International Congress of Interdisciplinary Studies in Science and Engineering
December 2017 - Iran, Tehran
کنگره بین المللی مطالعات میان رشته ای در علوم پایه و مهندسی
آذرماه ۱۳۹۶ - تهران
Archive of SID

تشخیص چهره با استفاده از مدل مارکوف مخفی در بینایی ماشین

[۱]سیما امامی

[۱] کارشناسی ارشد،گروه مکاترونیک ،دانشکده فنی ومهندسی، دانشگاه آزاد اسلامی اهر،ایران، sima.emami1989@yahoo.com

چکیده

پردازش تصاویر امروزه بیشتر به موضوع پردازش تصویر دیجیتال گفته می‌شود که شاخه‌ای از دانش رایانه است که با پردازش سیگنال دیجیتال که نماینده تصاویر برداشته شده با دوربین دیجیتال یا پویش شده توسط پویشگر هستند سر و کار دارد. در معنای خاص آن پردازش تصویر عبارتست از هر نوع پردازش سیگنال که ورودی یک تصویر است. چهره نقش اساسی را در شناسایی افراد ونمایش احساسات آنها در سطح جامعه دارد.توانایی انسان در تشخیص چهره قابل توجه است ما می توانیم هزاران چهره یاد داده شده در طول عمرمان را تشخیص دهیم ودر یک نگاه آنها را شناسایی کنیم. چهارچوب CMPA به آزمایش هایی اعمال می شود که بخشی از چهره ی یک رقابت شناسایی بودند. تحلیل ها نشان می دهند که برای تطبیق چهره های تمام رخ در عکس های ساکن، الگوریتم ها بدون تناقض بهتر از انسان ها هستند. برای ویدئو و جفت چهره های ساکن مشکل، انسانها برتر هستند. در نهایت، ما بر اساس چهارچوب CMPAیک شاخص کارایی چهره، یک مساله ی رقابتی برای الگوریتم های گسترش طرح کردیم که برای مسائل تشخیص چهره ی عمومی برتر از انسانها هستند.. روش HMM برروی تطبیق قالب‌های تصویر به زنجیری از حالت های یک مدل Stochastic دوبار نهفته شده بنا شده است.در این بخش به پایه های اصلی HMM می پردازد ونیز چگونگی استفاده از آن را برای تشخیص چهره تشریح می کند استخراج ویژگی و بخش بندی داده های تمرین در این مدل ارزیابی وویژگی ها به دست آمده را ملاحظه کنید. مشاهده می شود که هر بخش ، یک ویژگی (بینی ، چشم ، پیشانی ، ...) را ارائه می دهد. استفاده از مدل مارکوف مخفی نرخ شناسایی به شکل قابل ملاحضه ای بهبود یافته است.

واژه های کلیدی : بینایی ماشین،تشخیص چهره،مدل مارکوف مخفی HMM

۱- مقدمه

در این مقاله، چهره نقش اساسی را در شناسایی افراد ونمایش احساسات آنها در سطح جامعه دارد.توانایی انسان در تشخیص چهره قابل توجه است ما می توانیم هزاران چهره یاد داده شده در طول عمرمان را تشخیص دهیم ودر یک نگاه آنها را شناسایی کنیم . برای مثال ، قابلیت مدل کردن یک چهره خاص وتمیز دادن آن از یک تعداد فراوان از مدل های چهره ی ذخیره شده است. تشخیص جهره ،جهت بالا بردن نرخ صحت تشخیص با استفاده از ۰۲ بردار ویژه چهره می باشد وتشخیص چهره با استفاده از شبکه عصبی و SVM از پنج ویژگی چهره وشبکه عصبی است.به این ترتیب که ابتدا با استفاده از SVM داده ها را به دو قسمت تقسیم می کنیم که در کاهش فعالیت مرحله بعد یعنی شناسایی چهره توسط شبکه عصبی بسیار موثر می باشد.به دلیل استفاده از روش هایی که دارای حجم محاسباتی پایین ومیزان صحت بالایی برخوردار است . روش مورد نظر به دلیل اینکه فضای تشکیل یافته به وسیله چهره های ویژه ماتریس کواریانس تصاویر اولیه را نگاشت میکند.پس از ایجاد فضای چهره ها واستخراج ویژگی ها ،از شبکه های عصبی مصنوعی برای کلاس بندی استفاده شده است.استفاده از شبکه عصبی نرخ شناسایی به شکل قابل ملاحضهای بهبود یافته است [۱]. بازیابی چهره، یک موضوع تحقیقاتی مهم در پردازش تصویر است که هدف آن استخراج تصاویر چهره ای است که مشابه با یک تصویر (LBP) جستار باشند. در این مقاله روشی برای بازیابی تصاویر چهره با استفاده از ترکیب هیستوگرام گرادیان و الگوی باینری محلی پیشنهاد شده است. ترکیب این دو روشمقاومت در مقابل تغییرات موجود در تصاویر چهره را افزایش می دهد و در نتیجه عملکرد سیستم را در بازیابی تصاویر بهبود می بخشد. برای افزایش توانایی سیستم، یک طرح فیدبک ارتباطی مبتنی بر ماشین بردار پشتیبانو در دو حالت بدون تصاویر با مانع و با تصاویر با مانع انجام شده است AR . معرفی می کنیم.آزمایش ها بر روی پایگاه دادهٔ (SVM) نتایج آزمایش ها نشان می دهد که روش پیشنهادی ما به خوبی می تواند تصاویر چهره را بازیابی کند. در ادامه، روش پیشنهادی خود را بابرای روش پیشنهادی در حالت های (MAP) برخی از رو شهای موفق در توصیف چهره مقایسه کرده ایم. معیار دقت متوسط میانگین٪۶۸ در حالی که بهترین نرخ برای رو شهای مقایسه شده برابر است با ٪۹۴ و ٪۴۰ اول و دوم آزمایش به ترتیب برابر است با ٪۶۱,۴۰ این نتایج نشان می دهد روش پیشنهادی ما نسبت به این روش ها بهتر عمل می کند و یک روش خوب برای ٪۹۰ و ٪۳۷,۹۹بازیابی تصاویر چهره است[۲]..از سال ۲۰۰۵ ، مرتبا کارایی انسان و کامپیوتر به عنوان بخشی از رقابت های تشخیص چهره، مورد بررسی قرار گرفته است،در اینمقاله نتایج کلیدی الگوریتم های تشخیص چهره و رقابت انسان وماشین بازبینی میشود. برای تحلیل کارایی

www.SID.ir

Archive of SID

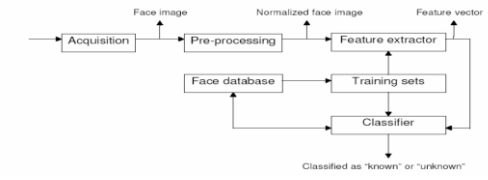
در طول آزمایشات، ازچهارچوب CMPA کمک گرفته ایم. چهارچوب CMPA به آزمایش هایی اعمال می شود که بخشی از چهره ی یک رقابت شناسایی بودند. تحلیل ها نشان می دهند که برای تطبیق چهره های تمام رخ در عکس های ساکن، الگوریتم ها بدون تناقص بهتر از انسان ها هستند. برای ویدئو و جفت چهره های ساکن مشکل، انسانها برتر هستند. در نهایت، ما بر اساس چهارچوب CMPAیک شاخص کارایی چهره، یک مساله ی رقابتی برای الگوریتم های گسترش طرح کردیم که برای مسائل تشخیص چهره ی عمومی برتر از انسانها هستند[۳]. ویژگی های واحد های پردازش مرکزی جدید برای پردازش و ارائه دادن کارهای دیداری گرافیکی ، آن ها را بسیار کارآمد تر از واحد های پردازنده مرکزی یا CPU در پردازش الگوریتم های پیچیده کرده است . در این مقاله الگوریتم های موجود در رابطه با تشخیص هویت انسان از روی تصاویر سه بعدی چهره مورد بررسی قرار گرفته است . تمامی این الگوریتم ها از نظر میزان دقت و کارآیی و هم چنین میزان حساسیت نسبت به نویز با هم مقایسه شده اند ، در نهایت با توجه به بررسی های صورت گرفته پیشنهاداتی در رابطه با ترکیب الگوریتم های موجود به منظور ارائه الگوریتم های دقیق و کارآمد تر داده شده است ، این پیشنهادات دیدگاه روشنی را برای پژوهشگران عرصه تشخیص هویت انسان از روی تصاویر سه بعدی چهره فراهم می کنند .در این مقاله الگوریتم های موجود در رابطه با تشخیص هویت انسان از روی تصاویر سه بعدی چهره مورد بررسی قرار گرفته است. تمامی این الگوریتم ها از نظر میزان دقت و کارآیی و همچنین میزان حساسیت نسبت به نویز با هم مقایسه شده اند، در نهایت با توجه به بررسی های صورت گرفته پیشنهاداتی در رابطه با ترکیب الگوریتم های موجود به منظور ارائه الگوریتم های دقیق و کارآمدتر داده شده است[۴]. شناسایی جهت چهره یکی از مسائل تحقیقی با اهمیت در تعاملات کامپیوتر و انسان می باشد. به منظور ارتقا دقت شناسایی، راهکار هیبریدی جدیدی که شبکه ای موجی- بهینه سازی دسته ای ذرات نامیده می شود (SPSO−WNN) ، ارائه شده است. در این مدل، ما اخیرا تغییر الگوریتم بهینه سازی دسته ذرات پیشنهادی (SPSO) را برای بهینه سازی پارامترهای شبکه عصبی موجی (WNN) را به کار گرفته ایم. متد SPSOWNN سرعت همگرایی بالایی دارد و قابلیت یادگیری بهتری نسبت به WNN دارد. بویژه یک معادله حالت وابسته به روز رسانی سرعت و پارامترهای مارکویان تغییر دهنده به SPSO عرضه شده اند[۵].

۲- تشخیص چهره

تشخیص چهره یک عمل تشخیص الگو است که به طور خاص بر روی چهره ها انجام می شود. این عمل عبارتست از دسته بندی یک چهره به عنوان « شناخته شده » و « ناشناس » پس از مقایسه با چهره های ذخیره شده ی افراد شناخته شده. مدل های محاسباتی تشخیص چهره بایستی پاسخگوی چندین مسئله ی دشوار باشند.این سختی از آنجا ناشی می شود که چهره ها بایستی به گونه ای ارائه شوند که اطلاعات موجود در چهره را برای تشخیص یک چهره ی خاص از دیگر چهره ها به بهترین نحو به کار برند. در این مورد ، چهره ها باعث یک مسئله ی دشوار می شوند چرا که همه ی چهره ها از آنجا که مجموعه ویژگی های یکسانی مانند چشمان ، بینی و دهان دارند ،مشابه با یکدیگر هستند. [۶و۷]

۱-۲-۲-کلیات یک سیستم تشخیص چهره عام

شکل ۱ ، کلیات یک سیستم تشخیص چهره ی عام نشان داده شده است. این کلیات ، ویژگیهایی از سیستم تشخیص الگوی عام که قبلا بحث شد ، در بر دارد.



شکل ۱-یک سیستم تشخیص چهره ی عام

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

- **ماژول دریافت:** این نقطه ی ورود به فرایند تشخیص چهره است. این ماژولی است که تصویر چهره ی مورد نظر به سیستم ارائه می شود. به عبارت دیگر، در این ماژول ، از کاربر درخواست می شود تا یک تصویر چهره به سیستم تشخیص چهره ارائه کند. یک ماژول دریافت می تواند تصویر چهره را از چندین محیط متفاوت تحویل بگیرد : یک تصویر چهره ممکن است یک فایل تصویر بر روی یک دیسک گرفته شده باشد یا frame grabber مغناطیسی باشد ، ممکن است به وسیله ی یک به کمک یک اسکنر از روی کاغذی اسکن شده باشد .
- **ماژول پیش – پردازش:** در این ماژول ، بوسیله تکنیک های بینایی ، تصاویرچهره نرمال سازی می شوند و اگر نیاز بود ، برای افزایش کارائی تشخیص سیستم بهبود می یابند. برخی یا تمام مراحل پیش – پردازش زیر ممکن است در یک سیستم تشخیص چهره پیاده سازی شوند .

www.SID.ir

Archive of SID

- **نرمال سازی اندازه ی تصویر:**این کار معمولا انجام می شود تا اندازه ی ۱۲۸ تغییر کند * تصویر گرفته شده به یک اندازه تصویر پیش فرض مانند ۱۲۸ ، این اندازه ی تصویر همان اندازه ی تصویری است که سیستم تشخیص چهره با آن کار می کند .
- یکسان سازی هیستوگرام: این معمولا بر روی تصاویر خیلی تاریک یا خیلی روشن برای بهبود کیفیت تصویر و بهبود کارآئی تشخیص چهره انجام تصویر را اصلاح می کند که به عنوان نتیجه contrast می شود که گستره ی ، برخی ویژگیهای مهم چهره آشکارتر می شوند .
- **فیلترینگ میانه:** برای تصاویر دارای نویز ، به خصوص تصاویری که ازگرفته شده است ، فیلترینگ frame grabber طریق دوربین عکاسی و یا میانه می تواند تصویر را بدون از دست رفتن اطلاعات تمیز کند .
- **فیلترینگ بالا گذر:** استخراج کننده های ویژگی ای که مبتنی بر روی کلیات چهره هستند، ممکن است از تصویری که لبه یابی روی آن صورت گرفته است نتیجه ی بهتری بدهند. فیلترینگ بالا گذر بر روی جزئیاتی مانند لبه ها تاکید دارند که در نتیجه کارآئی تشخیص لبه را افزایش می دهد .
- **حذف کردن پس زمینه:** به منظور دست یابی به خود اطلاعات چهره ،پس زمینه ی 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 ی چهره باشد .
- **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 ویژگیهای 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 .
- **نرمال سازی نور پردازی:** تصاویر چهره ی گرفته شده در شرایط نوری متفاوت می توانند کارآئی تشخیص چهره را پایین بیاورند به خصوص برای سیستم های تشخیص چهره ی مبتنی بر آنالیز جزء اصلی که اطلاعات کل تصویر برای تشخیص مورد استفاده قرار می گیرند .
- **ماژول استخراج ویژگی:**پس از انجام پیش – پردازش (اگر لازم بود) ، تصویر چهره ی نرمال شده به منظور پیدا کردن ویژگیهای 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 .
  - ماژول دسته بندی: در این ماژول ، با کمک یک دسته بند الگو ، ویژگیهای استخراج شده از تصویر چهره با آنهایی که در کتابخانه ی چهره (یا پایگاه داده ی چهره) ذخیره شده اند مقایسه می شود. پس از انجام این مقایسه ، تصویر چهره به عنوان « نا شناس » و « شناخته شده » دسته بندی می شود .
- **مجموعه ی تمرین:** مجموعه های تمرینی در طول تشخیص چهره استفاده می شوند. ماژول های استخراج ویژگی و دسته بندی به منظوربدست آوردن کارآئی بهینه ی تشخیص به وسیله ی استفاده از مجموعه های تمرینی ،پارامترهایشان را تنظیم می کنند .
- پایگاه داده ی چهره. پس از آنکه یک چهره به عنوان دسته بندی « ناشناخته »شد. تصاویر چهره می توانند با بردارهای ویژگی شان برای مقایسه های بعدی به پایگاه داده اضافه شوند. ماژول دسته بندی به طور مستقیم از پایگاه داده ی چهره استفاده می کند .

ماژول های استخراج ویژگی و دسته بندی ، دو ماژولی هستند که وجه تمایز بین بیشترسیستم های تشخیص چهره ی متفاوت را باعث می شوند. تقریبا می توان گفت که تفاوت کارائی سیستم های تشخیص چهره ، در امر تشخیص چهره ها از کارائی این دو ماژول آن ها متاثر است. در بخش های بعدی به چهار روش از روش های متفاوتی که سیستم های تشخیص چهره در این دو ماژول به کار می برند ، می پردازیم.

۳- مدل مارکف مخفی

۳-۱ Hidden Markov Model

روش HMM برروی تطبیق قالب‌های تصویر به زنجیری از حالت های یک مدل Stochastic دوبار نهفته شده بنا شده است.در این بخش به پایه های اصلی HMM می پردازد ونیز چگونگی استفاده از آن را برای تشخیص چهره تشریح می کند.که این بخش ها به صورت زیر سازماندهی شده است :ابتدا یک دید کلی از HMM ها ارائه می شود.سپس برخی از کاربردهای HMM در بینایی ماشین به طور خلاصه بررسی می شود وسرانجام یک معماری مبتنی بر HMM برای تشخیص چهره تشریح نمود.

www.SID.ir

معرفی HMM ها

بطور کلی HMM ها برای مدل سازی Stochastic بردار سری های زمانی غیرایستا استفاده می شوند.آنها یک کاربرد آشکار وفوری در پردازش سیگنال،به خصوص تشخیص آن دارند که در این کاربرد،سیگنال مورد نظر به طور طبیعی به صورت دنباله ای از تخمین های Spectral که در طول زمان متغیر است،ارائه می شود.Rabiner [۸]یک آموزش قابل درک برای HMM ها ارائه می دهد که در بخش های بعدی ملاحظه می کنیم.

تعریف HMM یک بعدی

یک HMM،یک مدل آماری برای مجموعه ای از دنباله های مشاهده فراهم می کند.در کاربرهای گفتاری ، مشاهده ها برخی مواقع فریم ها ۱ نامیده می شوند. یک دنباله مشاهده ی خاص که طول T دارد به صورت 01.....oT ارائه می شود.یک HMM، شامل دنباله ای از حالت های شماره گذاری شده ۱ تا N است که به صورت یک تولید کننده ی مشاهدات ،بهتر درک می شود.حالت ها به وسیله کمان ها به همدیگر مرتبط می شوند وهر زمان که یک حالت J وارد می شود،یک مشاهده بر طبق توزیع گوسیmulutivariate ، bj(ot)با میانگین j وماتریس کواریانس Vj مربوط به آن حالت تولید می شود.کمان ها خودشان احتمال های انتقال مربوط به خود دارند.انتقال از حالت i به حالت j ،احتمال aij دارد.احتمال شروع مدل در حالت j، j است .بنابراین یک HMM به وسیله ی مجموعه ی پارامترها ی زیر تعریف می شود:

N تعداد حالت ها در مدل است.

$A = \{a_{ij} : 1 \le i, j \le N\}$ که ماتریس انتقال حالت است.

$B = \{b_j(\cdot) : 1 \le j \le N\}$ که تابع احتمال خروج از حالت است.

$\Pi = \{\pi_j : 1 \le j \le N\}$ که توزیع احتمال حالت اولیه است.

در نشانه گذاری مختصر شده ، مدل داده شده به صورت $\lambda = \{ N , A , B , \Pi \}$ خلاصه می شود.

تمرین دادن مدل وتشخیص

برای یک مدل λ ارائه شده ، احتمال پشت سر هم شدن یک دنباله حالتQ = q1 … qT و دنباله ی مشاهدات مربوطهO = o1 … oT به وسیله ی ضرب هر احتمال انتقال در هر احتمال خروج در هر مرحله یt به صورت زیر محاسبه می شود.

$$P(\mathbf{O}, Q|\lambda) = \pi_{q_1} b_{q_1}(\mathbf{o}_1) \left[\prod_{t=2}^{T} a_{q_{t-1}q_t} b_{q_t}(\mathbf{o}_t)\right]$$

در عمل ، دنباله حالت ناشناخته است و معادله بالا قابل محاسبه نیست .به هر حال(P (O | λ به وسیله ی جمع کردن همه ی دنباله حالت های ممکن قابل احتمال محاسبه است.

$$P(\mathbf{O}|\lambda) = \sum_{Q} P(\mathbf{O}, Q|\lambda)$$

جاذبه ی کلیدی HMM ها آن است که یک رویه ی ساده برای پیدا کردن پارامتر های λ را ماکزیمم می کنند ، وجود دارد .این رویه معمولا به عنوان تخمین مجدد *Baum-Welch* معرفی شده بهBaum [۹] ارجاع می شود و برای عملیاتش به الگوریتم رو به جلو – رو به عقب نیاز دارد که در آن احتمال رو به جلو (P (ot+1 … oT | q t = j , λ و احتمال رو به عقب(P (o1 … ot , q t = j | λ به طور کارایی به وسیله ی یک تکرار ساده تعریف می شود .متغیر های رو به جلو و روبه عقب α t (j)وβ t (j)به صورت زیر تعریف می شوند:

$$\alpha_t(j) = P(\mathbf{o}_1 \ldots \mathbf{o}_t, q_t = j|\lambda)$$

$$\beta_t(j) = P(\mathbf{o}_{t+1} \ldots \mathbf{o}_T|q_t = j, \lambda)$$

سپس متغیر ها می توانند با استفاده از مقدار دهی از رابطه کلی بدست می آورند.

$$P(\mathbf{O}|\lambda) = \sum_{i=1}^{N} \alpha_T(i) = \sum_{i=1}^{N} \beta_1(i)$$

HMM ها در بینایی

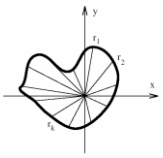
در بیشتر HMMها در کاربرد های تشخیص گفتار مورد استفاده قرار گرفته اندکه در این زمینه به طور عمیق مورد مطالعه قرار گرفته اند که در این زمینه به طور عمیق مورد مطالعه قرار گرفته اند و یک تکنیک جا افتاده در این زمینه به حساب می آیند. همانطور که قبلا گفته شد، HMMها ویژگی های آماری دنباله های مشاهده ی یک بعدی را مدل می کنند و داده ی گفتاری به طور طبیعی بر روی محور زمان یک بعدی است.

He and Kundu [۱۰] ، HMM های با چگالی پیوسته را با مدل دادهبرای دسته بندی اشکال دو بعدی بسته ، ترکیب کردند .هر شکل با autoregressive استفاده از یک دنباله ی شعاعی از مرکز ثقل شکل برای محیط شکل نشان داده شده در تصویر 1 ارائه شد. هر شعاع با استفاده از یک ترکیب خطی ازM شعاع قبلی به علاوهیک مقدار ثابت و یک مقدارخطا پیش بینی می شد. دنباله درT سگمنت L عنصری تقسیم شده بود .

www.SID.ir

Archive of SID

هر بردار ویژگی شعاعی شاملm ضریبautoregressive برای شعاع کنونی ، نسبت ثابت به مقدارخطا و میانگین سگمنت کنونی می شود .آن ها با هشت کلاس از اشیاء تجربه ای داشتند و یک HMMمشخص را برای هر کلاس بااستفاده از 20 نمونه تمرین دادند .برای تست کردن از نمونه های بیشتر از 10 کلاس استفاده شد که دقت تشخیص شیء تا 100 % گزارش شد.



شکل ۱-تکنیک نمونه برداری شعاعی

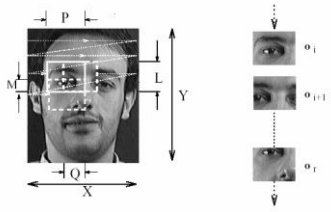
کاربرد دیگرHMM های گسسته به وسیله ی kundu [۱۱]برای کاربردهای تشخیص دست نوشته مورد مطالعه قرار گرفت. یک HMM برای مدل کردن حروف الفبا ساخته شد .

۴-تشریح یک معماری

مسئله ی تشخیص چهره از پرسپکتیو تشخیص الگوی آماری بررسی می شود .به طور معمول ، یک چهره قابل تقسیم به تعدادی ناحیه مانند دهان ، چشم ، بینی و . . . است و اگر مکان این نواحی به طور مطمئنی قابل بدست آوردن بود ، آنگاه تکنیک های استاندارد مطابقت الگو ، به طور مجزا برای هر ناحیه به جهت محاسبه ی یک متریک فاصله ی کلی ، قابل استفاده هستند. به هر حال ، در عمل مکان یابی نواحی کار بسیاردشواری است. یک راه حل ممکن برای مسئله ای که در بالا ذکر شد ، آن است که بین نواحی چهره وحالت های HMM چگالی پیوسته ، ارتباط برقرار کنیم. در پی این کار ، این امکان به وجود می آید تا محدوده های بین نواحی به وسیله ی انتقال های احتمالی بین حالت ها ارائه شوند و تصویر واقعی در یک ناحیه به وسیله ی یک توزیع گوسیmultivariate مدل شود .در کل HMM نیاز به دو بعدی بودن دارد .به هر حال ، در ادامه ، به یک تقریب مرتبه اول در شرایطی که نواحی چهره ، محدود به باند های افقی هستند ، دست می زنیم.

Ergodic HMMs

در مدل های Ergodic، هر حالت ، از هر حالت دیگر قابل دسترسی است .این بدان معناست که همه ی ضرایب ماتریس انتقالA مثبت هستند . به طور کلی مدل هایErgodic زمانی که قید های محدود برای سیگنال می توانند بکار روند ، استفاده می شوند و کلی ترین نوع HMM ها هستند .برای تشریح نحوه ی کار آن ها ، یک Ergodic HMMs برای یک تصویر نمونه برداری شده با استفاده از شکل۲ ساخته می شود که یک پنجره یP*L تصویر را از چپ به راست و از بالا به پایین اسکن می کند. همانطوری که پنجره ی نمونه برداری از چپ به راست روی یک خط حرکت می کند ، هر مشاهده تعدادQ ستون همپوش با مشاهده ی قبل از خود دارد. زمانی که پنجره به پایان خط کنونی رسید ، پنجره ی نمونه برداری به شروع خط باز می گردد و آن قدر به سمت پایین شیفت می کند تا به میزانM خط با پنجره ی بالایی خط قبل هم پوشانی داشته باشد. هر مشاهده ی oi شامل سطوح شدت پیکسل های نمونه برداری شده بوسیله ی پنجره است که به صورت بردار ستونی مرتب شده است.



شکل ۲- تکنیک نمونه برداری برای یکErgodic HMMs

شکل ۳ داده های استفاده شده برای تمرین یک مدلergodic و میانگین های توزیع های حالت های HMM. را پس از تمرین نشان می دهد HMM. در این مورددارای ۸ حالت است با این فرض که پیشانی ، چشم ها ، بینی ، دهان ، چانه ، گونه ها و دو ناحیه ی کناری چهره هر یک ، یک حالت را در بر گیرند. نمایش میانگین های توزیع های حالت ها ممکن است در بدست آوردن چگونگی بخش بندی تصویر و اینکه کدام ویژگی ها یادگیری شوند ، کمک کند. به هر حال تصویر سمت راست شکل ۲ هیچ ویژگی قابل شناسایی را نشان نمی دهد. بخشی از علت آن ، استفاده کردن از مدلergodic بدون هیچ قیدی روی داده هاست که در نتیجه ی آن از اطلاعات ساختاری هیچ استفاده ای نمی شود. در بخش بعد مدل بالا – پایین ارائه می شود و نشان داده می شود که چگونه از اطلاعات ساختاری استفاده می کند و توزیع های حالت ، ویژگیهای قابل تشخیص توسط انسان را ارائه می دهند.

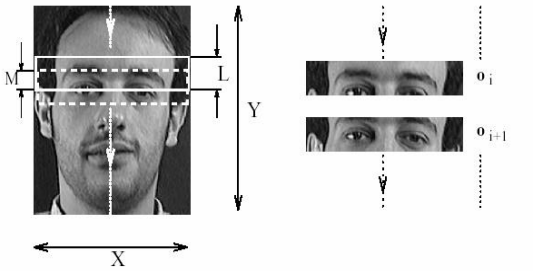
www.SID.ir

Archive of SID

شکل ۳- داده تمرینی و میانگین های مدل برایErgodic HMM

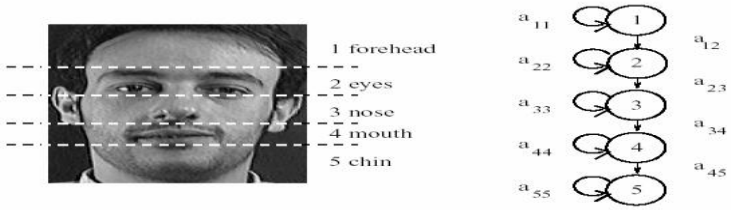
HMM های بالا –پایین

حالت های یک HMM در مدل ergodic به طور دلخواه می توانند ارتباط داده شوند که جزئیاتی از آن را در بخش قبل ملاحظه فرمودید. به هر حال ، برای کاربرد های تشخیص الگو ، بهتر است قید هایی بر روی انتقال حالت های مجاز گذاشته شود تا ویژگی های داده راreflect کند. به خصوص ، توپولوژی های HMM بنام چپ-راست اغلب دارند که این ویژگی را دارند که اندیس حالت بایستی به طور یکنواختی در زمان پردازش از طریق دنباله ی مشاهده افزایش یابد. برای چهره ها ، ترتیب طبیعی ، پیمایش چهره از بالا به پایین است و بنابراین بالا – پایین ، یک طراحی طبیعی تر از چپ – راست است. شکل۴ ، یک تکنیک نمونه برداری با پیمایش پنجره ای چهره از بالا به پایین را نشان می دهد. دنباله ی مشاهده یO از تصویرX*Y با استفاده از پنجره ی نمونه برداریX*L پیکسلی که همان طور که در شکل نشان داده شده استX*M پیکسل همپوشانی دارد.



شکل ۴- تکنیک نمونه برداری برای یک HMM بالا –پایین

شکل ۵ یکHMM بالا –پایین را می بینید که پنج حالت دارد.



شکل ۵ -HMM بالا –پایین با پنج حالت

استخراج ویژگی و بخش بندی داده های تمرین در این مدل در شکل ۶ قابل مشاهده است. به سمت راست شکل نگاه کنید و ویژگی ها به دست آمده را ملاحظه کنید. مشاهده می شود که هر بخش ، یک ویژگی (بینی ، چشم ، پیشانی ، ...) را ارائه می دهد.

شکل ۶ - داده ی تمرینی بخش بندی شده و میانگین های حالت برایHMM بالا-پایین

۵-نتیجه گیری وپیشنهادات

چهره نقش اساسی را در شناسایی افراد ونمایش احساسات آنها در سطح جامعه دارد.توانایی انسان در تشخیص چهره قابل توجه است ما می توانیم هزاران چهره یاد داده شده در طول عمرمان را تشخیص دهیم ودر یک نگاه آنها را شناسایی کنیم. از سال ۲۰۰۵ ، مرتبا کارایی انسان و کامپیوتر به عنوان بخشی از رقابت های تشخیص چهره، مورد بررسی قرار گرفته است،در اینمقاله نتایج کلیدی الگوریتم های تشخیص چهره و رقابت انسان وماشین بازبینی میشود. برای تحلیل کارایی در طول آزمایشات، ازچهارچوب CMPA کمک گرفته ایم. چهارچوب CMPA به آزمایش هایی اعمال می شود که بخشی از چهره ی یک رقابت شناسایی بودند. تحلیل ها نشان می دهند که برای تطبیق چهره های تمام رخ در عکس های ساکن، الگوریتم ها بدون تناقص بهتر از انسان ها هستند. برای ویدئو و جفت چهره های ساکن مشکل، انسانها برتر هستند. در نهایت، ما بر اساس چهارچوب CMPAیک شاخص کارایی چهره، یک مساله ی رقابتی برای الگوریتم های گسترش طرح کردیم که برای مسائل تشخیص چهره ی عمومیبرتر از انسانها هستند.. تشخیص چهره یک عمل تشخیص الگو است که به طور خاص بر روی چهره ها انجام می شود. این عمل عبارتست از دسته بندی

www.SID.ir

Archive of SID

یک چهره به عنوان « شناخته شده » و « ناشناس » پس از مقایسه با چهره های ذخیره شده ی افراد شناخته شده. است روش HMM برروی تطبیق قالب¬های تصویر به زنجیری از حالت های یک مدل Stochastic دوبار نهفته شده بنا شده است.در این بخش به پایه های اصلی HMM می پردازد ونیز چگونگی استفاده از آن را برای تشخیص چهره تشریح می کند استخراج ویژگی و بخش بندی داده های تمرین در این مدل ارزیابی وویژگی ها به دست آمده را ملاحظه کنید .مشاهده می شود که هر بخش ، یک ویژگی (بینی ، چشم ، پیشانی ، ...) را ارائه می دهد.

۶- مراجع

[1] امین الاسلامی، طلا، گل محمدزاده، ندا، تشخیص چهره با استفاده از پردازش تصویر، دومین کنفرانس بین المللی یافته های نوین پژوهشی در مهندسی برق و علوم کامپیوتر ،۱۳۹۵

[2] قاصری، محمد، ابراهیم نژاد،حسین، بازیابی تصاویر چهره با استفاده از ترکیب هیستوگرام گرادیان و الگوی باینری محلی، مجله ماشینبینایی و پردازش تصویر ، شماره اول، ۱۳۹۲.

[3] ربانی،علیرضا،روستایی،رسول،زهره وندی، عبادالله،مطالعه ی موردی بر مقایسه الگوریتم های تشخیص چهره بین انسان و کامپیوتر،دومین همایش ملی پژوهش های مهندسی رایانه،۱۳۹۵.

[4] صحرائی، رضا، رضا زاده مقدم،احمد، مدرس شادمهری ،محمد، تشخیص هویت انسان و الگوریتم های پردازش تصویر، دومین کنفرانس بین المللی مدیریت و فناوری اطلاعات و ارتباطات ، ۱۳۹۵.

[5] صمدیار، زهرا، پایگذار،حمید ، ترکیب شبکه عصبی موجک و الگوریتم تغییر بهینه سازی ذرات برای تشخیص جهت چهره، دومین کنفرانس ملی رویکردهای نوین در مهندسی کامپیوتر و برق، ۱۳۹۵.

[6] C.J. Kuo, T.-G. Lin, R.-S. Huang and S.F. Odeh, "Facial Model estimation from stereo/mono image sequence" , IEEE Trans. On Multimedia , Vol. 5 , No. 1,pp. 8-23 , March 2003.

[7] J.Fan , D. K. Y. Yan, A. K.Elmagarmid, and W. G. Aref,"Automatic image segmentation by integrating color-edge extraction and seeded region growing ", IEEE Trans.On Image Processing , Vol. 10, No.10,pp. 1454-1466, Oct . 2001.

[8] L.R. Rabiner. A tutorial on Hidden Markov Models and selected applications in speech recognition. Proceeding of the IEEE , 77(2):257-286, 1989.

[9] L.E. Baum. “An inequality and associated maximization technique in statisticalestimation for probabilistic function of Markov processes”. Inequalities , III: ۱-۸, ۱۹۷۲.

[10] Y. He and A. Kundu. ۲-D shape classification using Hidden Markov Models. IEEETransactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, ۱۳(۱۱):۱۱۷۲-۱۱۸۴, ۱۹۹۱.

www.SID.ir

International Congress of Interdisciplinary Studies in Science and Engineering
December 2017 - Iran, Tehran
کنگره بین المللی
مطالعات میان رشته ای در علوم پایه و مهندسی
آذرماه ۱۳۹۶ - تهران
Archive of SID

Face recognition using hidden Markov models in machine vision

Sima Emami
Department of Mechatronics, Faculty of Engineering Islamic Azad university., Ahar,Iran, E-mail: sima emami۱۹۸۹@yahoo.com

Abstract. Image processing is now increasingly referred to as digital image processing, a branch of computer knowledge that deals with digital signal processing, representing images taken with a digital camera or scanned by a scanner. In the specific sense, image processing is any type of signal processing that is the input of an image. The face plays an essential role in identifying people and expressing their emotions at the community level. The human ability to recognize faces is remarkable. We can recognize the thousands of faces taught throughout our lives and identify them at a glance. The CMPA framework applies to experiments that were part of the face of a competition identified. Analysis shows that algorithms are better than humans without contradiction, to match faces in still images. For the video and the dangers of faces, people are superior. Finally, based on the CMPA framework, we have developed a face-to-face index of a competitive problem for expansion algorithms that are superior to human beings for face detection problems. HMM's approach to matching image templates to a sequence of model modes Stochastic is based on a double-layered structure. This section outlines the basic foundations of HMM and describes how to use it to detect faces. Explain the features and partitioning of exercise data in this model. See the evaluation and features that have been obtained. It looks like each section provides a feature (nose, eyes, forehead, ...). The use of the hidden Markov model has significantly improved the identification rate.

Keywords: Machine vision, Face Detection, Secret Markov Model HMM.

www.SID.ir