Journal of Soft Computing and Information Technology (JSCIT)
Babol Noshirvani University of Technology, Babol, Iran
Journal Homepage: jscit.nit.ac.ir
DOI: 10.22034/jscit.2025.509592.2109
Volume 14, Number 2, Summer 2025, pp. 1-17
Received:03/01/2025, Revised:05/02/2025, Accepted: 07/14/2025

A Deep Face Detection Model with an Optimal Selection of Features Using the Firefly Optimization Algorithm

Farnaz Hoseini[1*], Masume Kheyri[2]

1-* Department of Computer Engineering, National University of Skills (NUS), Tehran, Iran.
2- Department of Computer Engineering, National University of Skills (NUS), Tehran, Iran.

[1*]f-hoseini@nus.ac.ir, [2] mkheyri@nus.ac.ir,

Corresponding author's address: Farnaz Hoseini, Faculty of Electrical and Computer Engineering, Babol Noshirvani University of Technology, Babol, Iran.

Abstract- Today, facial recognition is an important issue in applications such as security systems, credit card control, and identification of criminals. The human face is inherently dynamic, continuously changing under the influence of various factors. For this reason, it is difficult to develop a computational model for face detection considering the complexity of faces and the multidimensional structure of vision. Therefore, face detection is known as a high-level activity in computer vision that can include many basic visualization techniques. In recent years, various techniques and methods have been presented for facial detection systems. Although the act of recognition from static images of faces has reached a high degree of reliability and efficiency, still increasing the accuracy of detection in face images is an important issue that can be investigated. In this study, a deep convolutional neural network is used to improve face detection. In the first stage of the proposed method, after selecting and extracting the primary data from the database, the necessary pre-processing is done on the images. The output of this step is given as input to the firefly optimization algorithm to be used to select effective features and recognize them for optimization. Finally, a deep convolutional neural network has been used in two steps of training and testing for face recognition. The purpose of presenting the proposed method is to increase the accuracy and reduce the computational complexity in the face detection process. The proposed method is implemented using MATLAB software and the implementation results show proper performance and increased accuracy in the diagnosis process. In the presented method, due to the optimal selection of features, a detection accuracy rate of 95.11 % has been obtained, which is higher than other methods presented in recent years. In addition, the recognition process in the proposed method is fast and can basically meet the requirements of real-time face detection.

Keywords- Face Detection, Optimal Feature Selection, Firefly Optimization Algorithm, Deep Convolutional Neural Network.

مجله علمی رایانش نرم و فناوری اطلاعات
دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل
صفحه مجله: jscit.nit.ac.ir
شناسه دیجیتال: 10.22034/jscit.2025.509592.2109
جلد ۱۴، شماره ۲، تابستان ۱۴۰۴، صفحه ۱-۱۷
دریافت: ۱۴۰۳/۱۲/۱۱، بازنگری: ۱۴۰۴/۰۲/۱۲، پذیرش: ۱۴۰۴/۰۴/۲۳

ارائه یک مدل عمیق برای تشخیص چهره با انتخاب بهینه‌ی ویژگی‌ها توسط الگوریتم بهینه‌سازی کرم شب تاب

فرناز حسینی*[۱]، معصومه خیری [۲]
۱*- گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه ملی مهارت، تهران، ایران.
۲- گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه ملی مهارت، تهران، ایران.
[1*] f-hoseini@nus.ac.ir, [2] mkheyri@nus.ac.ir

× نشانی نویسنده مسئول: فرناز حسینی، بابل، خیابان شریعتی، دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر.

چکیده- امروزه تشخیص چهره یک موضوع مهم در کاربردهایی همچون سیستم‌های امنیتی، کنترل کارت اعتباری و شناسایی مجرمان می‌باشد. چهره انسان ذاتاً پویا و متغیر است و تحت تأثیر عوامل متعددی به طور مداوم تغییر می‌کند. به همین دلیل توسعه‌ی یک مدل محاسباتی برای تشخیص چهره با توجه به پیچیدگی‌های چهره و ساختار چند بعدیِ بینایی دشوار است. از این رو تشخیص چهره به عنوان یک فعالیت سطح بالا در بینایی کامپیوتر شناخته شده که می‌تواند بسیاری از روش‌های بینایی اولیه را در برگیرد. در سال‌های اخیر رویکردها و روش‌های مختلفی برای سیستم‌های تشخیص چهره ارائه شده‌اند. اگر چه عمل تشخیص از تصاویر ثابتِ چهره به درجه بالایی از اطمینان و کارایی رسیده، اما همچنان افزایش دقت تشخیص در تصاویر چهره یک موضوع مهم و قابل بررسی می‌باشد. در این مطالعه برای بهبود تشخیص چهره از یک شبکه عصبی پیچشی عمیق استفاده شده است. در مرحله اول از روش پیشنهادی پس از انتخاب و استخراج داده‌ی اولیه از بانک داده، پیش پردازش‌های لازم بر روی تصاویر انجام می‌شود. خروجی این مرحله به‌عنوان ورودی به الگوریتم بهینه‌سازی کرم شب تاب داده شده تا برای انتخاب ویژگی‌های موثر و شناخت آن‌ها در راستای بهینه‌سازی استفاده گردد. در نهایت از یک شبکه عصبی پیچشی عمیق در دو گام آموزش و آزمون برای تشخیص چهره استفاده شده است. هدف از ارائه روش پیشنهادی افزایش دقت و کاهش پیچیدگی محاسباتی در فرآیند تشخیص چهره است. روش پیشنهادی با استفاده از نرم افزار متلب پیاده‌سازی شده و نتایج پیاده‌سازی نشان دهنده‌ی عملکرد مناسب و افزایش دقت در فرآیند تشخیص می‌باشد. در روش ارائه شده به دلیل انتخاب بهینه‌ی ویژگی‌ها، میزان دقت تشخیص ۹۵,۱۱ ٪ به‌دست آمده که نسبت به سایر روش‌های ارائه شده در سال‌های اخیر بالاتر است. علاوه بر این، عمل تشخیص در روش پیشنهادی سریع بوده و اساساً می‌تواند الزامات تشخیص چهره در زمان واقعی را برآورده سازد.

واژه‌های کلیدی: تشخیص چهره، انتخاب ویژگی بهینه، الگوریتم بهینه سازی کرم شب تاب، شبکه عصبی پیچشی عمیق.

۱- مقدمه

یکی از مهم‌ترین فناوری‌های تشخیص و شناسایی افراد که در آن از مؤلفه بیومتریک استفاده شده است سیستم شناسایی از طریق تشخیص چهره است [۱]. سیستم‌های تشخیص چهره دارای راه‌کارها و فناوری‌های گوناگون در پردازش تصویر بوده و معمولا برای اسکن چهره توسط تصویربرداریِ حرارتی، فاصله نقشه‌برداری بین ویژگی‌های مهم چهره و آنالیز بافت سطحی پوست استفاده می‌شوند [۲]. بعد از موفقیت سیستم شناسایی از طریق اثر انگشت،

سیستم تشخیص چهره در چند سال اخیر جزء مهم‌ترین تکنولوژی‌های تشخیص بیومتریک به شمار می‌آید [۳]. اهمیت این سیستم و توسعه کاربردیِ آن به دلیل شایستگی استفاده در کاربردهای مختلف امنیتی، پردازش تصویر، شناسایی خودکار سریع، سرعت پردازش بالا و کاهش خطای آن در عمل شناسایی بدون دخالت شخص است. با وجود سیستم‌های بیومتریک قابل اعتمادی مانند تشخیص اثر انگشت و عنبیه چشم، سیستم تشخیص چهره رابطه بهتری با کاربر ایجاد کرده و بدون تماس کامل عضوی از بدن با سیستم، عملیات تشخیص را انجام می‌دهد. بنابراین این سیستم می‌تواند القای اطمینان بیشتری در کاربر ایجاد کند. توسعه کاربردی دوربین‌های دیجیتالی پیشرفته عامل مؤثری در افزایش طرفداران این سیستم بوده است. در سال‌های اخیر شناسایی چهره در زمینه‌های تحقیقاتی مرتبط با بیومتریک، شناسایی الگو و بینایی ماشین مورد توجه بیشتری قرار گرفته است [۴]. همچنین در برخی کاربردهای تجاری و امنیتی نیز روش‌های شناسایی چهره مورد استفاده قرار می‌گیرند. برخی از این کاربردها شامل کنترل امنیتی افراد، کنترل دسترسی، شناسایی افراد مجرم (مثلاً کنترل گذرنامه)، بازسازی چهره، مدارهای واسط بین انسان و رایانه می‌باشند. علاوه بر شناسایی با کمک چهره روش‌های شناسایی دیگری نیز وجود دارند که از آن جمله می‌توان به شناسایی از طریق اثرانگشت، دست، صدا، چشم، گوش و امضا اشاره کرد. برای روش‌های شناسایی مختلف نیاز به روش‌های برداشت اطلاعات متفاوتی است که می‌توان آن‌ها را برحسب عواملی از جمله میزان همکاری شخص، دقت، هزینه و راحتی اندازه‌گیری دسته‌بندی کرد. شناسایی با کمک تصاویر چهره به دلیل اینکه نیاز به همکاری کمتر و ساده‌تر از طرف دیگران داشته و ماهیت غیر دخالت کننده دارد مورد توجه شرکت‌های امنیتی قرار گرفته است. از جنبه اقتصادی شرکت‌های کوگنتیو[۱]، ویسیج[۲] و آیدنتیکس[۳] در این زمینه فعال هستند. تشخیص چهره برخلاف روش‌های دیگرِ اعتبارسنجی، که لازم است کاربر حداقل کلمه کاربری و کلمه عبور خود را به یاد داشته باشد، می‌تواند در فرایند اعتبارسنجی نیز استفاده شود [۵]. توانایی انسان در تشخیص چهره قابل توجه است؛ انسان‌ها دارای توانایی ذاتی برای تجزیه و تحلیل ظاهر صورت از هم نوعان خود هستند. مغز انسان ساختار پیچیده‌ای دارد و می‌تواند هزاران چهره‌ی یاد گرفته در طول عمر خود را تشخیص داده و در یک نگاه چهره‌های آشنا را حتی پس از سال‌ها و با تغییرات گسترده در ظاهر شناسایی کند. این مهارت در مقابل تغییرات در شرایط دیداری مانند حالت چهره، سن و همچنین تغییراتی در عینک، ریش یا سبک مدل موها ایستادگی می‌کند [۶]. این قابلیت یکی از ویژگی‌های قابل توجه در هوش انسانی است و گسترش آن به ماشین‌ها می‌تواند اولین گام بزرگ برای ایجاد هوش مصنوعی در میان بسیاری از برنامه‌های کاربردی مفید باشد [۷]. عملکرد یک سیستم تشخیص چهره بوسیله یک ماشین خودکار، به این صورت است که ابتدا با ورود تصویرهای ثابت یا متحرک داده شده از یک محیط، شخص و یا اشخاصی که تصاویر آن‌ها در پایگاه داده‌ی مشخص موجود است، عمل بازبینی یا تشخیص هویت انجام می‌شود؛ سپس با انجام فرایند پیش‌پردازش بر روی تصویر ورودی، اقدام به جداسازی تصویر چهره از منظره شلوغ، پیچیده و یا ساده‌ی پس‌زمینه می‌گردد. استخراج ویژگی‌های تصویر چهره از محدوده چهره، باعث کاهش جستجوها و در نتیجه بالا رفتن کارایی بازبینی و تشخیص می‌شود. روش‌های شناسایی چهره شامل دو روش استخراج ویژگی عمده هستند که عبارتند از روش‌های مبتنی بر ویژگی و روش‌های مبتنی بر ظاهر. روش‌های مبتنی بر ویژگی از اطلاعات انسان نسبت به ساختار چهره استفاده مستقیم می‌کنند. روش‌های مبتنی بر ظاهر بر یادگیری آماری استوار بوده و مسئله تشخیص چهره را به‌صورت یک مسئله تشخیص الگوی دو کلاسه در نظر می‌گیرند. مهم‌ترین گام در فرآیند تشخیص، استخراج ویژگی‌های یک تصویر است. در بسیاری موارد نسبت ویژگی به کل اطلاعات مورد نیاز متعادل نیست؛ در واقع ویژگی‌هایی وجود دارند که باعث افزایش بار محاسباتی سیستم می‌شوند. کاهش بار سیستم باعث افزایش سرعت سیستم تشخیص می‌شود. بنابراین ضرورت دارد با انتخاب ویژگی‌های بهینه بتوان سرعت سیستم تشخیص را افزایش و درصد خطا را کاهش داد. الگوریتم‌های الهام گرفته از طبیعت، جز قدرتمندترین الگوریتم‌های بهینه‌سازی[۴] هستند. الگوریتم بهینه‌سازی کرم شب تاب[۵] از جمله الگوریتم‌های بهینه‌سازی با عملکرد مناسب و سرعت همگرایی بالا است [۸]. توانایی این الگوریتم در جستجوی جواب‌های بهینه‌ی مرتبط با مسئله، آن را از برخی الگوریتم‌های بهینه‌سازی مشابه متمایز کرده است. چنین ویژگی مهمی در الگوریتم بهینه‌سازی کرم شب تاب موجب شده تا این الگوریتم به انتخاب ایده‌آلی برای کاربردهای بهینه‌سازی چندمُدی تبدیل شود[۹]. از این الگوریتم پیش‌تر برای کاربردهای مختلفی از جمله طراحی سیستم‌های کنترل کننده [۱۰]، بهینه‌سازی توان راکتورهای هسته‌ای [۱۱] و حل موازی مسائل NP-Hard [۱۲] استفاده شده است. به همین منظور، در این مطالعه نیز جهت انتخاب بهینه ویژگی‌ها از این الگوریتم استفاده می‌شود.

با توجه به موفقیت‌های شبکه عصبی پیچشی[۶] در دسته‌بندی و تشخیص اشیا [۱۳]، واضح است که این شبکه‌ها می‌توانند ویژگی‌های سطح بالا و مفیدی را از تصاویر بانک داده‌های بزرگ

استخراج کنند. از این رو، استفاده از این شبکه‌ها در زمینه‌ی تشخیص چهره که یکی از الگوهای مهم یادگیری ماشین است، ضروری به نظر می‌رسد [۱۴]. همچنین پیشینه‌ی پژوهش‌ها در این زمینه نشان می‌دهد که در این شبکه‌ها به معیار دقت توجه ویژه‌ای نشان داده شده است. بنابراین انتخاب و طراحی شبکه‌ای که بتواند ضمن داشتن دقت مناسب، از سرعت خوبی نیز برخوردار باشد، از دلایل اصلی انجام این پژوهش است. در این مطالعه، ابتدا یک بانک داده استاندارد (FDBB[۷]) [۱۵] انتخاب می‌شود، سپس فراخوانی تصاویر بانک داده، به منظور بهبود کیفیت انجام شده و پیش‌پردازش‌هایی بر روی تصاویر اعمال می‌شود. تصاویر موجود در FDDB از منابع مختلف و محیط‌های طبیعی جمع‌آوری شده‌اند و شامل چهره‌هایی با تنوع در زاویه‌ی دید، حالت‌های مختلف چهره، اندازه، شرایط نوری متفاوت، پس‌زمینه‌های شلوغ و کیفیت‌های متغیر می‌باشند. این تنوع ویژگی، FDDB را به یک معیار استاندارد برای ارزیابی عملکرد الگوریتم‌های تشخیص چهره در شرایط واقعی تبدیل کرده است. در این بانک داده، چهره‌ها با استفاده از مختصات بیضی‌شکل برچسب‌گذاری شده‌اند که موقعیت و اندازه‌ی تقریبی چهره در هر تصویر را مشخص می‌کند. در واقع در این بخش داده‌های تصویری مورد ترمیم و بازسازی قرار می‌گیرند و برای ادامه کار آماده می‌شوند. پس از پیش‌پردازش لیست ویژگی‌های کاربردی اجزای چهره تهیه می‌شود و با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی کرم شب تاب [۱۶] بهترین ویژگی‌های مؤثر برای شناسایی چهره انتخاب می‌شوند. در نهایت از یک شبکه عصبی پیچشی عمیق (DCNN)[۸] در دو مرحله آموزش[۹] و آزمون[۱۰] (تست) برای تشخیص چهره استفاده می‌شود. در این پژوهش از DCNN به‌دلیل توان بالای آن در استخراج ویژگی‌های مکانی و بافتی چهره استفاده شده است. این معماری با بهره‌گیری از لایه‌های کانولوشن، ادغام و تمام‌متصل، به‌طور مؤثری قادر است الگوهای تصویری را شناسایی کند. مزیت اصلی آن نسبت به روش‌های سنتی، کاهش نیاز به طراحی دستی ویژگی‌ها و افزایش دقت در شرایط پیچیده تصویری مانند نور ناهموار و زوایای مختلف چهره است. عملکرد روش ارائه شده توسط معیارهای دقت[۱۱]، حساسیت[۱۲]، ویژگی[۱۳] و صحت[۱۴] مورد ارزیابی قرار گرفته است. اگرچه تاکنون پژوهش‌های مختلفی برای تشخیص چهره پیشنهاد شده است، به ویژه روش عصبی عمیق که عملکرد بسیار خوبی در تشخیص چهره داشته، اما بسیاری از این مدل‌ها نیاز به داده‌های آموزشی با حجم بالا دارند؛ به عبارتی دقت بالای نتایج، بستگی زیادی به اندازه مجموعه‌ی آموزش دارد. الگوریتم‌های الهام گرفته شده از طبیعت[۱۵] در زمره قدرتمندترین الگوریتم‌های «بهینه‌سازی[۱۶]» قرار دارند. در این مطالعه از الگوریتم بهینه‌سازی کرم شب تاب برای انتخاب ویژگی‌های مؤثر چهره استفاده شده است، چرا که این الگوریتم با داشتن توان بالای جستجو در فضای پاسخ و قابلیت عبور از بهینگی محلی، گزینه‌ای مناسب برای مسائل چندمُدی مانند شناسایی چهره به شمار می‌رود. در مقایسه با سایر الگوریتم‌های فراابتکاری مانند گرگ خاکستری یا ازدحام ذرات، کرم شب تاب به دلیل سادگی پیاده‌سازی، همگرایی سریع و کارایی بالاتر در مجموعه داده‌های با حجم محدود، برتری دارد. در این پژوهش، ویژگی‌های آماری استخراج شده به کمک این الگوریتم فیلتر شده و تنها ویژگی‌های کلیدی به شبکه عصبی پیچشی عمیق داده شده‌اند تا فرآیند یادگیری با دقت و سرعت بیشتری انجام شود با توجه به هدف اصلی این پژوهش که افزایش دقت و کاهش پیچیدگی محاسباتی در شرایط داده‌های محدود است، از میان الگوریتم‌های فراابتکاری مختلف، الگوریتم کرم شب تاب انتخاب شد. این الگوریتم با وجود داشتن پارامترهای تنظیمی متعدد مانند نرخ جذابیت و گاما، از انعطاف‌پذیری بالایی در تنظیم روند جستجو برخوردار است و می‌تواند به‌طور مؤثر بین جستجوی محلی و جهانی تعادل برقرار کند. قابلیت همگرایی سریع، توان عبور از بهینگی‌های محلی و عملکرد پایدار در فضاهای چندمُدی، مزایای منحصربه‌فردی هستند که آن را در مقایسه با الگوریتم‌هایی مانند زنبور عسل [۱] یا فاخته [۲]برای انتخاب ویژگی‌های مؤثر در این مطالعه به گزینه‌ای مناسب تبدیل کرده‌اند.

بخش‌بندی ادامه‌ی این مقاله به این ترتیب است که در بخش دوم به بیان پیشینه تحقیق و بررسی مدل‌های عمیق ارائه شده برای تشخیص چهره در سال‌های اخیر پرداخته خواهد شد. در بخش سوم روش پیشنهادی برای تشخیص چهره با استفاده از شبکه عصبی پیچشی عمیق و انتخاب بهینه‌ی ویژگی‌ها توسط الگوریتم بهینه‌سازی کرم شب تاب شرح داده می‌شود. بخش چهارم نشان دهنده‌ی نتایج حاصل از این مطالعه است که شامل معرفی بانک داده، بررسی معیارهای ارزیابی و نتایج خروجی روش پیشنهادی است. نتیجه گیری کلی و پیشنهادها آتی نیز در بخش پنجم ارائه شده است.

۲- پیشینه تحقیق

در این بخش مطالعات اخیر انجام گرفته در حیطه موضوع مورد مطالعه در سال‌های اخیر مورد بحث و بررسی قرار می‌گیرد.

در [۱۷] سال ۲۰۲۲ تجزیه و تحلیل مؤلفه های اصلی در تشخیص چهره با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی کرم شب تاب انجام شده و یک سیستم تشخیص چهره بسیار موثر با ترکیب الگوریتم‌های ژنتیک برای استراتژی جستجوی بهتر پیشنهاد شده است. در محیط

مدرن، نوآوری‌های در حال ظهور در فناوری اطلاعات ما را به تمرکز بر تقویت فرآیند امنیتی سوق داده‌اند. این امر منجر به پیشرفت اخیر در فناوری تشخیص چهره شده و توجه ویژه‌ای به فرآیند تشخیص با استفاده از یک سیستم بیومتریک برای شناسایی چهره دارد. تشخیص چهره به‌عنوان یکی از کاربردهای کارآمد مطالعه تصویر مشهور است، که به‌طور رایج برای بیومتریک قابل اعتماد استفاده می‌شود، جایی که امنیت ویژگی مهم کیفیتی است و باید به آن دست یافت. روش ارائه شده در این مطالعه بر روی فرآیندهای دو مرحله‌ای کار می‌کند که عبارتند از استخراج ویژگی چهره و تطبیق الگوی چهره. ویژگی‌ها از دو بانک داده مختلف استخراج شده و تصاویر چهره با استفاده از الگوریتم PCA[17] (تجزیه و تحلیل مؤلفه های اصلی) تشخیص داده می‌شوند. از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام کرم شب تاب مصنوعی برای جستجوی بهتر و تطبیق ویژگی‌های چهره استفاده شده است. نتایج به‌دست آمده برای دو بانک داده OUR، با دقت ۸۰/۰۶٪ درصد و بانک داده AFSA با دقت ۸۸/۰۹٪ درصد نشان از عملکرد مناسب این مطالعه دارد.

در [۱۸] سال ۲۰۲۲ یک شبکه عصبی پیچشی چند وظیفه‌ای (MTCNN)[18] برای تشخیص چهره با اطلاعات جزئی صورت پیشنهاد شد. در این پژوهش برای آموزش شبکه عصبی پیچشی از مجموعه داده FDDB استفاده شده است. روند اجرای پژوهش به این شکل است که ابتدا تصاویر مجموعه آموزش از بانک داده استخراج شده، سپس پیش پردازش‌های لازم بر روی داده‌ها انجام می‌شوند. به منظور افزایش تعداد تصاویر در مجموعه آموزش از رویکرد افزایش داده[19] استفاده شده است. با آماده‌سازی تصاویر رمزگذاری[20] شده، از یک شبکه عصبی پیچشی چند وظیفه‌ای (MTCNN) برای آموزش و یافتن نواحی صورت استفاده می‌شود. نتایج ارزیابی نشان داد که چارچوب پیشنهادی در این پژوهش به دقت طبقه‌بندی ۹۲/۰۶٪ دست یافته است. این رویکرد، تشخیص زودهنگام و طبقه‌بندی چهره با داده‌های جزئی را تسهیل می‌بخشد.

در [۱۹] سال ۲۰۲۱ یک روش تشخیص چهره مبتنی بر شبکه عصبی پیچشی عمیق (DCNN) با استفاده از رویکرد بخش جعبه‌های لنگر یا انکر باکس‌ها[21] ارائه شد. در این پژوهش تعداد جعبه‌ها و مقیاس‌ها محدود شده و تنها تشخیص شکل چهره از داده‌های ناقص مورد بررسی قرار گرفته است. مدل پیشنهادی بر روی مجموعه داده‌های معیار تشخیص چهره پرطرفدار و چالش‌برانگیز FDDB مورد آموزش و آزمون قرار گرفته است. آزمایش‌های گسترده‌ای با معیارهای ارزیابی مختلف بر روی خروجی‌های مدل ارائه شده انجام شده است. نتایج نشان داد که مدل پیشنهادی قادر است چهره را در تصویر با دقت ۹۴/۰۸٪ درصد بر روی مجموعه داده FDDB تشخیص دهد.

در [۲۰] سال ۲۰۲۱ یک شبکه عصبی پیچشی مبتنی بر منطقه (RCNN)[22] برای تشخیص چهره در تصاویر پیچیده با انسداد جزئی چهره استفاده شده است. هدف از این پژوهش بهبود تشخیص چهره در تصاویری با داده‌های ناقص یا اطلاعات جزئی از جمله نور ناهموار، پدیده گم شدن و تشخیص کاذب چهره است. روش پیشنهادی تعداد زیادی فریم پیشنهادی چهره را تولید می‌کند که توسط یک شبکه پیشنهادی منطقه‌ای (RPN)[23] شناسایی می‌شوند. نتایج آزمایش‌ها نشان می‌دهد که روش تشخیص چهره در این پژوهش بر روی مجموعه داده FDDB می‌تواند به‌طور موثر از تشخیص نادرست تصاویر کلی و تشخیص نادرست چهره‌های متعدد تحت انسداد جزئی و روشنایی ناهموار جلوگیری کرده و در عین حال دارای دقت تشخیص و استحکام بالایی باشد. روش ارائه شده قادر است چهره را با دقت ۹۱٪ درصد بر روی مجموعه داده FDDB تشخیص دهد.

در [۲۱] سال ۲۰۲۰ یک الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر الگوریتم بهینه‌سازی کرم شب تاب و شبکه باور عمیق ارائه شده است. از آنجایی که تصاویر چهره انسان دارای ابعاد بالایی هستند، در این مطالعه یک الگوریتم بهینه‌سازی جدید برای کاهش ابعاد تصاویر چهره ارائه شده است. در ابتدا، تصاویر چهره ورودی از پایگاه‌های داده ORL و YALE جمع‌آوری شده، سپس استخراج ویژگی با استفاده از الگوی سه‌گانه محلی (LTP)[24] و نقاط کلیدی مقیاس‌پذیر ثابت دودویی قوی (BRISK)[25] برای استخراج ویژگی‌های مهم از تصاویر چهره استفاده می‌گردد. در گام بعدی الگوریتم بهینه‌سازی کرم شب تاب برای رد کردن ویژگی‌های نامربوط یا کاهش ابعاد ویژگی‌های استخراج‌شده استفاده شده است. الگوریتم بهبود یافته کرم شب تاب از تعداد محدودی از مقادیر ویژگی برای نمایش داده‌ها استفاده می‌کند و در نهایت با یک مدل عمیق پیچشی که توسعه یافته‌ی یک LSTM عمیق می‌باشد، طبقه بندی تصاویر چهره افراد انجام می‌شود. نتایج بدست آمده برای دو بانک داده ORL، با دقت ۹۰/۸۷ ٪ درصد و بانک داده YALE با دقت ۹۰ ٪ نشان از عملکرد مناسب این مطالعه دارد.

در [۲۲] سال ۲۰۱۶ از یک شبکه عصبی پیچشی آبشاری (Cascaded CNN) با داده‌های ناقص برای تشخیص چهره استفاده شده است. در این پژوهش یک رویکرد آموزش مشترک برای دستیابی به بهینه‌سازی حداکثری انتها به انتها[26] توسط شبکه عصبی پیچشی آبشاری پیشنهاد شده است. نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم انتشار برگشتی مورد استفاده در آموزش شبکه عصبی پیچشی می‌تواند به‌طور طبیعی در آموزش شبکه عصبی پیچشی

آبشاری نیز مورد استفاده قرار گیرد. نتایج خروجی چگونگیِ آموزش مشترک را بر روی شبکه عصبی پیچشی ساده و یک شبکه پیشنهادی منطقه‌ای (RPN) پیچیده‌تر را نشان می‌دهد. روش ارائه شده قادر است چهره را در تصویر با داده‌های ناقص توسط شبکه عصبی پیچشی آبشاری با دقت ۹۱/۰۲٪ درصد بر روی مجموعه داده FDDB تشخیص دهد.

در [۲۳] سال ۲۰۱۵ از یک آشکارساز چهره متراکم مبتنی بر شبکه عصبی پیچشی عمیق (DCNN) استفاده شده است که نیازی به حاشیه‌نویسی ندارد و قادر است چهره‌ها را در طیف وسیعی از جهت‌گیری‌ها با داده‌های ناقص بر اساس شبکه‌های عصبی پیچشی عمیق تشخیص دهد. روش پیشنهادی دارای حداقل پیچیدگی بوده و بر خلاف سایر روش‌های اخیرِ تشخیص اشیاء در یادگیری عمیق، به اجزای اضافی مانند تقسیم‌بندی، رگرسیون جعبه مرزی یا طبقه‌بندی‌کننده‌های مختلف نیاز ندارد. روش ارائه شده قادر به تشخیص چهره‌ها با داده‌های ناقص از زوایای مختلف بوده و می‌تواند تا حدودی انسداد را کنترل کند. نمونه‌های مثبت در مجموعه آموزشی نشان می‌دهد که عملکرد روش ارائه شده را می‌توان با استفاده از استراتژی‌های نمونه‌گیری بهتر و رویکردهای پیچیده‌تر افزایش داده‌ها بهبود داد. ارزیابی‌ها روی مجموعه داده معیار تشخیص چهره محبوب FDDB نشان می‌دهد که آشکارساز چهره متراکم ارائه شده توانسته دقت ۸۵٪ بر روی این مجموعه داده را به‌دست آورد.

عملکرد یک سیستم تشخیص چهره به‌وسیله یک ماشین خودکار، به‌صورت زیر است. با ورود تصویرهای ثابت یا متحرک داده شده از یک محیط، شخص و یا اشخاصی که تصاویر آن‌ها در پایگاه داده‌ی مشخص، موجود باشد، باید بازبینی یا تشخیص هویت شوند. با انجام فرایند پیش‌پردازش بر روی تصویر ورودی، اقدام به جداسازی تصاویر چهره از منظره شلوغ و پیچیده و یا ساده اقدام می‌شود. استخراج ویژگی‌های تصویر چهره از محدوده چهره، باعث کاهش جستجو و در نتیجه بالا رفتن کارایی بازبینی و تشخیص خواهد شد. در این مطالعه، با توجه به اهمیت استخراج ویژگی در فرآیند تشخیص چهره، از میان دو رویکرد رایج؛ یعنی روش مبتنی بر ظاهر و روش مبتنی بر ویژگی رویکرد دوم انتخاب شده است. در روش پیشنهادی، ویژگی‌های آماری از نواحی کلیدی چهره استخراج شده و سپس با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی کرم شب تاب، ویژگی‌های غیرمؤثر حذف شده‌اند. این انتخاب به‌منظور کاهش بار محاسباتی شبکه و افزایش دقت تشخیص انجام شده است. تمرکز مقاله بر کاهش ابعاد ویژگی‌ها و بهینه‌سازی داده‌های ورودی شبکه است تا با حفظ دقت بالا، سرعت پردازش نیز افزایش یابد.

۳- روش پیشنهادی

در این بخش جزئیات مربوط به مدل روش پیشنهادی برای تشخیص چهره با انتخاب بهینه‌ی ویژگی‌ها توسط الگوریتم بهینه‌سازی کرم شب تاب ارائه می‌شود. در ابتدای این بخش نحوه بارگذاری اطلاعات از بانک داده‌ی مورد استفاده بررسی شده، سپس مراحل مختلف روش پیشنهادی برای تشخیص چهره با جزئیات مورد مطالعه قرار می‌گیرد. مراحل مهم در روش پیشنهادی برای تشخیص دقیق چهره عبارتند از استخراج نقاط حساس، تکرار فرآیند استخراج ویژگی، انتخاب ویژگی‌های بهینه، آموزش مدل عمیق و اعتبارسنجی. در فرآیند روش پیشنهادی ابتدا بارگذاری اطلاعات انجام گرفته، سپس برای تمامی تصاویر موجود در پایگاه داده مراحل مربوط به استخراج و انتخاب ویژگی بر اساس الگوریتم بهینه‌سازی کرم شب تاب انجام می‌شود. در ادامه آموزش و آزمایش مدل توسط یک شبکه عصبی پیچشی عمیق انجام شده و در نهایت اعتبارسنجی مدل توسط یک الگوریتم طبقه‌بند انجام می‌شود. برای طبقه‌بندی در اعتبارسنجیِ روش پیشنهادی از الگوریتم K نزدیک ترین همسایه (K-NN[۲۷]) استفاده شده است.

۳-۱- بارگذاری اطلاعات از بانک داده

همانطور که پیش‌تر اشاره شد، در این مطالعه برای آموزش و تست روش پیشنهادی از بانک داده‌ی FDDB (مجموعه داده‌ها و معیار تشخیص چهره)[۲۸] که مجموعه‌ای از چهره‌های برچسب‌گذاری‌شده از تصاویر چهره مختلف در یک بانک داده وسیع بوده استفاده شده است. ابتدا برای هر تصویر تعدادی نقاط حساس مشخص می‌گردد که این نقاط مربوط به چشم سمت چپ و راست، دماغ و لب هستند. مختصات نقاط حساس در تصویر عبارت‌اند از: چشم چپ نقطه ۳۰×۵۵، چشم راست نقطه ۵۵×۶۵، دماغ نقطه ۵۰×۷۵، سمت چپ لب نقطه ۳۰×۸۵ و سمت راست لب نقطه ۶۰×۸۵. شکل ۱ تصاویر مربوط به نقاط حساس و بلوک‌بندی نقاط را نشان می‌دهد. در ادامه برای هر نقطه بیان شده یک بلوک در نظر گرفته می‌شود که برای هر یک از این بلوک‌ها تعدادی ویژگی محاسبه می‌گردد. فرآیند مکان‌یابی نقاط کلیدی چهره شامل چشم‌ها، بینی و لب‌ها، به‌گونه‌ای طراحی شده که با استفاده از مختصات مشخصی برای هر نقطه حساس (به‌صورت ۵ لندمارک)، ناحیه‌های مورد نظر در تصاویر چهره به‌طور دقیق استخراج شده‌اند. تخصیص مختصات عددی دقیق برای هر نقطه (مانند ۳۰×۵۵ برای چشم چپ) انجام شده است که تصاویر چهره پیش از پردازش به شکل مناسبی نرمال‌سازی و هم‌تراز شوند، به‌گونه‌ای که نقاط کلیدی در موقعیت‌های ثابتی قابل استخراج باشند. این رویکرد، علاوه بر کاهش پیچیدگی محاسباتی در مرحله

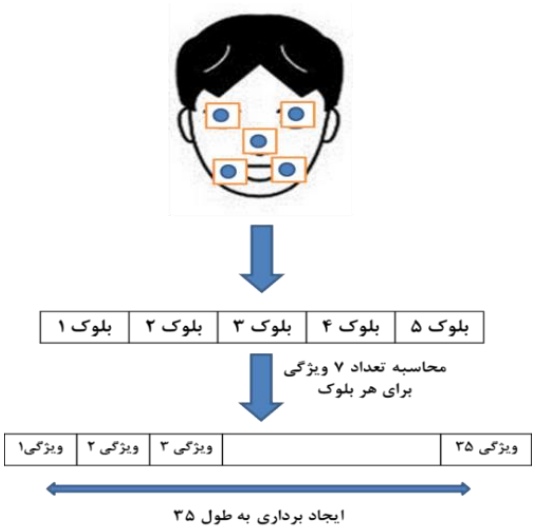
پیش‌پردازش، امکان پیاده‌سازی دقیق الگوریتم بهینه‌سازی ویژگی‌ها را فراهم کرده و موجب بهبود عملکرد نهایی سیستم تشخیص چهره شده است.



شکل ۱: نمایش نقاط کلیدی و بلوک‌بندی نقاط بر روی تصاویر

۳-۲- استخراج ویژگی

استخراج ویژگی یکی از پرکاربردترین و چالش‌برانگیزترین زمینه‌ها برای بهبود نتایج طبقه‌بندی داده‌های مختلف به حساب می‌آید. استخراج ویژگی فرآیندی است که در آن با انجام عملیاتی بر روی تمامی داده‌ها، ویژگی‌های بارز و تعیین کننده هر داده مشخص می‌شود. ویژگی‌های مناسب دو خاصیت مهم دارند که می‌توان گفت اولا تمام الگوهای متعلق به یک کلاس، این ویژگی‌ها را دارند؛ دوماً الگوهای متعلق به کلاس‌های دیگر آن ویژگی‌ها را ندارند. بنابراین ویژگی‌ها خصوصیات شی‌هایی هستند که به‌عنوان ورودی طبقه‌بندی کننده، به‌کار می‌روند و طبقه‌های مختلفی را تشکیل می‌دهند. در این بخش فرآیند استخراج ویژگی بر روی تمامی داده‌های موجود در بانک داده صورت گرفته، سپس ویژگی‌های مهم که با توجه به قابلیت‌های ذکر شده، هفت ویژگی آماری شامل انرژی، اینرسی، انتروپی، میانگین (M)، میانگین موضعی (μp)، چولگی (K) و کشیدگی (S) را به عنوان ویژگی‌های شاخص تعیین می‌کند. در روش پیشنهادی این هفت ویژگی برای هر بلوک استخراج می‌شوند که با محاسبه این هفت ویژگی برای هر بلوک، برداری به طول ۳۵ ویژگی همانند آنچه در شکل ۲ نمایش داده شده ایجاد می‌شود. این ویژگی‌ها به دلیل توانایی بالا در استخراج اطلاعات ساختاری و بافتی از نواحی حساس تصویر، نقش مهمی در افزایش دقت شناسایی چهره دارند. به‌ویژه ویژگی‌هایی مانند انرژی و انتروپی که اطلاعات غنی‌تری از توزیع شدت پیکسل‌ها ارائه می‌دهند، در تشخیص تفاوت‌های ظریف میان چهره‌ها موثرتر عمل می‌کنند. در فرآیند انتخاب ویژگی‌ها، الگوریتم بهینه‌سازی کرم شب تاب با هدف کاهش ویژگی‌های کم اثر و حفظ ویژگی‌های کلیدی، اقدام به حذف برخی از این ویژگی‌ها می‌کند. نتایج حاصل از اجرای الگوریتم نشان داد که ویژگی‌های انرژی، انتروپی و μp به‌طور مکرر در ترکیب‌های منتخب باقی مانده‌اند و نقش پررنگ‌تری در افزایش دقت نهایی مدل ایفا کرده‌اند؛ درحالی‌که ویژگی‌هایی با اطلاعات تکراری یا تأثیر کمتر در برخی تکرارها توسط الگوریتم حذف شده‌اند. این انتخاب هوشمندانه موجب کاهش پیچیدگی محاسباتی و افزایش بهره‌وری مدل تشخیص چهره شده است. مدل پیشنهادی با توجه به فرآیند پیش‌پردازش تصاویر و استخراج ویژگی‌های آماری بهینه شده توسط الگوریتم کرم شب‌تاب، تا حد قابل توجهی نسبت به تغییرات نرمال در شدت روشنایی (سایه‌های ملایم) مقاوم است. در فرآیند پیش‌پردازش، روش‌های نرمال‌سازی شدت پیکسل‌ها و استخراج ویژگی‌های مقاوم به تغییرات نوری به کار گرفته شده تا اثر تغییرات جزیی روشنایی کاهش یابد. با این حال، همانند بسیاری از مدل‌های تشخیص چهره، تغییرات شدید و غیرکنواخت در شدت روشنایی (مثلاً سایه‌های تند یا نورهای موضعی بسیار قوی) می‌تواند بر دقت مدل اثرگذار باشد.

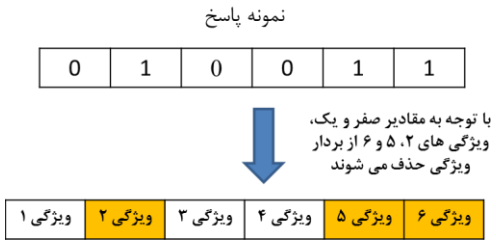


شکل ۲: مثالی از یک نمونه بردار ویژگی

۳-۳- انتخاب ویژگی‌های بهینه

در ادامه برای تصاویر موجود در پایگاه داده فرآیند مربوط به استخراج ویژگی انجام می‌شود. نتیجه این کار ایجاد یک جدول ویژگی است. این جدول شامل ۳۵ ستون (تعداد ویژگی‌های استخراج شده) و ۲۰۰ سطر (به تعداد تصاویر چهره) است. ستون آخر جدول ویژگی مربوط به کلاس بردار ویژگی است که نشان دهنده شماره فرد است. با ایجاد جدول ویژگی فرآیند مربوط به انتخاب ویژگی انجام شده و تعدادی از ویژگی‌های جدول حذف می‌شوند. فرآیند حذف تعدادی از ویژگی‌ها نیز توسط الگوریتم بهینه‌سازی کرم شب تاب انجام می‌شود که در ادامه نحوه انتخاب ویژگی و حذف ویژگی‌های غیر موثر بیان می‌شود. انتخاب ویژگی یکی از روش‌های مهم و اغلب مورد استفاده در پیش پردازش داده

برای داده کاوی به ویژه در شناسایی الگو و یادگیری ماشین است؛ زیرا در این کاربردها تعداد زیادی ویژگی وجود دارد که بسیاری از آن‌ها یا بلا استفاده هستند و یا بار اطلاعاتی چندانی ندارند. حذف نکردن این ویژگی‌ها، بار محاسباتی را برای کاربرد مورد نظر بالا برده و اکثرا باعث طبقه‌بندی اشتباه می‌شود. در فرآیند انتخاب ویژگی در روش پیشنهادی از الگوریتم بهینه‌سازی کرم شب تاب استفاده شده است که با اجرای الگوریتم، ویژگی‌های ناکارآمد حذف شده و ویژگی‌هایی انتخاب می‌شوند که دقت تشخیص چهره را افزایش دهند. بنابراین در فرآیند انتخاب ویژگی به ازای هر کرم در الگوریتم کرم شب تاب یک نمونه پاسخ تولید می‌شود. طول نمونه پاسخ متناظر با بردار ویژگی است که با مقادیر صفر و یک مقداردهی می‌شوند. مقدار یک نشان دهنده حذف ویژگی در بردار ویژگی متناظر و مقدار صفر باقی ماندن ویژگی در بردار مورد نظر را نشان می‌دهد. شکل ۳ یک نمونه پاسخ برای انتخاب ویژگی‌های موثر و حذف ویژگی‌های ناکارآمد را نشان می‌دهد. بنابراین مقدار یک در نمونه پاسخ شکل ۳ به معنای حذف ویژگی و مقدار صفر به معنای باقی ماندن ویژگی در بردار مورد نظر است.



شکل ۳: مثالی از یک نمونه پاسخ برای انتخاب ویژگی‌های موثر

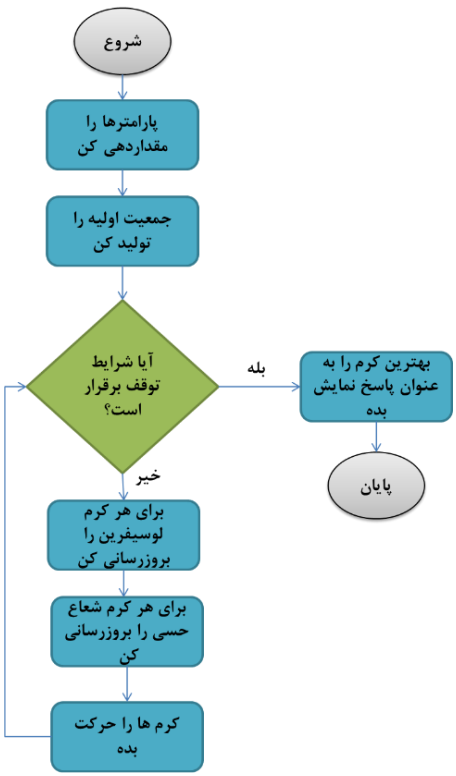
بنابراین مسئله اصلی پیدا کردن بهترین نمونه پاسخ (همانند مقادیر صفر و یک مناسب) و به تبع آن حذف ویژگی‌های غیر موثر از بردار ویژگی است. وظیفه‌ی الگوریتم بهینه‌سازی کرم شب تاب در روش پیشنهادی یافتن بهترین حالت قرارگیری اعداد صفر و یک در یک نمونه پاسخ است. ابتدا یک پاسخ نمونه تصادفی (با طول ۳۵) به تعداد جمعیت اولیه تولید می‌گردد که داخل هر نمونه پاسخ مقادیر صفر و یک قرار دارند. در ادامه به تعداد مشخص (حداکثر تکرار) بروزرسانی لوسیفرین[۲۹]، تعداد همسایه‌ها، جابجایی کرم‌ها و بروزرسانی شعاع انجام می‌شود. در نهایت با اتمام اجرای الگوریتم بهترین کرم که همان بهترین نمونه پاسخ است انتخاب می‌شود. روش پیشنهادی به دلیل بهره‌گیری از استخراج ویژگی‌های آماری محلی و بهینه‌سازی آن‌ها با الگوریتم کرم شب‌تاب، نسبت به تغییرات زاویه‌ای چهره از مقاومت قابل توجهی برخوردار است. در فرآیند انتخاب ویژگی‌ها، فقط ویژگی‌های مؤثر که ارتباط قوی‌تری با ساختار ذاتی چهره دارند حفظ شده‌اند؛ بنابراین تغییرات جزئی در زوایای مختلف (نمای روبرو، نیم‌رخ، و زوایای مایل) تأثیر محدودی بر عملکرد مدل خواهد داشت. همچنین استفاده از CNN با لایه‌های کانولوشنی چندمقیاسی به مدل این امکان را داده است که الگوهای مکانی پایدار را صرف‌نظر از زاویه‌ی دقیق چهره شناسایی کند. آزمایش‌های انجام‌شده بر روی پایگاه داده‌های متنوع و دارای تغییر زاویه مانند FDDB نیز نشان داده است که مدل پیشنهادی در برابر تغییرات زاویه‌ای چهره عملکرد مناسبی داشته و توانسته است چهره‌ها را با دقت بالا حتی در حالت‌های نیم‌رخ یا زوایای مایل شناسایی کند.

۳-۴- اعمال الگوریتم کرم شب تاب

در این مطالعه، از الگوریتم بهینه‌سازی کرم شب‌تاب به عنوان یکی از روش‌های فرابتکاری مبتنی بر جمعیت برای انتخاب ویژگی‌های مؤثر استفاده شده است. همانند سایر الگوریتم‌های مشابه، این الگوریتم نیز شامل دو فاز اصلی اکتشاف (جستجوی گسترده در فضای راه‌حل) و استخراج (تمرکز روی نواحی بهینه) می‌باشد. در مدل پیاده‌سازی‌شده، این دو فاز به‌وسیله‌ی پارامترهای کلیدی کنترل شده‌اند. یکی از مهم‌ترین این پارامترها، شدت درخشش یا لوسیفرین است که به‌عنوان معیاری از برازندگی هر کرم شب‌تاب عمل کرده و در فاز استخراج نقش مؤثری ایفا می‌کند؛ بدین صورت که کرم‌هایی با درخشش بیشتر، سایر اعضای جمعیت را به سمت خود جذب کرده و باعث تمرکز جستجو در نواحی مناسب‌تر می‌شوند. همچنین ضریب جذب نور (γ) یکی دیگر از پارامترهای مهم است که میزان کاهش شدت نور با فاصله را مشخص می‌کند. انتخاب مقدار مناسب برای γ در کنترل تعادل میان اکتشاف و استخراج اهمیت بالایی دارد؛ به‌گونه‌ای که مقادیر بزرگ‌تر منجر به تمرکز موضعی و تقویت استخراج، و مقادیر کوچک‌تر موجب گسترش محدوده جستجو و تقویت فاز اکتشاف می‌شوند. از طرفی، شعاع حرکتی کرم‌ها نیز در تعیین گستره تعامل آن‌ها با سایر کرم‌ها اثرگذار است؛ شعاع‌های بزرگ‌تر باعث تعامل در فواصل دورتری شده و فاز اکتشاف را گسترش می‌دهند، در حالی که شعاع‌های کوچک‌تر موجب تمرکز بیشتر در نواحی محلی می‌گردند. در این تحقیق، تنظیم دقیق این پارامترها به منظور ایجاد تعادل مؤثر میان دو فاز و افزایش توانایی الگوریتم در یافتن ویژگی‌های بهینه انجام شده و نقش بسزایی در بهبود دقت نهایی مدل ایفا کرده است. برخلاف الگوریتم‌هایی که فاقد پارامترهای ثابت هستند، وجود پارامترهای کنترلی در کرم شب‌تاب این امکان را فراهم می‌سازد تا با تنظیم مناسب آن‌ها، تعادل مؤثری بین فازهای اکتشاف و استخراج برقرار شود. این ویژگی، به‌ویژه در مسئله انتخاب ویژگی که نیازمند حذف

ویژگی‌های زائد و تمرکز بر ویژگی‌های مؤثر است، عملکرد بهینه‌تری را برای مدل فراهم کرده و موجب بهبود دقت نهایی سیستم تشخیص چهره شده است. الگوریتم کرم شب‌تاب دارای دو فاز اصلی اکتشاف و استخراج می‌باشد که توسط پارامترهای کلیدی تنظیم می‌شوند. از جمله مهم‌ترین پارامترهای ثابت در این الگوریتم می‌توان به شدت اولیه لوسیفرین (L_0)، ضریب کاهش لوسیفرین (ρ)، ضریب جذب نور (γ)، ثابت تولید لوسیفرین (α) و شعاع حرکتی اولیه (r_0) اشاره کرد. مقداردهی این پارامترها در این مطالعه به صورت تجربی و بر اساس آزمون و خطا و همچنین با رجوع به مقادیر پیشنهادی در مطالعات مشابه انتخاب شده است تا تعادل مناسبی میان سرعت همگرایی و جلوگیری از گیر افتادن در بهینه محلی فراهم گردد. به‌طور خاص، در پیاده‌سازی انجام‌شده، مقدار γ برابر با ۱ در نظر گرفته شده که باعث کاهش کنترل شدت نور با فاصله می‌شود و تعادل بین فازهای اکتشاف و استخراج را برقرار می‌کند. همچنین مقدار ρ برابر با ۰٫۴ انتخاب شده تا افت تدریجی لوسیفرین به‌صورت ملایم انجام شده و از ناپایداری الگوریتم جلوگیری شود. مقدار α نیز برابر با ۰٫۳ در نظر گرفته شده که میزان تولید لوسیفرین جدید را با توجه به کیفیت پاسخ کنترل می‌کند. شعاع اولیه r_0 نیز برابر با ۰٫۶ تنظیم شده تا کرم‌ها بتوانند در مراحل ابتدایی، نواحی وسیع‌تری را جستجو کرده و در تکرارهای بعدی به نواحی موضعی همگرا شوند. انتخاب این مقادیر به‌گونه‌ای صورت گرفته که الگوریتم از یک سمت توانایی جستجوی جهانی در فضای ویژگی را حفظ کرده و از سمت دیگر با تمرکز بر نواحی برازنده‌تر، به همگرایی سریع‌تری در انتخاب ویژگی‌های مؤثر منجر شود.

الگوریتم کرم شب تاب با برخورداری از سرعت همگرایی بالا و توانایی عبور از بهینگی محلی، برای انتخاب ویژگی‌های مؤثر و حذف ویژگی‌های زائد بسیار مناسب است. این خصوصیت به ویژه در زمینه‌ی داده‌های چهره، که ویژگی‌های بسیار زیادی دارند اما همه‌ی آن‌ها اهمیت یکسانی ندارند، اهمیت پیدا می‌کند. از سوی دیگر، CNN نیازمند ورودی‌هایی با ویژگی‌های غنی و بهینه است تا بتواند در فرآیند یادگیری، عملکرد بهتری داشته باشد و از بیش برازش[۳۰] جلوگیری کند. انتخاب ویژگی‌های بهینه‌شده توسط الگوریتم کرم شب تاب باعث کاهش بعد داده‌ها و ساده‌تر شدن فضای جستجو برای CNN می‌شود. این انطباق میان خروجی فرآیند انتخاب ویژگی و ورودی ساختار CNN، منجر به بهبود سرعت آموزش، افزایش دقت نهایی و کاهش هزینه محاسباتی شده است. بنابراین، به کارگیری الگوریتم کرم شب تاب در کنار CNN، یک هم‌افزایی مؤثر ایجاد می‌کند که می‌تواند منجر به افزایش کارایی مدل پیشنهادی در تشخیص چهره گردد. با قرار دادن جمعیتی n عضوی از کرم‌های شب تاب در فضای جستجوی مسئله، بهینه‌سازی به‌صورت تصادفی آغاز می‌شود. در ابتدا همه کرم‌ها مقدار یکسانی از لوسیفرین (ماده تولید کننده نور) در اختیار دارند. هر تکرار از الگوریتم شامل یک فاز مربوط به روز کردن لوسیفرین و یک فاز مربوط به روز کردن مکان کرم‌ها است. مقدار لوسیفرین هر کرم در هر تکرار با توجه به مقدار برازندگی مکان آن کرم شب‌تاب تعیین می‌شود. یعنی در هر تکرار با توجه به مقدار برازندگی و متناسب با آن، مقداری به لوسیفرین قبلی کرم اضافه می‌شود. همچنین به منظور مدل کردن افت تدریجی با زمان، مقداری از لوسیفرین فعلی با ضریبی کمتر از ۱ از آن کم می‌شود. تعداد کرم‌هایی با لوسیفرین بالاتر در واقع چند تا کرم هستند که فاصله اقلیدسی کمتر از مقدار شعاع حسی و لوسیفرین بیشتر دارند. ارزیابی کرم‌ها به اینصورت است که برای هر پاسخ نمونه (کرم) یک مقدار دقت بر اساس الگوریتم طبقه‌بند بدست می‌آید. برای هر پاسخ که با مقادیر صفر و یک مقداردهی شده، ویژگی‌هایی از جدول (برحسب آن مقادیر) حذف می‌شوند. در نهایت جدول نهایی به ورودی طبقه‌بند داده شده و دقت پاسخ نمونه مشخص می‌شود. به طور خلاصه الگوریتم بهینه‌سازی کرم شب تاب در سه فاز انجام می‌شود که عبارتند از بروز رسانی لوسیفرین‌ها، حرکت کردن کرم‌ها و بروز رسانی شعاع حرکتی. شکل ۴ مراحل مربوط به اجرای الگوریتم بهینه‌سازی کرم شب تاب در روش پیشنهادی را نشان می‌دهد.



شکل ۴: فلوچارت مربوط به اجرای الگوریتم بهینه‌سازی کرم شب تاب

۳-۵- تشخیص چهره با شبکه عصبی پیچشی عمیق

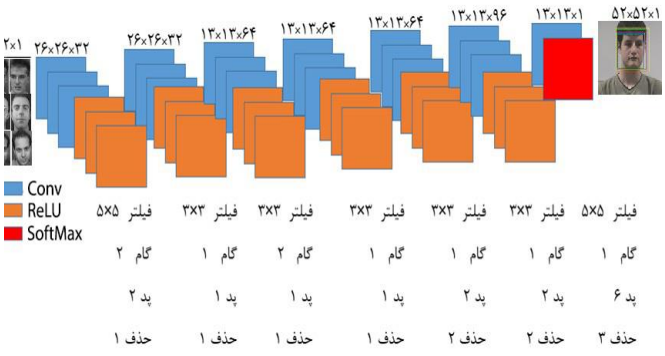
شبکه‌های عصبی پیچشی یکی از مهمترین روش‌های یادگیری عمیق هستند که در آن‌ها چندین لایه با روشی قدرتمند آموزش می‌بینند. به‌طور کلی، یک شبکه عصبی پیچشی از سه لایه اصلی تشکیل می‌شود که عبارتند از: لایه کانولوشن[۳۱]، لایه پولینگ[۳۲] یا ادغام و لایه تماماً متصل[۳۳]. در روش پیشنهادی تصاویر به‌دست آمده از مرحله قبل به اندازه استاندارد تغییر یافته و به ورودی لایه اول پیچشی داده می‌شوند. سپس این داده‌ها در مرحله بعد با کرنل‌های پیچشی لایه اول کانوالو شوند. هر لایه پیچشی شامل سه زیر لایه است. در زیرلایه اول تصویر پیش‌پردازش شده با کرنل‌های پیچشی از پیش تعیین شده کانوالو می‌شود. مقدار و ابعاد این کرنل‌های پیچشی مورد استفاده با یکدیگر متفاوت هستند. همچنین بسته به تعداد صفرگذاری تصویر، ابعاد خروجی می‌تواند هم‌اندازه تصویر ورودی و یا کوچکتر و بزرگتر باشد. همچنین می‌توان در اینجا از چند کرنل پیچشی استفاده نمود. عمل‌گر کانولوشن برای داده‌ها در اینجا به معنی عملگری است که محلی بوده و تغییرناپذیر با جابجایی باشد. بعد از اعمال زیرلایه اول پیچشی، خروجی زیرلایه اول به زیرلایه غیرخطی داده می‌شود. در این مرحله تابع فعالساز غیرخطی برای به دست آوردن ویژگی‌های سطح بالاتر بر روی مقادیر به دست آمده و اعمال خواهد شد. در این مطالعه از تابع یک‌سوساز ReLU[۳۴] به‌عنوان تابع غیرخطی استفاده شده است. به طورکلی در شبکه‌های عصبی پیچشی عمیق تمایل به استفاده از تابع یک‌سوساز نسبت به دیگر توابع غیرخطی بیشتر است زیرا تابع یک‌سوساز نحوه محاسبه ساده‌ای دارد و منابع محاسباتی زیادی را درگیر نمی‌کند و درعین حال تجربه نشان داده است که استفاده از این تابع منجر به رسیدن به دقت‌های قابل قبولی می‌گردد. رابطه (۱) تعریف تابع یک‌سوساز را نمایش می‌دهد.

$$f(x) = \begin{cases} x & if\ x > 0 \\ 0 & else \end{cases} \qquad (۱)$$

درنهایت، مقادیر حاصل شده به زیرلایه سوم برای انجام عملیاتِ ادغام داده می‌شود. در زیرلایه ادغام، خلاصه آماری پیکسل‌های همسایه‌ی پیکسل مرکزی، جایگزین مقدار پیکسل مرکزی در پنجره ادغام می‌شود. اعمال ادغام باعث پایدارترشدن ویژگی‌ها و کاهش حساسیت نسبت به تغییرات ناخواسته می‌باشد. ابعاد داده خروجی این زیرلایه بسته به مقدار پارامترهای گام قبل و صفرگذاری می‌تواند برابر با ابعاد داده ورودی باشد و یا اینکه دارای ابعاد متفاوتی باشد. از اینرو اگر کاهش ابعادی در مرحله ادغام صورت بگیرد، می‌توان کاربرد دیگر این زیر لایه را نگه‌داشتن ویژگی‌های ارزشمندتر و دور ریختن ویژگی‌های کم‌اهمیت دانست. نوع‌های مختلفی از ادغام وجود دارند که محبوب‌ترین آن ادغام حداکثری یا max pooling می‌باشد. این ادغام بیشترین مقدار پیسکل بین پیکسل‌های منتخب را به‌عنوان داده‌ی ارزشمند انتخاب می‌کند. اکنون یک لایه پیچشی به‌طور کامل بر روی تصویر پیش‌پردازش شده اعمال شده است. تعداد تکرار برای مدل پیشنهادی به ۱۰۰ ایپاک[۳۵] یا دور بوده و بعد از این تعداد تکرار، آموزش شبکه به حالت بهینه رسیده است. در انتهای شبکه از لایه تماما متصل برای نگاشت نهایی ویژگی‌های به‌دست آمده استفاده می‌شود. یک لایه تماما متصل دقیقاً مانند یک لایه پیچشی است با این تفاوت که در اینجا تعاملات پراکنده صورت نمی‌گیرد و دقیقاً مانند شبکه‌های عصبی سنتی یک اتصال کامل بین این لایه و لایه پیش از آن برقرار می‌شود. خروجی آخرین لایه یک بردار یک بعدی است و تعداد اعضای این بردار برابر با تعداد کلاس‌های دسته‌بندی است. در روش پیشنهادی تعداد لایه‌ها برابر با تعداد ویژگی‌های تصویر چهره و کلاس خروجی برابر با تصویر شناسایی شده می‌باشد. در تمامی ساختارهای پیچشی آخرین لایه تماما متصل به یک لایه SoftMax متصل می‌شود. این لایه شامل تعدادی نورون برابر با تعداد کلاس‌های مسئله دسته‌بندی است و برای نگاشت نهایی ویژگی و اعمال دسته‌بندی استفاده می‌شود. در اینجا به منظور تنظیم پارامترهای شبکه و یا به عبارت دیگر همان آموزش شبکه، از نتیجه خروجی جهت محاسبه میزان خطای شبکه استفاده می‌شود. برای این کار خروجی شبکه را با استفاده از یک تابع خطا با پاسخ صحیح مقایسه کرده و به این شکل میزان خطا را محاسبه می‌کنیم. نحوه محاسبه خطای تجربی توسط عبارت (۲) نمایش داده شده است.

$$l(w) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} l(Z_i; f(X_i; w)) \qquad (۲)$$

در عبارت فوق، $l(Z_i; \hat{Z})$ یک تابع تلفات است که مقدار جریمه را به هنگام پیش‌بینی اشتباه $\hat{Z}$ به جای Z تعیین می‌کند. در مرحله بعدی بر اساس میزان خطای محاسبه شده مرحله پس انتشار آغاز می‌شود. بعد از تکرار تعداد مناسبی از این مراحل آموزش شبکه پایان می‌یابد. شکل ۵ معماری کلی مدل عمیقِ پیشنهادی ارائه شده در این مطالعه برای تشخیص چهره را نشان می‌دهد.



شکل ۵: معماری مدل عمیق ارائه شده برای تشخیص چهره

جدول ۱ جزئیات مربوط به معماری شبکه عصبی پیچشی عمیق پیشنهادی را نمایش می‌دهد. این جدول اندازه فیلتر، گام[۳۶]، پد[۳۷] و حذف[۳۸] در هر لایه و همچنین حجم و تعداد پارامترهای پد در هر لایه را نشان می‌دهد.

جدول ۱: جزئیات معماری شبکه عصبی پیچشی عمیق پیشنهادی (DCNN)

شماره لایه	لایه	فیلتر	گام	پد	حذف	حجم	پارامترها
۰	Input	-	-	-	-	۵۲×۵۲×۱	-
۱	Conv -> ReLU	۵×۵	۲	۲	۱	۲۶×۲۶×۳۲	۸۳۲
۲	Conv -> ReLU	۳×۳	۱	۱	۱	۲۶×۲۶×۳۲	۹,۲۴۸
۳	MP	۳×۳	۲	۱	۱	۱۳×۱۳×۶۴	۱۸,۴۹۶
۴	Conv -> ReLU	۳×۳	۱	۱	۱	۱۳×۱۳×۶۴	۳۶,۹۲۸
۵	Conv -> ReLU	۳×۳	۱	۲	۲	۱۳×۱۳×۶۴	۵۵,۳۹۲
۶	MP	۳×۳	۱	۲	۲	۱۳×۱۳×۹۶	۸۳,۰۴۰
۷	FC -> ReLU	۵×۵	۱	۶	۳	۱۳×۱۳×۱	۲,۴۰۱
۸	SoftMax	-	-	-	-	۵۲×۵۲×۱	-

*Conv: Convolutional Layer
* MP: Max Pooling Layer
* ReLU (Rectified Linear Unit): Activation Function
*FC: Fully Connected Layer

۳-۶- اعتبارسنجی با الگوریتم طبقه بند K-NN

در فرآیند انتخاب ویژگی‌ها، الگوریتم بهینه‌سازی کرم شب تاب با هدف بیشینه‌سازی دقت طبقه‌بندی عمل می‌کند، به‌گونه‌ای که هر پاسخ نمونه تولید شده توسط الگوریتم، برداری از مقادیر صفر و یک برای حذف یا نگه‌داشتن ویژگی‌هاست. سپس دقت طبقه‌بندی حاصل از الگوریتم K-NN به‌عنوان مقدار برازندگی هر پاسخ در نظر گرفته می‌شود. بنابراین، تابع برازندگی در این الگوریتم بر مبنای بیشینه‌سازی دقت طبقه‌بندی تعریف شده است و پاسخ‌هایی که دقت بالاتری ایجاد می‌کنند به‌عنوان پاسخ‌های بهینه انتخاب می‌شوند. بنابراین از الگوریتم طبقه بند K-NN برای تعیین دقت تشخیص و اعتبارسنجی مدل استفاده شده است. مقدار K در الگوریتم بعد از آزمون و خطاهای انجام شده، ۹ در نظر گرفته شد. برای اعمال الگوریتم طبقه‌بند K-NN و برآورد دقت بدین صورت عمل می‌شود که یک تصویر از مجموعه تست انتخاب شده و پس از انجام مراحل مربوط به استخراج و انتخاب ویژگی، فاصله اقلیدسی بین بردارهای ویژگی (جدول ویژگی) مجموعه آموزش و بردار ویژگی بدست آمده محاسبه شده و ۹ نزدیک‌ترین همسایه (یا ۹ بردار ویژگی) انتخاب می‌شود. در ادامه با بررسی کلاس‌های ۹ همسایه، کلاس‌هایی که بیشترین تکرار را داشته باشند انتخاب شده و مشخص می‌گردد که بردار ویژگی مورد نظر مربوط به کدام کلاس یا کدام شخص است. در ادامه با بررسی صحت طبقه‌بندی و تشخیص صحیح تصویر ورودی، یک مقدار مثبت، و بالعکس اگر طبقه‌بندی صحیح انجام نشده باشد یک مقدار منفی در نظر گرفته می‌شود. در آخر مجموع امتیازهای مثبت بر تعداد کل رکوردها تقسیم شده و مقدار به دست آمده دقت طبقه‌بند و دقت تشخیص را نشان می‌دهد. شکل ۶ فلوچارت اعتبارسنجی در روش پیشنهادی را نشان می‌دهد.

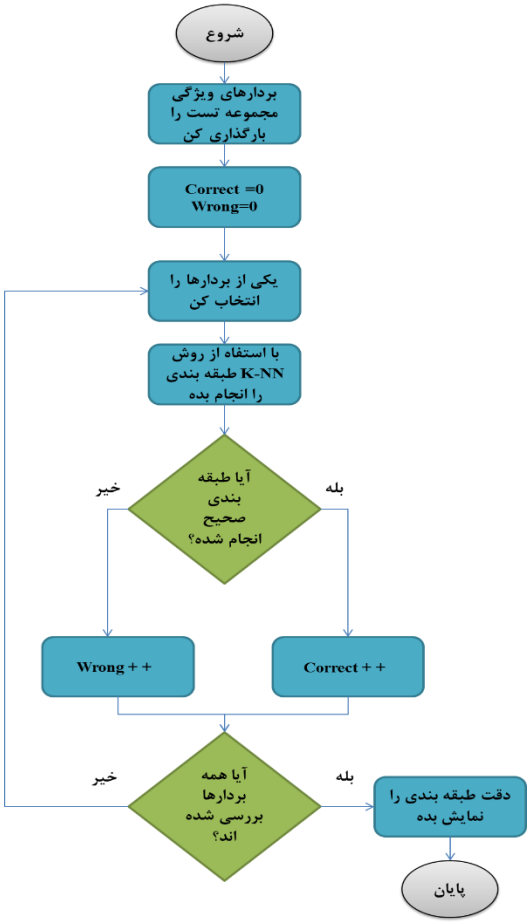
۴- نتایج تجربی

در این بخش به بیان نتایج به‌دست آمده از روش پیشنهادی، معرفی بانک داده، محیط شبیه‌سازی و نمایش نمودارها و تصاویر مربوط به خروجیِ مدل پیشنهادی پرداخته شده است.

۴-۱- بانک داده

مجموعه داده‌ها و معیار تشخیص چهره FDDB مجموعه‌ای از چهره‌های برچسب‌گذاری‌شده از تصاویر چهره مختلف در یک بانک داده وسیع می‌باشد. این بانک داده حاوی حاشیه نویسی برای ۵۱۷۱ چهره در مجموعه‌ای از ۲۸۴۵ تصویر است که تصاویر آن دارای دو وضوح متفاوت با مقادیر ۳۶۳×۴۵۰ و ۲۲۹×۴۱۰ هستند. مجموعه داده شامل طیف وسیعی از چالش‌ها، از جمله زوایای مختلف و گاها

پیچیده، چهره‌های خارج از فوکوس و چهره‌هایی با وضوح پایین است. از هر تصویر دو نمونه سطح خاکستری و رنگی در این بانک



شکل ۶: فلوچارت مربوط به فرآیند اعتبارسنجی در روش پیشنهادی

داده قرار دارد که برای انتخاب دقیقِ هر تصویر ۵ نقطه‌ی مربوط به چشم سمت چپ و راست، دماغ و لب به عنوان نقاط کلیدی انتخاب می‌شوند. چهره‌های موجود در این بانک داده، پراکندگی بالایی در اندازه، جهت صورت و پوشش داشته و علاوه بر برچسب مکانیِ هر چهره در تصویر، چندین برچسب دیگر برای پوشش، وضوح و اندازه‌ی چهره نیز وجود دارد. به طور معمول، تصاویر موجود در این بانک داده بر اساس برچسب‌های اضافی ذکر شده، به سه دسته‌ی آسان، متوسط و سخت دسته‌بندی می‌شوند. در این مطالعه، برخی از چهره‌های این بانک داده حذف شده است. از این رو، تصاویر مورد استفاده در این پژوهش، در دسته‌ی سخت جای می‌گیرند. مدل پیشنهادی در این مطالعه برای تصاویری که دارای دوران باشند نیز کارایی داشته و با در نظر گرفتن نقاط کلیدی در هر تصویر قادر به انتخاب تصاویر دارای دوران نیز می‌باشد؛ اما برای تصاویر با داده‌های ناقص که شامل تصاویری هستند که دارای اطلاعات کامل برای ۵ نقطه‌ی کلیدی نیست کارایی نداشته و ما برای این عملکرد مدل عمیق دیگری مبتنی بر شبکه‌های پیچشی[۱] ارائه کرده‌ایم که با تغییر حالات چهره نیز قادر به تشخیص چهره است. افزودن این عملکرد به مدلِ عمیق نیازمند در دست داشتن بانک داده با حجم داده‌های بالاتر و کامل‌تری است که علاوه بر داده‌های کاملِ تصویر چهره شامل داده‌های ناقص نیز باشد، که این عملکرد مغایر با هدفِ پژوهش فعلی بوده و در این پژوهش قصد داشتیم با توجه به حجم داده‌های کمتر مدل عمیقِ خود را به درستی آموزش دهیم. بهبود تشخیص چهره بر روی تصاویر توسط شبکه عصبی پیچشی عمیق در اینجا با توجه به گام‌های مطرح شده در روش پیشنهادی به صورت مرحله به مرحله انجام شده است. از مجموعه تصاویر انتخاب شده از این بانک داده ۷۰ درصد برای آموزش، ۳۰ درصد برای آزمون یا تست و بخشی از تصاویر به صورت تصادفی جهت اعتبارسنجی در نظر گرفته شده‌اند که این تعداد شامل ۲۰۰ تصویر است. تصاویری که جهت آزمون شبکه کنار گذاشته می‌شوند در فرایند آموزش اولیه دخالتی ندارند. نکته‌ای که در شبیه‌سازی انجام شده باید به آن اشاره کرد استخراج ویژگی‌های موثر در بهبود کیفیت تصویر برای تشخیص بهینه با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی کرم شب تاب و تعداد تکرارها است که باعث شده با افزایش تعداد تکرار که بالطبع هزینه بالاتر می‌رود، بهینگی محلی و قحطی‌زدگی اتفاق نیفتد. این امر در نهایت به آموزش و یادگیری بهینه‌تری توسط شبکه عصبی پیچشی عمیق منجر می‌شود. در ادامه شکل ۷ نمونه‌های از تصاویر بانک داده‌ی مورد استفاده را نمایش می‌دهد.



شکل ۷: نمونه‌هایی از تصاویر بانک داده FDDB

۴-۲- محیط شبیه‌سازی

روش پیشنهادی توسط نرم افزاری متلب نسخه Matlab 2019 در محیط ویندوز[۳۹] و توسط یک رایانه استاندارد با پردازنده Intel(R) Core(TM) i7-5500U CPU@2.40GHz، و رم ۸ گیگابایت پیاده سازی شد.

۴-۳- معیارهای ارزیابی

در این مطالعه برای ارزیابی فاکتورهای مورد بررسی توسط مدل‌های پیشنهادی، متغیرهای وابسته برای معیار دقت توسط عبارت (۳)، حساسیت توسط عبارت (۴)، ویژگی توسط عبارت (۵) و صحت توسط عبارت (۶) تعریف و محاسبه می‌شوند.

$$Accurancy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (۳)$$

$$\text{Sensitivity} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (۴)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (۵)$$

$$\text{Specificity} = \frac{TP}{TN + FP} \quad (۶)$$

دقت: معیار دقت بیان کننده تعداد تصاویری که به درستی بازیابی شده‌اند، نسبت به کل تصاویر.

حساسیت: معیار حساسیت که در برخی از علوم نرخ مثبت واقعی یا احتمال بازیابی صحیح نیز نامیده می‌شود، نسبتی از موارد مثبت است که نتیجه‌ی تست آن‌ها را به درستی به عنوان مثبت علامت‌گذاری می‌کند. (مثلا در یک بانک داده حوزه پزشکی درصد افراد بیمار که به درستی شناخته شده‌اند و این افراد واقعاً سالم نیستند).

ویژگی: این معیار به معنی نسبت تعداد نمونه‌های صحیح بازیابی شده به کل تعداد نمونه‌هاست که سیستم چه به صورت صحیح و چه به صورت غلط بازیابی کرده است.

صحت: این معیار برابر با تعداد نمونه‌های تشخیصی درست مثبت به کل نمونه‌های مثبت اعلام شده است.

مثبت صحیح (TP)[۴۰]: تعداد تصاویری که به درستی بازیابی شده‌اند.

مثبت کاذب (FP)[۴۱]: تعداد تصاویری که به اشتباه مثبت بازیابی شده‌اند.

منفی صحیح (TN) [۴۲]: تعداد تصاویری که به درستی منفی بازیابی شده‌اند.

منفی کاذب (FN) [۴۳]: تعداد تصاویری که به اشتباه منفی بازیابی شده‌اند.

۴-۴- خروجی‌های روش پیشنهادی

در این بخش نتایج حاصل از پیاده سازی روش پیشنهادی مورد مطالعه و ارزیابی قرار می‌گیرد. با توجه به نتایج پیاده‌سازیِ روش پیشنهادی، به دلیل کاهش بار محسباتی نسبت به سایر روش‌ها و افزایش نرخ دقتِ تشخیص، این روش می‌تواند به عنوان یک روش کارآمد برای شناسایی چهره مورد استفاده قرار گیرد. یکی از اهداف اصلی روش پیشنهادی انتخاب ویژگی بهینه با کاهش پیچیدگی محاسباتی می‌باشد. برای تعیین عملکرد سیستم از معیارهای ارزیابی استاندارد نیز استفاده شده است که بیانگر میزان بهبود دقت تشخیص چهره می‌باشد. با استفاده از این شاخص‌ها می‌توان میزان عملکرد روش پیشنهادی را نشان داد و به طور معمول به منظور مقایسه با سایر روش‌ها، این معیارها به کار برده می‌شوند. جدول ۲ نتایج پیاده‌سازی روش پیشنهادی با در نظر گرفتن معیارهای دقت، حساسیت، ویژگی و صحت را نشان می‌دهد. نتایج نهایی حاکی از عملکرد قابل قبول سیستم پیشنهادی برای تشخیص چهره است.

جدول ۲: نتایج مربوط به معیارهای ارزیابی برای روش پیشنهادی

معیار ارزیابی	مقدار بر حسب درصد (%) بدون انتخاب ویژگی	مقدار بر حسب درصد (%) با انتخاب ویژگی
دقت (Accuracy)	٪ ۶۷	٪ ۹۵,۱۱
حساسیت (Sensitivity)	٪ ۶۴	٪ ۹۵,۴۱
ویژگی (Specificity)	٪ ۵۸	٪ ۹۳,۶۸
صحت (Precision)	٪ ۵۹	٪ ۹۵,۶۷

خروجی به‌دست آمده بیانگر این است که با افزایش تعداد تکرار در راستای تشخیص چهره هزینه کاهش داشته و دقت تشخیص و بازیابی و صحت یک روند بهینه و قابل قبولی در پیش گرفته‌اند. همچنین در جدول ۲ مقایسه‌ی نتایج مربوط به تشخیص چهره بدون انتخاب ویژگی و با انتخاب ویژگی با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی کرم شب‌تاب نیز قابل مشاهده است. با توجه به نتایج بدست آمده روش پیشنهادی با بهینه‌سازی ویژگی‌های استخراج شده از تصاویر توانسته به دقت و صحت بالاتری برای تشخیص چهره دست پیدا کند.

برای تقویت اعتبارسنجی نتایج و ارزیابی جامع‌تر عملکرد الگوریتم

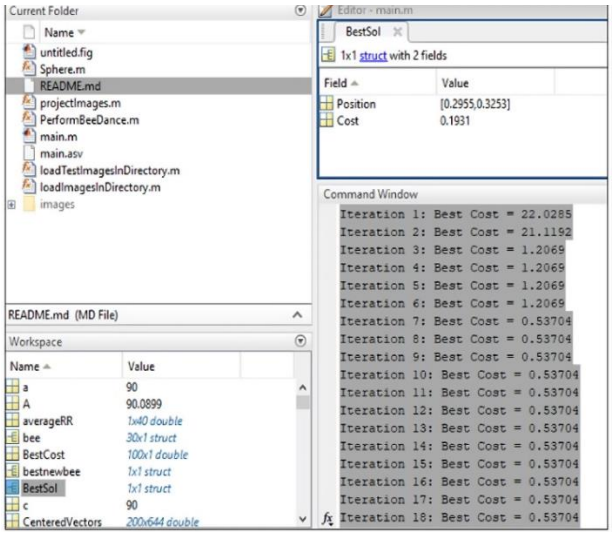
پیشنهادی، در ادامه فرآیند انتخاب ویژگی به صورت مشابه با چند الگوریتم فراابتکاری پرکاربرد دیگر شامل الگوریتم گرگ خاکستری (GWO) [۴۴] [۲۴]، شاهین هریس (HHO) [۴۵] [۲۵] و الگوریتم فاخته (COA) [۴۶] [۲۶] نیز پیاده‌سازی و مقایسه شد. در تمامی موارد، پس از اجرای مرحله بهینه‌سازی و انتخاب ویژگی‌ها، از همان ساختار شبکه عصبی پیچشی عمیق طراحی‌شده در این مطالعه برای آموزش و آزمون استفاده شد. نتایج حاصل نشان داد که اگرچه تمامی الگوریتم‌ها عملکرد قابل قبولی داشتند، اما الگوریتم کرم شب‌تاب به‌واسطه تنظیم‌پذیری دقیق‌تر پارامترها، تعادل مناسب بین اکتشاف و استخراج، و همگرایی پایدار، موفق شد در تمامی معیارهای ارزیابی شامل دقت، حساسیت، ویژگی و صحت عملکرد بهتری ارائه دهد. این مقایسه تجربی نشان می‌دهد که انتخاب الگوریتم کرم شب‌تاب در این مقاله نه تنها بر مبنای ویژگی‌های تئوریک، بلکه با اتکا بر نتایج تجربی نیز توجیه‌پذیر است و توانسته است دقت تشخیص را به شکل ملموس نسبت به سایر الگوریتم‌های مشابه ارتقاء دهد. این یافته‌ها مزیت کلیدی روش پیشنهادی در کاهش پیچیدگی محاسباتی و افزایش دقت تشخیص در کاربردهای زمان‌واقعی را نیز تقویت می‌کند. برای نمایش واضح‌تر برتری روش پیشنهادی، می‌توان نتایج عملکرد الگوریتم کرم شب‌تاب را با سایر الگوریتم‌های فراابتکاری (در شرایط کاملاً مشابه از لحاظ ساختار شبکه و داده‌ها) به‌صورت عددی در جدول ۳ ارائه داد.

جدول ۳: نتایج مربوط به مقایسه سایر الگوریتم‌های فرا ابتکاری با روش پیشنهادی

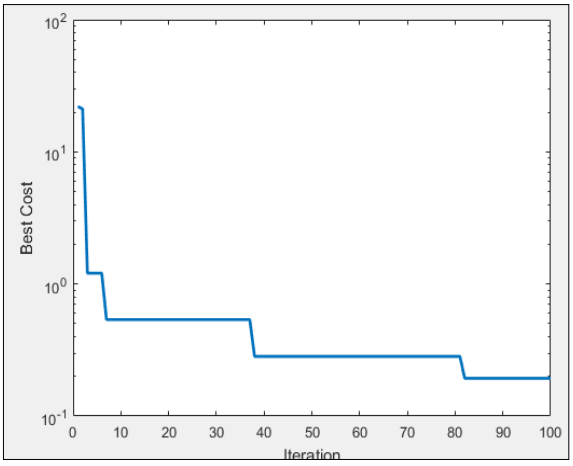
معیار ارزیابی	FFA	GWO	HHO	COA
دقت (Accuracy)	۹۵,۱۱ ٪	۹۲,۸۵ ٪	۹۱,۴۳ ٪	۸۹,۷۶ ٪
حساسیت (Sensitivity)	۹۵,۴۱ ٪	۹۳,۱۰ ٪	۹۱,۸۰ ٪	۹۰,۳۲ ٪
ویژگی (Specificity)	۹۳,۶۸ ٪	۹۰,۵۴ ٪	۸۸,۹۲ ٪	۸۶,۴۱ ٪
صحت (Precision)	۹۵,۶۷ ٪	۹۲,۷۷ ٪	۹۱,۲۵ ٪	۸۹,۱۰ ٪

همان‌طور که از جدول مشخص است، الگوریتم کرم شب‌تاب در تمامی معیارهای ارزیابی عملکرد نسبت به سایر الگوریتم‌ها نتایج دقیق‌تری ارائه داده است. این برتری به‌ویژه در دقت و صحت تشخیص قابل مشاهده است که از اهمیت بالایی در کاربردهای حساس مانند امنیت و شناسایی چهره برخوردار است. دلیل این عملکرد بهتر را می‌توان در قابلیت تنظیم دقیق پارامترهای الگوریتم، انطباق مؤثر با ویژگی‌های محلی تصاویر چهره و توانایی آن در عبور از بهینگی‌های محلی دانست که موجب افزایش دقت مدل نهایی شده است. این نتایج، مزیت عملی استفاده از الگوریتم کرم شب‌تاب در ساختار پیشنهادی این مطالعه را به‌خوبی اثبات می‌کند.

بخشی از خروجی‌های هزینه با انتخاب ویژگی‌های بهینه توسط روش پیشنهادی در ابزار متلب در شکل ۸ نشان داده شده است. تعداد تکرار تا ۱۰۰ افزایش پیدا کرده است. با افزایش تعداد تکرار در انتخاب بهینه ویژگی‌ها توسط الگوریتم بهینه‌سازی کرم شب تاب هزینه تمام شده یک روند مناسب در پیش گرفته است. در شکل ۹ نیز نشان داده شده است که با افزایش تعداد تکرار در انتخاب بهینه ویژگی‌ها توسط الگوریتم بهینه‌سازی کرم شب تاب هزینه تمام شده یک روند نزولی در پیش گرفته است.

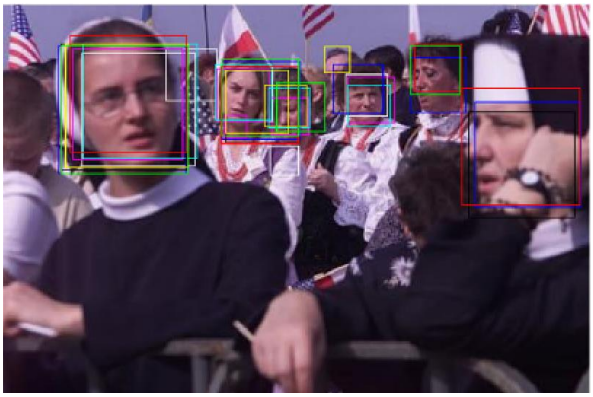


شکل ۸: نمایش خروجی هزینه توسط روش پیشنهادی در نرم افزار متلب

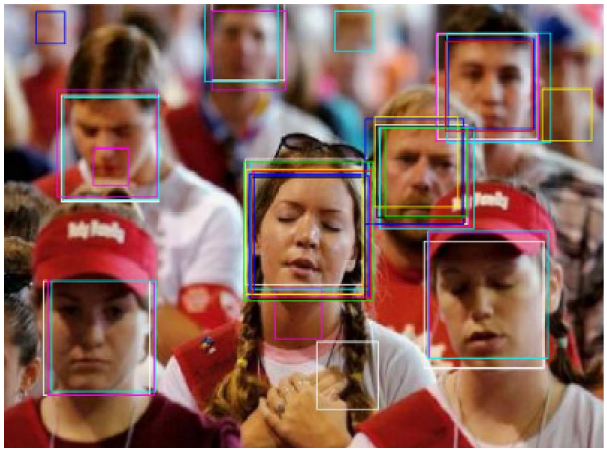


شکل ۹: نمایش نسبت تعداد تکرار به هزینه

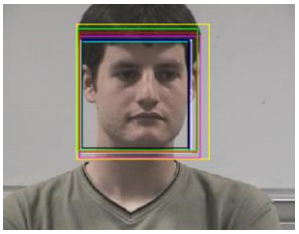
شکل ۱۰ نمونه‌هایی از چند تصویر بدست آمده از فرآیند تشخیص توسط شبکه عصبی پیچشی عمیق پیشنهادی را نمایش می‌دهد. همچنین در شکل ۱۱، منحنی مشخصه عملکرد گیرنده (ROC[۴۷])





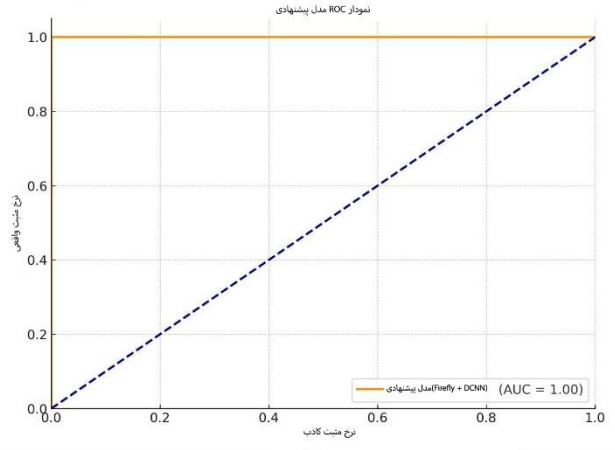






شکل ۱۰: نمونه‌هایی از نتایج تصویریِ بدست آمده توسط روش پیشنهادی

مربوط به مدل پیشنهادی ارائه شده است. محور افقی این نمودار، نرخ مثبت کاذب (False Positive Rate) و محور عمودی آن، نرخ مثبت واقعی (True Positive Rate یا Recall) را نمایش می‌دهد. خط چین آبی در نمودار نشان‌دهنده تشخیص تصادفی است، در حالی که منحنی نارنجی عملکرد مدل پیشنهادی را توصیف می‌کند. با توجه به نزدیکی بسیار زیاد منحنی مدل پیشنهادی به گوشه بالا-چپ نمودار، مشخص می‌شود که مدل دارای توانایی تفکیک بسیار بالایی بین نمونه‌های مثبت و منفی می‌باشد. مقدار مساحت زیر منحنی (AUC[۴۸]) برای این مدل برابر با ۱,۰۰ به دست آمده است که نشان‌دهنده عملکرد ایده‌آل مدل در فرآیند تشخیص چهره می‌باشد. نتایج حاصل از این نمودار بیانگر دقت بسیار بالای مدل پیشنهادی و توانایی بالای آن در تشخیص صحیح نمونه‌های واقعی با نرخ خطای بسیار پایین است.



شکل ۱۱: نمودار منحنی ROC مربوط به مدل پیشنهادی

اولین یافته‌ای که از پژوهشِ حاضر بدست آمد این بود که با عمیق کردن شبکه عصبی پیچشی و کنترل بیش برازش می‌توان به دقت بالاتری رسید. نتایج بدست آمده در جدول ۲ نشان داد که مدل عمیق پیشنهادی دارای کارایی مناسبی است. جدول ۴ مقایسه‌ای از عملکرد مدل عمیق پیشنهادی در مقایسه با سایر کارهای مورد مطالعه در بخش ۲ مربوط به این حوزه در سال‌های اخیر را نمایش می‌دهد.

طبق جدول ۳ مقایسه‌ای، مدل عمیق پیشنهادی حاضر دقت ٪۹۵/۱۱ را به دست آورده است که این مقدار دقت نسبت به نتایج گزارش‌شده در مطالعات پیشین به‌وضوح بالاتر است. برای نمونه، در مطالعات سال ۲۰۲۲ مبتنی بر الگوریتم کرم‌شب‌تاب دقت‌های ٪۸۰/۰۶ و ٪۸۸/۰۹ گزارش شده است ؛ همچنین روش MTCNN در ۲۰۲۲ دقت ٪۹۲/۰۶ و به ترتیب DCNN و RCNN در سال ۲۰۲۱ دقت‌های ٪۹۴/۰۸ و ٪۹۱/۰۰ را به دست آورده‌اند . به این ترتیب، دقت بالای مدل پیشنهادی (٪۹۵/۱۱) نمایانگر عملکرد

برجسته و برتری آن نسبت به سایر روش‌های مرتبط است.

جدول ۴: مقایسه دقت مدل عمیق پیشنهادی با سایر کارهای انجام شده در سال‌های اخیر

شماره مرجع	سال چاپ مقاله	بانک داده	روش کار	دقت(٪) (Accuracy)
[۱۷]	۲۰۲۲	OUR	Firefly	۸۰,۰۶
[۱۷]	۲۰۲۲	AFSA	Firefly	۸۸,۰۹
[۱۸]	۲۰۲۲	FDDB	MTCNN	۹۲,۰۶
[۱۹]	۲۰۲۱	FDDB	DCNN	۹۴,۰۸
[۲۰]	۲۰۲۱	FDDB	RCNN	۹۱,۰۰
[۲۱]	۲۰۲۰	ORL	Enhanced Firefly	۹۰,۸۷
[۲۱]	۲۰۲۰	YALE	Enhanced Firefly	۹۰,۰۰
[۲۲]	۲۰۱۶	FDDB	Cascaded CNN	۹۱,۰۲
[۲۳]	۲۰۱۵	FDDB	DCNN	۸۵,۰۰
[#]	**۲۰۲۵**	**FDDB**	Firefly + DCNN	۹۵,۱۱

۵- نتیجه‌گیری و پیشنهادهای آتی

در سال‌های اخیر تشخیص چهره در زمینه‌های تحقیقاتی مرتبط با بیومتریک، شناسایی الگو، بینایی ماشین، کاربردهای تجاری و امنیتی بسیار مورد توجه قرار گرفته است. کارایی تشخیص چهره علاوه بر کاربردهای مرتبط با تعیین و مقایسه هویت نظیر کنترل دسترسی امور قضایی، صدور مجوزها و مدارک هویتی و نظارت در زمینه‌هایی نظیر تعامل انسان و کامپیوتر، واقعیت مجازی، بازیابی اطلاعات از پایگاه‌های داده، چند رسانه‌ای یا مالتی مدیا[۴۹] و سرگرمی‌های کامپیوتری به اثبات رسیده است. شرایط ثبت تصویر نظیر وضعیت چهره نسبت به دوربین نورپردازی، حالت‌های چهره و تعداد پیکسل‌ها در ناحیه چهره و همچنین روند طبیعی پیرشدن انسان می‌تواند تغییرات زیادی را بر تصویر چهره انسان تحمیل کند. تغییرات دیگری هم ممکن است از طریق پوشش‌هایی نظیر کلاه یا عینک آفتابی و موی صورت به وجود آید. روند پیری در برخی افراد باعث کاهش یا افزایش وزن می‌شود که خود بعد جدیدی بر تنوع و حالت‌های مختلف چهره انسان می‌افزاید. دامنه تصاویر چهره بسیار وسیع بوده و چالش اصلی سیستم‌های تشخیص چهره تعیین هویت یک فرد در عین وجود تمام این تنوع‌ها و تفاوت‌ها می‌باشد. صحت و دقت تشخیص تصاویر در بین تصاویر ورودی یکی از مسائلی است که در تشخیص چهره بسیار مورد توجه بوده و باید توسط محققین مورد توجه قرار گیرد. از این رو پژوهشگران به دنبال یافتن راهکارهایی برای افزایش دقت تشخیص می‌باشند. در اکثر مطالعات قبلی برای تشخیص چهره و افزایش دقت از روش‌های مختلفی استفاده کرده‌اند. به دلیل پیچیدگی محاسباتی و همچنین عدم کارایی مناسب در استخراج ویژگی‌ها، اکثر روش‌ها نتوانسته‌اند عملکرد بهتری را ارائه دهند. در این مطالعه، یک مدل عمیق برای تشخیص چهره توسط شبکه عصبی پیچشی عمیق پیشنهاد شد. در روش پیشنهادی برای استخراج بهینه ویژگی‌ها از یک روش مبتنی بر الگوریتم بهینه‌سازی کرم شب تاب استفاده شد که هدف اصلی آن انتخاب ویژگی‌های موثر جهت افزایش دقت و کاهش پیچیدگی محاسباتی در تشخیص چهره بود. روش پیشنهادی با استفاده از نرم افزار متلب نسخه ۲۰۱۹ مورد پیاده‌سازی قرار گرفت و برای ارزیابی نتایج خروجی از معیارهای ارزیابی استاندارد بر روی بانک داده FDDB استفاده شد. نتایج خروجی نشان داد که مدل پیشنهادی با ایجاد مجموعه آموزش مناسب و سیستم دقیق بهتر از سایر روش‌های هم ساختار عمل کرده است؛ همچنین سرعت این روش برای کاربردهای امنیتی نیز مناسب است. نتایج حاصل با برخی از الگوریتم‌های معرفی شده در بخش پیشینه‌ی تحقیق مقایسه شد. با در نظر گرفتن مطالب بیان شده در این مطالعه؛ برای کار آتی می‌توان حالت‌های احساسی کلیدی را برای سیستم پیشنهادی گسترش داد یا حالت‌های احساسی ترکیبی ایجاد کرد. به عنوان مثال حالت احساسی تعجب همراه با خوشحالی. همچنین برای ایجاد مجموعه آموزش بهتر و افزایش دقت طبقه‌بندی می‌توان از سایر الگوریتم‌های فراابتکاری با در نظر گرفتن روش آنالیز مولفه‌های مستقل استفاده کرد. با وجود عملکرد بسیار مطلوب مدل پیشنهادی در تشخیص چهره، باید به این نکته اشاره کرد که کارایی مدل به کیفیت و کامل بودن داده‌های ورودی وابسته است. به عنوان یکی از محدودیت‌های مطالعه، می‌توان به حساسیت مدل نسبت به تصاویر با داده‌های ناقص یا چهره‌های شدیداً پوشیده اشاره کرد. علاوه بر این، استفاده از مجموعه داده‌های نسبتاً کوچک در مقایسه با برخی بانک‌های داده‌ی وسیع‌تر ممکن است باعث شود مدل در مواجهه با داده‌های ناشناخته نیاز به بازآموزی داشته باشد. برای تحقیقات آینده، پیشنهاد می‌شود بررسی و توسعه روش‌هایی صورت گیرد که بتوانند با داده‌های ناقص یا تصاویر دارای تغییرات شدید در حالت چهره بهتر تطبیق یابند، از جمله ترکیب شبکه‌های پیچشی با

الگوریتم‌های فراابتکاری پیشرفته‌تر یا توسعه مدل‌های مقاوم‌تر در برابر داده‌های نویزی و کم کیفیت. همچنین گسترش دامنه آزمایش‌ها بر روی بانک‌های داده متنوع‌تر و بزرگ‌تر می‌تواند به تعمیم بهتر نتایج منجر شود.

مراجع

[۱] ندا نیل ساز و مریم رستگارپور، «یک الگوریتم توازن بار جدید با استفاده از منطق فازی و الگوریتم کرم شب‌تاب چندهدفه در محیط رایانش ابری»، مجله علمی رایانش نرم و فناوری اطلاعات، دوره ۱۰، شماره ۲، تابستان ۱۴۰۰، صفحات ۱۴–۲۶.

[۲] فرناز حسینی و حامد سپهرزاده، «ارائه یک سیستم تشخیص چهره با انتخاب بهینه ویژگی‌ها مبتنی بر الگوریتم بهینه‌سازی فاخته»، نشریه مهندسی برق و مهندسی کامپیوتر ایران، دوره ۲۵، شماره ۱، بهار ۱۴۰۳، صفحات ۱۲–۲۰.

[3] L. Li, X. Mu, S. Li, and H. Peng, "A review of face recognition technology," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 139110–139120, 2020.

[4] I. Adjabi, A. Ouahabi, A. Benzaoui, and A. Taleb-Ahmed, "Past, present, and future of face recognition: A review," *Electronics*, vol. 9, no. 8, p. 1188, 2020.

[5] M. Zulfiqar, F. Syed, M. J. Khan, and K. Khurshid, "Deep face recognition for biometric authentication," in *Proc. Int. Conf. Electr., Commun. Comput. Eng. (ICECCE)*, Jul. 2019, pp. 1–6.

[6] A. V. Savchenko, "Facial expression and attributes recognition based on multi-task learning of lightweight neural networks," in *Proc. IEEE 19th Int. Symp. Intell. Syst. Informat. (SISY)*, Sep. 2021, pp. 119–124.

[7] M. O. Oloyede, G. P. Hancke, and H. C. Myburgh, "A review on face recognition systems: recent approaches and challenges," *Multimedia Tools Appl.*, vol. 79, no. 37, pp. 27891–27922, 2020.

[8] X. S. Yang, "Firefly algorithms for multimodal optimization," in *Proc. Int. Symp. Stochastic Algorithms*, 2009, pp. 169–178. Springer, Berlin, Heidelberg.

[9] M. Abdolhosseini, R. Abdollahi, and M. Rajaee, "Designing of PID controller for PMBLDC motor using metaheuristic algorithms," *Karafan Quarterly Scientific Journal*, vol. 17, no. 4, pp. 147–161, 2021 (in Persian).

[10] F. Mohammadi, M. Molaei, and O. Afra, "Optimization of nuclear reactor power with control rods driven by switched reluctance motor (SRM) with differential evolution and firefly algorithms," *Karafan Quarterly Scientific Journal*, vol. 17, no. 4, pp. 79–95, 2021 (in Persian).

[11] M. Hajarian, A. Shahbahrami, and F. Hoseini, "A parallel solution for the 0–1 knapsack problem using firefly algorithm," in *Proc. Conf. Swarm Intell. Evol. Comput. (CSIEC)*, Mar. 2016, pp. 25–30.

[12] H. N. Vu, M. H. Nguyen, and C. Pham, "Masked face recognition with convolutional neural networks and local binary patterns," *Applied Intelligence*, vol. 52, no. 5, pp. 5497–5512, 2022.

[13] G. Revathy, K. B. Raj, A. Kumar, S. Adibatti, P. Dahiya, and T. M. Latha, "Investigation of E-voting system using face recognition using convolutional neural network (CNN)," *Theoretical Computer Science*, 2022.

[14] V. Jain and E. Learned-Miller, "FDDB: A benchmark for face detection in unconstrained settings," UMass Amherst Technical Report, vol. 2, no. 4, p. 5, 2010.

[15] A. Banharnsakun, "Towards improving the convolutional neural networks for deep learning using the distributed artificial bee colony method," *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, vol. 10, no. 6, pp. 1301–1311, 2019.

[16] N. Asha, A. S. Fiaz, J. Jayashree, J. Vijayashree, and J. Indumathi, "Principal component analysis on face recognition using artificial firefly swarm optimization algorithm," *Advances in Engineering Software*, vol. 174, p. 103296, 2022.

[17] M. T. Islam, T. Ahmed, A. R. Rashid, T. Islam, M. S. Rahman, and M. T. Habib, "Convolutional neural network based partial face detection," in *Proc. IEEE 7th Int. Conf. Convergence Technol. (I2CT)*, Apr. 2022, pp. 1–6.

[18] D. Garg, P. Jain, K. Kotecha, P. Goel, and V. Varadarajan, "An efficient multi-scale anchor box approach to detect partial faces from a video sequence," *Big Data and Cognitive Computing*, vol. 6, no. 1, p. 9, 2022.

[19] H. Yan, X. Wang, Y. Liu, Y. Zhang, and H. Li, "A new face detection method based on Faster RCNN," in *J. Phys.: Conf. Ser.*, vol. 1754, no. 1, p. 012209, Feb. 2021.

[20] P. Annamalai, "Automatic face recognition using enhanced firefly optimization algorithm and deep belief network," *International Journal of Intelligent Engineering & Systems*, vol. 13, no. 5, 2020.

[21] H. Qin, J. Yan, X. Li, and X. Hu, "Joint training of cascaded CNN for face detection," in *Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit. (CVPR)*, 2016, pp. 3456–3465.

[22] S. S. Farfade, M. J. Saberian, and L. J. Li, "Multi-view face detection using deep convolutional neural networks," in *Proc. 5th ACM Int. Conf. Multimedia Retrieval*, Jun. 2015, pp. 643–650.

[23] S. N. Makhadmeh, M. A. Al-Betar, I. A. Doush, M. A. Awadallah, S. Kassaymeh, S. Mirjalili, and R. A. Zitar, "Recent advances in Grey Wolf Optimizer, its versions and applications," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 22991–23028, 2023.

[24] M. Shehab, I. Mashal, Z. Momani, M. K. Y. Shambour, A. AL-Badareen, S. Al-Dabet, …, and L. Abualigah, "Harris hawks optimization algorithm: variants and applications," *Archives of Computational Methods in Engineering*, vol. 29, no. 7, pp. 5579–5603, 2022.

[25] M. Guerrero-Luis, F. Valdez, and O. Castillo, "A review on the cuckoo search algorithm," in *Fuzzy Logic Hybrid Extensions of Neural and Optimization Algorithms: Theory and Applications*, pp. 113–124, 2021.

پاورقی‌ها:

[1] Cognitive
[2] Visage
[3] Identix
[4] Optimization
[5] Firefly Optimization Algorithm
[6] Convolutional Neural Network (CNN)
[7] http://vis-www.cs.umass.edu/fddb
[8] Deep Convolutional Neural Network
[9] Train
[10] Test
[11] Accuracy
[12] Sensitivity
[13] Specificity
[14] Precision
[15] Nature-Inspired Algorithms

[16] Optimization
[17] Principal Component Analysis
[18] Multi Task Convolutional Neural Network
[19] Data Augmentation
[20] Encoding Images
[21] Anchor Boxes
[22] Region-based Convolutional Neural Network
[23] Region Proposal Network (RPN)
[24] Local Ternary Pattern (LTP)
[25] Binary Robust Invariant Scalable Key points (BRISK)
[26] Endo to End
[27] K-Nearest Neighbors
[28] Face Detection Data Set and Benchmark
[29] Luciferin
[30] Overfitting
[31] Convolution Layer
[32] Pooling Layer
[33] Fully Connected Layer
[34] Rectified Linear Unit (ReLU)
[35] Epoch
[36] Stride
[37] Zero padding
[38] Drop-out
[39] Windows
[40] True Positive
[41] False Positive
[42] True Negative
[43] False Negative
[44] Grey Wolf Optimizer
[45] Harris Hawk's Optimization
[46] Cuckoo Optimization Algorithm
[47] Receiver Operating Characteristic Curve
[48] Area Under the Curve
[49] Multimedia