

بازشناسی چهره انسان با استفاده از تحلیل مؤلفه‌های اصلی

ساجده کلانتر، روزین رحیمی
گروه آمار، دانشکده‌ی علوم پایه، دانشگاه بوعلی سینای همدان

چکیده

تحلیل مؤلفه‌های اصلی یکی از انواع روش‌های تحلیل داده‌های چند متغیره است و هدف اصلی آن تقلیل بعد مسأله مورد مطالعه است. تا کنون کاربردهای عملی بسیاری برای این روش در علوم مختلفی مانند علوم مهندسی، ژئوفیزیک، علوم زیستی، اقتصاد و مالی ارائه شده است. در این مقاله کاربرد این روش در بازشناسی چهره انسان مورد بررسی قرار گرفته است.

واژه‌های کلیدی: بازشناسی چهره انسان، تحلیل مؤلفه‌های اصلی.

۱ مقدمه

روی دومین محور مختصات و این روند تا انتها ادامه دارد

[۲]. یکی از کاربردهای مهم تحلیل مؤلفه‌های اصلی، در

رگرسیون است. با استفاده از تحلیل مؤلفه‌های اصلی

می‌توان تعداد زیادی متغیر مستقل همبسته را با تعداد

محدودی متغیر مستقل جدید که مؤلفه‌های اصلی نامیده

می‌شوند و ناهمبسته هستند، جایگزین نمود [۱]. به این

ترتیب نه تنها بعد مسأله تقلیل می‌یابد بلکه مسأله چند

هم خطی نیز پیش نمی‌آید.

تحلیل مؤلفه‌های اصلی^۱ ابتدا در سال ۱۹۰۱ توسط

پیرسون [۸] معرفی شد و پس از آن در سال ۱۹۳۳،

هتلینگ روش‌های محاسباتی آن را پیشنهاد نمود.

تحلیل مؤلفه‌های اصلی در تعریف ریاضی یک تبدیل

خطی متعامد است که داده را به دستگاه مختصات جدید

می‌برد بطوریکه بزرگترین واریانس داده‌ها بر روی اولین

محور مختصات قرار می‌گیرد و واریانس مرتبه بعدی بر

PCA یکی از ارزش‌ترین نتایج کاربرد جبر خطی

است که به وفور در تحلیل‌های مختلفی مانند شبکه‌های

^۱Principal Component Analysis

۲ مروری کوتاه بر تحلیل مؤلفه‌های اصلی

عصبی تا نمودارهای کامپیوتری استفاده شده است، چرا که یک روش آسان و ناپارامتری برای استخراج اطلاعات مرتبط از یک مجموعه داده پیچیده می‌باشد.

به زبان ساده با استفاده از روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی متغیرهای موجود در یک فضای چند حالت همبسته به یک مجموعه از مؤلفه‌های غیرهمبسته خلاصه می‌شوند که هر یک از آن‌ها ترکیب خطی از متغیرهای اصلی می‌باشند. مؤلفه‌های غیرهمبسته به دست آمده مؤلفه‌های اصلی PC ، نامیده می‌شوند. این مؤلفه‌ها از بردارهای ماتریس کوواریانس یا ماتریس همبستگی متغیرهای اصلی به دست می‌آیند.

تحلیل مؤلفه‌های اصلی و تحلیل عاملی^۲ روش‌های آماری هستند که غالباً برای بررسی گروهی از متغیرهای همبسته مرتبط با یک یا چند حوزه مانند شاخص‌های وضعیت اقتصادی، اجتماعی، رضایت شغلی، سلامت، اعتبار شخصی و وضعیت سیاسی و ... به کار می‌روند. به طور کلی کاربرد عمده روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی عبارت است از:

فرض کنید که $X = (X_1, X_2, \dots, X_p)'$ یک بردار تصادفی با کوواریانس معین و نامنفی و مقادیر ویژه ماتریس به صورت زیر در نظر گرفته شوند:

$$\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_p > 0.$$

همچنین a_p, \dots, a_2, a_1 بردارهای ویژه یکا متعامد به ترتیب متناظر با $\lambda_p, \dots, \lambda_2, \lambda_1$ باشند. متغیرهای تعریف شده در زیر را مؤلفه‌های اصلی گویند.

$$Y_1 = a_{11}X_1 + a_{21}X_2 + \dots + a_{p1}X_p,$$

$$Y_2 = a_{12}X_1 + a_{22}X_2 + \dots + a_{p2}X_p,$$

⋮

$$Y_p = a_{1p}X_1 + a_{2p}X_2 + \dots + a_{pp}X_p.$$

Y_i را مؤلفه اصلی i ام گویند و بردار $Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_p)'$ بردار مؤلفه‌های اصلی نام دارد. رابطه بین واریانس مربوط به مؤلفه‌های اصلی نیز بترتیب زیر می‌باشد [۸].

$$\text{Var}(Y_1) \geq \text{Var}(Y_2) \geq \dots \geq \text{Var}(Y_p).$$

(۱) کاهش تعداد متغیرها،

(۲) یافتن ساختار ارتباطی بین متغیرها که درحقیقت همان دسته بندی متغیرها است.

مزیت اصلی کاربرد این روش از بین بردن هم خطی در مدل‌ها به واسطه تعداد زیاد متغیرهای مؤثر در مدل می‌باشد [۴].

ساختار این مقاله در ادامه به صورت زیر است:

در بخش دوم مؤلفه‌های اصلی بر اساس تعاریف ریاضی و محاسباتی شرح داده می‌شود. در بخش سوم مثالی حقیقی آورده می‌شود و بخش چهارم به محاسبه ویژه چهره^۳ پرداخته می‌شود. در بخش پنجم دو روش دیگر با روش PCA معمولی مقایسه می‌شود و در نهایت بخش انتهایی نیز به نتیجه‌گیری اختصاص داده می‌شود.

^۲Factor Analysis

^۳Eigenface

بخش آموزش :

در این بخش شما افرادی را که می‌خواهید سیستم بشناسد با تصویر به سیستم می‌دهید.

بخش آزمایش :

در این بخش اگر تصویری از یکی از افرادی که می‌شناسد را به سیستم بدهیم، سیستم باید او را به درستی به یاد بیاورد.

این روش در سال ۱۹۹۱ توسط ترک و پنتلند [۹] پیشنهاد شد که از تحلیل مؤلفه‌های اصلی یا همان *PCA* برای کاهش بعد استفاده کرده تا بتواند زیرفضایی با بردارهای متعامد پیدا کند که در آن زیرفضا پراکندگی داده‌ها را به بهترین حالت نشان دهد. این زیرفضا را هنگامی که بر روی داده‌های چهره اعمال شوند، فضای چهره می‌گویند. پس از مشخص شدن بردارها تمامی تصاویر به این زیر فضا منتقل می‌شوند تا وزن‌هایی که بیانگر 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 کرد. با نمایش برداری چهره‌ی انسان که توسط کنار هم قرار دادن سطرهای ماتریس تصویر حاصل می‌شود می‌توان چهره‌ی انسان را برداری در فضایی با ابعاد بالا در نظر گرفت. با توجه به خصوصیات مشابه چهره‌ها، می‌توان نتیجه گرفت که بردار چهره‌ها در زیرفضایی با ابعاد پایین‌تر واقع شده‌اند. با نگاشت چهره به این زیر فضا می‌توان تصاویر پایه‌ی جدیدی به دست آورد که هر چهره با کمک این بردارهای پایه توصیف می‌شود. در واقع هر چهره ترکیب خطی این تصاویر پایه می‌باشد. ضرایب این ترکیب خطی به عنوان بردار خصیصه مورد استفاده قرار می‌گیرند.

در این روش یک تصویر با ابعاد $n * m$ به یک بردار

در تحلیل مؤلفه‌های اصلی همواره این امید است که واریانس مؤلفه‌های اصلی انتهایی به اندازه‌ای کم هستند که قابل صرف نظر کردن می‌باشند. در این صورت تغییرات موجود در داده‌ها را می‌توان به خوبی با تعداد کمی از مؤلفه‌های Y توصیف نمود به طوری که حجم ذخیره‌سازی و محاسبات بسیار کاهش یابد. اگر داده‌های اولیه از هم مستقل باشند این هدف برآورده نمی‌شود و ابعاد داده‌ها کاهش نخواهد یافت.

هر چند استفاده از روش مذکور فواید بسیاری دارد، اما نکاتی را نیز در بکارگیری آن برای یک مجموعه داده معین باید در نظر داشت.

۳ بازشناسی چهره انسان

در «بازشناسی چهره انسان» باید با دیدن تصویر یک فرد بگوییم که این تصویر مربوط به کدام یک از افرادی است که قبلاً دیده‌ایم.

برای مثال اگر تعداد افرادی که آموزش می‌دهیم یک فرد باشد، می‌توانیم از این سیستم به عنوان جایگزین رمز عبور برای رایانه استفاده کنیم. یا اینکه، اگر تصویر چهره مجرم‌ها را به سامانه آموزش دهیم، می‌توانیم از دوربین‌های سطح شهر برای پیدا کردن مجرم‌ها استفاده کنیم [۷].

کارایی تشخیص چهره علاوه بر کاربردهای مرتبط با تعیین و مقایسه هویت نظیر کنترل دسترسی، امور قضایی، صدور مجوزها و مدارک هویتی و نظارت، در زمینه‌هایی نظیر تعامل انسان و کامپیوتر، واقعیت مجازی بازیابی اطلاعات از پایگاه‌های داده، مالیاتی مدیا و سرگرمی‌های کامپیوتری به اثبات رسیده است.

این مسأله دو بخش دارد :

با nm مؤلفه تبدیل میشود. یعنی میتوان عکس را به صورت نقطه‌های در فضای nm بعدی تصور کرد. هدف PCA یافتن بردارهایی است که به بهترین نحو ممکن کار شناسایی زیر فضا را انجام دهند. این بردارها فضای چهره را تعریف میکنند. از آنجایی که این بردارها، بردار ویژه‌ی ماتریس همبستگی مربوط به تصاویر چهره می‌باشند و همچنین به دلیل شباهت به چهره انسان، آنها را *Eigenface* می‌نامند.

البته با فرض زیر:

$$\mu'_i \mu_k = \delta_k.$$

بردارهای μ_k و λ_k به ترتیب بردارهای ویژه و مقادیر ویژه‌ی ماتریس همبستگی می‌باشند.

همبستگی از رابطه‌ی زیر محاسبه می‌شود:

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \phi_n \phi'_n.$$

یعنی می‌توان با استفاده از ماتریس کواریانس نیز به بردار *eigenface* و مقدار ویژه رسید. بردار μ همان بردار μ می‌باشد. نمونه‌ای از آن را در تصویر زیر مشاهده می‌کنید: همان‌طور که مشاهده می‌کنید، بردار ویژه در واقع شامل

۱.۳ محاسبه ویژه چهره

اگر مجموعه‌ی عکس‌های ورودی را ماتریس‌های $S = \{\Gamma_1, \Gamma_2, \dots, \Gamma_m\}$ در نظر بگیریم، میانگین چهره‌ها به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\psi = \frac{1}{m} \sum_{n=1}^M \Gamma_n.$$

البته همان‌طور که در بخش قبل گفته شد در این روش یک تصویر با ابعاد $n * m$ به یک بردار با nm مؤلفه تبدیل می‌شود. یعنی ما یک عکس را به صورت یک بردار سطری یا ستونی با nm مؤلفه در نظر می‌گیریم. تمامی فرمول‌های ذکر شده در این الگوریتم با این فرض است که ماتریس تصویر را به صورت یک بردار ستونی در نظر گرفته‌ایم. تفاوت هر تصویر از میانگین به صورت $\phi_i = \Gamma_i - \psi$ محاسبه می‌شود. بردار μ_k به نحوی انتخاب می‌شود که مقدار λ_k ماکزیمم شود.



شکل ۱: بردار تصویر با استفاده از ماتریس کواریانس.

عکس‌هایی با همان ابعاد عکس‌های ورودی می‌باشد که شبیه به شبج هستند.

$$\lambda_k = \frac{1}{m} \sum_{n=1}^M (\mu'_k \phi_n)^2.$$

۲.۳ دو روش دیگر

روش PCA چند لایه :

می‌شود و الگوریتم PCA روی این عکس‌ها اعمال می‌شود و بردار وزن‌ها برای هر قطعه به صورت جداگانه محاسبه می‌شود. با این عمل (تقسیم تصویر به چند تکه)، تغییر در قسمتی از تصویر تنها بردار ویژگی آن قسمت از تصویر را تغییر می‌دهد و بردارهای مربوط به سایر قطعات بدون تغییر باقی می‌مانند. هنگام تشخیص چهره، هر قطعه از عکس ورودی با قطعه‌ی متناظر در تصاویری که سیستم با آن‌ها تمرین داده شده است مقایسه می‌شود و به تعداد قطعات، فاصله محاسبه می‌شود. تصویری که مجموع فواصل قطعات آن با قطعات عکس ورودی کمتر از سایر تصاویر باشد، به عنوان تصویر مشابه با تصویر ورودی در نظر گرفته می‌شود.

این روش که در مقاله‌ی [۵] ارائه شده بدین صورت است که پس از اینکه سیستم با چند عکس تمرین داده می‌شود، عکس‌ها بر اساس میزان نزدیکی به تصویر ورودی مرتب می‌شوند. تعدادی از شبیه‌ترین عکس‌ها به عکس ورودی انتخاب می‌شوند و سیستم دوباره و با این تعداد عکس انتخاب شده تمرین داده می‌شود. این روند می‌تواند چند مرحله‌ی دیگر تکرار شود. با توجه به اینکه در هر مرحله دامنه‌ی جستجو محدودتر می‌شود، انتظار می‌رود که نتایج دقیق‌تری بدست آید. هر مرحله از این الگوریتم را یک لایه می‌نامند، به همین دلیل این روش، PCA چند لایه نامیده شده است.

۴ نتیجه‌گیری

یافته‌های این مقاله نشان می‌دهد که یکی از مهم‌ترین تکنولوژی‌های تشخیص و شناسایی افراد که از مؤلفه بیومتریک استفاده شده است، سیستم شناسایی از طریق تشخیص چهره می‌باشد که پس از موفقیت سیستم شناسایی از طریق اثر انگشت در چند سال اخیر جزء مهم‌ترین تکنولوژی‌های تشخیص بیومتریک به شمار می‌آید. مهم‌ترین عامل در این سیستم شایستگی استفاده در کاربردهای مختلف امنیتی، پردازش تصویر، شناسایی اتوماتیک سریع و بدون دخالت شخص است و از مزایای مورد توجه آن سرعت پردازش بالا و کاهش خطا را می‌توان ذکر کرد.

با وجود سیستم‌های بیومتریک قابل اعتمادی مانند تشخیص اثر انگشت و عنبیه چشم، سیستم تشخیص چهره جایگاه مورد توجهی را با کاربر ایجاد کرده و بدون تماس کامل عضوی از بدن با سیستم، عملیات تشخیص انجام

برای آزمایش نرخ تشخیص چهره با این روش، حدود ۵۵ درصد از تصاویر ورودی به درستی شناسایی شدند و بدین معنی است که ۵ درصد نسبت به الگوریتم PCA معمولی بهبود می‌یابد.

روش ModularPCA:

این روش نیز در مقاله‌ی [۶] ارائه شده است. روش PCA معمولی در مقابل تغییرات حالت قرار گرفتن چهره در تصویر و تغییرات میزان نور در تصویر، بازده خوبی ندارد. چون در این روش مشخصات عمومی چهره، در قالب مجموعه‌ای از وزن‌ها (بردار وزن‌ها) توصیف می‌شود. تک تک این وزن‌ها وابسته به تمام نواحی چهره می‌باشند. بنابراین با تغییر حالت چهره و نورپردازی، حتی در قسمتی از تصویر، تمام وزن‌های این بردار دچار تغییر می‌شوند.

روش ModularPCA سعی در رفع این مشکل دارد. در این روش یک عکس به چند قسمت کوچک‌تر تقسیم

- [6] Gottumukkal, R. and Asari, V. K. (2004). An improved face recognition technique based on modular PCA approach. *Pattern Recognition Letters*, 25(4), 429-436.
- [7] Kodinariya, T. M. (2014). Hybrid Approach to Face Recognition System using Principle component and Independent component with score based fusion process. *arXiv preprint arXiv:1401.0395*.
- [8] Pearson, K. (1901). LIII. On lines and planes of closest fit to systems of points in space. *The London, Edinburgh, and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science*, 2(11), 559-572.
- [9] Turk, M. and Pentland, A. (1991). Eigenfaces for recognition. *Journal of cognitive neuroscience*, 3(1), 71-86.
- می‌گیرد و القای اطمینان بیشتری در کاربر ایجاد می‌کند و البته توسعه کاربردهای دوربین‌های دیجیتالی پیشرفته عامل مؤثری در توسعه و بالا رفتن طرفداران این سیستم بوده است.
- حائز اهمیت است که این شناسایی با استفاده از روش *PCA* صورت می‌گیرد. با استفاده از روش مذکور، کاهش بعد فضای برداری را در موضوع مورد بحث داریم که این امر با توجه به تاثیر چشمگیر در فشرده سازی اطلاعات در سیستم شناسایی چهره مورد استفاده قرار می‌گیرد و به نوبه خود طرفداری از این روش را افزون می‌کند.

مراجع

- [۱] جانسون، ریچارد آ. و ویچرن، دین دبلیو. (۱۳۹۱). تحلیل آماری چند متغیره کاربردی. ترجمه: حسینعلی نیرومند. مشهد.
- [۲] سریواستاوا، کارتر. (۱۳۷۰). آمار چندمتغیره کاربردی. بزرگ‌نیا و ارقامی. بنیاد فرهنگی رضوی.
- [۳] فرح‌بخش، احسان. و بحرودی، عباس. (۱۳۹۲). بکارگیری و مقایسه روش‌های مختلف تحلیل مؤلفه‌های اصلی در دورسنجی.
- [۴] محدث، فخری. (۱۳۸۹). روش تحلیل مؤلفه‌های اساسی و بررسی عوامل مطالعه موردی استخراج شاخص قیمت دارایی‌ها و بررسی اثر آن بر تورم.
- [۵] محمودی ازناوه، احمد، ترکمنی آذر، فرح. و منصور، آزاده. (۱۳۸۵). بازشناخت چهره با استفاده از *PCA* چند لایه و شبکه‌ی عصبی خطی. دوازدهمین کنفرانس سالانه انجمن کامپیوتر ایران، دانشگاه شهید بهشتی، تهران.