بسم الله الرحمن الرحيم

دانشکده فنی و مهندسی

ترکیب طبقه بندهای عصبی با استفاده از کدهای خروجی تصحیح کننده خطا: کاربرد کلید دسترسی

نگارش:

نیما حاتمی

استاد راهنما: دکتر سعید سیدطبائی

زمستان ۸۷

کلیه حقوق مادی و معنوی این تحقیق متعلق به دانشگاه شاهد می باشد.

این تحقیق با حمایت مرکز تحقیقات مخابرات ایران طبق قرارداد

شماره ۵۰۰/۱۱۵۲۸/ت مورخه ۱۳۸۷/۷/۲۲ انجام شده است.

تقدیم به:

- **پدر و مادر مهربانم که بی هیچ چشمداشتی، عاشقانه به پایمان می سوزند و لبخند می زنند.**
- **نازمامان که عشق در پس چشمان غبارآلودش آشکارا نمایان است.**
- **نینا و رضا که وجودشان زمین را برایم تکه ای از بهشت کرده و امید و تلاشم را توجیه.**

تشکر و قدردانی

برخود لازم می دانم که از استاد بزرگوارم جناب آقای دکتر سعید سیدطبائی که علاوه بر راهنمایی این پایان نامه، نکات اخلاقی و علمی فراوان به من آموختند تشکر و قدردانی نمایم.

همچنین از سایر اساتید گرانقدر بویژه آقایان دکتر رضا ابراهیم پور، دکتر محمد میکائیلی، دکتر رضا قادری، مهندس مهابادی، دکتر غزنوی قوشچی و دکتر حسنی که افتخار شاگردی آنها را در طول دوران تحصیل داشتم، تشکر می نمایم.

از دوستان عزیزم در دانشگاه شاهد بویژه آقایان احمد نجومی مرکید، سید مهدی لاری، وحید عزتی و علیرضا بساق زاده و آقای محمدرضا یوسفی از انستیتو ماکس پلانک که در تعامل با آنها نیز مطالب زیادی آموخته ام، قدردانی می نمایم.

از دایی عزیز و خانواده صمیمیشان که در طول این سالها مرا به عنوان عضوی از خانواده شان پذیرا شدند، نهایت سپاس را دارم.

این تحقیق با حمایت مرکز تحقیقات مخابرات ایران طبق قرارداد شماره ۵۰۰/۱۱۵۲۸/ت مورخه ۱۳۸۷/۷/۲۲ انجام شده است که بدین وسیله از حمایت مالی آن مرکز نیز قدردانی و تشکر می نمایم.

چکیده

کلید دسترسی بیومتریکی سیستم خودکاری است که با استفاده از یکی یا چند مشخصه منحصر به فرد در انسان مانند اثر انگشت، عنبیه چشم، طریقه حرکت و راه رفتن و تصاویر دو بعدی و سه بعدی چهره، به طور هوشمند اجازه عمل مورد نظر را به اشخاص مجاز در یک سیستم می دهد و از دسترسی افراد غیر مجاز جلوگیری می کند. تصویر دو بعدی چهره یکی از مشخصه های بسیار کاربردی است که دارای اطلاعات مناسب و قابل اطمینان برای شناسایی افراد می باشد و سیستم های طراحی شده بر پایه آن دارای سرعت، دقت و اطمینان بالایی هستند.

یکی از روش های بازشناسی که در سالهای اخیر مورد توجه محققین برای مساله شناسایی چهره بوده است، ترکیب طبقه بندها است. در این روش، به جای طراحی و استفاده از یک طبقه بند پیچیده، از چند طبقه بند ساده تر (پایه) استفاده می شود. روش کدهای خروجی تصحیح خطا *(Error Correcting Output Codes, ECOC)* یکی از الگوریتم های موفق در ترکیب طبقه بندهاست. در این روش، یک مساله چند کلاسه با استفاده از یک ماتریس کد، به چند مساله طبقه بندی دو کلاسه مکمل همدیگر تجزیه می شود و در نهایت پس از حل این مسائل دو کلاسه توسط طبقه بندهای پایه و ترکیب نتایج آنها با روشهای موجود، مساله اصلی چند کلاسه بازسازی و حل می شود.

در این تحقیق، به بررسی کاربرد الگوریتم $ECOC$ در مساله شناسایی چهره می پردازیم. از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه *(MLP)* با الگوریتم پس انتشار خطا *(Error back-propagation)* به عنوان طبقه بندهای پایه باینری و از الگوریتم $ECOC$ به عنوان متدی برای تجزیه و ترکیب نتایج این طبقه بندها استفاده شده است. در مرحله تجزیه و برای یافتن کد ماتریس بهینه مناسب برای مساله، الگوریتم $Thinned\ ECOC$ و در مرحله ترکیب و تصمیم گیری، دو روش وزندار کردن فاصله ها بر اساس دقت طبقه بندهای پایه و روش جستجوی الگوریتم ژنتیک پیشنهاد شده است.

برای ارزیابی روشهای پیشنهادی، از دو مجموعه تصاویر داده های ORL و تصاویر گرفته شده در محیط واقعی استفاده شده است. در طول آزمایشات، تاثیر متغییر هایی نظیر سایه از جهت های مختلف، تعداد نمونه های آموزشی و ساختار طبقه بندهای پایه بر روی عملکرد مدل های موجود سنجیده شده است. در شرایط محیطی عادی، از تبدیل هایPCA و LDA به عنوان ابزاری برای استخراج ویژگی و کاهش بعد نمونه ها استفاده می کنیم و از آنجایی که روشهای PCA و LDA به تغییرات شدت روشنایی و سایه بسیار حساس می باشند، در این گونه شرایط از تبدیل LBP در مدل پیشنهادی استفاده می کنیم. نتایج تجربی، افزایش کارایی مدل های پیشنهادی را نسبت به مدلهای قبلی شناسایی چهره نشان می دهند.

فهرست مطالب

فصل ۱ مروری بر روشهای شناسایی چهره ۱۳

اهداف شناسایی چهره ۱۳

اصول و روشهای سیستمهای تشخیص چهره ۱۵

شناسایی چهره بر مبنای ظاهر ۱۷

روش *Eigenface* ۱۸

روش *Fisherface* ۲۳

تحلیل زیرفضای غیرخطی ۳۰

الگوریتم الگوهای دودویی محلی ۳۲

روش *ICA* ۳۴

روشهای تطبیق مدل ۳۹

روشهای بررسی شباهت و تصمیم گیری ۴۳

فصل ۲ ترکیب طبقه بندها ۴۸

روشهای بازشناسی الگو ۴۸

ترکیب طبقه بندها: آشنایی با اصول، متد و الگوریتم ها ۵۲

روشهای کاهش همبستگی بین طبقه بندهای پایه ۵۴

چهارچوب ریاضی برای ترکیب کننده ها ۵۹

فصل ۳ ترکیب طبقه بندها: الگوریتم *ECOC* ۶۶

مثالی از طبقه بند *ECOC* ۶۷

طبقه بندهای باینری پایه ۶۹

روشهای معمول تولید ماتریس کد ۷۰

روشهای عمومی بازسازی در $ECOC$ ۷۲
تولید کد ماتریس الگوریتم $ECOC$ بر اساس مساله ۷۳
روشهای جدید بازسازی و تعیین کلاس ۹۱

فصل ۴ شناسایی چهره بر اساس الگوریتم $ECOC$ ۹۵
پیش پردازش تصاویر ۹۹
اثر سایه و تغییرات روشنایی حاصل از آن بر روی مساله شناسایی چهره ۱۱۱
نتایج تجربی بروی مجموعه داده های واقعی ۱۱۴

فصل ۵ نتیجه گیری و بحث ۱۱۶
فهرست منابع و مآخذ ۱۱۸

فهرست شکلها

شکل ۱ تصدیق هویت ۱۴
شکل ۲ شناسایی هویت ۱۵
شکل ۳ نمای کلی روشهای موجود برای شناسایی چهره ۱۷
شکل ۴ مولفه های اصلی نقاط دو بعدی ۱۹
شکل ۵ نمونه ی تصاویر ۲۰ نفری ۲۲
شکل ۶ تصویر میانگین ۲۲
شکل ۷ بردارهای ویژه به ترتیب از بزرگترین به کوچکترین ۲۲
شکل ۸ طبقه بندی با استفاده ازتبدیل های PCA , LDA ۲۴
شکل ۹ جدا ساز $Fisher$ ۲۵
شکل ۱۰ توزیع غیرگوسی ۳۰
شکل ۱۱ حالتی که داده ها در پراکندگی هستند نه در مرکز ۳۰
شکل ۱۲ کلاس بندی درجه دو با استفاده از اطلاعات درجه دو ۳۲
شکل ۱۳ مراحل مختلف تولید بردار ویژگی LBP برای یک تصویر چهره ۳۳
شکل ۱۴ دو معماری برای ICA ۳۶
شکل ۱۵ بیان تصاویر در پایه های مستقل شامل ترکیب خطی بردارهای u هستند و ضرایب b ۳۷
شکل ۱۶ ۲۵ تای اول بردارهای مستقل بدست آمده از روش ۱، سطرهای ماتریس U ۳۸
شکل ۱۷ تصاویر پایه ی ICA برای حالت $factorial\ code$ ، روش دوم ۳۸
شکل ۱۸ بیان تصاویر به صورت $factorial\ code$ ۳۹
شکل ۱۹ گراف چهره ۴۰
شکل ۲۰ ابتدا نقاط مهم را در تصویر تعیین می شوند ۴۱
شکل ۲۱ گراف از اتصال این نقاط مهم بدست می‌آید ۴۱
شکل ۲۲ گراف چهره با کمک jetهای استخراج شده از تصویر تشکیل می‌شود ۴۱
شکل ۲۳ شباهت تصویر جدید ۴۲
شکل ۲۴ تخمین محل بینی با توجه به موقعیت چشمها و نقطه ی بالای بینی ۴۲
شکل ۲۵ فاصله های $L1$ و $L2$ و$Covariance$ ۴۴
شکل ۲۶ دو تصویر که دارای کرولیشن ۱و۱- می‌باشند ۴۵
شکل ۲۷ رویکردهای برای بازشناسی الگو ۵۲
شکل ۲۸ بلوک دیاگرام یک سیستم ترکیبی ۵۳

شکل ۲۹ بلوک دیاگرام متد ترکیب *Mixture of Expert* ۵۷
شکل ۳۰ بلوک دیاگرام سیستم ترکیب خطی ۶۱
شکل ۳۱ نمونه ای از ماتریس کد باینری به طول ۱۰ برای یک مساله ۴ کلاسه ۶۷
شکل ۳۲ ساختار شبکه عصبی پرسپترون چندلایه ۷۰
شکل ۳۳ ساختار سیستم طبقه بندی تصاویر چهره بر پایه الگوریتم *ECOC* ۷۳
شکل ۳۴ مثالی از تبدیل فضای درخت دودویی به ماتریس کد ۷۸
شکل ۳۵ مثال از الگوریتم *Forest ECOC* ۸۳
شکل ۳۶ الگوریتم *Thining* برای سیستم طبقه بندی ترکیبی ۸۹
شکل ۳۷ ماتریس اولیه تشکیل شده از سه ماتریس کد رایج در ادبیات *ECOC* ۹۰
شکل ۳۸ روند آموزش، آزمایش و ایجاد ماتریس کد بهینه با الگوریتم Thinned-*ECOC* ۹۱
شکل ۳۹ روش پیشنهادی برای یافتن وزنهای بهینه بر پایه الگوریتم ژنتیک ۹۴
شکل ۴۰ مدل پیشنهادی شامل دو مرحله اصلی است ۹۷
شکل ۴۱ تصاویر مجموعه داده *ORL* با حالتهای مختلف چهره و تغییرات شدت روشنایی ۹۸
شکل ۴۲ نمایش مقادیر ویژه تبدیل *PCA* به ازای تعداد مقادیر ویژه ۹۹
شکل ۴۳ اجرای عملیات برای تولید بردارهای ویژگی توسط الگوریتم *LBP* بر روی تصاویر چهره ۱۰۰
شکل ۴۴ تغییرات نرخ بازشناسی از نسل اول تا نسل صدم برحسب نرخهای تزویج مختلف ۱۰۱
شکل ۴۵ تغییرات متوسط و بهترین مقادیر افراد هر جمعیت به ازای نرخ تزویج ۰.۰۱ ۱۰۲
شکل ۴۶ خطای طبقه بندی با الگوریتم پیشنهادی *Thinning ECOC* ۱۰۳
شکل ۴۷ تاثیر سایه از سمت راست بر روی تصاویر چهره ۱۱۲
شکل ۴۸ تاثیر سایه از سمت چپ بر روی تصاویر چهره ۱۱۲
شکل ۴۹ تاثیر سایه از سمت بالا بر روی تصاویر چهره ۱۱۲
شکل ۵۰ تاثیر سایه از سمت پائین بر روی تصاویر چهره ۱۱۲
شکل ۵۱ تصاویر مجموعه داده در شرایط واقعی ۱۱۴
شکل ۵۲ نرخ بازشناسی الگوریتم های مختلف در مقایسه با الگوریتم *ECOC* ۱۱۵

فهرست جدول ها

جدول ۱ الگوریتم ساختن درخت دودویی برای ستون ماتریس ۷۷
جدول ۲ الگوریتم جستجوی شناور ترتیبی ۸۰
جدول ۳ الگوریتم آموزشی برای *Forest ECOC* ۸۲
جدول ۴ خلاصه مراحل الگوریتم *ECOC ONE* ۸۷
جدول ۵ تعداد طبقه بندهای دودویی (تعداد ستونها) برای ماتریس کد مختلف ۱۰۱
جدول ۶ عملکرد مدل شناسایی به ازای کد ماتریس *1vs1* و تاثیر تعداد تکرار آموزش ۱۰۵
جدول ۷ عملکرد مدل شناسایی به ازای کد ماتریس *1vsA* و تاثیر تعداد تکرار آموزش ۱۰۵
جدول ۸ عملکرد مدل شناسایی به ازای کد ماتریس *Dense Random* و تاثیر تعداد تکرار آموزش ۱۰۵
جدول ۹ عملکرد مدل شناسایی به ازای کد ماتریس *Sparse Random* و تاثیر تعداد تکرار آموزش ۱۰۶
جدول ۱۰ عملکرد مدل شناسایی به ازای کد ماتریس *BCH* و تاثیر تعداد تکرار آموزش ۱۰۶
جدول ۱۱ تاثیر تعداد نرونهای لایه میانی هر طبقه بند پایه در ماتریس کد *1vs 1* ۱۰۷
جدول ۱۲ تاثیر تعداد نرونهای لایه میانی هر طبقه بند پایه در ماتریس کد *1vsA* ۱۰۷
جدول ۱۳ تاثیر تعداد نرونهای لایه میانی هر طبقه بند پایه در ماتریس کد *Dense Random* ۱۰۸
جدول ۱۴ تاثیر تعداد نرونهای لایه میانی هر طبقه بند پایه در ماتریس کد *Sparse Random* ۱۰۸
جدول ۱۵ تاثیر تعداد نرونهای لایه میانی هر طبقه بند پایه در ماتریس کد *BCH* ۱۰۸
جدول ۱۶ تاثیر تعداد نمونه های آموزشی برای ماتریس کد *1vs 1* ۱۰۹
جدول ۱۷ تاثیر تعداد نمونه های آموزشی برای ماتریس کد *1vs A* ۱۰۹
جدول ۱۸ تاثیر تعداد نمونه های آموزشی برای ماتریس کد *Dense Random* ۱۱۰
جدول ۱۹ تاثیر تعداد نمونه های آموزشی برای ماتریس کد *Sparse Random* ۱۱۰
جدول ۲۰ تاثیر تعداد نمونه های آموزشی برای ماتریس کد *BCH* ۱۱۰
جدول ۲۱ *مقایسه* چند روش رایج در شناسایی چهره با روشهای پیشنهادیمان ۱۱۱
جدول ۲۲ اثر سایه از سمت راست در شناسایی و تاثیر آن بر روی روشهای مختلف شناسایی چهره ۱۱۱
جدول ۲۳ اثر سایه از سمت چپ در شناسایی و تاثیر آن بر روی روشهای مختلف شناسایی چهره ۱۱۲
جدول ۲۴ اثر سایه از سمت بالا در شناسایی و تاثیر آن بر روی روشهای مختلف شناسایی چهره ۱۱۲
جدول ۲۵ اثر سایه از سمت پائین در شناسایی و تاثیر آن بر روی روشهای مختلف شناسایی چهره ۱۱۲
جدول ۲۶ *مقایسه* چند روش رایج در شناسایی چهره با روشهای پیشنهادیمان ۱۱۵

فصل ۱

مروری بر روشهای شناسایی چهره

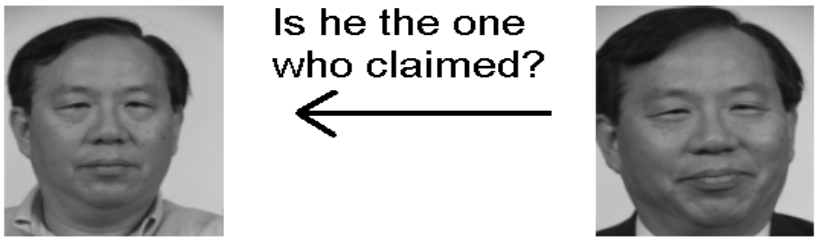
در سالهای اخیر شناسایی چهره، در زمینه های تحقیقاتی مرتبط با بیومتریک، شناسایی الگو و بینایی ماشین، به نحو گسترده ای وارد شده است [2] ,[1]. از کاربردهای آن به کنترل امنیتی افراد(Automated crowd surveillance)، کنترل دسترسی(Access Control)، شناسایی (Identification) افراد مجرم (مثلا برای کنترل گذرنامه)، بازسازی چهره، مدارهای واسط بین انسان و رایانه(Human Computer Interface) می توان اشاره کرد. علاوه بر شناسایی بر پایه تصاویر چهره، روشهای شناسایی دیگری نیز وجود دارد 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 متفاوت ثبت اطلاعات است که می‌توان آنها را بر حسب عواملی از جمله میزان همکاری شخص، دقت، سرعت محاسبات، راحتی اندازه گیری، شرایط محیطی و هزینه محاسباتی دسته بندی کرد. شناسایی با کمک تصاویر چهره بدلیل اینکه نیاز به همکاری کمی از طرف افراد مورد بررسی داشته و ماهیت غیر دخالت کننده ای دارد، مورد توجه شرکتهای امنیتی قرار گرفته است. شرکتهای Cognitec [3]Eyematic[6] Viisage[5], Identix[4], در حال حاضر در این زمینه فعال می‌باشند.

۱-۱ اهداف شناسایی چهره

به طور کلی هدف از شناسایی چهره به سه دسته اصلی تقسیم می‌شود :

الف) تصدیق چهره یا احراز هویت (Face Verification or Authentication)
ب) شناسایی هویت (Face Identification or Recognition)

ج) لیست بررسی (Watch List)



شکل ۱: تصدیق هویت: آیا من همانی هستم که ادعا می‌کنم؟

الف) تصدیق هویت (آیا او همانی است که ادعا می‌کند !؟)

تصدیق هویت، یک شناسایی یک به یک است به این معنی که یک تصویر از شخص مورد نظر با تصویر شخصی که هویت آن ادعا شده، مقایسه می‌شود. برای بررسی میزان دقت این کار در سیستم ها، میزان تایید صحیح (Verification Rate) بر حسب تایید اشتباه (False Acceptance) را محاسبه کرده و منحنی آنرا رسم می‌نمایند. یک سیستم خوب باید بتواند با اعمال یک آستانه مناسب، بین این دو مقدار، برحسب کاربرد به میزان بهینه ای برسد. کاربرد این سیستم ها برای مکانهایی است که دسترسی به آنها فقط برای افراد خاصی مجاز می‌باشد و باید از ورود افرادی غیر از افراد مجاز جلوگیری شود. در این سیستم ها در صورتی که میزان شباهت تصویر ورودی با تصویر موجود از حد معینی کمتر باشد، سیستم فرد مورد نظر را رد می‌کند. حالت ایده آل برای این سیستم ها زمانی است که کلیه افراد مجاز تایید و کلیه افراد غیر مجاز رد شوند. خطای این سیستم حالتی است که شخص مجاز، رد شده(False rejection) و یا شخص غیرمجاز (False acceptance)، تایید شود. در شکل ۱ نحوه عمل این سیستم نمایش داده شده است.

ب) شناسایی هویت : (او کیست؟)

یک روش تطبیقی از یک به چند است و در آن یک تصویر ورودی با تمامی تصاویر موجود مقایسه می‌شود و شبیه ترین تصویر به عنوان تصویر شناسایی شده انتخاب می‌شود. برای این کار ابتدا یک تصویر از شخص مورد نظر گرفته می‌شود و ویژگی های آن با ویژگی های داده های موجود مقایسه می‌شود. تصاویر بترتیب بیشترین شباهت مرتب می‌شوند و شبیه

ترین تصویر به عنوان شخص شناسایی شده در نظر گرفته می‌شود. مثالی از نحوه عمل این سیستم در شکل ۲ آمده است.

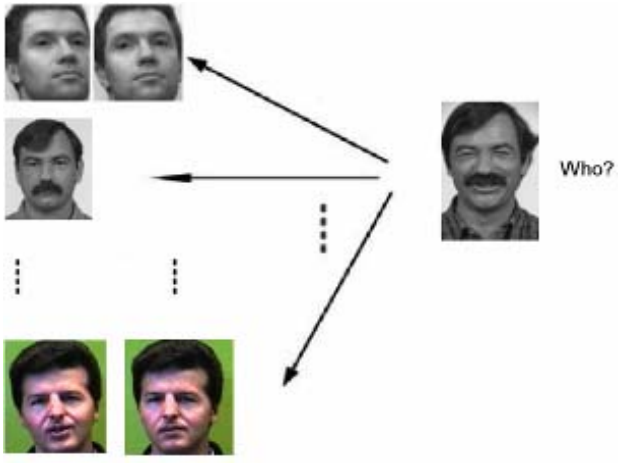
ج) لیست بررسی

در این حالت یک سری تصاویر از افرادی موجود است که به دنبال آنها می‌گردیم. بنابراین تصویری که برای شناسایی به سیستم داده می‌شود ممکن است که در داده ها موجود باشد و ممکن است تصویری از او در لیست نباشد. برای این کار سیستم شباهت بین تصویر ورودی و تصاویر موجود را بررسی میکند و بر اساس شباهت به ترتیب از صعودی به نزولی مرتب می کند. در صورتی که شباهت از یک حد آستانه بیشتر باشد، سیستم حضور شخص را تایید می کند. در اینجا دو پارامتر تعریف می‌شود، ۱- درصد تعداد دفعاتی است که سیستم آلارم می‌دهد و شخص شناسایی شده در لیست وجود دارد، که به آن ضریب یافتن و شناسایی(Detection and Identification Rate) می‌گویند، ۲- تعداد دفعاتی است که سیستم آلارم می‌دهد و تصویرتشخیص داده شده در لیست وجود ندارد، که به آن ضریب آلارم اشتباه (False Alarm rate) می‌گویند. در بخش بعدی به دسته بندی و سپس بررسی روشهای شناسایی چهره می‌پردازیم.

۱-۲ اصول و روشهای سیستمهای تشخیص چهره

روشهای شناسایی چهره از دو جهت قابل بررسی هستند: ۱) نوع اطلاعات مورد استفاده. ۲) روش مورد استفاده برای شناسایی چهره.

از جهت نوع اطلاعات، روشهای شناسایی چهره به سه دسته ی شناسایی با کمک ۱) تصاویر دو بعدی، ۲) تصاویر سه بعدی، ۳) ترکیبی از تصاویر دوبعدی و سه بعدی[11] تقسیم بندی می‌شوند[11]. تصاویر دوبعدی چهره انسان نسبت به تغییرات زاویه چهره (Pose)، زاویه نور تابشی، حالات چهره(Facial Expression)، موهای صورت، پوشش برخی قسمتهای صورت و سن دارای تغییر اطلاعات درونی است. تصاویر سه بعدی چهره نسبت به تغییرات شدت روشنایی و زاویه مقاوم هستند ولی حالت چهره و موهای صورت باعث تغییرات زیادی در این نوع تصاویر می‌شوند و کار شناسایی را با مشکل مواجه می‌کنند.



شکل ۲ : شناسایی هویت: او کیست!؟

از جهت روش مورد استفاده، روشهای شناسایی چهره را می‌توان به سه دسته تقسیم کرد:

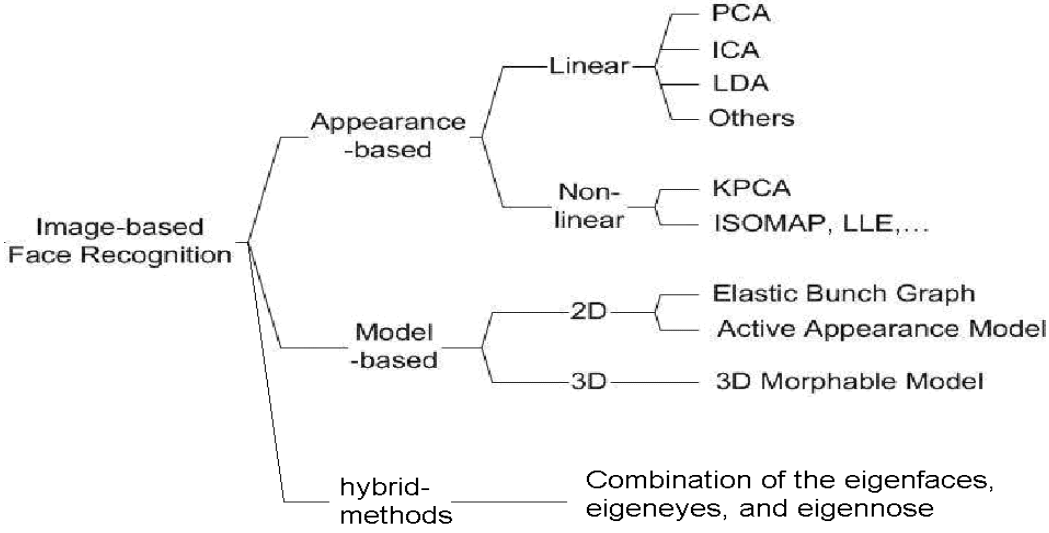
۱) روشهایی که مشخصه های کلی(Holistic Texture) چهره را در نظر می‌گیرند،

۲) روشهایی که بر مبنای مدل هستند و خصوصیات و بافت (Texture) قسمتهایی از چهره را در نظر می‌گیرند و

۳) روشهای ترکیبی که از هر دو حالت استفاده می‌کنند. یک بررسی و مرور کامل بر روی روشهای شناسایی با کمک تصاویر دو بعدی توسط Zhao و همکاران انجام شده است[12].

معروفترین روش دسته ی اول Eigenface است که توسط Turk & Pentland پیشنهاد شده است که از روش آنالیز بردارها و مقادیر ویژه استفاده می‌کند[7]. روش Fisher face، که از تحلیل جداسازهای خطی استفاده میکند[13]، روش Local Binary Patterns که بر روی Micro-Pattern های تصاویر متمرکز می شود. از روشهای دسته دوم می‌توان به روش Elastic Bunch Graph [14] و Active Appearance model [21] اشاره کرد. از روشهای دسته سوم، روشی است که از ترکیب eigenface ، eigennose و eigeneye استفاده میکند[18].

نمای کلی روشهای شناسایی چهره در شکل۳ آمده است.



شکل۳ : نمای کلی روشهای موجود برای شناسایی چهره

۳-۱ شناسایی چهره بر مبنای ظاهر(Appearance-based face recognition)

در روشهای شناسایی بر مبنای ظاهر، تصویر iام برای مثال، که دارای ابعاد $n = r \times c$ است به بردار x_i به طول n تبدیل می شود که در آن ردیف های تصویر پشت سر هم قرار می گیرند. اگر تعداد تصاویر P باشد، حجم اطلاعات $P \times n$ می گردد که حجم زیاد و هزینه محاسباتی سنگینی به دنبال دارد. لذا در این روشها در اولین قدم، از تکنیک های آماری برای کاهش ابعاد تصاویر استفاده می‌شود تا به کمک آنها بتوان توزیع داده ها را بدست آورده و سپس بدون از دست دادن اطلاعات اساسی، تصاویر را در یک زیر فضای با ابعاد کمتر، که به آن زیر فضای ویژگی ها (Feature Sub Space) می گویند، ارائه نمود. در این حالت با ورود هر تصویر جدید برای شناسایی، آن را به زیر فضای ویژگی مورد نظر برده و شباهت تصویر ورودی با تصاویر داده شده در این زیر فضا بررسی می‌شود.

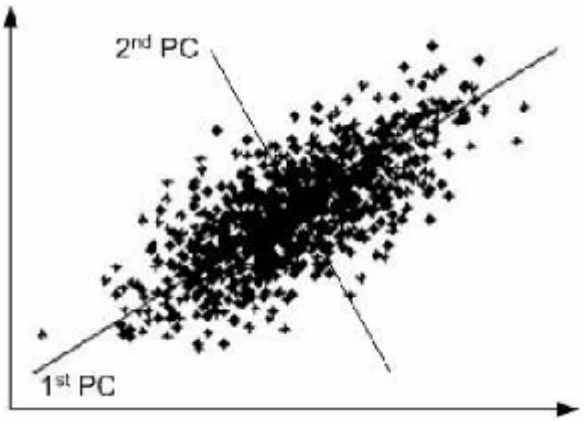
تحلیل زیر فضاهای خطی (Linear Subspace) :

در ادامه سه زیر فضا که برای کاهش ابعاد یا طبقه بندی داد ها استفاده می‌شوند را بررسی می‌کنیم. این سه زیر فضا، زیرفضاهای بدست آمده از روشهای PCA (Principal Component Analysis) ، ICA (Independent Component Analysis) و LDA (Linear Discriminant Analyses) هستند. هر کدام از این سه روش با توجه

به دیدگاه آماری مربوط به خود، یک زیر فضا تعریف کرده و داده ها را به آن زیرفضا منتقل می‌کنند. برای تشخیص داده های تست و تعیین کلاس آنها، کافیست شباهت بردارهای انتقال یافته در زیر فضای مورد نظر با داده ی ورودی که به آن زیرفضا منتقل شده اند را بررسی کنیم. هر سه ی این زیر فضاها را بدلیل خطی بودن میتوان به صورت $Y = W^T X$ بیان کرد که $X = (x_1, x_2, ..., x_n)$ داده ها در فضای اولیه هستند، W_{n*d} ماتریس انتقال و Y_{d*P} بیان تصاویر در زیرفضای مورد نظر است و در اغلب موارد d<<n می‌باشد یعنی بعد داده ها در فضای جدید کوچکتر از بعد آنها در فضای اصلی شان می باشد. بنابر این یک عمل فشرده سازی یا کاهش بعد نیز انجام شده است.

۴-۱ روش Eigenface

روش Eigenface در سال ۱۹۹۱ توسط Turk & Pentland پیشنهاد شد که از تحلیل المانهای اصلی یا همان PCA برای کاهش بعد استفاده کرده[7] تا بتواند زیرفضایی با بردارهای متعامد پیدا کند که در آن زیرفضا پراکندگی داده ها را به بهترین حالت نشان دهد. این زیرفضا را هنگامی که بر روی داده های چهره اعمال شوند، فضای چهره (Face Space)می گویند. پس از مشخص شدن بردارهای ویژه، تمامی تصاویر به این زیر فضا منتقل می‌شوند تا وزنهای W که بیانگر ویژگی های تصویر در آن زیرفضا هستند بدست آیند. با مقایسه شباهت وزنهای موجود با وزن تصویر جدیدی که به این زیر فضا منتقل شده می‌توان تصویر ورودی را شناسایی و طبقه بندی کرد. در این روش از تبدیل Karhumen-Loeve استفاده می شود[8]. اگر عناصر تصویر را به عنوان متغیرهای تصادفی در نظر بگیریم، می‌توان تصویر را به صورت نمونه هایی از یک فرآیند آماری در نظر گرفت. بردارهای پایه در روش PCA همان بردارهای ویژه ی (eigen vector) ماتریس X هستند که از ماتریس کوواریانس بدست می‌آیند. ماتریس کوواریانس به صورت $S_T = \sum_{i=1}^{N} (x_i - \mu)(x_i - \mu)^T$ تعریف می‌شود. پس از پیدا کردن ماتریس بردارهای ویژه می توان از تمامی یا d المان آن برای انتقال استفاده کرد. نمونه ای از اعمال این تبدیل بر داده های دو بعدی در شکل۴ آمده است. در این زیر فضا بردار متناسب با بزرگترین مقدار ویژه حاوی اطلاعات بیشترین تغییرات (پراکندگی) و بردار متناسب با کوچکترین مقدار ویژه حاوی کمترین تغییرات (پراکندگی) است.



شکل ۴ : مولفه های اصلی نقاط دو بعدی. همان طور که در تصویر مشخص است داده ها در جهت اولین بردار ویژه پراکندگی بیشتری نسبت به دومین بردار ویژه دارند[84].

در ادامه دو روش محاسبه ی این زیر فضا بررسی می‌شود. یک روش که روش معمول برای این کار است و روش دیگر که برای تصاویر با رزولوشن بالا طراحی شده است،که روش snapshot نامیده می‌شود. پارامترهای قابل تغییر در این روش، تعداد بردارهای مورد استفاده برای منتقل کردن(Project) داده ها به زیر فضا و امکان وزن دهی این بردارها است.

روش محاسباتی PCA

الف) روش مقادیر و بردارهای ویژه ماتریس کواریانس

Eigen sapce از طریق محاسبه بردارهای ویژه ماتریس کوواریانس بدست می‌آید. بردارهای ویژه ی متناظر با مقادیر غیر صفر ماتریس مقدار ویژه، تشکیل محورهایی نرمال و عمود بر هم می‌دهند که به کمک آنها داده ها به یک زیر فضای K بعدی منتقل می‌شوند. در ادامه به بررسی روش محاسبه این بردارها می‌پردازیم:

۱. ابتدا داده های هر تصویر در یک ستون قرار داده می‌شوند $x^i = [x_1^i ..... x_N^i]^T$. ابعاد این ماتریس N*1 است که $N = r * c$ بوده و r,c ابعاد تصویر می‌باشد.

۲. ماتریس X را تشکیل داده بطوری که هر ستون آن بیانگر داده های یک تصویر باشد $X = (x^1, x^2, ..., x^n)$. ابعاد این ماتریس N*P است که P تعداد تصاویر است.

۳. تصاویر حول مرکز منتقل می‌شوند. برای این کار داده ها از داده میانگین کسر می‌شوند :

$$\overline{X} = [\overline{x}^1 \overline{x}^2 .....\overline{x}^n] \ ، \ \overline{x} = x^i - m \ ، \ m = \frac{1}{P}\sum_{i=1}^{P} x_i$$

۴. ماتریس کوواریانس از ضرب ماتریس $\overline{X}$ در ترانهاده آن بدست می‌آید : $\Omega = \overline{X}.\overline{X^T}$. این ماتریس که دارای ابعاد N*N است، تعداد E مقدار ویژه ی غیر صفر دارد که E=min(N,P).

۵. بردارهای ویژه بردارهایی هستند که در رابطه $\Omega V = \Lambda V$ صدق کنند. در این حالت V بردارهای ویژه و Λ مقادیر ویژه است. در برنامه Matlab برای محاسبه ی مقدار و بردار ویژه از دستور eig استفاده می‌شود.

۶. مقادیر و بردارها ویژه را بترتیب از بزرگترین به کوچکترین مقدار ویژه مرتب می‌کنیم. بزرگترین مقدار ویژه متناسب با برداری است که در جهت بیشترین تغییرات است و بتدریج که به سمت مقادیر ویژه کوچکتر می‌رویم به بردارهایی با میزان پراکندگی کمتر می‌رسیم، که در برخی حالات تغییراتی که این بردارها نماینده آن هستند به حدی کوچکند که می‌توان از آنها صرفنظر کرد.

۷. داده ها را به زیرفضای مورد نظر منتقل می‌کنیم. این کار با حاصل ضرب نقطه ای ترانهاده ی ماتریس V در ماتریس $\overline{X}$ بدست می‌آید: $X_{project} = V^T.\overline{X}$. در این حالت ماتریس $X_{project}$ حاوی اطلاعات تصاویر در eigen space است که بیان تصاویر در زیر فضای جدید بوده و مبنای مقایسه می‌باشد.

۸. برای شناسایی تصویر ورودی جدید :

- ابتدا آن را از میانگین تصاویر اولیه کم می‌کنیم : $\overline{X}_{test} = X_{test} - m$ ،
- آنرا به همان زیر فضای V میبریم : $X_{project\ .test} = V^T.\overline{X_{test}}$.
- در این حالت تصویری که بیشترین شباهت را به تصویر منتقل شده داشته باشد را به عنوان نتیجه ی شناسایی معرفی می‌کنیم.

در روش ذکر شده ماتریس Ω یک ماتریس N*N است که محاسبه و انجام عملیات بر روی این ماتریس در حالتی که از تصاویر با رزولوشن بالا استفاده می کنیم بدلیل ابعاد بزرگ دارای بار محاسباتی زیادی می‌باشد. مثلا اگر ابعاد تصویر ۱۲۸*۱۲۸ پیکسل باشد ماتریس کوواریانس دارای ابعاد ۱۶۳۸۴*۱۶۳۸۴ خواهد شد که محاسبه این ماتریس و پس از