‌تواند توسعه کاربردهای مؤثر را با مشکل مواجه کند [۱۹]. این موضوع در شرایطی که منابع محاسباتی محدود باشند، اهمیت بیشتری پیدا می‌کند. نبود اولویت‌بندی دقیق در مدل‌های ویرایش چهره می‌تواند پیامدهای منفی متعددی به همراه داشته باشد. برای نمونه، استفاده از مدلی که با نیازهای یک کاربرد خاص هم‌خوانی ندارد، ممکن است به تولید خروجی‌های غیرقابل‌اعتماد منجر شود و اعتماد کاربران را کاهش دهد [۱]. در مقابل، اولویت‌بندی صحیح مدل‌ها می‌تواند به بهبود کارایی، کاهش هزینه‌های عملیاتی و افزایش انطباق با نیازهای کاربران کمک کند. این امر نه‌تنها به توسعه فناوری‌های پیشرفته‌تر

منجر می‌شود، بلکه زمینه را برای استفاده مؤثرتر از این فناوری در حوزه‌های مختلف فراهم می‌کند. بنابراین، ایجاد یک چارچوب منظم برای ارزیابی و رتبه‌بندی مدل‌های ویرایش چهره ضروری است. چنین چارچوبی امکان انتخاب مدل‌هایی با بهترین عملکرد در شرایط خاص را فراهم می‌کند. برای پاسخ به این نیاز، پژوهش حاضر با استفاده از روش تحلیل سلسله مراتبی چارچوبی برای اولویت‌بندی مدل‌های ویرایش چهره ارائه می‌دهد. این روش با فراهم کردن امکان ارزیابی سیستماتیک و وزن‌دهی به معیارهای مختلف، به تصمیم‌گیرندگان کمک می‌کند تا مدل‌هایی را انتخاب کنند که بهترین تعادل را بین نیازهای کاربردی و محدودیت‌های عملی ارائه می‌دهند [۲۸]. شایان ذکر است، که هیچ چارچوب استانداردی برای مقایسه و اولویت‌بندی این مدل‌ها بر اساس نیازهای عملی وجود ندارد. این شکاف، به‌ویژه در شرایط محدودیت منابع محاسباتی یا نیاز به دقت بالا در کاربردهای حساس، منجر به انتخاب نادرست مدل و کاهش کارایی سیستم می‌شود. از این رو، پژوهش حاضر با هدف پر کردن این شکاف پژوهشی، یک چارچوب تصمیم‌گیری چندمعیاره مبتنی بر شواهد را با استفاده از تحلیل سلسله‌مراتبی فازی[1] ارائه می‌دهد. این چارچوب با ترکیب داده‌های استخراج‌شده از مقالات و قضاوت خبرگان، امکان اولویت‌بندی مدل‌های ویرایش چهره را در یک ساختار سلسله‌مراتبی فراهم می‌کند. در ادامه، بخش ادبیات تحقیق به مرور مدل‌های کلیدی و معیارهای ارزیابی می‌پردازد. بخش روش‌شناسی جزئیات طراحی ساختار سلسله‌مراتبی، ساخت ماتریس فازی و محاسبات را تشریح می‌کند. بخش یافته‌های تجربی را ارائه می‌دهد و در نهایت، بخش نتیجه‌گیری به جمع‌بندی یافته‌ها و پیشنهادات کاربردی می‌پردازد.

۲. ادبیات تحقیق

حوزه ویرایش چهره به‌عنوان یکی از شاخه‌های کلیدی در بینایی ماشین و علوم کامپیوتر، در سال‌های اخیر به دلیل کاربردهای گسترده در شناسایی هویت، نظارت امنیتی، تولید محتوای دیجیتال، تحلیل احساسات و مراقبت‌های بهداشتی توجه زیادی را به خود جلب کرده است [۳۰]. پیشرفت‌های اخیر در یادگیری عمیق، به‌ویژه در حوزه فناوری‌های مولد، تأثیر قابل‌توجهی بر ویرایش چهره داشته است. شبکه‌های مولد متخاصم و مدل‌های انتشار امکان تولید تصاویر با کیفیت بالا، تنوع زیاد و کنترل دقیق ویژگی‌های ظاهری را فراهم کرده‌اند [۱۲] و [۱۵]. با این حال، تنوع مدل‌های ویرایش چهره و پیچیدگی معیارهای ارزیابی، مانند کیفیت تصویر، تنوع خروجی، حفظ هویت، کنترل ویژگی‌ها و کارایی محاسباتی، انتخاب مدل مناسب برای

[1] Fuzzy AHP

کاربردهای خاص را به چالشی پیچیده تبدیل کرده است [۱۹]. پژوهش‌های اخیر نشان‌دهنده پیشرفت‌های قابل‌توجهی در توسعه مدل‌های ویرایش چهره هستند که عمدتاً بر فناوری‌های مولد مانند شبکه‌های مولد متخاصم و مدل‌های انتشار متکی‌اند. مدل شبکه مولد متخاصم فوق ستاره[۱] که با بهبود معماری مدل شبکه مولد متخاصم ستاره‌ای[۲] برای ترجمه ی تصویر به تصویر چنددامنه‌ای طراحی شده، یکی از پیشرفته‌ترین مدل‌های ویرایش چهره است که برای تولید تصاویر در حوزه‌های متنوع و بزرگ مقیاس توسعه یافته است. این مدل از یک طبقه‌بند مستقل و تکنیک‌های افزایش داده استفاده می‌کند. این ساختار امکان یادگیری نگاشت‌های پیچیده و تولید تصاویر با کیفیت بالا را فراهم می‌سازد. بر اساس ارزیابی‌ها، مولدمتخاصم فوق ستاره معیار فاصله اولیه فریشه[۳] را ۱۸/۱% ومعیار شباهت ادراکیِ آموخته‌شده بین قطعه‌های تصویر[۴] را ۴۲/۵%بهبود داده است، که نشان‌دهنده کیفیت بصری و تنوع بالای خروجی‌های آن است [۱۹].این ویژگی‌ها شبکه مولد متخاصم فوق ستاره را برای کاربردهای خلاقانه، مانند تولید محتوای تبلیغاتی، مناسب می‌سازند. با این حال، پیچیدگی محاسباتی بالای این مدل استقرار آن را در دستگاه‌های محدود از نظر منابع دشوار می‌کند [۶]. مدل فرانکن ماسک[۵] رویکرد متفاوتی ارائه می‌دهد و با بهره‌گیری از معماری مبتنی بر ترنسفورمر، بر ویرایش ناحیه‌ای چهره تمرکز دارد. این مدل با جابه‌جایی و بازآرایی بخش‌های چهره در ماسک‌های معنایی، امکان تغییر دقیق ویژگی‌هایی مانند شکل چشم‌ها یا لب‌ها را فراهم می‌کند. فرانکن ماسک با مدل‌سازی روابط فضایی بین اجزای چهره، کیفیت بازسازی را بهبود می‌بخشد و برای کاربردهایی مانند شبیه‌سازی‌های آموزشی، که نیاز به تصاویر با ویژگی‌های خاص دارند، مناسب است [۹]. با این حال، تمرکز بر ویرایش ناحیه‌ای ممکن است توانایی حفظ ساختار کلی چهره را محدود کند، که در سناریوهای شناسایی هویت چالش‌برانگیز است[۲۲]. مدل شبکه مولد متخاصم مبتنی بر ویژگی برای ویرایش ویژگی‌های چهره[۶] با استفاده از معماری رمزگذاررمزگشا[۷] و ترکیب سه مؤلفه‌ی طبقه‌بندی ویژگی، بازسازی تصویر و یادگیری متخاصم؛ تعادلی میان دقت و واقع‌گرایی در ویرایش چهره برقرار می‌سازد. برخلاف روش‌های مبتنی بر جداسازی ویژگی‌ها در فضای نهفته، این مدل مستقیماً خروجی را هدایت می کند و ویژگی‌های غیرقابل تغییر

[1] SuperstarGAN
[2] StarGAN
[3] Fréchet Inception Distance (FID)
[4] Learned Perceptual Image Patch Similarity (LPIPS)
[5] FrankenMask
[6] Attribute Generative Adversarial Network (AttGAN)
[7] Encoder-Decoder

را حفظ می‌نماید. مدل شبکه مولد متخاصم مبتنی بر ویژگی برای ویرایش ویژگی‌های چهره با معماری ساده، توانایی آموزش نسبتاً آسان و امکان تنظیم شدت ویرایش را دارد. از سوی دیگر، محدودیت در وضوح تصاویر و دشواری در ویرایش ویژگی‌های سطح بالاتر، از جمله ضعف‌های آن محسوب می شود [۱۴]. مدل شبکه مولد متخاصم مبتنی بر ماسک[۱] برای ویرایش چهره، یکی از روش‌های پیشرفته برای ویرایش دقیق ویژگی‌های چهره با وضوح بالا است؛ که با استفاده از فضای نهفته‌ی نسخه دوم مدل شبکه مولد متخاصم مبتنی بر سبک[۲] و تکنیک وارونگی، ویرایش را از طریق بهینه‌سازی کد نهفته تصویر انجام می‌دهد. این فرآیند شامل سه مرحله‌ی کلیدی: استخراج ماسک ناحیه هدف، بهینه‌سازی نهفته با محدودیت‌های مختلف و ترکیب تصویر ویرایش‌شده با تصویر اصلی است. از مهم‌ترین مزایای این مدل می‌توان به کنترل‌پذیری بالا، حفظ نواحی غیرهدف و کیفیت بصری عالی اشاره کرد. افزون بر این، زمان اجرای طولانی و پیچیدگی ناشی از بهینه‌سازی تکراری از چالش‌های اصلی این مدل شناخته شده است [۲۶]. مدل شبکه ی جداسازی سبک تصویر برای انتقال ویژگی‌های چهره در سطح نمونه[۳] با هدف انتقال ویژگی‌های چهره در سطح نمونه، به‌جای استفاده از برچسب‌های باینری، سبک ویژگی‌هایی مانند لبخند یا آرایش را مستقیماً از تصویر منبع استخراج و به تصویر هدف منتقل می‌کند. در این مدل، فرآیند ویرایش شامل حذف ویژگی‌های فعلی و افزودن سبک ویژگی‌های جدید در دو مرحله مجزا است. معماری این مدل شامل رمزگذار، تفکیک‌گر سبک، مولد و تفکیک‌گر است؛ که به ویرایش دقیق و واقع‌گرایانه منجر می‌شود. با وجود کیفیت بالا و کنترل‌پذیری دقیق، پیچیدگی و نیاز به هماهنگی ماژول‌ها از نقاط ضعف مدل محسوب می شود[۱۳]. مدل شبکه مولد متخاصم ستاره‌ای برای ترجمه ی تصویر به تصویر چنددامنه‌ای[۴] با بهره‌گیری از معماری چنددامنه‌ای، امکان ویرایش همزمان در چند دامنه و تولید نتایج متنوع از یک تصویر ورودی را فراهم می سازد. این مدل با استفاده از رمزگذار، سبک کلی یک چهره را استخراج و به تصویر هدف اعمال می‌نماید. ساختار این مدل، شامل چهار ماژول اصلی است؛ که با کمک ضرایب تنوع و بازسازی سبک، تصاویر واقع‌گرایانه‌ای تولید می نماید. اگرچه این مدل از نظر کیفیت بصری و انعطاف‌پذیری عملکرد قابل‌توجهی دارد؛ اما در کنترل ویژگی‌های خاص و سادگی آموزش محدودیت‌هایی دارد [۶]. مدل تفسیر فضای نهان شبکه‌های مولد متخاصم[۵] برای ویرایش معنایی چهره روشی نوآورانه برای ویرایش معنایی چهره‌ها با تحلیل

[1] MaskFaceGAN
[2] StyleGAN2
[3] STD-GAN
[4] StarGAN v2
[5] InterFaceGAN

فضای نهفته‌ی مدل‌های مولد متخاصم است؛ که نشان دهنده ساختار خطی و قابل تفسیر این فضا است. این مدل با یافتن بردارهای معنایی جهت‌دار، امکان کنترل دقیق ویژگی‌هایی نظیر جنسیت یا سن را از طریق جابه‌جایی در فضای نهفته فراهم می‌سازد. از مزایای این مدل می‌توان به حفظ کیفیت تصویر، سازگاری با مدل‌های موجود مانند مدل شبکه مولد متخاصم مبتنی بر سبک[1] و کنترل جداگانه ویژگی‌ها اشاره نمود. از سوی دیگر، وابستگی به مدل‌های از پیش آموزش‌دیده و نیاز به داده‌های برچسب‌خورده و طبقه‌بندهای دقیق، از چالش‌های مدل شمرده می شود [۲۹]. مدل‌های مبتنی بر انتشار نیز قابلیت‌های پیشرفته‌ای در تولید و ویرایش تصاویر چهره ارائه می‌دهند. مطالعه لیسانتی و جیامبی (۲۰۲۴) نشان داد که این مدل‌ها با استفاده از مکانیزم‌های توجه متقابل و شرط گذاری چندگانه بر ویژگی‌ها و ماسک‌های معنایی، کنترل دقیق‌تری بر ویژگی‌های چهره فراهم می‌کنند. ارزیابی‌ها روی پایگاه داده ویژگی های چهره افراد مشهور[2] نشان‌دهنده توانایی این مدل‌ها در تولید تصاویر با کیفیت بالا و تعمیم‌پذیری به حوزه‌های دیگر، مانند دیپ فشن[3] است. توانایی تولید تصاویر متنوع، این مدل‌ها را برای تولید محتوای دیجیتال ایده‌آل می‌سازد، اما پیچیدگی محاسباتی بالای آن‌ها استقرار در سیستم‌های بلادرنگ را محدود می‌کند [۲۰] و [۴]. مدل تولید قابل‌کنترل پایگاه های داده مصنوعی برای بازشناسی چهره با تنوع واقع‌گرایانه[4] ، که ترکیبی از مدل‌های مولدمتخاصم و مدل‌های انتشار است، برای تولید تصاویر با تنوع بالا طراحی شده و امکان کنترل ویژگی‌های جمعیتی مانند سن و جنسیت را فراهم می‌کند. این مدل برای کاربردهای تشخیص چهره مناسب است و توانایی آن در ایجاد تصاویر با هویت‌های غیرواقعی، نگرانی‌های حریم خصوصی را برطرف کرده است [۲۹]. با این حال، کیفیت تصاویر آن در سناریوهای پیچیده ممکن است نسبت به داده‌های واقعی کمتر باشد [۲۷]. به‌طور مشابه، مدل تولید چهره مصنوعی با استفاده از مدل انتشار دوشرطی با استفاده از مدل‌های انتشار دوشرطی[5] ، تصاویر با کیفیت و تنوع بالا تولید می‌کند و در کاربردهای تشخیص چهره و تولید محتوا استفاده می‌شود [۱۸]. این مدل نیز، مانند سایر مدل‌های انتشار، به منابع محاسباتی قابل‌توجهی نیاز دارد [۴]. قابل توجه است؛ که داده‌های مصنوعی نقش محوری در توسعه و ارزیابی مدل‌های ویرایش چهره ایفا می‌کنند. محدودیت‌های حریم خصوصی و قوانین سخت‌گیرانه، مانند قانون هوش مصنوعی اروپا، استفاده از پایگاه‌های داده واقعی را دشوار کرده است [۸]. داده‌های مصنوعی تولیدشده

[1] StyleGAN
[2] CelebA - CelebFaces Attributes
[3] DeepFashion
[4] GANDiffFace
[5] DCFace

توسط مدل‌هایی مانند مدل تولید قابل‌کنترل پایگاه های داده مصنوعی برای بازشناسی چهره با تنوع واقع‌گرایانه و مدل تولید چهره مصنوعی با استفاده از مدل انتشار دوشرطی امکان ایجاد تصاویر با هویت‌های غیرواقعی و تنوع بالا را فراهم می‌کنند، که نگرانی‌های حریم خصوصی را برطرف می‌کند و به کاهش سوگیری‌های جمعیتی کمک می‌کند. نتایج بررسی نشان داد که داده‌های مصنوعی می‌توانند تعادل عملکرد را در گروه‌های جمعیتی مختلف بهبود بخشند و در سناریوهای چالش‌برانگیز، مانند تغییرات زاویه یا انسداد، مؤثر باشند [۸]. با این حال، شکاف عملکرد بین داده‌های مصنوعی و واقعی، که به تفاوت‌های ذاتی در توزیع داده‌ها و پیچیدگی‌های دنیای واقعی نسبت داده می‌شود، همچنان یک چالش کلیدی است [۸]. این موضوع ضرورت ارزیابی دقیق مدل‌های ویرایش چهره از منظر کیفیت تصویر و تنوع خروجی را برجسته می‌کند. ارزیابی مدل‌های ویرایش چهره نیازمند معیارهای چندگانه‌ای است که هرکدام در کاربردهای خاص اهمیت متفاوتی دارند. معیارهای پیشنهادی برای ارزیابی این مدل‌ها شامل کیفیت تصویر، تنوع خروجی، حفظ هویت، کنترل ویژگی‌ها و کارایی محاسباتی است. کیفیت تصویر، که با معیارهایی مانند فاصله اولیه فریشه و شباهت ادراکی قطعه‌های تصویرِ آموخته‌شده، سنجیده می‌شود، نشان‌دهنده واقع‌گرایی و شباهت تصاویر تولیدشده به تصاویر واقعی است. اف آی دی فاصله بین توزیع تصاویر تولیدشده و واقعی را در فضای ویژگی‌های شبکه عصبی کانولوشنی عمیق آغازین نسخه سوم[1] اندازه‌گیری می‌کند، در حالی که معیار ال پیپس شباهت ادراکی بین تصاویر را ارزیابی می‌کند. این معیار برای کاربردهایی مانند تولید محتوای خلاقانه و شبیه‌سازی‌های آموزشی حیاتی است، زیرا تصاویر با کیفیت پایین می‌توانند اعتماد کاربران را کاهش دهند و اثربخشی کاربرد را مختل کنند [۱۳]. تنوع خروجی به توانایی مدل در تولید تصاویر متنوع با ویژگی‌های مختلف اشاره دارد و برای کاربردهایی مانند طراحی دیجیتال و تولید محتوای خلاقانه ضروری است. این معیار امکان ایجاد تصاویر منحصربه‌فرد را فراهم می‌کند که در تبلیغات و طراحی دیجیتال ارزشمند است [۲۰]. حفظ هویت، که توانایی مدل در حفظ ویژگی‌های کلیدی هویت فرد در تصاویر ویرایش‌شده را ارزیابی می‌کند، در کاربردهای شناسایی چهره و سیستم‌های امنیتی اهمیت دارد. تغییرات ناخواسته در هویت می‌توانند به خطاهای شناسایی منجر شوند، که در سناریوهای حساس مانند نظارت امنیتی غیرقابل‌قبول است [۲۹]. کنترل ویژگی‌ها به توانایی مدل در ویرایش دقیق ویژگی‌های خاص مانند رنگ مو، حالت چهره یا سن اشاره دارد و برای کاربردهای سفارشی‌سازی، مانند ویرایش تصاویر برای تبلیغات یا شبیه‌سازی آموزشی، حیاتی است. این معیار انعطاف‌پذیری مدل را در تولید تصاویر

[1] Inception V3

متناسب با نیازهای خاص افزایش می‌دهد [۱۱]. در نهایت، کارایی محاسباتی که شامل زمان آموزش، استنتاج و مصرف منابع است، برای استقرار مدل‌ها در دستگاه‌های محدود از نظر منابع، مانند گوشی‌های هوشمند یا سیستم‌های تعبیه‌شده، اهمیت دارد. مدل‌های با پیچیدگی محاسباتی بالا ممکن است در کاربردهای عملی غیرقابل‌استفاده باشند [۴]. اهمیت این معیارها از نیازهای متنوع کاربردهای ویرایش چهره ناشی می‌شود. کیفیت تصویر و تنوع خروجی برای جلب رضایت کاربران و افزایش اعتماد به فناوری ضروری هستند، زیرا خروجی‌های باکیفیت و متنوع تجربه کاربری را بهبود می‌بخشند. حفظ هویت و کنترل ویژگی‌ها به‌طور مستقیم بر دقت و قابلیت اطمینان سیستم‌های تشخیص چهره و کاربردهای سفارشی‌سازی تأثیر می‌گذارند، که در سناریوهای حساس مانند شناسایی هویت یا تبلیغات هدفمند حیاتی است. کارایی محاسباتی امکان‌پذیری استقرار مدل‌ها در سناریوهای عملی را به‌ویژه در محیط‌هایی با منابع محدود، مانند دستگاه‌های همراه یا سیستم‌های بلادرنگ تعیین می‌کند. این معیارها اغلب متضاد هستند؛ برای مثال، بهبود کیفیت تصویر ممکن است به افزایش پیچیدگی محاسباتی منجر شود، که استقرار در دستگاه‌های محدود را دشوار می‌کند. این تعارض ضرورت ارزیابی جامع و متوازن مدل‌ها را برجسته می‌کند. از منظر اخلاقی، مدل‌های ویرایش چهره چالش‌هایی مانند تولید تصاویر جعلی[1] را به همراه دارند، که می‌تواند به انتشار اطلاعات نادرست یا نقض حریم خصوصی منجر شود. استفاده از داده‌های مصنوعی می‌تواند این نگرانی‌ها را با کاهش وابستگی به داده‌های واقعی برطرف کند، اما انتخاب مدل‌هایی که خروجی‌های اخلاقی و قابل‌اعتماد تولید می‌کنند، نیازمند ارزیابی دقیق معیارهایی مانند حفظ هویت است. مطالعه‌ای نشان داد که استفاده از داده‌های مصنوعی با کنترل نژاد می‌تواند سوگیری‌های نژادی را در سیستم‌های تشخیص چهره کاهش دهد، که این موضوع اهمیت مدل‌هایی مانند مدل تولید قابل‌کنترل پایگاه داده های مصنوعی برای بازشناسی چهره با تنوع واقع‌گرایانه را در تولید داده‌های عادلانه نشان می‌دهد [۲۳]. با این حال، سوگیری‌های موجود در فرآیند تولید داده‌های مصنوعی، مانند عدم نمایندگی کافی گروه‌های جمعیتی خاص، همچنان یک چالش است که ارزیابی دقیق تنوع خروجی را ضروری می‌سازد. با توجه به اهمیت موضوع و مطالعات انجام شده، شکاف‌های پژوهشی متعددی در این حوزه وجود دارد که توسعه چارچوب‌های ارزیابی جامع را ضروری می‌سازد. اکثر مطالعات روی پایگاه‌های داده خاص، مانند ویژگی های چهره افراد مشهور، تمرکز دارند، که تعمیم‌پذیری مدل‌ها به سناریوهای واقعی را محدود می‌کند. این محدودیت ممکن است توانایی مدل‌ها در مدیریت تنوع فرهنگی یا شرایط محیطی پیچیده را

[1] Deepfake

کاهش دهد [۲۰]. همچنین، تفسیرپذیری مدل‌های ویرایش چهره همچنان یک چالش است. مدل‌های پیچیده اغلب به‌عنوان جعبه سیاه عمل می‌کنند و عدم شفافیت در فرآیند تولید تصاویر می‌تواند اعتماد کاربران را کاهش دهد [۷].بنابراین، ارزیابی جامع معیارهای کیفی، مانند تنوع خروجی و کنترل ویژگی‌ها، در سناریوهای واقعی همچنان نیازمند توسعه معیارهای استاندارد و قابل‌اعتماد است. به طوری که، مدل‌های ویرایش چهره مانند مدل مولد متخاصم فوق ستاره، مدل فرانکن ماسک، مدل‌های مبتنی بر انتشار، مدل تولید قابل‌کنترل پایگاه های داده مصنوعی برای بازشناسی چهره با تنوع واقع‌گرایانه و مدل تولید چهره مصنوعی با استفاده از مدل انتشار دوشرطی قابلیت‌های متنوعی ارائه می‌دهند که ارزیابی آن‌ها را به یک مسئله پیچیده تبدیل کرده است. معیارهای کیفیت تصویر، تنوع خروجی، حفظ هویت، کنترل ویژگی‌ها و کارایی محاسباتی به دلیل تأثیرشان بر عملکرد و کاربردهای عملی اهمیت دارند. داده‌های مصنوعی نقش کلیدی در رفع محدودیت‌های حریم خصوصی و سوگیری‌های جمعیتی ایفا می‌کنند، اما شکاف عملکرد بین داده‌های مصنوعی و واقعی همچنان یک چالش است.

۳. مطالعات مروری

در سال‌های اخیر، پیشرفت‌های چشمگیر در حوزه یادگیری عمیق، به‌ویژه توسعه شبکه‌های مولد متخاصم، منجر به تحولات اساسی در زمینه تولید و ویرایش تصویر چهره شده است. این مدل‌ها با یادگیری توزیع داده‌های تصویری، امکان ایجاد، بازسازی و ویرایش تصاویر چهره با کیفیت بالا و کنترل‌پذیری مناسب را فراهم کرده‌اند. به همین دلیل، پژوهش‌های متعددی به بررسی روش‌های مختلف ویرایش چهره مبتنی بر شبکه مولد متخاصم پرداخته‌اند که می‌توان آن‌ها را در قالب مطالعات مروری و پژوهش‌های تجربی طبقه‌بندی کرد. مطالعات مروری اولیه در این حوزه عمدتاً بر معرفی مفاهیم پایه شبکه مولد متخاصم و کاربردهای کلی آن در سنتز تصویر تمرکز داشتند. به‌عنوان نمونه، وو[1] و همکاران [۳۲] در یک مطالعه مروری جامع، کاربردهای شبکه های مولد متخاصم در سنتز و ویرایش تصویر را بررسی کرده و نشان دادند که این مدل‌ها نسبت به روش‌های کلاسیک یادگیری ماشین، توانایی بالاتری در تولید تصاویر واقعی دارند. هرچند این مطالعات چارچوب نظری مناسبی ارائه می‌دهند، اما تمرکز محدودی بر ویرایش هدفمند ویژگی‌های چهره دارند. با گسترش کاربردهای شبکه مولد متخاصم در حوزه چهره، پژوهش‌های مروری تخصصی‌تری شکل گرفتند که به‌طور مشخص به مسئله تولید

[1] Wu

جدول ۱: مقایسه مدل‌های ویرایش چهره

مدل	نقاط قوت	نقاط ضعف	کاربردهای پیشنهادی
مدل مولد متخاصم فوق ستاره	کیفیت بصری بالا (بهبود ۱۸/۱% در معیار فاصله اولیه فریشه و ۴۲/۵% در معیار شباهت ادراکیِ آموخته‌شده بین قطعه‌های تصویر)، تنوع بالای خروجی ـ مناسب برای تولید تصاویر در مقیاس بزرگ	پیچیدگی محاسباتی بالا، دشواری استقرار در دستگاه‌های با منابع محدود	تولید محتوای تبلیغاتی، طراحی دیجیتال
مدل فرانکن ماسک	ویرایش ناحیه‌ای دقیق (چشم‌ها، لب‌ها)، کیفیت بازسازی بالا، مناسب برای شبیه‌سازی‌های آموزشی	محدودیت در حفظ ساختار کلی چهره، چالش در سناریوهای شناسایی هویت	شبیه‌سازی‌های آموزشی، ویرایش ناحیه‌ای چهره
مدل شبکه مولد متخاصم مبتنی بر ماسک	کنترل‌پذیری بالا در ویرایش ناحیه‌ای، حفظ نواحی غیرهدف، کیفیت بصری عالی	زمان اجرای طولانی، پیچیدگی بهینه‌سازی	ویرایش دقیق چهره، کاربردهای با وضوح بالا
مدل شبکه جداسازی سبک تصویر برای انتقال ویژگی‌های چهره در سطح نمونه	ویرایش دقیق و واقع‌گرایانه، انتقال سبک ویژگی‌ها از تصویر منبع	پیچیدگی و نیاز به هماهنگی ماژول‌ها، عملکرد متوسط در برخی معیارها	انتقال ویژگی‌های چهره، کاربردهای خاص
مدل شبکه مولد متخاصم ستاره‌ای برای ترجمه تصویر به تصویر چنددامنه‌ای	تنوع بالا در خروجی (چنددامنه‌ای)، کیفیت بصری قابل‌توجه	محدودیت در کنترل ویژگی‌های خاص، پیچیدگی آموزش	تولید محتوای متنوع، ویرایش چندسبکی
مدل تفسیر فضای نهان شبکه‌های مولد متخاصم برای ویرایش معنایی چهره	کنترل دقیق ویژگی‌ها (جنسیت، سن)، حفظ کیفیت تصویر، سازگاری با مدل‌های موجود	وابستگی به مدل‌های از پیش آموزش‌دیده، نیاز به داده‌های برچسب‌دار	ویرایش معنایی چهره، کاربردهای حرفه‌ای
مدل تولید قابل‌کنترل پایگاه داده‌های مصنوعی برای بازشناسی چهره با تنوع واقع‌گرایانه	تنوع بالا در ویژگی‌های جمعیتی، مناسب برای تشخیص چهره، کاهش نگرانی‌های حریم خصوصی	کیفیت پایین‌تر در سناریوهای پیچیده، نیاز به منابع محاسباتی بالا	تشخیص چهره، تولید داده‌های مصنوعی
مدل تولید چهره مصنوعی با استفاده از مدل انتشار دوشرطی	تولید تصاویر با کیفیت و تنوع بالا، مناسب برای تشخیص چهره و تولید محتوا	نیاز به منابع محاسباتی قابل‌توجه، پیچیدگی محاسباتی بالا	تشخیص چهره، تولید محتوای دیجیتال
ماخذ: یافته‌های پژوهش			

و ویرایش چهره پرداختند. کامن[1] و همکاران [۱۷] در پژوهشی، معماری‌های مختلف شبکه مولد متخاصم برای تولید چهره، معیارهای ارزیابی کیفیت تصویر و چالش‌های عملی این حوزه را بررسی کردند. این مطالعه نشان می‌دهد که اگرچه کیفیت بصری تصاویر تولیدشده به‌طور قابل‌توجهی بهبود یافته است، اما مسئله کنترل دقیق ویژگی‌های چهره و تفکیک‌پذیری فضای

[1] Kammoun

نهان[1] همچنان یکی از چالش‌های اصلی محسوب می‌شود. در ادامه این مسیر، برخی مطالعات مروری به‌صورت اختصاصی بر ویرایش ویژگی‌های معنایی چهره متمرکز شده‌اند. نیک آبادی[2] و همکاران [۲۴] یک مرور جامع بر روش‌های ویرایش ویژگی‌های چهره نظیر سن، جنسیت، حالت چهره و رنگ مو ارائه کردند. در این پژوهش، روش‌های مبتنی بر دستکاری فضای نهان، شبکه‌های شرطی و رویکردهای مبتنی بر یادگیری نظارت‌شده و بدون نظارت مورد بررسی قرار گرفته‌اند. نتایج این مطالعه نشان می‌دهد که مدل‌های مبتنی بر فضای نهان شبکه مولد متخاصم ، به‌ویژه مدل‌های پیشرفته‌تر، امکان ویرایش نرم‌تر و طبیعی‌تر ویژگی‌ها را فراهم می‌کنند، اما اغلب با مصالحه‌ای میان دقت کنترل و حفظ هویت چهره همراه است. یکی از نقاط عطف مهم در ادبیات مربوط به ویرایش چهره، معرفی خانواده مدل شبکه مولد متخاصم مبتنی بر سبک است. ملنیک[3] و همکاران [۲۱] در تحقیق خود، سیر تکامل مدل‌های شبکه مولد متخاصم مبتنی بر سبک از نسخه‌های اولیه تا نسخه سوم را بررسی کرده‌اند. این مطالعه نشان می‌دهد که معرفی فضای نهان سبک و کنترل چندمقیاسی ویژگی‌ها، نقش مهمی در بهبود کیفیت ویرایش چهره ایفا کرده است. در کنار مطالعات مروری، پژوهش‌های تجربی متعددی نیز به ارائه روش‌های عملی برای ویرایش چهره پرداخته‌اند که نتایج آن‌ها در مطالعات مروری مورد استفاده قرار گرفته است. برای مثال، بائک[4] و همکاران [۲] با معرفی مدل شبکه مولد متخاصم قابل ویرایش[5] ، امکان تولید و ویرایش هم‌زمان چهره را فراهم کردند. این پژوهش نشان می‌دهد که ترکیب یادگیری مولد و سازوکارهای ویرایشی می‌تواند به افزایش انعطاف‌پذیری مدل‌ها منجر شود، هرچند پیچیدگی محاسباتی آن افزایش می‌یابد. همچنین، برخی مطالعات بر ویرایش چندویژگی به‌صورت هم‌زمان تمرکز داشته‌اند. ژانگ و همکاران[6] در مطالعه خود نشان دادند که استفاده از معماری‌های پشته‌ای می‌تواند کنترل دقیق‌تری بر چندین ویژگی چهره فراهم آورد. نتایج تجربی این پژوهش حاکی از آن است که اگرچه این روش‌ها کیفیت و کنترل بهتری ارائه می‌دهند، اما به داده‌های آموزشی بزرگ و تنظیمات دقیق پارامترها نیاز دارند [۵]. از سوی دیگر، پژوهش‌هایی مانند مدل شبکه مولد متخاصم مبتنی بر ماسک [۲۶]. به بهینه‌سازی کد نهان برای ویرایش موضعی و با وضوح بالا پرداخته‌اند. این دسته از مطالعات، به‌ویژه در کاربردهای عملی مانند ویرایش چهره در تصاویر واقعی، اهمیت زیادی دارند و در مطالعات مروری به‌عنوان نمونه‌های

[1] disentanglement
[2] Nickabadi
[3] Melnik
[4] Baek
[5] Editable GAN
[6] Zhang et al

موفق روش‌های پیشرفته معرفی می‌شوند. با وجود غنای قابل‌توجه ادبیات، بررسی مطالعات پیشین نشان می‌دهد که بخش عمده‌ای از پژوهش‌ها یا به مرور کیفی روش‌ها بسنده کرده‌اند، یا صرفاً عملکرد یک مدل خاص را در شرایط محدود ارزیابی نموده‌اند. در بسیاری از مطالعات مروری، مقایسه جامع و ساخت‌یافته میان مدل‌های مختلف بر اساس مجموعه‌ای از معیارهای هم‌زمان (مانند کیفیت بصری، پایداری، کنترل‌پذیری و پیچیدگی محاسباتی) به‌صورت نظام‌مند انجام نشده است. علاوه بر این، کمتر پژوهشی تلاش کرده است تا نتایج مطالعات مروری را به یک چارچوب تصمیم‌گیری کمی و قابل‌استفاده برای انتخاب مدل بهینه پیوند دهد. بر این اساس، پژوهش حاضر با بهره‌گیری از یافته‌های مطالعات مروری معتبر و ترکیب آن‌ها با یک چارچوب تصمیم‌گیری چندمعیاره، درصدد پر کردن این خلا است. برخلاف مطالعات پیشین که عمدتاً به تحلیل کیفی یا تجربی محدود پرداخته‌اند، این پژوهش تلاش می‌کند تا نتایج مرور ادبیات را به‌صورت ساخت‌یافته و کمی در فرآیند ارزیابی و اولویت‌بندی مدل‌های ویرایش چهره وارد کند. چنین رویکردی می‌تواند به پژوهشگران و کاربردگران کمک کند تا بر اساس شواهد علمی موجود، انتخاب آگاهانه‌تری از میان مدل‌های مختلف داشته باشند.

۴. روش تحقیق

پژوهش حاضر از نوع توصیفی کاربردی و مبتنی بر تصمیم‌گیری چندمعیاره فازی است. هدف اصلی این پژوهش، اولویت‌بندی پنج مدل کلیدی ویرایش چهره مبتنی بر شبکه‌های مولد متخاصم با استفاده از روش تحلیل سلسله‌مراتبی فازی مبتنی بر شواهد است. این روش به‌دلیل توانایی در مدل‌سازی عدم قطعیت ذاتی قضاوت‌های خبرگان و ادغام داده‌های کمی و کیفی، به‌ویژه در ارزیابی مدل‌های پیچیده یادگیری عمیق، انتخاب شد [۳] و[۱۱]. با توجه به ماهیت مسئله تصمیم‌گیری در این پژوهش، تمرکز اصلی بر مرحله وزن‌دهی معیارها بوده است؛ مرحله‌ای که به‌طور مستقیم به قضاوت‌های انسانی و ترجیحات زبانی خبرگان وابسته است. در چنین شرایطی، استفاده از روش تحلیل سلسله‌مراتبی فازی نسبت به روش‌های قطعی تصمیم‌گیری چندمعیاره برتری دارد، زیرا امکان مدل‌سازی ابهام و عدم قطعیت موجود در ارزیابی‌های ذهنی را از طریق اعداد فازی فراهم می‌کند. در مقابل، روش‌هایی نظیر TOPSIS و VIKOR عمدتاً برای رتبه‌بندی نهایی گزینه‌ها بر اساس فاصله از راه‌حل ایده‌آل یا دستیابی به راه‌حل سازشی توسعه یافته‌اند و معمولاً فرض می‌کنند که وزن معیارها از پیش و به‌صورت قطعی مشخص شده است. ازاین‌رو، این روش‌ها به‌تنهایی ابزار مناسبی برای استخراج وزن معیارها در مسائل مبتنی بر قضاوت خبرگان و داده‌های نامطمئن محسوب نمی‌شوند. بر همین

اساس، در این پژوهش از روش تحلیل سلسله‌مراتبی فازی به‌عنوان ابزار اصلی وزن‌دهی معیارها استفاده شده است، در حالی که روش‌هایی مانند TOPSIS و VIKOR می‌توانند در قالب چارچوب‌های ترکیبی و در مرحله رتبه‌بندی نهایی، به‌عنوان روش‌های مکمل مورد بهره‌برداری قرار گیرند. ساختار تصمیم‌گیری در قالب یک سلسله‌مراتب چهارسطحی سازمان‌دهی شد: سطح اول هدف اصلی (انتخاب مدل بهینه ویرایش چهره برای کاربردهای عملی)، سطح دوم هشت معیار اصلی، سطح سوم بیست‌وچهار زیرمعیار (سه زیرمعیار برای هر معیار)، و سطح چهارم پنج مدل منتخب شامل مدل تفسیر فضای نهان شبکه‌های مولد متخاصم برای ویرایش معنایی چهره، مدل شبکه مولد متخاصم مبتنی بر ویژگی برای ویرایش ویژگی‌های چهره، مدل شبکه ی جداسازی سبک تصویر برای انتقال ویژگی‌های چهره در سطح نمونه، مدل شبکه مولد متخاصم مبتنی بر ماسک و مدل شبکه مولد متخاصم ستاره‌ای برای ترجمه ی تصویر به تصویر چنددامنه‌ای است. انتخاب این مدل‌ها بر اساس سه معیار سخت‌گیرانه: قابلیت تکرارپذیری، دسترسی عمومی به کد منبع و وجود گزارش‌های کمی قابل مقایسه و زمان استنتاج صورت گرفته است. مدل‌های دیگر مانند مدل شبکه مولدمتخاصم فوق ستاره، مدل فرانکن ماسک، مدل تولید قابل‌کنترل پایگاه داده های مصنوعی برای بازشناسی چهره با تنوع واقع‌گرایانه و مدل تولید چهره مصنوعی با استفاده از مدل انتشار دوشرطی به‌دلیل فقدان حداقل یکی از شرایط فوق از تحلیل نهایی حذف شدند. معیارها و زیرمعیارهای ارزیابی از طریق مرور سیستماتیک ۴۲ مقاله علمی منتشرشده در بازه زمانی ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۴ در پایگاه‌های معتبر علمی و مجموعه مقالات کنفرانس سی وی پی آر [۱] و مخزن آرکایو[۲] استخراج گردیدند. این معیارها شامل دقت کنترل ویژگی، ویرایش پیوسته، تعمیم‌پذیری، تنوع خروجی، ویرایش محلی، سادگی آموزش، حفظ ساختار و سرعت استنتاج بودند که با بهره‌گیری از نظر سه متخصص حوزه یادگیری عمیق تأیید و نهایی شدند. وزن‌دهی معیارها و مدل‌ها با استفاده از روش ترکیبی مبتنی بر شواهد در پنج مرحله متوالی انجام گرفت. در مرحله اول، داده‌های کمی شامل شاخص‌های عملکردی و زمان استنتاج از مقالات استخراج شدند. سپس این داده‌ها با وزن ۷۰٪ و با استفاده از تابع عضویت مثلثی به اعداد فازی تبدیل گردیدند. در همین مرحله، داده‌های کیفی (۳۰٪ وزن) از طریق قضاوت سه خبره با استفاده از مقیاس زبانی فازی جمع‌آوری گردید. در مرحله دوم، برای هر خبره یک ماتریس مقایسه زوجی فازی ۸×۸ ساخته شد و سپس با استفاده از میانگین هندسی فازی، نظرات خبرگان تلفیق گردید. درمرحله سوم، وزن فازی هر معیار از طریق جمع

[1] CVPR
[2] arXiv

هندسی ردیف ها و نرمال سازی محاسبه شد. سپس با استفاده از روش میانگین وزنی، تبدیل به مقدار قطعی فازی سازی صورت گرفته است.

$$\tilde{a}_{ij} = \left(\prod_{k=۱}^{۳} \tilde{a}_{ij}^{k} \right)^{۱/۳} \quad (۱)$$

در مرحله چهارم، سازگاری قضاوت‌ها با استفاده از شاخص سازگاری فازی[1] بر اساس روش گنگ[2] (۲۰۰۸) محاسبه شد و مقدار شاخص CR برابر ۰/۰۷۸ (کمتر از آستانه ۰/۱) تأییدکننده سازگاری بالای ماتریس‌ها بود. در مرحله پنجم، وزن‌های محلی زیرمعیارها و مدل‌ها به‌صورت مشابه محاسبه و وزن نهایی هر مدل از طریق مجموع وزنی ترکیبی به‌دست آمد. تمامی محاسبات با استفاده از زبان برنامه‌نویسی پایتون انجام شده است. برای بررسی پایداری نتایج، سه سناریوی تحلیل حساسیت: (۱) افزایش وزن معیار دقت کنترل ویژگی به ۵۰٪، (۲) کاهش وزن معیار سرعت استنتاج به ۵٪، و (۳) حذف کامل معیار ویرایش محلی طراحی شده است؛ نتایج این تحلیل‌ها در بخش یافته‌های تجربی ارائه خواهدشد.

۵. یافته های پژوهش

تحلیل سلسله‌مراتبی فازی مبتنی بر شواهد، با استفاده از الگوریتم باکلی (۱۹۸۵) و پیاده‌سازی دستی در زبان برنامه نویسی پایتون، اولویت‌بندی مدل‌های ویرایش چهره را بر اساس ماتریس مقایسه زوجی فازی معیارهای اصلی و ترکیب ۷۰٪ داده‌های کمی و ۳۰٪ قضاوت خبره انجام داد. شاخص سازگاری فازی (CR) به میزان ۰/۰۷۸ (کمتر از آستانه ۰/۱) نشان‌دهنده انسجام بالای قضاوت‌ها و قابلیت اعتماد نتایج است. وزن فازی معیارهای اصلی از طریق جمع هندسی ردیف‌های ماتریس فازی و نرمال‌سازی محاسبه شد و پس از فازی زدایی با فرمول میانگین وزنی، وزن‌های قطعی به‌دست آمدند؛ نتایج در جدول (۲) گزارش شده است. دقت کنترل ویژگی با وزن ۰/۱۷۸ به‌عنوان مهم‌ترین معیار شناخته شد که نشان‌دهنده اولویت بالای کنترل هدفمند و دقیق ویژگی‌های ظاهری مانند رنگ مو، سن و حالت چهره در ارزیابی شبکه های مولد متخاصم است. این وزن بالا، ناشی از گزارش‌های گسترده در ادبیات مبنی بر اهمیت ویرایش معنایی قابل تفسیر در کاربردهای عملی است. ویرایش پیوسته با وزن ۰/۱۵۳ در رتبه دوم قرار گرفت که حاکی از نیاز به پایداری تغییرات متوالی و انعطاف‌پذیری در ویرایش تدریجی، به‌ویژه در سیستم‌های تعاملی است. سرعت استنتاج با وزن ۰/۱۳۹ در رتبه سوم

[1] CR
[2] Gong

قرار گرفت و بر اهمیت کارایی محاسباتی در استقرار مدل‌ها در دستگاه‌های محدود تأکید دارد. در مقابل، ویرایش محلی با وزن ۰/۰۶۷ کمترین اهمیت را داشت که می‌تواند ناشی از پیچیدگی فنی بالای پیاده‌سازی یا عدم گزارش کافی معیارهای کمی در ادبیات باشد. سایر معیارها شامل تنوع خروجی (۰/۱۳۲)، حفظ ساختار (۰/۱۲۴)، سادگی آموزش (۰/۱۰۹) و تعمیم‌پذیری (۰/۰۹۸) در رتبه‌های میانی قرار گرفتند و نشان‌دهنده تعادل نسبی در اولویت‌های ارزیابی هستند. تحلیل جدول ۲ نشان می‌دهد که دقت کنترل ویژگی بیشترین اهمیت را دارد؛ این امر بیانگر ضرورت کنترل دقیق ویژگی‌هایی مانند رنگ مو، سن و حالت چهره در شبکه‌های مولد متخاصم است. وزن بالای ویرایش پیوسته تأکید می‌کند که ثبات و پیوستگی تغییرات برای کاربردهای تعاملی اهمیت دارد و سرعت استنتاج اهمیت کارایی محاسباتی را در استقرار مدل‌ها روی دستگاه‌های با محدودیت منابع نشان می‌دهد. این تحلیل نشان می‌دهد که اولویت‌بندی معیارها بر اساس کاربرد عملی، باید ترکیبی از دقت، ثبات و کارایی باشد.

جدول ۲: وزن‌دهی معیارهای اصلی ارزیابی مدل‌های ویرایش چهره

ردیف	معیار اصلی	وزن معیار	وزن فازی	وزن نهایی
۱	دقت کنترل ویژگی	(۱/۴۵، ۰/۷۸، ۰/۴۲)	(۰/۲۳، ۰/۱۸، ۰/۱۴)	۰/۱۷۸
۲	ویرایش پیوسته	(۱/۲۰، ۰/۶۶، ۰/۳۶)	(۰/۲۰، ۰/۱۵، ۰/۱۲)	۰/۱۵۳
۳	سرعت استنتاج	(۱/۰۸، ۰/۶۰، ۰/۳۳)	(۰/۱۸، ۰/۱۴، ۰/۱۱)	۱۳۹/
۴	تنوع خروجی	(۱/۰۲، ۰/۵۷، ۰/۳۰)	(۰/۱۷، ۰/۱۳، ۰/۱۰)	۰/۱۳۲
۵	حفظ ساختار	(۰/۹۶، ۰/۵۱، ۰/۲۷)	(۰/۱۶، ۰/۱۲، ۰/۰۹)	۰/۱۲۴
۶	سادگی آموزش	(۰/۸۴، ۰/۴۵، ۰/۲۴)	(۰/۱۴، ۰/۱۱، ۰/۰۸)	۰/۱۰۹
۷	تعمیم‌پذیری	(۰/۷۸، ۰/۳۹، ۰/۲۱)	(۰/۱۳، ۰/۱۰، ۰/۰۷)	۰/۰۹۸
۸	ویرایش محلی	(۰/۵۴، ۰/۳۰، ۰/۱۵)	(۰/۰۹، ۰/۰۷، ۰/۰۵)	۰/۰۶۷
ماخذ: یافته‌های پژوهش				

وزن نهایی هر مدل از طریق مجموع وزنی ترکیبی وزن معیارها و وزن‌های محلی زیرمعیارها محاسبه شده است. نتایج (جدول ۳) نشان داد که مدل تفسیر فضای نهان شبکه‌های مولد متخاصم برای ویرایش معنایی چهره با وزن ۰/۳۱۲ و مدل شبکه مولد متخاصم مبتنی بر ویژگی برای ویرایش ویژگی‌های چهره با وزن ۰/۳۰۸ به‌ترتیب در رتبه‌های اول و دوم قرار گرفتند. این برتری عمدتاً ناشی از عملکرد بالای این دو مدل در معیارهای دقت کنترل ویژگی، ویرایش پیوسته و سادگی آموزش است که آن‌ها را به گزینه‌های بهینه برای کاربردهای نیازمند کنترل معنایی دقیق و استقرار عملیاتی تبدیل می‌کند. مدل شبکه مولد متخاصم ستاره‌ای برای ترجمه ی تصویر به تصویر چنددامنه‌ای با وزن ۰/۲۰۰ در رتبه سوم قرار گرفت که عمدتاً به دلیل برتری

قاطع در معیار تنوع خروجی می‌باشد و آن را برای تولید محتوای خلاقانه و چندسبکی مناسب می‌سازد. مدل شبکه¬ی جداسازی سبک تصویر برای انتقال ویژگی‌های چهره در سطح نمونه با وزن ۰/۱۰۸ و مدل شبکه مولد متخاصم مبتنی بر ماسک با وزن ۰/۰۷۲ در رتبه‌های چهارم و پنجم قرار گرفتند که نشان‌دهنده محدودیت‌های نسبی در سرعت استنتاج، تعمیم‌پذیری و کارایی عملیاتی است. وزن‌های نهایی نشان می‌دهد که مدل تفسیر فضای نهان شبکه‌های مولد متخاصم برای ویرایش معنایی چهره و مدل شبکه مولد متخاصم مبتنی بر ویژگی برای ویرایش ویژگی‌های چهره برتری نسبی دارند زیرا عملکرد قوی در معیارهای دقت کنترل ویژگی و ویرایش پیوسته باعث شده وزن نهایی آن‌ها بالاتر باشد. مدل شبکه مولد متخاصم ستاره‌ای برای ترجمه ی تصویر به تصویر چنددامنه‌ای با وجود رتبه سوم، برتری خود را در تنوع خروجی نشان می‌دهد، که این امر آن را برای تولید محتوای خلاقانه و چندسبکی مناسب می‌سازد. این نتایج حاکی از این است که انتخاب مدل به هدف کاربرد وابسته است. نمودار میله‌ای اولویت‌بندی مدل‌ها (شکل ۱) این رتبه‌بندی را به‌صورت بصری تأیید می‌کند. نمودار به وضوح نشان می‌دهد که مدل‌های برتر دارای عملکرد متوازن در چندین معیار کلیدی هستند، در حالی که مدل‌های پایین‌تر محدودیت‌های مشخصی در برخی معیارها دارند. این نمودار به خواننده کمک می‌کند تا برتری نسبی مدل‌ها را سریعاً ارزیابی کرده و با اهداف کاربردی خود تطبیق دهد.

جدول ۳: وزن نهایی مدل‌های ویرایش چهره

ردیف	مدل	وزن نهایی
۱	InterFaceGAN	۰/۳۱۲
۲	AttGAN	۰/۳۰۸
۳	StarGAN ۲v	۰/۲
ماخذ: یافته‌های پژوهش		

شکل ۱: نمودار میله‌ای اولویت‌بندی مدل‌ها بر اساس وزن نهایی

تحلیل وزن‌های محلی معیارها در هر مدل (جدول ۴) نشان‌دهنده تخصص متمایز هر مدل در حوزه‌های عملکردی خاص است. مدل تفسیر فضای نهان شبکه‌های مولد متخاصم برای ویرایش معنایی چهره در ویرایش پیوسته (۰/۲۷۴)، سرعت استنتاج (۰/۱۶۹) و سادگی آموزش (۰/۱۶۹) برتری دارد که آن را برای کاربردهای بلادرنگ و تعاملی ایده‌آل می‌سازد. مدل شبکه مولد متخاصم مبتنی بر ویژگی برای ویرایش ویژگی‌های چهره با وزن ۰/۲۹۰ در دقت کنترل

ویژگی، بهترین عملکرد را در سفارشی‌سازی دقیق ویژگی‌های ظاهری نشان می‌دهد. مدل شبکه مولد متخاصم مبتنی بر ماسک در ویرایش محلی (۰/۳۲۵) و حفظ ساختار (۰/۲۲۴) پیشتاز است و برای ویرایش ناحیه‌ای با حفظ هویت مناسب است. مدل شبکه مولد متخاصم ستاره‌ای برای ترجمه ی تصویر به تصویر چنددامنه‌ای با وزن ۰/۳۵۹ در تنوع خروجی، قابلیت بی‌نظیری در تولید تصاویر چندسبکی و خلاقانه ارائه می‌دهد. در نهایت، مدل شبکه ی جداسازی سبک تصویر برای انتقال ویژگی‌های چهره در سطح نمونه در تعددپذیری (۰/۲۳۴) و حفظ ساختار (۰/۲۳۴) عملکرد بهتری دارد و برای کار در شرایط نادیده و تنوع داده توصیه می‌شود. جدول ۴ نشان می‌دهد که هر مدل در حوزه‌های عملکردی خاصی برتری دارد. برای مثال، مدل تفسیر فضای نهان شبکه‌های مولد متخاصم برای ویرایش معنایی چهره در ویرایش پیوسته و سادگی آموزش برتری دارد، مدل شبکه مولد متخاصم ستاره‌ای برای ترجمه ی تصویر به تصویر چنددامنه‌ای در تنوع خروجی ممتاز است، و مدل شبکه مولد متخاصم مبتنی بر ماسک در ویرایش محلی و حفظ ساختار پیشرو است. این تحلیل نشان می‌دهد که هیچ مدلی در تمام معیارها برتر مطلق نیست و انتخاب مدل باید با توجه به نیاز کاربردی و اولویت معیارها انجام شود.

جدول ۴: وزن‌های محلی معیارها برای هر مدل

معیار	Inter-Face-GAN	AttGAN	STD-GAN	Mask-Face-GAN	StarGAN ۲v	میانگین
دقت کنترل ویژگی	۰/۱۰۷	۰/۲۹	۰/۰۸۳	۰/۱۵۲	۰/۱۷۷	۰/۱۷۸
ویرایش پیوسته	۰/۲۷۴	۰/۱۱۷	۰/۱۴	۰/۰۹۹	۰/۱۰۸	۰/۱۵۳
سرعت استنتاج	۰/۱۶۹	۰/۱۸۶	۰/۰۳۵	۰/۰۳۸	۰/۱۰۸	۰/۱۳۹
تنوع خروجی	۰/۰۳۶	۰/۰۴۸	۰/۱۴	۰/۰۶۲	۰/۳۵۹	۰/۱۳۲
حفظ ساختار	۰/۰۵۲	۰/۰۷۴	۰/۲۳۴	۰/۲۲۴	۰/۰۳	۰/۱۲۴
سادگی آموزش	۰/۱۶۹	۰/۱۸۶	۰/۰۵۲	۰/۰۳۸	۰/۱۰۸	۰/۱۰۹
تعمیم‌پذیری	۰/۱۶۹	۰/۰۷۴	۰/۲۳۴	۰/۰۶۲	۰/۰۶۶	۰/۰۹۸
ویرایش محلی	۰/۰۲۵	۰/۰۲۵	۰/۰۸۳	۰/۳۲۵	۰/۰۴۳	۰/۰۶۷
ماخذ: یافته‌های پژوهش						

تحلیل وزن‌های محلی زیرمعیارها جزئیات عملکرد مدل‌ها را در سطح عملیاتی روشن می‌سازد. برای مثال، مدل شبکه مولد متخاصم مبتنی بر ویژگی برای ویرایش ویژگی‌های چهره در دقت تغییر رنگ مو (۰/۱۶۴) و دقت تغییر حالت چهره (۰/۰۹۷) برتری دارد، در حالی که مدل شبکه مولد متخاصم مبتنی بر ماسک در دقت ویرایش چشم‌ها (۰/۱۸۵) و دقت ویرایش لب‌ها (۰/۱۰۹) پیشتاز است. مدل تفسیر فضای نهان شبکه‌های مولد متخاصم برای ویرایش

معنایی چهره در قابلیت ویرایش تدریجی (۰/۱۵۶) و پایداری در تغییرات متوالی (۰/۰۹۲) عملکرد بهتری دارد. این تحلیل نشان می‌دهد که هیچ مدلی در تمام زیرمعیارها برتر نیست و انتخاب مدل باید بر اساس اولویت‌های کاربردی خاص صورت گیرد. نتایج در جدول ۵ ارائه شده است. بررسی زیرمعیارها در جدول ۵ نشان می‌دهد که حتی در همان معیارهای اصلی، مدل‌ها در بخش‌های مختلف عملکرد متفاوتی دارند. برای نمونه، مدل شبکه مولد متخاصم مبتنی بر ویژگی برای ویرایش ویژگی‌های چهره در تغییر رنگ مو و حالت چهره بهتر عمل می‌کند، مدل شبکه مولد متخاصم مبتنی بر ماسک در ویرایش چشم و لب عملکرد بالاتری دارد و مدل تفسیر فضای نهان شبکه‌های مولد متخاصم برای ویرایش معنایی چهره در قابلیت ویرایش تدریجی و پایداری تغییرات پیشرو است. این نتایج تأکید می‌کنند که انتخاب مدل باید با توجه به زیرمعیارهای کاربردی نیز انجام شود.

در مرحله بعد، تحلیل حساسیت با طراحی سه سناریو انجام شد. در سناریوی اول، افزایش وزن دقت کنترل ویژگی به ۵۰٪، وزن مدل تفسیر فضای نهان شبکه‌های مولد متخاصم برای ویرایش معنایی چهره را به ۰/۳۸ افزایش داد، اما رتبه‌بندی کلی حفظ شد. در سناریوی دوم، کاهش وزن سرعت استنتاج به ۵٪، تغییر کمتر از ۲٪ در وزن نهایی مدل‌ها ایجاد کرد. در سناریوی سوم، حذف کامل معیار ویرایش محلی، حداکثر ۱/۵٪ تغییر در وزن‌ها به همراه داشت. این نتایج نشان‌دهنده استحکام چارچوب پیشنهادی است. همچنین پایداری رتبه‌بندی در برابر نوسانات وزن معیارها تأیید می‌شود. در مجموع، یافته‌ها نشان می‌دهند که مدل تفسیر فضای نهان شبکه‌های مولد متخاصم برای ویرایش معنایی چهره و مدل شبکه مولد متخاصم مبتنی بر ویژگی برای ویرایش ویژگی‌های چهره به‌عنوان گزینه‌های برتر برای کاربردهای نیازمند دقت و کارایی عملیاتی، مدل شبکه مولد متخاصم ستاره‌ای برای ترجمه ی تصویر به تصویر چنددامنه‌ای برای تولید محتوای خلاقانه، مدل شبکه مولد متخاصم مبتنی بر ماسک برای ویرایش ناحیه‌ای، و مدل شبکه ی جداسازی سبک تصویر برای انتقال ویژگی‌های چهره در سطح نمونه برای تعمیم‌پذیری توصیه می‌شوند.

۶. نتیجه‌گیری

پژوهش حاضر با ارائه یک چارچوب تصمیم‌گیری چندمعیاره مبتنی بر شواهد و استفاده از روش تحلیل سلسله‌مراتبی فازی، به اولویت‌بندی سیستماتیک مدل‌های ویرایش چهره مبتنی بر شبکه های مولد متخاصم پرداخت و چارچوبی شفاف، تکرارپذیر و مبتنی بر داده را برای انتخاب مدل بهینه در کاربردهای عملی فراهم ساخت. نتایج محاسبات، با CR برابر با ۰/۰۷۸

جدول ۵: وزن‌های محلی زیرمعیارها

زیرمعیار	Inter-FaceGAN	AttGAN	STD-GAN	Mask-FaceGAN	StarGAN-v۲
دقت تغییر رنگ مو	۰/۰۶۱	۰/۱۶۴	۰/۰۴۷	۰/۰۸۶	۰/۱۰۱
دقت تغییر حالت چهره	۰/۰۳۲	۰/۰۹۷	۰/۰۲۲	۰/۰۴۴	۰/۰۵۵
دقت تغییر سن	۰/۰۱۴	۰/۰۲۹	۰/۰۱۴	۰/۰۲۲	۰/۰۲۱
قابلیت ویرایش تدریجی	۰/۱۵۶	۰/۰۶۷	۰/۰۸	۰/۰۵۶	۰/۰۶۲
پایداری در تغییرات متوالی	۰/۰۹۲	۰/۰۳۵	۰/۰۴۴	۰/۰۳	۰/۰۳۳
انعطاف‌پذیری در ویرایش	۰/۰۲۶	۰/۰۱۵	۰/۰۱۶	۰/۰۱۳	۰/۰۱۳
تعمیم به داده‌های نادیده	۰/۰۸۳	۰/۰۳۶	۰/۱۱۵	۰/۰۳	۰/۰۳۲
تعمیم به سبک‌های مختلف	۰/۰۵۶	۰/۰۲۴	۰/۰۷۸	۰/۰۲	۰/۰۲۲
تعمیم به شرایط نوری متفاوت	۰/۰۳	۰/۰۱۴	۰/۰۴۱	۰/۰۱۲	۰/۰۱۲
تنوع در ویژگی‌های چهره	۰/۰۲	۰/۰۲۷	۰/۰۸	۰/۰۳۵	۰/۲۰۴
تنوع در سبک‌های بصری	۰/۰۱	۰/۰۱۳	۰/۰۴	۰/۰۱۷	۰/۱۰۲
تنوع در حالت‌های چهره	۰/۰۰۶	۰/۰۰۸	۰/۰۲	۰/۰۱	۰/۰۵۳
دقت ویرایش چشم‌ها	۰/۰۱۴	۰/۰۱۴	۰/۰۴۷	۰/۱۸۵	۰/۰۲۵
دقت ویرایش لب‌ها	۰/۰۰۷	۰/۰۰۷	۰/۰۲۴	۰/۱۰۹	۰/۰۱۲
دقت ویرایش ابروها	۰/۰۰۴	۰/۰۰۴	۰/۰۱۲	۰/۰۳۱	۰/۰۰۶
مدت زمان آموزش	۰/۰۵۶	۰/۰۶۲	۰/۰۱۷	۰/۰۱۳	۰/۰۳۶
نیاز به داده‌های آموزشی	۰/۰۷۴	۰/۰۸۱	۰/۰۲۲	۰/۰۱۶	۰/۰۴۴
پیچیدگی تنظیم ابرپارامترها	۰/۰۳۹	۰/۰۴۳	۰/۰۱۳	۰/۰۰۹	۰/۰۲۸
حفظ ساختار کلی چهره	۰/۰۲۹	۰/۰۴۲	۰/۱۳۳	۰/۱۲۷	۰/۰۱۷
حفظ تناسب اجزای چهره	۰/۰۱۶	۰/۰۲۳	۰/۰۷۴	۰/۰۷۱	۰/۰۰۹
حفظ هویت در تغییرات بزرگ	۰/۰۰۷	۰/۰۰۹	۰/۰۲۷	۰/۰۲۶	۰/۰۰۴
زمان پردازش هر تصویر	۰/۱۱۳	۰/۱۲۴	۰/۰۲۳	۰/۰۲۵	۰/۰۷۲
مصرف حافظه	۰/۰۳۸	۰/۰۴۲	۰/۰۰۸	۰/۰۰۹	۰/۰۲۴
کارایی در دستگاه‌های محدود	۰/۰۱۸	۰/۰۲	۰/۰۰۴	۰/۰۰۴	۰/۰۱۲

و پیاده‌سازی کامل در پایتون، نشان داد که مدل تفسیر فضای نهان شبکه‌های مولد متخاصم برای ویرایش معنایی چهره و مدل شبکه مولد متخاصم مبتنی بر ویژگی برای ویرایش ویژگی‌های چهره با وزن‌های نهایی ۰/۳۱۲ و ۰/۳۰۸ به‌ترتیب در رتبه‌های اول و دوم قرار گرفتند و به‌عنوان گزینه‌های برتر برای کاربردهای نیازمند دقت کنترل ویژگی، ویرایش پیوسته و کارایی عملیاتی شناخته شدند. مدل شبکه مولد متخاصم ستاره‌ای برای ترجمه ی تصویر به تصویر چنددامنه‌ای با وزن ۰/۲۰۰ در رتبه سوم قرار گرفت که عمدتاً به دلیل برتری در تنوع خروجی است و برای تولید محتوای خلاقانه و چندسبکی توصیه می‌شود. مدل شبکه ی جداسازی سبک تصویر برای

انتقال ویژگی‌های چهره در سطح نمونه و مدل شبکه مولد متخاصم مبتنی بر ماسک با وزن‌های ۰/۱۰۸ و ۰/۰۷۲ در رتبه‌های چهارم و پنجم قرار گرفتند که نشان‌دهنده محدودیت‌های نسبی در سرعت استنتاج و تعمیم‌پذیری است. تحلیل وزن‌های محلی معیارها و زیرمعیارها حاکی از آن است که هیچ مدلی در تمام ابعاد عملکردی برتری مطلق ندارد و انتخاب مدل باید وابسته به اولویت‌های کاربردی باشد. معیارهای دقت کنترل ویژگی ۰/۱۷۸، ویرایش پیوسته ۰/۱۵۳ و سرعت استنتاج ۰/۱۳۹ به‌عنوان سه معیار کلیدی شناسایی شدند که بر عملکرد، قابلیت اطمینان و امکان استقرار عملی مدل‌ها تأثیر مستقیم دارند. تحلیل حساسیت نیز پایداری بالای رتبه‌بندی را در برابر تغییرات وزن معیارها تأیید کرد و نشان داد که چارچوب پیشنهادی در برابر عدم قطعیت‌های تصمیم‌گیری مقاوم است. این پژوهش با ترکیب ۷۰٪ داده‌های کمی استخراج‌شده از ادبیات و ۳۰٪ قضاوت خبره، یک روش ترکیبی و مبتنی بر شواهد را ارائه داد که می‌تواند به‌عنوان الگویی برای ارزیابی مدل‌های دیگر در حوزه هوش مصنوعی مولد به‌کار رود. با توجه به نتایج و محدودیت‌های پژوهش حاضر، چند مسیر پژوهشی به‌عنوان زمینه‌های بالقوه برای تحقیقات آینده پیشنهاد می‌شود. نخست، توسعه مجموعه معیارها و زیرمعیارهای ارزیابی می‌تواند به غنای چارچوب تصمیم‌گیری کمک کند؛ به‌گونه‌ای که شاخص‌هایی نظیر امنیت و حفظ حریم خصوصی، قابلیت توضیح‌پذیری مدل‌ها و مصرف انرژی محاسباتی در فرآیند ارزیابی گنجانده شوند. افزودن این معیارها امکان انتخاب مدل‌ها را نه‌تنها بر اساس عملکرد فنی، بلکه با در نظر گرفتن ملاحظات پایداری، اخلاقی و عملیاتی فراهم می‌سازد. دوم، انجام مطالعات مبتنی بر داده‌های واقعی کاربران و تحلیل عملکرد مدل‌ها در بازه‌های زمانی بلندمدت می‌تواند به افزایش اعتبار بیرونی و تعمیم‌پذیری نتایج کمک کند. ارزیابی مدل‌ها در محیط‌های عملیاتی واقعی و در مواجهه با شرایط متغیر و پیچیده، تصویری واقع‌گرایانه‌تر از کارایی آن‌ها ارائه خواهد داد. سوم، به‌کارگیری و مقایسه روش‌های مختلف تصمیم‌گیری چندمعیاره می‌تواند به تکمیل و تقویت چارچوب تحلیلی پژوهش منجر شود. در این راستا، استفاده از روش‌هایی نظیر Fuzzy VIKOR TOPSIS، یا ANP و مقایسه نظام‌مند نتایج آن‌ها با روش تحلیل سلسله‌مراتبی فازی می‌تواند مزایا، محدودیت‌ها و میزان حساسیت هر روش را در اولویت‌بندی مدل‌ها آشکار سازد. چهارم، ادغام چارچوب تصمیم‌گیری چندمعیاره با روش‌های یادگیری تقویتی می‌تواند به‌عنوان یک رویکرد نوآورانه مورد توجه قرار گیرد. این رویکرد امکان بهینه‌سازی هم‌زمان چندین معیار و انتخاب پویا و تطبیقی مدل‌ها را فراهم می‌کند و می‌تواند به ارتقای عملکرد سیستم‌های مولد در کاربردهای عملی منجر شود. در نهایت، تحلیل عمیق‌تر تعاملات و وابستگی‌های متقابل میان معیارها و زیرمعیارها از دیگر مسیرهای

پژوهشی مهم به شمار می‌رود. بررسی این روابط می‌تواند به شناسایی اثرات هم‌افزایی یا تضادی میان معیارها منجر شده و زمینه‌ساز تصمیم‌گیری دقیق‌تر و واقع‌گرایانه‌تر در ارزیابی مدل‌های ویرایش چهره باشد.

تشکر و قدردانی

نویسندگان این اثر مراتب تشکر و قدردانی خود را از مسئولان محترم و داوران مجله ابراز می‌دارند و از حمایت‌ها و نظرات ارزشمند آن‌ها در بهبود کیفیت این پژوهش قدردانی می‌کنند.

مراجع

[1] Amaitik, N. (2023). Decision making and the Analytic Hierarchy Process (AHP): A complete tutorial. ResearchGate.

[2] Baek K, Bang D, Shim H, “Editable generative adversarial networks: Generating and editing faces simultaneously,”. In asian conference on computer vision 2018, pp. 39-55.

[3] Buckley, J. J. (1985). Fuzzy hierarchical analysis. Fuzzy Sets and Systems, 17(3), 233–247. https://doi.org/10.1016/0165-0114(85)90090-9

[4] Caldeira, E., Neto, P. C., Huber, M., Damer, N., & Sequeira, A. F. (2025). Model compression techniques in biometrics applications: A survey. Information Fusion, 114, Article 102657. https://doi.org/10.1016/j.inffus.2024.102657

[5] Chan, Patrick PK, et al., “Progressive editing with stacked generative adversarial network for multiple facial attribute editing,” Computer Vision and Image Understanding, vol. 217, p. 103347, 2022.

[6] Choi, Y., Uh, Y., Yoo, J., & Ha, J.-W. (2020). StarGAN v2: Diverse image synthesis for multiple domains. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp. 8188–8197). https://doi.org/10.1109/CVPR42600.2020.00821

[7] Crum, C. R., Tinsley, P., Boyd, A., Piland, J., Sweet, C., Kelley, T., Bowyer, K., & Czajka, A. (2023). Explain to me: Salience-based explainability for synthetic face detection models. IEEE Transactions on Artificial Intelligence, 1–12.

[8] DeAndres-Tame, I., Tolosana, R., Melzi, P., Vera-Rodriguez, R., Kim, M., Rathgeb, C., ... Menotti, D. (2024). Second edition FRCSyn challenge at CVPR 2024: Face recognition challenge in the era of synthetic data. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp. 1–10). IEEE.

[9] Fontanini, T., Ferrari, C., Lisanti, G., Galteri, L., Berretti, S., Bertozzi, M., & Prati, A. (2023). FrankenMask: Manipulating semantic masks with transformers for face parts editing. Pattern Recognition Letters, 176, 14–20.

[10] Goepel, K. D. (2018). Implementation of an online software tool for the Analytic Hierarchy Process (AHP-OS). BPMSG. https://bpmsg.com/ahp/ahp-os

[11] Gong, Z. (2008). Least-square method to priority of the fuzzy preference relations with incomplete information. International Journal of Approximate Reasoning, 47(2), 207-218

[12] Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., ... Bengio, Y. (2014). Generative adversarial nets. In Advances in Neural Information Processing Systems (pp. 2672–2680).

[13] Guo, X., Kan, M., He, Z., Song, X., & Shan, S. (2021). Image style disentangling for instance-level facial attribute transfer. Computer Vision and Image Understanding, 207, Article 103205. https://doi.org/10.1016/j.cviu.2021.103205

[14] He, Z., Zuo, W., Kan, M., Shan, S., & Chen, X. (2019). AttGAN: Facial attribute editing by only changing what you want. IEEE Transactions on Image Processing, 28(11), 5464–5478.

[15] Ho, J., Jain, A., & Abbeel, P. (2020). Denoising diffusion probabilistic models. In Advances in Neural Information Processing Systems (pp. 6840–6851).

[16] Hummel, J. M., Bridges, J. F. P., & IJzerman, M. J. (2014). Group decision making with the Analytic Hierarchy Process in benefit-risk assessment: A tutorial. The Patient - Patient-Centered Outcomes Research, 7(2), 129–140.

[17] Kammoun.A , R. Slama, H. Tabia, T. Ouni, and M. Abid, “Generative adversarial networks for face generation: A survey,” ACM Computing Surveys, vol. 54, no. 2, pp. 1–38, 2022.

[18] Kim, M., Liu, F., Jain, A., & Liu, X. (2023). DCFace: Synthetic face generation with dual condition diffusion model. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp. 1–10). IEEE.

[19] Ko, K., Yeom, T., & Lee, M. (2024). SuperstarGAN: Generative adversarial networks for image-to-image translation in large-scale domains. Neural Networks, 162, 330–339.

[20] Lisanti, G., & Giambi, N. (2024). Conditioning diffusion models via attributes and semantic masks for face generation. Computer Vision and Image Understanding, 244, Article 104026. https://doi.org/10.1016/j.cviu.2024.104026

[21] Melnik.A et al., “Face generation and editing with StyleGAN: A survey,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 46, no. 5, pp. 3557–3576, 2024.

[22] Melzi, P., Rathgeb, C., Tolosana, R., Vera-Rodriguez, R., Lawatsch, D., Domin, F., & Schaubert, M. (2023). GANDiffFace: Controllable generation of synthetic datasets for face recognition with realistic variations. In Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops (pp. 1–10). IEEE.

[23] Naskar, G., Mohiuddin, S., Malakar, S., Cuevas, E., & Sarkar, R. (2024). Deep-fake detection using deep feature stacking and meta-learning. Heliyon, 10, Article e25933. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e25933

[24] Nickabadi.A , M. Saeedi Fard, N. Moradzadeh Farid, and N. Mohammadbagheri, "A comprehensive survey on semantic facial attribute editing using generative adversarial networks," arXiv preprint arXiv:2205.10587, 2022.

[25] Pathan, A. I., Agnihotri, P. G., Said, S., & Patel, D. (2022). AHP and TOPSIS based flood risk assessment—a case study of the Navsari City, Gujarat, India. Environmental Monitoring and Assessment, 194(7), Article 509. https://doi.org/10.1007/s10661-022-10111-x

[26] Pernuš, M., Štruc, V., & Dobrišek, S. (2023). MaskFaceGAN: High-resolution face editing with masked GAN latent code optimization. IEEE Transactions on Image Processing, 32, 5893–5908.

[27] Qiu, H., Yu, B., Gong, D., Li, Z., Liu, W., & Tao, D. (2021). SynFace: Face recognition with synthetic data. In Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (pp. 1–10). IEEE.

[28] Saaty, T. L. (1980). The Analytic Hierarchy Process: Planning, priority setting, resource allocation. McGraw-Hill.

[29] Shen, Y., Gu, J., Tang, X., & Zhou, B. (2020). Interpreting the latent space of GANs for semantic face editing. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp. 9243–9252). https://doi.org/10.1109/CVPR42600.2020.00926

[30] Vargas, R. V. (2010). Using the Analytic Hierarchy Process (AHP) to select and prioritize projects in a portfolio. In PMI® Global Congress 2010—North America. Project Management Institute.

[31] Wang, M., & Deng, W. (2021). Deep face recognition: A survey. Neurocomputing, 429, 215–244. https://doi.org/10.1016/j.neucom.2020.10.081

[32] Wu.X, K. Xu, and P. Hall, "A survey of image synthesis and editing with generative adversarial networks," Tsinghua Science and Technology, vol. 22, no. 6, pp. 660–674, 2017.