Journal of Electronical & Cyber Defence
Vol. 9, No. 4, 2022, Serial No. 36

Fixing Security Defects of Video Authentication Systems with Face Recognition, Based on 3D Structure and Shape Evaluation

A. R. Shojaeifard[1*], M. Shahrezaee[2*], H. R. Yazdani[3]

*Assistant Professor, Imam Hossein Comprehensive University, Tehran, Iran

(Received: 08/09/2021, Accepted: 10/10/2021)

ABSTRACT

The weaknesses in video surveillance security systems have encouraged attempts to use hybrid methods to address these issues. In this article, we consider the subject of face recognition based on the evaluation of 3D structure and shape. Evaluating and fitting the structure and achieving a 3D shape makes face recognition possible with a wide range of parameters and under different conditions, and intrinsic and extrinsic models are well isolated from the parameters. Exposure conditions and head positions are all taken into account and well-controlled. As we know, various parameters such as the angle of the head in front of the camera, the direction of imaging, the amount of exposure, and the types of noise in the image are among the most difficulties and issues, affecting the successful detection rate of human face recognition systems. In the field of face recognition, most of the present methods suffer from errors and lack capability when the angle of the head changes especially in the case of profile or three faces, due to face graph extraction and two-dimensional flat structures. The 3D structure of the face overcomes many of these issues. This method is a simultaneous combination of geometry tools, statistical meters, and dimensionality reduction methods. The method accuracy and efficiency testing are based on the correct recognition rate and head position (rotation) .

Keywords: Face recognition, Geometric methods, Dimensionality reduction, Principal component analysis (PCA), Linear discriminant analysis (LDA)

* Corresponding Author Email: ashojaeifard@ihu.ac.ir

This article is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license.

Publisher: Imam Hussein University © Authors

نشریه علمی "پدافند الکترونیکی و سایبری"
سال نهم، شماره ۴، زمستان ۱۴۰۰، ص ۱۴۵- ۱۴۱

علمی– پژوهشی

رفع نقایص امنیتی سیستم های احراز هویت تصویری با تشخیص چهره براساس ارزیابی ساختار و شکل ۳ بعدی

علیرضا شجاعی‌فرد[۱*]، محسن شاهرضایی[۲]، حمیدرضا یزدانی[۳]

۱- استادیار، گروه ریاضی و آمار، پژوهشکده و دانشکده علوم پایه، ۲- استادیار، دانشکده علوم دفاعی،
۳- پژوهشگر همکار، مرکز ریاضی و آمار، پژوهشکده و دانشکده علوم پایه، دانشگاه جامع امام حسین(ع)، تهران، ایران

(دریافت: ۱۴۰۰/۰۶/۱۷، پذیرش: ۱۴۰۰/۰۷/۱۸)

چکیده

نقایص و نقاط ضعف سیستم‌های امنیتی نظارت تصویری منجر به تلاش برای استفاده از روش‌های ترکیبی برای مرتفع ساختن این مسایل شده است. در این مقاله به مساله تشخیص چهره براساس ارزیابی ساختار و شکل ۳ بعدی می‌پردازیم. ارزیابی (برازش) ساختار و دستیابی به شکل ۳ بعدی، سبب می‌شود، تشخیص چهره با گستره وسیعی از پارامترها و تحت شرایط گوناگون امکان‌پذیر شده و مدل‌های ذاتی و غیرذاتی به‌خوبی با پارامترها تفکیک شوند. شرایط نوردهی و موقعیت قرارگیری سر همگی به حساب آمده و به‌خوبی کنترل می‌شوند. همانگونه که می‌دانیم، پارامترهای گوناگونی از قبیل زاویه قرارگیری سر در مقابل دوربین، جهت تصویربرداری، میزان نوردهی و انواع نویزها در تصویر از جمله مسایل تاثیرگذار بر نرخ موفق تشخیص سیستم‌های تشخیص چهره انسانی هستند، اکثریت روش‌های موجود به‌دلیل استخراج گراف چهره و ساختارها تخت دو بعدی در زمینه تشخیص چهره با تغییر زاویه سر به‌ویژه در حالات نیم رخ یا سه رخ دچار خطا و ناکارآمدی می‌شوند. روش مطرح شده در این جا، با استخراج ساختار ۳ بعدی صورت، بسیاری از این مسایل را پشت سر می‌گذارد. این روش ترکیبی از ابزارهای هندسه برداری، مترهای آماری و روش‌های کاهش بعد به‌صورت همزمان است. راستایی آزمایی براساس نرخ تشخیص صحیح و زاویه قرارگیری (چرخش) سر صورت می‌گیرد.

کلیدواژه‌ها: تشخیص چهره، روش های هندسی، کاهش بعد، تحلیل مولفه اصلی، تحلیل تفکیکی خطی

۱- مقدمه

سیستم‌های بیومتریک برای تشخیص انسان بسیار مورد توجه هستند. در میان فناوری‌های بیومتریکی که برای شناسایی انسان به‌کار می روند، تشخیص چهره یکی از پرکاربردترین‌هاست. به‌رغم استفاده از سیستم‌های تشخیص چهره فراوان، بسیاری از آن‌ها به‌دلیل محدودیت‌های ذاتی تنها در شرایط خاصی قادر به فعالیت هستند. تغییرات ظاهری فیزیکی، عامل سن، وضعیت و زاویه قرارگیری سر و نوردهی و شرایط گوناگون محیطی از مهم‌ترین عوامل تاثیرگذار بر این حوزه هستند [۲]. بسیاری از این سیستم‌ها نیازمند دوربین‌های قدرتمند دارای قابلیت‌های تشخیص چهره و کادربندی دقیق و نیز موقعیت قرارگیری تمام رخ چهره انسانی هستند. از جمله وضعیت قرارگیری و فاصله فرد در برابر دوربین نقطه ضعف بسیاری از این سیستم‌هاست، در حالات تمام رخ، نیم رخ و سه رخ سیستم دچار ضعف در تشخیص چهره می‌شود، مثلا اگر چهره فردی در پایگاه داده سیستم تشخیص چهره به‌صورت تمام رخ ثبت شده باشد (که اکثرا بنابر ثبت تصاویر پرسنلی همین گونه است)، اگر سوژه به‌صورت نیم رخ یا سه رخ در برابر دوربین قرار گیرد، دچار خطا شده، قادر به تشخیص چهره نیست یا به اشتباه تصویر را شناسایی می‌نماید.

در بسیاری از روش‌های موجود، جداسازی شکل و جهت با استفاده از مدل‌های سه‌بعدی ریخت‌شناسی برای تصاویر، انجام شده است، برخی الگوریتم‌ها با تعداد رئوس ویژگی اندک در موقعیت‌های گوناگون تصویر و ضعف در درون‌یابی سطوح بین این نقاط، ناکارآمد ظاهر شده‌اند [۲]. روش‌های دیگر از سیستم‌های مختصه کلاس استفاده می‌نمایند، که به‌صورت موردی و دستی تعریف می‌شوند، همین امر محاسبات را با دشواری‌هایی روبرو می‌نماید، موارد این چنینی سبب حرکت به سمت استخراج شکل ۳ بعدی صورت و استفاده از روش‌های هندسی و کاهش بعد و بعضا ترکیبی شده است. تمامی این راهکارها به‌دنبال افزایش نرخ تشخیص و کاهش ضریب خطا در فرآیند تشخیص چهره هستند [۳].

همانگونه که می‌دانیم، پارامترهای گوناگونی از قبیل زاویه قرارگیری سر در مقابل دوربین، جهت تصویربرداری، میزان نوردهی و انواع نویزها در تصویر از جمله مسایل تاثیرگذار بر نرخ موفق تشخیص سیستم‌های تشخیص چهره انسانی هستند، روش

*رایانامه نویسنده مسئول: ashojaeifard@ihu.ac.ir

* این مقاله یک مقاله با دسترسی آزاد است که تحت شرایط و ضوابط مجوز Creative Commons Attribution (CC BY) توزیع شده است.
© نویسندگان
ناشر: دانشگاه جامع امام حسین (ع)

مطرح شده در این جا، با استخراج ساختار ۳ بعدی صورت، بسیاری از این مسایل را پشت سر می‌گذارد. این روش ترکیبی از ابزارهای هندسه برداری، مترهای آماری و روش‌های کاهش بعد تحلیل مولفه اصلی (PCA[1]) و تحلیل تفکیکی خطی (LDA[2]) به‌صورت همزمان است.

نکاتی چند درباره نوآوری‌های این روش قابل ذکر است:

- استخراج ساختار ۳ بعدی چهره انسانی به‌جای ساختار مسطح ۲ بعدی که تشخیص چهره در حالات گوناگون قرارگیری سر در برابر دوربین و شرایط متفاوت محیطی را فراهم می‌نماید.
- کاهش بعد با روش‌های مطرحی نظیر تحلیل مولفه اصلی، که با کاهش صرفه محاسباتی، زمان تشخیص چهره را تا جایی پایین می‌آورد، که بتوان تشخیص چهره را در لحظه در کمترین زمان میسر نمود.
- استفاده از مترهایی غیر از متر اقلیدسی (در این جا متر ماهالانوبیس) که دقت تشخیص چهره (نرخ تشخیص) را افزایش می‌دهد.

باقی‌مانده مقاله بدین شرح است: در بخش ۲، پاره‌ای پیش‌نیازها شامل روش‌های کاهش بعد تحلیل مولفه اصلی و تحلیل تفکیکی خطی و فاصله ماهالانوبیس مطرح شده‌اند. بخش ۳ به بیان الگوریتم معرفی شده می‌پردازد، مباحث نظری و گام‌های الگوریتم مورد اشاره قرار گرفته و بحث می‌شوند. بخش ۴ در برگیرنده مباحث پیاده‌سازی و اجرای الگوریتم است. نهایتا در بخش ۵، نتایج کار و راهکارهایی برای ادامه پژوهش مطرح شده‌اند.

۲- پیش‌نیازها

در این بخش پاره‌ای پیش نیازها، تعاریف و مفاهیم مورد استفاده در این مقاله را بیان می‌کنیم. روش‌های کاهش بعد به‌ویژه دو روش تحلیل مولفه اصلی و تحلیل تفکیکی خطی بیان و معرفی می‌شوند. ضمنا از آن جایی که از متر سنجش فاصله مالانوبیس برای محاسبات در ماتریس‌های تشابه روش‌های کاهش بعد استفاده شده است، در زیربخشی جداگانه این فاصله را معرفی می‌کنیم.

۲-۱- روش‌های کاهش بعد

مساله کاهش بعد یعنی استخراج ساختار بعد پایین از فضای داده بعد بالا، برخواسته از یادگیری ماشینی و شناسایی الگوهای آماری است. فضاهای داده بعد بالا در اشکال گوناگونی از کتابخانه‌های تصویری دیجیتالی تا ریز آرایه‌های بیان ژنی، از فعالیت شبکه‌های عصبی تا سری‌های زمانی ریاضیات مالی، ظاهر می‌شوند. با فرمول‌بندی مساله کاهش بعد در مبنای کلی، می‌توانیم انواع متفاوت داده‌ها را در چارچوب ریاضی یکسانی، تجزیه و تحلیل نماییم. بسیاری از مسایل هوش مصنوعی با نمایش و مصورسازی داده‌های ورودی حسگری یا نمادین سروکار دارند. چگونگی کاوش حجم عظیمی از داده‌ها، همچنان مساله‌ای چالش برانگیز است. در این میان روش‌هایی نظیر تحلیل مولفه اصلی و تحلیل تفکیکی خطی برای کاهش بعد به کرات به‌کار رفته‌اند. این روش‌ها در دسته روش‌های نشاننده طیفی خطی قرار می‌گیرند [۱].

ابزاری اصلی در این دست روش‌ها، مجموعه بردارهای ویژه مرتبط با مقادیر ویژه بالا یا پایین یک ماتریس تصادفی مناسب است، به‌عبارت دیگر فضای خطی نشانده شده در فضای داده بعد بالا، به‌صورت فضای تولید شده توسط آرایه‌ای مستقل خطی از این بردارهای ویژه، استخراج می‌شود [۶].

۲-۱-۱-تحلیل مولفه اصلی

یکی از روش‌های کاهش بعد پرکاربرد است که مبتنی بر محاسبه بعد پایین مجموعه داده‌های بعد بالاست، که ساختار کوواریانس خودش (تاحد دوران) را حفظ می‌نماید. به بیان دیگر اگر پایه متعامد یکه‌ای برای فضای داده ورودی $X = \{x_i\}_i$ باشد، هدف اصلی PCA بهینه‌سازی مساله

$$\sum \left\| x \quad \sum (x \quad). \quad \right\| \qquad (۱)$$

است، در عمل این روش، ورودی‌ها را بر زیرفضاهای بعد پایینی تصویر می‌نماید که واریانس تصویر کمینه شده و بردارهای پایه‌ای این زیرفضاها، همان بردارهای ویژه بالایی ماتریس مربعی از مرتبه p کوواریانس هستند [۱].

از دیدگاهی دیگر، تحلیل مولفه اصلی به‌دنبال یافتن زیرفضایی است که به بهترین شکل واریانس داده‌ها را حفظ نماید. این روش دارای کاربردهای گسترده‌ای در ستاره‌شناسی، ژنتیک، زیست‌شناسی و علوم رایانه است. از این روش در بینایی ماشین هم برای مطالعه اشکال، صورت‌ها و حرکات جهت شناسایی چهره یا اشکال استفاده می‌شود. این روش داده‌ها را در تصاویر فشرده نموده و بعد را کاهش می‌دهد [۷].

۲-۱-۲- تحلیل تفکیکی خطی

تحلیل تفکیکی خطی مشابه با روش تحلیل مولفه اصلی است و به دنبال یافتن ترکیبات خطی ویژگی‌هایی است که دو یا چند

[1] Principal Component Analysis (PCA)
[2] Linear Discriminative Analysis (LDA)

کلاس یا دسته را تفکیک می‌نمایند. این روش یک دسته‌بندی‌ساز خطی برای کاهش بعد قبل از دسته‌بندی است. LDA به‌دنبال مدل‌سازی تمایز بین کلاس‌های داده‌هاست [۶].

از این روش زمانی استفاده می‌شود که گروه‌ها از قبل مشخص باشند. به‌صورت کلی در یک مساله طبقه‌بندی با مجموعه‌ای از مشاهدات X (به‌عنوان متغیرهای پیشگو یا ویژگی‌ها)، با دسته شناخته شده y، مساله اصلی یافتن پیشگوی خوب برای دسته y از هر نمونه توزیع یکسان داده شده برای مشاهدات X است. LDA این کار را با فرض این که توابع چگالی احتمال شرطی $p(X|y)=0, p(X|y=1)$ هر دو دارای توزیع نرمال با میانگین و کوواریانس $(\mu_0,\Sigma),(\mu_1,\Sigma_1)$ باشند، انجام می‌دهد. در عمل، این بدان معناست که ورودی X در کلاس y است، اگر تابعی از ترکیبات خطی مشاهدات شناخته شده باشد[۷].

۲-۲- فاصله ماهالانوبیس

فاصله ماهالانوبیس[1] که نخستین بار توسط پی. سی. ماهانالوبیس در سال ۱۹۳۶ معرفی شد، برای اندازه‌گیری فاصله بین یک نقطه P و یک توزیع D به‌کار می‌رود. این تعمیمی چند بعدی از ایده اندازه‌گیری میزان انحراف استاندارد P از میانگین D است. این مقدار برای P در میانگین D صفر است و با دور شدن P از میانگین توزیع D در راستای مولفه‌های اصلی افزایش می‌یابد. اگر هر محور مولفه اصلی به‌گونه‌ای مقیاس‌بندی کنیم که واریانس آن واحد باشد، فاصله ماهالانوبیس متناظر با متر اقلیدسی استاندارد در فضای تبدیلی می‌شود [۴].

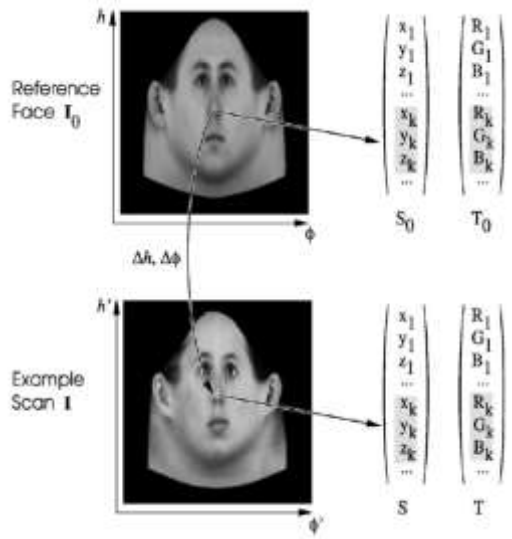
فاصله ماهالانوبیس مشاهده $X=(x_1,x_2,\dots,x_N)^T$ از مجموعه مشاهدات با میانگین $\mu=(\mu_1,\mu_2,\dots,\mu_N)^T$ و ماتریس کوواریانس S به این صورت تعریف می‌شود:

$$D_M(X)=\sqrt{(X-\mu)^T S^{-1}(X-\mu)} \qquad (۲)$$

این فاصله را می‌توان به‌صورت معیار عدم تشابه بدون دو بردار تصادفی نیز در نظر گرفت. فاصله ماهالانوبیس تحت تبدیلات خطی رتبه کامل فضاهای داده‌ای پایاست. این بدان معناست که داده‌ها دارای فضای پوچ نابدیهی هستند [۵].

۳- الگوریتم ارائه شده

پارامترهای ذاتی و غیر ذاتی به‌صورت جداگانه ارزیابی می‌شوند و سپس از یک تابع هزینه مناسب (به‌عنوان ارزیاب) برای یافتن نزدیک‌ترین چهره همسایه در پایگاه داده استفاده می‌شود. برای رسیدن به ساختار سه بعدی دقیق چهره از یک اسکنر لیزری استفاده می‌شود تا بردارهای شکل و بافت و ساختار چهره در مختصات استوانه‌ای تعیین شوند. سپس ترکیبات محدب آن‌ها از نظر شکل و بافت زمینه‌ای، اشکال جدید را می‌سازد. آن‌گاه تناظری نقطه به نقطه با تصاویر پایگاه داده، برقرار شده و تصویری که کمترین فاصله را داشته باشد، به‌عنوان تصویر مرتبط در پایگاه داده شناخته می‌شود. در عمل یک چهره توسط دو بردار نشان داده شده در شکل (۱) نمایش داده می‌شود.



شکل (۱): شمای هندسی تصویرسازی برداری چهره نمونه انسانی و تبدیل آن از دستگاه مختصات دکارتی به دستگاه مختصات استوانه‌ای براساس متر ماهالانوبیس.

جایی که هر پیکسل در نقطه (x_k,y_k,z_k) دارای رنگ‌های (R_k,G_k,B_k)، بردارهای S_0 و T_0 به‌ترتیب بردارهای شکل و بافت تصویر هستند. برای سهولت در محاسبات از مختصات استوانه‌ای استفاده می‌کنیم، پس (x_k,y_k,z_k) هم ارز با $(h_k,\varphi_k,r(h_k,\varphi_k))$ است. دو بردار S_0 و T_0 نیز به این صورت ترکیب می‌شوند:

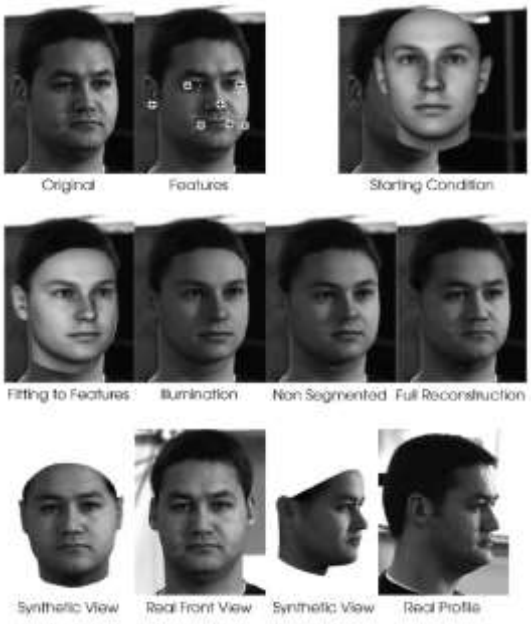
$$I(h,\varphi)=(r(h,\varphi),R(h,\varphi),G(h,\varphi),B(h,\varphi))^T \qquad (۳)$$

با اسکن‌های پارامتری شده (h,φ) ، هر نقطه از چهره مرجع را به نقاط چهره جدید تصویر می‌کنیم، تا بردارهای S,T به این صورت ساخته شوند:

$$S=\sum_i a_i S_i, \qquad T=\sum_i b_i T_i \qquad (۴)$$

سپس الگوریتم PCA بر مجموعه‌ای از بردارهای شکل S_i و تصویر T_i برای کاهش بعد اعمال می‌شود. انواع گسترده‌ای از تصاویر چهره را می‌توان تولید نمود، اگر ترکیبات خطی محدب بردارهای شکل و بافت به‌صورت جداگانه‌ای برای چشم‌ها، بینی، ابروها و سایر اجزای صورت، تشکیل شود.

[1] Mahalanobis Distance



شکل (۲): فرآیند بازسازی چهره: ردیف اول از چپ: تصویر اصلی، استخراج ویژگی‌ها و انتخاب شرایط بهینه‌سازی، ردیف دوم: ارزیابی ویژگی‌ها، سنجش نور، بازسازی کامل بدون تقسیم‌بندی، ردیف سوم: نمای ترکیبی، دستیابی به نمای کلی سه بعدی از زوایای گوناگون.

شکل (۲) نمایی از فرآیند بازسازی را نشان می‌دهد. در این الگوریتم برای هر تصویر چهره ۶ تا ۷ نقطه را نمونه‌برداری می‌کنیم. سپس از الگوریتم برازش تصادفی نیوتنی برای تقسیم‌بندی مثلثی شکل استفاده می‌شود، در این‌جا، محاسبات گرادیان در مرکز مثلث‌ها انجام صورت می‌گیرد. در هر تکرار، به‌صورت تصادفی ۴۰ مثلث را برای تابع خطا و محاسبات گرادیان انتخاب می‌کنیم. این کار نه تنها فرآیند بهینه‌سازی را تسریع می‌کند بلکه از کمینه‌های موضعی در محاسبات گرادیان نیز جلوگیری به عمل می‌آورد. نهایتا تشخیص چهره انسانی با استفاده از فاصله ماهالانوبیس، کسینوس زاویه بین دو بردار و تابع هزینه حاصل از LDA، انجام می‌شود.

در این جا، برای هر تکرار، الگوریتم گرادیان تابع خطا را در نقاط مشخصی محاسبه نموده و مقادیر پارامترها مدام تغییر می‌یابد تا به کمترین خطا برسد. توجه داشته باشید که با افزایش تعداد نقاط نمونه‌گیری در تصاویر پایگاه داده و تصاویر ارائه شده برای مقایسه، کار محاسبه پیچیده‌تر می‌شود. تعیین میزان بهینه برای این پارامتر با آزمایشات تجربی حائز اهمیت است.

۴- پیاده‌سازی الگوریتم

کلیه پیاده‌سازی‌ها در محیط نرم‌افزار متلب R2021a نسخه ۶۴ بیتی بر روی سیستم لپ تاپ ایسوس مدل N53SV انجام شده است، برای مشخصات دقیق‌تر جدول (۱) را ببینید.

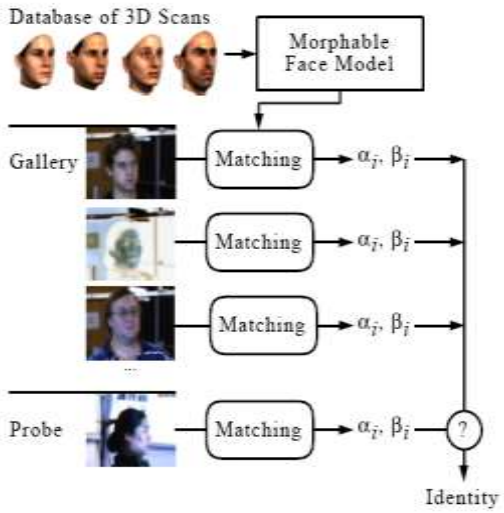
جدول (۱): مشخصات سخت‌افزاری سیستم پیاده‌سازی

CPU	Intel Core i7-2670QM
RAM	16 GB (DDR3-1600MHz)
GPU	Geforce GT 540M (2GB)
H.D.D	750 GB (7200 rpm)
O.S	Win-10 Pro (64 bit)

الگوریتم ۳-۱- الگوریتم تشخیص چهره ۳ بعدی

گام‌های اجرای الگوریتم عبارت‌اند از:

- فاز ورود تصاویر: ابتدا پایگاه داده تصاویر اسکن شده سه بعدی وارد می‌شود.
- فاز کدگذاری پایگاه داده: مدل چهره ریخت‌شناسی شده سه بعدی برای کدگذاری تصاویر چهره به‌کار رفته، ضرایب مدل برای تصاویر چهره پایگاه داده تعیین می‌گردد.
- فاز تشخیص: ضرایب مدل چهره‌های جدید ورودی محاسبه شده با ضرایب مدل پایگاه داده مقایسه می‌شوند. این مقایسه براساس متر فاصله ماهالانوبیس صورت می‌گیرد. سپس نزدیک‌ترین ضرایب (با کمترین فاصله) به‌دست آمده و با تصویر خود در پایگاه داده متناظر می‌شوند.
- فاز خروجی: تصویر متناظر به‌عنوان چهره شناسایی شده، در خروجی ظاهر می‌شود. شکل ۳ نمایی شماتیک از فرآیند کلی الگوریتم حاضر را نشان می‌دهد.



شکل (۳): نمای شماتیک فرآیند کلی الگوریتم: مراحل از تصاویر پایگاهی داده اسکن شده لیزری، مدل سه بعدی چهره ریخت‌شناسی به‌کار رفته برای کدگذاری گالری و سرانجام شناسایی تصاویر در فرآیند مقایسه ضرایب محاسبه شده برای هر تصویر.

همان‌طور که اشاره شد، تعیین میزان دقیق نقاط نمونه‌گیری و مقداردهی اولیه برای محاسبات ضرایب و تعداد تقسیم‌بندی‌های تصویر بر صرفه محاسباتی تاثیرگذار است، مطالعات صورت گرفته نشان می‌دهد، که در تصاویر معمول، تعداد ۶ تا ۷ نقطه نمونه‌گیری و تعداد ۵ تا ۴۰ تقسیم‌بندی تصویر بسته به نوع مساله و میزان پیچیدگی آن، نتیجه مطلوبی را به دنبال دارد.

خروجی نهایی در محاسبات تشخیص چهره براساس زاویه قرارگیری سر به این شرح است:

- در حالت تمام رخ: نرخ تشخیص ۹۹/۸ درصد از جلو، ۹۹/۵ درصد از کنار است.
- در حالت نیم رخ: نرخ تشخیص ۹۷/۸ درصد از جلو و ۹۹/۹ درصد از کنار است.
- در حالت سه رخ: ۹۹/۵ درصد از جلو و ۹۸/۳ درصد از کنار است.

در مجموع نرخ تشخیص ۹۲/۳ درصد از جلو و ۹۵/۰ درصد از کنار است. در خصوص زاویه قرارگیری سر نیز نتایج در حالت تمام رخ تا ۶۳/۲ درصد، در حالت نیم رخ تا ۴۵/۲ درصد و در حالت سه رخ تا ۴۹/۳ درصد معتبر است، به این معنا که نرخ تشخیص و سورژه شناسایی با این زاویه قرارگیری سر نسبت به حالت مرجع (از قبل شناسایی شده) همچنان صحیح است.

نکته جالب توجه این است که کلیه محاسبات و الگوریتم‌ها بر بستر سخت‌افزاری یک سیستم رایانه‌ای از نوع لپ‌تاپ پیاده‌سازی شده است، این امر خود گویای توانایی بالای الگوریتم از نظر توان مدیریت محاسبات موازی و توزیع شده و عدم نیاز به استفاده از سیستم‌های رایانه‌ای بسیار پیشرفته به‌ویژه سرورها یا سیستم‌های غیر قابل حمل است. این مساله خود گویای صرفه محاسباتی بالا و قابلیت محاسبات دقیق و کارآمد در محل است.

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله از روش شناسایی، تشخیص و یادگیری ساختار سه بعدی چهره انسانی براساس مباحث هندسه برداری و روش‌های کاهش بعد صحبت نمودیم، اساسا روش‌های کاهش بعد برای افزایش صرفه محاسباتی و کاهش زمان و هزینه پردازش طراحی شده‌اند. براساس آزمایشات صورت گرفته، در عین حفظ دقت، سرعت و صرفه محاسباتی بهبود قابل توجهی داشته است.

پس در عمل می‌توان گفت:

- این روش از یادگیری اطلاعات مختص کلاس درباره چهره‌های انسانی از مجموعه داده‌های مشخص استفاده می‌نماید.
- ارزیابی بردارهای شکل و بافت تصویر سه بعدی همراه با همه پارامترهای تصویر سه بعدی مرتبط صورت می‌گیرد.
- باز نمایش و مقایسه چهره‌ها برای کار شناسایی اجرا می‌شود.

مسایلی از قبیل تعداد نقاط نمونه‌برداری و مقداردهی اولیه یا تعداد تقسیم بندی چهره و نوع روش برازش (در این جا نیوتنی) را می‌توان در کارهای بعدی مورد بحث قرار داد. این که چقدر سامانه‌های اپتیکی در چنین سناریویی‌هایی موفق عمل می‌نمایند و آیا این دست الگوریتم ها در افزایش توان تشخیص آن‌ها چقدر کارآمدی دارند نیز از مباحث میدانی برای بررسی‌های آتی است. البته در مطالعات آتی، می‌توان از انواع دیگر روش‌های هندسه برداری و کاهش بعد مطرح طیفی، خطی یا غیرخطی بسته به نوع مساله استفاده نمود.

۵- مراجع

[1] Fu Y., Manifold Learning Theory and Applications, London, CRC Press, Taylor Francis, (2012).

[2] Guo, Z.; Zhang, Y.; Lin, Z. & Feng, D, A Method Based on Geometric Invariant Feature for 3D Face Recognition, Proceedings of Fifth International Conference on Image and Graphics, (2009).

[3] Huang Di., Ardabilian M.; Wang, Y. & Chen, L. Automatic Asymmetric 3D-2D Face Recognition, International Conference on Pattern Recognition, (2010).

[4] Maesschalck R. De, Jouan-Rimbaud D., Massart D.L., The Mahalanobis distance, Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, Volume 50, Issue 1 Pages 1-18, https://doi.org/10.1016/S0169-7439(99)00047-7, (2000).

[5] Myung G. K., Multivariate outliers and decompositions of Mahalanobis distance, Communications in Statistics - Theory and Methods, 29:7, 1511-1526, DOI: 10.1080/03610920008832559 (2000).

[6] Weinberger K. Q., Saul L. K., An Introduction to Nonlinear Dimensionality Reduction by Maximum Variance Unfolding, American Association for Artificial Intelligence, (2006).

[7] Xiao H., Huang M., Zhu X, From One Point to A Manifold: Knowledge Graph Embedding for Precise Link Prediction, arXiv:1512.04792v5, (2017).