

<https://t.me/tephd>

دانشکده مهندسی مکانیک

پایان نامه دوره کارشناسی ارشد

گرایش طراحی کاربردی

تشخیص هویت به کمک پردازش تصویر چهره انسان به روش هوشمند

فصلنامه علمی پژوهشی
پایان نامه

چکیده

شناسایی چهره در سال‌های اخیر، در زمینه‌های تحقیقاتی مرتبط با بیومتریک، شناسایی الگو، بینایی ماشین بسیار مورد توجه قرار گرفته است. در برخی کاربردهای تجاری و امنیتی نیز روش‌های شناسایی چهره مورد استفاده قرار می‌گیرد. این کاربردها شامل کنترل امنیتی افراد، کنترل دسترسی، تشخیص افراد مجرم، بازسازی چهره و واسط‌های بین انسان و رایانه هستند. شناسایی با کمک تصاویر چهره به دلیل اینکه نیاز به همکاری اندکی از طرف افراد دارد، مورد توجه بیشتری قرار گرفته است. در این میان روش‌های تشخیص چهره روز به روز با ارائه راهکارهای جدید سعی در افزایش دقت آزمایشات روی پایگاه داده‌های استاندارد دارند. در این پژوهش روش جدیدی با نام روش هوشمند معرفی و مورد بررسی قرار گرفته است، که اساس کار آن مبتنی بر استفاده از ماشین‌های بردار پشتیبان است که از الگوریتم هوشمندی برای دسته‌بندی داده‌ها بهره می‌برد، البته در قسمتی از الگوریتم روش هوشمند از روش‌هایی که در دهه اول قرن ۲۱م ارائه شده، استفاده گردیده است. در این پژوهش برای تست روش هوشمند از بانک‌های داده استاندارد *ORL* و *YALE* استفاده شده که برای بانک داده *ORL* در میانگین کل آزمایشات تنها ۲,۴۵ درصد خطا مشاهده می‌شود، این در حالی است که در بهترین حالت، روش هوشمند دقت ۱۰۰ درصد را از خود نشان داد. برای بانک داده *YALE* میانگین دقت ۹۱,۳۳ درصد و در بهترین عملکرد ۹۶,۶۷ درصد دقت از خود نشان داده که برای هر دو بانک داده نتایج بسیار مطلوبی بدست آمده است.

کلمات کلیدی:

بیومتریک؛ تشخیص چهره؛ ماشین‌های بردار پشتیبان؛ روش هوشمند؛ بانک داده *ORL*

فصل ۱ - مقدمه	۱
۱-۱- مقدمه	۲
فصل ۲ - مروری بر پیشینه تحقیق	۵
۱-۲- مقدمه	۶
تشخیص چهره با استفاده از چهره ویژه ها	۶
۳-۲- کلیات سیستم	۱۰
۱-۳-۲- فاز شکل دهی پایگاه داده چهره	۱۰
۲-۳-۲- فاز تمرین	۱۰
۳-۳-۲- فاز تشخیص و یادگیری	۱۱
۴-۲- محاسبه چهره ویژه ها	۱۳
۵-۲- روش آنالیز اجزای اصلی (PCA)	۱۷
۶-۲- روش آنالیز تفکیک پذیری خطی LDA	۲۱
۷-۲- روش آنالیز اجزای مستقل ICA	۲۳
فصل ۳ - مفاهیم اصلی تشخیص چهره	۲۸
۱-۳- مقدمه	۲۹
۲-۳- مفاهیم اصلی تشخیص الگو و چهره	۲۹
۱-۲-۳- نگاه کلی	۲۹
۲-۲-۳- تشخیص آیتم‌های واقعی	۲۹
۳-۲-۳- تشخیص آیتم‌های انتزاعی	۲۹
۳-۳- الگوها و کلاس‌های الگوها	۳۰
۴-۳- مسائل اساسی در طراحی سیستم تشخیص الگو	۳۱
۵-۳- یادگیری و تمرین دادن	۳۲
۶-۳- تشخیص الگوی نظارت شده و بدون نظارت	۳۳
۷-۳- کلیات یک سیستم تشخیص الگو	۳۴
۸-۳- کلیات یک سیستم تشخیص چهره عام	۳۵
۲-۸-۳- مازول دریافت	۳۵

۳۶ ۳-۸-۳ ماژول پیش پردازش
۳۷ ۴-۸-۳ ماژول استخراج ویژگی
۳۸ ۵-۸-۳ ماژول دسته بندی
۳۸ ۶-۸-۳ مجموعه تمرین
۳۸ ۷-۸-۳ پایگاه داده چهره

فصل ۴ - مدل و روش پیشنهادی ۳۹

۴۰ ۱-۴ مقدمه
۴۰ ۲-۴ تحلیل تفکیکی خطی برای ماتریس تصاویر (2D-LDA)
۴۶ ۳-۴ ماشین بردار پشتیبان (SVM)
۵۲ ۴-۴ روش هوشمند
۵۲ ۱-۴-۴ مقدمه
۵۲ ۲-۴-۴ استفاده از ماشین های بردار پشتیبان (روش 2D-LDA-SVM)
۵۳ ۳-۴-۴ استفاده از هر دو بعد تصویر جهت آموزش کامل تر (2D-2D-LDA-SVM)

فصل ۵ - نتایج ۵۵

۵۶ ۱-۵ معرفی بانک داده های استفاده شده
۵۶ ۱-۱-۵ بانک داده ORL
۵۷ ۲-۱-۵ بانک داده YALE
۵۸ ۲-۵ نتایج پیاده سازی آزمایشات در نرم افزار MATLAB
۵۸ ۳-۵ نتایج روش 2D-LDA-SVM
۵۸ ۱-۳-۵ پیاده سازی روی بانک داده ORL
۶۲ ۲-۳-۵ مقایسه روش 2D-LDA-SVM با روش 2D-LDA
۶۳ ۳-۳-۵ پیاده سازی روی بانک داده YALE
۶۵ ۴-۵ نتایج روش 2D-2D-LDA-SVM
۶۵ ۱-۴-۵ پیاده سازی روی بانک داده ORL
۶۷ ۲-۴-۵ مقایسه روش 2D-2D-LDA-SVM با روش 2D-LDA
۶۸ ۳-۴-۵ پیاده سازی روی بانک داده YALE
۷۰ ۵-۵ مقایسه روش های 2D-2D-LDA-SVM با 2D-LDA-SVM
۷۰ ۱-۵-۵ بانک داده ORL

۷۱.....YALE ۲-۵-۵ بانک داده

۷۲.....۶-۵ نتیجه گیری و پیشنهادات

۷۵.....مراجع

منابع یادرس پروفمه

فهرست اشکال

- شکل (۱-۲) (a) مجموعه تمرین تصاویر چهره به صورت نمونه (b) تصویر چهره میانگین مجموعه تمرین. ۸.....
- شکل (۲-۲) هفت چهره ویژه با بالاترین مقادیر ویژه که از مجموعه تمرین شکل (۱-۲) بدست آمده است. ۸.....
- شکل (۳-۲) دیاگرام بلوکی سیستم تشخیص چهره ارائه شده. ۱۲.....
- شکل (۴-۲) تعدادی از تصاویر پایه بسط PCA از بانک داده ORL. ۱۹.....
- شکل (۵-۲) مثالی از یک توزیع دو بعدی و راستاهای استخراج شده توسط بسط PCA. شکل چپ توزیع دوبعدی داده ها و جهت‌های بردارهای ویژه ماتریس کوواریانس داده ها را نشان میدهد. شکل راست نگاشت داده ها بر روی جهت اول بسط PCA را نشان میدهد. ۲۰.....
- شکل (۶-۲) مقایسه بین پایه های فضای PCA و ICA. ۱- سمت چپ: توزیع سه بعدی داده ها و سه جهت بسطهای PCA و ICA را نشان میدهد. ۲- سمت راست: نگاشت توزیع داده ها بر روی دو جهت نخست بسط PCA و ICA را نشان میدهد. ۲۴.....
- شکل (۷-۲) اهمیت فاز در تصاویر چهره ۱- ستون چپ (تصاویر اصلی). ۲- ستون میانی: حفظ دامنه طیف و تعویض فاز دو تصویر اصلی. ۳- ستون راست: بازسازی تصاویر وسط با استفاده از اطلاعات دامنه تصویر اصلی و فاز تصاویر میانی. ۲۶.....
- شکل (۸-۲) تعدادی از تصاویر پایه بسط ICA از بانک اطلاعاتی ORL. ۲۷.....
- شکل (۱-۳) دو کلاس مجزا بردار الگو از دو کمیت height و weight تشکیل شده است. ۳۱.....
- شکل (۲-۳) دیاگرام بلوکی یک سیستم تشخیص الگوی تطبیقی. ۳۴.....
- شکل (۳-۳) یک سیستم تشخیص چهره عام. ۳۵.....
- شکل (۱-۴) یافتن مرز خطی بهینه برای حالتی که دو کلاس کاملاً از یکدیگر جدا هستند. ۴۷.....
- شکل (۱-۵) تعدادی از تصاویر بانک داده ORL. ۵۷.....
- شکل (۲-۵) نتایج بدست آمده از برخی روش هایی که تا کنون بر روی بانک داده ORL اعمال شده اند. ۵۷.....
- شکل (۳-۵) تعدادی از تصاویر بانک داده YALE. ۵۸.....
- شکل (۴-۵) نمودار دقت میانگین (۱۰۰ حالت) در روش 2D-LDA-SVM بر حسب اندازه کاهش بعد (d)(ORL). ۶۰.....

- شکل (۵-۵) نمودار دقت بیشینه (در بین ۱۰۰ حالت) در روش 2D-LDA-SVM بر حسب اندازه کاهش بعد (d)(ORL)..... ۶۱
- شکل (۶-۵) نمودار مقایسه روش 2D-LDA-SVM (میانگین دقت) با روش 2D-LDA..... ۶۲
- شکل (۷-۵) نمودار دقت میانگین (۱۰۰ حالت) در روش 2D-LDA-SVM بر حسب اندازه کاهش بعد (d)(YALE)..... ۶۳
- شکل (۸-۵) نمودار دقت بیشینه (در بین ۱۰۰ حالت) در روش 2D-LDA-SVM بر حسب اندازه کاهش بعد (d)(YALE)..... ۶۴
- شکل (۹-۵) نمودار دقت میانگین (۱۰۰ حالت) در روش 2D-2D-LDA-SVM بر حسب اندازه کاهش بعد (d)(ORL)..... ۶۵
- شکل (۱۰-۵) نمودار دقت بیشینه (در بین ۱۰۰ حالت) در روش 2D-2D-LDA-SVM بر حسب اندازه کاهش بعد (d)..... ۶۶
- شکل (۱۱-۵) نمودار مقایسه روش 2D-2D-LDA-SVM (میانگین دقت) با روش 2D-LDA..... ۶۷
- شکل (۱۲-۵) نمودار دقت میانگین (۱۰۰ حالت) در روش 2D-2D-LDA-SVM بر حسب اندازه کاهش بعد (d)(YALE)..... ۶۸
- شکل (۱۳-۵) نمودار دقت بیشینه (در بین ۱۰۰ حالت) در روش 2D-2D-LDA-SVM بر حسب اندازه کاهش بعد (d)(YALE)..... ۶۹
- شکل (۱۴-۵) نمودار مقایسه میانگین دقت روش های 2D-2D-LDA-SVM با 2D-LDA-SVM و 2D-LDA (ORL)..... ۷۰
- شکل (۱۵-۵) نمودار مقایسه میانگین دقت روش های 2D-2D-LDA-SVM با 2D-LDA-SVM (YALE)..... ۷۱

فهرست جداول

- جدول (۱-۴) معمولترین توابع هسته ماشین بردار پشتیبان..... ۵۱
- جدول (۱-۵) جدول دقت میانگین (۱۰۰ حالت) روش 2D-LDA-SVM بر حسب اندازه کاهش بعد(d) به همراه مقادیر بیشینه، کمینه و میانگین دقت در بین dهای متفاوت(ORL)..... ۶۰
- جدول (۲-۵) جدول دقت بیشینه (در بین ۱۰۰ حالت) روش 2D-LDA-SVM بر حسب اندازه کاهش بعد(d) به همراه مقادیر بیشینه، کمینه و میانگین دقت در بین dهای متفاوت(ORL)..... ۶۱
- جدول (۳-۵) جدول مقایسه روش 2D-LDA-SVM (میانگین دقت) با روش 2D-LDA..... ۶۲
- جدول (۴-۵) جدول دقت میانگین (۱۰۰ حالت) روش 2D-LDA-SVM بر حسب اندازه کاهش بعد(d) به همراه مقادیر بیشینه، کمینه و میانگین دقت در بین dهای متفاوت(YALE)..... ۶۳
- جدول (۵-۵) جدول دقت بیشینه (در بین ۱۰۰ حالت) روش 2D-LDA-SVM بر حسب اندازه کاهش بعد(d) به همراه مقادیر بیشینه، کمینه و میانگین دقت در بین dهای متفاوت(YALE)..... ۶۴
- جدول (۶-۵) جدول دقت میانگین (۱۰۰ حالت) روش 2D-2D-LDA-SVM بر حسب اندازه کاهش بعد(d) به همراه مقادیر بیشینه، کمینه و میانگین دقت در بین dهای متفاوت(ORL)..... ۶۵
- جدول (۷-۵) جدول دقت میانگین (در بین ۱۰۰ حالت) و دقت بیشینه (در بین ۱۰۰ حالت) در روش 2D-2D-LDA-SVM بر حسب اندازه کاهش بعد(d) به همراه مقادیر بیشینه، کمینه و میانگین دقت در بین dهای متفاوت..... ۶۶
- جدول (۸-۵) جدول مقایسه روش 2D-2D-LDA-SVM (میانگین دقت) با روش 2D-LDA..... ۶۷
- جدول (۹-۵) جدول دقت میانگین (۱۰۰ حالت) روش 2D-2D-LDA-SVM بر حسب اندازه کاهش بعد(d) به همراه مقادیر بیشینه، کمینه و میانگین دقت در بین dهای متفاوت(YALE)..... ۶۸
- جدول (۱۰-۵) جدول دقت بیشینه (در بین ۱۰۰ حالت) روش 2D-2D-LDA-SVM بر حسب اندازه کاهش بعد(d) به همراه مقادیر بیشینه، کمینه و میانگین دقت در بین dهای متفاوت(YALE)..... ۶۹
- جدول (۱۱-۵) مقایسه میانگین دقت روش های 2D-2D-LDA-SVM با 2D-LDA-SVM و 2D-LDA(ORL)..... ۷۰
- جدول (۱۲-۵) جدول مقایسه میانگین دقت روش های 2D-2D-LDA-SVM با 2D-LDA-SVM (YALE)..... ۷۱

فصل ۱ - مقدمه

منابع یادرس پروفمه

۱-۱- مقدمه

از دوران‌های گذشته تا کنون بشر به دنبال حفظ امنیت خود و اموال خود بوده است، این نیاز با گذشت زمان و پیشرفت انسان و توانایی‌های او تکامل یافته است به گونه ای که سیستم‌های تشخیص هویت ابتدایی از اواخر قرن ۲۰ میلادی تحولی بزرگ در ارتقاء امنیت به وجود آوردند اما حوادث تروریستی در اوایل قرن ۲۱ به ویژه ۱۱ سپتامبر ۲۰۰۱ دولت‌ها را متوجه کاستی‌های فراوان در این زمینه نمود.

فناوری بیومتریک از آن زمان تا کنون مورد توجه بزرگترین موسسات تحقیقاتی دنیا قرار گرفته و با رشدی مضاعف در حال پیشرفت است. در این میان فناوری‌های زیادی در تشخیص هویت شکل گرفته و تکامل یافتند که از جمله آنها می‌توان به تشخیص اثر انگشت، تشخیص چهره، تشخیص عنبیه چشم، تشخیص شبکیه چشم، تشخیص اثر کف دست، تشخیص هندسه دست، تشخیص هندسه گوش و چندین روش دیگر اشاره نمود.

اما دلایلی که تشخیص چهره را به عنوان یکی از بهترین روش‌های تشخیص هویت معرفی می‌کنند به شرح زیر ارائه می‌گردند:

✓ تقریباً تمامی فناوری‌های تشخیص چهره نیازمند یک سری عملیات‌های داوطلبانه از سوی کاربر هستند. به طور مثال در تشخیص هویت به کمک اثر انگشت و کف دست کاربر باید دست خود را روی سنسور مورد نظر قرار داده تا اسکن لازم اخذ شود و یا در تشخیص هویت به وسیله چشم باید شخص چشم خود را بدون حرکت در مقابل لنز دوربین قرار دهد، این در حالی است که در تشخیص چهره یک دوربین حتی از فاصله دور هم می‌تواند تصویر فرد را برای شناسایی به سیستم منتقل کند.

✓ انسان که قوی‌ترین سیستم تشخیص هویت را دارد از چهره به عنوان پارامتر شناسایی استفاده می‌کند و رسیدن به چنین سیستمی که این عمل را توسط ماشین شبیه سازی کند ایده آل علم در تشخیص هویت خواهد بود.

✓ تکنولوژی تشخیص چهره دارای کاربردهای فراوانی از جمله سیستم‌های امنیتی، رابط انسان و کامپیوتر، نظارت خودکار، سیستم‌های تایید بانکی، تشخیص هویت توسط گذر نامه و انواع کارت شناسایی و غیره است.

چهره نقش اساسی را در شناسایی افراد و نمایش احساسات آنها در سطح جامعه دارد. توانایی انسان در تشخیص چهره‌ها قابل توجه است ما می‌توانیم هزاران چهره یاد داده شده در طول عمرمان را تشخیص دهیم و در یک نگاه چهره‌های آشنا را حتی پس از سالها جدایی شناسایی کنیم. این مهارت در مقابل تغییرات در شرایط دیداری مانند حالت چهره، سن و همچنین تغییراتی در عینک، ریش یا سبک مدل موها ایستادگی می‌کند.

تشخیص چهره یک موضوع مهم در کاربردهایی همچون سیستم‌های امنیتی، کنترل کارت اعتباری و شناسایی مجرمان شده است. برای مثال، قابلیت مدل کردن یک چهره خاص و تمیز دادن آن از یک تعداد فراوان از مدل‌های چهره ذخیره شده، توانایی شناسایی مجرمان را به صورت گسترده ای بهبود خواهد بخشید.

اگرچه درست است که انسان‌ها در تشخیص چهره توانا هستند اما نحوه کدینگ و دی کدینگ چهره‌ها در مغز انسان کاملاً آشکار نیست. تشخیص چهره انسان برای بیش از بیست سال مورد مطالعه قرار گرفته است. توسعه یک مدل محاسباتی برای تشخیص چهره کاملاً دشوار است و دلیل آن پیچیدگی چهره‌ها و ساختار چند بعدی بینایی است. بنابراین تشخیص چهره یک فعالیت سطح بالا در بینایی کامپیوتر است و می‌تواند بسیاری از تکنیک‌های بینایی اولیه را در بر گیرد.

مرحله اول تشخیص چهره انسان، استخراج ویژگی‌های آشکار از تصاویر چهره هاست. در اینجا یک سوال بوجود می‌آید که تا چه اندازه ویژگی‌های چهره قابلیت اندازه گیری شدن را دارند. بررسی‌های محققین در چندین سال گذشته بر آن اشاره دارد که ویژگی‌های خاصی از چهره برای شناسایی چهره‌ها

توسط انسان تشخیص داده می شود.

منابع یادرس پیژوفه

فصل ۲ - مروری بر پیشینه تحقیق

منابع یادرس پژوهش

۲-۱- مقدمه

در این فصل ابتدا مروری بر روش پایه ای چهره ویژه ها^۱ شده و در ادامه پیشینه تحقیق روش PCA^۲ از سال ۱۹۹۱ میلادی تا ابتدای قرن ۲۱ ام بررسی شده و پس از آن به بررسی پیشینه روش های LDA^۳ و روش ICA^۴ پرداخته می شود. این سه روش را میتوان جزء سه روش اصلی و پایه تشخیص چهره دسته بندی نمود که از سال ۲۰۰۵ به بعد با تکامل این روش ها، حالت های دو بعدی، غیر خطی و... از این روش ها کم کم پایه گذاری شدند که برخی از آنها عبارتند از:

Kernel-PCA	✓
Kernel-LDA	✓
2D-PCA	✓
F-PCA	✓
F-LDA	✓
2D-LDA	✓

در کلیه روش های فوق از روش های پایه LDA و PCA ایده گرفته شده است، تمامی این روش ها نیز دارای نقاط ضعف و قوتی هستند که در چند سال اخیر با استفاده از ترند ها و آموزشهای متفاوت سعی در بهبود عملکرد آنها شده است. برخی از این تلاش ها منجر به ابداع روش های کاملاً نوینی در تشخیص چهره شده است.

۲-۲- تشخیص چهره با استفاده از چهره ویژه ها

به زبان تئوری اطلاعات، در تشخیص چهره اطلاعات داخل یک تصویر چهره، با حداکثر کارائی استخراج و کدگذاری می شوند و سپس با یک پایگاه داده از مدل هایی که به صورت مشابه کدگذاری شده اند مقایسه می شوند. یک رویکرد ساده برای استخراج اطلاعات موجود در یک تصویر چهره، به دست

¹ Eigenface

² Principal Components Analysis

³ Linear Discriminant Analysis

⁴ Independent Component Analysis

آوردن اختلاف در مجموعه تصاویر چهره هاست سپس می توان با استفاده از این اطلاعات به کدگذاری و مقایسه تصاویر چهره افراد پرداخت.

به زبان ریاضی، اجزای اصلی توزیع چهره ها، یا بردار ویژه های ماتریس کواریانس مجموعه تصاویر چهره، به گونه ای رفتار می کنند که یک تصویر به عنوان یک نقطه یا بردار در یک فضای با تعداد ابعاد بسیار بالا در نظر گرفته می شود. بردار ویژه ها^۱ می توانند به عنوان مجموعه ای از ویژگی ها فرض شوند که با هم اختلاف بین تصاویر چهره ها را مشخص می کنند. در اینجا چون بردار ویژه ها در مورد تصاویر چهره هستند، چهره ویژه نامیده می شوند.

نمونه ای از تصاویر چهره در شکل (۲-۱) و چهره ویژه های مربوط به آن ها در شکل (۲-۲) نشان داده شده است.

^۱ Eigenvectors



شکل (۱-۲) (a) مجموعه تمرین تصاویر چهره به صورت نمونه (b) تصویر چهره میانگین مجموعه تمرین. [۱] و [۲]



شکل (۲-۲) هفت چهره ویژه با بالاترین مقادیر ویژه که از مجموعه تمرین شکل (۱-۲) بدست آمده است. [۱] و [۲]

هر چهره ای می تواند دقیقا به وسیله ترکیب خطی چهره ویژه ها ارائه شود. همچنین هر چهره می تواند با استفاده از « بهترین » چهره ویژه ها، آنهایی که بیشترین مقادیر ویژه را دارند، تقریب زده شود. M چهره ویژه بهترین، یک زیر فضای M بعدی را به وجود می آورد که ما « فضای چهره » همه تصاویر ممکن می نامیم.

کیربی^۱ و سیرویچ^۲ تکنیکی را برای ارائه تصاویر چهره ها به طور کارا با استفاده از آنالیز جزء اصلی توسعه دادند آن ها بهترین مختصات سیستم را برای فشرده سازی تصویر محاسبه کردند که هر محور مختصات واقعا یک تصویر است که آن را تصویر ویژه نامیدند.

آن ها بیان کردند، حداقل در تئوری، هر مجموعه ای از تصاویر به صورت تقریبی می تواند به وسیله ذخیره کردن یک مجموعه کوچک از وزن ها برای هر چهره و مجموعه ای کوچک از تصاویر استاندارد (تصویر ویژه ها) بازسازی شود. وزن های توصیف کننده ی هر چهره به وسیله ی تصویر کردن^۳ هر چهره بر روی تصویر ویژه ها بدست می آیند [۱] و [۲].

در اینجا روشی که توسط تورک^۴ و پنتلند^۵ برای توسعه یک سیستم تشخیص چهره مبتنی بر رویکرد چهره ویژه پیشنهاد شده دنبال خواهد شد. آن ها بیان کردند که تعداد زیادی از تصاویر چهره به وسیله مجموع وزن داده شده مجموعه کوچکی از ویژگیهای خاص یا چهره ویژه ها بازسازی می شوند [۳].

شاید یک روش کارا برای یادگیری و تشخیص چهره ها، به دست آوردن ویژگیهای خاص به وسیله تجربه و تشخیص چهره ها به وسیله مقایسه وزن های ویژگی های موردنیاز برای بازسازی تقریبی آنها با وزنه های مرتبط با چهره های شناخته شده باشد. بنابراین هر چهره به وسیله مجموعه کوچکی از ویژگی ها

¹ Kirby

² Sirovitch

³ Projecting

⁴ Turk

⁵ Pentland

یا وزن های تصویر چهره مورد نیاز برای توصیف و بازسازی آنها مشخص می شود.

۲-۳- کلیات سیستم

سیستم تشخیص چهره ارائه شده در طول فرآیند تشخیص چهره از سه فاز اصلی عبور می کند. سه واحد عملیاتی اصلی در این فازها قرار گرفته اند و آنها در شکل (۲-۳) ترسیم شده اند. ویژگی های این فازها به همراه سه واحد عملیاتی در زیر ارائه شده اند.

۲-۳-۱- فاز شکل دهی پایگاه داده چهره

در این فاز، دریافت و پیش پردازش تصاویر صورتی که قصد دارند به پایگاه داده چهره اضافه شوند، انجام می پذیرد. تصاویر در یک پایگاه داده چهره در سیستم ذخیره می شوند که این پایگاه داده چهره را کتابخانه چهره می نامیم چون در آن زمان خصوصیات پایگاه داده رابطه ای را ندارد. کتابخانه چهره در ابتدا خالی است. به منظور شروع فرآیندهای تشخیص چهره، در ابتدا کتابخانه خالی چهره با چهره ها پر می شود.

فرض کنیم سیستم تشخیص چهره بر روی تصاویر 128×128 کار می کند. به منظور انجام عملیات تبدیل اندازه و بهبود تصاویر، یک ماژول « پیش پردازش » در سیستم وجود دارد. این ماژول به صورت اتوماتیک هر تصویر چهره را به تصویر 128×128 (در صورت لزوم) تبدیل می کند.

در کتابخانه چهره برای هر چهره نیاز به دو عنصر داریم، یک عنصر همان تصویر چهره است (که البته می توان فشرده سازی نیز روی آن انجام داد هر چند سرعت کم تر می شود) و دیگری بردار اوزان مربوط به هر تصویر چهره است. بردار اوزان عناصر کتابخانه چهره خالی هستند تا زمانی که یک عملیات تمرین انتخاب شود و چهره ویژه ها تشکیل شوند.

۲-۳-۲- فاز تمرین

پس از اضافه کردن تصاویر چهره ها به کتابخانه چهره، سیستم برای انجام تمرین و تشکیل چهره ویژه ها آماده است. تصاویر چهره ای که می خواهیم در تمرین حضور داشته باشند از کتابخانه چهره انتخاب می شوند. از آنجائی که عناصر کتابخانه چهره نرمال شده هستند، هیچگونه عمل پیش پردازشی در این مرحله صورت نمی پذیرد. پس از انتخاب مجموعه تمرین، چهره ویژه ها تشکیل و برای استفاده های بعد، ذخیره می شوند. چهره ویژه ها فقط از روی مجموعه تمرین محاسبه می شوند و M تصویر مربوط به بیشترین مقادیر ویژه نگهداری می شوند. این M تصویر چهره، « فضای چهره » M بعدی را نشان می دهند.

همان طور که چهره های جدید تجربه می شوند، چهره ویژه ها بروز رسانی و یا دوباره محاسبه می شوند. اوزان مربوطه در فضای وزن M بعدی برای هر عضو کتابخانه محاسبه می شود. (به وسیله تصویر کردن تصویر چهره آن بر روی فضای چهره ای که به وسیله چهره ویژه ها بوجود آمده است). اکنون بردار وزن مربوط به هر عضو کتابخانه که در ابتدا خالی بود، به روز رسانی می شود. سیستم حالا برای فرآیند تشخیص آماده است.

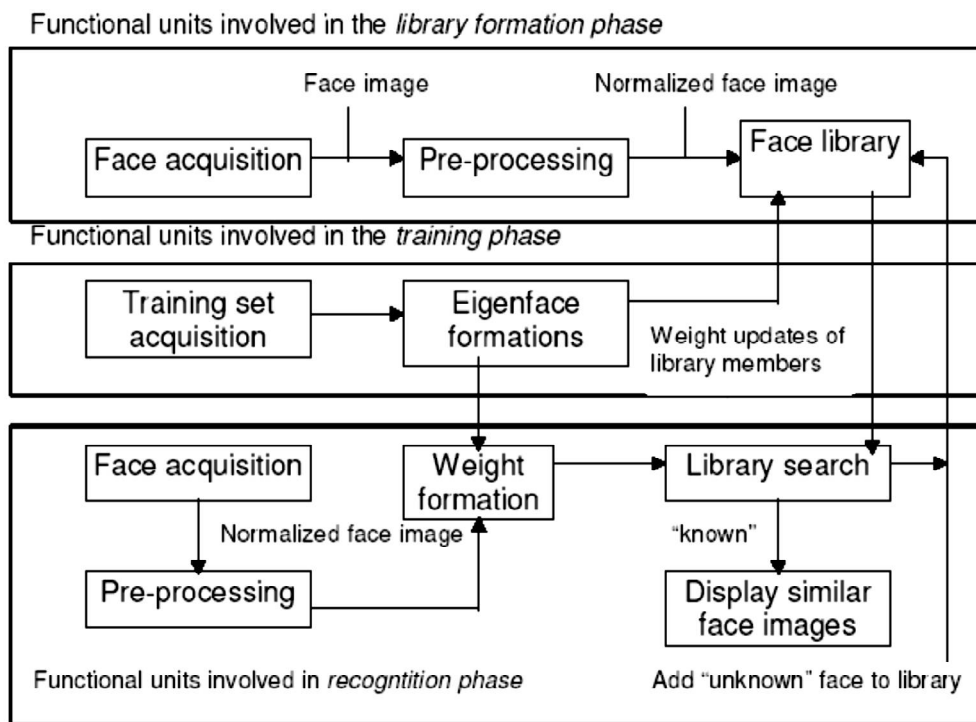
۲-۳-۳- فاز تشخیص و یادگیری

پس از انتخاب یک مجموعه تمرین و به وجود آوردن بردارهای وزن عناصر تصویر چهره، اکنون سیستم آماده فرآیند تشخیص چهره است. کاربر فرآیند تشخیص را با انتخاب یک تصویر آغاز می کند. بر اساس در خواست کاربر و اندازه تصویر دریافتی، مراحل پیش پردازش برای نرمال سازی این تصویر با مشخصات کتابخانه چهره صورت می پذیرد.

هنگامی که تصویر نرمال می شود، بردار وزن آن به کمک چهره - ویژه ها که قبلا در فاز تمرین ساخته و ذخیره شده بود، ساخته می شوند. پس از به دست آوردن بردار وزن، با بردار وزن هر عضو کتابخانه چهره مقایسه می شود. همچنین کاربر یک آستانه شباهت را معین می کند که بر اساس آن

سیستم تصاویری که کمتر از این آستانه با تصویر چهره ورودی شباهت داشته باشند به عنوان تطابق ارائه نمی کند.

اگر حداقل یک تصویر چهره وجود دارد که در تشابه با تصویر ورودی مقدار آستانه را بر آورده کند، تصویر چهره به عنوان « شناخته شده » معرفی می شود. اگر هیچ تصویری مقدار آستانه را برآورده نکند، تصویر به عنوان « شناخته نشده » معرفی می شود. پس از آنکه تصویر به عنوان ناشناخته معرفی شد تصویر چهره جدید به همراه بردار وزن آن می تواند به کتابخانه چهره اضافه شود تا بعداً مورد استفاده قرار گیرد (یادگیری برای تشخیص).



شکل (۲-۳) دیاگرام بلوکی سیستم تشخیص چهره ارائه شده. [۳]

۲-۴- محاسبه چهره ویژه ها

فرض کنید یک تصویر چهره $I(x, y)$ ، یک آرایه دو بعدی $N \times N$ باشد. همچنین یک تصویر ممکن است به عنوان یک بردار N^2 بعدی در نظر گرفته شود، بنابراین یک تصویر با اندازه 256×256 برداری 65536 بعدی یا به طور معادل یک نقطه در فضای 65536 بعدی می باشد.

تصاویر چهره ها، به خاطر شباهت در پیکربندی کلی، به طور تصادفی در این فضای بزرگ توزیع نمی شوند و بنابراین به وسیله یک زیر فضای به نسبت کم بعد قابل توصیف هستند. ایده اصلی آنالیز جزء اصلی پیدا کردن بردارهایی است که بهترین مقدار را برای توزیع تصاویر چهره در فضای تصویر کامل دارند.

این بردارها، زیر فضایی از تصاویر چهره را تعریف می کنند که ما « فضای چهره » می نامیم. طول هر بردار N^2 است، که یک تصویر $N \times N$ را توصیف می کند، که یک ترکیب خطی از تصاویر چهره اصلی است. چون این بردارها، بردارهای ویژه ماتریس کواریانس مربوط به تصاویر چهره اصلی هستند و چون آنها در ظاهر شبیه چهره هستند، ما آنها را چهره ویژه می نامیم.

ماتریس $N \times N$ با نام A ، بردار ویژه X و مقدار ویژه λ را دارد اگر

$$A X = \lambda X \quad \text{رابطه (۱-۲)}$$

و

$$A^T X = \lambda X \quad \text{رابطه (۲-۲)}$$

که اگر بسط داده شود یک چند جمله ای درجه N ام با متغیر λ است که ریشه های آن مقادیر ویژه هستند. این اثبات می کند که معمولا N مقدار ویژه وجود دارند. مقادیر ویژه مساوی از ریشه های مضاعف بر می آیند.

یک ماتریس متقارن نامیده می شود اگر مساوی با ترانهاده خود باشد:

$$A \quad \text{رابطه (۳-۲)}$$

آن متعامد نامیده می شود اگر ترانهاده با معکوس آن برابر باشد:

$$A \quad \text{رابطه (۴-۲)}$$

و یک ماتریس حقیقی نرمال نامیده می شود اگر رابطه زیر برای آن برقرار باشد:

$$A \quad \text{رابطه (۵-۲)}$$

قضیه: مقادیر ویژه یک ماتریس متقارن حقیقی، همگی حقیقی هستند. در مقابل، مقادیر ویژه یک ماتریس نامتقارن حقیقی ممکن است مقادیر حقیقی را شامل شود اما همچنین ممکن است مقادیر مختلط را نیز در بر گیرد. مقادیر ویژه یک ماتریس نرمال با مقادیر ویژه «*nondegenerate*» کامل و متعامد هستند پس از ارائه توضیحاتی بر روی واژه هایی که قصد داریم در محاسبه چهره ویژه ها از آن ها استفاده کنیم، می توانیم به فرآیند پیدا کردن این چهره ویژه ها بپردازیم.

فرض کنید، مجموعه تصاویر چهره $\Gamma_1, \Gamma_2, \dots, \Gamma_M$ باشند و میانگین مجموع به وسیله فرمول زیر

تعریف می شود:

$$\text{رابطه (۶-۲)}$$

:

بردار اختلاف هر چهره از میانگین به صورت زیر محاسبه می شود

رابطه (۷-۲) q

یک مجموعه تمرین نمونه در شکل (۱-۲) (a) نشان داده شده است که چهره میانگین در شکل (۱-۲) (b) نشان داده شده است.

این مجموعه بردار های خیلی بزرگ موضوع کاری آنالیز جزء اصلی است که یک مجموعه از بردار های U_n orthonormal، که بهترین توصیف از توزیع داده ها باشند، را جستجو می کند. بردار K ام، U_k ، انتخاب می شود که

رابطه (۸-۲) λ

یک ماکزیمم است که

رابطه (۹-۲) U

بردار های U_k و اسکالر های λ_k به ترتیب بردار های ویژه و مقادیر ویژه ماتریس کواریانس

رابطه (۱۰-۲) λ

که ماتریس $A = [\Phi_1 \Phi_2 \dots \Phi_M]$ ماتریس کواریانس C ، به هر حال ماتریس متقارن حقیقی $N^2 * N^2$ است و تعیین N^2 بردار ویژه و مقدار ویژه یک کار حجیم برای اندازه های تصویر عمومی است. ما نیاز به یک روش ممکن از نظر محاسباتی برای پیدا کردن این بردار های ویژه داریم.

اگر تعداد نقاط داده ای در فضای تصویر کمتر از بعد فضای باشد ($M < N^2$) آنجا به نسبت

N^2 بردار ویژه با معنا خواهد بود. بردار ویژه های باقیمانده به مقادیر ویژه صفر مرتبط می شوند.

به بردارهای ویژه $AV_i A^T A$ توجه کنید که

$$A \quad \text{رابطه (۱۱-۲)}$$

با ضرب کردن هر دو طرف در A داریم

$$A \quad \text{رابطه (۱۲-۲)}$$

می بینیم که AV_i بردارهای ویژه $C = AA^T$ هستند.

در ادامه این آنالیز، ماتریس $L = AA^T$ که $M \times M$ است را می سازیم و $L_{mn} = \Phi_m^T \Phi_n$ است و M

بردار ویژه AV_i را پیدا می کنیم. این بردارها، ترکیب های خطی از M تصویر چهره مجموعه تمرین را

برای تشکیل چهره ویژه های U_i تعیین می کند.

$$U \quad \text{رابطه (۱۳-۲)}$$

با این آنالیز، محاسبات از مرتبه تعداد پیکسل ها در تصاویر (N^2) به مرتبه تعداد تصاویر در

مجموعه تمرین (M) کاهش می یابند. در عمل، مجموعه تمرین تصاویر چهره به نسبت کوچک خواهند

بود ($M \ll N^2$) و محاسبات کاملاً قابل مدیریت می شود. مقادیر ویژه مرتبط، به ما این قابلیت را می

دهند تا بردارهای ویژه را بر اساس فایده آنها در مشخص سازی اختلاف میان تصاویر رتبه بندی کنیم.

۲-۵- روش آنالیز اجزای اصلی (PCA)

بدون شک رشد و گسترش روشهای شناسایی چهره مدیون کار برجسته ترک^۱ و پنتلند^۲ در سال ۱۹۹۱ است. شالوده روش پیشنهادی پنتلند مشاهده هوشمندانه کیربی^۳ و سیروویچ^۴ در استفاده از بسط PCA برای توصیف تصاویر چهره است. کیربی و سیروویچ نشان داده بودند که با استفاده از بسط PCA می توان با دقت مناسبی تصاویر چهره را بر اساس ترکیب خطی چند چهره (چهره های ویژه^۵) تولید کرد.

این چهره های ویژه که از روی بردارهای ویژه ماتریس کوواریانس تصاویر بدست می آیند شکل (۲-۴). فضایی را برای توصیف چهره ها تولید می نماید که فضای چهره های ویژه نام گرفت. پنتلند علاوه بر استفاده از فضای چهره های ویژه در شناسایی، راهکاری هوشمندانه برای محاسبه آن نیز ارائه نمود. [۳] و [۱]

در روش چهره های ویژه یک نگاشت خطی از فضای R^n به R^m ($n \gg m$) بدست می آید. فضای حاصله در بسط PCA یک فضای متعامد است. اولین جهت در فضای R^m ترکیبی خطی از ابعاد فضای ورودی R^n است که داده ها در آن بیشترین واریانس را دارند. به طور مشابه، جهت n ام جهتی از فضای ورودی است که بر تمام $n - 1$ جهت قبلی عمود بوده و ماکزیمم واریانس را شامل شود.

اگر X^i بردار N بعدی حاصله از کنار هم چیدن سطرها یا ستونهای تصویر i باشد و فرض کنیم M تصویر برای آموزش یک سیستم شناسایی در اختیار داریم، در روش چهره های ویژه، نخست ماتریس کوواریانس تصاویر از روی ماتریس بردارهای آموزشی $\bar{X} = [\bar{X}^1 | \bar{X}^2 | \dots | \bar{X}^i | \bar{X}^M]$ تشکیل می شود (رابطه (۲-۱۴)).

¹ Turk

² Pentland

³ Kirby

⁴ Sirovitch

⁵ Egenface

$$\bar{X}^i = X^i - m_x, m_x = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M X^i \quad \text{رابطه (۲-۱۴)}$$

$$\Omega_{N \times N} = \bar{X} \bar{X}^T \quad \text{رابطه (۲-۱۵)}$$

مرتبه ماتریس کوواریانس $\Omega_{N \times N}$ ، M است (با فرض کوچک تر بودن تعداد تصاویر M از ابعاد تصاویر N) و بنابراین M بردار ویژه $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_M$ خواهد داشت. این بردارهای ویژه $\varphi = [\varphi_1 | \varphi_2 | \dots | \varphi_M]$ نداشت خطی روش چهره های ویژه را بیان می نمایند.

در عمل و همانگونه که پنتلند نشان داد بجای حل مسأله مقدار ویژه ماتریس $\Omega_{N \times N}$ ، بردارهای ویژه ماتریس $\Omega'_{M \times M} = \bar{X}^T \bar{X}$ محاسبه و سپس با استفاده از رابطه بین بردارهای ویژه دو ماتریس $\Omega_{N \times N}$ و $\Omega'_{M \times M}$ بردارهای ویژه ماتریس کوواریانس $\Omega_{N \times N}$ بدست می آیند.

در فاز شناسایی، نگاشت تصاویر ورودی توسط $\varphi = [\varphi_1 | \varphi_2 | \dots | \varphi_M]$ به فضای چهره های ویژه بدست می آید. سپس با محاسبه فواصل اقلیدسی میان بردارهای آموزشی و داده کاوش در فضای چهره، کلاس برداری که کمترین فاصله را با بردار کاوش دارد به عنوان خروجی سیستم شناسایی معرفی میشود. از خواص بسط PCA می توان به موارد زیر اشاره نمود.

- ✓ بسط PCA در مقایسه با دیگر نگاشتها از لحاظ MSE^1 بهینه است. به عبارت دیگر تفاوت انرژی در فضای تصویر و فضای چهره (برای داده های آموزشی) در بسط PCA مینیمم است.
- ✓ پایه های بسط PCA بر یکدیگر عمودند، به عبارت دیگر چهره های ویژه غیر همبسته بوده و افزونگی^۲ مینیمم است.

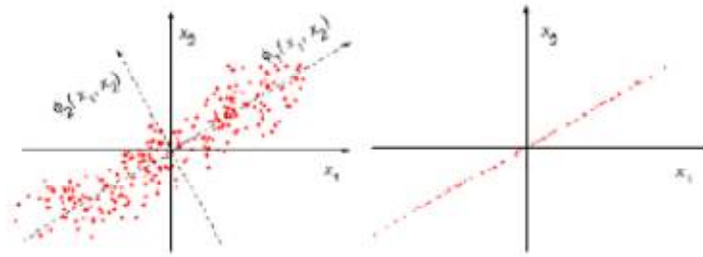
¹ Mean Squared Error

² Redundancy

✓ چهره های ویژه در راستاهایی قرار می گیرند که بر تمامی چهره های ویژه با مقادیر ویژه بزرگتر عمود باشند و واریانس داده ها در آن راستا ماکزیمم باشد. در شکل (۲-۵) پراکندگی تعدادی داده دو بعدی و راستاهای بسط PCA و همچنین نگاشت یک بعدی داده ها با استفاده از بسط PCA نشان داده شده است.



شکل (۲-۴) تعدادی از تصاویر پایه بسط PCA از بانک داده ORL. [۳]



شکل (۲-۵) مثالی از یک توزیع دو بعدی و راستاهای استخراج شده توسط بسط PCA. شکل چپ توزیع دوبعدی داده ها و جهت‌های بردارهای ویژه ماتریس کوواریانس داده ها را نشان می‌دهد. شکل راست نگاشت داده ها بر روی جهت اول بسط PCA را نشان می‌دهد. [۳]

پنتلند در ادامه تحقیقات خود در زمینه تشخیص چهره روش Eigenfeatures را برای تشخیص پیشنهاد کرد در این روش بجای آنکه بسط PCA بر روی تصویر تمام چهره پیاده شود الگوهای بینی، چشم و دهان برای هر تصویر ورودی تهیه شده و سپس بر روی این الگوها بسط کارهونن-لوو پیاده می‌شود.

برای تشخیص، فاصله الگوهای ورودی با تمامی الگوهای مجموعه آموزشی سنجیده شده و یک بردار فاصله تشکیل می‌شود. از روی این بردار فاصله، یک امتیاز برای هر شخص محاسبه می‌شود و شخصی که بیشترین امتیاز را کسب کند به عنوان خروجی سیستم معرفی می‌شود. روش View based Eigenface یک گسترش روش کلاسیک Eigenface برای مقاوم سازی الگوریتم نسبت به تغییر زاویه صورت می‌باشد. [۴]

در این روش از هر شخص تصاویری از نماهای مختلف (پنتلند از ۹ تصویر در بازه $\pm 90^\circ$ استفاده کرد) در مجموعه آموزشی ذخیره می‌شود و سپس برای هر زاویه یک در مجموعه آموزشی ذخیره می‌شود و سپس برای هر زاویه یک فضای چهره تشکیل می‌شود. بدین ترتیب یک توصیف سه بعدی از هر چهره در سیستم ذخیره می‌شود.

در مرحله تشخیص نخست زاویه سر (با استفاده از نگاشت در فضاهاى مختلف چهره و محاسبه مینیمم فاصله) مشخص می‌شود. سپس بر حسب زاویه سر در فضای چهره متناظر، عمل جستجو برای

یافتن شخص برنده انجام می‌شود. در مقایسه با روش Eigenface این روش بازدهی بالاتری در تشخیص دارد هر چند که حجم محاسبات نیز زیادتر شده است.

بررسی‌ها نشان داده است که روش Eigenface نسبت به تغییرات نور محیط، شیفت تصاویر و تغییرات مقیاس حساس است. آکاماتسو^۱ بسط PCA را به اندازه بسط فوریه تصاویر چهره اعمال کرد. به علت مقاوم بودن اندازه طیف بسط فوریه نسبت به شیفت، نتایج روش کلاسیک Eigenface بهبود قابل ملاحظه‌ای پیدا کرد. با نگاهی مشابه، از موجکهای گبور پیش از بسط PCA استفاده شده است. [۵] و [۶]

۲-۶- روش آنالیز تفکیک پذیری خطی^۲ LDA

بدون تردید یکی از پرطرفدارترین و با سابقه‌ترین گرایشهای تحقیقاتی در چند سال اخیر استفاده از نسخه‌های مختلف بسط آنالیز تفکیک پذیری خطی یا به اختصار LDA در مسأله شناسایی چهره است. در بسط LDA هدف تولید فضایی است که در آن پراکندگی درون کلاسی مینیمم و پراکندگی برون کلاسی ماکزیمم باشد.

اما مقصود از پراکندگی درون کلاسی و برون کلاسی چیست؟ بطور شهودی چنانچه داده‌های هر کلاس متمرکز و توده‌های کلاسی تا حد امکان از یکدیگر دور باشند طراحی یک ماشین یادگیری برای طبقه‌بندی داده‌ها با سهولت بیشتری همراه بوده و ماشین یادگیری از پتانسیل بالاتری برای طبقه‌بندی داده‌ها برخوردار است.

پراکندگی درون کلاسی (رابطه ۲-۱۶)) شاخصی برای میزان تمرکز داده‌ها در هر کلاس و پراکندگی برون کلاسی (رابطه ۲-۱۷)) شاخصی برای میزان دور بودن توده‌های کلاسی از یکدیگر است.

^۱ Akamatsu

^۲ Linear Discriminant Analysis

$$S_w = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^c \sum_{x \in c_i} (x - m_i)(x - m_i)^T \quad \text{رابطه (۱۶-۲)}$$

$$S_b = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^c N_i (x - m_i)(x - m_i)^T \quad \text{رابطه (۱۷-۲)}$$

در رابطه (۱۶-۲) و رابطه (۱۷-۲) فرض کرده ایم که یک مسأله شناسایی الگو با N داده و c کلاس مواجه هستیم. در این روابط m و m_i به ترتیب میانگین تمام داده ها و میانگین داده های درون کلاس i هستند و N_i تعداد داده های درون کلاس i را نشان می دهد.

در بسط LDA برای آنکه دو شاخص پراکندگی درون و برون کلاسی به طور همزمان و به ترتیب مینیمم و ماکزیمم شوند باید رابطه (۱۸-۲) که شاخص فیشر نامیده میشود ماکزیمم شود. می توان نشان داد که نگاشت W از کنار هم چیدن بردارهای ویژه ماتریس $S_w^{-1} S_b$ بدست می آید.

$$W_{opt} = \arg_w \max \left(\frac{|W^T S_b W|}{|W^T S_w W|} \right) \quad \text{رابطه (۱۸-۲)}$$

با چنین فرمالیزی نمی توان از بسط LDA در شناسایی چهره استفاده نمود. میتوان نشان داد که رتبه^۱ S_b و S_w به ترتیب $c - 1$ و $n - c$ است. پر واضح است برای بردارهایی که ابعاد آنها از N بزرگتر است S_w و S_b تکین خواهند شد. برای رفع این مشکل بلهامئور^۲ و همکاران پیشنهاد نمودند تا نخست با استفاده از بسط PCA نگاشت تصاویر در فضایی با ابعاد کمتر از ابعاد تصاویر محاسبه شود و سپس در فضای تولید شده توسط نگاشت PCA بسط LDA مورد استفاده قرار گیرد. [۷]

همسو با نام پیشنهادی توسط پنتلند، بلهامئور نام روش خود را چهره های فیشر نهاد. به هر حال اکنون می دانیم که دور ریختن فضای متناظر با مقادیر ویژه کوچک بسط PCA در استخراج چهره های ویژه،

^۱ Rank

^۲ Belhumeur

حاوی اطلاعات مهم تفکیک پذیری است. در روشهایی که با نام Direct LDA یا به اختصار D-LDA می شناسیم گام نخست روش چهره های فیشر (بسط PCA) حذف شده است. در این روشها سعی می شود با ترفندهایی مقادیر ویژه و بردارهای ویژه ماتریسهای S_b و S_w از معادلاتی هم ارز محاسبه و حل مساله مقادیر ویژه میسر شود. [۸] و [۹]

نسخه های جدیدتر الگوریتم چهره های فیشر با تغییر در معیار فیشر حاصل شده اند. به عنوان مثال در الگوریتم F-LDA ماتریس پراکندگی برون کلاسی را با ترکیبی وزن دار محاسبه می کنند. استدلال پشت استفاده از ترکیب وزن دار، جریمه کردن کلاسهایی است که تفکیک پذیری کمتری داشته و مراکز آنها به یکدیگر نزدیک تر است. با دادن وزن در محاسبه ماتریس پراکندگی برون کلاسی نقش این کلاسهها در تولید فضای نهایی کمتر می شود. نسخه معروف و جدید دیگری از الگوریتم LDA با نام Regularized LDA توسط لو^۱ و همکاران در سال ۲۰۰۵ میلادی با اصلاح معیار فیشر مطابق با رابطه (۲-۱۹) معرفی شد. [۱۰] و [۱۱] و [۱۲]

$$W_{opt} = \arg_w \max \left(\frac{|W^T S_b W|}{|W^T S_w W| + \eta |W^T S_b W|} \right) \quad \text{رابطه (۲-۱۹)}$$

۲-۷- روش آنالیز اجزای مستقل ICA

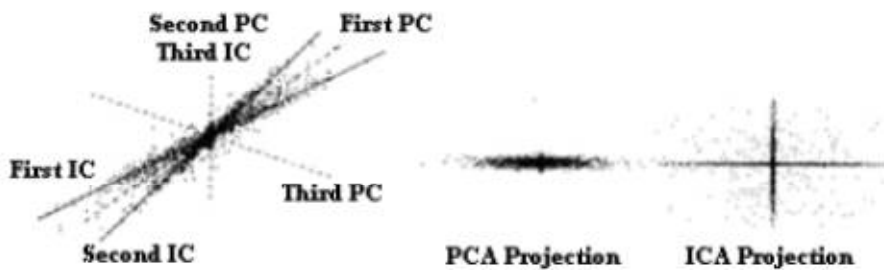
آنالیز ICA یک راهکار برای حل مساله جداسازی کور منابع^۲ در مهندسی است. در مساله جداسازی کور منابع فرض می شود سیگنالی که از ترکیبی خطی چند منبع غیر گوسی و مستقل از هم حاصل شده در دسترس می باشد و هدف جداسازی سیگنالهای منابع از سیگنال مجموع است. بطور مشابه در مساله شناسایی چهره میتوان تصور نمود که هر چهره از ترکیب خطی چند چهره خاص تولید شده است بنابراین با استفاده از بسط ICA می توان یک فضای چهره برای شناسایی تشکیل داد.

^۱ LU

^۲ Blind Source Separation

از سوی دیگر آنالیز ICA روشی را برای پیاده سازی نظریه افزونگی بارلو^۱ برای شناسایی چهره پیشنهاد می کند. بارلو افزونگی در سیستمها را نوعی دانش ساختار یافته درباره محیط می داند و اعتقاد دارد که این افزونگی امکان کد کردن اجسامی را که درجات بالایی از پیچیدگی دارند میسر می سازد. استفاده سیستم بینایی انسان از افزونگی توسط اتیک^۲ مطالعه شده است جالب است بدانیم که آنالیز PCA خود حالت خاصی از آنالیز ICA می باشد و با فرض گوسی بودن منابع (که برای تصاویر شرط دقیقی نیست) از بسط ICA حاصل می شود.

در شکل (۶-۲) مقایسه ای بین پایه های بسط PCA و ICA و همچنین فضای دوبعدی حاصل از نگاشت داده های سه بعدی به دو بعد نشان داده شده است. باید توجه کرد که آنالیز PCA تنها قادر به جدا کردن وابستگی های خطی بین اجزا بوده و وابستگی های از درجات بالاتر در بسط PCA وجود دارد نقش اطلاعات ممان های بالاتر برای شناسایی چهره مورد توجه بسیاری از محققین قرار گرفته است. [۱۳] و [۱۴] و [۱۵]



شکل (۶-۲) مقایسه بین پایه های فضای PCA و ICA. ۱- سمت چپ: توزیع سه بعدی داده ها و سه جهت بسطهای PCA و ICA را نشان میدهد. ۲- سمت راست: نگاشت توزیع داده ها بر روی دو جهت نخست بسط PCA و ICA را نشان می دهد. [۱۴]

¹ Barlow

² Atick

از لحاظ سیگنال تصویر، آرگمان مرتبه دوم اطلاعات فاز را شامل نمی‌شود. بارتلت^۱ در مقاله خود با بررسی اثر فاز در تصاویر چهره، استدلال نمود که اگر فاز تصاویر تغییر کند ماهیت تصویر به میزان زیادی تغییر خواهد نمود (شکل (۷-۲)). از آنجا که ممان‌های مراتب بالاتر در بسط ICA لحاظ می‌شوند و این ممان‌ها را می‌توان حاوی اطلاعات فاز تصاویر دانست بارتلت استفاده از بسط آنالیز اجزای مستقل^۲ یا ICA را برای استخراج ویژگی‌های چهره پیشنهاد نمود. [۱۵]

مقایسه تصاویر پایه بسط ICA شکل (۸-۲) با تصاویر پایه بسط کارهونن-لوو، تطبیق بیشتر با ویژگی‌های اجزای صورت از قبیل چشمان، بینی و دهان را در بسط ICA نشان می‌دهد. بارتلت بر اساس مطالعاتش ادعاهای زیر را در استفاده از بسط ICA مطرح نمود.

- ✓ چنانچه ابعاد بردار ویژگی در دو بسط PCA و ICA یکسان انتخاب شود در بیشتر مواقع بردارهای حاصله از بسط ICA به تشخیص بهتر منجر می‌شوند.
- ✓ حساسیت بردارهای حاصله از بسط ICA به تغییر ابعاد کمتر از بردارهای حاصله از بسط PCA است.
- ✓ چنانچه نویز را به بردارهای ویژگی حاصله از دو بسط PCA و ICA اضافه نماییم پایداری بردارهای بسط ICA در تشخیص بیش از بسط PCA است.

¹ Bartlett

² Independent component Analysis

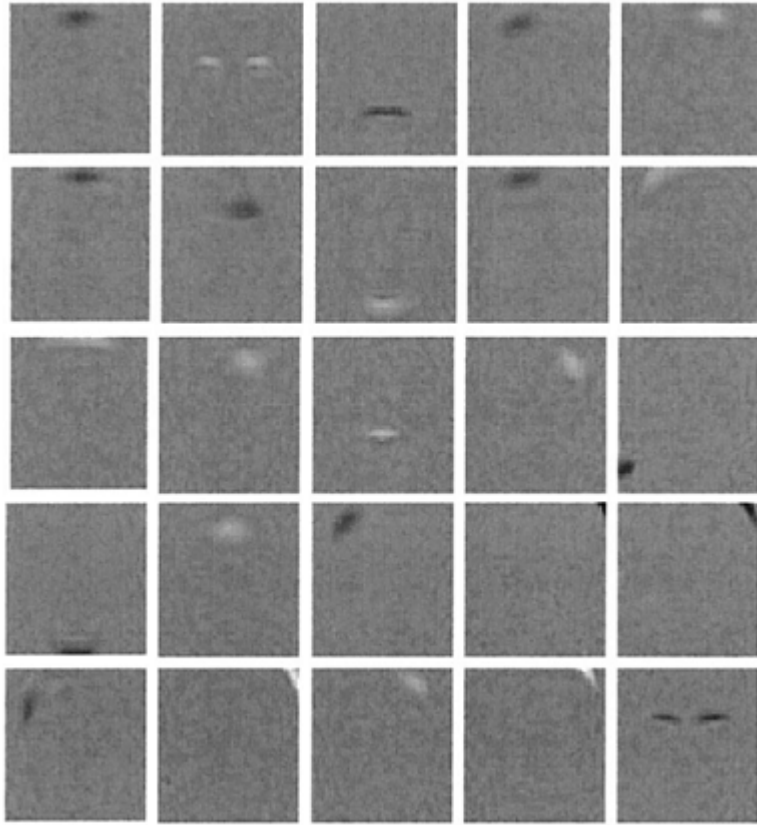


شکل (۲-۷) اهمیت فاز در تصاویر چهره ۱- ستون چپ (تصاویر اصلی). ۲- ستون میانی: حفظ دامنه طیف و تعویض فاز دو تصویر اصلی. ۳- ستون راست: بازسازی تصاویر وسط با استفاده از اطلاعات دامنه تصویر اصلی و فاز تصاویر میانی.

[۱۵]

امروزه صحت ادعاهای بارتلت مورد تردید واقع شده است و نزدیکی و در برخی سناریوها افت کارایی ماشین‌های مبتنی بر بسط ICA در مقایسه با ماشین‌هایی که از بسط‌های PCA و LDA استفاده می‌کنند سبب شده تا به مرور زمان توجه پژوهشگران به بسط ICA کمتر و کمتر شود. [۱۶] و [۱۷] و [۱۸]

همانند دیگر روش‌های یادگیری آماری رفتار بسط ICA بر ویژگی‌های مختلف همانند ویژگی‌های حاصله از تبدیل موجک مورد مطالعه قرار گرفته است به عنوان مثال لیو با ترکیب ایده‌های آنالیز موجک گبور و بسط ICA یک سیستم شناسایی چهره پیشنهاد نموده است در شناسایی چهره برای بانک‌های داده با تعداد کم انسان بازدهی ۱۰۰ درصد را نشان می‌دهد. [۱۹]



شکل (۲-۸) تعدادی از تصاویر پایه بسط ICA از بانک اطلاعاتی ORL [۱۹]

فصل ۳ - مفاهیم اصلی

تشخیص چهره

منابع یادرس پیژوفه

۳-۱- مقدمه

در این فصل مفاهیم اصلی تشخیص الگو و چهره بازگو می شوند تا اصطلاحاتی که در ادامه استفاده شده ابتدا بطور کامل شرح داده شوند.

۳-۲- مفاهیم اصلی تشخیص الگو و چهره

۳-۲-۱- نگاه کلی

نیاز به سیستم‌های اطلاعاتی بهبود یافته بیشتر از قبل مورد توجه قرار گرفته است چرا که اطلاعات عنصری اساسی در تصمیم سازی است و جهان در حال افزایش دادن مقدار اطلاعات در فرم‌های مختلف با درجه‌هایی از پیچیدگی است. یکی از مسائل اصلی در طراحی سیستم‌های اطلاعاتی مدرن، تشخیص الگو به طور اتوماتیک است.

تشخیص به عنوان یک صفت اصلی انسان بودن است. یک الگو، توصیفی از یک شیء است. انسان دارای یک سیستم اطلاعاتی سطح بالاست که یک دلیل آن داشتن قابلیت تشخیص الگوی پیشرفته است. بر طبق طبیعت الگوهای مورد تشخیص، عملیات تشخیص در دو گونه اصلی تقسیم می‌شوند:

۳-۲-۲- تشخیص آیتم‌های واقعی

ممکن است به عنوان تشخیص سنسوری نیز معرفی شود که تشخیص الگوهای سمعی و بصری را دربر می‌گیرد. این فرآیند تشخیص، شناسایی و دسته بندی الگوهای فضایی و الگوهای زمانی را در بر می‌گیرد. مثال‌هایی از الگوهای فضایی کارکترها، اثر انگشت ها، اشیاء فیزیکی و تصاویر هستند. الگوهای زمانی شامل فرم‌های موجی گفتار، سری‌های زمانی و... هستند.

۳-۲-۳- تشخیص آیتم‌های انتزاعی^۱

از طرف دیگر، یک بحث قدیمی یا یک راه حل برای مسئله، قابل تشخیص است. این فرآیند شامل

^۱ Conceptual items

تشخیص آیتم‌های انتزاعی است و می‌توان آن را تشخیص انتزاعی خواند. در واقع تشخیص انسان، یک پرسش تخمین زدن احتمال نسبی ای است که یک داده ورودی به یکی از مجموعه‌های جمعیت‌های آماری شناخته شده، که وابسته به تجربیات گذشته است، می‌تواند مرتبط باشد. بنابراین مسئله تشخیص الگو ممکن است به عنوان یک مسئله تشخیص اختلاف داده ورودی با جمعیت‌ها به وسیله جستجو ویژگی‌ها یا صفات ثابت در میان اعضای یک جمعیت مورد توجه قرار گیرد.

۳-۳ - الگوها و کلاس‌های الگوها

تشخیص الگو می‌تواند به عنوان دسته بندی داده‌ها ورودی در کلاس‌های شناخته شده به وسیله استخراج ویژگی‌های مهم یا صفات داده تعریف شود.

یک کلاس الگو، یک دسته متمایز شده به وسیله برخی صفات و ویژگی‌های مشترک است. ویژگی‌های یک کلاس الگو، صفات نوعی هستند که بین همه الگوهای متعلق به آن کلاس مشترک هستند. این ویژگی‌ها اغلب به عنوان ویژگی‌های اینتراست^۱ شناخته می‌شوند. ویژگی‌هایی که تفاوت‌های بین کلاس‌های الگو را بیان می‌کنند اغلب به عنوان ویژگی‌های اینترست^۲ شناخته می‌شوند.

یک الگو، توصیفی از یکی از اعضای دسته است که ارائه دهنده کلاس الگو می‌باشد. برای راحتی، الگوها معمولاً به وسیله یک بردار نمایش داده می‌شوند. مانند:

که در آن عنصر x_i یک ویژگی آن الگو را ارائه می‌کند. اغلب مفید است که یک بردار الگو به عنوان یک نقطه در فضای اقلیدسی n بعدی دیده شود.

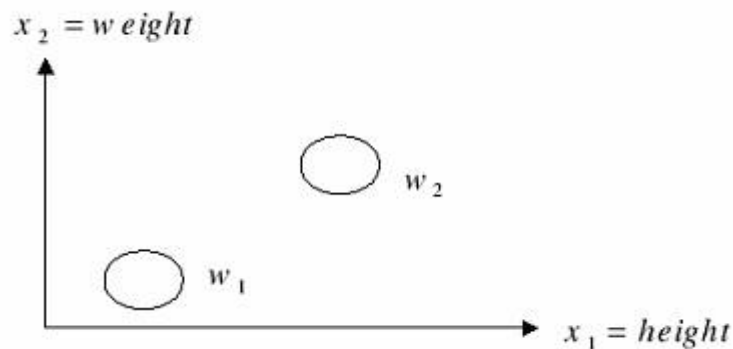
¹ intraset

² interset

۳-۴- مسائل اساسی در طراحی سیستم تشخیص الگو

به طور کلی طراحی یک سیستم تشخیص الگو چندین مسئله اصلی را در بر می گیرد:

✓ اول از همه، ما بایستی در مورد نمایش داده‌های ورودی تصمیم بگیریم. چرا که بایستی اشیائی که قرار است مورد تشخیص قرار گیرند، اندازه گیری شوند. این یک مسئله sensing است. هر کمیت اندازه گیری شده یک ویژگی الگو یا شیء را توصیف می کند و مجموعه این ویژگی ها در یک بردار قرار می گیرند. این بردار الگو که داده ورودی را توصیف می کند، بایستی قالب بندی شود. بردارهای الگو همه یا بخشی از اطلاعات اندازه گیری شده موجود را در مورد الگوها در بر می گیرد. مجموعه الگوهای متعلق به کلاسی یکسان به گروهی از نقاط در یک فضای اندازه گیری شده نگاشت می شوند. یک مثال ساده از این مورد در شکل ۱ برای دو کلاس w_1 و w_2 نشان داده شده است.



شکل (۳-۱) دو کلاس مجزا بردار الگو از دو کمیت height و weight تشکیل شده است. [۲۰]

✓ دومین مسئله در تشخیص الگو، استخراج ویژگیها یا صفات خاصی از داده ورودی دریافته شده و کاهش ابعاد بردارهای الگوست. این مورد اغلب به عنوان مسئله پیش پردازش و استخراج ویژگی معرفی می شود. عناصر ویژگیهای (اینتراست) برای همه کلاس‌های الگو مشترک هستند می توانند حذف شوند. اگر یک مجموعه کامل از ویژگیهای تشخیص برای هر کلاس از داده‌های اندازه گیری شده تعیین شود. تشخیص و دسته بندی الگوها، دشواری کمتری را در بر خواهد داشت. تشخیص اتوماتیک

ممکن است به یک فرآیند تطبیق ساده یا یک جدول جستجو کاهش یابد. به هر حال در بسیاری از مسائل تشخیص الگو، در عمل، تعیین یک مجموعه کامل از ویژگیهای تشخیص اگر غیرممکن نباشد دشوار است.

✓ مسئله سوم در طراحی سیستم تشخیص الگو تعیین رویه‌های تصمیم بهینه است که در فرآیند شناسایی و دسته‌بندی مورد نیاز واقع می‌شود. پس از آنکه داده‌های مشاهده شده از الگوها جمع‌آوری شد و در فرم نقاط الگو یا بردارهای اندازه‌گیری در فضای الگو بیان شد، ما ماشینی را می‌خواهیم تا تصمیم بگیرد که این داده به کدام کلاس الگو تعلق دارد. اجازه دهید سیستم قادر به شناسایی M کلاس مختلف الگو باشد. در این صورت فضای الگو می‌تواند شامل M ناحیه باشد که هر کدام نقاط الگوی یک کلاس را در بر می‌گیرد. مسئله تشخیص حالا می‌تواند به عنوان تولید‌کننده محدوده‌های تصمیم که M کلاس را روی بردارهای اندازه‌گیری از همدیگر جدا می‌کند در نظر گرفته شود. به طور کلی، این محدوده‌های تصمیم به وسیله توابع تصمیم تعیین می‌شوند.

۳-۵- یادگیری و تمرین دادن

توابع تصمیم به روشهای متنوعی قابل تولید هستند. زمانی که دانش قبلی در مورد الگوهایی که بایستی تشخیص داده شوند، موجود باشد، تابع تصمیم براساس این اطلاعات ممکن است با دقت تعیین شود. زمانی که تنها دانشی کیفی در مورد الگوها موجود باشد، حدس‌هایی مستدل از فرم‌های تابع تصمیم می‌توان داشت. در این مورد محدوده‌های تصمیم ممکن است از پاسخ صحیح دور شود.

وضعیت کلی تر آنست که دانش قبلی کمی در مورد الگوهای مورد تشخیص موجود باشد. در این شرایط ماشین‌های تشخیص الگو با استفاده از یک رویه یادگیری یا تمرین دادن طراحی بهتری خواهند داشت. به صورت ابتدائی، توابع تصمیم موقت فرض می‌شوند و از طریق دنباله‌ای از مراحل تمرینی تکراری، این توابع تصمیم به سمت فرم‌های بهینه و راضی‌کننده پیش می‌روند.

این مهم است به ذهن بسپاریم که تمرین و یادگیری فقط در طول فاز طراحی سیستم تشخیص الگو انجام می‌شوند. هنگامی که نتایج قابل قبول با مجموعه الگوهای تمرینی به دست آمد، سیستم برای وظیفه اجرائی واقعی خود بر روی نمونه‌های محیطی به کار گرفته می‌شود. کیفیت کارائی تشخیص به طور گسترده ای به وسیله تشابه الگوهای تمرینی و داده‌های واقعی که سیستم در طول عملیات مواجه خواهد شد، تعیین می‌شود.

۳-۶- تشخیص الگوی نظارت شده^۱ و بدون نظارت^۲

در بسیاری موارد، الگوهای نماینده از هر کلاس موجود هستند. در این وضعیت ها، تکنیک‌های تشخیص الگوی نظارت شده، کاربردی هستند. پایه‌های این رویکرد، مجموعه ای از الگوهای تمرینی شناخته شده برای دسته بندی و پیاده سازی یک رویه یادگیری مناسب هستند.

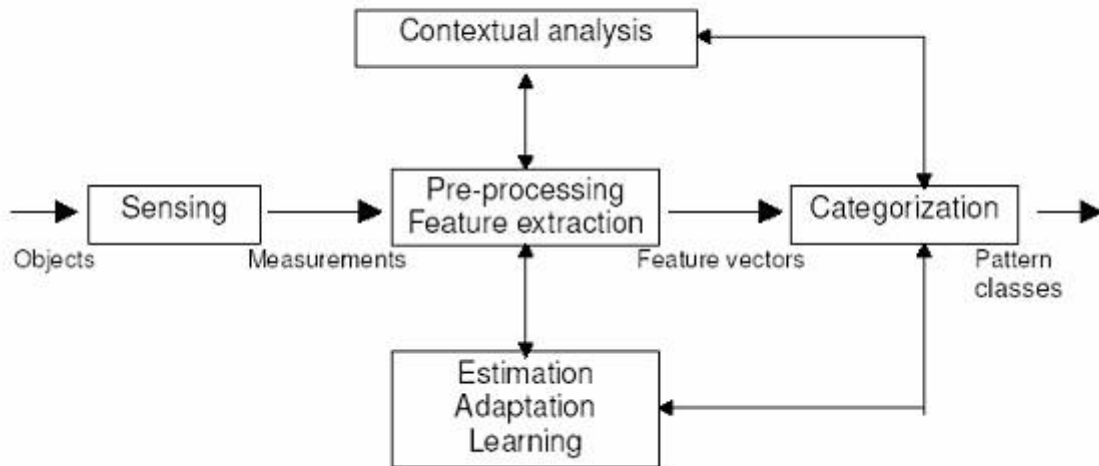
در برخی کاربردها، فقط مجموعه ای از الگوهای تمرینی شناخته نشده برای دسته بندی ممکن است موجود باشند. در این موقعیت ها، تکنیک‌های تشخیص چهره بدون نظارت کاربرد دارند. همانطور که در بالا بیان شد، تشخیص الگوی نظارت یافته به وسیله این موضوع که دسته صحیح هر الگوی تمرینی مشخص است، معرفی می‌شوند. در مورد بدون نظارت، به هر حال، با مسئله یادگیری در کلاس‌های الگوی ارائه شده در داده ها، مواجهیم. این مسئله همچنین به عنوان « یادگیری بدون آموزگار » شناخته می‌شود.

¹ Supervised

² Unsupervised

۳-۷- کلیات یک سیستم تشخیص الگو

در شکل (۳-۲)، دیاگرام بلوکی یک سیستم تشخیص الگوی تطبیقی نشان داده می‌شود.



شکل (۳-۲) دیاگرام بلوکی یک سیستم تشخیص الگوی تطبیقی. [۲۰]

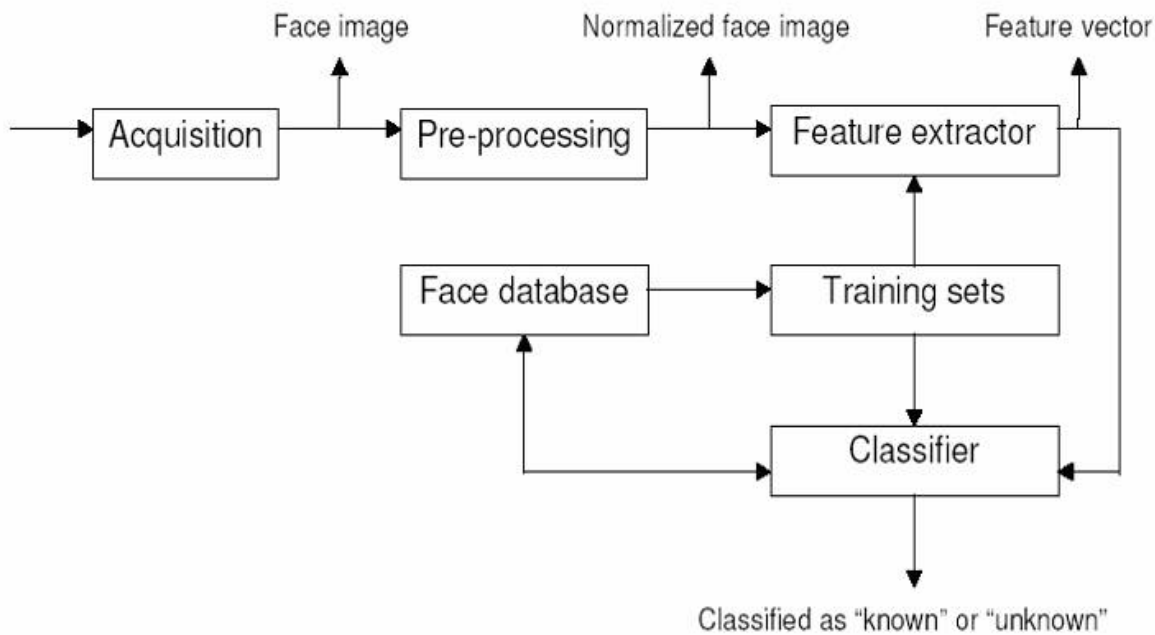
تشخیص صحیح به میزان اطلاعات موجود در اندازه گیری ها و نحوه استفاده از این اطلاعات وابسته خواهد بود. در برخی کاربردها، اطلاعات زمینه برای بدست آوردن تشخیص دقیق الزامی است. برای نمونه، در تشخیص کارکترهای دست نویس خمیده و دسته بندی اثر انگشت ها، اطلاعات زمینه با اهمیت هستند. زمانیکه ما قصد طراحی یک سیستم تشخیص الگو داریم که در مقابل distortion مقاوم باشد، همچنین در مقابل large pattern deviations انعطاف پذیر باشد و نیز قابلیت خود تنظیمی را داشته باشد، ما با مسئله تطبیق دادن مواجه شده ایم. تشخیص چهره یک عمل تشخیص الگو است که به طور خاص بر روی چهره ها انجام می‌شود. این عمل عبارتست از دسته بندی یک چهره به عنوان «شناخته شده» و «ناشناس» پس از مقایسه با چهره‌های ذخیره شده افراد شناخته شده. مدل‌های محاسباتی تشخیص چهره بایستی پاسخگوی چندین مسئله دشوار باشند.

این سختی از آنجا ناشی می‌شود که چهره ها بایستی به گونه ای ارائه شوند که اطلاعات موجود

در چهره را برای تشخیص یک چهره خاص از دیگر چهره ها به بهترین نحو بکار برند. در این مورد، چهره ها باعث یک مسئله دشوار می‌شوند چرا که همه چهره ها از آنجا که مجموعه ویژگی‌های یکسانی مانند چشمان، بینی و دهان دارند، مشابه با یکدیگر هستند.

۳-۸-۱- کلیات یک سیستم تشخیص چهره عام

در شکل (۳-۳) ، کلیات یک سیستم تشخیص چهره عام نشان داده شده است. این کلیات، ویژگی‌هایی از سیستم تشخیص الگوی عام که قبلاً بحث شد، در بر دارد.



شکل (۳-۳) یک سیستم تشخیص چهره عام. [۲۰]

شش بلوک عملیاتی اصلی وجود دارند که مسئولیت‌های آنها در زیر آمده است:

۳-۸-۲- مازول دریافت

این نقطه ورود به فرایند تشخیص چهره است. این مازولی است که تصویر چهره مورد نظر به سیستم

ارائه می‌شود. به عبارت دیگر، در این ماژول، از کاربر درخواست می‌شود تا یک تصویر چهره به سیستم تشخیص چهره ارائه کند. یک ماژول دریافت می‌تواند تصویر چهره را از چندین محیط متفاوت تحویل بگیرد: یک تصویر چهره ممکن است یک فایل تصویر بر روی یک دیسک مغناطیسی باشد، ممکن است به وسیله یک frame grabber گرفته شده باشد یا به کمک یک اسکنر از روی کاغذی اسکن شده باشد.

۳-۸-۳- ماژول پیش پردازش

در این ماژول، بوسیله تکنیک‌های بینایی، تصاویر چهره نرمال سازی می‌شوند و اگر نیاز بود، برای افزایش کارایی تشخیص سیستم بهبود می‌یابند. برخی یا تمام مراحل پیش پردازش زیر ممکن است در یک سیستم تشخیص چهره پیاده سازی شوند:

۱- نرمال سازی اندازه تصویر: این کار معمولاً انجام می‌شود تا اندازه تصویر گرفته شده به

یک اندازه تصویر پیش فرض مانند 128×128 تغییر کند، این اندازه تصویر همان اندازه

تصویری است که سیستم تشخیص چهره با آن کار می‌کند.

۲- یکسان سازی هیستوگرام: این معمولاً بر روی تصاویر خیلی تاریک یا خیلی روشن برای

بهبود کیفیت تصویر و بهبود کارایی تشخیص چهره انجام می‌شود که گستره contrast

تصویر را اصلاح می‌کند که به عنوان نتیجه، برخی ویژگی‌های مهم چهره آشکارتر

می‌شوند.

۳- فیلترینگ میانه: برای تصاویر دارای نویز، به خصوص تصاویری که از طریق دوربین

عکاسی و یا frame grabber گرفته شده است، فیلترینگ میانه می‌تواند تصویر را بدون

از دست رفتن اطلاعات تمیز کند.

۴- فیلترینگ بالا گذر: استخراج کننده‌های ویژگی ای که مبتنی بر روی کلیات چهره

هستند، ممکن است از تصویری که لبه یابی روی آن صورت گرفته است نتیجه بهتری

بدهند. فیلترینگ بالا گذر بر روی جزئیاتی مانند لبه ها تاکید دارند که در نتیجه کارائی تشخیص لبه را افزایش می دهد.

۵- حذف کردن پس زمینه: به منظور دست یابی به خود اطلاعات چهره، پس زمینه چهره قابل حذف است. این موضوع برای سیستم های تشخیص چهره ای مهم تر است که اطلاعات موجود در کل تصویر، استفاده می شود. همچنین توجه داشته باشیم که در حذف پس زمینه، ماژول پیش پردازش بایستی قادر به تعیین محدوده چهره باشد.

۶- نرمال سازی چرخشی و انتقالی: در برخی موارد، ممکن است بر روی تصویر چهره ای کار شود که سر شخص، چرخش یا انتقال یافته باشد. سر، نقش کلیدی در تعیین ویژگی های چهره بازی می کند. به خصوص برای سیستم های تشخیص چهره ای که مبتنی بر چهره های تمام رخ هستند، ممکن است مطلوب باشد که ماژول پیش پردازش وجود چرخش یا انتقال را مشخص کند و اگر ممکن بود، به نرمال سازی انتقال ها و چرخش ها در مکان سر بپردازد.

۷- نرمال سازی نور پردازی: تصاویر چهره گرفته شده در شرایط نوری متفاوت می توانند کارائی تشخیص چهره را پایین بیاورند به خصوص برای سیستم های تشخیص چهره مبتنی بر آنالیز جزء اصلی که اطلاعات کل تصویر برای تشخیص مورد استفاده قرار می گیرند.

۳-۸-۴- ماژول استخراج ویژگی

پس از انجام پیش پردازش (اگر لازم بود)، تصویر چهره نرمال شده به منظور پیدا کردن ویژگی های کلیدی ای که قرار است برای دسته بندی از آنها استفاده شود، به ماژول استخراج ویژگی فرستاده می شود. به عبارت دیگر، این ماژول مسئول ایجاد یک بردار ویژگی است که به خوبی تصویر چهره را ارائه کند.

۳-۸-۵- مازول دسته بندی

در این مازول، با کمک یک دسته بند الگو، ویژگیهای استخراج شده از تصویر چهره با آنهایی که در کتابخانه چهره (یا پایگاه داده چهره) ذخیره شده اند مقایسه می‌شود. پس از انجام این مقایسه، تصویر چهره به عنوان «شناخته شده» و «ناشناس» دسته بندی می‌شود.

۳-۸-۶- مجموعه تمرین

مجموعه‌های تمرینی در طول «فاز یادگیری» فرآیند تشخیص چهره استفاده می‌شوند. مازول‌های استخراج ویژگی و دسته بندی به منظور بدست آوردن کارائی بهینه تشخیص به وسیله استفاده از مجموعه‌های تمرینی، پارامترهایشان را تنظیم می‌کنند.

۳-۸-۷- پایگاه داده چهره

پس از آنکه یک چهره به عنوان «ناشناخته» دسته بندی شد. تصاویر چهره می‌توانند با بردارهای ویژگی شان برای مقایسه‌های بعدی به پایگاه داده اضافه شوند. مازول دسته بندی به طور مستقیم از پایگاه داده چهره استفاده می‌کند.

مازول‌های استخراج ویژگی و دسته بندی، دو مازولی هستند که وجه تمایز بین بیشتر سیستم‌های تشخیص چهره متفاوت را باعث می‌شوند. تقریباً می‌توان گفت که تفاوت کارائی سیستم‌های تشخیص چهره، در امر تشخیص چهره ها از کارائی این دو مازول آن‌ها متاثر است.

فصل ۴ - مدل و روش پیشنهادی

منابع یادرس پروفه

۴-۱- مقدمه

در سال ۲۰۰۵ یوان^۱ و لی^۲ روش نوین $2D-LDA$ را در تشخیص چهره ارائه کردند، که در آن از همان تئوری LDA استفاده شد با این تفاوت که بجای معرفی هر تصویر به صورت یک بردار و آموزش آن به سیستم هر تصویر را به صورت یک ماتریس به سیستم معرفی کردند و سپس عملیات کاهش بعد را روی یکی از ابعاد تصویر به منظور کاهش حجم محاسبات انجام دادند و پس از آن مراحل آموزش و تست روی بانک داده اعمال می‌شود. شرح کامل این روش در این فصل آمده است. [۲۱]

در جهت بهبود عملکرد روش $2D-LDA$ و افزایش دقت^۳ در این تحقیق روشی بنام روش هوشمند برای اولین بار ارائه گردیده و بر روی پایگاه داده‌ها اعمال شده و نتایج آن نیز در فصل بعد ارائه و مورد تحلیل و بررسی قرار گرفته است.

۴-۲- تحلیل تفکیکی خطی برای ماتریس تصاویر (2D-LDA)

ماتریس A را $m \times n$ در نظر بگیرید و X بردار ستونی n بعدی می‌باشد. A در X ضرب می‌شود.

$$Y \quad (۴-۱) \quad \text{رابطه}$$

در نتیجه بردار ضرب شده m بعدی Y بدست می‌آید که بردار مشخصه ماتریس A نامیده می‌شود. اگر L تعداد کلاس‌ها را مشخص کند و M سایز هر کدام از آن‌ها باشد. J امین تصویر آموزشی توسط ماتریس A_j با ابعاد $m \times n$ نشان داده می‌شود و تصویر میانگین همه نمونه‌های آموزشی با \bar{A} و تصویر میانگین کلاس T_i با \bar{A}_i نشان داده می‌شود که N_i تعداد نمونه‌ها در کلاس T_i است و همچنین کلاس تصویر شده P_i است. بعد از ضرب ماتریس تصویر آموزشی در X ، بردار مشخصه تصویر شده به صورت زیر بدست می‌آید.

¹ Yoan

² Li

³ Accuracy

$$Y_j = A_j x, \quad j = 1, 2, \dots, M \quad \text{رابطه (۲-۴)}$$

چگونه اطمینان حاصل می‌شود که مقدار X مناسب است؟ بر مبنای روشی که ترک و پنتلند در

۱۹۹۱ ارائه دادند، معیار زیر معرفی می‌شود. [۳]

$$J \quad \text{رابطه (۳-۴)}$$

دو پارامتر آن به صورت زیر تعریف می‌شود

$$F \quad \text{رابطه (۴-۴)}$$

$$F \quad \text{رابطه (۵-۴)}$$

که TS_B ماتریس پراکندگی بین کلاسی مربوط به بردار مشخصه تصویر شده و TS_W ماتریس پراکندگی درون کلاسی مربوط به بردار مشخصه تصویر شده از تصاویر آموزشی می‌باشد. بنابراین:

$$T \quad \text{رابطه (۶-۴)}$$

=

$$T \quad \text{رابطه (۷-۴)}$$

بنابراین:

$$t \quad \text{رابطه (۸-۴)}$$

$$\text{رابطه (۹-۴)}$$

این مقادیر مستقیماً از داده‌های تصاویر نمونه محاسبه می‌شوند و بنابراین این معیار می‌تواند به صورت زیر بیان شود:

$$J \quad \text{رابطه (۱۰-۴)}$$

که در آن X بردار یکه ستونی می‌باشد. این معیار، معیار ضرب خطی فیشر^۱ نامیده می‌شود و بردار X که ماکزیمم $J(x)$ را نشان می‌دهد معیار بهینه خطی فیشر^۲ نام دارد. زمانی که معیار فوق ماکزیمم شود مقدار x_{opt} انتخاب می‌شود:

$$x \quad \text{رابطه (۱۱-۴)}$$

اگر S_W غیرتکین باشد بهینه سازی مقدار فوق همان حل مساله مقادیر ویژه می‌باشد. [3]

¹ Fisher linear projection criterion

² Fisher optimal projection axis

رابطه (۴-۱۲) S

در عبارت فوق لاندما مقدار ویژه عبارت $S_W^{-1}S_B$ می باشد.

روش LDA سنتی با مشکل تکینگی مواجه است در حالی که روش $2D-LDA$ این مشکل را به خوبی برطرف کرده است زیرا برای هر المان A داریم

رابطه (۴-۱۳) r
 \leq

بنابراین در روش $2D-LDA$ تکینگی وقتی پیش می آید که شرط زیر برقرار نباشد. در حالی که در شرایط واقعی این شرط همیشه برقرار است.

رابطه (۴-۱۴) λ

بهتر است به جای یک محور معیار بهینه خطی فیشر، چند محور انتخاب شود که به صورت زیر تعریف می شوند:

رابطه (۴-۱۵) $\{$

با استفاده از این محورها می توان ماتریس مساله فیشر، X ، را که ماتریسی $n \times d$ است به صورت زیر تشکیل داد:

$$X \quad \text{رابطه (۱۶-۴)}$$

با استفاده از بردارهای بهینه $2D-LDA$ ، x_1, \dots, x_d برای استخراج مشخصه استفاده می شود. برای ماتریس A داریم:

$$y_k = Ax_k \quad k = 1, 2, \dots, d \quad \text{رابطه (۱۷-۴)}$$

در ادامه مجموعه بردارهای مشخصه فیشر، ماتریس Y با ابعاد $m \times d$ را داریم که این ماتریس Y را به عنوان ماتریس مشخصه فیشر از ماتریس تصویر A در نظر میگیریم.

$$Y = [y_1, \dots, y_d] \quad \text{رابطه (۱۸-۴)}$$

در روش $2D-LDA$ با استفاده از ماتریس مشخصه فیشر و محورهای بهینه فیشر و طی مراحل زیر تصویر بازسازی می شود.

برای یک ماتریس تصویر A ، ماتریس مشخصه فیشر Y است و محورهای بهینه فیشر X است پس داریم:

$$Y \quad \text{رابطه (۱۹-۴)}$$

چون x_1, \dots, x_d اورتوگونال اند، بازسازی ماتریس تصویر A به آسانی به صورت زیر است:

$$\text{رابطه (۲۰-۴)}$$

عبارت ذیل زیرتصویر بازسازی شده A نامیده می شود که همان سائز ماتریس A را دارا می باشد:

$$\hat{A} \quad \text{رابطه (۲۱-۴)}$$

بدین معنا که به جای تصاویر اصلی مجموعه ای از تصاویر *fisher* دو بعدی برای بازسازی مورد استفاده قرار می گیرد. با انتخاب $d=n$ ، تصاویر سری آموزشی به طور کامل بازسازی می شوند.

$$\hat{A} \quad \text{رابطه (۲۲-۴)}$$

طبقه بندی:

دو تصویر A_1 و A_2 با بردار های مشخصه زیر در نظر گرفته می شود.

$$Y \quad \text{رابطه (۲۳-۴)}$$

$$Y$$

شبهات دو تصویر به صورت زیر تعریف می شود:

$$d \quad \text{رابطه (۲۴-۴)}$$

در عبارت فوق عبارت زیر فاصله هندسی بین دو بردار مشخصه y_k^1 و y_k^2 نامیده می شود:

$$\| \quad \text{رابطه (۲۵-۴)}$$

در عبارت فوق المان زیر فاصله هندسی المان های بردار ویژگی نامیده می شود:

$$d \quad \text{رابطه (۲۶-۴)}$$

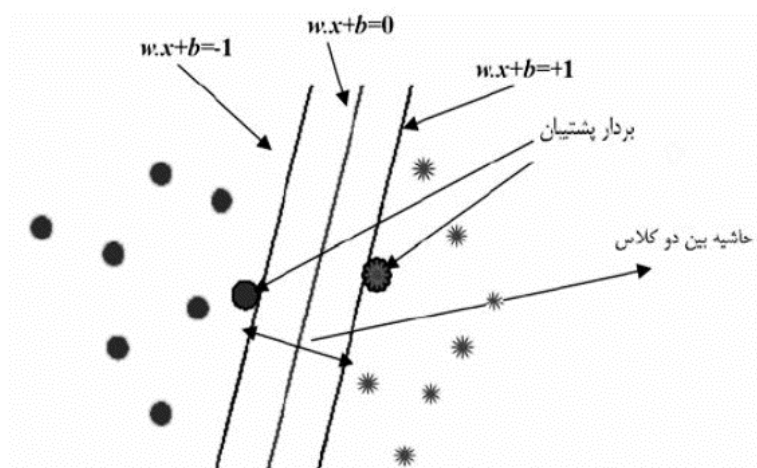
اگر ماتریس مشخصه فیشر عکس های آموزشی Y_1, Y_2, \dots, Y_m باشند و هر عکس مربوط به کلاس T_i باشد، بنابراین برای یک عکس آزمون Y ، اگر $d(Y, Y_1) = \min_j d(Y_1, Y_j)$ و $Y_1 \in T_i$ ، آنگاه نتیجه می شود که:

$$Y \quad \text{رابطه (۴-۲۷)}$$

۴-۳- ماشین بردار پشتیبان (SVM)

استفاده از بردارهای پشتیبان خطی در مسائل دسته بندی، رویکرد جدیدی است که در چند سال اخیر مورد توجه بسیاری قرار گرفته است. ماشین بردار پشتیبان در ابتدا توسط واپنیک^۱ در سال ۱۹۹۰ طراحی شد و نظریه آماری یادگیری را به صورت مستحکمی بنا نهاد.

رویکرد ماشین بردار پشتیبان به این صورت است که در مرحله آموزش، سعی دارد که مرز تصمیم گیری را به گونه ای انتخاب نماید که حداقل فاصله آن با هر یک از دسته های مورد نظر بیشینه شود. این نوع انتخاب باعث می شود که تصمیم گیری ما در عمل، شرایط نویزی را به خوبی تحمل نموده و همچنین پاسخ دهی مناسبی داشته باشد. این نحوه انتخاب مرز بر اساس نقاطی به نام بردارهای پشتیبان انجام می شود.



¹ vapink

شکل (۱-۴) یافتن مرز خطی بهینه برای حالتی که دو کلاس کاملاً از یکدیگر جدا هستند. [۲۰]

شکل (۱-۴) مجموعه رکوردهای متعلق به دو کلاس کاملاً جدا را در یک مساله دسته بندی دو دویی نشان می دهد. با توجه به این شکل مشخص می شود که امکان جداسازی این دو دسته با استفاده از دسته بندهای خطی متعددی وجود دارد. حال فرض کنید دو خطی را که در شکل رسم شده است را داشته باشیم، هدف یافتن بهترین دسته بند از میان این دو خط رسم شده است. بهترین خط با استفاده از ایده ماشین های بردار پشتیبان به سادگی قابل شناسایی است.

الگوریتم های مبتنی بر ماشین های بردار پشتیبان الگوریتم هایی هستند که سعی می کنند یک حاشیه^۱ را بیشینه کنند. این الگوریتم ها برای پیدا کردن خط جداکننده دسته ها، از دو خط موازی شروع کرده و این خطوط را در خلاف جهت یکدیگر حرکت می دهند تا هر کدام از خطوط به یک نمونه از یک دسته خاص در سمت خود برسد.

پس از انجام این مرحله، میان دو خط موازی یک نوار یا حاشیه شکل می گیرد. هرچه پهناي این نوار بیشتر باشد، به این معناست که الگوریتم توانسته حاشیه را بیشینه کند و هدف نیز بیشینه نمودن این حاشیه است. در مرکز حاشیه، خط جداکننده دسته ها یا همان خط مرکزی قرار می گیرد. حال از بین خطوطی که رسم می شوند، الگوریتم، خطی را که حاشیه کناری آن بیشترین باشد، به عنوان خط جداکننده دسته ها انتخاب می کند.

در شکل (۱-۴) دو کلاس و بردارهای پشتیبان مربوط به آنها نشان داده شده است. فرض کنید داده ها از دو کلاس تشکیل شده و کلاس ها در مجموع دارای $x_i, i=1, \dots, n$ نقطه آموزشی باشد که x_i یک بردار است. این دو کلاس با $y_i = \pm 1$ برچسب زده می شوند. برای محاسبه مرز تصمیم گیری دو کلاس کاملاً جدا از هم، از روش حاشیه بهینه استفاده می شود. در این روش مرز خطی بین دو کلاس به گونه ای

^۱ Margin

محاسبه می‌شود که:

✓ تمام نمونه‌های کلاس +۱ در یک طرف مرز و تمام نمونه‌های کلاس -۱ در طرف دیگر مرز واقع شوند.

✓ مرز تصمیم‌گیری به گونه‌ای باشد که فاصله نزدیکترین نمونه‌های آموزشی هر کلاس از یکدیگر در راستای عمود بر مرز تصمیم‌گیری تا جایی که ممکن است حداکثر شود.

یک مرز تصمیم‌گیری خطی را در حالت کلی می‌توان به صورت زیر نوشت:

$$\mathbf{w}\mathbf{x} + b = 0 \quad \text{رابطه (۴-۲۸)}$$

که \mathbf{x} یک نقطه روی مرز تصمیم‌گیری و \mathbf{w} یک بردار n بعدی عمود بر مرز تصمیم‌گیری است.

فاصله مبدأ تا مرز تصمیم‌گیری و $\mathbf{w}\mathbf{x}$ بیانگر ضرب داخلی دو بردار \mathbf{w} و \mathbf{x} است. از آنجا که با ضرب

یک ثابت در دو طرف رابطه فوق باز هم تساوی برقرار است داریم:

اگر x_i یک بردار پشتیبان باشد، آنگاه:

$$y_i(\mathbf{w}\mathbf{x}_i + b) = 1 \quad \text{رابطه (۴-۲۹)}$$

اگر x_i یک بردار پشتیبان نباشد، آنگاه:

$$y_i(\mathbf{w}\mathbf{x}_i + b) > 1 \quad \text{رابطه (۴-۳۰)}$$

اولین مرحله برای محاسبه مرز تصمیم‌گیری بهینه، پیدا کردن نزدیکترین نمونه‌های آموزشی دو کلاس است. در مرحله بعد فاصله آن نقاط از هم در راستای عمود بر مرزهایی که دو کلاس را به طور

کامل جدا می کنند محاسبه می شود. مرز تصمیم گیری بهینه، مرزی است که حداکثر حاشیه را داشته باشد. مرز تصمیم گیری بهینه با حل مسئله بهینه سازی زیر بدست می آید.

$$\min \frac{1}{2}|\mathbf{w}|^2, \quad y_i(\mathbf{w}\mathbf{x}_i + b) - 1 \geq 0 \quad i = 1, \dots, n$$

رابطه (۳۱-۴)

\mathbf{w}, b

حل کردن مسئله بهینه سازی فوق کار مشکلی است. برای ساده تر کردن آن با استفاده از روش ضرایب نامعین لاگرانژ این مسئله بهینه سازی را می توان به فرم زیر تبدیل کرد که λ_i ها ضرایب لاگرانژ می باشند.

$$\max \quad -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \lambda_i y_i (\mathbf{x}_i \mathbf{x}_j) y_j \lambda_j + \sum_{i=1}^n \lambda_i$$

رابطه (۳۲-۴)

$$\lambda_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, n$$

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i y_i = 0$$

پس از حل مسئله بهینه سازی بالا و یافتن ضرایب لاگرانژ، \mathbf{w} از رابطه زیر محاسبه می شود.

$$\mathbf{w} = \sum_{i=1}^n \lambda_i y_i \mathbf{x}_i$$

رابطه (۳۳-۴)

که λ_i برای بردارهای پشتیبان بزرگتر از صفر و برای سایر نقاط صفر خواهد بود. پس از بدست آوردن \mathbf{w} با استفاده از رابطه فوق مقدار b به ازای بردارهای پشتیبان مختلف محاسبه شده و b نهایی با

میانگین گیری از b های حاصل بدست می آید. طبقه بندی نهایی به صورت زیر خواهد بود.

$$\zeta, \mathbf{w}, b) = \text{sign}(\mathbf{w}, \mathbf{x} + b) \quad \text{رابطه (۴-۳۴)}$$

الگوریتم فوق مرز خطی دو کلاس کاملاً جدا از هم را بدست می دهد، اما در حالتی که کلاس ها با هم همپوشانی داشته باشند جدا کردن کلاس ها بوسیله مرز تصمیم گیری خطی همواره با خطا همراه خواهد بود. برای حل این مشکل می توان ابتدا داده ها را از فضای اولیه با استفاده از یک تبدیل غیر خطی ϕ ، به فضایی با بعد بیشتر منتقل نمود که در فضای جدید دسته ها تداخل کمتری با یکدیگر داشته باشند. سپس در فضای جدید با استفاده از معادلات قبلی و جایگزینی \mathbf{x}_i با $\phi(\mathbf{x}_i)$ و در نظر گرفتن مقداری خطا مرز تصمیم گیری بهینه محاسبه می شود. در این حالت یافتن مرز تصمیم گیری بهینه به حل مسئله بهینه سازی زیر تبدیل می شود.

$$\max \quad -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \lambda_i y_i (\phi(\mathbf{x}_i) \phi(\mathbf{x}_j)) y_j \lambda_j + \sum_{i=1}^n \lambda_i \quad \text{رابطه (۴-۳۵)}$$

$$0 \leq \lambda_i \leq c, \quad i = 1, \dots, n$$

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i y_i = 0$$

در این مسئله بهینه سازی، c یک عدد ثابت است. اگر $c \rightarrow \infty$ ، مسئله بهینه سازی به سمت یافتن یک مرز بهینه برای دسته هایی با تداخل بسیار زیاد پیش می رود. از طرفی اگر $c \rightarrow 0$ ، مسئله بهینه سازی به سمت یافتن یک مرز بهینه برای دسته هایی که تداخل بسیار کمی دارند، پیش خواهد رفت. در رابطه فوق معمولاً به جای ϕ از یک تابع هسته که به صورت زیر تعریف می گردد، استفاده می شود.

$$k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \varphi(\mathbf{x}_i)\varphi(\mathbf{x}_j) \quad \text{رابطه (۴-۳۶)}$$

پس از تعیین یک $k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ مناسب، در رابطه (۴-۳۵) به جای $\varphi(\mathbf{x}_i)\varphi(\mathbf{x}_j)$ ، تابع $k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ قرار داده می‌شود. در واقع یک تابع در فضای اولیه می‌باشد که برابر ضرب داخلی دو بردار در فضای ویژگی است. برای معادل بودن تابع $k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ با ضرب داخلی دو بردار در فضای ویژگی، باید $k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ یک تابع معین مثبت متقارن بود و در شرط مرسر^۱ صدق کند. برخی از مهم‌ترین توابع هسته که در این شرط صدق می‌کنند در جدول (۴-۱) آمده است.

جدول (۴-۱) معمول‌ترین توابع هسته ماشین بردار پشتیبان

نام هسته	تابع هسته
$k(x, y) = (x \cdot y + 1)$	چند جمله‌ای
$k(x, y) = e^{-\frac{\ x-y\ ^2}{2\sigma^2}}$	(<i>RBF</i> گوسی)
$k(x, y) = \tanh(kx \cdot y - \sigma)$	(<i>MLP</i> تانژانت)
$k(x, y) = x^T y$	خطی

^۱ Mercer

۴-۴-۴ روش هوشمند

۴-۴-۱ مقدمه

همان گونه که گفته شد در این پژوهش سعی در استفاده از الگوریتم و دسته بند هوشمند *SVM* برای تفکیک بهتر داده های آموزشی شده است با ذکر این توضیح که کماکان برای کاهش بعد داده ها از روش موسوم به *2D-LDA* استفاده گردیده است. در ادامه شرح کاملی از این فرایند آمده است.

۴-۴-۲ استفاده از ماشین های بردار پشتیبان (روش 2D-LDA-SVM)

همان طور که گفته شد در روش *2D-LDA* از معیار فاصله اقلیدوسی برای تمایز بین کلاس ها استفاده می شود. در این روش برای هر تصویر آزمایشی ورودی X ، معیار فاصله زیر محاسبه می شود:

$$(X, X_1) = \min_j d(X, X_j) \quad \text{رابطه (۴-۳۷)}$$

که در رابطه فوق معیار شباهت $d(X, X_j)$ به صورت زیر تعریف می شود:

$$X, X_j = \sum_{k=1}^d \|x_k - x_k^j\|_2 \quad \text{رابطه (۴-۳۸)}$$

که $\| \mathbf{x}_k - \mathbf{x}_k^j \|_2$ معرف فاصله اقلیدوسی است. در روش هوشمند استفاده از دسته بند *SVM* مطرح شده است. به این معنی که به جای استفاده از معیار فاصله اقلیدوسی، از دسته بند ماشین بردار پشتیبان برای دسته بندی استفاده می‌شود. بنابراین ابتدا با استفاده از روش *2D-LDA* ماتریس ویژگی فیشر برای هر تصویر بدست می‌آید یعنی با روش *2D-LDA* کاهش بعد را بر روی هر تصویر اعمال می‌شود.

اگر فرض شود هر تصویر $m \times n$ بعدی باشد و با *2D-LDA* بعد ماتریس تصویر را به d کاهش داده شود، برای تصویر ماتریس ویژگی با ابعاد $m \times d$ بدست می‌آید و سپس هر ماتریس ویژگی فیشر به یک بردار تبدیل می‌شود.

به این ترتیب که سطرهای ماتریس را دنبال هم قرار داده شده تا یک بردار بدست بیاید. لذا بردارهایی با ابعاد $1 \times (m * d)$ ایجاد شده و این بردارهای ویژگی بدست آمده به دسته بند *SVM* داده می‌شود. دسته بند *SVM* ابتدا با داده‌های آموزشی، آموزش داده می‌شود و سپس برای داده‌های آزمایشی با استفاده از پارامترهای بدست آمده برای *SVM* دسته مربوط به آن مشخص می‌شود. دسته بند *SVM* دسته بندی را به نحوی انجام می‌دهد که نمونه داده‌های مربوط به دو دسته بیشترین تفکیک را از هم داشته باشند. این روش را به اختصار *2D-LDA-SVM* نام گذاری می‌شود.

۴-۳- استفاده از هر دو بعد تصویر جهت آموزش کامل تر (2D-2D-LDA-SVM)

روش *2D-LDA* برای کاهش بعد و بدست آوردن ماتریس‌های فیشر در یک بعد استفاده می‌شود. به این صورت که اگر X ماتریس تصویر با ابعاد $m \times n$ باشد، بعد از اعمال کاهش بعد مورد نظر بر روی بعد دوم، اگر نمونه‌ها را به زیرفضایی با بعد d نگاشت کنیم؛ ماتریس فیشر بدست آمده برای تصویر با روش

$2D-LDA$ ، ماتریسی با ابعاد $m \times d$ خواهد بود.

در این بخش استفاده از کاهش بعد $2D-LDA$ در هر دو بعد از ماتریس تصویر و به عبارتی یک بار با اعمال $2D-LDA$ ماتریس‌های ویژگی با ابعاد $m \times d$ را بدست می‌آوریم و بار دیگر با اعمال $2D-LDA$ ماتریس‌های ویژگی با ابعاد $d \times n$ را استخراج می‌کنیم. و سپس ماتریس‌های فیشر بدست آمده از هر بعد به صورت ترکیبی، به عنوان بردار ویژگی نهایی در نظر گرفته می‌شود. به این ترتیب که از ماتریس‌های ویژگی $m \times d$ و $d \times n$ بدست آمده بردار ویژگی با ابعاد $(d \times n + m \times d) \times 1$ بدست می‌آید و این بردارهای ویژگی بدست آمده را برای دسته بندی به دسته بند SVM می‌دهیم. این روش را به اختصار $2D-LDA-SVM$ نام گذاری می‌شود.

پایان درس پژوهش

فصل ۵ - نتایج

منابع یادرس پروفمه

۵-۱- معرفی بانک داده های استفاده شده

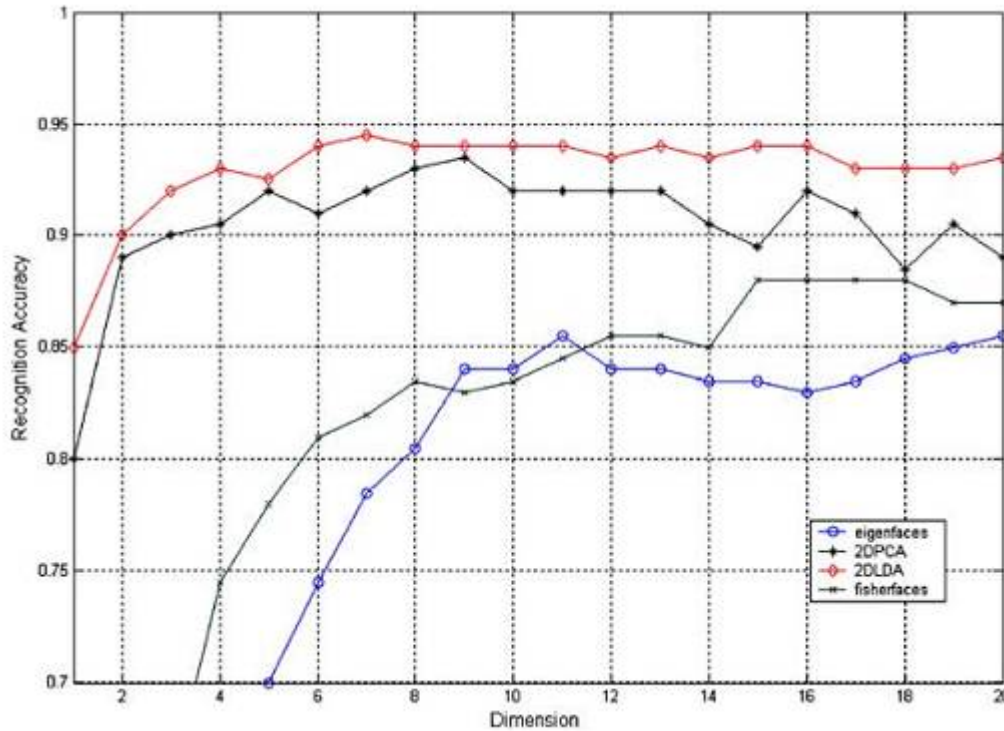
۵-۱-۱- بانک داده ORL

بانک داده *ORL* بین سال های ۱۹۹۲ تا ۱۹۹۴ میلادی توسط موسسه *AT&T* تهیه شده است. تصاویر این بانک داده تغییراتی از قبیل شدت روشنایی، حلت های چهره مختلف (چشمان باز و بسته، خنده، خشم و...) تصاویر با عینک و بدون عینک، مقیاس و فاصله و چرخش زاویه سر اندکی را شامل می شود. اگر چه تهیه تصاویر به صورت سینماتیکی انجام پذیرفته است اما از این بانک داده تقریباً در تمام پژوهش های شناسایی چهره استفاده شده است.

این بانک داده از مجموعه تصاویر ۴۰ شخص تشکیل شده که از هر شخص تعداد ۱۰ تصویر در حالت های مختلف چهره، نور و با عینک یا بدون عینک وجود دارد. همچنین سایز تصاویر در این بانک داده 92×112 است. تعدادی از مجموعه ۱۰ عددی تصاویر این بانک داده را در شکل (۵-۱) دیده میشود.



شکل (۱-۵) تعدادی از تصاویر بانک داده ORL. [۲۰]



شکل (۲-۵) نتایج بدست آمده از برخی روش هایی که تا کنون بر روی بانک داده ORL اعمال شده اند. [۲۱]

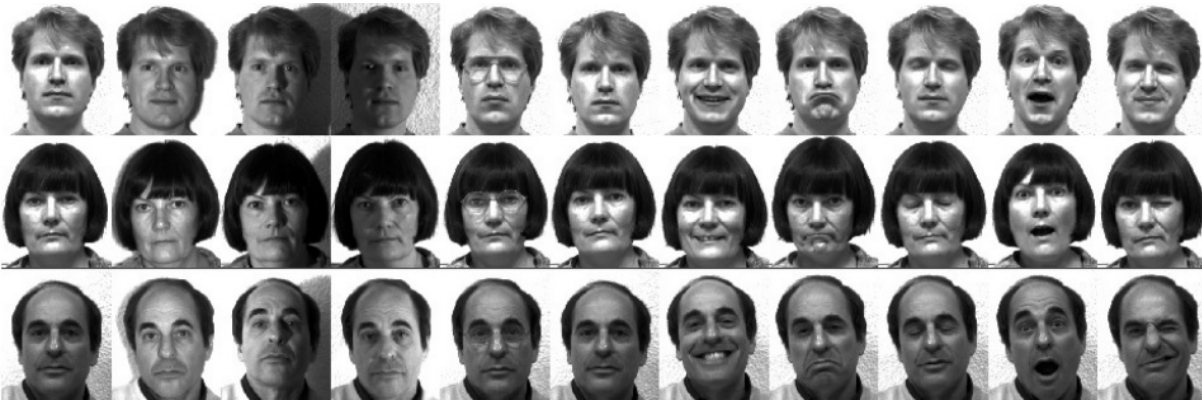
۲-۱-۵- بانک داده YALE

بانک داده YALE از تصاویر ۱۵ نفر با حالت های مختلف چهره و شرایط نوری متفاوت تشکیل شده است. شرایط نوری متفاوت شامل نور پردازی از چپ، راست و نور محیط را شامل میشود. از میان حالت های چهره می توان به خندان، با عینک، متعجب، در حال چشمک زدن و با چشم بسته اشاره کرد.

لازم به ذکر است در این بانک داده از هر شخص تعداد ۱۱ عکس و در مجموع ۱۶۵ عکس موجود

است که سایز عکس ها ۳۲۰×۲۴۳ می باشد.

تعدادی از مجموعه ۱۱ عددی تصاویر این بانک داده را در شکل (۳-۵) مشاهده می شود.



شکل (۵-۳) تعدادی از تصاویر بانک داده YALE [۲۰].

۵-۲- نتایج پیاده سازی آزمایشات در نرم افزار MATLAB

همانطور که در انتهای فصل قبل شرح داده شد در این پژوهش دو روش برای اولین بار در تشخیص چهره ارائه گردیده که در ادامه همین فصل نتایج آن مورد بحث و بررسی قرار گرفته است نخست به تحلیل و بررسی نتایج آزمایشات روش نوین $2D-LDA-SVM$ پرداخته می شود، سپس نتایج روش نوین $2D-2D-LDA-SVM$ مورد تحلیل و بررسی قرار می گیرد.

۵-۳- نتایج روش $2D-LDA-SVM$

۵-۳-۱- پیاده سازی روی بانک داده ORL

در ابتدا بانک داده ORL مورد استفاده و بررسی قرار گرفته است، این بانک داده شامل تصاویری از ۴۰ نفر و به تعداد هر نفر ۱۰ تصویر میباشد که در این پژوهش تعداد ۵ تصویر برای آموزش و ۵ تصویر نیز برای تست در نظر گرفته شده است.

نکته قابل توجه این است که در پژوهش های پیشین که بر روی این بانک اطلاعاتی صورت پذیرفته همواره بطور ثابت تصاویر شماره ۱ الی ۵ برای آموزش و تصاویر شماره ۶ الی ۱۰ برای تست معرفی می شدند، در این پژوهش برای اولین بار پیشنهادی مطرح شد مبنی بر اینکه بجای استفاده از تصاویر آموزشی و تست یکسان این تصاویر به صورت تصادفی توسط نرم افزار MATLAB انتخاب شوند. و

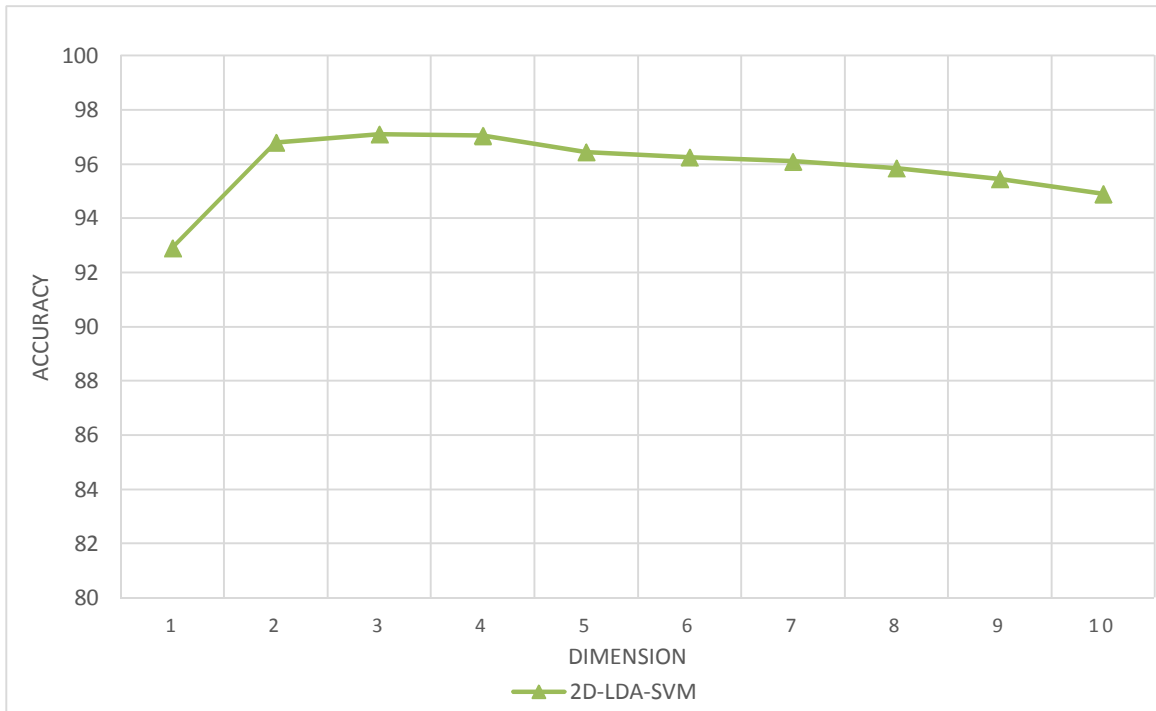
این عمل برای ۱۰۰ حالت متفاوت از ۳۰۲۴۰ حالت مختلف ($C(10/5)$) انجام و نتایج آن در یک فایل Access ذخیره شد تا همین داده های تصادفی در آزمایشات بعدی نیز بکار گرفته شود و لذا شرایط مقایسه فراهم گردد.

بدین ترتیب در هر آزمایش برای هر نفر ۵۰۰ تصویر و در مجموع ۲۰ هزار تصویر هر کدام به صورت یک ماتریس ۹۲×۱۱۲ به عنوان داده آموزشی به سیستم داده می شوند، لذا ۲۰ هزار تصویر هم برای تست مورد ارزیابی قرار میگیرند.

حال به ازای هر مجموعه ۲۰۰ عددی داده تست یک دقت که از تقسیم تعداد داده درست تشخیص داده شده بر ۲۰۰ بدست می آید محاسبه میشود، لذا تعداد ۱۰۰ دقت برای دسته های متفاوت خواهیم داشت که از بین این ۱۰۰ عدد مقادیر بیشینه و میانگین آنها گزارش شده است.

همانطور که در فصل قبل ذکر شد قبل از همه این موارد ما باید مقدار کاهش بعد را مشخص کنیم در واقع تعیین مقدار d باید توسط کاربر و قبل از اجرای برنامه انتخاب شود، که این پارامتر نیز از ۱ الی ۱۰ تغییر یافته و در حقیقت تعداد ۱۰ آزمایش با تعداد داده آموزشی ۲۰ هزار تصویر صورت پذیرفت که نتایج آن در شکل (۴-۵) و جدول (۱-۵) مشاهده می شود.

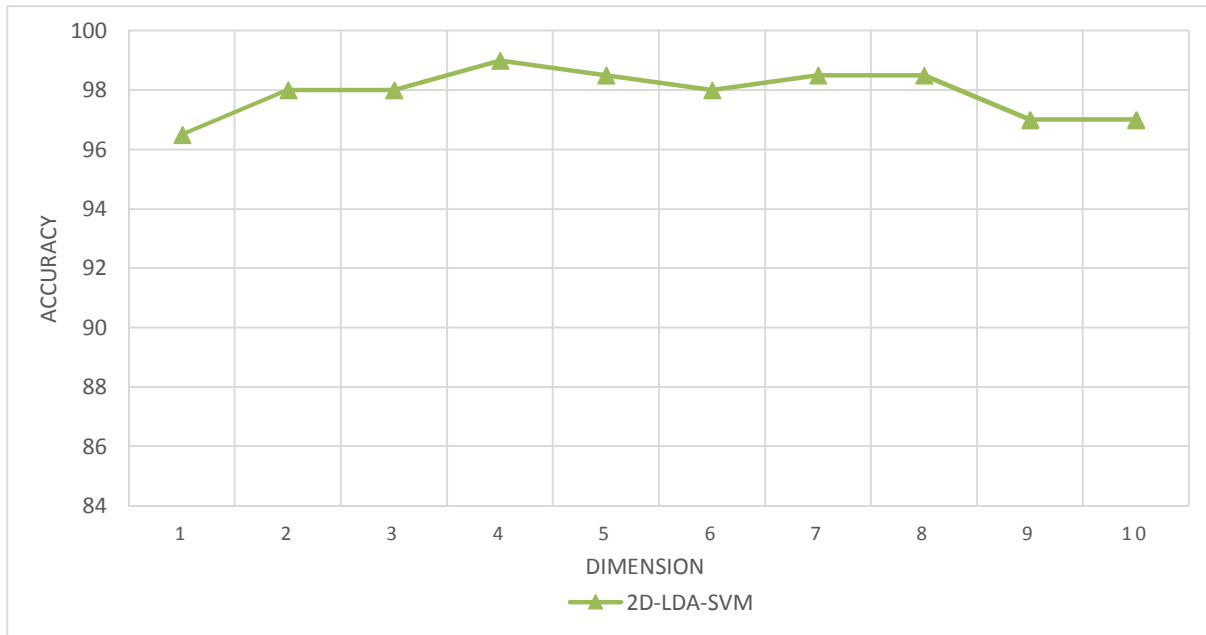
همچنین مقادیر بیشینه دقت در هر آزمایش نیز در شکل (۵-۵) و جدول (۲-۵) مشاهده میشود.



شکل (۴-۵) نمودار دقت میانگین (۱۰۰ حالت) در روش 2D-LDA-SVM بر حسب اندازه کاهش بعد (d)(ORL).

جدول (۱-۵) جدول دقت میانگین (۱۰۰ حالت) روش 2D-LDA-SVM بر حسب اندازه کاهش بعد (d) به همراه مقادیر بیشینه، کمینه و میانگین دقت در بین دهای متفاوت (ORL).

dimension	Accuracy of 2D-LDA-SVM
<u>1</u>	<u>92.9</u>
2	96.8
<u>3</u>	<u>97.1</u>
4	97.05
5	96.45
6	96.25
7	96.1
8	95.85
9	95.45
10	94.9
AVG	95.885
<u>MAX</u>	<u>97.1</u>
<u>MIN</u>	<u>92.9</u>



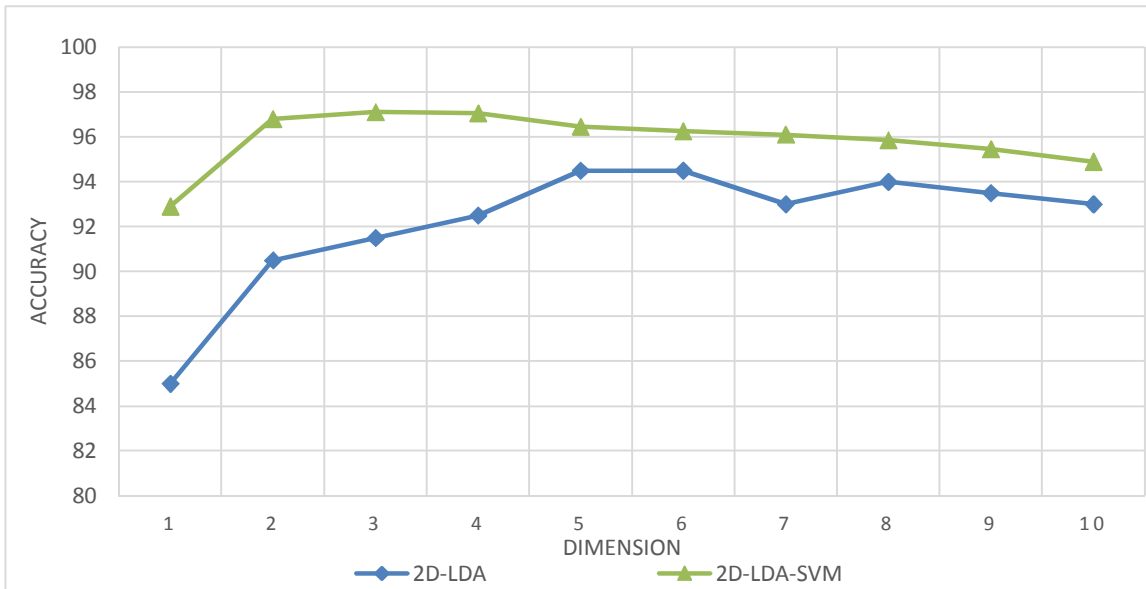
شکل (۵-۵) نمودار دقت بیشینه (در بین ۱۰۰ حالت) در روش 2D-LDA-SVM بر حسب اندازه کاهش بعد (d)(ORL).

جدول (۲-۵) جدول دقت بیشینه (در بین ۱۰۰ حالت) روش 2D-LDA-SVM بر حسب اندازه کاهش بعد (d) به همراه مقادیر بیشینه، کمینه و میانگین دقت در بین ده‌های متفاوت (ORL).

dimension	Max accuracy of 2D-LDA-SVM
<u>1</u>	<u>96.5</u>
2	98
3	98
<u>4</u>	<u>99</u>
5	98.5
6	98
7	98.5
8	98.5
9	97
10	97
AVG	97.9
<u>MAX</u>	<u>99</u>
<u>MIN</u>	<u>96.5</u>

۵-۳-۲- مقایسه روش 2D-LDA-SVM با روش 2D-LDA

همان طور که در فصول قبل ذکر شد در سال ۲۰۰۵ یوان و لی روش نوین 2D-LDA را در تشخیص چهره ارائه کردند، به دلیل استفاده از یک پایگاه داده مقایسه ای شده است بین دو روش که نتایج در نمودار مشاهده می شود، که بهبود چشمگیری در نتایج مشاهده می شود.

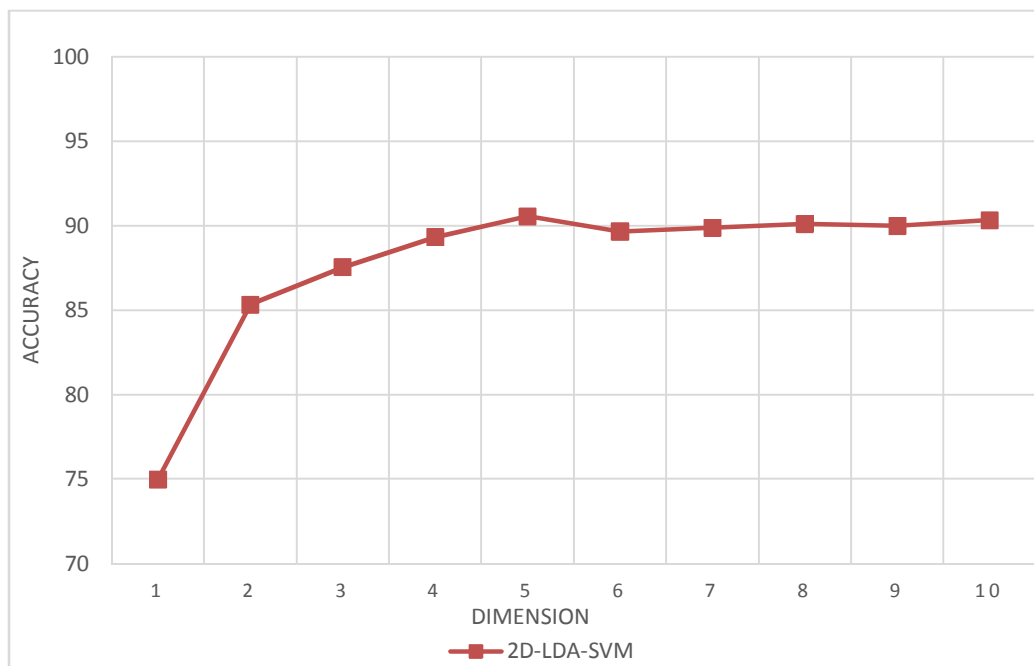


شکل (۵-۶) نمودار مقایسه روش 2D-LDA-SVM (میانگین دقت) با روش 2D-LDA

جدول (۵-۳) جدول مقایسه روش 2D-LDA-SVM (میانگین دقت) با روش 2D-LDA

dimension	2D-LDA	2D-LDA-SVM(avg)
<u>1</u>	<u>85</u>	<u>92.9</u>
2	90.5	96.8
3	91.5	97.1
4	92.5	97.05
5	94.5	96.45
6	94.5	96.25
7	93	96.1
8	94	95.85
9	93.5	95.45
10	93	94.9
<u>AVG</u>	<u>92.2</u>	<u>95.885</u>
<u>MAX</u>	<u>94.5</u>	<u>97.1</u>
<u>MIN</u>	<u>85</u>	<u>92.9</u>

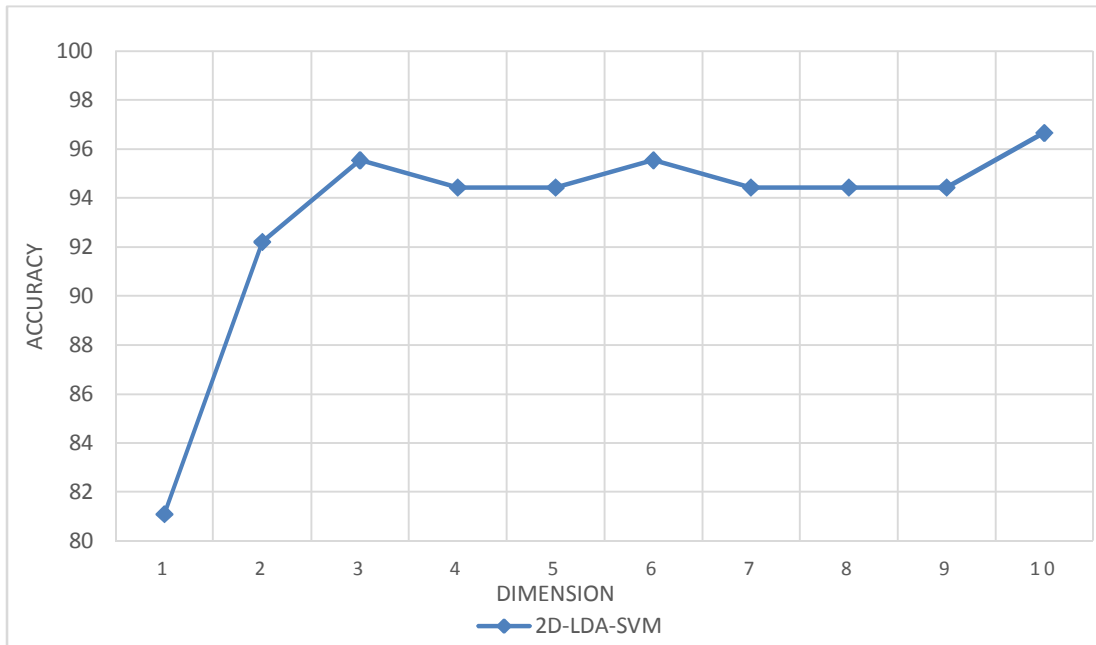
۵-۳-۳- پیاده سازی روی بانک داده YALE



شکل (۷-۵) نمودار دقت میانگین (۱۰۰ حالت) در روش 2D-LDA-SVM بر حسب اندازه کاهش بعد (d) (YALE).

جدول (۴-۵) جدول دقت میانگین (۱۰۰ حالت) روش 2D-LDA-SVM بر حسب اندازه کاهش بعد (d) به همراه مقادیر بیشینه، کمینه و میانگین دقت در بین dهای متفاوت (YALE).

dimension	2D-LDA-SVM(avg)
<u>1</u>	<u>75</u>
2	85.33
3	87.56
4	89.33
<u>5</u>	<u>90.56</u>
6	89.67
7	89.89
8	90.11
9	90
10	90.33
AVG	87.778
<u>MAX</u>	<u>90.56</u>
<u>MIN</u>	<u>75</u>



شکل (۵-۸) نمودار دقت بیشینه (در بین ۱۰۰ حالت) در روش 2D-LDA-SVM بر حسب اندازه کاهش بعد (d)(YALE).

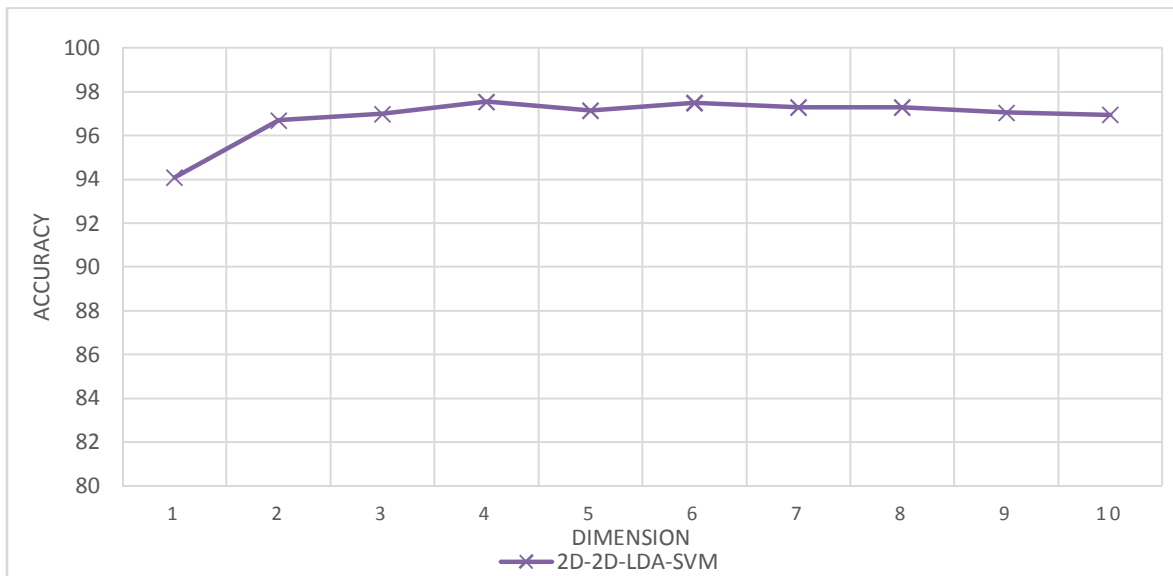
جدول (۵-۵) جدول دقت بیشینه (در بین ۱۰۰ حالت) روش 2D-LDA-SVM بر حسب اندازه کاهش بعد (d) به همراه مقادیر بیشینه، کمینه و میانگین دقت در بین دهای متفاوت (YALE).

dimension	2D-LDA-SVM(max)
<u>1</u>	<u>81.11</u>
<u>2</u>	<u>92.22</u>
3	95.55
4	94.44
5	94.44
6	95.55
7	94.44
8	94.44
9	94.44
<u>10</u>	<u>96.67</u>
AVG	93.33
<u>MAX</u>	<u>96.67</u>
<u>MIN</u>	<u>81.11</u>

۵-۴- نتایج روش 2D-2D-LDA-SVM

۵-۴-۱- پیاده سازی روی بانک داده ORL

نمودارها و جداول مربوط به این روش در زیر مشاهده می شود.

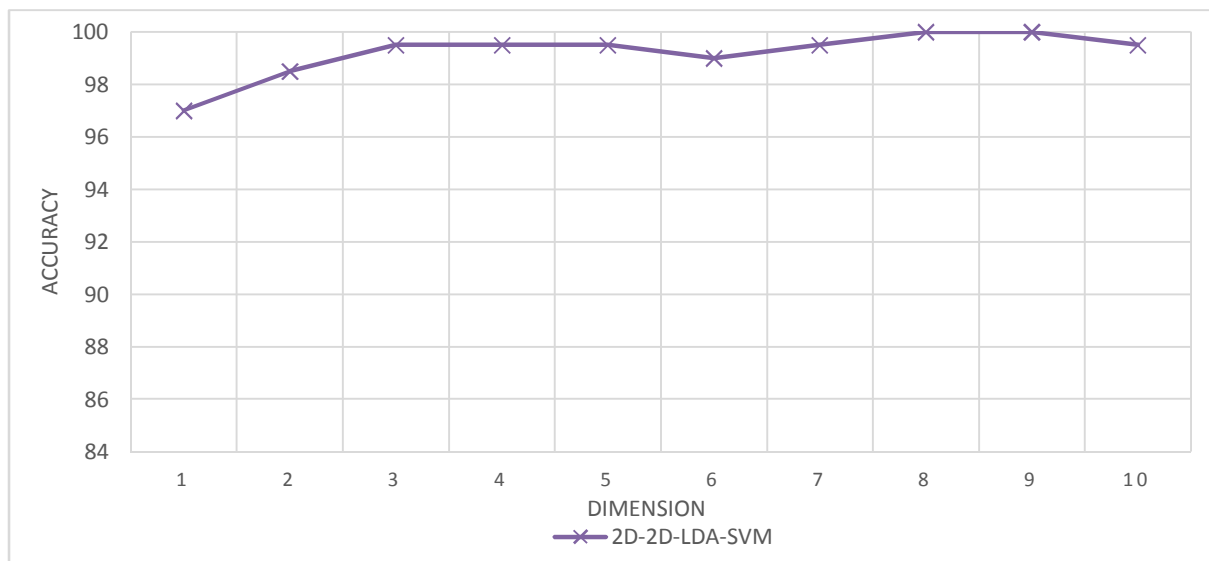


شکل (۵-۹) نمودار دقت میانگین (۱۰۰ حالت) در روش 2D-2D-LDA-SVM بر حسب اندازه کاهش بعد (d). (ORL)

جدول (۵-۶) جدول دقت میانگین (۱۰۰ حالت) روش 2D-2D-LDA-SVM بر حسب اندازه کاهش بعد (d) به همراه

مقادیر بیشینه، کمینه و میانگین دقت در بین ده‌های متفاوت (ORL).

dimension	2D-2D-LDA-SVM(AVG)
<u>1</u>	<u>94.1</u>
2	96.7
3	97
<u>4</u>	<u>97.55</u>
5	97.15
6	97.5
7	97.3
8	97.3
9	97.05
10	96.95
AVG	96.86
<u>MAX</u>	<u>97.55</u>
<u>MIN</u>	<u>94.1</u>

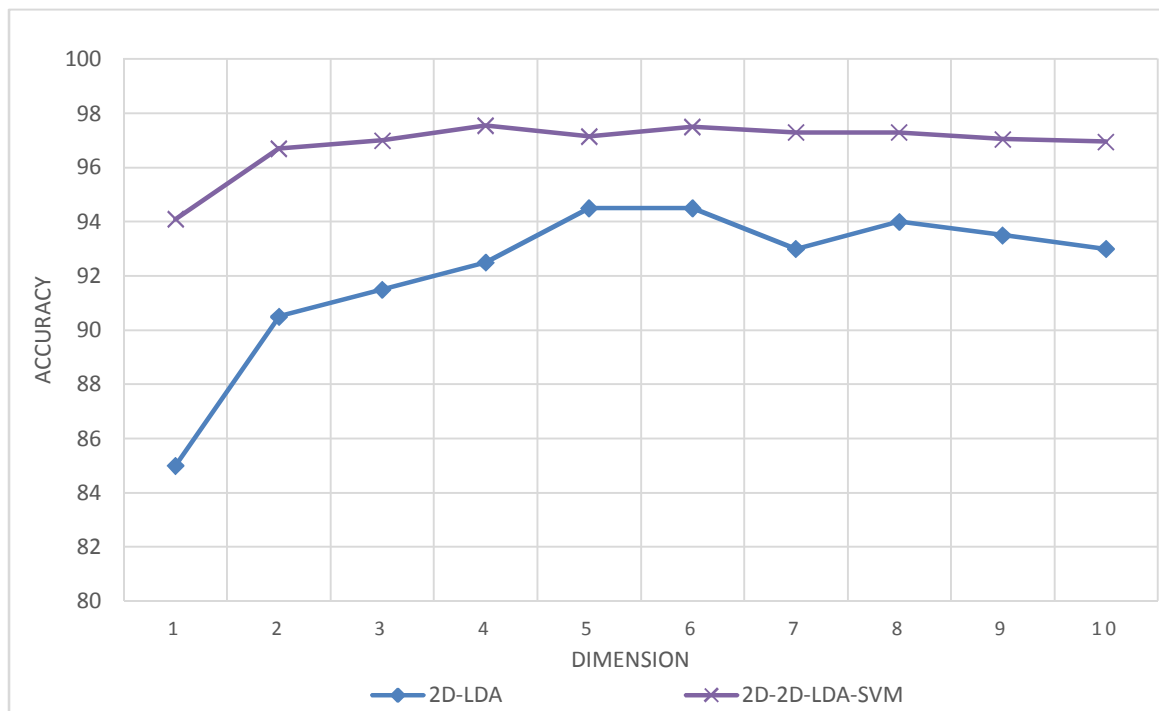


شکل (۵-۱۰) نمودار دقت بیشینه (در بین ۱۰۰ حالت) در روش 2D-2D-LDA-SVM بر حسب اندازه کاهش بعد(d).

جدول (۵-۷) جدول دقت میانگین (در بین ۱۰۰ حالت) و دقت بیشینه (در بین ۱۰۰ حالت) در روش 2D-2D-LDA-SVM بر حسب اندازه کاهش بعد(d) به همراه مقادیر بیشینه، کمینه و میانگین دقت در بین ده‌های متفاوت.

dimension	2D-2D-LDA-SVM(avg)	2D-2D-LDA-SVM(max)
<u>1</u>	<u>94.1</u>	<u>97</u>
2	96.7	98.5
3	97	99.5
4	<u>97.55</u>	99.5
5	97.15	99.5
6	97.5	99
7	97.3	99.5
8	97.3	<u>100</u>
9	97.05	<u>100</u>
10	96.95	99.5
AVG	96.86	99.2
<u>MAX</u>	<u>97.55</u>	<u>100</u>
<u>MIN</u>	<u>94.1</u>	<u>97</u>

۵-۴-۲- مقایسه روش 2D-2D-LDA-SVM با روش 2D-LDA

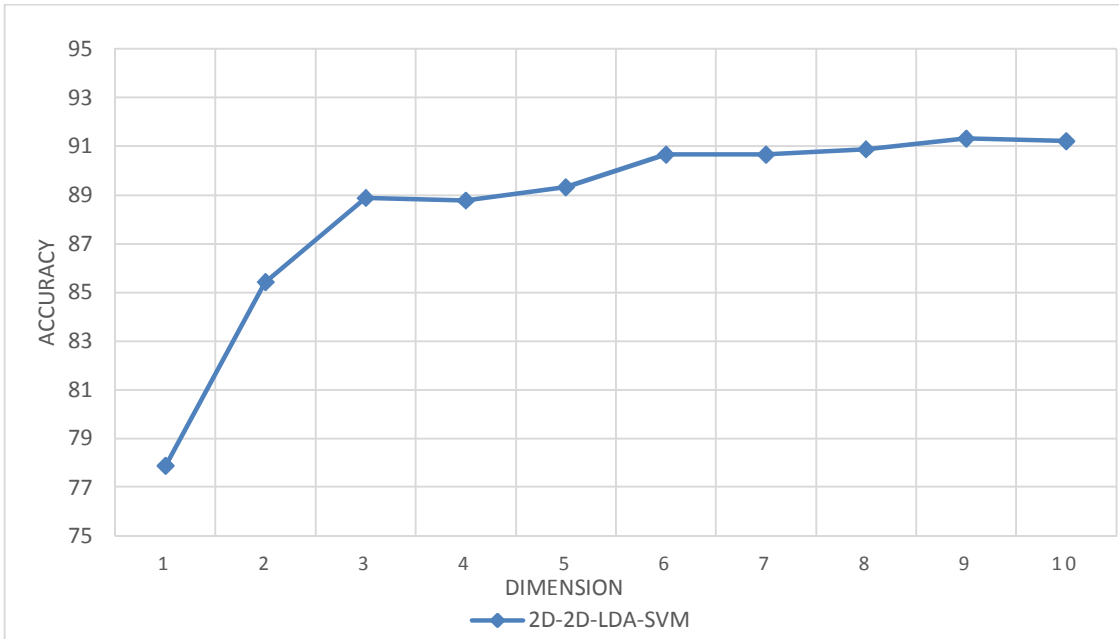


شکل (۵-۱۱) نمودار مقایسه روش 2D-2D-LDA-SVM (میانگین دقت) با روش 2D-LDA

جدول (۵-۸) جدول مقایسه روش 2D-2D-LDA-SVM (میانگین دقت) با روش 2D-LDA

dimension	2D-LDA	2D-2D-LDA-SVM(avg)
1	85	94.1
2	90.5	96.7
3	91.5	97
4	92.5	97.55
5	94.5	97.15
6	94.5	97.5
7	93	97.3
8	94	97.3
9	93.5	97.05
10	93	96.95
AVG	92.2	96.86
MAX	94.5	97.55
MIN	85	94.1

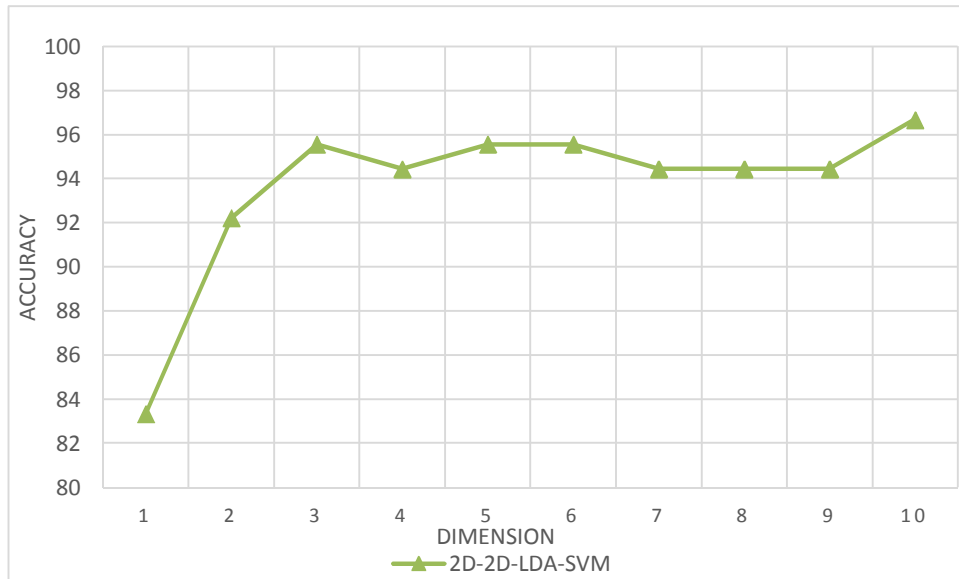
۵-۴-۳- پیاده سازی روی بانک داده YALE



شکل (۵-۱۲) نمودار دقت میانگین (۱۰۰ حالت) در روش 2D-2D-LDA-SVM بر حسب اندازه کاهش بعد (d) (YALE).

جدول (۵-۹) جدول دقت میانگین (۱۰۰ حالت) روش 2D-2D-LDA-SVM بر حسب اندازه کاهش بعد (d) به همراه مقادیر بیشینه، کمینه و میانگین دقت در بین dهای متفاوت (YALE).

dimension	2D-2D-LDA-SVM(avg)
<u>1</u>	<u>77.89</u>
2	85.44
3	88.89
4	88.78
5	89.33
6	90.67
7	90.67
8	90.89
<u>9</u>	<u>91.33</u>
10	91.22
AVG	88.511
<u>MAX</u>	<u>91.33</u>
<u>MIN</u>	<u>77.89</u>



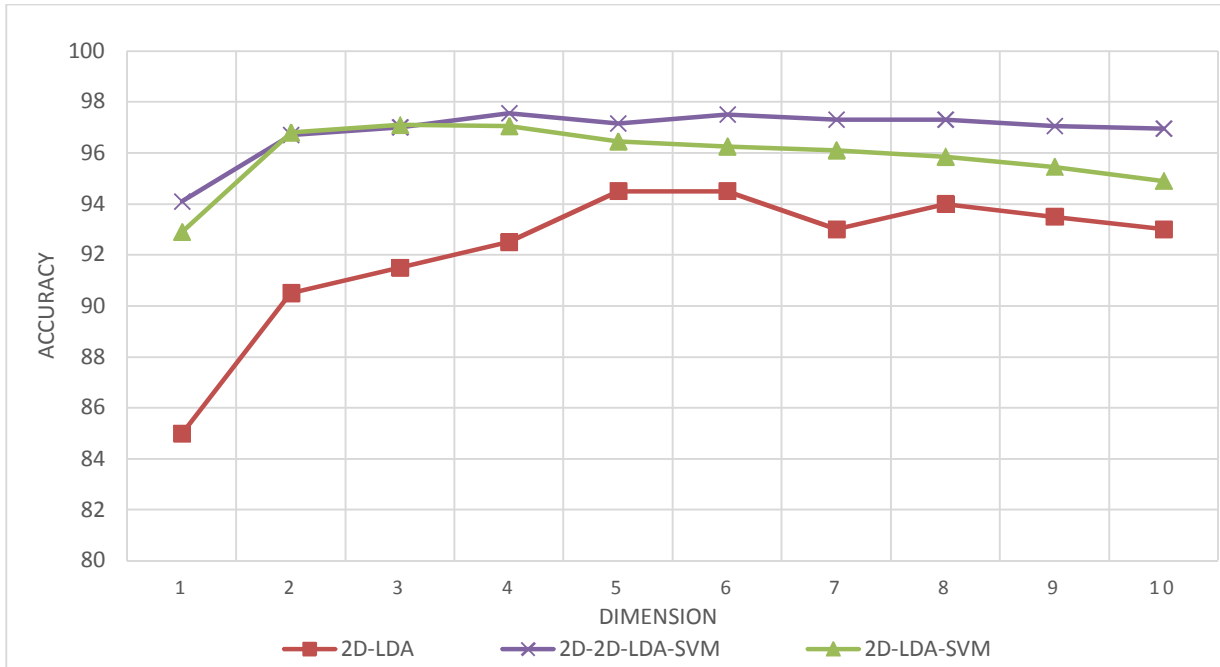
شکل (۵-۱۳) نمودار دقت بیشینه (در بین ۱۰۰ حالت) در روش 2D-2D-LDA-SVM بر حسب اندازه کاهش بعد (d) (YALE).

جدول (۵-۱۰) جدول دقت بیشینه (در بین ۱۰۰ حالت) روش 2D-2D-LDA-SVM بر حسب اندازه کاهش بعد (d) به همراه مقادیر بیشینه، کمینه و میانگین دقت در بین داده‌های متفاوت (YALE).

dimension	2D-2D-LDA-SVM(max)
<u>1</u>	<u>83.33</u>
2	92.22
3	95.56
4	94.44
5	95.56
6	95.56
7	94.44
8	94.44
9	94.44
<u>10</u>	<u>96.67</u>
AVG	93.666
<u>MAX</u>	<u>96.67</u>
<u>MIN</u>	<u>83.33</u>

۵-۵- مقایسه روش های 2D-LDA-SVM با 2D-2D-LDA-SVM

۵-۵-۱- بانک داده ORL

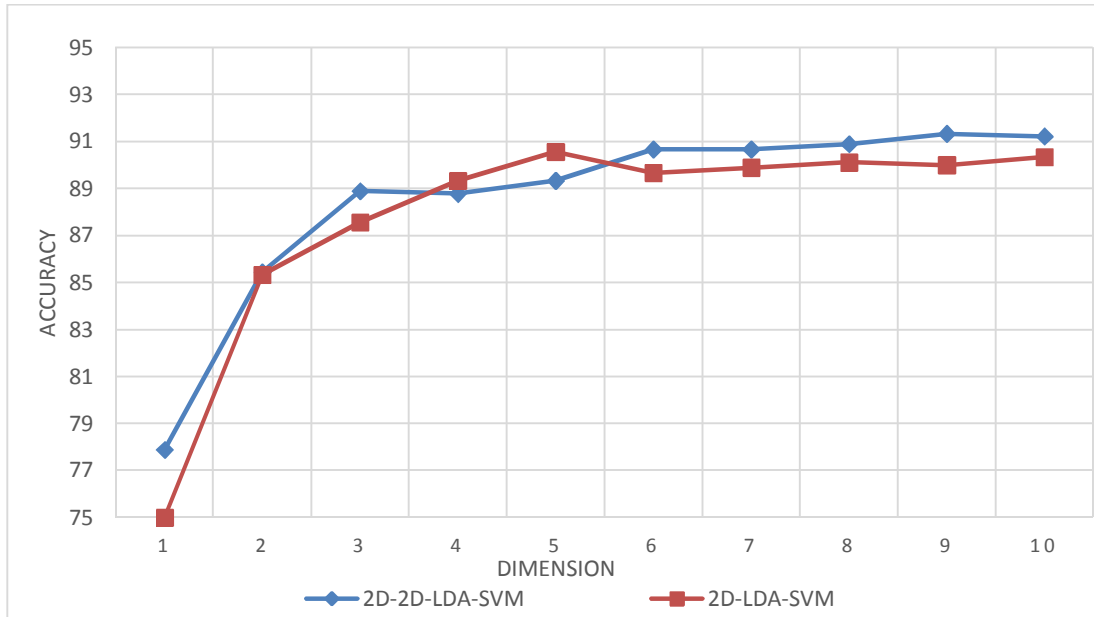


شکل (۵-۱۴) نمودار مقایسه میانگین دقت روش های 2D-2D-LDA-SVM با 2D-LDA-SVM و 2D-LDA (ORL).

جدول (۵-۱۱) مقایسه میانگین دقت روش های 2D-2D-LDA-SVM با 2D-LDA-SVM و 2D-LDA (ORL).

dimension	2D-LDA	2D-LDA-SVM(avg)	2D-2D-LDA-SVM(avg)
1	85	92.9	94.1
2	90.5	96.8	96.7
3	91.5	97.1	97
4	92.5	97.05	97.55
5	94.5	96.45	97.15
6	94.5	96.25	97.5
7	93	96.1	97.3
8	94	95.85	97.3
9	93.5	95.45	97.05
10	93	94.9	96.95
AVG	92.2	95.885	96.86
MAX	94.5	97.1	97.55
MIN	85	92.9	94.1

۵-۵-۲- بانک داده YALE



شکل (۵-۱۵) نمودار مقایسه میانگین دقت روش های 2D-2D-LDA-SVM با 2D-LDA-SVM (YALE).

جدول (۵-۱۲) جدول مقایسه میانگین دقت روش های 2D-2D-LDA-SVM با 2D-LDA-SVM (YALE).

dimension	2D-LDA-SVM(avg)	2D-2D-LDA-SVM(avg)
1	75	77.89
2	85.33	85.44
3	87.56	88.89
4	89.33	88.78
5	90.56	89.33
6	89.67	90.67
7	89.89	90.67
8	90.11	90.89
9	90	91.33
10	90.33	91.22
AVG	87.778	88.511
MAX	90.56	91.33
MIN	75	77.89

۵-۶- نتیجه گیری و پیشنهادات

✓ در بانک داده ORL روش 2D-LDA-SVM بطور میانگین در کاهش بعد به $d=3$ بهترین دقت را از خود نشان داد و 97.1 درصد از تصاویر را به درستی تشخیص داد، در واقع تعداد 19420 تصویر به درستی تشخیص داده شده و تنها 580 تصویر را به اشتباه به شخص دیگری اختصاص داد. این روش در میان 100 حالت مورد بررسی در بهترین حالت در کاهش بعد به $d=4$ ، 99 درصد از تصاویر را به درستی تشخیص داد که معادل 198 تشخیص صحیح و تنها 2 تشخیص نادرست است.

✓ در بانک داده ORL روش 2D-2D-LDA-SVM بطور میانگین در کاهش بعد به $d=4$ بهترین دقت را از خود نشان داد و 97.55 درصد از تصاویر را به درستی تشخیص داد، در واقع تعداد 19510 تصویر به درستی تشخیص داده شده و تنها 490 تصویر را به اشتباه به شخص دیگری اختصاص داد. این روش در میان 100 حالت مورد بررسی در بهترین حالت در کاهش بعد به $d=8$ و $d=9$ ، 100 درصد تصاویر را به درستی تشخیص داد که معادل 200 تشخیص صحیح و بدون هیچ تشخیص نادرست است.

✓ در بانک داده YALE روش 2D-LDA-SVM بطور میانگین در کاهش بعد به $d=5$ بهترین دقت را از خود نشان داد و 90.56 درصد از تصاویر را به درستی تشخیص داد، در واقع تعداد 8150 تصویر به درستی تشخیص داده شده و تنها 850 تصویر را به اشتباه به شخص دیگری اختصاص داد. این روش در میان 100 حالت مورد بررسی در بهترین حالت در کاهش بعد به $d=10$ ، 96.67 درصد از تصاویر را به درستی تشخیص داد که معادل 87 تشخیص صحیح و تنها 3 تشخیص نادرست است.

✓ در بانک داده YALE روش 2D-2D-LDA-SVM بطور میانگین در کاهش بعد به $d=9$ بهترین دقت را از خود نشان داد و 91.33 درصد از تصاویر را به درستی تشخیص داد، در واقع تعداد 8220 تصویر به درستی تشخیص داده شده و تنها 780 تصویر را به اشتباه به شخص دیگری اختصاص داد. این روش در میان 100 حالت مورد بررسی در بهترین حالت در کاهش بعد به $d=10$ ، 96.67 درصد

از تصاویر را به درستی تشخیص داد که معادل 87 تشخیص صحیح و تنها 3 تشخیص نادرست است.

✓ در آزمایش هایی که تا کنون بر روی پایگاه داده ORL شده است نیمی از تصاویر برای آموزش و بقیه برای تست استفاده شده اند، در آزمایشات بانک داده YALE 5 تصویر از 11 تصویر برای آموزش و 6 تصویر برای تست استفاده گردید. با توجه به اینکه تعداد تصاویر آموزشی در دنیای واقعی در بیشتر موارد کمتر از 5 حتی گاهی به 2 تصویر می رسد پیشنهاد می شود تاثیر کاهش تعداد تصاویر آموزشی بر روی این پایگاه های داده بررسی شده و الگوریتمی برای افزایش دقت در این حالات ارائه گردد.

✓ بجای استفاده از دسته بند SVM که در این پژوهش استفاده شده است، پیشنهاد می شود از سایر روش های دسته بندی مانند استفاده از شبکه های عصبی، روش های مبتنی بر درخت تصمیم، روش های مبتنی بر حافظه و... استفاده نمود.

مراجع

منابع یارس پیروقه

- [١] M. Kirby and L. Sirovich, "Application of the Karhunen-Loeve procedure for the characterization of human faces," *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. ١٢, pp. ١٠٨-١٠٣, .١٩٩٠
- [٢] L. Sirovich and M. Kirby, "Low-dimensional procedure for the characterization of human faces," *JOSA A*, vol. ٤, pp. ٥٢٤-٥١٩, .١٩٨٧
- [٣] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for recognition," *Journal of cognitive neuroscience*, vol. ٣, pp. ٨٦-٧١, .١٩٩١
- [٤] A. Pentland, B. Moghaddam, and T. Starner, "View-based and modular eigenspaces for face recognition," in *Computer Vision and Pattern Recognition, ١٩٩٤. Proceedings CVPR'٩٤., ١٩٩٤ IEEE Computer Society Conference on*, ١٩٩٤, pp. ٩١-٨٤
- [٥] S. Akamatsu, T. Sasaki, H. Fukamachi, and Y. Suenaga, "Robust face identification scheme: KL expansion of an invariant feature space," in *Intelligent Robots and Computer Vision X: Algorithms and Techniques*, ١٩٩٢, pp. ٨٤-٧١
- [٦] K.-C. Chung, S. C. Kee, and S. R. Kim, "Face recognition using principal component analysis of Gabor filter responses," in *Recognition, Analysis, and Tracking of Faces and Gestures in Real-Time Systems*, ١٩٩٩. *Proceedings. International Workshop on*, ١٩٩٩, pp. ٥٧-٥٣
- [٧] P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha, and D. Kriegman, "Eigenfaces vs. fisherfaces: Recognition using class specific linear projection," *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. ١٩, pp. ٧٢٠-٧١١, .١٩٩٧
- [٨] H. Yu and J. Yang, "A direct LDA algorithm for high-dimensional data—with application to face recognition," *Pattern recognition*, vol. ٣٤, pp. ٢٠٧٠-٢٠٦٧, .٢٠٠١
- [٩] L.-F. Chen, H.-Y. M. Liao, M.-T. Ko, J.-C. Lin, and G.-J. Yu, "A new LDA-based face recognition system which can solve the small sample size problem," *Pattern recognition*, vol. ٣٣, pp. ١٧٢٦-١٧١٣, .٢٠٠٠
- [١٠] J. Lu, K. N. Plataniotis, and A. N. Venetsanopoulos, "Face recognition using LDA-based algorithms," *Neural Networks, IEEE Transactions on*, vol. ١٤, pp. ١٩٥-٢٠٠, .٢٠٠٣
- [١١] R. Lotlikar and R. Kothari, "Fractional-step dimensionality reduction," *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. ٢٢, pp. ٦٢٣-٦٢٧, .٢٠٠٠
- [١٢] J. Lu, K. N. Plataniotis, and A. N. Venetsanopoulos, "Regularization studies of linear discriminant analysis in small sample size scenarios with application to face recognition," *Pattern Recognition Letters*, vol. ٢٦, pp. ١٨١-١٩١, .٢٠٠٥
- [١٣] J. J. Atick and A. N. Redlich, "What does the retina know about natural scenes?," *Neural computation*, vol. ٤, pp. ١٩٦-٢١٠, .١٩٩٢
- [١٤] Z. Chen, S. Haykin, J. J. Eggermont, and S. Becker, "Discussion," *Correlative Learning: A Basis for Brain and Adaptive Systems*, pp. ٣٥٦-٣٦٢, .٢٠٠٧

- [١٥] M. S. Bartlett, J. R. Movellan, and T. J. Sejnowski, "Face recognition by independent component analysis," *Neural Networks, IEEE Transactions on*, vol. ١٣, pp. ١٤٦٤-١٤٥٠, .٢٠٠٢
- [١٦] K. Baek, B. A. Draper, J. R. Beveridge, and K. She, "PCA vs. ICA: A Comparison on the FERET Data Set," in *JCIS*, ٢٠٠٢, pp. .٨٢٧-٨٢٤
- [١٧] K. Delac, M. Grgic, and S. Grgic, "Independent comparative study of PCA ,ICA, and LDA on the FERET data set," *International Journal of Imaging Systems and Technology*, vol. ١٥, pp. ٢٦٠-٢٥٢, .٢٠٠٥
- [١٨] J. Yang, A. F. Frangi, J.-y. Yang, D. Zhang, and Z. Jin, "KPCA plus LDA: a complete kernel Fisher discriminant framework for feature extraction and recognition," *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. ٢٧, pp. -٢٣٠ ٢٤٤, .٢٠٠٥
- [١٩] C. Liu and H. Wechsler, "Independent component analysis of Gabor features for face recognition," *Neural Networks, IEEE Transactions on*, vol. ١٤, pp. ٩٢٨-٩١٩, .٢٠٠٣
- [٢٠] Internet resources
- [٢١] Li, M. and B. Yuan (2005). "2D-LDA: A statistical linear discriminant analysis for image matrix." *Pattern Recognition Letters* **26**(5): 527-532.