



دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکده: مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات

پایان نامه کارشناسی ارشد

پیدا کردن محل لندمارک‌های صورت در تصاویر رادیولوژی ارتودنسی به صورت اتوماتیک

محمود فرشباف دوستار

استاد راهنما:

دکتر علی اکبر پویان

استاد مشاور:

دکتر محمد فراهانی

ماه و سال انتشار: بهمن ۱۳۸۹

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکده: مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات

گروه: کامپیوتر

پیدا کردن محل لندمارک‌های صورت
در تصاویر رادیولوژی ارتودنسی به صورت اتوماتیک

دانشجو: محمود فرشباف دوستار

استاد راهنما:

دکتر علی اکبر پویان

استاد مشاور:

دکتر محمد فراهانی

پایان نامه ارشد جهت اخذ درجه ی کارشناسی ارشد

ماه و سال انتشار: بهمن ۱۳۸۹

دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکده: فناوری اطلاعات و کامپیوتر

گروه: کامپیوتر

پایان نامه کارشناسی ارشد آقای

تحت عنوان :

پیدا کردن محل لندمارک های صورتدر تصاویر رادیولوژی ارتودنسی به صورت اتوماتیک

در تاریخ توسط کمیته تخصصی زیر جهت اخذ مدرک کارشناسی ارشد مورد

ارزیابی و با درجه مورد پذیرش قرار گرفت.

اساتید راهنما	امضاء	اساتید مشاور	امضاء
نام و نام خانوادگی:		نام و نام خانوادگی:	
نام و نام خانوادگی:		نام و نام خانوادگی:	

اساتید داور	امضاء	نمایندگی تحصیلات تکمیلی	امضاء
نام و نام خانوادگی:		نام و نام خانوادگی:	
نام و نام خانوادگی:			
نام و نام خانوادگی:			
نام و نام خانوادگی:			

تقدیم به پدر بزرگوارم:

که همواره چون کوهی استوار پشتوانه زندگی ام و حامی و مشوق من بوده و هست.

تقدیم به مادر مهربانم:

به پاس چشمان همیشه نگران و قلب سرشار از عشق و خلوصش که بی شک اسطوره محبت و فداکاری همه روزگارم است.

تقدیم به خواهر و برادر عزیزم:

که حس حضورشان همیشه شادی بخش زندگی ام بوده.

تقدیم به همسرم:

که با وجودش عشق را به زیباترین کلام برایم معنا نمود.

تقدیم به استاد ارجمند و بزرگوارم جناب آقای دکتر علی اکبر پویان:

به پاس راهنمایی های ارزنده شان و همراهی صبورانه ایشان.

تشکر و قدردانی

همچون همیشه با نامش آغاز می‌کنم و سپاس می‌گویم او را که یادش همواره آرام بخش جانهاست. خدایی که همراهی خالصانه اش را آنی از من دریغ نکرد، و اجازه داد تا از دریای بی‌کران اندیشه اش بهره‌ای ببرم.

متواضعانه ادای احترام می‌کنم به استاد عالیقدر جناب آقای دکتر پویان و سپاسگزارم از آقای دکتر فراهانی که بدون همکاری بی‌شائبه این دو عزیز، رسیدن به ذره‌ای از این مجمل امکان‌پذیر نبود. تشکر می‌کنم از پدر و مادر عزیزم که هر چه دارم، اگرچه ناچیز و اندک، از آنها و متعلق به آنهاست؛ و نیز مرهون محبت‌های خالصانه‌ی همسر هستم به پاس فراهم کردن محیط آرام کاری و فضایی مناسب تحقیق و پژوهش، و تقدیم می‌کنم این اندک را به دست‌های مهربانش.

به امید روزی که بتوانم ذره‌ای از زحمات و الطاف دوستان و همراهانی که مرا در تدوین این پروژه یاری کرده‌اند، جبران کنم.

اینجانب محمود فرش‌باف دوستار تایید می‌نمایم که مطالب مندرج در این پایان‌نامه، نتیجه‌ی تحقیقات خودم می‌باشد و در صورت استفاده از نتایج دیگران مرجع آن را ذکر نموده‌ام.

کلیه حقوق مادی مترتب از نتایج مطالعات، آزمایشات و نوآوری ناشی از تحقیق موضوع این پایان‌نامه متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می‌باشد.

بهمن ۱۳۸۹

چکیده

با توجه به فراهم آمدن و در دسترس بودن سیستم‌های عکس برداری دیجیتال و الگوریتم‌های مرتبط با آنها، آنالیزهای پزشکی پیشرفت قابل توجهی داشته‌اند. علاوه بر آن، فعالیت‌های بسیاری در زمینه‌ی خودکار سازی فرآیند تشخیص در پزشکی انجام گرفته است.

یکی از این فرآیندها، آنالیز سفالومتری است که شامل تشخیص لندمارک‌های سفالومتری و آنالیز روابط خطی و زاویه ای بین آنهاست. این لندمارک‌ها در حقیقت نقاط از پیش تعیین شده ای^۱ هستند که بر روی ساختارهای استخوانی و بافت نرم قراردارند. انجام فرآیند تشخیص لندمارک‌ها و آنالیز روابط بین آنها به صورت دستی کاری خسته کننده است. اگرچه، نرم‌افزارهایی کامپیوتری وجود دارند که می‌توانند آنالیزهای مختلفی را بعد از تعیین محل لندمارک‌ها بر روی تصویر ورودی انجام دهند، ولی قادر به تشخیص خودکار محل دقیق لندمارک‌ها بر روی تصویر ورودی نمی‌باشند. در این نرم افزارها این مرحله بر عهده ی کاربر گذاشته می‌شود تا آن را به صورت دستی با ابزارهایی که برنامه در اختیارش قرار می‌دهد انجام دهد.

در این تحقیق، به ارائه روشی مبتنی بر تکنیک‌های پردازش تصویر و یادگیری ماشین می‌پردازیم که هدف از آن اتوماتیک کردن فرآیند تشخیص محل لندمارک‌ها می‌باشد. اگر نقاط مذکور با دقت مناسبی تعیین شوند، انجام بقیه‌ی آنالیز به راحتی امکان پذیر است.

قدم‌های مورد بررسی در این تحقیق به ترتیب زیر است: در ابتدا، از یک الگوریتم تشخیص شیء به صورت مستقل از دامنه، جهت یافتن تقریبی اولیه از موقعیت لندمارک‌ها استفاده شد. در این روش توصیف کننده ی HOG^۲ در کنار دسته بندی کننده ی SVM^۳ به کار گرفته شده است. اگرچه، با

^۱ Pre-defined

^۲ Histograms of Oriented Gradients

^۳ Support Vector Machines

استفاده از روش مذکور، توانستیم با دقتی بالای هشتاد و یک درصد تقریبی اولیه از موقعیت ۱۶ لندمارک انتخابی را به دست آوریم، ولی همچنان می توان در جهت بهبود آن گام برداشت. در قدم بعدی، جهت بهبود شاخص های انتخابی و دسته بندی کننده، تغییراتی بر روی پارامترهای آنها اعمال شد. همچنین، برخی از روش ها برای انتخاب بهترین تقریب از موقعیت لندمارک بررسی و یک ویژگی جدید برای بهبود نتایج تقریب ها معرفی شد. در قدم سوم، تلاش هایی جهت تعیین موقعیت دقیق لندمارک در اطراف نقطه ی تعیین شده در مرحله ی قبل انجام شد. در قسمت بعد، تغییراتی در جهت افزایش کارایی سیستم صورت گرفت. از جمله این تغییرات، تغییر در کرنل SVM و استفاده از روش های بهبود کیفیت تصویر قبل از محاسبه بردار ویژگی بود.

با توجه به نتایج حاصل از این تحقیق، سیستم پیشنهادی می تواند موقعیت لندمارک های چون Upper Incisor Tip و Pogonion, Porion, Sella, Menton, Gnathion را در فاصله ی کمتر از ۲ میلیمتری محل اصلی آنها با دقتی بالای ۶۵ درصد بیابد. البته باید در نظر داشت که نتیجه ی سیستم برای سایر لندمارک ها در مقایسه با سایر کارهای انجام شده در این زمینه قابل قبول بوده ولی برای استفاده عملی نیاز به بهبود دارد.

نتیجه ی اصلی رساله حاضر، این است که روش ارائه شده در آن را می توان به عنوان پایه ای برای یک سیستم خودکار استفاده کرد. در این سیستم نیاز است که پزشک تعداد کمی از خطا ها را قبل از تکمیل فرآیند آنالیز تصحیح کنند.

کلیدواژه ها: سفالومتری، پردازش تصویر، *HOG SVM*

لیست مقالات

- I. Ali A.Pouyan, M. Farshbaf," Cephalometric landmarks localization based on Histograms of Oriented Gradients," **Signal and Image Processing (ICSIP), 2010 International Conference on, IEEE, pp.1-6, Chennai, India.**
- II. M. Farshbaf, Ali A.Pouyan," Landmark Detection on Cephalometric Radiology Images through Combining Classifiers," **Iranian Conference on Biomedical, IEEE, 2010, Isfahan, Iran.**

فهرست

ط	فهرست اشکال
ع	فهرست جداول
ف	واژه نامه
ف	تعاریف
ک	اختصارات
۱	فصل ۱ مقدمه
۲	۱-۱ مقدمه
۶	۲-۱ دامنه
۷	۳-۱ روش مستقل از دامنه
۸	۴-۱ اهداف تحقیق
۹	۵-۱ موضوعات مورد بررسی
۱۰	۶-۱ سهم این تحقیق در موضوع
۱۳	فصل ۲ تاریخچه
۱۴	۱-۲ بینایی ماشین
۱۵	۱-۱-۲ بینایی ماشین در پزشکی
۱۸	۲-۲ تشخیص اشیا
۲۱	۱-۲-۲ سنجش کارایی سیستم
۲۷	۳-۲ یادگیری ماشین

۲۸ ۱-۳-۲ انواع مختلف یادگیری
۲۹ ۲-۳-۲ تقریب خطا
۳۱ ۴-۲ ویژگی ها
۳۲ ۱-۴-۲ ویژگی های سراسری و محلی
۳۴ ۵-۲ هیستوگرامهای گرادیان جهتی
۳۵ ۱-۵-۲ پارامتر های HOG
۴۰ ۲-۵-۲ کاربردهای HOG در بینایی ماشین
۴۳ SVM ۶-۲
۴۷ ۷-۲ تشخیص اتوماتیک لندمارک های سفالومتری
۴۷ ۱-۷-۲ تحقیقات انجام شده در زمینه ی تشخیص لندمارک های سفالومتری
۵۰ ۲-۷-۲ مروری جامع بر روش های تعیین محل لندمارک های سفالومتری
۷۴ فصل ۳ پایگاه داده و آماده سازی آن
۷۵ ۱-۳ عکس برداری سفالومتری
۷۵ ۱-۱-۳ سفالوگرام چیست؟
۷۶ ۲-۳ انتخاب مجموعه داده
۷۶ ۳-۳ لندمارک های استفاده شده در این تحقیق
۷۸ ۴-۳ پنجره ی تشخیص لندمارک
۷۹ ۵-۳ نمونه های مثبت و منفی
۸۰ فصل ۴ روش مستقل از دامنه
۸۱ ۱-۴ مقدمه
۸۳ ۲-۴ روش کار

۸۷تنظیمات HOG و SVM
۹۰بهبودسازی تصویر ۱-۳-۴
۹۱محاسبه گرادیان ۲-۳-۴
۹۱دسته بندی جهتی و مکانی ۳-۳-۴
۹۲نرمال سازی و بلوک های توصیف کننده ۴-۳-۴
۹۳پنجره شناسایی و محتویات آن ۵-۳-۴
۹۷دسته بندی کننده ۶-۳-۴
۹۷کارایی ۴-۴
۹۸نتایج ۵-۴
۱۰۶بررسی اثرات افزایش سرعت بر دقت سیستم ۶-۴
۱۰۶انگیزه ۱-۶-۴
۱۰۹خلاصه فصل ۷-۴
۱۱۲فصل ۵ روش وابسته به دامنه کاربرد
۱۱۳مقدمه ۱-۵
۱۱۳اهداف فصل ۱-۱-۵
۱۱۴روش کار ۲-۵
۱۱۵بهبود پارامترهای HOG ۳-۵
۱۱۵انگیزه ۱-۳-۵
۱۱۵دسته بندی جهتی و مکانی ۲-۳-۵
۱۱۶پنجره شناسایی و محتویات آن ۳-۳-۵
۱۱۶بررسی اثر توابع ارزیابی مختلف در تعیین بهترین پنجره ها ۴-۵

۱۱۸ ۱-۴-۵ انتخاب پنجره با بیشترین امتیاز
۱۲۵ ۲-۴-۵ انتخاب پنجره با بیشترین امتیاز: نواحی غیر قطعی
۱۳۴ ۵-۵ استفاده از سطوح خاکستری
۱۳۴ ۱-۵-۵ انگیزه
۱۳۶ ۲-۵-۵ نتایج
۱۳۸ ۶-۵ خلاصه فصل
۱۴۱ فصل ۶ تشخیص لندمارک در مقیاس واقعی تصویر
۱۴۲ ۱-۶ مقدمه
۱۴۲ ۲-۶ اهداف فصل
۱۴۳ ۱-۲-۶ روش کار
۱۴۴ ۳-۶ تشخیص دقیق محل لندمارک
۱۴۴ ۱-۳-۶ انگیزه
۱۴۶ ۲-۳-۶ نتایج
۱۵۰ ۴-۶ تغییر اندازه ی پنجره ی تشخیص
۱۵۰ ۱-۴-۶ انگیزه
۱۵۱ ۲-۴-۶ نتایج
۱۵۲ ۵-۶ خلاصه فصل
۱۵۷ فصل ۷ بهبود دقت سیستم
۱۵۸ ۱-۷ مقدمه
۱۵۸ ۲-۷ اهداف فصل
۱۵۹ ۱-۲-۷ روش کار

۱۵۹	۳-۷ تغییر کرنل SVM
۱۵۹	۱-۳-۷ انگیزه
۱۵۹	۲-۳-۷ نتایج
۱۶۱	۴-۷ کاهش نویز و بهبود کانتراست
۱۶۱	۱-۴-۷ انگیزه
۱۶۳	۲-۴-۷ نتایج
۱۶۴	۵-۷ خلاصه فصل
۱۶۶	۸ فصل ۸ نتایج
۱۶۷	۱-۸ مقدمه
۱۶۷	۲-۸ موضوعات بررسی شده
۱۷۱	۳-۸ مقایسه با کارهای انجام شده توسط سایرین
۱۷۱	۴-۸ پیشنهادات و کارهای آینده
۱۷۴	۹ منابع
۱۸۷	Abstract

فهرست اشکال

- شکل (۱-۱) نمونه هایی بیانگر تشخیص درست و نادرست موقعیت لندمارک Upper Incisor Ti ۹
- شکل (۱-۲) تعیین کارایی یک الگوریتم بر اساس سطح زیر نمودار ROC..... ۲۵
- شکل (۲-۲) نتایج تشخیص لندمارک A Point ۲۷
- شکل (۳-۲) گرادیان های تصویر و دسته بندی جهتی و مکانی ۳۷
- شکل (۴-۲) اعمال یک پنجره ی گوسی به هر پیکسل قبل از محاسبه ی آراء گرادیان جهتی در سلول ها ۳۸
- شکل (۵-۲) صفحه ی جدا کننده ی دو کلاسی که به صورت خطی جدایی پذیرند ۴۶
- شکل (۱-۳) محل قرارگیری لندمارک ها بر روی سفالوگرام ۷۸
- شکل (۱-۴) پیمایش تصویر توسط پنجره ی ورودی ۸۲
- شکل (۲-۴) محل لندمارک بر روی پنجره ی تصویر ۸۳
- شکل (۳-۴) ساختن مشخصه های HOG ۸۴
- شکل (۴-۴) متدولوژی تعیین محل اولیه لندمارک با استفاده از HOG و SVM ۸۵
- شکل (۵-۴) تصویر سفالوگرام ۹۰
- شکل (۶-۴) محل لندمارک ها ۹۳
- شکل (۷-۴) محل نقطه ی لندمارک در پنجره ی حاوی آن ۹۵
- شکل (۸-۴) پنجره های شناسایی شده توسط کلاس بندی کننده ی SVM ۹۸
- شکل (۹-۴) پنجره های شناسایی شده در تصاویر کوچک شده ۱۰۱
- شکل (۱۰-۴) نمودار های DET برای لندمارک های انتخابی در فصل ۴ ۱۰۵
- شکل (۱۱-۴) نقاط ارزیابی شده در تصویر ۱۰۷
- شکل (۱-۵) روش به کار رفته در فصل ۵ ۱۱۶

- شکل (۲-۵) تاثیر تغییر بازه های گرادیان جهتی در کارایی سیستم ۱۱۷
- شکل (۳-۵) تاثیر تغییر بازه های گرادیان جهتی در کارایی سیستم ۱۱۷
- شکل (۴-۵) تاثیر تغییر اندازه ی پنجره ی شناسایی در کارایی سیستم..... ۱۱۷
- شکل (۵-۵) تشخیص های درست مبتنی بر روش انتخاب پنجره با بیشترین امتیاز..... ۱۲۲
- شکل (۶-۵) تشخیص های نادرست لندمارک Sella ۱۲۳
- شکل (۷-۵) تشخیص های نادرست لندمارک Upper Incisor Tip ۱۲۴
- شکل (۸-۵) تشخیص های نادرست لندمارک Gnathion ۱۲۵
- شکل (۹-۵) تشخیص نادرست پنجره ها با روش انتخاب پنجره با بیشترین امتیاز..... ۱۲۷
- شکل (۱۰-۵) امتیازات داده شده به پنجره ها..... ۱۲۹
- شکل (۱۱-۵) توزیع احتمالاتی امتیازات مثبت و منفی داده شده به پنجره ها..... ۱۳۰
- شکل (۱۲-۵) پنجره های تشخیص داده شده پس از اعمال روش نواحی عدم قطعی..... ۱۳۳
- شکل (۱-۶) نمودار روش ارائه شده برای یافتن محل دقیق لندمارک ها در مقیاس واقعی تصویر . ۱۴۳
- شکل (۲-۶) برخی از نتایج تشخیص موقعیت لندمارک ها بر روی تصویر اصلی..... ۱۴۹
- شکل (۳-۶) برخی از نتایج تشخیص لندمارک در مقیاس واقعی تصویر ۱۵۳
- شکل (۱-۷) گرادیان تصویر اطراف لندمارک ۱۶۲

فهرست جداول

- جدول (۱-۲) ماتریس تداخل رابطه ی بین مقادیر واقعی و پیش بینی شده ۲۳
- جدول (۱-۳) لندمارک های استفاده شده در این تحقیق و تعارف آنها ۷۷
- جدول (۱-۴) لندمارک های استفاده شده فصل ۴ ۹۶
- جدول (۲-۴) نرخ شناسایی درست و غلط برای لندمارک های انتخاب شده در فصل ۴ ۱۰۰
- جدول (۳-۴) مقایسه ی دقت شناسایی برای ارزیابی هر پیکسل تصویر یا ارزیابی پیکسل ها به صورت یک درمیان ۱۰۸
- جدول (۱-۵) نرخ شناسایی در فاصله های مختلف تا محل اصلی لندمارک ۱۱۹
- جدول (۲-۵) نتایج تشخیص روش مبتنی بر بیشترین امتیاز برای تعیین تقریبی از محل اولیه ی لندمارک ۱۲۰
- جدول (۳-۵) نتایج اعمال روش نواحی عدم قطعی برای پیدا کردن لندمارک A Point ۱۳۲
- جدول (۴-۵) نرخ شناسایی درست و نادرست به وسیله ی روش عدم قطعیت و آستانه گیری برای لندمارک A Point ۱۳۴
- جدول (۵-۵) نتایج حاصل از اضافه کردن پروفایل سطح خاکستری به سیستم برای لندمارک A Point ۱۳۸
- جدول (۶-۵) نتایج حاصل از اضافه کردن پروفایل سطح خاکستری به سیستم برای سه لندمارک Upper Incisor Tip و Gnathion, Sella ۱۳۸
- جدول (۱-۶) نتایج یافتن لندمارک در مقیاس واقعی تصویر، اندازه ی پنجره ی تشخیص ۳۲×۳۲ و گام های حرکت پنجره ۲ پیکسل است. ۱۴۷
- جدول (۲-۶) نتایج یافتن لندمارک در مقیاس واقعی تصویر، اندازه ی پنجره ی تشخیص ۳۲×۳۲ و گام های حرکت پنجره ۱ پیکسل است. ۱۴۸

- جدول (۳-۶) نتایج آخرین تحقیقات در این زمینه بر روی همین مجموعه داده ۱۴۸
- جدول (۴-۶) نتایج حاصل از استفاده پنجره تشخیص به ابعاد 80×80 پیکسل. گام های حرکت پنجره ۲ پیکسل است. ۱۵۱
- جدول (۱-۷) تاثیر تغییر نوع کرنل SVM در کارایی سیستم برای یافتن لندمارک ANS ۱۶۰
- جدول (۲-۷) نتایج حاصل از روش ارائه شده در بخش ۳-۷ با تغییر کرنل SVM به RBF با مقدار گامی ۰/۵ ۱۶۰
- جدول (۱-۸) نتایج سایر تحقیقات بر روی همین مجموعه داده ۱۷۲

واژه نامه

تعاریف

مفاهیم زیر به طور رایج در این تحقیق استفاده شده و برای کمک به خواننده در این قسمت آورده شده اند.

بردار ویژگی: برداری که شامل ویژگی های محاسبه شده از محتویات پنجره ی ورودی است.

پنجره ی تشخیص: پنجره ای با ابعاد از پیش تعیین شده برای هر لندمارک که برای محاسبه ی شاخصها به کار می رود. این پنجره بر روی هر موقعیت از تصویر حرکت کرده و بردار ویژگی ها از محتویات این پنجره تشکیل می شود.

پنجره ی لندمارک: به تعریف "پنجره ی تشخیص" رجوع شود.

پنجره ی متحرک: پنجره ی تشخیصی که بر روی نقاط مختلف ناحیه ی مورد نظر حرکت می کند و ویژگی ها از محتویات این پنجره محاسبه شده و برای تشخیص لندمارک به کار میروند.

پنجره ی ورودی: به تعریف "پنجره ی تشخیص" رجوع شود.

دقت تشخیص: برآوردی از توانایی یک روش در تعیین محل دقیق یک لندمارک است. میزان این دقت بر اساس فاصله بین محل تعیین شده برای لندمارک و محل واقعی آن سنجیده می شود. این فاصله بر حسب پیکسل یا میلیمتر اندازه گیری می شود.

سفالوگرام: یک تصویر اشعه ایکس از سر، شامل فک، که به صورت تکامل از نیمرخ گرفته شده و برای انجام اندازه گیری های جمجمه به کار می رود.

ویژگی ها: در این تحقیق، ویژگی ها مشخصاتی متمایز کننده از لندمارک هایی هستند که قرار است تشخیص داده شوند یا نتیجه ی حاصل از اعمال یک عملگر بر روی ناحیه ای است که لندمارک در آن قرار دارد.

گام های پنجره ی متحرک: فاصله بین نقاطی که پنجره ی متحرک آنها را می پیماید. برای مثال

پنجره می تواند بر روی تمام نقاط تصویر حرکت کند یا آنها را به صورت یکی در میان بپیماید.

لندمارک: تعدادی نقطه بر روی سفالوگرام که برای آنالیز های خطی و زاویه ای سفالومتری به کار

می روند.

مجموعه آموزش: مجموعه ای از نمونه ها که برای یادگیری مدل در فرآیند آموزش استفاده میشوند.

مجموعه تست: مجموعه ای از نمونه ها که در هنگام آموزش هرگز استفاده نمی شوند.

مجموعه تصاویر: مجموعه ای از ۶۳ سفالوگرام دیجیتال شده که در سرتاسر این تحقیق از آنها

استفاده شده است. هر کدام از آنها تصویری با ۸ بیت سطح خاکستری است یعنی ۲۵۶ سطح

خاکستری دارد.

نرخ تشخیص: نسبتی که رابطه ی بین تعداد نمونه هایی که محل لندمارک بر روی آنها به درستی

تشخیص داده شده اند را با تعداد کل نمونه ها نشان می دهد.

نرخ تشخیص اشتباه: نسبتی که رابطه ی بین تعداد نمونه هایی که محل لندمارک بر روی آنها به

صورت نادرست تشخیص داده شده اند را با تعداد کل نمونه ها نشان می دهد.

نقطه ی لندمارک: نقطه ی از پیش تعیین شده ای بر روی پنجره ی لندمارک که برای تعیین

موقعیت دقیق لندمارک بر روی پنجره ی تشخیص از آن استفاده می شود.

اختصارات

نرخ تشخیص	(Detection Rate)	DR
نرخ تشخیص اشتباه	(False Alarm Rate)	FAR
منفی نادرست. یعنی عدم تشخیص وجود شیء در حالی که واقعا وجود داشته است	(False Negatives)	FN
	(Receiver Operating Characteristic)	ROC
نسبت سیگنال به نویز	(Signal-to-Noise Ratio)	SNR
منفی درست. یعنی تشخیص درست عدم وجود شیء	(True Negatives)	TN
مثبت درست. یعنی تشخیص درست وجود شیء	(True Positives)	TP
	(Support Vector Machines)	SVM
	(Histograms of Oriented Gradients)	HOG
	(Detectoin Error Trade off)	DET

فصل ۱

مقدمه

۱-۱ مقدمه

تحلیل سفالومتری، فرآیند بررسی ارتباطات اسکلتی، دندان‌ی و پوشش نرم جمجمه‌ی بیمار است. این تحلیل، شامل تعیین مجموعه‌ای از لندمارک‌ها یا نقاط از پیش تعیین شده‌ای است که بر روی ساختارهای استخوانی و بافت نرم قرار دارند. آنالیز سفالومتری در روش سنتی، با ردیابی لندمارک‌های رادیوگرافی بر روی کاغذهای شفاف انجام می‌شود.

در عین رایج بودن استفاده از این روش در ارتودنسی، روش فوق بسیار وقت‌گیر بوده و دارای چندین مشکل می‌باشد. از جمله این مشکلات، ریسک بالای اشتباه در ردیابی، تشخیص لندمارک و اندازه‌گیری را می‌توان نام برد. علاوه بر آن، روش مذکور بسیار خسته‌کننده بوده و زمان لازم، جهت هر ردیابی برای متخصص بین ۱۰ تا ۱۵ دقیقه است.

روش‌های کامپیوتری تشخیص محل لندمارک‌ها، راه‌حلی برای رهایی از این مشکلات است [۱]. آنالیزهای سفالومتری مختص هر متخصص ارتودنسی می‌باشد. یک آنالیز سفالومتری خاص به تنهایی تمام نیازهای پزشک را پاسخ نمی‌دهد. همانطور که اشاره شد، لندمارک‌ها، نقاط آناتومی اسکلت بدن هستند که در چندین مطالعه مختلف تعیین شده‌اند. آنالیز سفالوگرام‌ها و اندازه‌گیری‌های آن بر پایه‌ی این نقاط انجام می‌شوند. در حالت کلی، تعداد لندمارک‌های تعریف شده بسیار زیاد است. قابل توجه است که بسیاری از این لندمارک‌ها به ندرت استفاده می‌شوند. مجموعه‌ای از ۲۰ تا ۳۰ لندمارک تعریف شده [۲] که شامل پر استفاده‌ترین لندمارک‌ها برای ارتودنتیست‌ها در ارزیابی‌های سفالومتری می‌باشد.

پیشرفت‌های جدید، امکان استفاده‌ی مستقیم از تصاویر دیجیتال را فراهم می‌آورند. تصویر دیجیتال، امتیازاتی چون دریافت مستقیم تصویر، کاهش دز پرتو‌افشانی، بهبود کیفیت تصویر، آرشیو و به اشتراک‌گذاری و حذف فرآیند‌های وابسته به تکنیک را دارد [۳] [۴]. تصاویر به دست آمده از

هر دو روش تصویر برداری دیجیتالی مستقیم و یا تبدیل فیلم های معمول به فرمت دیجیتال، فضای کمتری را برای آرشیو کردن نسبت به روش معمول لازم دارد [۵].

پیشرفت ها در زمینه ی تصویر برداری دیجیتال و همچنین مقرون به صرفه بودن سیستم ها، نیاز به اتوماتیک کردن فرآیند آنالیز سفالومتری را بیش از پیش کرده است. بسیاری از تحقیقات انجام شده در گذشته نشان می دهد که از کامپیوتر می توان برای انجام آنالیز سفالومتری استفاده کرد. برخی از مزایای استفاده از کامپیوتر در آنالیز سفالومتری عبارتند از :

- استخراج اطلاعات از تصویر نمایش داده شده روی صفحه کامپیوتر و در ابعاد صفحه نمایش آن از متخصص یا تکنسین آزمایشگاهی زمان کمتری می گیرد.
- در سیستم، رکوردی از آنالیز های انجام شده و نتایج آن همیشه در دسترس است بنابر این، اندازه گیری ها و بررسی های انجام شده روی تصویر پایدارتر می باشند.
- برای برخی از اعمال جراحی خاص می توان قبل از عمل، از شبیه سازی تغییرات بافت نرم و سخت استفاده کرد.
- می توان از روش های پردازش تصویر جهت بهبود کیفیت تصویر و شفاف تر کردن تصاویر اشعه ایکس استفاده کرد به طوری که لندهمارک ها بر روی آن مشخص تر باشند.
- سیستم های اتوماتیک و نیمه اتوماتیک می توانند آنالیزها و اندازه گیری هایی را بر روی نقاط لندهمارک انجام دهند.
- نتایج تحلیل ها و اندازه گیری های کامپیوتری دقیقتر و قابل اعتماد تر از ردیابی های دستی هستند.
- سفالومتری کامپیوتری، دریافت داده های سفالومتری و آنالیز آنها را ساده تر کرده، آرشیو و ذخیره سازی تصاویر کاراتر شده و نقل و انتقال تصاویر راحت تر می شود. همچنین، به راحتی و با هزینه ی کمی می توان از رادیوگراف ها کپی گرفت.

- نسبت به روش های دستی، نتایج پیش بینی کامپیوتری راحت تر و کاراتر هستند.

مجموعه نرم افزار Dolphin Imaging یکی از ابزارهای کامپیوتری است که اجزای زیادی برای پزشکان ارتودنسی دارد. یکی از این قسمت ها CephTacing است که به پزشکان این امکان را می دهد تا رادیوگراف ها را آنالیز نموده و میزان پیشرفت را به صورت دقیق و سریع در طول درمان کنند. نرم افزار مذکور، ورودی های مختلفی از فایل، اسکنر، یا سیستم های تصویر برداری اشعه ایکس را به صورت مستقیم پشتیبانی می کند. همچنین، می تواند توسط نرم افزار اختیاری Dolphin 3D داده های تصویر برداری حجمی را از CBCT^۴ به کار گیرد. آنالیز های نیمرخ سفالومتری مختلفی که مورد نیاز پزشکان و جراحان است را می توان به وسیله برنامه مذکور انجام داد. نرم افزار دلفین، دارای یک فرآیند دیجیتال سازی است که شامل موارد زیر می باشد: کالیبره کردن تصویر، توضیحات در مورد هر لندمارک، تولید خودکار ساختار های آناتومی و پروفایل ها، بزرگ نمایی و کوچک نمایی، تنظیم شدت نور، کانتراست، وضوح، برجسته سازی و همترازی، ردیابی با خط افقی فرانکفورت^۵، سطح تراز افقی^۶ و حالت طبیعی سر^۷.

پس از تعیین محل لندمارک ها بر روی سفالوگرام ها، برنامه، آنالیز و اندازه گیری های مختلفی را آغاز می کند. یکی از نیاز ها برای چنین سیستم کاملی، فرآیندی اتوماتیک یا نیمه اتوماتیک برای تعیین محل لندمارک ها است که به سیستم امکان خودکار سازی کل فرآیند را از ابتدای دریافت تصویر تا آنالیز و طرح درمان بدهد.

خودکار سازی فرآیند سفالومتری، در حقیقت، استفاده از روشی خودکار برای تشخیص محل لندمارک ها است که به اندازه ی کافی برای آنالیز سفالومتری دقیق بوده و هیچ مداخله ی دستی در این فرآیند وجود نداشته باشد. بر اساس پیشنهادات انجام شده [۲]، میزان خطایی برابر ۲ میلیمتر برای تعیین

^۴ Cone Beam Computed Tomography

^۵ Frankfort Horizontal

^۶ Horizontal Plane

^۷ Natural Head Posture

محل دقیق لندمارک ها قابل قبول است. این خطا برابر اختلاف فاصله موقعیت لندمارک تعیین شده به صورت خودکار با موقعیت واقعی آن، یعنی موقعیت تعیین شده توسط پزشک، است.

هدف از تحقیق ارائه شده در این رساله، ایجاد یک زیرساخت با استفاده از تکنیک های پردازش تصویر و یادگیری ماشین است تا بتوان به وسیله ی آن محل لندمارک ها را بر روی سفالوگرام به صورت خودکار تشخیص داد. استفاده از روش های یادگیری برای مسئله ی تحت بررسی، بسیار مناسب است. زیرا ممکن است تفاوت های بسیاری بین اشکال بیولوژیکی افراد مختلف و همچنین، در بین تصاویر اشعه ایکس وجود داشته باشد. برخی از این تفاوت ها عبارتند از:

- تغییر شکل: علت آن تفاوت های ساختار های جمجمه ای است.
- چرخش: از قرارگیری نادرست بیمار در هنگام گرفتن عکس و یا کج قرار دادن تصویر در حین فرآیند دیجیتال سازی ایجاد می شود.
- مقیاس گذاری^۸: اندازه ی متفاوت جمجمه ی بیماران و همچنین، فاصله از دوربین و فاصله ی لنز دوربین از فیلم می تواند باعث تغییر در اندازه ی ساختار ها شود.
- تغییرات نور: به واسطه ی تغییر اندازه ی روزنه ی دوربین توسط دیافراگم ایجاد می شود که تنها به وسیله ی عکاس قابل کنترل است.

از دیگر امتیازات روش های یادگیری می توان به امکان اصلاح موقعیت لندمارک ها توسط کاربر و آموزش مجدد سیستم اشاره کرد. همچنین، کاربر می تواند سیستم را برای کلاس خاصی از سفالوگرام های نیمرخ یا نرم^۹ خاصی از آنها آموزش دهد.

در حال حاضر، برخی از روش های تشخیص اشیاء، کارایی های قابل قبولی را در مسائل تشخیص اشیاء از خود نشان داده اند. این روش ها، در تشخیص اشیاء مختلفی مثل: ماشین ها، موتورسیکلت ها،

انسان ها و ... استفاده شده اند. همچنین، در مسائل عمومی تشخیص اشیاء نیز به نتایج خوبی رسیده اند [۶].

در این تحقیق، به بررسی روش های تشخیص اشیائی که کارایی مناسبی در زمینه های مختلف دارند، خواهیم پرداخت. تشخیص موقعیت لندمارک، در واقع دسته بندی پیکسل های تصویر به نقاط لندمارک و غیر لندمارک است.

هدف نهایی، استفاده از سیستم خودکار تشخیص محل لندمارک، در کنار سیستم های موجود برای آنالیز سفالومتری است. بر این اساس میتوان سیستم خودکاری را برای انجام آنالیزهای سفالومتری از ابتدای عکسبرداری تا انتهای طرح درمان ایجاد کرد. بدین ترتیب، زمان آنالیز کاهش یافته و علاوه بر کاراتر شدن طرح درمان، پزشک ارتودنسی زمان بیشتری را جهت تمرکز بر سایر کارها دارد.

۲-۱ دامنه

هدف از تحقیق ارائه شده در این رساله، ارائه ی روشی جهت تشخیص خودکار لندمارک های سفالومتری بر روی تصاویر اشعه ایکس است، به گونه ای که برای آنالیز های سفالومتری دقیق باشد. در این تحقیق از لندمارک های معرفی شده در بخش ۳-۳ استفاده می شود. لندمارک های این مجموعه دارای درجه سختی متفاوتی در تشخیص می باشند. از سیستم تشخیص تولید شده توسط روش ارائه شده در این تحقیق، انتظار نمی رود تا بتواند لندمارک ها را بر روی انواع سفالوگرام های دیجیتال شناسایی کند. زیرا سیستم برای مجموعه محدودی از شرایط مثل میزان نویز، اندازه ی سفالوگرام ها، نوع دستگاه گیرنده ی تصویر و سایر شرایط ارائه شده در فصل ۳ آموزش داده شده است. برای مثال اگر سیستم برای تشخیص محل لندمارک ها بر روی تصاویر از ابتدا دیجیتال آموزش داده شود، انتظار نمی رود بتواند همان نتایج را بر روی فیلم های سفالوگرام دیجیتال شده داشته باشد. بنابراین، سیستم مذکور، سیستمی جامع جهت رفع تمامی مشکلات مبحث سفالومتری نمی باشد. البته باید توجه داشت که چون شرایط تشخیص محل لندمارک ها از پیش قابل تعیین است،

وقتی روشی عمومی باشد باید بتواند چگونگی تشخیص محل لندمارک های جدید را یاد بگیرد. بر این اساس انتظار می رود، در صورت تغییر در شرایط، به سادگی بتوان روش را برای شرایط جدید سازگار کرده و سیستم را برای آن آموزش داد.

۳-۱ روش مستقل از دامنه^{۱۰}

در ابتدای تحقیق ارائه شده در رساله حاضر، از مجموعه ویژگی جدیدی به نام HOG استفاده کردیم [۶] که نتایج خوبی در مسائل تشخیص اشیا داشته است. از HOG در کنار SVM به عنوان یک روش مستقل از دامنه برای تشخیص انسان در تصاویر، استفاده شده است [۶]. دسته بندی کننده ی SVM استفاده شده، یک دسته بندی کننده ی باینری^{۱۱} بوده که هر پنجره ی تصویر را به عنوان انسان یا غیر انسان دسته بندی می کرد. در این تحقیق، ما نیز از HOG در کنار SVM برای تشخیص محل لندمارک ها استفاده می کنیم.

شروع تحقیقات در این رساله بررسی این موضوع است که آیا روش مستقل از دامنه می تواند تقریبی از محل اولیه ی لندمارک را به دست دهد به طوری که برای انجام آنالیز های بعدی و یافتن محل دقیق لندمارک تقریب مناسبی باشد. در اینجا، تشخیص هر لندمارک را به عنوان یک مسئله ی تشخیص مجزا بررسی می شود. در ادامه ی تحقیقات به بررسی روش هایی برای تغییر و پیشرفت این روش پایه می پردازیم. خلاصه ای از روش مستقل از دامنه در ادامه بیان می شود. این روش، پایه ای برای تحقیقات انجام شده در این رساله است.

در ابتدا تصاویر ورودی به یک هشتم اندازه ی اولیه شان کوچک می شوند. سپس، موقعیت اشیا مورد نظر با حرکت دادن پنجره ای بر روی تصویر و دسته بندی پنجره در هر موقعیت جستجو می شود. دسته بندی کننده (که در اینجا SVM است) بردار ویژگی HOG را به عنوان ورودی می گیرد.

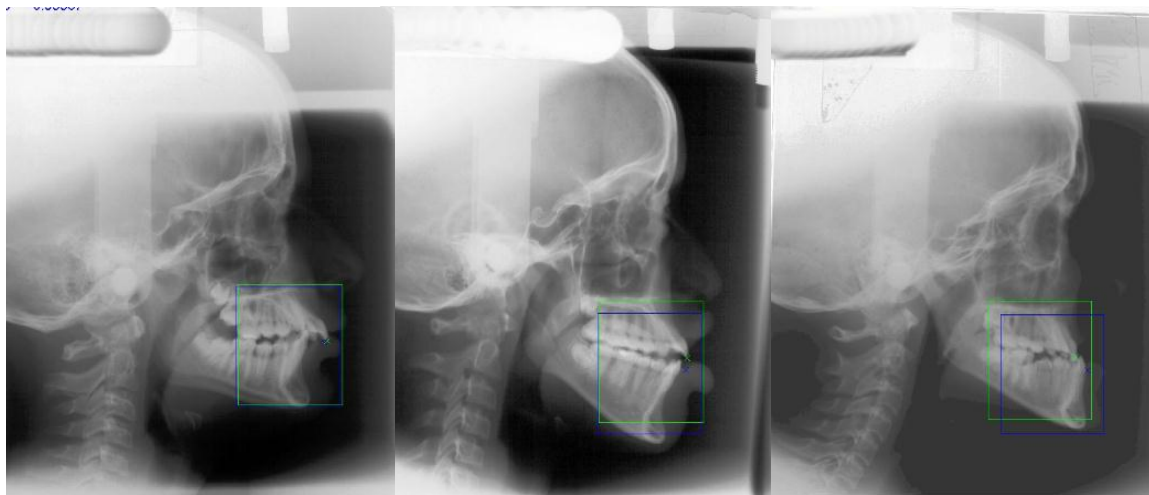
Domain Independent Approach^{۱۰}
Binary Classifier^{۱۱}

بردار مذکور شامل مجموعه ای از بلوک هاست که از پنجره در حال حرکت بعد از انجام نرمال سازی استخراج می شود [۱]. اگر نقطه ی از پیش تعریف شده ی خاصی از پنجره (نقطه ی لندمارک) بر روی شیء مورد نظر باشد، دسته بندی کننده عددی بزرگتر از صفر را به عنوان امتیاز پنجره در خروجی خود تولید می کند. در غیر این صورت، خروجی دسته بندی کننده کمتر از صفر است در اولین تلاش، پنجره ای با بیشترین امتیاز مثبت را به عنوان پنجره ی نهایی لندمارک انتخاب کرده و محل دقیق لندمارک را در آن پنجره در محل نقطه ی از پیش تعیین شده برای لندمارک جستجو می کنیم. دسته بندی کننده را به وسیله ی مجموعه ای از تصاویر به روش بیرون نگه داشتن یکی^{۱۲} آموزش می دهیم.

۴-۱ اهداف تحقیق

هدف از این تحقیق استفاده از روش های پردازش تصویر و تکنیک های تشخیص اشیاء در تعیین محل لندمارک های سفالومتری است. به عبارت دیگر، هدف نهایی در این تحقیق، ارائه ی بستری مناسب بر پایه ی پیشرفت های انجام شده در زمینه ی پردازش تصویر و تشخیص اشیاء برای تعیین موقعیت لندمارک ها است به طوری که دقت مناسبی برای آنالیز های سفالومتری داشته باشد. در این تحقیق به بررسی سوالات مطرح شده در بخش ۱-۵ و مشکلات مرتبط با استفاده از روش ارائه شده در زمینه ی تشخیص لندمارک ها می پردازیم. لندمارک های مورد بررسی، مجموعه ای از لندمارک های مشکل و آسان از نظر تشخیص می باشد. این لندمارک ها در بخش ۳-۳ تعریف شده اند.

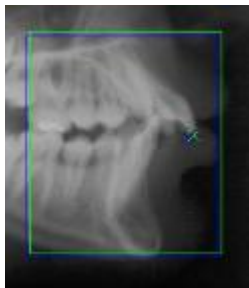
^{۱۲} Leave one out



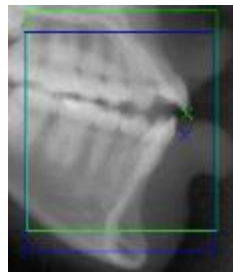
(پ)

(ب)

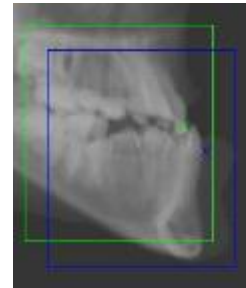
(الف)



(ج)



(ث)



(ت)

شکل (۱-۱) نمونه هایی بیانگر تشخیص درست و نادرست موقعیت لندمارک Upper Incisor Tip. پنجره ی ورودی که بارنگ آبی نمایش داده شده است بر روی نقطه ی پیش بینی شده برای لندمارک قرار دارد. ضربدر آبی بیانگر موقعیت تعیین شده برای لندمارک و ضربدر سبز بیانگر محل واقعی آن است که توسط پزشک تعیین شده است. (الف)، (ب) و (پ) تصاویر کوچک شده ی اصلی هستند که در روش مستقل از دامنه به کار گرفته شده اند و (ث، ج و چ) نواحی اطراف محل تشخیص است که برای تشریح بیشتر بزرگ شده اند.

۵-۱ موضوعات مورد بررسی

ابتدا در فصل ۲ به طور مختصر، مباحث بینایی ماشین، تشخیص اشیا، روش های سنجش کارایی سیستم های تشخیص و یادگیری ماشین را مرور می کنیم. سپس به بررسی تاریخچه ی سفالومتری می پردازیم. در فصل ۳ مجموعه داده ها و شرایط آن ها مطرح می شود. در فصل ۴ به بررسی روش ارائه شده به عنوان روش مستقل از دامنه پرداخته و ارزیابی می کنیم که آیا استفاده از مجموعه ویژگی های HOG در کنار SVM می تواند موقعیت لندمارک های مختلف (مشکل و ساده) را با دقت

قابل قبولی برای آنالیزهای بعدی تعیین نماید. در فصل ۵، به بیان برخی از مشکلات موجود در تقریب محل اولیه لندمارک در تصاویر پیچیده می پردازیم. در این فصل موارد زیر را بررسی میکنیم:

- آیا می توان با تغییر در مشخصات سیستم مثل اندازه ی سلول ها، اندازه ی بلوک ها، اندازه ی پنجره ی تشخیص و ... نرخ تشخیص اشتباه را کاهش داد؟

- آیا می توان توابع ارزیابی را برای انتخاب بهترین پنجره ها به گونه ای تغییر داد که نرخ تشخیص های نادرست کاهش یابد؟

- آیا می توان از سایر اطلاعات ناحیه ی اطراف لندمارک (مثل اطلاعات آماری پیکسل ها) برای بهبود کارایی تعیین بهترین پنجره ها برای آنالیزهای بعدی، استفاده کرد در حالی که نرخ تشخیص های نادرست کاهش یابد؟

بعد از آن در فصل ۶، بر اساس نتایج روش مستقل از دامنه که از ویژگی های HOG برای تشخیص استفاده می کرد، سیستمی برای تعیین محل دقیق لندمارک ها بر روی تصویر اولیه در مقیاس واقعی ارائه می شود.

در فصل ۷ به بررسی برخی از مشکلات در زمینه ی بهبود کارایی سیستم تشخیص لندمارک ها می پردازیم. بر همین اساس بررسی می کنیم که تغییر در کرنل دسته بندی کننده ی SVM چه تاثیری در کارایی سیستم دارد؟ همچنین تاثیرات اعمال روش های بهبود کیفیت تصویر در بهبود تشخیص در مقیاس واقعی تصاویر در این فصل بررسی می شوند.

در نهایت در فصل ۸ به بیان نتیجه ی حاصله از تحقیق پرداخته و پیشنهادهایی را برای کارهای آینده مطرح می کنیم.

۶-۱ سهم این تحقیق در موضوع

۱. تعریف یک سیستم که در آن از HOG و SVM برای تقریب محل اولیه لندمارک ها استفاده شده است.

خروجی این قسمت، روشی عملی برای تقریب اولیه محل لندمارک های سفالومتری است که از توصیف کننده‌ی HOG استفاده می کند. تحقیق ما نشان داد که از این ویژگی ها می توان به خوبی در تقریب اولیه محل لندمارک ها در تصاویر پیچیده ی واقعی استفاده کرد. قسمتی از این کار در مقاله ی زیر به چاپ رسیده است:

Ali A.Pouyan, M. Farshbaf,(2010) "Cephalometric landmarks localization based on Histograms of Oriented Gradients," Signal and Image Processing (ICSIP), pp.1-6, Chennai, India.

۲. ارائه راهکارهایی برای بهبود کارایی سیستم پیشنهادی:

تحقیق ارائه شده در فصل ۵ به بررسی روش های کاهش تشخیص نادرست می پردازد. این روش ها بر اساس بهبود پارامترهای ویژگی های HOG، انتخاب بهترین پنجره و معرفی یک ویژگی جدید برای یافتن تقریبی بهتر از موقعیت لندمارک ها استوارند.

قسمتی از این کار در مقاله ی زیر به چاپ رسیده است:

M. Farshbaf, Ali A.Pouyan, (2010) "Landmark Detection on Cephalometric Radiology Images through Combining Classifiers," Iranian Conference on Biomedical, pp.328-342, Isfahan, Iran.

۳. روشی برای تعیین محل دقیق لندمارک بر روی مقیاس اصلی تصویر:

بر اساس نتایج به دست آمده از روش مستقل از دامنه مبتنی بر ویژگی های HOG، تحقیق ارائه شده در این قسمت رساله، بر روی یافتن محل دقیق لندمارک روی سفالوگرام ها متمرکز می شود به گونه ای که دقت یافته ها برای آنالیز های سفالومتری مناسب باشد.

۴. تغییرات در روش های ارائه شده برای افزایش دقت تشخیص لندمارک های مشکل:
در این بخش به تغییر کرنل SVM و بررسی تاثیرات این تغییر در کارایی سیستم می پردازیم.
پیش پردازشی بر روی تصاویر انجام داده و کانتراست آنها را تنظیم می کنیم. سپس، کارایی
سیستم را بعد از این تغییرات می سنجیم.

فصل ۲

تاریخچه

۲-۱ بینایی ماشین^{۱۳}

یافتن اتوماتیک لندمارک های سفالومتری از تصاویر دیجیتال شده ی اشعه ایکس، یک مسئله در حوزه ی بینایی ماشین است. بینایی ماشین حوزه ی بزرگ و وسیعی است که شامل قسمت های مختلفی می شود. برخی از این قسمت ها عبارتند از: راه یابی، تشخیص از راه دور، تشخیص کاراکترها، پردازش اسناد و تصویربرداری پزشکی. موضوع مورد بحث ما در حیطه تصویر برداری پزشکی است؛ هرچند نمی توان موارد مورد بحث در این رساله را به طور کامل به این دامنه محدود کرد.

تاریخچه حل مسایل بینایی ماشین به دهه ۷۰ میلادی باز می گردد [۷]. هرچند تا دهه ۹۰ تعداد کمی از محققان به موضوع بینایی ماشین پرداختند [۸]، اما می توان علت پیشرفت سریع تحقیقات در این زمینه را به وجود آمدن سخت افزارهایی با قیمت مناسب دانست، که توانستند الگوریتم هایی که اجرای آنها زمانی غیر ممکن بود را بر روی کامپیوترهای ارزان اجرا کنند. در ابتدا، موضوع بینایی ماشین در صنایع با استفاده از پردازش تصاویر ساده باینری آغاز شد. با افزایش قدرت محاسباتی، بینایی ماشین نیز پیشرفت کرد و به سوی پردازش تصاویر خاکستری پیش رفت.

به علت افزایش پیچیدگی مسایل بینایی ماشین، استفاده از روش های یادگیری به عنوان بهترین گزینه در این زمینه در نظر گرفته می شود. این موضوع را میتوان از روی تعداد روزافزون کارگاه های آموزشی در زمینه حل مسایل بینایی ماشین دریافت. مزیت اصلی یادگیری، توانایی روبرو شدن با شرایط جدید است (بهبود نتیجه با گذشت زمان) و دیگر لازم نیست تا برای شرایط مختلف، پاسخی از پیش تعیین شده در نظر گرفته شود.

در رقابت معنایی بینایی روبات^{۱۴} (SRVC) از روش های نوین بینایی ماشین استفاده می شود. رقابت مذکور، اولین بار در سال ۲۰۰۷ در کنفرانسی از طرف انجمن AAAI^{۱۵} در شهر ونکوور^{۱۶} برگزار شد.

^{۱۳} Machine Vision

^{۱۴} Semantic Robot Vision Challenge (SRVC)

همچنین، این رقابت همزمان با کنفرانس بینایی ماشین IEEE^{۱۷} در سال ۲۰۰۸ در آلاسکا^{۱۸} برگزار شد. موضوع رقابت، جستجو در محیطی ناشناخته است. لیستی از اشیا به شرکت کنندگان داده شده تا در محیطی که شامل برخی از اشیا موجود در لیست و نیز اشیا گمراه کننده است، موارد مورد نظر را بیابند. با استفاده از این لیست، روبات ها باید به صورت خودکار در زمان معین، اطلاعاتی راجع به اشیاء از اینترنت کسب نمایند. هنگامی که جمع آوری داده ها و مراحل یادگیری به اتمام رسید، روبات ها جستجو در فضای ناشناخته را با استفاده از اطلاعات کسب شده از اینترنت شروع می کنند. در نهایت، روبات ها باید تصویری از هر شیء موجود در محیط را یافته و محل شیء را در آن تصویر با مستطیلی به دور آن تعیین نمایند. علاوه بر این، شرکت کنندگان نیازی به گرفتن تصویر از محیط ندارند؛ یک سیستم نرم افزاری، مجموعه ای از تصاویر گرفته شده از محیط را به آن ها ارائه می دهد که شامل اشیا و نیز المان های صحنه می باشد [۹].

۲-۱-۱ بینایی ماشین در پزشکی

امروزه، بینایی ماشین در پزشکی زمینه ای فعال در تحقیقات است که شامل: مورفومتری^{۱۹} (عبارت است از برشماری خصوصیات فیزیکی یک شیء)، نمایش داده ها، بهبود تشخیص، پردازش اتوماتیک تصاویر و بازیابی تصاویر بر اساس محتوای آن می باشد. تحقیقات مذکور، کاربردهایی نظیر یافتن بطن چپ در تصاویر دوبعدی MRI [۱۰][۱۱]، قطعه بندی اسکن MRI مغز [۱۲][۱۳][۱۴][۱۵][۱۶]- [۱۷]، تشخیص کبد در تصاویر سه بعدی CT [۱۰]، تشخیص و عیب یابی توده های کلسیومی در تصاویر ماموگرام، [۱۸] [۱۹]، بازیابی تصاویر [۲۰]، قطعه بندی تصاویر سینوس ها [۲۱]، تشخیص اتوماتیک رگ های جگری برای تشخیص زخم کبد [۲۲] و تشخیص اتوماتیک نشانگرهای تانتالیوم که

^{۱۵} Association of Advancement of Artificial Intelligence (AAAI)

^{۱۶} Vancouver

^{۱۷} IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)

^{۱۸} Alaska

^{۱۹} Morphometry

در داخل استخوان ران تزریق شده اند، می باشد. تحقیقات انجام شده توسط پردازش تصویر بر روی تصاویر سفالوگرام در بخش ۲-۵ مورد بررسی قرار خواهند گرفت.

یک دلیل برای افزایش تمایل به پردازش تصاویر در پزشکی پیشرفت روز افزون تصاویر دو بعدی و سه بعدی ای است که با دستگاه های اشعه ایکس، توپوگرافی کامپیوتری، تصویر برداری فراصوت و پزشکی هسته ای گرفته شده و برای تشخیص و ارائه راهکار درمان استفاده می شوند.

به علت گستردگی مسایل وسختی های مرتبط در زمینه پزشکی، مقالات بسیاری با موضوعاتی شامل مباحث پیش پردازش مانند بهبودسازی تصویر، کاهش نویز، تشخیص لبه و قسمت بندی، دسته بندی و یافتن موقعیت اشیا منتشر شده اند. در این بخش ما به بررسی برخی از مشکلات در تصویر برداری با اشعه ایکس خواهیم پرداخت و تلاش های انجام شده در جهت رفع آنها را مرور خواهیم کرد.

مشکلات تصویربرداری با اشعه ایکس

تاثیر نویز در کیفیت تصویر، از مهمترین مشکلات در کار با تصاویر اشعه ایکس است. به عبارت دیگر، با افزایش نویز، کیفیت تصویر به سرعت کاهش می یابد. نویز سیستم به وسیله نسبت سیگنال به نویز (SNR) اندازه گیری می شود. منبع نویز در تصاویر اشعه ایکس، پخش تصادفی فتون ها بر روی تصویر می باشد [۲۳]. نویز را می توان با افزایش فوتون های استفاده شده برای تشکیل تصاویر کاهش داد. با این وجود، تصاویر پزشکی به علت دوز اشعه ایکس، دارای نویز می باشند [۲۴]، زیرا اندام ها نسبت به پرتوافکنی حساس هستند. بنابراین، تحقیقات فراوانی در راستای کاهش نویز در تصاویر پزشکی صورت گرفته که در آن ها SNR توسط یک پیش پردازش پایین نگه داشته می شود. یکی از گام های پیش پردازش، استفاده از موجک ها^{۲۰} [۲۵][۲۶] جهت از بین بردن نویز تصاویر است. از SMQT^{۲۱} جهت بهبود تصاویر اشعه ایکس دندانی [۲۷]، و نیز از مورفولوژی ریاضیاتی چند مقیاسی^{۲۲}

^{۲۰} Wavelets

^{۲۱} Successive Mean Quantization Transform (SMQT)

جهت بهبود تصاویر اشعه ایکس استفاده شده است. عملگرهای ریخشناسی لگاریتمی ضربی^{۲۳} نیز برای بهبود تصاویر پزشکی از جمله تصاویر اشعه ایکس تعریف و استفاده شده اند [۲۸]. الگوریتم جدیدی به نام SGLI^{۲۴} [۲۹] برای افزایش قابلیت دید عروق کرونر ساختارهای بطنی در تصاویر آنژیو اشعه ایکس به کار گرفته شد. همچنین الگوریتمی به نام فیلتر بافت نرم^{۲۵} ارائه شده [۳۰] که می تواند هر دو بافت نرم و سخت را در تصاویر سفالومتری واضح تر سازد. این الگوریتم از یک مدل ترکیبی شامل دو توزیع گوسی و یک توزیع معکوس لگاریتمی جهت آنالیز هیستوگرام تصویر استفاده می کند. بهبود وضوح دو بافت سخت و نرم با استفاده از یک انتقال گامای محلی انجام می گیرد که با پارامترهای مختلفی به بافت نرم و استخوانی اعمال می شود.

قبل از به وجود آمدن رادیوگرافی مستقیم اشعه ایکس، با تبدیل غیر مستقیم تصاویر آنالوگ اشعه ایکس (یعنی با اسکن کردن این تصاویر) یا با استفاده از گرفتن عکس آنها با دوربین، فرم های دیجیتال تصاویر اشعه ایکس ساخته می شدند. در میان عواملی که باعث کاهش کیفیت تصاویر اشعه ایکس می شدند، این تبدیلات از آنالوگ به دیجیتال و فشرده سازی تصویر دیجیتالی از دیگر عواملی بودند که بر کیفیت تصاویر تاثیر منفی داشتند. در حقیقت، تبدیل آنالوگ به دیجیتال به علت وجود برخی میانگین گیری ها در فرآیند تبدیل، باعث از دست دادن یا تغییر قسمت هایی از اطلاعات تصویر می شد. مطالعات انجام شده برای تشخیص نقاط سفالومتری، اکثرا محدود به تصاویری است که با روش های فوق دیجیتال شده اند. این روش ها نه تنها نیاز به یک مرحله وقت گیر جهت دیجیتال نمودن تصویر دارند بلکه می توانند اعوجاجاتی را در اطلاعات تصویر ایجاد کنند.

Multi scale mathematical morphology^{۲۲}

Multiplicative logarithmic morphological operators^{۲۳}

stick-guided lateral inhibition^{۲۴}

Soft Tissue Filter^{۲۵}

برای بهبود کیفیت تصاویر دیجیتال شده ی فیلم های سفالومتری و بهبود دامنه رنگ این تصاویر روشی ارائه شد [۳۱] که رنج پویای رنگی^{۲۶} تصویر را با استفاده از یک رابطه ی ترتیبی مشخص و تکنیکی مبتنی بر مشخصات هیستوگرام تصویر، افزایش می دهد.

مشکل دیگر، در ارتباط با تصاویر دیجیتال، تفکیک پذیری^{۲۷} آنهاست که تاثیر به سزایی در نتایج سیستم های تشخیص اتوماتیک لندهمارک دارد. کیفیت تصاویر دیجیتالی وابستگی قابل توجهی به تفکیک پذیری مکانی دارد. تفکیک پذیری کم تصاویر استفاده شده در برخی از تحقیقات جهت تشخیص اتوماتیک محل لندهمارک ها، باعث ایجاد خطا های بسیاری در نتایج آنها می شد. افزایش تفکیک پذیری تصاویر، باعث کاهش خطاهای موجود در محل لندهمارک می شود. البته استفاده از تفکیک پذیری بالا باعث افزایش زمان پردازش و نیاز به حافظه ی بیشتر نیز می شود.

۲-۲ تشخیص اشیا

دامنه ی کاربرد بینایی ماشین بسیار پهناور است. بنابراین، در این جا تنها به بررسی مسائلی می پردازیم که در دامنه ی موضوع تحقیق قرار می گیرند. در زیر به خلاصه ای از مسائل مربوط به شناسایی اشیا و دسته بندی آنها اشاره می کنیم.

تشخیص اشیا زمینه ای از بینایی ماشین است که به تشخیص وجود یا عدم وجود شی مورد نظر در تصویر پرداخته و در صورت وجود، موقعیت شی را بررسی می کند. رایج ترین روش جهت حل این مسئله، ساختن دسته بندی کننده ای برای تفاوت قائل شدن بین دو کلاس (شی مورد نظر و غیر آن) و اعمال آن بر روی تصویر در نقاط مختلف است.

به طور کلی، اکثر تحقیقات انجام شده در مسایل شناسایی اشیا شامل دو مرحله اصلی است: پیدا کردن ویژگی ها و دسته بندی اشیا بر حسب ویژگی ها. ویژگی های اصلی، با هدف تمایز قایل شدن

Dynamic Range^{۲۶}
Resolution^{۲۷}

بین شی و غیر شی، به عنوان ورودی، به دسته بندی کننده داده می شوند. دسته بندی کننده، از این ویژگی ها برای تفاوت قائل شدن بین کلاس های شی و غیر شی استفاده می کند. انجام فعالیت های پیش پردازش مانند نرمال کردن تصاویر و تغییر اندازه ی آن، چنانچه پیش از مرحله یافتن ویژگی ها انجام گیرد، عادی است. با توجه به نوع مسئله ی شناسایی، یک تصویر ممکن است شامل اشیایی از چندین کلاس باشد. رایج ترین روش برای حل مسائل تشخیص اشیاء حتی اگر مسئله شامل چندین کلاس باشد این است که از دسته بندی کننده باینری استفاده شود. به عبارت دیگر، طراحی دسته بندی کننده به گونه ایست که بین شی و غیر شی تمیز قایل شود. چنانچه مسئله شامل چندین کلاس باشد، معمولا برای هر کلاس یک دسته بندی کننده جدا در نظر گرفته می شود.

استفاده از یادگیری ماشین، جهت ساخت یک دسته بندی کننده، به عنوان روشی کارا برای حل مسایل مشکل بینایی ماشین در نظر گرفته می شود. مسایل سخت بینایی ماشین، مخصوصا موارد موجود در زمینه پزشکی، به علت اختلاف در آناتومی ها است. اغلب به الگوریتم شناسایی دقیقی با تعادلی صحیح بین میزان شناسایی درست^{۲۸} و میزان شناسایی نادرست^{۲۹} نیاز است. این موضوع از آنجا بیشتر اهمیت پیدا می کند که تصاویر عموما تحت تاثیر تفاوت های کوچک در شدت خاکستری، نویز و درهم ریختگی پیش زمینه قرار می گیرند. بنابراین، نیاز به روشی است که ویژگی های مناسب را با یک متدولوژی یادگیری ترکیب کند تا کارایی مناسبی را ایجاد کرده و یک شناسایی کننده شی پایدار را به وجود آورد. ویژگی ها و دسته بندی کننده ها، هر دو، بستگی به دامنه کاربرد دارند؛ اگرچه، در برخی موارد روش هایی ارائه می شوند که مدعی هستند مستقل از دامنه اند [۱].

True Positive^{۲۸}

False Positive^{۲۹}

در سالهای اخیر، در زمینه ی تشخیص اشیاء در حیطه ی بینایی ماشین به عنوان عرصه ای پویا، فعالیت های بسیاری انجام شده است. روشهای رایج تشخیص اشیاء را می توان از چند جهت دسته بندی کرد [۳۲]:

در وهله ی اول، در این سیستم ها می توان از ویژگی های مختلفی مثل لبه، ویژگی های HAAR [۳۳] و ویژگی های مبتنی بر جهت گرادیان استفاده نمود. از الگوهای لبه^{۳۰} نیز به عنوان ویژگی استفاده شده است [۳۴]. آنها تصاویر لبه ها را با مجموعه ای از الگوها با استفاده از فاصله ی چمفر [۳۵]^{۳۱} مقایسه کردند. از ویژگی های [۳۳] HAAR برای تشخیص عابران پیاده نیز استفاده شده است [۳۶]. از شکل تغییر یافته ی این ویژگی ها که اطلاعات مکانی را نیز نگه می دارند، در کنار دسته بندی کننده آبشاری [۳۷]^{۳۲} برای تشخیص انسان در حال حرکت در سیستم های نظارتی استفاده شده است [۳۸]. هیستوگرام گرادیان جهتی [۶] نیز، نتایج خوبی را برای تشخیص انسان در تصاویر به دست آورد. از این ویژگی برای تشخیص انسان در تصاویر متحرک استفاده شده به گونه ای که آن را با استفاده از هیستوگرام شکل و جریان توسعه دادند [۳۹]. در تحقیقی دیگر [۱۸]، برای شناسایی سرطان سینه از ویژگی های گبر^{۳۳} [۴۰] استفاده شد.

از جهت دیگر، می توان سیستم های تشخیص اشیاء را برحسب نوع دسته بندی کننده، جدا کرد. در این بین از شبکه های عصبی،^{۳۴} Fisher LDA [۴۱]، درخت های تصمیم [۴۲]، دسته بندی کننده های بیز [۴۳]، SVM و AdaBoost استفاده می شود. از ترکیب SVM و HOG برای تشخیص عابران پیاده استفاده شد [۶]. سیستم شناسایی کننده ی انسان مبتنی بر AdaBoost کارایی مناسبی داشته [۴۴] و می تواند تا ۱۴ فریم در ثانیه، تصاویر با ابعاد 240×320 را پردازش نماید. یک الگوریتم

^{۳۰} Edge Template

^{۳۱} chamfer

^{۳۲} Cascade Classifier

^{۳۳} Gabor

^{۳۴} Fisher Linear Discriminant Analysis

حریصانه جهت تعیین مجموعه ویژگی ها قبل از آموزش دسته بندی کننده ی آبخاری [۳۷] ارائه شد [۴۵]. در تحقیقی دیگر [۴۶]، روشی برای تشخیص اتومبیل در مناظر پیچیده ی طبیعی ارائه شد. آنها از فاصله ی چمفر [۳۵] برای مقایسه ی اشکال استفاده کردند. دسته بندی کننده های بیز [۴۳] نیز برای شناسایی صورت استفاده شده اند [۴۷]. برای تشخیص اشیاء روشی مبتنی بر شبکه های عصبی و برنامه نویسی ژنتیکی [۴۸]^{۳۵} نیز به کار گرفته شده است [۴۹].

دسته ی سوم را می توان بر این اساس تعیین نمود که آیا الگوریتم به کل شیئی به صورت یکپارچه نگاه می کند یا هر قسمت را جداگانه پیدا کرده و سپس نتایج را با هم ترکیب می کند. برای مثال، در تحقیقی [۵۰]، برای تشخیص انسان در تصاویر، اجزای بدن انسان به صورت جداگانه تشخیص داده شده سپس، با ترکیب این اجزاء، انسان تشخیص داده می شود.

علاوه بر کاربرد تکنیک های تشخیص اشیاء در پزشکی و همچنین استفاده از آنها در تشخیص بر روی تصاویر اشعه ایکس، از این روش ها برای تشخیص بر روی تصاویر اشعه ایکس در موارد دیگر نیز استفاده شده است. برای مثال، سیستمی توسط [۵۱] ارائه شده که کاربرد آن، تشخیص اشیاء مشکوک خطرناک داخل چمدان ها در تصاویر اشعه ایکس است.

۲-۲-۱-سنجش کارایی سیستم

در سنجش کارایی سیستم های تشخیص اشیاء، رایج ترین روش های سنجش کارایی الف) محاسبه ی نرخ شناسایی درست (که انتظار می رود بیشترین مقدار باشد) و ب) محاسبه ی نرخ شناسایی نادرست است (که انتظار می رود کمترین مقدار باشد).

نرخ تشخیص درست (DR): بیانگر تعداد اشیای هدف است که محل آنها به درستی تشخیص داده شده است. مقدار آن به صورت نسبت تعداد تشخیص درست این اشیای هدف به تعداد کل اشیای هدف

محاسبه می شود. این مقدار، عددی بین صفر و یک است. نرخ تشخیص درست را با معادله (۱-۲)

نشان می دهند.

$$DR = \frac{\sum_{i=1}^n TP_i}{\sum_{i=1}^n N_i} \quad (1-2)$$

در این معادله: TP بیانگر تعداد نمونه هایی که به درستی دسته بندی شده اند.

N تعداد کل اشیاء هدف موجود در تصویر است.

n برابر تعداد تصاویر در کل مجموعه آموزش یا تست است.

نرخ شناسایی نادرست (FAR): بیانگر تعداد اشیایی است که به صورت نادرست به عنوان هدف

تشخیص داده شده اند و مقدار آن به صورت درصدی از تعداد کل اشیاء محاسبه می شود. در حالت

ایده آل، سیستم نرخ تشخیص نادرستی برابر صفر را دارد، یعنی هیچ شیء اشتباهی را به عنوان شیء

مورد نظر تشخیص نمی دهد. نرخ تشخیص نادرست را می توان با معادله ی (۲-۲) محاسبه

کرد. هرچند نمایش مقادیر مذکور به درصد هم رایج است.

$$DR = \frac{\sum_{i=1}^n FP_i}{\sum_{i=1}^n N_i} \quad (2-2)$$

در این معادله: FP تعداد اشیایی است که به نادرستی به عنوان شیء هدف تشخیص داده شده اند.

N تعداد کل اشیاء موجود در تصویر است.

n برابر تعداد تصاویر در کل مجموعه آموزش و تست است.

در ماتریس تداخل (مبحثی که مفهوم آن از تشخیص های پزشکی گرفته شده است) منفی

درست (TN)^{۳۶} تعداد نمونه های منفی است که به درستی دسته بندی شده اند و مثبت نادرست

(FP)^{۳۷} برابر تعداد نمونه های منفی است که به صورت نادرست به عنوان مثبت دسته بندی شده

True Negative ^{۳۶}

False Positive ^{۳۷}

است. منفی نادرست (FN)^{۳۸} برابر تعداد نمونه های مثبت است که به صورت نادرست به عنوان منفی دسته بندی شده اند. در حالی که مثبت درست (TP)^{۳۹} برابر تعداد نمونه های مثبت است که به درستی دسته بندی شده اند. برای درک بیشتر این مفاهیم و رابطه ی آنها برای پیش بینی نتایج به جدول (۱-۲) مراجعه شود .

هدف اصلی در تشخیص اشیاء رسیدن به نرخ شناسایی درست ۱۰۰ درصد و نرخ شناسایی نادرست صفر درصد است. اگرچه، رسیدن به این هدف نهایی برای مسایل پیچیده ی تشخیص اشیاء ممکن نیست. بنابراین، همیشه باید تعادلی بین نرخ تشخیص درست و نرخ تشخیص نادرست ایجاد نمود. تعیین این تعادل با توجه به مسئله مورد بررسی صورت می گیرد. . برای مثال تشخیص نادرست غیر شیء به عنوان شیء در سیستم تشخیص پزشکی ممکن است در برخی وارد ضرر زیادی را ایجاد نکند. زیرا آزمایشگر می تواند بررسی های دیگری را حین درمان انجام دهد. در حالی که در یک سیستم خودکار تشخیص هدف که بدون دخالت انسان کنترل می شود، تشخیص نادرست باعث می شود تا، سیستم سلاح را شلیک کند. این مثال ها بیانگر این مطلب است که چرا ایجاد تعادل بین نرخ تشخیص درست و تشخیص نادرست در هنگام سنجش کارایی سیستم مهم است.

نرخ تشخیص درست و نادرست را می توان یک مسئله ی بهینه سازی چند هدفه در نظر گرفت. در ادامه به بررسی برخی از روش های بهینه سازی چند هدفه برای سنجش کارایی سیستم در زمینه ها ی تشخیص اشیاء و دسته بندی می پردازیم.

جدول (۱-۲) ماتریس تداخل رابطه ی بین مقادیر واقعی و پیش بینی شده در دسته بندی که توسط یک سیستم دسته بندی انجام شده است.

واقعی			
منفی	مثبت		
FP	TP	مثبت	پیش بینی شده
TN	FN	منفی	

False Negative ^{۳۸}
True Positive ^{۳۹}

الف) روش مجموع وزن دار

در این روش هدف های مختلف با وزن های مختلف با هم جمع می شوند؛ به این صورت که هدف f_i در وزن w_i ضرب شده و با سایر این مقادیر جمع می شود. معادله ی (۳-۲) این مطلب را نشان میدهد. مقدار هر وزن اهمیت نسبی آن هدف را نشان می دهد [۵۲]. روش ترکیب اهداف مختلف و ساختن یک هدف بدین معنی است که مسئله ی بهینه سازی چند هدفه به مسئله ی بهینه سازی تک هدفه تبدیل شود.

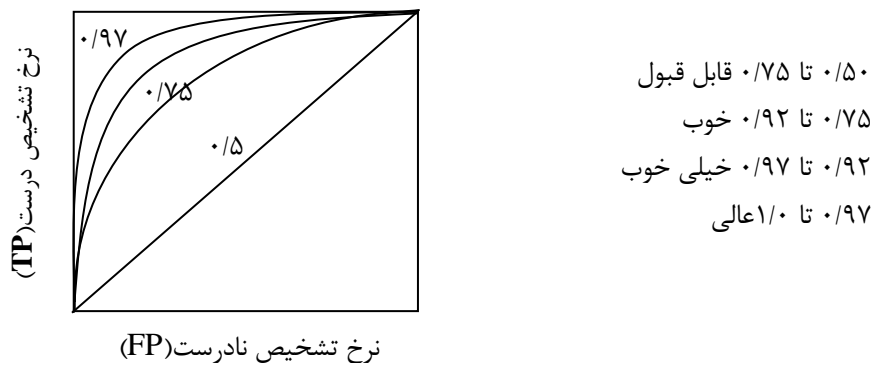
$$\min \sum_{i=1}^k w_i f_i \quad (3-2)$$

روش های دیگری شبیه این روش وجود دارند، که در آنها نیز مسئله چند هدفه به مسئله ای با یک هدف تبدیل می شود. این توابع را توابع جمع کننده نامند؛ زیرا اهداف مختلف با هم ترکیب شده تا یک هدف واحد را تشکیل دهند. این مجموع توابع، معمولاً از سایر روش های بهینه سازی چند هدفه از نظر محاسباتی کاراتر هستند. یکی از اشکالات این روش، نیاز به اطلاعات اولیه برای تعیین وزن ها است. اگر وزن ها به صورت درست نسبت داده نشوند، یکی از اهداف بر سایرین غلبه می کند. برای مثال وقتی تعداد اشیائی که باید تشخیص داده شوند از تعداد کل اشیاء موجود در تصویر کمتر است یک تبعیض^{۴۰} ایجاد می شود. اگر در تعیین وزن ها، عدم تعادل مجموعه شیئی و غیر شیئی در نظر گرفته نشود، احتمال زیادی می رود که کارایی سیستم تحت تاثیر این موضوع قرار گرفته و کلاس با جمعیت بیشتر یعنی غیر شیئی غالب شود [۵۳].

^{۴۰} Bias

ب) منحنی ROC^{۴۱}

آنالیز ROC را می توان به عنوان روشی دیگر برای ارزیابی عملکرد دسته بندی کننده ها دانست [۵۴]. برای استفاده از این آنالیز نیاز است تا توزیع احتمالاتی دو کلاس در دسترس باشد. منحنی ROC نمایشی است از مقایسه ی نرخ های مثبت درست (TP) و مثبت غلط (FP) که به عنوان تابعی از پارامتر های مختلف دسته بندی کننده به کار می رود [۵۵]. از منحنی های ROC برای سنجش کارایی سیستم های تشخیص اشیاء مبتنی بر شبکه ها عصبی یا SVM استفاده می شود. همانطور که در شکل (۱-۲) دیده می شود مساحت زیر نمودار، احتمال تشخیص درست توسط سیستم را نشان می دهد [۵۶]. منحنی های ROC روش جالبی را برای اندازه گیری کارایی الگوریتم های یادگیری ماشین ارائه می دهند. محدب ترین نقطه بر روی پوسته ی منحنی به عنوان بهینه ترین تنظیمات دسته بندی کننده انتخاب می شود که روشی در مقابل انتخاب دستی این مقادیر است [۵۷].



شکل (۱-۲) تعیین کارایی یک الگوریتم بر اساس سطح زیر نمودار ROC

^{۴۱} Receiver Operating Characteristics

پ) نمودار $DET^{۴۲}$

نمودار DET [۵۸]، ابزاری برای سنجش کارایی الگوریتم هایی است که در آنها تعادل بین دو نوع خطا مطرح است.

فرآیندهای تشخیص را می توان تعادل بین دو نوع خطا در نظر گرفت: نرخ اشیاء شناسایی نشده^{۴۳} و نرخ تشخیص های نادرست^{۴۴}. برای مثال در فرآیند تشخیص اشیاء، سیستم ممکن است نتواند شیء موجود در تصویر را تشخیص دهد (شیء شناسایی نشده) و یا وجود شیء در تصویر را در حالی تشخیص دهد، که شیء مورد نظر در تصویر وجود ندارد (تشخیص نادرست).

هنگامی که می خواهیم تعادلی بین انواع خطا وجود داشته باشد، استفاده از یک عدد تنها برای بیان امکانات سیستم به عنوان کارایی کافی نیست. آن سیستم نقطه کارهای^{۴۵} بسیاری دارد و با منحنی کارایی می توان این نقاط را بهتر نمایش داد. بدین منظور، از منحنی های ROC نیز می توان استفاده کرد. معمولاً، در منحنی ROC، نرخ تشخیص نادرست بر روی محور افقی و نرخ شناسایی درست بر روی محور عمودی ترسیم می شود.

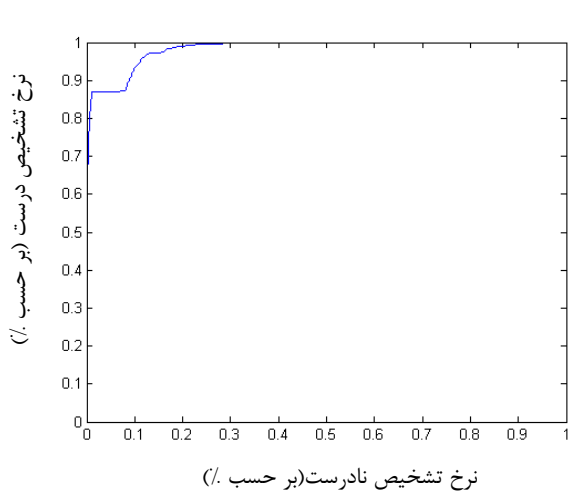
در نمودار DET ، بر روی هر دو محور نرخ های خطا ترسیم شده و یک رفتار واحد را نسبت به دو نوع خطا نشان می دهند. بدین صورت که برای هر دو محور یک مقیاس انتخاب شده و بر روی آن نمودار، منحنی های مختلفی از تنظیمات مختلف سیستم ترسیم می شود. معمولاً این منحنی ها به حالت خطی نزدیک هستند.

Detection Error Tradeoff^{۴۲}

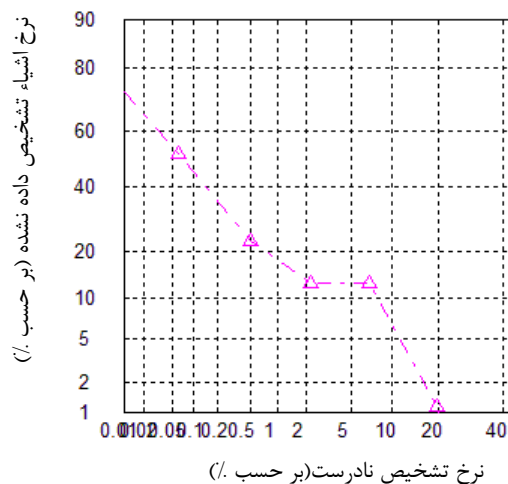
Missed Detection^{۴۳}

False Alarm^{۴۴}

Operating Points^{۴۵}



(ب)



(الف)

شکل (۲-۲) نتایج تشخیص لندمارک A Point با استفاده از الف) منحنی DET ب) منحنی ROC

ب) همان داده ها توسط منحنی ROC نمایش داده می شوند. همانطور که از مقایسه ی دو شکل مذکور قابل دریافت است، منحنی های DET تقریبا خطی بوده، راحت تر می توان گسترش آنها را مشاهده کرد و با هم مقایسه نمود.

بر روی نمودار DET، می توان از ترکیب وزن دار نرخ تشخیص های نادرست (FP) و نرخ اشياء تشخیص داده نشده (FN) به عنوان تابع هزینه استفاده نمود. می توان نقاطی را بر روی نمودار تعیین کرد که تابع آن کمترین هزینه را اختیار کرده است. این نقاط در شکل (۲-۲) با علامت های ° نشان داده شده اند.

۲-۳ یادگیری ماشین^{۴۶}

تعیین تمام رفتارها و هوش لازم برای حل مسائل پیچیده، عموما کاری بس دشوار و نشدنی است. بنابراین، بهتر آن است که الگوریتمی برای یادگیری ماشین پیاده سازی کنیم که سیستم به وسیله ی آن بتواند رفتار های لازم را یاد بگیرد. یکی از اهداف یادگیری ماشین، برنامه ریزی برای کامپیوتر ها

به گونه ای است که با دادن داده های اولیه به آنها، قادر به حل مسایل شوند. از نظر مفهومی یادگیری ماشین را می توان جستجویی در نظر گرفت که توسط لایه هایی مثل توابع خطی، معرف های منطقی، درختان تصمیم و شبکه های عصبی انجام می شود. یادگیری ماشین شاخه ای از هوش مصنوعی است که با احتمالات همپوشانی دارد. یکی از شیوه های یادگیری ماشین ، یادگیری از طریق مجموعه ای از داده هاست. در حقیقت، هدف از این کار استفاده از دانش کسب شده از طریق داده های آموزشی در شناسایی نمونه های ناشناخته است.

۲-۳-۱ انواع مختلف یادگیری

روش های یادگیری بر اساس داده ها را می توان به دو دسته تقسیم نمود: روش های آگاهانه و روش های نا آگاهانه. در ادامه تعریفی خلاصه از هر یک از این انواع ارائه می شود.

الف) یادگیری آگاهانه

این روش رایج ترین روش یادگیری است. در این نوع یادگیری داده های آموزشی به سیستم داده می شوند. این داده ها شامل ورودی و خروجی مورد انتظار از سیستم است. سیستم باید مجموعه قوانین و دانشی را بسازد که بعدا توسط آنها بتواند خروجی مورد نظر را برای داده های ناشناخته (ورودی های تست) تشخیص دهد.

ب) یادگیری نا آگاهانه

این روش یادگیری، معمولا به الگوریتم های آنالیز خوشه بندی [۵۹]^{۴۷} مربوط می شود. مهمترین تفاوت آن با روش یادگیری آگاهانه این است که از ابتدا هیچ خروجی مورد انتظاری برای ورودی ها برای سیستم تعیین نشده است.

^{۴۷} Cluster analysis

برای هر دو نوع الگوریتم آگاهانه و ناآگاهانه هدف ما یادگیری تابع $y=f(x)$ است که در آن x ورودی و y خروجی است. در یادگیری آگاهانه مجموعه‌ی زوج‌های (x,y) از پیش به سیستم داده می‌شود در حالی که، در یادگیری ناآگاهانه فقط مجموعه‌ای از x ها به سیستم داده می‌شود.

۲-۳-۲ تقریب خطا

هدف از آموزش تشخیص دهنده یا دسته بندی کننده با مجموعه‌ای از نمونه‌ها این است که در نهایت بتواند برای داده‌های ورودی جدید پیش بینی درستی ارائه دهد. رایج ترین نحوه‌ی اندازه گیری کارایی چنین سیستمی، تعیین نرخ خطای دسته بندی کننده است. این در حالی است که، برای سنجش دقیقتر سیستم باید خطای واقعی سیستم را بسنجیم. خطای واقعی زمانی محاسبه می‌شود که مجموعه‌ی بزرگی از نمونه‌های جدید را به سیستم داده و نتایج را بررسی کنیم. هنگامی که تعداد نمونه‌ها برای تست سیستم افزایش می‌یابد، نرخ خطا، تقریب بهتری از خطای واقعی سیستم خواهد بود. در حالی که در بسیاری از کاربردهای دنیای واقعی، تعداد نمونه‌ها معمولاً کم است. بنابراین، زمانی که تنها مجموعه‌ی محدودی از نمونه‌ها را داشته باشیم، چگونه می‌توانیم خطای واقعی را محاسبه کنیم؟

وقتی تعداد نمونه‌ها کم باشد، روش رایجی که برای آموزش به کار می‌رود، تقسیم داده‌ها به گروه‌هایی با اندازه کوچک‌تر است. مجموعه‌ی نمونه‌ها را همچنان مجموعه داده می‌نامیم. مجموعه‌ای از نمونه‌ها که برای آموزش به کار می‌رود را داده‌های آموزش و مجموعه‌ای از نمونه‌ها که برای تست و تعیین کارایی سیستم به کار می‌رود را داده‌های تست می‌نامیم. این امر حائز اهمیت است که داده‌های انتخاب شده برای هر گروه به صورت تصادفی، از مجموعه نمونه‌های اولیه انتخاب شده باشند. داده‌های آموزش، مجموعه‌ای از نمونه‌هایی است که برای یادگیری مدل در فرآیند آموزش استفاده می‌شود. داده‌های تست مجموعه‌ای از نمونه‌هایی است که برای سنجش کارایی سیستم به کار می‌رود. منظور از این کارایی، میزان جامعیت مدل نهایی است که در فرآیند آموزش ساخته می‌شود. حال

این سوال مطرح است که اندازه ی گروه های تست و آموزش باید چقدر باشد و نمونه ها چگونه تقسیم شوند. در ادامه شرحی مختصر از روش های رایج، جهت پیش بینی میزان خطای سیستم زمانی که تعداد نمونه ها کم است را بیان می کنیم. مقادیر خطای پیش بینی شده، به عنوان ابزاری جهت مقایسه بین کارایی روش های مختلف یادگیری مسئله ی مورد نظر، به کار می روند.

الف) جدا کردن مجموعه نمونه ها به دو دسته آموزش و تست^{۴۸}

معمولا از این روش زمانی که تعداد نمونه ها زیاد است، استفاده می شود. برای آن که نمونه ی کافی برای آموزش وجود داشته باشد، مجموعه آموزش را بزرگ تر در نظر می گیرند. برای مثال ممکن است مجموعه آموزش دو سوم نمونه ها و مجموعه تست یک سوم آنها را شامل شود .

ب) بیرون نگه داشتن یک نمونه^{۴۹}

در این روش یکی از نمونه ها بیرون نگه داشته شده و سیستم با بقیه نمونه ها آموزش داده می شود. این فرآیند n بار تکرار شده که n تعداد کل نمونه ها می باشد. این فرآیند امکان تست هر کدام از نمونه ها را به وسیله ی آموزش سایر $n-1$ نمونه فراهم می آورد. این فرآیند تقریب خوبی از خطای واقعی را به دست می دهد؛ اگر چه از نظر محاسباتی بسیار پر حجم است، زیرا n بار تکرار می شود. روشی با محاسبات کمتر این است که داده ها را به k دسته تقسیم نماییم. در این روش داده ها به صورت تصادفی به k دسته تقسیم می شوند. سپس، فرآیند آموزش و تست، k بار بر روی این مجموعه ها انجام می شود. از امتیازات استفاده از این تکنیک می توان به استفاده از همه ی نمونه های موجود در تست اشاره کرد. همچنین، تعداد زیادی نمونه نیز برای آموزش باقی می ماند.

^{۴۸} Hold out

^{۴۹} Cross validation , Leave One Out

۲-۴ ویژگی ها^{۵۰}

انتخاب ویژگی ها و تطابق آنها دو موضوع بسیار مهم برای بسیاری از کاربرد های بینایی ماشین است. این تشخیص شامل یافتن محل ها یا نقاطی^{۵۱} است که سیستم باید بر روی آنها فعالیت نماید. منظور از تطابق، پیدا کردن ارتباط بین ویژگی ها در تصاویر مختلف است.

استفاده از پیکسل های خام^{۵۲} به عنوان ویژگی در بینایی ماشین به ندرت اتفاق می افتد. اما، ویژگی های استخراج شده از این پیکسل ها بسیار پرکاربردند. ویژگی های مذکور، نمایشی مفهومی از تصاویر بوده و معمولاً پایدار ترند. همچنین، پردازش آن ها ساده تر از پیکسل های خام می باشد.

ویژگی های تصویر را می توان با استفاده از ویژگی های مختلفی مثل شکل، بافت و رنگ و استخراج کرد. ویژگی انتخابی به مشخصات درونی تصویر و کاربرد آن بستگی دارد. برای مثال ویژگی شکل برای تعریف مناظری با ساختارهای مختلف مناسب است ولی برای تعریف موی سر بهتر است از ویژگی بافت^{۵۳} استفاده شود.

تطابق ویژگی ها در حقیقت یافتن ارتباط بین این ویژگی هاست. برخی از روش ها، این ارتباط را با مقایسه ی شباهت خود ویژگی ها با هم پیدا می کنند. در حال حاضر تحقیقات در این زمینه بیشتر حول محور یافتن روش هایی برای تطابق پایدار بین این ویژگی ها با وجود تغییرات ظاهری و محلی نامنظم می باشد. همچنین این تحقیقات به بررسی نحوه های برخورد با ابهامات^{۵۴} موجود در تطابق ویژگی های محلی می پردازند.

^{۵۰} Features

^{۵۱} Interest Regions or Points

^{۵۲} Raw Pixels

^{۵۳} Texture

^{۵۴} Ambiguity

۲-۴-۱ ویژگی های سراسری و محلی

ویژگی ها می توانند محلی یا سراسری باشند. ویژگی های سراسری تمامی تصویر یا قسمت بزرگی از آن را شامل می شوند. آنها به میزان قابل ملاحظه ای، برای تعریف تمام تصویر متمایز کننده هستند؛ این ویژگی های سراسری نسبت به پیش زمینه های درهم ریخته، همپوشانی تصاویر و تغییرات پایدار نیستند. ویژگی های محلی را در مقایسه با نوع سراسری آن راحت تر می توان استخراج نمود؛ زیرا نسبت به نویز، همپوشانی و پیش زمینه های درهم ریخته پایدارتر می باشند. متأسفانه، به علت محدود بودن فضای ویژگی های محلی، ابهاماتی در هنگام تطابق آنها به وجود می آید. یکی از علل این ابهامات عدم وجود محتوای^{۵۵} کافی است. بدین منظور، باید از روش هایی جهت رفع ابهامات کمک گرفت.

الف) ویژگیهای سراسری

در گذشته، برخی از کاربردهای اولیه بینایی ماشین از همان مقادیر سطح خاکستری تصاویر به طور مستقیم استفاده می کردند. که در آن ها تشابه بین دو تصویر با مقایسه ی مستقیم فاصله ی بین مقادیر پیکسل های هر دو تصویر انجام می گرفت. برای مثال، میزان همبستگی تصاویر^{۵۶} را با فاصله ی اقلیدسی بین دو تصویر محاسبه می کردند. در این نوع کاربرد نیاز است که تصاویر دارای پیش زمینه ی ساده ای باشند. بدین معنی که همه ی اشیاء به درستی قرار گرفته باشند و با هم برخورد یا همپوشانی نداشته باشند و ظاهر آنها بدون تغییر باشد. ایجاد شرایط مذکور، به ویژه در تشخیص اشیایی با اشکال و ظواهر مختلف، عملاً غیر ممکن است. روش های سراسری تطابق را عموماً می توان جهت تشخیص همان شیء با شرایط نمایش یکسان استفاده نمود. برای افزایش کارایی و پایداری آنها نسبت به تغییرات تصاویر می توان از روش های تشخیص آماری استفاده کرد.

^{۵۵} Context

^{۵۶} Image Correlation

ب) ویژگی های محلی

ویژگی های محلی امتیازات زیادی دارند. اولاً، آنها نسبت به تغییرات سراسری پایدار هستند. ثانیاً، نسبت به وجود همپوشانی و پیش زمینه درهم ریخته نیز پایدارند. ثالثاً، می توان از روابط مکانی آنها بهره برداری نمود.

کارایی ویژگی های محلی را می توان با عواملی چون تکرارپذیری^{۵۷}، قابلیت تشخیص^{۵۸}، تمایز^{۵۹} و پایداری^{۶۰} سنجید. تکرارپذیری، یعنی اینکه بتوان ویژگی را به صورت مکرر در دو تصویر مختلفی که از یک منظره در شرایط گوناگون گرفته شده است تشخیص داد. قابلیت تشخیص، نسبت بین ویژگی های تشخیص داده شده و همه ی ویژگی های قابل تشخیص در تصویر است. میزان تمایز، تشابه بین یک ویژگی تشخیص داده شده و سایر ویژگی ها را محاسبه کرده تا تعیین کند که چقدر ابهام در تشخیص وجود دارد. پایداری، ثبات تشخیص دهنده را در هنگام تغییر نور و همچنین تغییر شکل های مکانی بررسی می کند.

ویژگی های محلی به دو دسته مبتنی بر روشنایی^{۶۱} و مبتنی بر ساختار^{۶۲} تقسیم می شود. تشخیص دهنده های مبتنی بر سطوح تصویر به بررسی الگو های سطوح محلی تصویر (برای مثال سطح خاکستری) پرداخته تا الگو هایی را بیابند که متمایز کننده باشد یا برای آن ناحیه بسیار پایدار باشد. تشخیص دهنده های مبتنی بر ساختار به تشخیص ساختار های تصویر مثل لبه ها، خطوط و ... میپردازند. ساختارهای مذکور بعداً در دو بعد آنالیز شده تا زوایا، برجستگی ها و ... را بیابند یا بیضی و دایره ای بر روی آنها منطبق شود که نواحی را بتوان با آنها تعریف نمود.

repeatability^{۵۷}

detectability^{۵۸}

distinctiveness^{۵۹}

robustness^{۶۰}

Intensity based^{۶۱}

Structure based^{۶۲}

۵-۲ هیستوگرامهای گرادیان جهتی^{۶۳}

هیستوگرام های گرادیان جهتی [۶] ، مجموعه ای از ویژگی ها هستند که برای تشخیص پایدار اشیاء به کار می روند. ویژگی های HOG برای تشخیص انسان در تصاویر به کار گرفته شد [۶]. در آن تحقیق معرف های^{۶۴} لبه ای و مبتنی بر گرادیان مطرح شده در گذشته را مرور شده و به صورت تجربی نشان داده شد که شبکه هایی از HOG، کارایی بهتری را در بین ویژگی های موجود برای تشخیص انسان در تصاویر، از خود نشان می دهند. آنها تاثیر هر مرحله از محاسبات ویژگی را بر روی کارایی سیستم بررسی کرده و نتیجه گرفتند که محاسبه ی گرادیان هایی با مقیاس کم، دسته بندی جهتی ریز، دسته بندی مکانی نسبتا بزرگ و بهبود کنتراست تصویر در بلوک های همپوشانی شده، همگی برای گرفتن نتایج خوب لازم است.

در این روش یک پنجره ی تشخیص که شامل مجموعه ای از سلول هاست بر روی تصویر حرکت می کند. هر سلول شامل یک هیستوگرام محلی از گروه های جهتی^{۶۵} است. در هر پیکسل، بردار گرادیان تصویر محاسبه می شود. این بردار گرادیان بر اساس جهت خود، در دسته جهتی خاصی قرار می گیرد به طوری که وزن آن جهت زاویه ای در آن دسته، برابر اندازه ی بردار گرادیان است. دسته بندی و شمارش در هر سلول انجام می شود. سلول ها در داخل بلوک هایی قرار می گیرند و فرآیند نرمال سازی بر روی هر بلوک انجام می شود تا تاثیرات تغییر نور در بلوک ها را کاهش دهد. در نهایت هیستوگرام های نرمال شده ی همه ی بلوک ها در یک بردار به صورت خطی قرار می گیرند تا بردار ویژگی در سطح پنجره برای یادگیری به وجود آید. از درون یابی خطی و مکانی و در برخی از موارد فیلتر گوسی بر روی بلوک برای کاهش نویز ها استفاده شده است. این بلوک ها از نظر مکانی به گونه

Histograms of Oriented Gradients (HOG) ^{۶۳}

Descriptors ^{۶۴}

Orientation Bins ^{۶۵}

ای همپوشانی دارند که هر سلول در چندین بلوک مختلف نرمال سازی می شود و این موضوع باعث افزایش کارایی سیستم می شود.

از آنجایی که ویژگی های HOG در برابر انتقالات هم‌ریشه^{۶۶} و تغییرات نوری، پایدار هستند، کاربرد های بسیاری را در زمینه های مختلف تشخیص اشیاء دارند [۳۲][۶۰][۶۱].

۲-۵-۱ پارامتر های HOG

الف) بهبود کیفیت تصویر

در ساخت ویژگی های HOG بسیاری از اطلاعات موجود در تصویر بخاطر وجود لبه ها و خطوط غیر منتظره ریز است [۶] و هر نوع یکنواخت سازی روی تصویر قبل از محاسبه ی گرادیان می تواند به نتایج HOG آسیب رساند. بجای این کار، باید گرادیان را در ریزترین مقیاس در لایه ی موجود محاسبه کرده و از آن برای محاسبه ی آراء استفاده کرد. سپس، هموار سازی انجام گیرد.

ب) محاسبه ی گرادیان

برای محاسبه ی گرادیان از روشهای مختلفی شامل مشتقات نقطه ای یک بعدی (بدون مرکز [۱;-۱;۱]^{۶۷}، مرکزی [۱;۰;۱]^{۶۸} و تصحیح شده ی مکعبی [۱;۸;۰;۸;-۱]^{۶۹}) همچنین از عملگر

Sobel و ماسک های قطری 2×2 ، $\begin{pmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$ ، $\begin{pmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{pmatrix}$ می توان استفاده کرد.

برای تشخیص انسان در تصاویر توسط HOG، ماسک های ساده ی یک بعدی [۱;۰;۱] بدون هموارسازی بهترین نتیجه را دادند [۶]. با استفاده از این ماسک، گرادیان تصویر در راستای x و y محاسبه می شود. استفاده از ماسک های بزرگتر باعث کاهش کارایی می شود. بنابراین با اعمال این

^{۶۶} Affine transformation

^{۶۷} Un-centered

^{۶۸} centered

^{۶۹} Cubic corrected

ماسک ساده ی یک بعدی، گرادیان تصویر را می توان با معادله (۴-۲) نشان داد که در آن $g_x(x, y)$ و $g_y(x, y)$ به ترتیب، بیانگر اجرای x و y گرادیان تصویر هستند.

$$\begin{aligned} g_x(x, y) &= I(x + 1, y) - I(x - 1, y) \quad \forall x, y \\ g_y(x, y) &= I(x, y + 1) - I(x, y - 1) \quad \forall x, y \end{aligned} \quad (4-2)$$

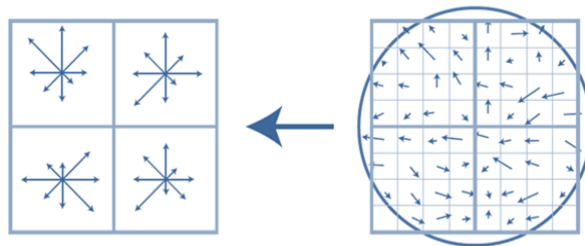
پ) دسته بندی جهتی و مکانی

پس از محاسبه ی گرادیان، مرحله ی بعد که اساس غیر خطی توصیف کننده^{۷۰} نامیده شده [۶]، اجرا می شود. برای هر پیکسل، اندازه - $m(x, y)$ - و جهت گرادیان - $\theta(x, y)$ - به وسیله ی معادلات (۵-۲) محاسبه می شود:

$$\begin{aligned} m(x, y) &= \sqrt{g_x(x, y)^2 + g_y(x, y)^2} \\ \theta(x, y) &= \tan^{-1}(g_y(x, y)/g_x(x, y)) \end{aligned} \quad (5-2)$$

بر اساس زاویه ی گرادیان المان متمرکز بر هر پیکسل، یک رای موزون^{۷۱} به بازه ی گرادیان مربوطه افزوده می شود. وزن این رای همان اندازه ی بردار گرادیان المان است. این آراء در نواحی محلی به نام سلول محاسبه می شوند. سلول ها می توانند مستطیلی شکل و یا دایره ای باشند. بازه های جهتی به صورت یکنواخت در ۰ تا ۱۸۰ درجه (برای گرادیان بدون علامت) و ۰ تا ۳۶۰ درجه (برای گرادیان علامت دار) پخش می شوند. این رای تابعی از اندازه گرادیان در محل هر پیکسل است که می تواند خود اندازه ی گرادیان، ریشه ی دوم، یا توان دوم آن و یا مقدار کوتاه شده ای^{۷۲} از اندازه ی گرادیان بوده که میزان وجود یا عدم وجود خط (لبه) در آن پیکسل را نشان می دهد.

descriptor^{۷۰}
Weighted Vote^{۷۱}
clipped^{۷۲}



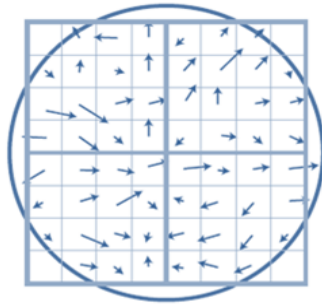
الف) گرادیان های تصویر ب) توصیف کننده

شکل (۳-۲) گرادیان های تصویر و دسته بندی جهت ی و مکانی

این آراء، در بازه های مختلفی از دامنه ی گرادیان محاسبه می شوند و هر یک از جهت ها در یکی از بازه ها قرار می گیرد. برای تشخیص انسان در تصاویر [۶]، بهترین نتیجه با استفاده از مقدار اصلی اندازه بردار گرادیان به دست آمد.

برای کاهش تاثیرات مرزی ای که باعث تغییرات ناگهانی توصیف کننده ها می شوند، مانند انتقال عضویت یک گرادیان جهت ی از یک هیستوگرام به هیستوگرامی دیگر یا از جهت ی به جهت دیگر، از درون یابی استفاده کرده ایم. بدین ترتیب، هر نمونه گرادیان را به دسته های هیستوگرام مجاور پخش می کنیم [۶۲] [۶]. به عبارت دیگر، هر مدخل^{۷۳} جهت ی در بازه ی جهت ی^{۷۴} با وزنی برابر $1-d$ که در آن d فاصله ی بین نمونه از مرکز آن بازه ی جهت ی است ضرب می شود.

entry^{۷۳}
Orientation bin^{۷۴}



شکل (۴-۲) اعمال یک پنجره ی گوسی به هر پیکسل قبل از محاسبه ی آراء گرادیان جهتی در سلول ها

برای داشتن کارایی خوب، انتخاب بازه های کوچک حیاتی است [۶]؛ درحالی که دسته بندی مکانی می تواند بزرگ باشد. بهترین نتیجه برای تشخیص انسان با استفاده از ۹ بازه حاصل شد [۶]. بازه های مذکور، زاویه های توزیع شده بین ۰ تا ۱۸۰ درجه بودند. به عبارت دیگر، علامت گرادیان در نظر گرفته نشده بود. در نظر گرفتن علامت گرادیان (یعنی بازه ی جهتی ۰ تا ۳۶۰ درجه مثل آنچه در ویژگی SIFT [۶۳] استفاده شده است) باعث کاهش کارایی ویژگی HOG می شود؛ حتی اگر جهت ثابت نگه داشتن اندازه ی بازه ها، تعداد بازه ها دو برابر شود.

ت) نرمال سازی و بلوک های توصیف کننده

به علت تغییر شرایط نور و کنتراست بین شی و پس زمینه، شدت گرادیان بر روی محدوده وسیعی تغییر می کند. روش های مختلفی را می توان برای نرمال سازی محلی کانتراست در این مورد به کار گرفت [۶]. اکثر روش ها بر مبنای گروه بندی سلول ها در بلوک های مکانی و نرمال کردن کانتراست هر بلوک به صورت مجزا است. توصیف کننده ی نهایی، برداری متشکل از تمامی سلول های نرمال شده در بلوک ها بوده که در پنجره ی تشخیص قرار دارند. در حقیقت، در بسیاری از روش ها، انتخاب بلوک ها به گونه ای است که با هم همپوشانی داشته باشند. بنابراین، مقدار هر سلول در نرمال سازی هریک از بلوک های مجاور، در چندین جزء بردار نهایی تاثیر داشته است. اگرچه ممکن است داده ها

تکراری به نظر برسند اما نرمال سازی مناسب حیاتی بوده و این همپوشانی کارایی سیستم را افزایش می دهد.

قبل از شمارش آراء جهتی هر سلول می توان پیکسل های نزدیک به لبه هر بلوک را با استفاده از پنجره گوسی^{۷۵}، هموار کرد [۶۲] [۶]. بدین منظور، از تابع وزن دهنده گوسی با سیگمایی برابر نصف عرض بلوک استفاده شده است تا وزنی را به اندازه گرادیان هر نقطه نسبت دهد. این پنجره در شکل (۴-۲) با دایره ای نمایش داده شده است. هدف از اعمال پنجره گوسی، جلوگیری از تغییرات ناگهانی ایجاد شده در توصیف کننده، در اثر تغییر در محل بلوک و همچنین، کم کردن اثر گرادیان های دورتر از مرکز بلوک ویژگی می باشد.

در نهایت، برای کاهش تاثیر تغییرات نور، بردار توصیف کننده را نرمال می کنیم. بدین منظور، ابتدا آن را به برداری واحد نرمال می کنیم. سپس، تاثیر مقادیر بزرگ گرادیان را با آستانه گیری از درایه های بردار واحد بررسی می کنیم. برای این منظور، هیچ کدام از مقادیر گرادیان نباید از ۰/۲ بیشتر باشند [۶۲] [۶]. سپس، مجددا بردار حاصل را به برداری واحد، نرمال می کنیم. بنابراین، تاثیر گرادیان های بزرگ کمتر شده و توزیع جهتی اهمیت بیشتری می یابد.

ث) پنجره تشخیص^{۷۶} و محتویات^{۷۷} آن

برای تشخیص انسان در تصاویر، پنجره ای با ابعاد 64×128 به کار گرفته شد [۶]. پنجره ی مذکور، حاشیه ای برابر ۱۶ پیکسل، در اطراف شخص موجود در تصویر در نظر می گیرد. آنها اعلام کردند، با این حاشیه اطلاعات مناسبی درباره ی ناحیه ی شامل هدف به دست می آید، که به تشخیص کمک می کند. کوچک کردن حاشیه از ۱۶ به ۸ پیکسل باعث کاهش کارایی شد. همچنین، افزایش اندازه ی

Gaussian Window ^{۷۵}

Detection Window ^{۷۶}

Context ^{۷۷}

شخص بدون تغییر در اندازه ی پنجره نیز باعث کاهش کارایی می شود؛ زیرا، حاشیه مذکور کوچک تر می شود. شایان ذکر است، کاهش کارایی در حالی رخ می دهد که دقت تعریف شخص (رزولوشن تصویر) افزایش یافته است.

۲-۵-۲ کاربردهای HOG در بینایی ماشین

از ترکیب توصیف کننده های مبتنی بر حرکت با توصیف کننده های هیستوگرام های گرادیان جهتی، یک تشخیص دهنده برای انسان های در حال حرکت و ساکن در تصاویر ویدئویی ساخته شد [۳۹] که در آن دوربین و پیش زمینه می توانند در حال حرکت باشد. توصیف کننده های HOG را توسعه داد. در این تحقیق، روشی جهت کد کردن حرکت با استفاده از هیستوگرام های جهتی جریان نوری تفاضلی [۶۴]^{۷۸} معرفی شد.

از HOG برای تشخیص انسان در تصاویر اشعه ایکس نیز استفاده شده است [۶۱]. در تحقیقی دیگر [۶۰]، از ترکیب روش رد کننده های آبشاری^{۷۹} و ویژگی های HOG جهت تشخیص انسان در تصاویر تصاویر استفاده شد. ویژگی های استفاده شده در سیستم آنها، HOG بلوک های با اندازه متغیر بود. با استفاده از AdaBoost برای انتخاب ویژگی ها، آنها مجموعه ی مناسبی از بلوک ها را از میان مجموعه ای بزرگ یافتند و به منظور افزایش سرعت پردازش، از نمایش انتگرالی تصویر [۶۵]^{۸۰} و یک رد کننده ی آبشاری استفاد کردند.

سیستم دیگری [۶۶] جهت تشخیص انسان بر پایه ی نسخه ی پیشرفت داده شده ای از HOG ارائه شد که در آن، ویژگی های HOG، با استفاده از هیستوگرام بلوک های مربعی محاسبه می شوند. آنها مدعی شدند که روش ارائه شده تعادلی بین دوروش است؛ در روش اول [۶]، تعداد بلوک های ویژگی در هر تصویر کم (۱۰۵ عدد در هر تصویر) بوده، ابعاد ثابتی داشته و از نظر محاسباتی کند است.

Differential Optical Flow^{۷۸}
Rejection Cascade^{۷۹}
Integral Image Representation^{۸۰}

روش دوم [۶۰] از تعداد زیادی بلوک (۵۰۳۱) با ابعاد و نسبت های متغیر استفاده کرده و از نظر محاسباتی سریع تر است. با استفاده از AdaBoost برای انتخاب ویژگی های HOG و استفاده از SVM به عنوان دسته بندی کننده ای ضعیف^{۸۱} برای AdaBoost، آنها توانستند یک دسته بندی کننده ی سریع با نرخ تشخیص بسیار عالی برای تشخیص انسان در تصاویر بسازند.

در تحقیقی دیگر [۶۷]، نسخه ی تغییر یافته ای از ویژگی های HOG ارائه شد. در این تحقیق، جهت های گرادینانی به سه مقیاس زاویه ای تقسیم شد که فضای جهت گرادینانی را به ۲۷ جهت غالب تقسیم می کنند. آنها مبحث "جهت زاویه ای غالب"^{۸۲} را در ترکیب با بلوک های HOG برای تشکیل یک مجموعه ویژگی ارائه دادند. از این ویژگی های توسعه داده شده، برای نمایش اطلاعات آماری لبه ها در بلوک هایی به صورت مستطیل یا غیر مستطیل استفاده شد. بنابراین، بلوک ها با جهت های غالبشان مجموعه ویژگی ها را تشکیل می دهند. از روش یادگیری Vector Boosting [۶۸] جهت ساختن تشخیص دهنده ای با ساختار درختی [۶۸] برای تشخیص عابران پیاده از زاوایای دید مختلف^{۸۳} استفاده شد. علاوه بر این، جهت افزایش کارایی سیستم، یک سیستم هرمی بر روی مقیاس های مختلف تصاویر عابرین پیاده اعمال شد.

همچنین، HOG توسعه داده شد [۳۲] تا به طور خودکار ویژگی های فشرده ی محلی و سراسری اشیاء را با استفاده از استخراج ویژگی هایی در نواحی برجسته ضبط نماید. آنها از شباهت ویژگی ها و معیار Fisher [۴۱] برای اندازه گیری قدرت تمایز ویژگی ها استفاده کردند. در نهایت، یک دسته بندی کننده ی Bayesian ساخته شد تا ویژگی های انتخاب شده از هدف و پس زمینه ی اطراف آن را به این دسته بندی کننده آموزش دهند.

Weak Classifier^{۸۱}

Dominated Orientation^{۸۲}

Multi View Pedestrian Detection (MVPD)^{۸۳}

از ترکیب توصیف کننده های مبتنی بر HOG و دسته بندی کننده ی تقویتی [۶۹]^{۸۴} برای ساختن یک تشخیص دهنده ی اشیا با بیشترین کارایی استفاده شد [۷۰]. آنها مجموعه ای از نواحی مستطیلی را در پنجره ی نرمال شده در نظر گرفته و هیستوگرام های جهتی گرادیان را برای چندین قسمت از این نواحی محاسبه کردند. سپس AdaBoost [۷۱] را برای انتخاب ویژگی های هیستوگرام (هیستوگرام های تقویت شده) به کار گرفتند تا تشخیص دهنده ی شیء را آموزش دهند. آنها یادگیرنده ای ضعیف را برای ویژگی های هیستوگرام چند مقداری معرفی کردند، و چگونگی غلبه بر مسئله ی مجموعه های محدود برای آموزش را نشان دادند. همچنین، جنبه های مختلف محاسباتی را بررسی کرده و به آنالیز تعادل بین سرعت و دقت تشخیص دهنده پرداختند.

از HOG برای تشخیص اعداد دستنویس نیز استفاده شده است [۷۲]. آنها هیستوگرام های وزن دار سه اندازه ی مختلف سلول ها را با هم جمع کردند تا هیستوگرام واحدی بسازند. سپس، از هیستوگرام های مذکور، جهت آموزش SVM استفاده کردند. همچنین، تاثیرات پارامترهای مختلف HOG را در کارایی سیستم بررسی کردند. آنها ادعا کردند که با استفاده از ویژگی های بهبود یافته و دسته بندی کننده ای با پیچیدگی های کم (به خصوص یک SVM با کرنل افزایشی^{۸۵}) می توانند نتایجی در حد بهترین نتایج روز داشته باشند.

در تحقیق دیگر، تاثیر تغییر مقیاس تصویر ورودی نسبت به اندازه ی هدف بر روی کارایی سیستم [۷۳] بررسی شد. آزمایشات آنها حول محور این موضوع بود که آیا ویژگی هایی از مقیاس های مختلف می توانند با هم ترکیب شوند تا تشخیص دهنده ای تولید شود که دقت آن از هر کدام از مقیاس ها به تنهایی بیشتر باشد. به عبارت دیگر، هدف بررسی تکراری یا غیر تکراری بودن اطلاعات موجود در مقیاس های مختلف بود.

Boosting Classifier^{۸۴}
Additive Kernel^{۸۵}

الگوریتم دیگری مبتنی بر شناسایی الگو، برای ردیابی و تشخیص اعمال ورزشکاران در یک سیستم جامع تنها با استفاده از اطلاعات تصویری [۷۴] ارائه شد. آنها بیان کردند که ردیابی و تشخیص اعمال می توانند در یک سیستم ترکیب شوند؛ به طوری که، ردیابی به تشخیص کمک کند و برعکس، تشخیص عمل به ردیابی کمک نماید. علاوه بر این، آنها روشی را برای نمایش ورزشکاران توسط ویژگی های PCA-HOG ارائه دادند. برای محاسبه ی ویژگی های مذکور، ابتدا ویژگی های HOG از روی تصاویر ورزشکاران ساخته شده و سپس، با استفاده از PCA^{۸۶} به یک فضای خطی نگاشت می شوند. نتایج خوب روش استفاده شده در تشخیص ورزشکاران هاکی و فوتبال کارایی سیستم را نشان می دهد.

ویژگی های HOG همچنین بر روی پردازنده های گرافیکی (GPU) نیز پیاده سازی شده اند تا افزایش سرعتی توانی^{۸۷} را نسبت به پیاده سازی ها بر روی CPU به همراه داشته باشند [۷۶][۷۷][۷۸][۷۹].

۶-۲ SVM

SVM یک روش یادگیری آگاهانه است که توابعی را برای نگاشت ورودی به خروجی از یک مجموعه ی داده ی آموزش برچسب گذاری شده تولید می کند. تابع نگاشت می تواند یک تابع دسته بندی بوده، یعنی گروه ورودی را مشخص کند، یا یک تابع رگرسیون باشد. برای دسته بندی کردن معمولاً از کرنل های غیر خطی استفاده می شود تا داده های ورودی را به یک فضای مشخص با ابعاد بیشتر نگاشت کند. بعد از آن فرا صفحه هایی به عنوان بیشترین حاشیه^{۸۸} تشکیل می شوند. در نتیجه، مدل تولید شده فقط به زیر مجموعه ای از داده ها که در نزدیکی مرزها قرار دارند وابسته می شود.

علاوه بر پایه و اساس ریاضیاتی این روش در تئوری یادگیری آماری، SVM ها کارایی های بسیار خوبی را از خود در کاربرد های دنیای واقعی نشان داده اند. از جمله ی این کاربردها می توان به زمینه

Principal Component Analysis^{۸۶}

Exponential^{۸۷}

Maximum Margin Hyper Planes^{۸۸}

های بیوانفورماتیک، متن کاوی، تشخیص چهره و پردازش تصویر اشاره کرد. این موفقیت ها SVM را به عنوان ابزاری به روز برای یادگیری ماشین و داده کاوی تبدیل کرده که قابلیت رقابت با تکنیک های محاسبات نرمی چون شبکه های عصبی و سیستم های فازی را دارد.

قابل توجه است که به علت تاریخچه ی ریاضیاتی قوی SVM ها، آنها به سرعت در ابتدای پیدایشان مورد استفاده قرار نگرفتند. این عدم توجه به علت وجود این باوردر انجمن های یادگیری ماشین یا آمار بود که علیرغم جذابیت های تئوری SVM، آنها برای کاربردهای عملی مناسب نیستند. SVM ها تنها زمانی جدی گرفته شدند که نتایج خوبی را در آزمایشات استاندارد های عملی یادگیری در زمینه های تشخیص اعداد، بینایی ماشین و گروه بندی متون از خود نشان دادند. امروزه، SVM ها نتایج بهتری (یا نتایج قابل مقایسه ای) را با شبکه های عصبی و سایر مدل ها آماری از خود نشان می دهند.

فرآیند یادگیری در SVM به شرح زیر است: یک سری ارتباطات غیر خطی و ناشناخته بین بردار ورودی x با ابعاد زیاد و عدد خروجی y (یا بردار خروجی y در شرایطی که از SVM برای دسته بندی چند کلاس استفاده می شود) وجود دارد. هیچ اطلاعاتی در باره ی توابع احتمالاتی در دسترس نیست. تنها اطلاعات موجود، مجموعه داده ای است که برای آموزش به کار می رود. این مجموعه را می توان با معادله (۶-۲) نشان داد که در آن برابر تعداد جفت های داده های آموزش است. بنابراین، با اندازه ی مجموعه داده های آموزش برابر خواهد بود.

$$D = \{(x_i, y_i) \in X \times Y\}, i = 1, \dots, l \quad (6-2)$$

اغلب y_i را با d_i نشان می دهند که d در آن بیانگر مقدار خروجی مورد نظر است. بنابراین، SVM به مجموعه ی روش های یادگیری آگاهانه تعلق دارد.

در ساده ترین مباحث تشخیص الگو، SVM از یک فرا صفحه ی جداکننده ی خطی استفاده کرده و یک دسته بندی کننده با بیشترین حاشیه را می سازد. برای انجام چنین کاری، مسئله ی یادگیری

برای SVM به یک مسئله ی بهینه سازی غیر خطی تبدیل می شود. در این مرحله، تابع هزینه از درجه دو بوده و محدودیت ها خطی هستند (به عبارت دیگر باید یک مسئله ی quadratic programming حل شود). در مواردی که نمی توان مسئله را در فضای اصلی ورودی ها حل نمود، ابتدا SVM یک انتقال غیر خطی انجام داده و فضای داده های ورودی را به فضایی با ابعاد بیشتر تبدیل می کند. این انتقال می تواند توسط نگاشتهای غیر خطی مختلفی از جمله چندجمله ای ها، نگاشتهای RBF که تابع پایه ی آنها توابعی مثل تابع گوسی هستند و ... استفاده کرد. بعد از انجام این مرحله انتقال غیر خطی، وظیفه ی SVM یافتن یک فرا صفحه جدا کننده ی بهینه در فضای جدید است.

بنابراین، می توان SVM را به عنوان یک دسته بندی کننده ی دودویی دید که در جستجوی یک فراصفحه ی بهینه به عنوان تابع تصمیم گیری در فضایی با ابعاد زیاد است [۸۰][۸۱][۸۲][۸۳]. فرض کنیم که L نقطه برای آموزش داریم، که هر نقطه ی ورودی x_i دارای D درایه است. به عبارت دیگر یعنی دارای D بعد است. فرض کنیم این ورودی، عضو یکی از دو کلاس $+1$ یا -1 است. پس داده های آموزش را می توان به شکل معادله (۷-۲) تعریف کرد.

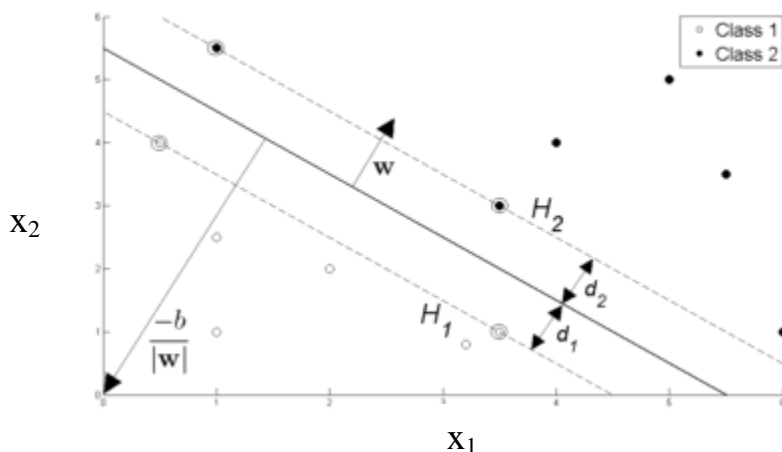
$$\{x_i, y_i\} \quad i = 1 \dots L, y_i \in \{-1, 1\}, x \in R^D \quad (7-2)$$

در اینجا فرض را بر این می گذاریم که داده ها را می توان به صورت خطی از هم جدا کرد. یعنی وقتی D برابر ۲ است می توانیم خطی بر روی نمودار x_1 در برابر x_2 رسم کنیم و دو کلاس را از هم جدا کنیم. همچنین، می توانیم فرا صفحه ای بر روی نمودار $x_D \dots x_2, x_1$ برای D های بزرگ تر از ۲ رسم کنیم. این فراصفحه را می توان با معادله (۸-۲) نشان داد.

$$w \cdot x + b = 0 \quad (8-2)$$

که در آن w : خط ناظم بر فراصفحه است.

$$\frac{b}{\|w\|} \text{ فاصله ی فرا صفحه تا مرکز است.}$$



شکل (۵-۲) صفحه ی جدا کننده ی دو کلاسی که به صورت خطی جدایی پذیرند .

بردار های حایل^{۸۹} نمونه های نزدیک به صفحه ی جداکننده هستند و هدف از تعیین موقعیت این فرا صفحه به صورتی است که در حد امکان از نزدیک ترین اعضای هر دو کلاس دورتر باشند. همچنین این متدولوژی برای جداسازی داده هایی که به صورت خطی قابل جداسازی نیستند توسعه داده شد.

در میان همه ی توابع کرنل برای نگاشت داده ها در SVM، RBF گوسی^{۹۰} رایج ترین انتخاب است، رجوع شود به (۹-۲) که در آن پارامتری است که توسط کاربر تعیین می شود. در کنار γ یک هزینه خطا C وجود دارد که تعادلی بین خطا و حاشیه سخت^{۹۱} ایجاد می کند. یک مقدار بهینه برای C مقداری است که یک حاشیه ی نرم ایجاد کرده در صورتی که اجازه ی تعدادی خطا در دسته بندی را هم می دهد.

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2), \gamma > 0 \quad (۹-۲)$$

Support Vectors^{۸۹}
 Gaussian Radial Basis Function(RBF)^{۹۰}
 Rigid Margin^{۹۱}

۷-۲ تشخیص اتوماتیک لندمارک های سفالومتری

سفالومتری، اندازه گیری علمی ابعاد جمجمه بر روی تصاویر اشعه ایکس است. سیستم مذکور، معمولاً مبتنی بر مجموعه ای از نقاط از پیش تعیین شده ای است که به آنها لندمارک های سفالومتری گویند. اندازه گیری ها و آنالیز های پارامتر های خطی و زاویه ای مختلف را می توان بعد از تشخیص محل این لندمارک ها انجام داد. امروزه، نرم افزار های کامپیوتری ای وجود دارند که می توانند آنالیز ها را بر روی تصویر، بعد از پیدا کردن محل لندمارک به صورت دستی با کمک کاربر انجام دهند. تعیین این لندمارک ها به صورت دستی کاری خسته کننده و وقت گیر بوده و در حدود ۱۰ تا ۲۰ دقیقه برای یک متخصص به طول می انجامد. تشخیص محل لندمارک به صورت کامپیوتری، قدمی در جهت کاهش مشکلات مذکور است. تعداد لندمارک های تعریف شده زیاد است. مجموعه ای شامل ۲۰ تا ۳۰ لندمارک تعریف شده [۳] که شامل پر استفاده ترین لندمارک ها برای ارتودنטיست ها می باشد. تعاریف لندمارک های استفاده شده در این تحقیق در بخش ۳-۳ تعریف شده اند.

۷-۲-۱ تحقیقات انجام شده در زمینه ی تشخیص لندمارک های سفالومتری

در گذشته تلاش های زیادی برای تشخیص اتوماتیک لندمارک ها و آنالیز سفالوگرام ها انجام شده است. هدف از این روش ها کاهش زمان لازم برای انجام آنالیز و همچنین، افزایش دقت تشخیص لندمارک ها و کاهش خطا های پزشک بوده است.

الف) روش های سنتی بینایی ماشین

از جمله روش های سنتی برای تشخیص لندمارک ها، روش های مبتنی بر پایگاه داده ای بودند که لندمارک ها را بر روی خطوط مرتبط شناسایی می کردند [۸۷][۸۶][۸۵][۸۴]. پیگیری محیط منحنی ها نیز برای یافتن منحنی های جمجمه ای استفاده شده است [۸۸]. روش های دنبال کردن خطوط بعد از مشخص کردن نواحی با استفاده از PCNN نیز به کار گرفته شده اند [۸۹]. همه ی

روش های مبتنی بر دنبال کردن خطوط، که به الگوریتم های دستی^{۹۲} [۹۰] معروف اند، بستگی به کیفیت تصاویر اشعه ایکس داشته و نتایج خوبی را تنها برای لندمارک هایی که روی لبه ها یا نزدیک آنها باشند به دست می دهند.

ب) مدل های ریاضیاتی یا آماری

مدل های ریاضی یا آماری اغلب برای محدود کردن ناحیه مورد بررسی در تصویر استفاده شده اند. تطابق قسمتی از تصویر بر حسب مورفولوژی ریاضی سطح خاکستری^{۹۳} [۹۱] [۹۲]، استفاده از مدل مبتنی بر اشکال تغییر پذیر فعال^{۹۴} [۹۳] و به کارگیری طیف سنجی مکانی [۹۴] از جمله فعالیت ها در این زمینه است.

پ) محاسبات نرم^{۹۵}

برخی از محققان در زمینه تشخیص محل لندمارک ها از شبکه های عصبی، الگوریتم ژنتیک و سیستم های فازی استفاده کرده اند. ترکیب شبکه های عصبی و الگوریتم ژنتیک [۹۵] [۹۵]، به کارگیری ترکیب شبکه های عصبی و سیستم های فازی [۹۷]، استفاده از SVM در کنار PPEP^{۹۶} [۹۸] و ترکیب روش های تطابق الگو و تصمیم گیری فازی [۹۹] از نمونه کارهای انجام شده در این زمینه است.

Handcrafted Algorithms^{۹۲}
gray-scale mathematical morphology^{۹۳}
Active Shape Models^{۹۴}
Soft Computing^{۹۵}
Projected Principal-Edge Distribution^{۹۶}

ت) روش های ترکیبی

اخیراً، محققان از ترکیب روش های مختلف بالا استفاده می کنند. مثلاً در تحقیقی [۱۰۰] [۱۰۱] هر تصویر آموزش به ۱۰ قسمت تقسیم شده و برای هر قسمت از PCA^{۹۷} استفاده شده تا شکل و آمار پروفایل سطح خاکستری را مشخص نماید. روشی مبتنی بر PLSR^{۹۸} نیز معرفی شده [۱۰۲] که رابطه ی بین مختصات نقاط انتخاب شده بر روی تصاویر اشعه ایکس و محل واقعی لندمارک را محاسبه می کند. در تحقیقی دیگر [۱۰۴] [۱۰۳]، شبکه های عصبی سلولی^{۹۹} (CNN) برای مشخص کردن محل لندمارک ها استفاده شده است. در این تحقیق، تشخیص هر لندمارک توسط یک الگوی CNN مناسب انجام می شد و در نهایت از الگوریتم مختص هر لندمارک برای تعیین محل دقیق آن استفاده می شد. از روش های دنبال کردن لبه و روش های تطابق مبتنی بر هیستوگرام برای یافتن محل دقیق لندمارک نیز استفاده شده است [۲]. در این تحقیق محل اولیه ی هر لندمارک بر اساس تشابهات بین ساختار آناتومی انسان پیش بینی می شد. شکل تغییر یافته ای از ASM^{۱۰۰} نیز برای تشخیص محل لندمارک ها به کار گرفته شد [۲] [۱۰۵]. آنها مختصات اولیه ی لندمارک ها را توسط شبکه های عصبی LVQ^{۱۰۱} برای هر تصویر محاسبه کرده و از ASM برای تعیین محل دقیق لندمارک ها استفاده می کردند. در تحقیقی دیگر [۱۰۶]، بر اساس ویژگی های استخراج شده از پروفایل صورت، نقاطی بر روی یک تصویر مرجع ثبت می شوند. سپس، با کمک یک الگوریتم این نقاط نگاشت می شوند. از ترکیب روش های تشخیص لبه و شبکه های عصبی برای تشخیص مختصات لندمارک ها نیز استفاده شده است [۱۰۷]. در این تحقیق اندازه ی مجمله، چرخش و انتقال آن توسط چند نقطه ی ویژگی مدل می شود. پس از آن، از یک ASM تغییر یافته برای تعیین

Principle Component Analysis^{۹۷}

Partial Least Square^{۹۸}

Cellular Neural Networks^{۹۹}

Active Shape Model^{۱۰۰}

Leaner Vector Quantization^{۱۰۱}

محل دقیق لندمارک ها استفاده می شود. از روش عمومی جستجوی الگو نیز برای پیدا کردن موقعیت اولیه لندمارک ها استفاده شد [۱۰۸]. آنها در جستجوی محدودتری، از ترکیب بهترین لبه ها و نواحی برای موقعیت یابی نهایی استفاده کردند.

۲-۷-۲ مروری جامع بر روش های تعیین محل لندمارک های سفالومتری

Menton و Sella لندمارک اتوماتیک تشخیص روش های تشخیص اتوماتیک لندمارک Sella و Menton [۱۰۹]: به بررسی روش های تشخیص اتوماتیک لندمارک Sella و Menton پرداختند. آنها از سیستم پردازش تصویر CLIP4 [۱۱۰] در مطالعات خود استفاده کردند. نتایج به دست آمده از تحقیقات خود را بر روی ۲۳ رادیوگرام با نتایج حاصل از روش های سنتی تشخیص لندمارک مقایسه نمودند.

Hussain et al [۱۱۱]: یکی از قدیمی ترین روشهای کامپیوتری تشخیص لندمارک را ارائه داد که سیستمی مبتنی بر یک پایگاه داده اولیه بود.

Levy-Mandel et al [۸۴]: کار انجام شده Hussain et al [۱۱۱] را ادامه داد. آنها دانش اولیه و فرضیاتی را درباره ی شکل ها و ساختار لندمارک ها در نظر گرفتند و الگوریتمی مبتنی بر ردیابی خط را جهت یافتن خطوط مرتبط ارائه دادند. در این الگوریتم پس از به کارگیری فیلتر مدیان جهت برداشتن نویز، یکسان سازی هیستوگرام جهت بهبود کنتراست و نیز استفاده از یک یابنده خط Mero-Vassy جهت بهبود خطوط، اعمال می شود. خطوط با ترتیبی از پیش تعیین شده، دنبال می شوند و سپس لندمارک ها برحسب تعریف هندسی آنها تعیین می شوند.

تصاویر استفاده شده در این تحقیق، دستچینی از تصاویر اشعه ایکس دیجیتال شده به ابعاد ۲۵۶×۲۵۶ پیکسل است که دارای ۲۵۶ سطح خاکستری هستند. به عبارت دیگر، هیچ کدام شامل دندان های پرکرده یا فاقد دندان نبوده، سر به درستی قرار گرفته و شدت اشعه ایکس نیز مناسب بوده است. ینابر نتایج اعلام شده ۲۳ لندمارک از ۳۶ لندمارک به طور موفقیت آمیزی پیدا شده اند. البته تعداد مجموعه تست اعلام نشده است، همچنین ادعا شده است که ۱۳ مورد از لندمارک ها به علت

عدم وجود آن‌ها بر روی تصاویر دیجیتال شده، پیدا نشده‌اند. آنها نشان دادند که تفاوت‌های زیادی بر روی تصاویر سفالوگرام وجود دارد و سیستم‌هایی که کارایی آنها و فرآیند‌های تعریف شده‌ی آنها در زمان طراحی سیستم نهایی شده و دیگر تغییر نمی‌کنند در برابر تغییرات پایداری ندارند.

Yan et al, ۱۹۸۷ [۱۱۲]: سیستم مبتنی بر پایگاه داده را ارائه داد. در این سیستم اجازه داده شد تا حتی اگر سیستم نتوانست ویژگی خاصی را بیابد، به کار خود ادامه دهد. ولی، سیستم نمی‌توانست تفسیر خود را از تصویر با وجود ویژگی‌های تشخیص داده شده، تغییر دهد. این کار در کنار سایر کارهایی که قبل از آن انجام شده بود نتایج پایدار خوبی را در برابر تصاویر با کیفیت‌های متفاوت به دست نمی‌داد. زیرا آنها نمی‌توانستند روش‌های پردازش تصویر مانند قطعه بندی (استخراج ویژگی‌های تصویر) را به خوبی به تصاویر با کیفیت پایین تعمیم دهند. به علاوه، مدل‌های استفاده شده توسط آنها برای قطعه بندی استفاده مناسبی از اطلاعاتی چون: اندازه‌های مورد انتظار، جهت و شکل پیدا شده بر روی سفالوگرام نمی‌کردند. درحالی‌که این اندازه‌گیری‌ها انجام می‌شد، هیچ تلاشی در جهت تحلیل آنها نسبت به داده‌های آموزش انجام نشد.

Parthasaraty et al, ۱۹۸۹ [۱۱۳]: در این روش ابتدا، هرمی چهار سطحی از سفالوگرام دیجیتال شده، جهت افزایش کارایی جستجو ساخته می‌شود. از یک هرم رزولوشنی، برای یافتن خطوط مرتبط در یک ناحیه مشخص با استفاده از روش‌های شناسایی ویژگی استفاده می‌شود. رزولوشن تصاویر اشعه ایکس به ابعاد 64×64 پیکسل کاهش می‌یابد. هنگامی که لندمارک‌ها در این ابعاد شناسایی می‌شوند، رزولوشن به ابعاد اصلی بازمی‌گردد و موقعیت‌های پیدا شده بهبود داده می‌شوند. پیش پردازش فیلتر مدیان، بهبود کنتراست با یکسان‌سازی هیستوگرام‌ها و بهبود لبه‌ها با استفاده از عملگرهای گرادیان مختلف، اعمالی هستند که بر روی تصویر اعمال می‌شوند. در این روش از دانش آناتومی صورت انسان به عنوان منبعی اولیه برای دنبال کردن پروفایل ساختار صورت (که مرتبط با یافتن لندمارک است) استفاده می‌شود. هدف الگوریتم یافتن ۱۰ لندمارک از ۲۷ لندمارک

لازم برای یک آنالیز کامل بوده است. آن ها ادعا کرده اند که همه ۱۰ لندمارک به صورت موفقیت آمیزی بر روی ۵ سفالوگرام با کیفیت های متفاوت، پیدا شده است. ۱۸ درصد آن ها در فاصله یک میلیمتری، ۵۸ درصد در فاصله دو میلیمتری و ۱۰۰ درصد در فاصله پنج میلیمتری از نقطه تعیین شده توسط متخصص ارتودنسی می باشند. مدت زمان لازم برای آنالیز در این سیستم تقریباً ۱۰ دقیقه بوده و تحقیق تعداد سطوح خاکستری تعیین نشده است.

D Davis et al ۱۹۸۹ [۱۱۴]: کارهای مشابهی را بر روی روش های مبتنی بر پایگاه دانش بررسی کرد و تعیین می کنند که چگونه یک سیستم لایه ای مبتنی بر دانش می تواند راه حلی مناسب برای مسئله مورد بحث باشد. در این تحقیق، از سیستم قطعه بندی هوشمند خودکار، جهت یافتن ویژگی های مبتنی بر مدل در تصاویر نیمرخ جمجمه اشعه ایکس استفاده شده و نتایج اولیه آن بیان شده است.

Tong et al، ۱۹۹۰، ۱۹۸۹ [۸۷] [۱۱۵]: کار Parthasarathy [۱۱۳] را با تعیین ۱۷ لندمارک دیگر توسعه دادند. بخشی از ۱۷ لندمارک مذکور بر روی بافت نرم (۸ تا از آن ها) و بخشی دیگر در نواحی داخلی ساختار استخوانی (۹ تا از آن ها) وجود دارند. هدف آنها پیدا کردن ۱۷ لندمارک باقی مانده و ترکیب الگوریتم با الگوریتم ارائه شده توسط Parthasarathy [۱۱۳] جهت یافتن ۲۷ لندمارک مورد نیاز برای آنالیز سفالومتری می باشد. در این مقاله، از هرم رزولوشنی، فیلتر مدیان 3×3 ، بهبودسازی لبه و چندین عملگر پرویت^{۱۰۲} 3×3 استفاده شده است. همچنین، از یکسان سازی هیستوگرام جهت بهبود کنتراست در نواحی که کنتراست اصلی بسیار کم است، استفاده شده است. همچنین یک روش پویای آستانه گیری محلی، جهت سگمنت بندی مرزها بین بافت نرم و پیش زمینه مطرح شد.

تصویر آنالوگ تولید شده توسط دوربین به وسیله PC VISION به علاوه frame grabber گرفته شده و به صورت تصویر دیجیتالی به ابعاد 468×512 پیکسل با ۲۵۶ سطح خاکستری (۸ بیت)، ذخیره

شدند. از ۵ تصویر اشعه ایکس دندان با کیفیت های بسیار متفاوت و اشکال بیولوژیکی مختلف، به عنوان تصاویر نمونه برای تست استفاده شده است. ۷۵/۴ درصد نقاط تعیین شده توسط الگوریتم قابل قبول می باشند. از آنجا که ۹۵ درصد از نقاط تقریباً با دقتی مناسب برای تحلیل سفالومتری تعیین شده اند، آنها ادعا کردند روش ارائه شده برای تعیین لندمارک ها بر روی بافت نرم موفقیت آمیز بوده است. اما الگوریتم برای تعیین لندمارک های موجود بر روی مندیبولار خلفی^{۱۰۳} و شاخه بالابرنده راموس^{۱۰۴} دقت کافی را ندارد. ادعا شده است که تنها ۴۴ درصد از نقاط در این نواحی به درستی تعیین شده اند.

Davis et al, ۱۹۹۱ [۸۶]: در این تحقیق نشان داده شد که چگونه الگوریتم های دنبال کننده خط می توانند با معماری تخته سیاه ترکیب شده و همچنین، اجازه بازگشت به عقب را در هنگام تناقضات داشته باشند. این سیستم از معماری تخته سیاه و چندین منبع دانش ترکیب شده در سیستم مبتنی بر مدل، استفاده می کند. مهم ترین ایراد وارد بر آن، انعطاف ناپذیری قوانینش است. مدل هایی از شکل و موقعیت ویژگی از روی نمونه ها، توسط سیستم جمع کننده داده، ساخته می شود. تخته سیاه و ماژول های کنترل کننده وظایف، این امکان را فراهم می آورند تا ماژول های مبتنی بر دانش خاص روی اطلاعات موجود در تخته سیاه فعالیت کنند. ماژول های مبتنی بر دانش شامل ماژول تعیین موقعیت، قسمت بندی هوشمند و سیستم های ترویج محدودیت است. در این تحقیق نتایج حاصل از یک سیستم تجربی بیان شده و آن را با راه حل های پیشین مسئله مقایسه کرده است.

Cardillo et al, ۱۹۹۱ [۹۱]: از روش های مختلف مدل سازی ریاضیاتی مثل تبدیلات هم‌ریشه^{۱۰۵} برای حذف تفاوت های ناشی از انتقال، چرخش و اندازه، جهت کاهش منطقه جستجوی لندمارک ها استفاده کرده است. سپس، روش های تطبیق الگوهای مبتنی بر ریخت شناسی ریاضیاتی را برای

posterior mandibular^{۱۰۳}
ascending ramous region^{۱۰۴}
^{۱۰۵}Affine Transformation

تعیین موقعیت دقیق لندمارک به کار می‌گیرد. محل ۲۰ لندمارک با استفاده از مجموعه ای از ۴۰ تصویر با ابعاد ۵۱۲×۴۹۰ و ۲۵۶ سطح خاکستری بر پایه ریخت شناسی ریاضی سطح خاکستری، مشخص می‌شود. در این روش از شیوه ای آماری جهت یادگیری المان های ساختاری و توزیع احتمال اولیه آن ها استفاده شده است. از روش یادگیری، جهت غلبه بر تغییرات کوچک در شکل صورت استفاده شده است. آن ها بیان کردند که راندمان با شیب زیادی پیشرفت کرده است، چنانکه از ۶۰ درصد در ابتدای آموزش، به ۸۵ درصد پس از آموزش ۴۰ تصویر اشعه ایکس می‌رسد. نتایج تحقیق آن ها بسیار رضایت بخش به نظر می‌رسد؛ اگرچه، در آن مشخص نشده است که آیا داده های مورد استفاده تست، همان داده های آموزش هستند یا مستقل از یکدیگرند. به نظر می‌رسد که نتایج تست بر پایه تمام تصاویر در زمان اتمام آموزش بوده و سیستم از تمام مجموعه داده استفاده کرده است.

Uchino et al, ۱۹۹۵ [۱۱۶]: در این تحقیق از یک ماشین فازی برای یادگیری رابطه بین سطوح خاکستری تصویر و محل لندمارک ها استفاده شده است. آنها تصاویر را به ۹ قسمت تقسیم کرده بدین ترتیب که، میانگین سطح خاکستری هر بلوک به عنوان ورودی به ماشین داده می‌شود. وزن ها توسط یادگیری مختصات لندمارک ها تعیین می‌شوند. هنگامی که ماشین، بلوک شامل لندمارک را پیدا کرد، بلوک دوباره به ۹ قسمت مجزا تقسیم می‌شود. این فرآیند تا زمان کاهش اندازه بلوک و یافتن محل دقیق لندمارک ادامه می‌یابد. این روش تنها زمانی درست کار می‌کند که تصاویر در یک مختصات ثبت شده باشند و اندازه، چرخش و انتقال یکسانی نیز داشته باشند. روش مذکور، مشکلاتی نظیر نیاز به زمان آموزش، اندازه اوزان استفاده شده و تعداد زیاد قوانین فازی را دارد. میانگین خطای ۲/۳ میلیمتر برای این روش گزارش شده است.

Forsyth et al, ۱۹۹۶ [۱۱۷]: در این تحقیق سیستم آنالیز خودکاری ارائه شده که از روش های پیدا کردن خط جهت یافتن لندمارک ها استفاده می‌کند. دقت سیستم خودکار در تعیین کردن ۱۹

لندمارک سفالوگرام سنجیده شده است. دقت حاصل از این سیستم نسبت به ردیابی دستی کمتر است. میانگین خطا برای لندمارک های ANS, API, APS, Ba, Bo, O و PNS بیشتر از ۱ میلیمتر، یعنی ۳/۳۳ پیکسل اعلام شده است. لندمارک های مذکور بر روی قسمت ضعیف وجود داشتند، یعنی قسمت هایی که نسبت سیگنال به نویز کم میباشد. سیستم توسط ۱۰ تصویر سفالوگرام با ابعاد ۵۱۲×۵۱۲ تست شده است. هر پیکسل تقریباً ۰/۳ میلیمتر است و از ۶۴ سطح خاکستری استفاده شده است. سفالوگرام هایی که در آن ها، نوک دندان های پیشین بر روی هم قرار گرفته اند، از داخل پایگاه داده حذف شده اند.

آن ها ادعا کرده اند که ۷۳ درصد لندمارک ها می توانند در فاصله ۱ میلیمتری از لندمارک تعیین شده توسط متخصص مشخص شوند.

Sanei et al, ۱۹۹۷ [۹۹]: هدف آنها ساخت سیستمی مناسب شامل کاربرد تکنیک شناسایی الگوی داده های خودساماندهنده ی تکرار شونده^{۱۰۶} (ISODATA) با الگوریتم تصمیم گیری منطقی-فازی جهت افزایش دقت نتایج است. در این مقاله ماسک های دوبعدی مناسب با ابعاد متفاوت، برای لندمارک های مختلف تعریف شده است. با تعیین همبستگی تصویر بهبود یافته و ماسکها، تعداد کمی از ماسک ها پیدا میشوند که بیشترین شباهت را با لندمارک مورد نظر خواهد داشت. سپس، لندمارک با اعمال فرآیند تصمیم گیری فازی، با دقت بیشتری تعیین می شود. هیستوگرام تصویر به دو قسمت تقسیم شده که شامل بافت نرم و سخت می باشد. فرآیند ها اکثراً مبتنی بر داده های آماری محلی است. فیلتر مدیان side-information در کنار فیلتر گوسین دوبعدی، لبه ها را به خوبی مشخص کرده، در حالی که نویزهای با فرکانس مکانی بالا را از بین می برند. آنها اعلام کردند که به طور میانگین دقت آنها بالای ۹۶ درصد بوده است؛ ولی، این در حالی است که تعداد سفالوگرام ها تعیین نشده است.

^{۱۰۶}Iterative Self Organizing DATA

Rudolph, Sinclair, and Coggins, ۱۹۹۸ [۹۴]: در این مقاله از طیف بینی مکانی، جهت تشخیص سطوح خاکستری در اطراف هر لندمارک استفاده شده است. با فرض خاص بودن اطلاعات آماری هر لندمارک، نقاطی در تصاویر دیگر که اطلاعات آماری مشابهی دارند، به عنوان همان لندمارک تعیین می شوند. آن ها از همان روش بیرون گذاشتن یک داده جهت سنجش ۱۴ تصویر استفاده کردند. بدین صورت که ۱۳ تای آن ها به عنوان مجموعه آموزش و دیگری به عنوان تست استفاده می شد. برای امکان پذیر بودن حجم محاسبات در این سیستم، آن ها ملزم به استفاده از تصاویری شدند که تنها ۶۴×۶۴ پیکسل بود. پس از مقایسه بین کارایی سیستم با اطلاعات تعیین شده توسط متخصص بر روی تصاویر در همان رزولوشن، گزارش شد که هیچ تفاوت آماری ای بین خطای دستی و خطای سیستم خودکار آن ها وجود ندارد. این موضوع بدین معنا است که ۱۰۰ درصد لندمارک ها در فاصله ۴ میلیمتری پیدا شده اند. آن ها پیشنهاد دادند که با افزایش رزولوشن، دقت تعیین لندمارک ها افزایش می یابد. اما، این موضوع را اثبات نکردند. ایراد اصلی روش هایی از این قبیل، یافتن نواحی مشابه مجزا (چند الگوی مشابه) به جای یک ناحیه (الگوی) مورد نظر است، به ویژه زمانی که محل جستجو برای الگوی بزرگتر باشد. از آنجا که این سیستم تنها در یک مرحله به یافتن الگو می پردازد؛ بنابراین، تشخیص های اشتباهی می تواند در نقطه ای دورتر از محل لندمارک یافت شود و این باعث کاهش دقت سیستم می شود.

Ren et al., ۱۹۹۸ [۸۵]: در این روش خطوط خارجی مجموعه ای به وسیله ی دانش اولیه ای از آناتومی استخراج می شود. توزیع سطح خاکستری برای بهبود تصویر و تشخیص خطوط خارجی اسکلتی استفاده شده است. در ابتدا، تصویر اصلی بر پایه توزیع سطح خاکستری به دو قسمت استخوان و ماهیچه تقسیم می شود. سپس، از سطح ماهیچه خطوط خارجی اسکلتی یافت می شوند. با انتخاب پارامترهای مناسب لایه، می توان تعداد مشخصی از لندمارک ها را تشخیص داد. در حقیقت لایه ی تصویر، بهبود تصویری است که می تواند محل مورد نظر به شی را بهبود داده و سایر قسمت

ها را بدون تغییر نگه دارد. در این آزمایش که با ۱۰ نمونه انجام شد، ۲۴ نقطه با دقتی در حدود یک میلیمتر یعنی ۷ پیکسل، و ۱۹ نقطه در محدوده نیم اینچی یعنی حدود ۳ پیکسل به طور خودکار تشخیص داده می شود. اما، نقاط CD, CO, T4, L1, PNS را نمی تواند تشخیص دهد. علاوه بر آن، دسته سوم لندمارک ها، مانند GN, PM, I، شامل هیچ کدام از نتایج بالا نمی شود. چنانچه نشان داده شده است، واریانس PNS, CO, L1 بیشتر است؛ زیرا، بین ساختارهای نرم و سخت قرار گرفته اند و به سادگی قابل شناسایی نیستند. به ویژه، از آن جا که PNS از دندان ها دورتر نگه داشته می شود، سخت تر پیدا می شود. اما، چنانچه متخصصین در میان فرآیند نظر دهند، دقت تشخیص می تواند بسیار افزایش یابد.

Chen et al ، ۱۹۹۹ و ۱۹۹۸ [۹۶] [۹۵]: در تحقیق خود از ترکیب شبکه عصبی MLP و الگوریتم ژنتیک جهت جدا کردن ویژگی های خاصی استفاده کردند. سپس، از این نواحی به جای کل تصویر برای یافتن لندمارک های مورد نظر استفاده کردند. از MLP جهت تقریب تابع ارزش الگوریتم استفاده شده است. در هر تکرار، ۸۰ زیر تصویر که به صورت تصادفی انتخاب شده اند، به عنوان جمعیت برای جستجوی الگوریتم ژنتیک انتخاب می شوند. براساس ویژگی های ویژگی ها، زیرتصویرهای انتخاب شده ای که بهترین مقدار را برای تابع ارزش ایجاد کنند، زنده می مانند. نتایج تحقیق نشان می دهد، الگوریتم ارائه شده نسبت به روش قبلی که مبتنی بر همبستگی بود، پاسخ بهتری می دهد. در روش مذکور، به جای کل تصویر، تنها قسمت خاصی مختص هر لندمارک برای جستجو تعریف می شود. ابعاد این نواحی بر اساس توزیع آماری ویژگی ها در مجموعه آموزش انتخاب شده است. مختصات (X,Y) نقاط در تمام تصاویر به عنوان یک رشته کد شده و برای ساخت جمعیتی در الگوریتم ژنتیک استفاده می شود. تعیین الگوهای صحیح به ترتیبی است که ویژگی های لندمارک در موقعیت خاصی از زیرتصویر ظاهر شوند. به عنوان نمونه های منفی نیز از قسمت هایی از تصویر در

اطراف ویژگی استفاده شده است. آن ها نتایج را برای یافتن ۹ لندمارک در ۴ مجموعه مختلف سفالوگرام اعلام کردند.

Hutton et al, ۲۰۰۰ [۹۳]: از مدل های اشکال فعال جهت تعیین لندمارک های سفالوگرام استفاده کرده اند. تغییرات مجاز الگو، از روی مجموعه آموزش شامل تصاویر تفسیر شده توسط متخصص ساخته شده و نتیجه مدل برای منطبق شدن با تصاویر دیده نشده به کار می رود. ۶۳ تصویر سفالوگرام که به صورت تصادفی انتخاب شده اند، توسط روش "بیرون نگه داشتن یکی" تست می شوند. به طور میانگین ۳۵ درصد از ۱۶ لندمارک در فاصله قابل قبول ۲ میلیمتری قرار داشتند. بنابر نتیجه اعلام شده، پیاده سازی موردنظر، دقت کافی را برای خودکار سازی فرآیند تعیین لندمارک ها ندارد. اما می توان از قابلیت آن، به عنوان ابزاری جهت کاهش زمان و نیز تقریب اولیه از موقعیت لندمارک استفاده شود. لندمارک های استفاده شده عبارتند از: sella, nasion, porion, orbital, ANS, PNS, ANS, point A, point B, pogonion, gnation, menton, gonion, Upper Incisor tip, Upper Incisor Root, Lower Incisor Tip و Lower Incisor Tip. در این روش از مدل سطح خاکستری تمام تصاویر برای تطابق الگوها استفاده می شود.

Ming-gui et al، ۲۰۰۰ [۱۱۸]: آنها لبه های تصویر را با تشخیص دهنده ی لبه ی Canny استخراج نمودند و سپس ۱۷ لندمارک را شناسایی کردند. در ابتدا، با روش های پردازش تصویر به برداشتن نویز و بهبود کیفیت تصویر با استفاده از فیلتر مدیان و یکسان سازی هیستوگرام ها پرداختند. سپس، لبه های بین بافت نرم و سخت توسط تکنیک های تشخیص دهنده ی لبه ی Canny، انتقالات موجک ها، دنبال کردن خطوط بر اساس پایگاه داده و الگو های قابل تغییر پیدا می شوند. در نهایت، یافتن لندمارک ها با تشخیص مشخصات هندسی آن انجام می شد. آنها ادعا کردند که ۱۷ لندمارک با موفقیت قابل تشخیص بوده و خطوط خارجی برای کمتر از یک سوم پروفایل صورت در سیستم آنها تشخیص داده شده است. آنها نتیجه گرفتند که تشخیص لندمارک ها در لبه

های قویتر تصویر حتی دقیق تر از تشخیص دستی انجام شده است. اما لندمارک های لبه های داخلی به وسیله ی سیستم آنها تشخیص داده نشده بود.

Desvignes et al. [۲۰۰۰]۱۱۹ : در این تحقیق برای یافتن یک تقریب اولیه از محل لندمارک ها از فضای مختصات قابل انطباق استفاده کردند که در آن مختصات لندمارک ها ثبت شده بود. برای کاهش تفاوت ها و تولید پیش بینی اولیه ای از منطقه مورد نظر، از مدل های آماری و مجموعه های آموزش استفاده کردند. الگوریتم آنها بر روی مجموعه ای از ۵۸ تصویر اشعه ایکس که ۲۸ تای آنها برای آموزش استفاده شده بود تست شد. اگرچه آنها اعلام کردند که ۹۹/۵ درصد از لندمارک هادر داخل یک پنجره قرار می گیرند، میانگین خطای بین محل واقعی و محل پیش بینی شده در حد ۴/۵ میلیمتر بود. این خطا در مقایسه با خطای قابل قبول ± 2 میلیمتر، بسیار زیاد است.

Grau et al. [۲۰۰۱]۹۲ : کار **Cardillo et al** [۹۱] را توسعه داد و از ماژول تشخیص خط، جهت یافتن پرکاربردترین خطوط مثل خط فک و محور گوش، استفاده کرد. سپس، روش ریخت شناسی مشابه آنچه **Cardillo et al** [۹۱] استفاده کرده بود را جهت شناسایی شکل آن، به کار گرفت. این روش به نوبت بسیار حساس است. آن ها تنها از یک جزء جهت تطبیق شکل استفاده کردند که باعث حساس شدن الگوریتم نسبت به تغییرات اندازه می شود. از ۲۰ تصویر جهت آموزش و از ۲۰ تصویر دیگر جهت تست الگوریتم استفاده شده است. این روش پیشرفت شایان توجهی نسبت به روش به کارگرفته شده توسط **Cardillo et al** [۹۱] را زمانی که در مجموعه کوچکی شامل ۲۰ تصویر سنجیده می شود، نشان می دهد. ماژول تشخیص لندمارک از خطوط مشخص شده توسط ماژول اول جهت تشخیص محل جستجو استفاده می کند. سپس، یک الگوریتم شناسایی، الگو را بر روی آن اعمال می کند. این الگوریتم بر پایه ریخت شناسی ریاضیاتی است. رابطه موجود بین لندمارک ها و خطوط به وسیله فرآیند آموزش تعیین می شود. سیستم جهت تشخیص ۱۷ لندمارک در ۲۰ تصویر

آزمایش شده است. آن ها مدعی هستند که بیش از ۹۰ درصد لندمارک ها با دقت کافی تشخیص داده شده اند.

Jnnes et al. ۲۰۰۲ [۸۹]: از شبکه عصبی PCNN^{۱۰۷} جهت مشخص کردن نواحی شامل لندمارک بر روی تصاویر دارای اشعه ایکس دیجیتال استفاده کرده است. آنها فیلترهای میانگین با سایزهای مختلف را قبل از اعمال PCNN جهت کم کردن نویز در نواحی مختلف تصویر اعمال کردند. خروجی PCNN که تصویری باینری است، توسط فرآیندهایی از قبیل دنبال کردن خط یا انتقال هاف^{۱۰۸} به کار گرفته می شود تا محل لندمارک سفالومتری را بیابد. در این تحقیق از مجموعه بزرگتری شامل ۱۰۹ تصویر استفاده و بر روی سه لندمارک با سختی های متفاوت تست شده است. درصد موفقیت برای لندمارک sella برابر ۳۶/۷ درصد، برای چانه ۸۸/۱ درصد و برای ناحیه شامل بینی ۹۳/۶ درصد است. اگرچه PCNN نشان داد که توانایی قسمت بندی تصویر را دارد، اما، نیازمند فرآیندهای دستی و غیر خودکار بسیاری است تا بدین وسیله پارامترهای سیستم تنظیم شود. جهت تعیین این موضوع که میزان خروجی PCNN تا چه حد می تواند برای تعیین لندمارک استفاده شود، تصاویر خروجی به صورت دستی به سه دسته تقسیم می شود: تصاویر تعیین شده، تصاویر تعیین شده تقریبی و شکست در تشخیص تصاویر. کلاس های مذکور، خروجی را سنجیده و به گونه ای آن را تعیین می کنند که نقطه لندمارک بینی بتواند توسط مجموعه ای از تکنیک ها مثل دنبال کردن خط پیدا شود. در این روش، لبه ها در خروجی PCNN، توسط الگوریتم تشخیص لبه، پروویت^{۱۰۹} تعیین می شود.

Romaniuk et al. ۲۰۰۲ [۱۲۰]: از مدل های خطی و غیر خطی جهت تعیین محل لندمارک با دقت مناسب استفاده کرده است. آنها ۳ روش برای تعیین موقعیت لندمارک هایی که در محل های درهم ریخته قرار دارند به صورت آماری ارائه دادند. آنها اعلام کردند که در بسیاری از کاربرد های واقعی،

^{۱۰۷} Pulse Coupled Neural Networks

^{۱۰۸} Hough Transform

^{۱۰۹} Prewitt

برخی از اطلاعات در تصویر قابل مشاهده بوده، ولی برخی پوشیده شده اند و به خوبی قابل مشاهده نیستند. این قسمت ها در روش ارائه شده توسط آنها با سه روش آماری پیش بینی می شدند. روش ثبت تغییر ناپذیر، روش خطی مشتق شده از PCA که روابط مکانی را نشان می داد و روش غیر خطی مبتنی بر کرنل PCA. نقاط مجموعه آموزش آنها متشکل از ۱۴ لندمارک سفالومتری و نسخه ی نمونه برداری شده از خطوط خارجی جمجمه بود. از مجموعه داده ی مذکور، یک شکل مدل میانگین ساخته شد. برای یافتن محل لندمارک ها بر روی تصویر جدید، خطوط خارجی جمجمه تشخیص داده شده و سفالوگرام های نمونه برداری شده ثبت و از شکل مدل میانگین برای پیش بینی محل لندمارک استفاده می شود. آنها سیستم خود را بر روی ۲۲۷ سفالوگرامی که محل های لندمارک بر روی آنها به وسیله یک ارتودنتیست تعیین شده بود اعمال نمودند و اعلام کردند که نتایج رضایت بخش بوده ولی دقت سیستم برای استفاده در پزشکی کافی نیست.

El-Feghi et al, ۲۰۰۳ [۱۲۱] : از شبکه عصبی فازی برای پیش بینی محل اولیه لندمارک ها استفاده کرده است. آن ها ادعا کردند که این روش قابلیت نگاشت غیرخطی بسیار بالایی دارد. همچنین، زمان یادگیری آن بسیار کم است و نیز ضمانت پیدا کردن مینیمی سراسری را دارد. در روش مذکور، مجموعه فازی از داده های آموزش تشکیل شده است که با استفاده از قوانین شرطی اگر-آنگاه درجه عضویت به ویژگی های جدا شده نسبت داده می شود و برای آموزش وارد شبکه می شود. پس از آموزش شبکه، از آن جهت پیش بینی محل لندمارک برای تصاویر به کار برده نشده در آموزش، استفاده می شود. آن ها ادعا کرده اند که نتایج حاصل، خوب بوده است.

Vic Ciesielski et al, ۲۰۰۳ [۱۲۲] : در این مقاله از برنامه ژنتیک، جهت شناسایی ویژگی های فکی در تصاویر اشعه ایکس دیجیتالی شده، استفاده شده است. در این تحقیق، از مجموعه ای از ویژگی های آماری پیکسل ها در نواحی که شکل آن مختص نوع لندمارک است استفاده می شود. ویژگی ها دارای مقدار میانگین و انحراف معیار چگالی پیکسل ها برای هر شکل است. توصیف کننده

های مذکور، از داخل پنجره ورودی مربعی شکلی که که مرکز آن بر روی محل لندمارک قرار گرفته و به اندازه کافی بزرگ است، چرا که باید شامل توصیف کننده های اصلی لندمارک شود، به دست می آیند. تشخیص به وسیله پنجره ای در حال حرکت صورت می گیرد. پنجره بر روی تصویر اشعه ایکس جهت بررسی خروجی برنامه حرکت می کند. پنجره در حین حرکت به بررسی وجود یا عدم وجود لندمارک در نقاط روی تصویر می پردازد. در حین آموزش از ترکیبات وزن دار نرخ تشخیص درست و نرخ تشخیص اشتباه، به عنوان تابع ارزیابی استفاده می شود. آن ها ادعا کرده اند که این روش بر روی چهار لندمارک از درجه سخت تا آسان اعمال شده و نتایج را برای نقاط آسان بسیار خوب و برای نقاط سخت قابل قبول ارزیابی کرده اند. چنانکه از نتایج بر می آید، انتخاب شکلی دقیقتر از ناحیه برای لندمارکهای سخت تر نتایج بهتری را فراهم می آورد. اگر برنامه، محل لندمارک را در فاصله ۲ میلیمتری (۵ پیکسلی) از محل واقعی آن که توسط دندانپزشک تعیین شده است بیابد، آنه نتیجه برنامه را مثبت و لندمارک را یافته شده تلقی می کنند. اما چنانچه محل لندمارک در فاصله ۲ میلیمتری نباشد، آن را به عنوان یافته اشتباه و منفی ثبت کرده و هنگامی که لندمارکی توسط برنامه ژنتیک پیدا نمی شود، آن را دسته بندی نشده، نه مثبت و نه منفی، تلقی می کنند. دقت پیش بینی در این تحقیق توسط روش بیرون نگه داشتن^{۱۱۰} سه دسته ای صورت گرفته است.

El-Feghi et al, ۲۰۰۳ [۱۲۳] : از MPL جهت تعیین اتوماتیک محل لندمارک استفاده کرد. روش مذکور، به دلایل زیر تحقیق کاملی به شمار می آید: مجموعه داده شامل ۱۳۴ تصویر بود و سیستم بر روی ۲۰ لندمارک اعمال شد. این روش تفاوت قابل ملاحظه ای نسبت به روش های پیشین داشت. زیرا، سیستم تشخیص در این روش مبتنی بر محل اولیه ۴ نقطه است که با استفاده از روش های ساده ای تعیین می شود. سپس، نقاط مذکور برای محاسبه سایر مشخصات استفاده شده تا بردار توصیف کننده ای که اندازه، چرخش و میزان انتقال مجموعه را نشان می دهد، بسازند. پس از آن،

Cross validation^{۱۱۰}

توصیف کننده ها به عنوان ورودی MPL استفاده شده و خروجی های متناظر محل لندمارک را نشان می دهند. میانگین نتایج تشخیص در مقایسه با [۹۱] در بسیاری موارد بهتر است. اگرچه، هیچ تست آماری ای مبنی بر تایید این موضوع که آیا تفاوت ها از نظر آماری بهتر است، انجام نشده؛ اما، مجموعه تست از مجموعه آموزش کاملا جدا نیست و در نتیجه، نتایج خوشبینانه است. این ادعا مبتنی بر شیوه انتخاب مجموعه های تست و آموزش و بایاس داده های اولیه آن ها است. آنها از خوشه بندی K-mean به عنوان روشی برای کاهش تعداد نمونه های آموزش استفاده کردند و بدین ترتیب، ۱۸۹ نمونه به ۵۵ خوشه دسته بندی شد. خوشه بندی بر اساس تشابهات بردارهای ویژگی استخراج شده انجام گرفت. نمونه ای از هر خوشه انتخاب شده که جهت آموزش استفاده می شود و از مابقی نمونه ها برای تست استفاده می شود. بنابراین، بین نمودارهای توصیف کننده ی محاسبه شده در هر دو مجموعه ی تست و آموزش تشابه زیادی می تواند باشد.

Chakrabarty et al., ۲۰۰۳ [۹۸]: در این تحقیق از یک تشخیص دهنده SVM برای مدل کردن مرزهای تمایز بین لندمارک های مختلف و همچنین بین پیش زمینه استفاده شده است. دسته بندی کننده های دارای حاشیه بزرگ^{۱۱۱} با استفاده از کرنل های خطی اجازه می دهند تا اطلاعات مورد نظر از لندمارک ها استخراج شود. ادعا شده بود که وقتی از PPED^{۱۱۲} به عنوان ویژگی در این تحقیق استفاده شود، SVM می تواند با دقتی بیش از ۹۵ درصد لندمارک ها را در فاصله خطای قابل قبولی بر روی سفالوگرام ها تشخیص دهد. ویژگی های مذکور، با ساختن مدلی از توزیع لبه ها در راستای چندین جهت اصلی، اطلاعاتی از تصویر را مدل می کنند. اگرچه نتایج مبتنی بر مجموعه ای کوچک از لندمارک هاست کارایی تشخیص سیستم قابل قبول به نظر می رسد.

Large Margin Classification^{۱۱۱}
Projected Principle-Edge Distribution^{۱۱۲}

El-Feghi et al, ۲۰۰۴ [۹۷] : آنها از ترکیب سیستم های عصبی - فازی و انطباق الگو استفاده کرده تا محل دقیق لندمارک را تشخیص دهند. در روش ارائه شده پنج مرحله تعریف شده است. در مرحله اول، ویژگی هایی از تصویر استخراج می شوند که معرف اندازه ی مجسمه، چرخش آن و انتقال در تصاویر اشعه ایکس هستند. در مرحله دوم، تصاویر مشابه بر اساس شباهت هایشان به دسته هایی تقسیم می شوند. از آنجا که همه ی ویژگی ها مورد نیاز نبوده و نمی توان از آنها در شبکه عصبی استفاده کرد، تعداد کمی از آنها توسط ارزیاب فاصله ی فیشر^{۱۱۳} انتخاب می شوند. در مرحله ی سوم، با استفاده از نمونه ای از هر گروه یک سیستم عصبی - فازی درست می شود تا مطمئن شویم که یک تصویر از هر گروه در آموزش استفاده شده است. در مرحله ی چهارم، از الگوریتم یادگیری استفاده می شود. بعد از آموزش، سیستم باید بتواند مختصات هر لندمارک را در پنجره ی کوچکی تقریب بزند. در مرحله ی پنجم، از الگوریتم تطابق الگو استفاده شده تا در پنجره ی مورد نظر محل دقیق لندمارک را شناسایی کند. با اعمال الگوریتم خوشه بندی ذکر شده بر روی ۶۰۰ تصویر، سیستم به ۳۵ خوشه نهایی همگرا شد. نزدیک ترین تصویر به مرکز هر خوشه انتخاب شد. در نهایت، ۵۶۵ تصویر برای تست به دست آمد. آنها نتایج خود را با نتایج [۹۱] مقایسه کردند.

El-Feghi et al, ۲۰۰۴ [۱۰۲] : در این تحقیق روشی مبتنی بر PLSR^{۱۱۴} برای استخراج ارتباط بین مختصات نقاط انتخاب شده بر روی تصاویر اشعه ایکس و مختصات واقعی نقاط ارائه شد. در ابتدا، چهار نقطه بر روی تصویر با استفاده از تکنیک های پردازش تصویر انتخاب می شوند. نقاط مذکور برای استخراج ویژگی های دیگری استفاده می شوند که نشان دهنده چرخش، مقیاس و انتقال در تصاویر اشعه ایکس هستند. از PLSR برای تعیین ماتریس پیش بینی برای محل لندمارک ها بر روی مجموعه ی تست استفاده شده است. آنها ادعا کردند که این روش می تواند لندمارک هایی را با دقت

^{۱۱۳} Fisher distance measure

^{۱۱۴} Partial Least Square Regression

۷۵ درصد تشخیص دهد. این مدل سعی بر آن دارد تا ارتباطی را بین متغیر های وابسته و غیر وابسته به وسیله ی ^{۱۱۵} PCA و با افزایش همبستگی بین متغیر های وابسته به وجود آورد.

Giordano et al.، ۲۰۰۵ [۱۰۳] : در این تحقیق تکنیکی مبتنی بر شبکه های عصبی سلولی ^{۱۱۶} (CNN) برای تشخیص لندمارک ها ارائه شده است. اولین مرحله ی ارزیابی سیستم بررسی خروجی شبکه است که شامل محل لندمارک باشد و نیز آن را به درستی برجسته کرده باشد. دومین مرحله ی ارزیابی کارایی سیستم برای ۸ لندمارک انتخابی است. آنها ادعا کردند که روش انتخابی انعطاف پذیری بالایی دارد و می تواند با تفاوت های آناتومیک به خوبی هماهنگ شده و لندمارک ها را بر روی لبه ها و نیز در نواحی (برای مثال لندمارک Sella) تشخیص دهد و به دقت مورد نیاز برای تشخیص لندمارک های پروفایل استخوانی برسد. سیستم از انواع مختلف CNN بر روی سفالوگرام های اسکن شده استفاده می کند. در ابتدا، تصویر پیش پردازش شده و نویزها حذف می شوند. سپس، با استفاده از الگوی مخصوص هر لندمارک مختصات آن لندمارک بر روی تصویر تشخیص داده می شود. موفقیت میانگین نهایی ۸۵ درصد بوده و بهترین تشخیص برای لندمارک Upper و Menton Incisor داده شده است و کمترین کارایی در تشخیص A point و B Point بوده است. شایان توجه است که ۷۳ درصد لندمارک های شناسایی شده در فاصله ی یک میلیمتری از محل واقعیشان شناسایی شده اند.

B Romaniuk et al.، ۲۰۰۵ [۸۸]: یک روش محلی برای دنبال کردن خطوط خارجی ارائه دادند و آن را برای استخراج خطوط محیطی مجمله استفاده نمودند. این خطوط تشخیص داده شده بعداً می توانند به عنوان پایه ای برای تشخیص آماری محل لندمارک ها باشند. برای تشخیص محل لندمارک ها در ابتدا یک بیضی بر روی خطوط محیطی مجمله منطبق می شود. این روش بر روی ۴۲۴ تصویر

principal component analysis ^{۱۱۵}
Cellular Neural Network ^{۱۱۶}

اشعه ایکس که در شرایط مختلف گرفته شده و پارامترهای متفاوتی دارند، آزمایش شده است. آنها اعلام کردند که تشخیص دو نقطه ی اولیه برای دو تصویر با شکست روبرو شد. لیکن، برای سایر آن ها ۹۷ درصد خطوط محیطی به درستی استخراج شده اند. اگرچه آنها از یک روش محلی از نوع کوتاه ترین فاصله استفاده کردند تا در بر گیرنده هر دو موضوع پایداری و هزینه پردازش کم باشد، این روش ها تنها می توانند خطوط محیطی خارجی مجموعه را تشخیص دهند (کاسه ی سر از دو طرف محدود به بینی و پایین ترین نقطه ی مجموعه). در حقیقت، با توجه به طبیعت سفالوگرام ها، استفاده از روش های ساده ی پردازش تصویر برای استخراج دقیق لبه های بافت نرم و خطوط ساختار محیطی مجموعه داخلی کار دشواری است.

Yue et al., ۲۰۰۵ و [۲۰۰۶] [۱۰۱] [۱۰۰]: هر تصویر آموزش را به ده قسمت تقسیم کرده و برای هر قسمت از PCA استفاده کرده تا مشخصات شکل و پروفایل سطح خاکستری آن را به دست آورد. برای تصویر ورودی، ۱۲ لندمارک به عنوان مرجع، شناسایی می شوند. سپس، شکل ورودی توسط لندمارک ها به نواحی مختلف تقسیم می شود. در نهایت، محل لندمارک ها به وسیله ASM^{117} شناسایی می شود. روش ارائه شده می تواند ۲۶۲ نقطه ی ویژگی را که متشکل از ۹۰ لندمارک و ۱۷۲ نقطه ی کمکی است، تشخیص دهد. آنها ادعا کردند که نتایج تشخیص، بیانگر افزایش کارایی نسبت به روش ASM [۹۳] است.

Rueda & Alcaniz, ۲۰۰۶ [۱۲۴]: از مدل های شکلی فعال^{۱۱۸} در کنار پیش پردازش برای تعیین خودکار محل ۲۸ نوع از لندمارک ها استفاده کرد. این سیستم توسط ۹۶ تصویری که محل لندمارکها در آنها به صورت دستی تعیین شده بود، آموزش داده شد و به وسیله ی روش بیرون نگه داشتن یکی به دقت میانگینی در حدود ۲/۴۸ میلیمتر رسید. آنها ادعا کردند که از مدل های شکلی فعال در کنار

Active Shape Model^{۱۱۷}

Active Appearance Models^{۱۱۸}

ریخت شناسی ریاضیاتی می توان برای کاربرد های پزشکی در سفالومتری استفاده کرد. در این تحقیق، ۵۰/۰۴ درصد لندمارک ها در فاصله ی ۲ میلیمتری بوده، ۷۲/۶۲ درصد آنها در فاصله ی ۳ میلیمتری و ۹۱/۴۴ درصد آنها در فاصله ی ۵ میلیمتری می باشند.

El-Feghi et al، ۲۰۰۶ [۱۲۵]: سیستمی برای تشخیص اتوماتیک لندمارک های سفالومتری به وسیله ی MLP^{۱۱۹} ارائه داد. از تکنیک های پردازش تصویر برای جداسازی ویژگی هایی که بیانگر میزان چرخش، مقیاس و فاصله از لبه های خارجی تصویر مجمله بودند، استفاده شد. ویژگی های استخراج شده از تصاویر ردیابی شده به صورت دستی برای آموزش سیستم استفاده شدند. پس از آموزش، با استفاده از MLP، پیشبینی محل لندمارک بر روی تصویر هدف با توجه به دانش به دست آمده از آموزش های اولیه صورت گرفت. آنها ادعا کردند که با تست کردن الگوریتم بر روی تصاویری که در آموزش دیده نشده اند یک پیشرفت نسبت به سایر تکنیک های گزارش شده ی قبلی پیشرفت داشته اند [۱۰۲]. از امتیازات روش مذکور می توان به توانایی آن برای پردازش تصاویری اشاره کرد که دارای قسمت هایی غیر عادی هستند مانند نمونه هایی که برخی دندان های آنها کشیده شده اند و یا دندان های پرکرده دارند. در این سیستم باید سفالوگرام استفاده شده شامل کل سر شود. به عبارت دیگر، در صورت مشخص نبودن پشت سر در سفالوگرام ها، سیستم مذکور به درستی کار نمی کند. زیرا قسمت پشتی سر، خود ویژگی مهمی در این تحقیق است. داده های این آزمایش به صورت تصادفی به دو قسمت تقسیم شده اند که شامل مجموعه ای از ۱۰۵ تصویر برای آموزش و مجموعه ی دیگر از ۱۰۵ تصویر برای تست می باشد. این فرآیند ده بار تکرار شده و هر بار مجموعه ی تست و آموزش به صورت تصادفی تقسیم می شوند. آنها نتایج تحقیق خود را با نتایج گزارش شده در تحقیقات پیشین خود مثل استفاده از PLSR توسط [۱۰۲] و استفاده از MLP، با یک مجموعه تست انتخابی در [۱۲۳] مقایسه کردند. با از آنجا که سیستم آنها بر روی مجموعه ی بزرگی از داده های دیده نشده در

Multi Layer Perceptron^{۱۱۹}

مرحله ی آموزش تست شده است، به نظر می رسد این روش نسبت به روش های قبلی گزارش شده توسط خود آنها برتری دارد. ادعا شده که این سیستم می تواند بیش از ۸۱ درصد لندمارک ها را در تمام تصاویر با دقت قابل قبولی تعیین نماید.

Giordano et al.، ۲۰۰۶ [۱۲۶]: روشی مبتنی بر شبکه های عصبی سلولی (CNN) را در کنار روش های بهبود پویای تصویر ارائه داد که ۳ لندمارک مشکل را موقعیت یابی می کند. **Gnion**، **Sella** و **Orbitale** در ناحیه هایی قرار دارند که ممکن است قسمتی از آنها مخفی باشد و ابهاماتی در شناسایی آنها به دلیل ساختار های استخوانی وجود داشته باشد. آنها نتایج خود را با سایر نتایج مقایسه نموده و ادعا کردند که روش آنها، برای هر لندمارک دقتی برابر یا حتی بیشتر از روش های دیگر را دارد و تنها روشی است که در این سه لندمارک به این سطح از تشخیص رسیده است. خطای میانگین گزارش شده توسط آنها خیلی کمتر از خطای گزارش شده در سایر تحقیقات بوده و تناسب نتایج با نتایج گزارش شده توسط آنها در [۱۰۳] بسیار نزدیک به خطای انسانی (۱/۲۶ میلیمتر) گزارش شده در [۱۲۷] است. بهترین کارایی سیستم بر روی لندمارک **Sella** با تشخیص ۱۰۰ درصد بود و در کل ۸۹ درصد لندمارک های یافته شده در فاصله ی ۱ میلیمتری بودند.

John et al، ۲۰۰۶ [۱۲۸]: هدف اصلی در این تحقیق بررسی روش های تشخیص خودکار لندمارک های سفالومتری بر روی تصاویر سفالومتری دیجیتال است. در این روش از $PCNN^{۱۲۰}$ برای قطعه بندی سفالوگرام استفاده شده است. آنها ادعا کردند $PCNN$ می تواند با دقت زیادی قسمت هایی که بر روی لبه های بافت استخوانی یا بافت نرم وجود دارد را قطعه بندی کند. اگرچه، روش مذکور در برجسته سازی ناحیه ی نیمه دایره ای **Sella** زیاد موفق نبوده است. بنابر گزارش آنها نرخ کاهش یافته برای قطعه بندی **Sella** به خاطر کانتراست پایین بین ناحیه مورد بررسی و پیش زمینه ی تصویر بوده است.

Saad et al., ۲۰۰۶ [۱۲۹]: آنها از مدل شکلی فعال^{۱۲۱} در کنار فرآیند شبیه سازی ذوب کنترل شده^{۱۲۲} برای تعیین خودکار محل لندمارک ها استفاده کردند. مدل کاملی از شکل و بافت لندمارک ها به وسیله ی مجموعه ای از تصاویر که لندمارک های آن به صورت دستی مشخص شده بودند، تهیه شده و سپس به وسیله ی تصاویر دیده نشده ای تست شد. ۲۰ سفالوگرام انتخاب شده به صورت تصادفی برای آموزش و ۷ سفالوگرام برای تست استفاده شدند. نتایج این روش را با نتایج روش **ASM** مقایسه کرده و ادعا کردند که ۲۵ درصد دقتشان نسبت به **ASM** افزایش یافته است.

Ma et al., ۲۰۰۷ [۱۳۰]: در این تحقیق روش انتشار^{۱۲۳} در مقیاس های مختلف برای قطعه بندی لایه ای به کار گرفته شده و از همجنسی ناحیه ای^{۱۲۴} و تبلور لبه ای^{۱۲۵} استفاده شده است. با این روش محل های لندمارک می توانند بر روی نقشه ای از لبه ها یا به عبارت دیگر، اسکلت انتشار لایه ای نگاشت شوند. علاوه بر آن، لندمارک های کلیدی به وسیله ی باینری سازی پیکسل های مرتبطی تشکیل می شوند که به وسیله ی نقشه های فاصله ی اقلیدسی بر روی اسکلت ایجاد شده است. برای سنجش کارایی سیستم ۳۰ نمونه انتخاب شدند. با مقایسه ی پارامتر های پیش بینی شده و مقادیر از قبل تعیین شده آنها ادعا کردند که همه ی ۹ پارامتر زاویه ای و ۴ تا از ۵ پارامتر فاصله ای به درستی محاسبه شده اند. پروفایل پیش بینی شده شبیه به خطوط محیطی واقعی بود، جز در یک مورد که آن هم به دلیل سختی ذاتی لبه ی زیرین بود.

Mohseni & Kasaei, ۲۰۰۷ [۲]: از یک روش دو مرحله ای شامل انتقال هم ریشه و روش انتقال الگو مبتنی بر هیستوگرام تصویر، استفاده کرد. یک انتقال هم ریشه و یک روش انطباق الگو مبتنی بر هیستوگرام تصویر. در مرحله ی اول، تصویر به صورت خودکار بر مبنای شباهت های موجود در

Active Appearance Model^{۱۲۱}

Simulated Annealing^{۱۲۲}

Diffusion^{۱۲۳}

Region homogeneity^{۱۲۴}

Edge Saltation^{۱۲۵}

آناتومی انسان به چند قسمت تقسیم شده و نقاط کنترلی اصلی بر روی تصویر مشخص می شوند. آنها از یک دانش اولیه به عنوان مرجع شامل یک تصویر سفالومتری نرمال شامل لندمارک ها استفاده کردند. بعد از انطباق نقاط کنترلی، ماتریس انتقال تشکیل می شود. از آن برای پیش بینی محل اولیه لندمارک ها بر روی تصویر اصلی استفاده می شود. در مرحله ی بعد از روش های دنبال کردن لبه ها، انطباق منحنی و انطباق الگو برای پیدا کردن محل دقیق لندمارک ها در یک ناحیه ی خاص انجام می شود.

Kafieh et al, ۲۰۰۸ [۱۰۵] [۹۰] نوعی تغییر یافته از ASM را برای یافتن لندمارک های سفالومتری معرفی کردند. در قدم اول، از انتشار غیر خطی^{۱۲۶} برای حذف نویز با نگه داشتن خطوط استفاده شد. سپس، چندین نقطه برای مدل کردن اندازه، چرخش و انتقال جمجمه استخراج شدند. برای هر تصویر جدید، مختصات لندمارک ها با استفاده از LVQ پیش بینی شد و در قدم بعدی، از یک مدل ASM تغییر یافته با رزولوشن متغیر استفاده کردند. پس از آن، آنالیز هر الگو با PCA صورت گرفته و شکل میانگین محاسبه می شود. در نهایت، از فرآیند تطبیق زیرتصویر^{۱۲۷} مبتنی بر همبستگی برای تعیین محل دقیق نقاط استفاده می شود. تفاوت اصلی بین روش مذکور و روش های معمول ASM [۹۳] در شکل اولیه ای است که فرآیند سیستم با آن آغاز می شود. در یک سیستم معمولی ASM تصویر شروع تصویری است که از میانگین داده های آموزش به دست آمده است. در حالی که، در این تحقیق، تصویر شروع از چندین محل لندمارک عبور داده می شود تا احتمال همگرایی به محل درست در آن بیشتر شود. بنابراین، تصویر میانگین به گونه ای تغییر داده می شود که از محل های پیش بینی شده برای لندمارک ها بگذرد. آنها ادعا کردند که اگر الگوریتم در مرحله

ی پنجم متوقف شود، میانگین خطای لندمارک های به دست آمده توسط مدل تغییر یافته ی ASM برابر ۲/۸ میلیمتر است.

El-Fegh et al، ۲۰۰۸ [۱۰۶]: روش به کار گرفته شده در این تحقیق، بر پایه ی یافتن ویژگی هایی از پروفایل صورت در تصاویر اشعه ایکس نیمرخ سفالومتری است. پروفایل نیمرخ استخراج شده بر اساس اطلاعاتی از محل قرار گیری ساختار های صورت قطعه بندی می شود. وقتی قطعه بندی به درستی انجام گرفت، موقعیت ۹ لندمارک مهم در صورت با محاسبه ی ماکزیمم محلی منحنی مشخص می شود. از این لندمارک ها برای ارتباط نقطه به نقطه ی نقاط کنترلی، جهت یافتن ماتریس انطباق برای تطابق دو تصویر از یک منظره استفاده می شوند. سپس از این ماتریس برای یافتن موقعیت لندمارک ها بر روی تصویر نهایی با انتقال نقاط در تصویر مرجع استفاده می شود. آنها ادعا می کنند، الگوریتم بر روی بیش از ۸۰ تصویر اشعه ایکس برای تعیین ۲۰ لندمارک تست شده است و همچنین، توانسته اند ۹۰ درصد لندمارک ها را در فاصله ی ۲ میلیمتری از محل اصلیشان بیابند.

Kafieh et al، ۲۰۰۹ [۱۰۷]: در این تحقیق، روشی مبتنی بر تمیز دهنده های ساختار های

استخوانی^{۱۲۸}، ASM و شبکه های عصبی ارائه شد. در قدم اول، برخی از نقاط مهم ساختار استخوانی برای مدل کردن اندازه، چرخش و انتقال مجمله استخراج می شوند. آنها دو روش متفاوت برای تمیز دادن ساختار های استخوانی در سفالوگرام ها ارائه دادند. در روش اول، از لایه های بیتی^{۱۲۹} سطوح خاکستری تصویر برای ساختن شکلی لایه لایه از همان تصویر استفاده می کند. در روش دوم، از تشخیص دهنده ی خط SUSAN جهت تشخیص پیکسل های دارای ضخامت لازم برای ساختار های استخوانی استفاده می کنند. سپس، از یک شبکه ی عصبی برای دسته بندی تصاویر بر اساس خصوصیات هندسی آنها استفاده شد. با استفاده از شبکه های عصبی برای هر تصویر جدید، مختصات

Bony Structure Discriminations^{۱۲۸}

Bit slices^{۱۲۹}

ممکن برای لندمارک‌ها پیش‌بینی شد. در نهایت، از یک ASM تغییر یافته برای تعیین دقیق محل لندمارک‌ها استفاده شد. در مجموع، روش اول، می‌تواند نقاط ساختارهای استخوانی را در ۷۸ درصد سفالوگرام‌ها و روش دوم، می‌تواند آنها را در ۹۴ درصد موارد تشخیص دهد.

Rosalia et al [۲۰۰۹] [۱۰۴]: در این تحقیق آنها مدعی شدند که مشکل اصلی در دقت تشخیص لندمارک‌ها به صورت خودکار در تبدیل آنالوگ به دیجیتال در هنگام دیجیتال کردن تصاویر سفالوگرام به وجود می‌آید. بنابراین، آنها دقت روش شبکه‌های عصبی سلولی [۱۲۶] [۱۰۳] را برای تشخیص موقعیت لندمارک‌های سفالوگرام، بر روی تصاویر سفالوگرامی که به طور مستقیم به صورت دیجیتال گرفته شده بود، ارزیابی نمودند. آنها روش ارائه شده در [۱۲۶] [۱۰۳] را در دو جهت توسعه دادند: یکی بهبود الگوریتم استفاده شده برای تشخیص ۷ لندمارک و دیگری تولید الگوریتم‌های مورد نیاز برای تشخیص سه لندمارک اضافه دیگر (Basion, Porion و نقطه ی Pterygoid) که از این سه لندمارک، دو لندمارک سخت آن (یعنی Basion و نقطه ی Pterygoid) در بسیاری از آنالیزهای رایج استفاده می‌شود و برای اولین بار در تحقیقات در زمینه موقعیت آن به صورت خودکار شناسایی شده است.

Jain et al [۲۰۱۰] [۱۰۸]: آنها از روش عمومی جستجوی الگو برای پیدا کردن موقعیت اولیه لندمارک‌ها استفاده کردند. سپس، در جستجوی دقیق تراز ترکیب بهترین لبه‌ها و نواحی برای موقعیت‌یابی نهایی استفاده شد. در هر دو گام جستجو، ناحیه‌ی کوچکی جهت جستجوی هر لندمارک در نظر گرفته می‌شد. تصاویر سفالومتری با دقت ۳۰۰ نقطه در اینچ^{۱۳۰} دیجیتال شده بودند و آزمایشات با تعیین شدن ۱۴ لندمارک توسط ۳ پزشک بر روی تعدادی بیمار، انجام شد. در حقیقت، معیار تشخیص موقعیت لندمارک‌ها، میانگین موقعیت‌های تعیین شده توسط پزشکان بود و از آن جهت مقایسه‌ی

کارایی سیستم استفاده می شود. آنها ادعا کردند که بیشتر لندمارک ها در فاصله ی مشخصی از موقعیت اصلی خود قرار گرفته و در مقایسه با نقاط تعیین شده توسط انسان، دقت مناسبی دارند.

فصل ۳

پایگاه داده و آماده سازی آن

۳-۱ عکس برداری سفالومتری

عکس برداری سفالومتری، عکس برداری از سر با اشعه ایکس است. تصاویر اسکلتی و دندان‌های تولید شده را می‌توان با مقایسه‌ی اندازه‌گیری‌های انجام شده بر روی آنها و استاندارد‌های موجود آنالیز کرد. تعداد قابل توجهی از آنالیزها [۱۳۱] تعریف شده‌اند. رادیوگرافی سفالومتری بدین جهت از اهمیت زیادی برخوردار است که می‌تواند ویژگی‌های دو روش تن‌سنجی^{۱۳۱} و جمجمه‌سنجی^{۱۳۲} را ترکیب کند. به عبارت دیگر، علاوه بر اینکه اجازه‌ی اندازه‌گیری مستقیم ابعاد اسکلتی را می‌دهد، اجازه انجام این اندازه‌گیری‌ها برای بیمار در دوره‌ی زمانی خاص را نیز فراهم کرده تا با هم مقایسه شده و روند تغییرات را مشاهده کنند.

۳-۱-۱ سفالوگرام چیست؟

سفالوگرام یا به عبارت دیگر عکس سفالومتری، تصویری از سر است که شامل فک^{۱۳۳} بوده و به طور کامل از نیم‌رخ گرفته شده باشد. از این تصویر برای اندازه‌گیری‌های جمجمه‌ای^{۱۳۴} استفاده می‌شود. تصاویر استفاده شده در این تحقیق، تصاویری هستند که توسط Hutton et al [۹۳] ارائه شده و در تحقیقات آنها به کار گرفته شده است. این مجموعه تصاویر شامل ۶۳ سفالوگرام با کیفیت نسبتاً خوب است. ابعاد آنها در حدود ۷۵۰×۹۵۰ پیکسل بوده و با دقت ۱۰۰ نقطه در اینچ^{۱۳۵} اسکن شده‌اند. تصاویر مذکور دارای ۲۵۶ سطح خاکستری^{۱۳۶} می‌باشند. موقعیت ۱۶ لند مارک برای هر تصویر این مجموعه در یک فایل متنی تعریف شده است.

Anthropometry^{۱۳۱}

craniometry^{۱۳۲}

mandible^{۱۳۳}

Cranial measurements^{۱۳۴}

dpi^{۱۳۵}

Gray scale^{۱۳۶}

۲-۳ انتخاب مجموعه داده

در این تحقیق برای انتخاب مجموعه ی آموزش و تست از بین ۶۳ تصویر موجود، از روش بیرون نگه داشتن یک نمونه^{۱۳۷} استفاده شد. این روش از نظر آماری قابل قبول و تایید شده است و درحالی که بیشترین تعداد تصاویر را برای تست فراهم می آورد، از حداکثر داده ها برای آموزش استفاده می کند. در برخی از مراحل الگوریتم های شرح داده شده در این تحقیق، ابعاد تصاویر ورودی به یک هشتم ابعاد اولیه کاهش می یابد تا زمان جستجو در تصویر را کاهش دهیم. در این مراحل (برای مثال فصل ۴) هدف یافتن یک تقریب اولیه از محل لندمارک ها است.

۳-۳ لندمارک های استفاده شده در این تحقیق

لندمارک های استفاده شده در این تحقیق و تعاریف آنها [۹۰] [۹۷] در جدول (۱-۳) موجود بوده و در شکل (۱-۳) نمایش داده شده اند.

جدول (۱-۳) لندمارک های استفاده شده در این تحقیق و تعارف آنها

گودترین نقطه میانی در منحنی خارجی استخوان از زیر جمجمه تا زائده‌ی آلوئولار ^{۱۳۸} فک بالا	Sub-spindale	A Point
نوک استخوان قدامی خار بینی در صفحه‌ی مدیان ^{۱۳۹}	Anterior Nasal Spine	ANS
خلفی ترین نقطه‌ی استخوان فک پایین. داخل ترین نقطه در کانتور بیرونی زائده‌ی الوولار فک پایین در صفحه‌ی مدیان	Superamentale	B Point
قدامی ترین نقطه بینی پیشانی در صفحه‌ی مدیان. این نقطه در نقطه‌ی اتصال دنباله‌ی بینی و پیشانی قرار دارد.	Nasion	N
نقطه‌ی وسط حفره‌ی هیپوفیز	Sella	S
قدامی ترین نقطه‌ی استخوان چانه در صفحه‌ی مدیان	Pogonion	Pog
قدامی ترین و تحتانی ترین نقطه‌ی استخوان چانه	Gnathion	Gn
نقطه‌ی ای ساخته شده از محل برخورد خطوط مماس بر حاشیه‌ی خلفی راموس بالا رونده و استخوان جمجمه‌ی فک پایین	Gonion	Go
پایین ترین نقطه‌ی حدقه‌ی چشم در تصویر	Orbitale	Or
محل برخورد ادامه‌ی دیوار قدامی حفره‌ی ترگوپالاتین ^{۱۴۰} کف بینی	Posterior Nasal Spine	PNS
نوک تاج قدامی ترین دندان وسط فک بالا (دندان ۱)	Upper Incisor Tip	UIT
ریشه‌ی قدامی ترین دندان وسط فک بالا (دندان ۱)	Upper Incisor Root	UIR
لبه‌ی آلوئولار فک پایین. روشن ترین و قدامی ترین نقطه بر روی زائده‌ی آلوئولار در صفحه‌ی مدیان بین دندان های مرکزی فک پایین (دندان های ۱ فک پایین)	Lower Incisor Tip	LIT
نوک ریشه قدامی ترین دندان مرکزی فک پایین (دندان ۱)	Lower Incisor Root	LIR
نوکتترین نقطه در خطوط خارجی سمفیز ^{۱۴۱} . که آنرا به عنوان پایین ترین نقطه در مندیبل در نظر گرفته و با Gnathion ارتباط دارد.	Menton	Me
بیشترین superior در سر condyle فوقانیترین قسمت سر کندیل ^{۱۴۲}	Porion	Po

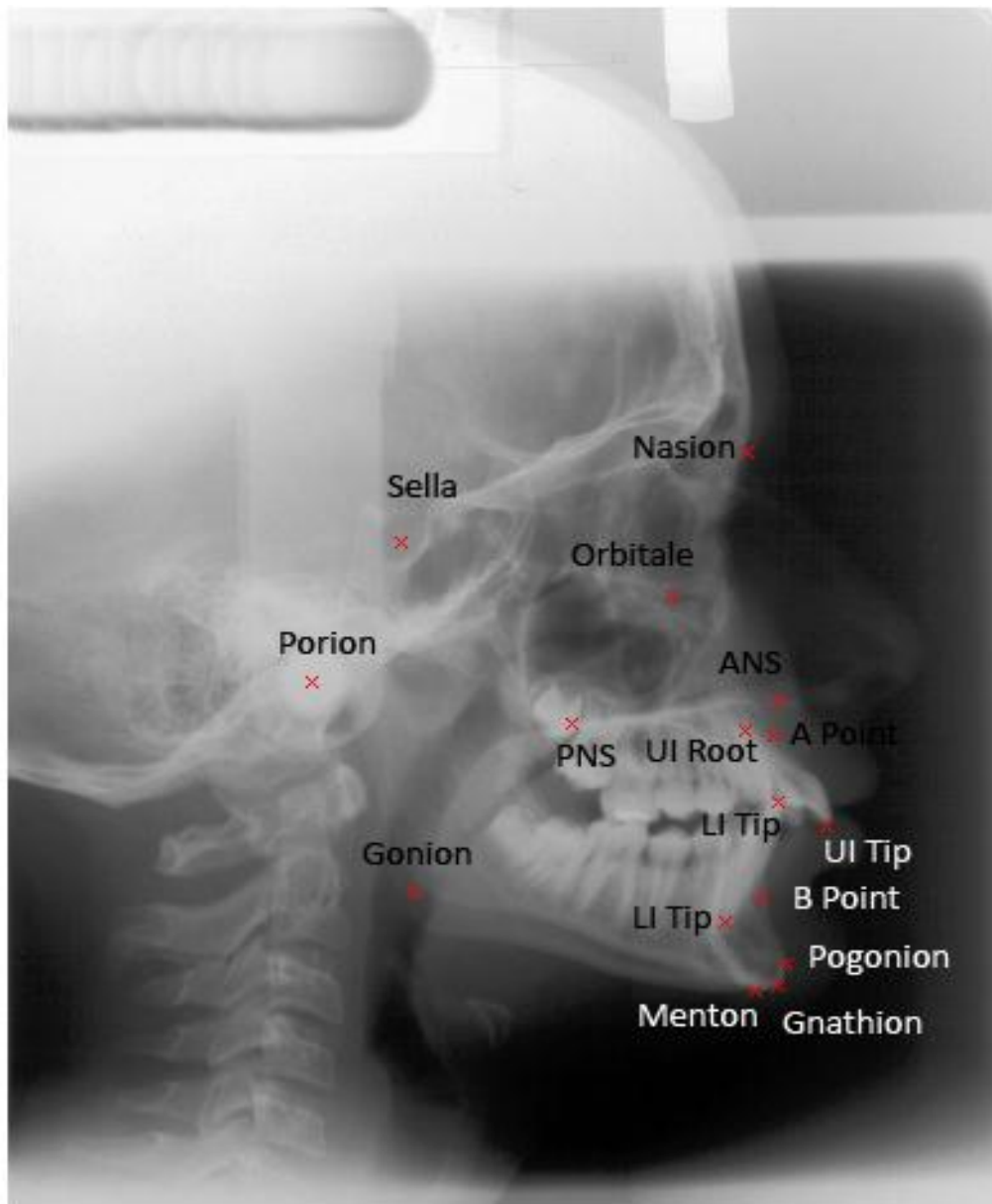
^{۱۳۸} alveolar process

^{۱۳۹} Median Plane

^{۱۴۰} pterygopalatine

^{۱۴۱} symphysis

^{۱۴۲} condyle



شکل (۱-۳) محل قرارگیری لندمارک ها بر روی سفالوگرام

۳-۴ پنجره ی تشخیص لندمارک

برای هر لندمارک نقطه ی خاصی روی پنجره تشخیص لندمارک در نظر گرفته می شود. در مراحل آموزش سیستم، پنجره به گونه ای در اطراف لندمارک روی تصویر قرار می گیرد که نقطه ی مشخص شده بر روی محل لندمارک بیفتد. سپس، محتویات پنجره استخراج شده و برای آموزش به عنوان نمونه استفاده می شود. موقعیت نقطه در پنجره به نوع لندمارک بستگی دارد. نقطه ی مرکزی پنجره

ی تشخیص کاندیدای عمومی انتخابی معمول برای محل این نقطه است. در برخی موارد که پنجره ی تشخیص بزرگ است (برای نمونه در فصل ۴) این استراتژی باعث می شود تا با قرار دادن پنجره ی تشخیص و نقطه ی مورد نظر بر روی لندمارک، قسمتی از پنجره ی تشخیص، خارج از مرز های تصویر قرارگیرد. برای نمونه می توان به لندمارک Gnathion اشاره کرد. در چنین مواردی می توان نقطه ی مورد نظر در پنجره را به گونه ای تعریف کرد که با قرار دادن پنجره تشخیص در آن نقطه، بر روی لندمارک در تصویر، تمام پنجره در داخل مرز های تصویر قرار بگیرد. برای مثال در لندمارک Gnathion، نقطه ی مورد نظر در پنجره ی تشخیص از نظر افقی در مرکز تصویر قرار دارد ولی از نظر عمودی ۳۲ پیکسل با پایین پنجره فاصله دارد.

۳-۵ نمونه های مثبت و منفی

در مراحل آموزش، مجموعه ای از نمونه ها با ابعاد خاصی برای هر لندمارک از نواحی فاقد لندمارک انتخاب شد. نمونه های مذکور، مجموعه نمونه های منفی اولیه را فراهم آوردند. برای انتخاب نمونه هایی که شامل لندمارک نیستند راه حل های مختلفی وجود دارد. در اینجا اگر نقطه ی لندمارک در زیر تصویر مورد نظر به اندازه ی نصف طول پنجره از هر طرف با محل اصلی لندمارک فاصله داشته باشد، آن زیر تصویر را به عنوان زیر تصویری می نامیم که شامل لندمارک نمی باشد. همچنین، مجموعه ای از نمونه ها با همان ابعاد که شامل نقطه ی لندمارک باشند نیز به عنوان نمونه های مثبت در نظر گرفته می شود.

فصل ۴

روش مستقل از دامنه

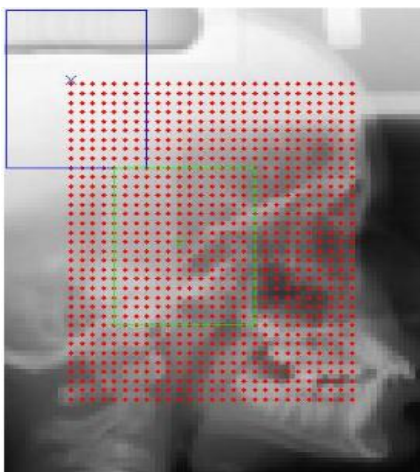
۴-۱ مقدمه

در این بخش به بررسی روشی برای تشخیص محل لندمارک ها می پردازیم که از آن به طور موفقیت آمیزی برای تشخیص انسان در تصاویر استفاده شده بود [۶]. در این روش از HOG به عنوان مجموعه خصوصیات^{۱۴۳} استفاده شده است. چنانکه در بخش ۲-۵ توضیح داده شد، HOG مستقل از دامنه کاربرد بوده، یعنی می توان از آن بدون تغییر در برخی مسایل دیگر استفاده کرد.

اگرچه در گذشته تشخیص اشیا با استفاده از هیستوگرام جهتی لبه ها، محبوبیت خاصی پیدا کرده بود [۶] [۱۳۲]؛ ولی، از زمان مطرح شدن روش هیستوگرام های گرادیان جهتی محلی و متراکم [۶]، گرایش ها بدین سمت سوق پیدا کرد. هدف از این روش، تعریف یک تصویر به وسیله ی مجموعه ای از هیستوگرام های محلی است. این هیستوگرام ها در هر قسمت تصویر به صورت محلی، تعداد گرادیان هایی که در جهت خاصی هستند را می شمارند.

هدف این فصل بررسی توانایی روش HOG مستقل از دامنه کاربرد، برای یافتن یک تقریب اولیه از محل لندمارک های سفالوگرام است. روش معرفی شده در این فصل، همان روش به کار گرفته شده در [۶] با اندکی تغییر می باشد. در آن تحقیق از هیستوگرام جهتی گرادیان جهت یافتن پنجره در تصویر حاوی بدن انسان استفاده کرده اند. یکی از تفاوت های اصلی در روش ما با روش به کار گرفته شده در [۶]، این است که در روش مذکور، پنجره ای را که شامل بدن انسان است، شناسایی می کند؛ در حالی که روش ما پنجره شامل لندمارک را شناسایی خواهد کرد. برای یافتن محل حقیقی لندمارک در پنجره شناخته شده، از پنجره ورودی با اندازه مربعی از پیش تعیین شده ای استفاده می کنیم که همه نقاط تصویر را می پیماید [۱۳۳]. فرآیند پیمودن تصویر با حرکت دادن مرکز پنجره ورودی به صورت اسکن کننده انجام می گیرد. این نقاط در شکل (۴-۱) به صورت نقاط قرمز رنگ نمایش داده شده اند.

Feature Set^{۱۴۳}



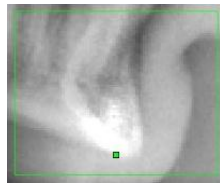
شکل (۴-۱) پنجره ی ورودی که به صورت مستطیل آبی در تصویر مشاهده می شود در یک فرآیند پیمایشی تمامی نقاط تصویر را که به رنگ قرمز نمایش داده شده اند می پیماید. در تصویر فوق پنجره ی سبز بیانگر محل اصلی پنجره ی شامل لندمارک می باشد. محل اصلی لندمارک در تصویر فوق با ضربدر سبز در مرکز مستطیل مشخص شده است. در این تصویر محل مشخص شده توسط ضربدر سبز محل واقعی لندمارک Sella در تصویر فوق است.

در اینجا، ما این روش را کمی تغییر داده، چنانکه محل خاص لندمارک می تواند هر نقطه از پنجره باشد. اما این نقطه همیشه در محل ثابتی از آن پنجره قرار دارد.

تعیین محل نقطه در پنجره بر اساس دو استراتژی زیر است:

- در محیط اطراف نقطه در پنجره، به حد کافی اطلاعات متمایزکننده ای وجود داشته باشد؛
- هنگامی که این نقطه از پنجره بر روی لندمارک قرار می گیرد، پنجره خارج از مرزهای تصویر سفالوگرام قرار نگیرد.

تفاوت اصلی دیگر این است که برای شناسایی انسان در تصاویر به کمک HOG [۶] از مجموعه داده هایی که شامل ۱۲۳۹ تصویر، به عنوان نمونه مثبت آموزش سیستم، که با تصویر چپ به راست آن مجموعاً ۲۴۷۸ نمونه مثبت می شود، استفاده شده است. همچنین، مجموعه نمونه های منفی که به صورت رندوم از نواحی بدون انسان ۱۲۱۸ عکس مختلف انتخاب شده اند شامل ۱۲۱۸۰ تصویر را به



شکل (۲-۴) محل لندمارک بر روی پنجره ی تصویر

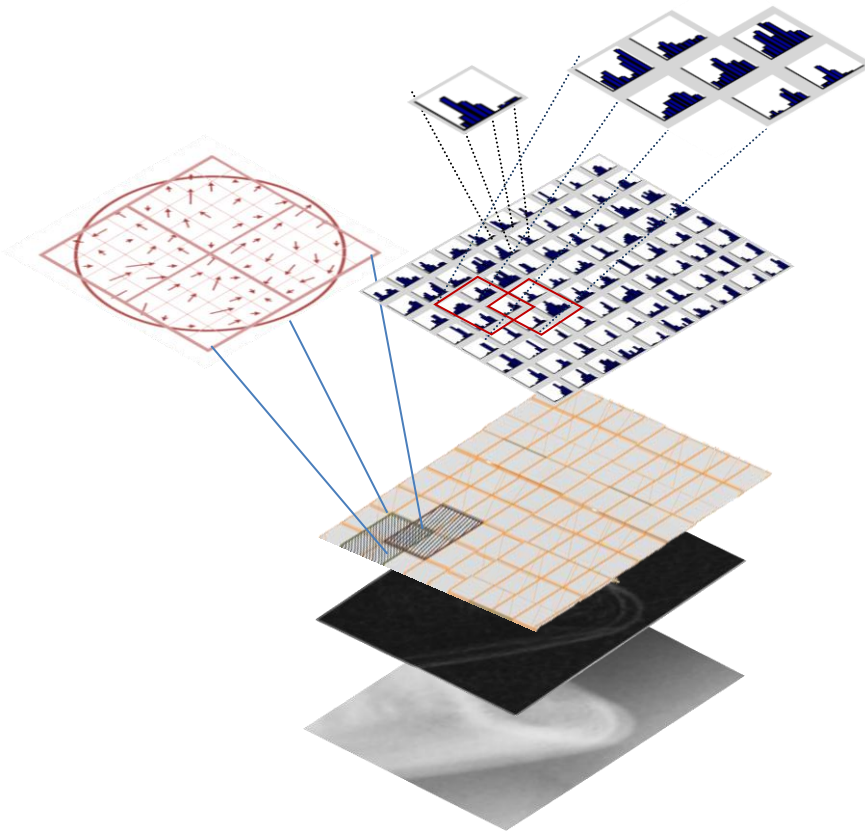
عنوان مجموعه منفی اولیه به کار گرفته است. همانطور که در بخش ۳-۲ گفته شد، ما از مجموعه داده ی شامل ۶۳ نمونه استفاده می کنیم.

تفاوت دیگر این است که مجموعه نمونه های استفاده شده در [۶] شامل تصاویر مثبت و منفی مجزا بودند؛ اما ما تنها تصاویر سفالوگرام را داریم. بنابراین، ناحیه شامل لندمارک را، که از این به بعد آن را پنجره لندمارک می نامیم، به عنوان نمونه مثبت از تصویر جدا کرده و سایر نواحی اطراف پنجره لندمارک را که می تواند به اندازه نصف پنجره یا کمتر با پنجره لندمارک همپوشانی داشته باشد، به عنوان نمونه های منفی در نظر می گیریم. روش مستقل از دامنه بر روی تمامی لندمارک های استفاده شده در بخش ۳-۳، اعمال خواهد شد.

۲-۴ روش کار

روش پیدا کردن لندمارک شامل پیدا کردن توصیف کننده های HOG در یک پنجره متحرک و سپس، دسته بندی کردن پنجره به وسیله SVM به منظور بررسی وجود یا عدم وجود نقطه لندمارک می باشد. پس از آن، محل لندمارک در پنجره، توسط نقطه مشخصه پنجره که برای هر لندمارک روی پنجره اش تعریف شده بود، تعیین می شود. ورودی های SVM مجموعه ای از توصیف کننده هاست که از تقسیم بندی پنجره به ماتریسی از سلول ها و محاسبه HOG بعد از نرمال سازی کنتراست سلول در بلوک هایی به اندازه ۴ سلول مجاور انجام می شود. بردار ویژگی کل پنجره، از ترکیب بردارهای ویژگی HOG در هر بلوک تعیین می شود. (رجوع شود به بخش ۲-۵ و شکل (۳-۴))

در بخش ۳-۴ فرآیندی توضیح داده می شود که به وسیله ی آن تعداد ارزیابی ها با کوچک کردن اندازه ی تصویر به یک هشتم اندازه ی واقعی آن کاهش داده می شود. این فرآیند تعداد ارزیابی ها را



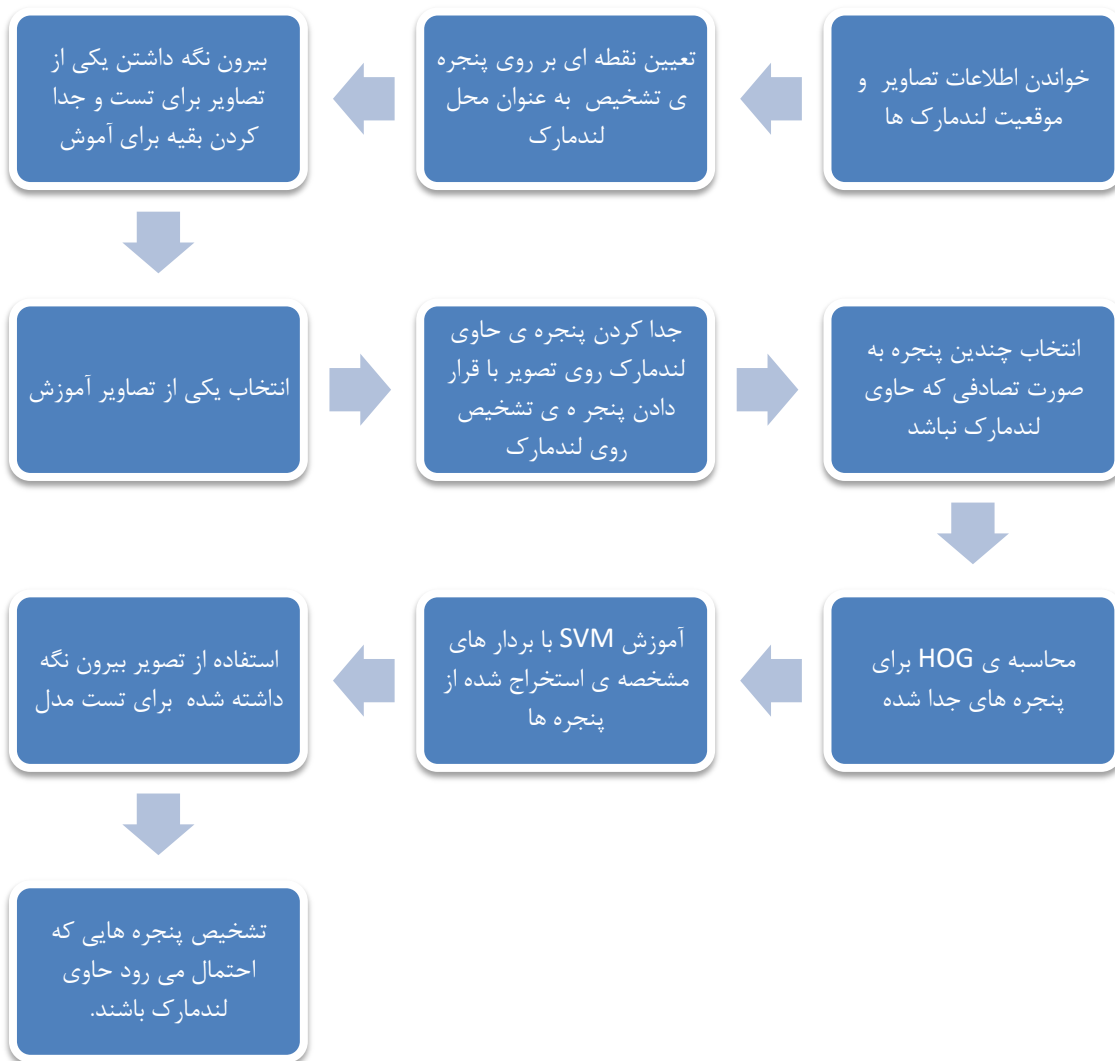
شکل (۳-۴) ساختن مشخصه های HOG

حین فرآیند آموزش کم نموده و همچنین، تاثیر نویز گوسی را کاهش می دهد. شایان توجه است که هیچ فرآیند پردازش تصویری، از قبیل بهبود کانتراست، پیش از شروع فرآیند جستجو بر روی تصاویر اشعه ایکس انجام نشده است.

مراحل انجام روش مستقل از دامنه، برای ساخت تشخیص دهنده محل لندمارک در شکل (۴-۴) به صورت مختصر نشان داده شده است. مراحل زیر متدولوژی ارائه شده را به صورت مفصل تری شرح

می دهد:

- ساختن پایگاه داده ای از تصاویری که محل لندمارک در آنها مشخص شده است [۱۳۴].



شکل (۴-۴) دیاگرام فوق بیانگر متدولوژی به کار گرفته شده برای تعیین محل اولیه لندمارک با استفاده از بردار توصیف کننده های مبتنی بر HOG در کنار دسته بندی کننده ی SVM است.

- تعیین ابعاد پنجره ورودی، به طوری که اطلاعات متمایز کننده مورد نیاز برای تشخیص لندمارک را شامل شود.
- تعیین شیوه قرارگیری پنجره در اطراف نقطه لندمارک. برای مثال، لندمارک می تواند در مرکز پنجره یا نقطه معین دیگری باشد.

- استفاده از روش بیرون نگه داشتن یک نمونه^{۱۴۴}. هر نمونه از مجموعه آموزش حذف شده، و مدل قبل از تست دوباره ساخته می شود. در اینجا، مجموعه نمونه ها شامل ۶۳ تصویر است که یکی از آنها برای تست به کار می رود. بنابراین، مدل هر بار بر اساس ۶۲ تصویر متفاوت ساخته می شود. این روش تست، از نظر آماری قابل قبول است. همچنین، امکان حداکثر استفاده از مجموعه آموزش را داده و بیشترین تعداد تصویر را برای تست فراهم می آورد.
- جدا کردن پنجره لندمارک با قرار دادن نقطه تعیین شده ی پنجره بر روی لندمارک و جدا کردن محتویات پنجره به عنوان نمونه تصویر مثبت.
- جدا کردن دو پنجره از تصویر که موقعیت آنها به صورت تصادفی انتخاب شده اند به گونه ای که به اندازه نصف پنجره یا کمتر با پنجره لندمارک همپوشانی داشته باشد و آنها را به عنوان نمونه های منفی در نظر می گیریم.
- آموزش دادن SVM با نمونه های مثبت و منفی.
 - محاسبه بردار ویژگی HOG پنجره ورودی.
- تست کردن مدل
 - حرکت دادن پنجره شناسایی بر روی تصویر جدا شده و محاسبه بردار ویژگی HOG آن پنجره.
 - دسته بندی پنجره جدا شده از تصویر در دو گروه "شامل لندمارک" و "فاقد لندمارک".
 - تعیین محل حدودی لندمارک به وسیله ی نقطه ی از پیش تعیین شده بر روی پنجره ها

^{۱۴۴}Leave one out

۳-۴ تنظیمات HOG و SVM

در این بخش به بررسی چگونگی پیدا کردن لندمارک از توصیف کننده های HOG در کنار SVM می پردازیم. در هر قسمت از این بخش به شرح خلاصه ای از فرآیندهای اصلی موثر در کارایی HOG و SVM، می پردازیم. قسمت های اصلی عبارتند از [۶]: بهبود تصویر، محاسبه گرادیان، دسته بندی جهتی و مکانی، نرمال سازی و بلوک های توصیف کننده، پنجره ی شناسایی و دسته بندی کننده. هر کدام از این قسمت ها در بخش ۲-۵ به طور مفصل تری توضیح داده شده اند. ما در این بخش، نتایج را با سیستم پیش فرض شناسایی لندمارک با مشخصات زیر، مقایسه می کنیم. مشخصات زیر برای پیدا کردن اشیا توسط توصیف کننده های HOG در [۶] پیشنهاد شده اند و ما آنها را اندکی تغییر داده ایم.

- تصاویر خاکستری بدون بهبودسازی.
- فیلتر گرادیان بدون هموارسازی^{۱۴۵} (یکنواخت سازی): [1; 0; 1]
- تقسیم جهت گرادیان بدون علامت به ۹ دسته به صورت خطی.
- استفاده از پنجره فیلتر گوسی با مقدار سیگمایی برابر اندازه سلول.
- نرمال سازی بلوکی با روش^{۱۴۶} L2-Hys [۶]
- بلوک بندی به گونه ای که هر بلوک شامل ۴ سلول شود.
- فاصله ی بلوک ها از یکدیگر به اندازه ی یک سلول بوده (یعنی هر سلول در ۴ بلوک قرار می گیرد).
- دسته بندی کننده SVM خطی.

^{۱۴۵} smoothing

^{۱۴۶} Lowe-style clipped L2 norm

ابعاد تصویر در تحقیق انجام شده برای تشخیص انسان در تصاویر [۶] 240×320 پیکسل، و ابعاد پنجره ی شناسایی با توجه به شکل بدن انسان و اندازه ی میانگین آنها در تصاویر برابر 128×64 پیکسل بود. در آزمایش های ما ابعاد تصویر بدین ترتیب است: طول بین ۶۸۳ تا ۷۹۴ پیکسل و عرض بین ۸۴۳ تا ۱۰۲۴ پیکسل. معمولا لندمارک های مد نظر ما به علاوه ی حاشیه ی ۱۶ پیکسلی اطراف آنها، در پنجره هایی با ابعاد 128×160 قرار می گیرند.

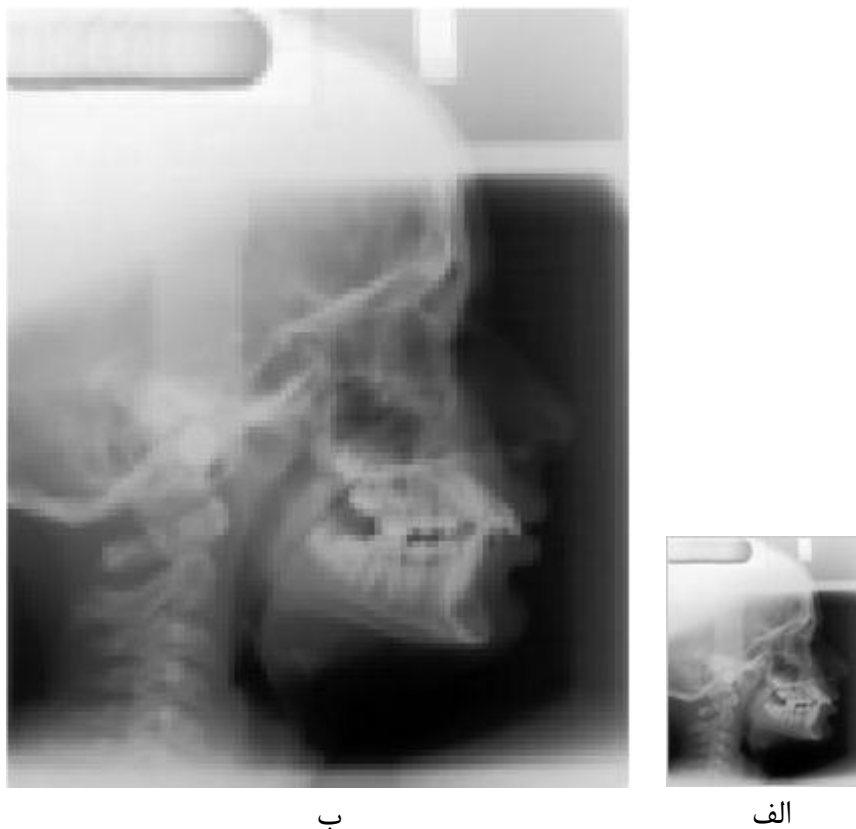
در ابعاد اولیه تصویر، در حدود ۴۸۴۰۰۰ پنجره برای جستجو وجود دارد. اندازه ی ویژگی های HOG در این ابعاد و محدودیت حافظه ی رایانه ای که سیستم بر روی آن اجرا می شود ما را بر آن داشت که در مرحله ی آموزش تنها ۱ تصویر مثبت و ۲ تصویر منفی را از هر عکس پایگاه داده ی آموزش انتخاب نموده و در آموزش سیستم استفاده نماییم. در مرحله ی تست نیز، تعداد زیاد پنجره های شناسایی در تصویر و محدودیت سرعت پردازش رایانه ی مذکور موجب شد تا بررسی تمامی پنجره های یک تصویر در ابعاد واقعی در حدود ۲ ساعت به طول انجامد.

برای تولید سیستم عملیاتی در تشخیص لندمارک ها، اندازه ی تصویر اولیه به یک هشتم اندازه اولیه کاهش می یابد. کوچک نمایی بین دقت تشخیص و زمان پردازش تعادل ایجاد می کند. دقت در تصاویر اولیه برابر ۴ پیکسل در میلیمتر بوده [۱۳۴] و دقت آن با کوچک نمایی، به نیم پیکسل در میلیمتر می رسد. بنابراین، با توجه به حداکثر خطای قابل قبول در تشخیص که ۲ میلیمتر گزارش شده است، حداکثر خطای قابل قبول برای تصویر کوچک شده ۱ پیکسل (معادل ۲ میلیمتر) خواهد بود. کوچک نمایی، اندازه ی تصاویر را تقریبا به (۸۵ تا ۹۹) \times (۱۰۵ تا ۱۳۰) پیکسل تبدیل می کند. تبدیل مذکور اثر نویز گوسی را در تصاویر کاهش داده و همچنین، اندازه ی بردار ویژگی HOG را نیز کاهش می دهد. کاهش اندازه ی تصویر، زمان جستجوی تصویر و ارزیابی پنجره های تشخیص را از ۲ ساعت تقریبا به ۲ دقیقه کاهش می دهد.

با کوچک نمایی تصویر، شیء مورد نظر برای شناسایی در تصویر نیز کوچک می شود. بنابراین، لندمارک ها می توانند به طور تقریبی در پنجره های شناسایی با ابعاد 20×16 قرار گیرند. پنجره ای با ابعاد مذکور را تنها می توان به ۴ سلول ۸ پیکسلی تقسیم کرد. بنابراین، ما ابعاد سلول ها را به ۴ پیکسل کاهش داده و همانند گذشته تصویر را به بلوک هایی شامل ۴ سلول تقسیم کردیم.

دقت تشخیصی دو میلیمتر که در تصاویر کوچک شده معادل ۱ پیکسل می باشد، نه تنها قابل قبول نیست بلکه کاربردی هم نمی باشد. اما، از نقطه ی پیدا شده در تصاویر کوچک شده می توان به عنوان پیش بینی اولیه برای محل لندمارک استفاده کرد. همچنین، از نتایج حاصل می توان جهت آنالیز های بعدی و پیدا کردن محل دقیقتر لندمارک استفاده نمود.

در این بخش، نمونه های مثبت از پنجره ی شامل لندمارک و نمونه های منفی به صورت تصادفی از بخش هایی از تصویر که دارای همپوشانی ای برابر نصف پنجره یا کمتر با پنجره ی لندمارک هستند، تشکیل شده اند. در تحقیق انجام شده برای تشخیص انسان در تصاویر [۶]، حدود ۱۲۳۹ نمونه ی مثبت و ۱۲۱۸۰ نمونه ی منفی به کار گرفته شد. بنابراین، نسبت نمونه های منفی به مثبت ۱۰ به ۱ بوده است. از آنجا که تعداد تصاویر اولیه ما محدود و کم است، از یک تصویر مثبت و دو تصویر منفی استفاده کرده ایم. استفاده از تعداد بیشتری نمونه ی منفی باعث می شود تا SVM به سمت نمونه های منفی Bias شود، زیرا تعداد نمونه های مثبت بسیار کمتر است.



شکل (۵-۴) الف) سفالوگرام کوچک شده به اندازه ی یک هشتم اندازه ی تصویر اولیه
 ب) بزرگ نمایی تصویر کوچک شده برای وضوح بیشتر

بر مبنای نتایج حاصل از [۶] جهت کارایی بهتر، باید از گرادیان ریز^{۱۴۷} (بدون هموارسازی)، تعداد زیادی دسته جهت گرادیان و بلوک هایی با اندازه متوسط، به شدت نرمال شده و دارای همپوشانی استفاده کرد.

۱-۳-۴ بهبودسازی تصویر

در این آزمایش هیچ بهبودسازی ای بر روی تصویر اعمال نشده و فقط اندازه تصویر را کوچک نمودیم.

۲-۳-۴ محاسبه گرادیان

بررسی ها در تشخیص انسان در تصاویر [۶] نشان می دهد که کارایی سیستم به روش استخراج گرادیان بستگی دارد و ساده ترین روش بهترین پاسخ را داده است. همچنین، ادعا کرده است که چنانچه هموارسازی بر روی تصویر انجام نشود، کارایی سیستم بیشترین مقدار است. بنابراین، در اینجا از فیلترهای مشتق ابتدایی مطابق با معادله (۱-۴) استفاده کردیم و قبل از اعمال فیلترها هیچ هموارسازی ای انجام ندادیم.

$$[h_x] = [h_y]^t = [1 \quad 0 \quad -1] \quad (۱-۴)$$

۳-۳-۴ دسته بندی جهتی و مکانی

در این قسمت هر پیکسل، یک رای موزون شده برای یک کانال هیستوگرام جهتی لبه را بر اساس جهت گرادیان المان متمرکز بر آن محاسبه می کند. آرا در نواحی محلی ای به نام سلول، برای بازه های مختلفی از دامنه ی گرادیان محاسبه می شوند و هر یک از جهت ها در یکی از بازه ها قرار می گیرند. در اینجا ما بازه ی جهت گرادیان بدون علامت (از ۰ تا ۱۸۰ درجه) را به ۹ دسته تقسیم کردیم. جهت کاهش تاثیرات مرزی ای که باعث تغییرات ناگهانی توصیف کننده ها می شود، مانند انتقال عضویت یک گرادیان جهتی از یک هیستوگرام به هیستوگرامی دیگر یا از جهتی به جهت دیگر، از درون یابی استفاده کرده ایم. بنابراین، برای پخش کردن هر نمونه گرادیان به دسته های هیستوگرام مجاور نیز، مانند [۶۲] و [۶] از درون یابی استفاده شده است. روش مذکور، مقدار گرادیان هر نمونه را در هیستوگرام بازه های مجاور پخش می کند.

۴-۳-۴ نرمال سازی و بلوک های توصیف کننده

به علت تغییر شرایط نور و کنتراست بین شی و پس زمینه، شدت گرادیان بر روی محدوده وسیعی تغییر می کند. روش های مختلفی را می توان برای نرمال سازی محلی کنتراست در این مورد به کار گرفت [۶].

ما از R-HOG [۶] مربعی (شبکه ای 2×2 از سلول هایی به اندازه 4×4 پیکسل که هر سلول شامل ۹ دسته جهتی گرادیان می باشد) استفاده کردیم؛ اما در سیستم پیش فرض [۶] اندازه ی سلول ها 8×8 پیکسل می باشد.

همان طور که در [۶۲] و [۶] اشاره شده است، پیکسل های نزدیک به لبه هر بلوک باید با استفاده از پنجره گوسی^{۱۴۸}، قبل از شمارش آراء جهتی هر سلول هموار شوند. هدف از اعمال پنجره گوسی، جلوگیری از تغییرات ناگهانی ایجاد شده در توصیف کننده، در اثر تغییر در محل بلوک و همچنین، کم کردن اثر گرادیان های دورتر از مرکز بلوک ویژگی می باشد.

در نهایت، برای کاهش تاثیر تغییرات نور، بردار ویژگی را نرمال می کنیم. بدین منظور، ابتدا آن را به برداری واحد نرمال می کنیم. سپس، تاثیر مقادیر بزرگ گرادیان را با آستانه گیری از درایه های بردار واحد حذف می کنیم، بدین ترتیب که هیچ کدام نباید از $0.2 [62]$ و $[6]$ بیشتر باشند. سپس، مجدداً آن را به برداری واحد، نرمال می کنیم. بنابراین، تاثیر گرادیان های بزرگ کمتر شده و توزیع جهتی اهمیت بیشتری می یابد.

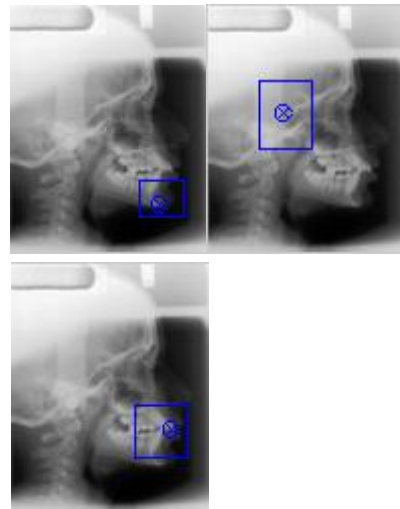
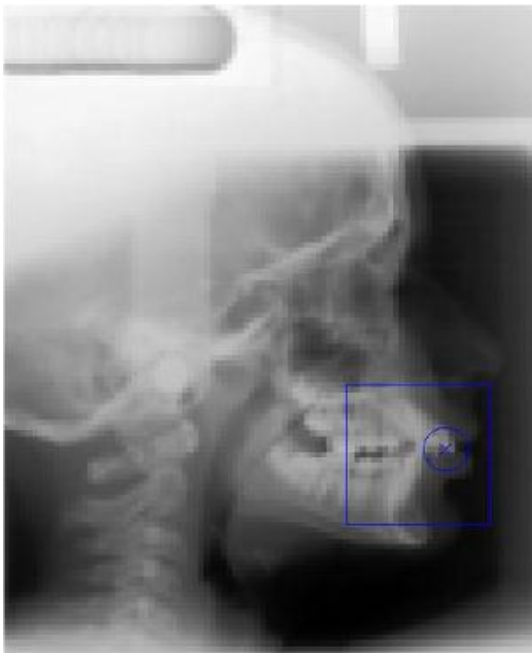
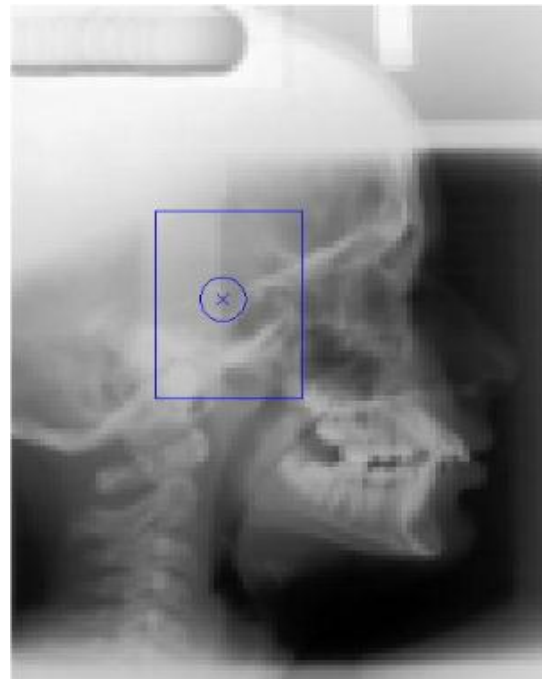
۵-۳-۴ پنجره شناسایی و محتویات آن

تعیین اندازه پنجره ورودی و محل نقطه از پیش تعیین شده در آن پنجره، بر پایه استراتژیی بوده و می تواند برای هر لندمارک متفاوت باشد. این استراتژی تعیین می کند که میزان اطلاعات مورد نیاز از مجموعه ی خصایص، برای متمایزسازی نقطه لندمارک از پس زمینه چقدر است.

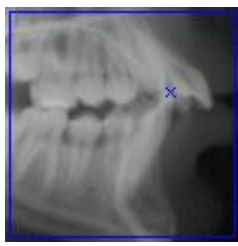
الف) موقعیت نقطه لندمارک: مرکز پنجره یا محل دیگر

پنجره شناسایی هریک از لندمارک ها شامل حاشیه ای حدود ۱۶ پیکسل در اطراف لندمارک است. چنانکه در شکل (۴-) نشان داده شده است، این حاشیه حاوی اطلاعات مناسبی از لندمارک در هر چهار طرف می باشد که به تشخیص کمک می کند.

ابعاد پنجره ی تشخیص برای آزمایش های انجام شده در این فصل، برای هر لندمارک، در شکل (۴-) آمده است.



شکل (۴-۶) تصاویر نشان داده شده از سمت چپ بالا در خلاف جهت عقربه های ساعت عبارتند از Gnathion، Sella و Upper Incisor Tip. علامت ضربدر در تصاویر فوق محل اصلی لندمارک را نشان می دهد. دایره در این تصاویر محدوده ی خطای قابل قبول برای آنالیزهای بعدی را نشان می دهد. مستطیل نشان داده شده، پنجره ی تشخیص لندمارک را نشان می دهد.



LI Tip



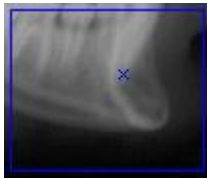
Porion



Sella



Nasion



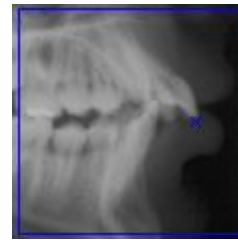
LI Root



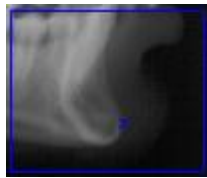
A Point



UI root



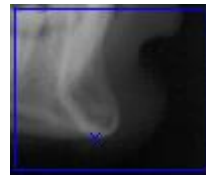
UI Tip



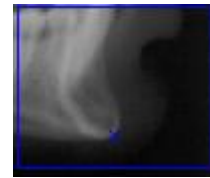
Pogonion



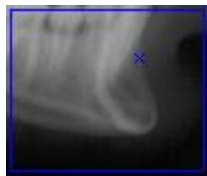
Gonion



Menton



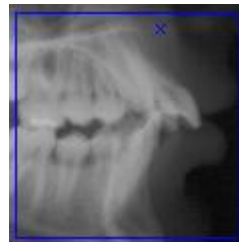
Gnathion



B Point



PNS



ANS



A Point

شکل (۷-۴) محل نقطه ی لندمارک در پنجره ی حاوی آن

جدول (۱-۴) لندمارک های استفاده شده در این فصل و محل نقطه ی لندمارک در پنجره ی حاوی آن

اندازه ی پنجره در مقیاس اصلی تصویر	اندازه ی پنجره در تصویر کوچک شده	لندمارک ها
۲۲۴ × ۱۶۰	۲۰ × ۲۸	Sella
۱۶۰ × ۱۹۲	۲۰ × ۲۴	Gnathion
۱۹۲ × ۱۹۲	۲۴ × ۲۴	Upper Incisor Tips
۲۲۴ × ۲۲۴	۲۸ × ۲۸	A Point
۲۵۶ × ۲۵۶	۳۲ × ۳۲	Porion
۲۲۴ × ۲۲۴	۲۸ × ۲۸	Nasion
۲۵۶ × ۲۲۴	۲۸ × ۳۲	Orbitale
۲۲۴ × ۲۲۴	۲۸ × ۲۸	Upper Incisor Root
۲۲۴ × ۲۲۴	۲۸ × ۲۸	Upper Incisor Tip
۲۲۴ × ۲۲۴	۲۸ × ۲۸	Gonion
۱۶۰ × ۱۹۲	۲۰ × ۲۴	Menton
۱۶۰ × ۱۹۲	۲۰ × ۲۴	Pogonion
۱۶۰ × ۱۹۲	۲۰ × ۲۴	B Point
۲۵۶ × ۲۵۶	۳۲ × ۳۲	PNS
۲۲۴ × ۲۲۴	۲۸ × ۲۸	ANS
۱۶۰ × ۱۹۲	۲۰ × ۲۴	Lower Incisor Root
۲۲۴ × ۲۲۴	۲۸ × ۲۸	Lower Incisor Tip

در اینجا به صورت پیش فرض از دسته بندی کننده خطی SVM^{Perf} [۱۳۶] [۱۳۵] با $C = ۲$ استفاده می کنیم. ، باید توجه داشت که مقادیر C استفاده شده در این سیستم باید بر ۱۰۰ تقسیم شود تا نتایج مشابه SVM^{Light} [۱۳۶] [۱۳۵] را به وجود آورند.

۴-۴ کارایی

SVM ، پنجره ورودی را به دو دسته پنجره لندمارک و پنجره فاقد لندمارک تقسیم می کند. شکل (۴-) پنجره های شناسایی شده را بر روی یک عکس ورودی نمایش می دهد. محل لندمارک توسط نقطه از پیش تعیین شده ای روی پنجره مشخص می شود. سپس، مقایسه ای بین محل از پیش تعیین شده و محل واقعی لندمارک صورت می گیرد. وقتی پنجره ای توسط SVM به عنوان پنجره ی حاوی لندمارک تعیین می شود، چنانچه نقطه مشخص شده روی پنجره در فاصله ی از پیش تعیین شده از محل اصلی آن باشد (در این آزمایش در دایره ای به قطر ۸ پیکسل یا به عبارت دیگر در فاصله ی ۴ پیکسلی محل اصلی باشد)، محل لندمارک درست پیش بینی شده است؛ در غیر اینصورت، یعنی در خارج از این بازه، محل پیش بینی شده به عنوان پیش بینی اشتباه در نظر گرفته می شود.



شکل (۴-۸) پنجره های شناسایی شده توسط کلاس بندی کننده ی SVM

چنانچه SVM پنجره ای را به عنوان پنجره ی لندمارک انتخاب نکند، بدین معنا که با محاسبه ی محل نقطه ی لندمارک روی پنجره و اندازه گرفتن فاصله ی آن از محل اصلی لندمارک روی تصویر، فاصله آن کمتر از خطای تعیین شده نباشد، یک منفی درست^{۱۵۰} اتفاق افتاده است. میزان فاصله ی خطا در این آزمایش با این فرض تعیین شد که بعد از تعیین محل اولیه ی لندمارک در این ابعاد کوچک بتوان موقعیت واقعی لندمارک را در ابعاد واقعی تصویر تعیین نمود. میزان فاصله ی خطا، تعادل بین نرخ شناسایی درست در این بخش و ابعاد پنجره ی جستجوی اولیه در ابعاد اصلی تصویر برای یافتن محل دقیق لندمارک است که می تواند بر سرعت سیستم تاثیر فراوان گذارد.

۴-۵ نتایج

نتایج ارائه شده در این قسمت در راستای بررسی این موضوع است که آیا روش مستقل از دامنه در پیدا کردن محل لندمارک یعنی استفاده از HOG و SVM، می تواند تقریب مناسبی از محل لندمارک را به دست دهد. این لندمارک ها در آنالیزهای بعدی برای پیش بینی محل دقیقتر لندمارک در ابعاد اصلی تصویر با دقتی مناسب مورد استفاده قرار می گیرد. برای تعیین کارایی، روش فوق را برای یافتن

^{۱۵۰} True Negative

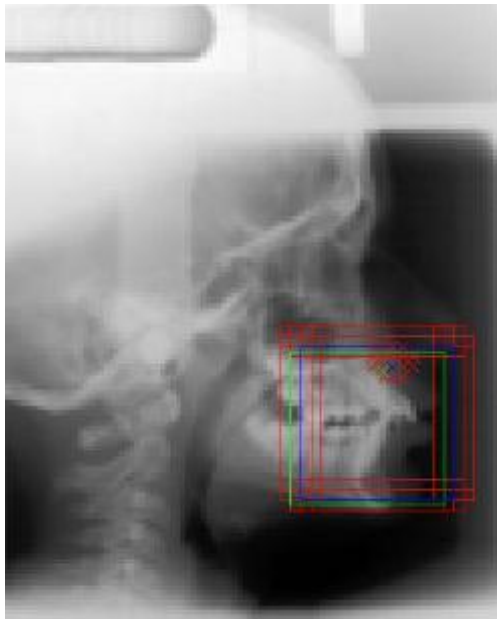
تمام لندمارک های بررسی شده در این فصل اعمال نمودیم (رجوع شود به بخش ۴-۳-۵). یافتن هر کدام از این لندمارک ها مشکلات خاص خود را داشته و محدوده ی متفاوتی از لندمارک های آسان تا سخت را از نظر شناسایی شامل می شود.

نرخ میانگین شناسایی درست و نادرست در جدول جدول (۴-۲) نمایش داده شده است. اندازه ی پنجره های استفاده شده در این آزمایش ها، همان مقادیری است که پیشتر در بخش ۴-۳-۵ نمایش داده شد. در این بخش، برای افزایش سرعت سیستم پیکسل های تصویر را به صورت یک در میان ارزیابی نمودیم. برخی از نتایج حاصل از ارزیابی و همچنین، پنجره های شناسایی شده در شکل (۴-۴) مشاهده می شود. شکل (۴-۷) نمودار های ^{151}DET (رجوع شود به بخش ۰) را برای تمام لندمارک های استفاده شده در این آزمایش را نشان می دهد.

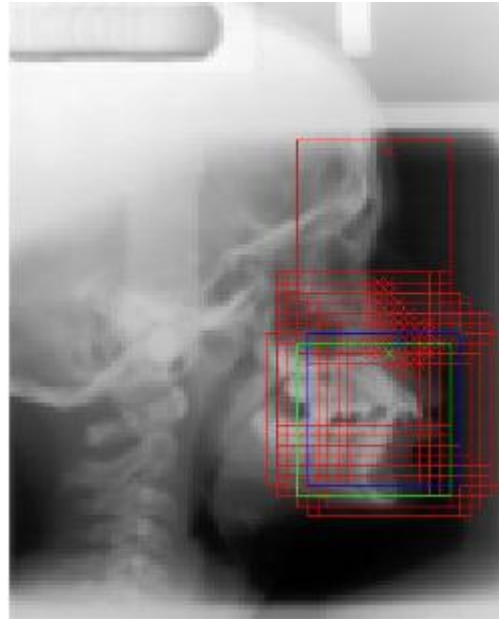
در بخش ۴-۶ به بررسی این موضوع خواهیم پرداخت که ارزیابی یک درمیان پیکسل ها در مقابل ارزیابی همه ی پیکسل ها چه تاثیری در کارایی کل سیستم خواهد داشت.

جدول (۲-۴) نرخ شناسایی درست و غلط برای لندمارک های انتخاب شده در این فصل

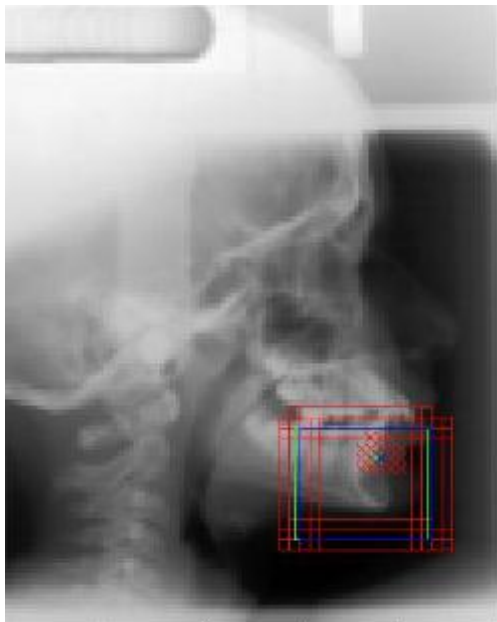
لندمارک ها	نرخ تشخیص درست	نرخ تشخیص نادرست
A Point	۹۲/۱۶۵۲	۳/۳۳۱۶
ANS	۹۲/۲۶۴۴	۳/۶۲۱۳
B Point	۸۶/۱۱۵۲	۰/۷۹۰۰
Gnathion	۸۷/۱۰۶۰	۱/۲۴۷۶
Gonion	۸۹/۳۵۵۷	۲/۶۳۶۴
Lower Incisor Root	۸۵/۷۵۵۴	۱/۵۷۵۷
Lower Incisor Tip	۸۸/۹۳۶۲	۱/۲۹۵۴
Menton	۸۱/۷۵۳۹	۰/۵۷۵۱
Nasion	۸۹/۲۲۴۱	۲/۰۶۶۶
Orbitale	۸۹/۶۶۵۲	۱/۵۹۹۹
PNS	۹۵/۸۵۰۶	۶/۹۱۰۵
Pogonion	۸۳/۸۸۰۲	۰/۸۶۳۱
Porion	۹۳/۳۷۱۸	۵/۴۸۳۹
Sella	۸۵/۳۱۰۷	۲/۴۰۷۶
Upper Incisor Root	۸۹/۵۳۱۷	۲/۲۲۳۰
Upper Incisor Tip	۹۱/۰۵۱۱	۱/۸۸۷۹



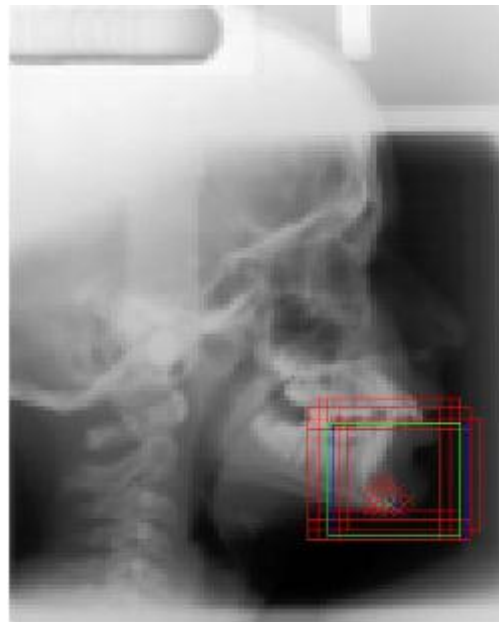
A Point



ANS

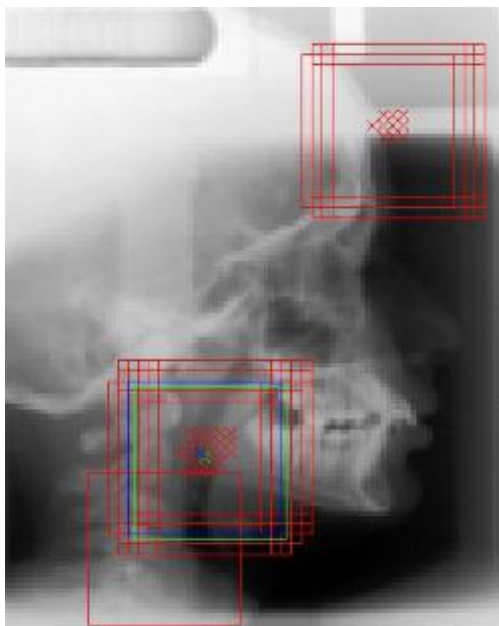


B Point



Gnathion

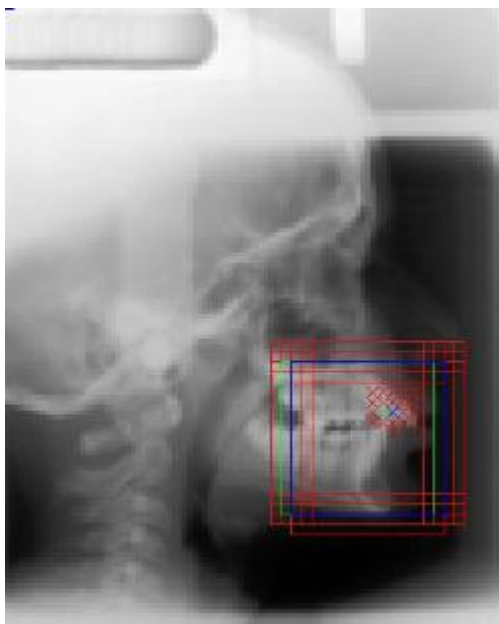
شکل (۹-۴) پنجره های شناسایی شده در تصاویر کوچک شده.
تصاویر به اندازه ی ۲/۵ برابر بزرگنمایی شده اند تا بهتر قابل رویت باشند.



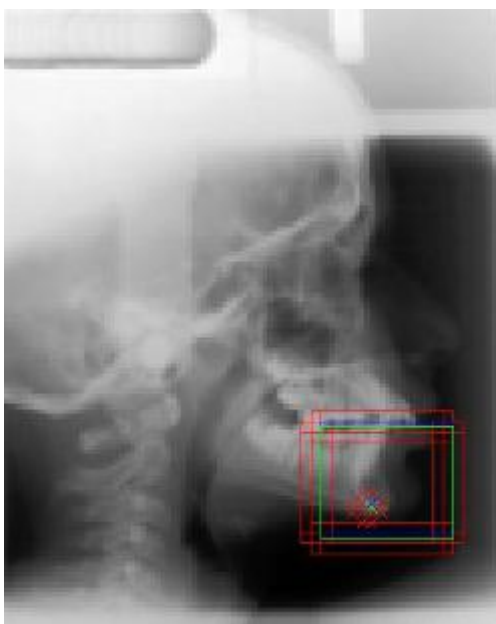
Gonion



Lower Incisor Root

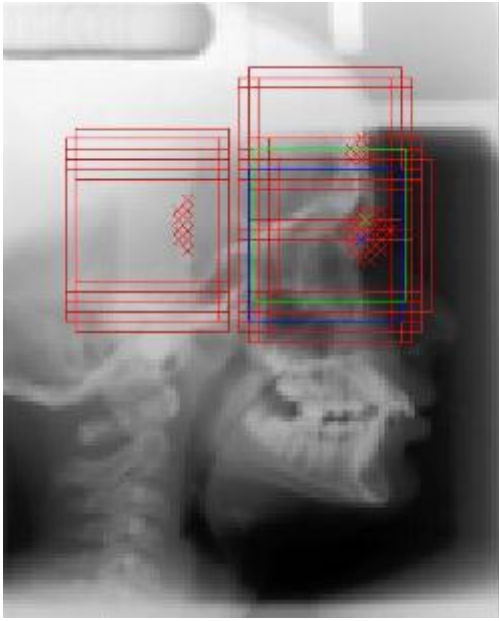


Lower Incisor Tip

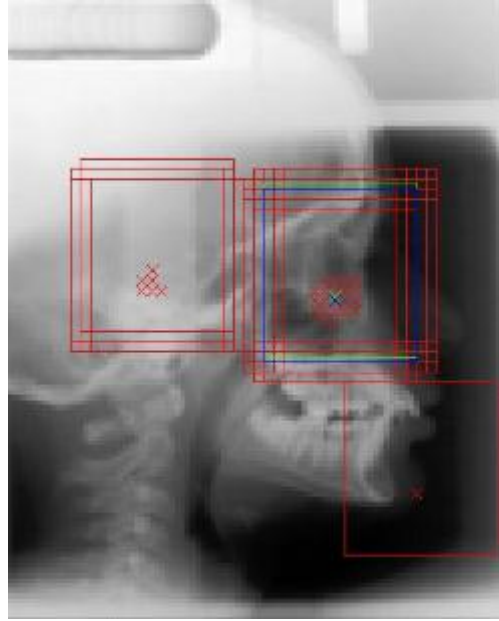


Menton

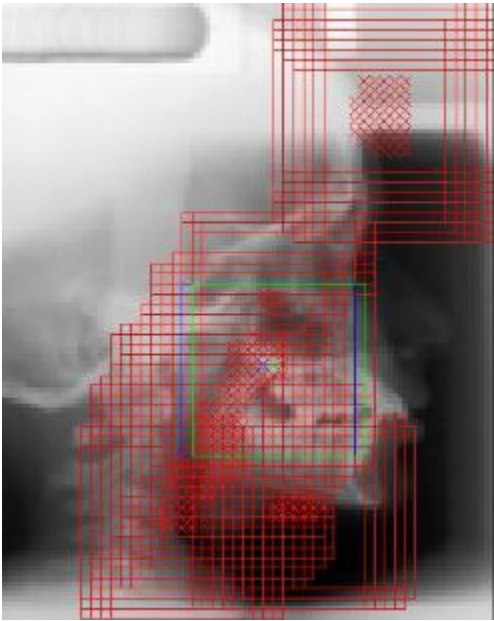
شکل (۴) - ادامه



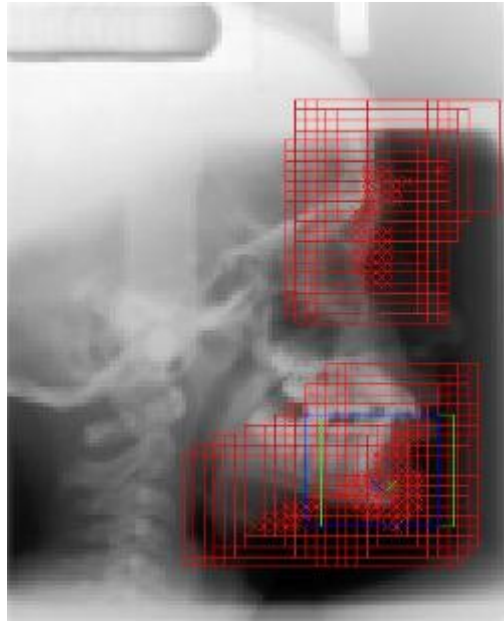
Nasion



Orbitale

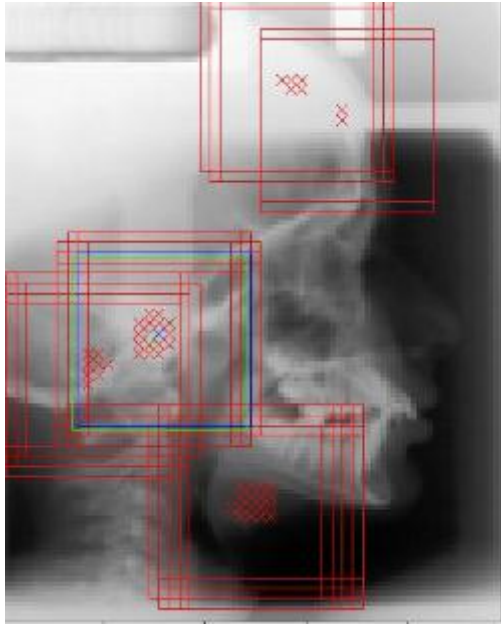


PNS

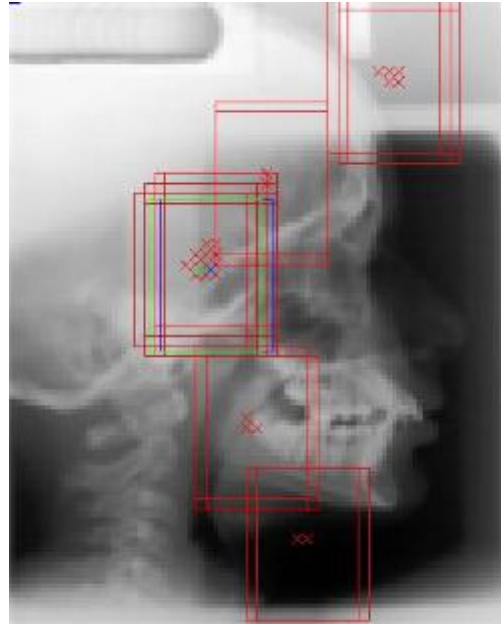


Pogonion

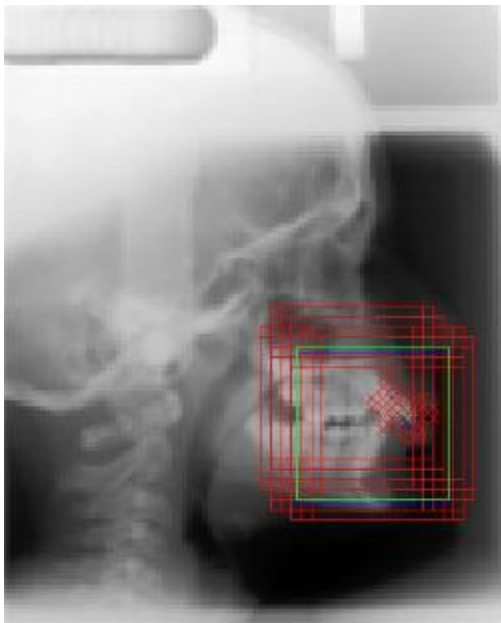
شکل (۴) ادامه



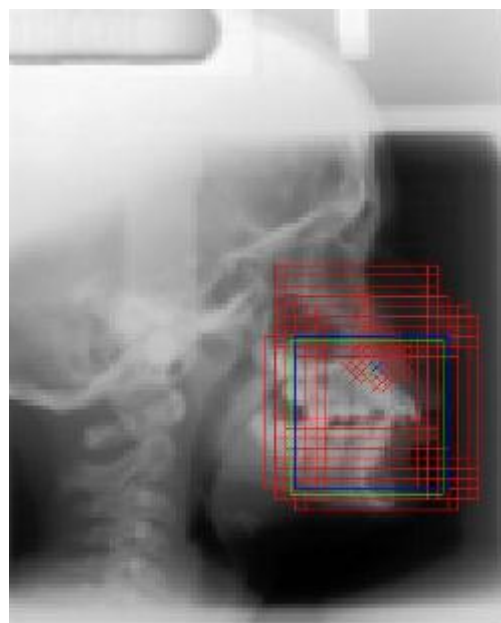
Porion



Sella

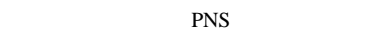
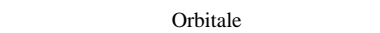
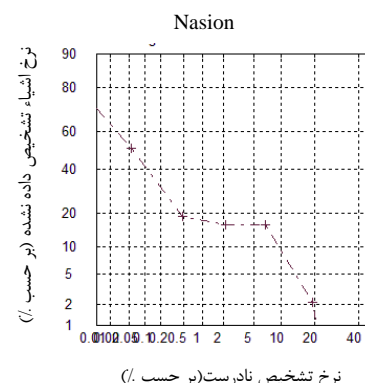
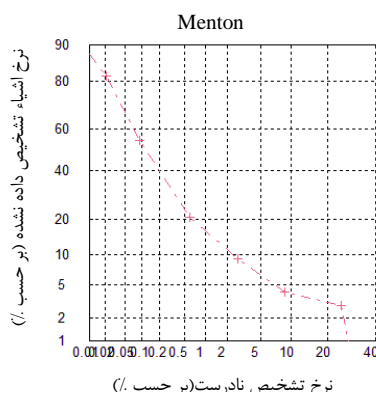
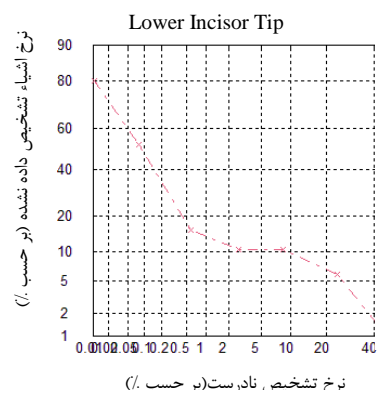
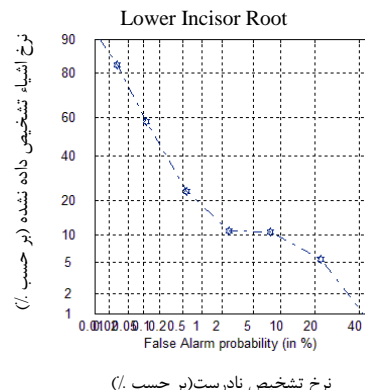
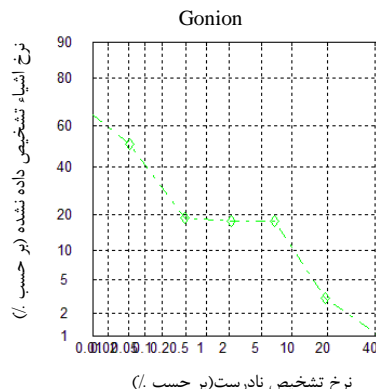
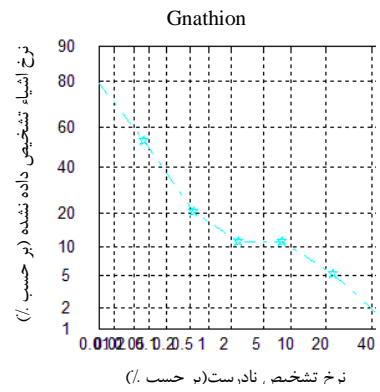
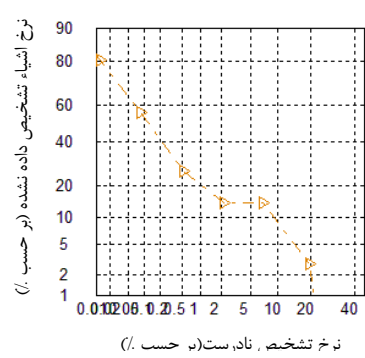
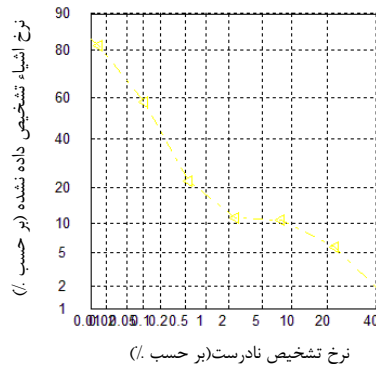
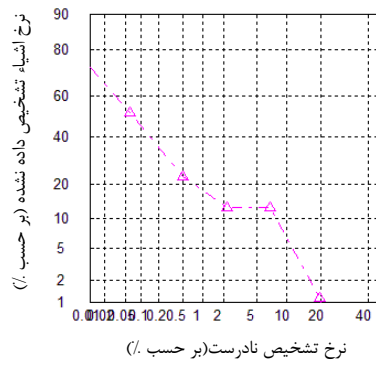
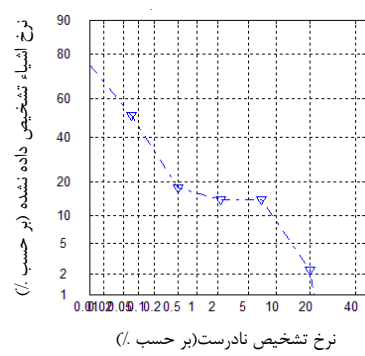
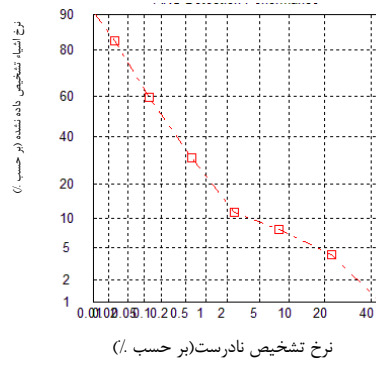
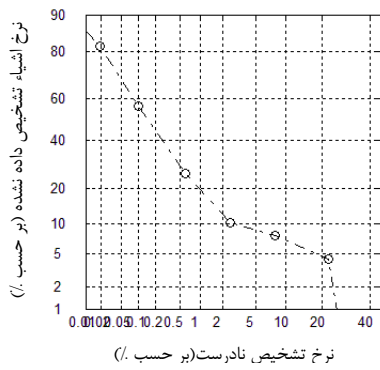


Upper Incisor Tip

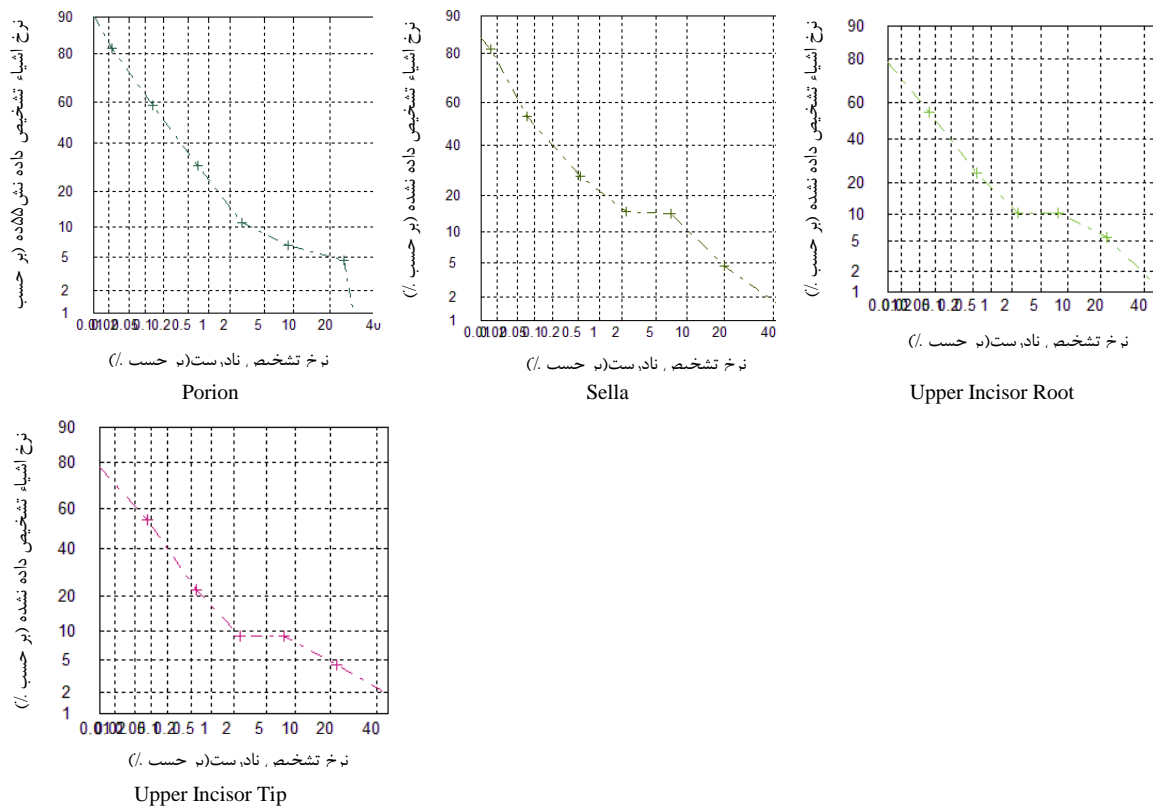


Upper Incisor Root

شکل (۴) - ادامه



شکل (۷-۴) نمودار های DET برای لندمارک های انتخابی در این فصل



شکل (۷-۴) ادامه

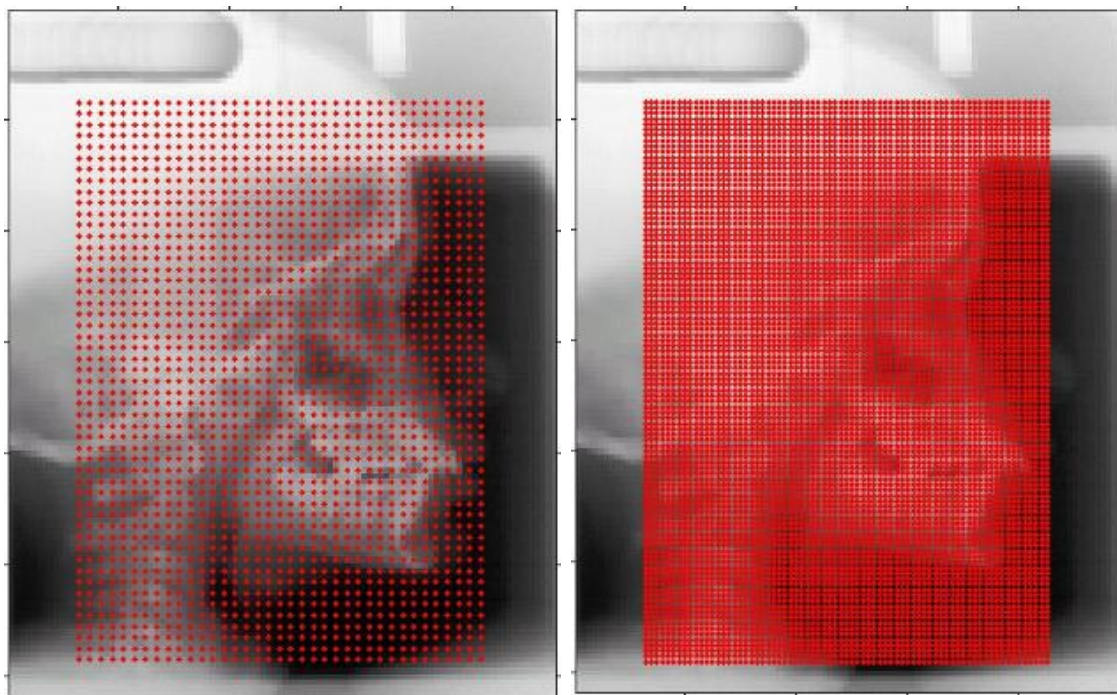
۶-۴ بررسی اثرات افزایش سرعت بر دقت سیستم

۱-۶-۴ انگیزه

یکی از اصلی ترین عواملی که در مدت زمان تشخیص سیستم تاثیر دارد، تعداد نقاط مورد بررسی در هر تصویر است.

در بخش قبل، این موضوع نشان داده شد که HOG می تواند به طور نسبتاً خوبی برای پیش بینی محل اولیه ی لندمارک استفاده شود. اگرچه در بخش مذکور، برای کاهش زمان شناسایی و افزایش سرعت سیستم، پیکسل های تصویر را به صورت یک درمیان ارزیابی نمودیم. هدف ما در این بخش بررسی این موضوع است که آیا کاهش تعداد پیکسل های مورد بررسی تاثیری در کارایی الگوریتم استفاده شده دارد یا خیر. انتظار می رود با افزایش تعداد پیکسل های مورد بررسی، زمان تشخیص

سیستم افزایش یابد. ولی در مقابل این تغییر، دقت سیستم چقدر افزایش می یابد؟



(ب)

(الف)

شکل (۸-۴) نقاط مشخص شده بر روی تصاویر بیانگر موقعیت هایی روی تصویر هستند که برای تشخیص محل لندمارک ارزیابی می شوند. در تصویر الف) تمامی نقاط تصویر ارزیابی شده در حالی که در تصویر ب) این نقاط به صورت یکی درمیان ارزیابی شده اند.

جدول (۳-۴) مقایسه ی نرخ تشخیص درست و خطا برای ۳ لندمارک انتخابی، در دو حالت ارزیابی هر پیکسل تصویر یا ارزیابی آنها به صورت یکی درمیان را نشان می دهد.

مقایسه ی این نتایج حاکی از آن است که ارزیابی تمام نقاط تصویر و ارزیابی آنها به صورت یک درمیان، هر دو دارای نرخ شناسایی نسبتاً یکسانی هستند. بر اساس نتایج حاصل، از این روش برای سایر لندمارک ها نیز استفاده کرده و در قسمت های بعدی نیز از آن برای افزایش سرعت سیستم استفاده می کنیم.

جدول (۳-۴) مقایسه ی دقت شناسایی برای ارزیابی هر پیکسل تصویر
یا ارزیابی پیکسل ها به صورت یک درمیان

نرخ تشخیص نادرست	نرخ تشخیص درست	لندمارک ها	
۱/۲۴۷۶	۸۷/۱۰۶۰	Gnathion	ارزیابی هر پیکسل
۲/۴۰۷۶	۸۵/۳۱۰۷	Sella	
۱/۸۸۷۹	۹۱/۰۵۱۱	Upper Incisor Tip	
۰/۷۰۳۶	۸۳/۱۰۶۷	Gnathion	ارزیابی یکی درمیان پیکسل ها
۱/۶۵۰۹	۸۴/۲۱۸۷	Sella	
۱/۵۶۴۳	۸۹/۸۹۰۷	Upper Insicor Tip	

۷-۴ خلاصه فصل

در این فصل، سیستم تشخیص محل لندمارک مبتنی بر HOG و SVM ارائه شد. خصوصیات مختلف HOG بررسی شد و نشان دادیم که استفاده از هیستوگرام گرادیان جهتی که به صورت محلی نرمال شده است به عنوان ویژگی [۶] در مجموعه ای از بلوک های همپوشاننده ی متراکم نتیجه ی خوبی برای پیش بینی اولیه ی محل لندمارک می دهد. میزان فاصله ی خطا در آزمایش مذکور، با این فرض تعیین شد که بعد از تعیین محل اولیه ی لندمارک در ابعاد کوچک، بتوان موقعیت واقعی لندمارک را در ابعاد واقعی تصویر نیز تعیین نمود. میزان فاصله ی خطا یک تعادل بین نرخ شناسایی درست در این بخش و ابعاد پنجره ی جستجوی اولیه در ابعاد اصلی تصویر برای یافتن محل دقیق لندمارک است که می تواند بر سرعت سیستم تاثیر فراوان گذارد.

نمونه های مثبت و منفی برای آموزش SVM انتخاب شدند. اثرات کاهش اندازه ی تصویر در افزایش سرعت سیستم، مورد بررسی قرار گرفت و پس از مقایسه ی مجموعه ی نمونه های خود با مجموعه ی به کار گرفته شده در [۶] عنوان کردیم که به علت محدود بودن تعداد تصاویر اولیه، ما از یک تصویر مثبت و دو تصویر منفی استفاده می کنیم. استفاده از تعداد بیشتری نمونه ی منفی باعث می شود تا SVM به سمت نمونه های منفی بایاس شود، زیرا تعداد نمونه های مثبت بسیار کمتر می شوند.

تاثیر ارزیابی تمام پیکسل های تصویر یا ارزیابی پیکسل ها به صورت یک درمیان با هم مقایسه شد و گزارش شد که ارزیابی آنها به صورت یک درمیان زمان تشخیص را با ضریبی در حدود ۴ کاهش می دهد و بر اساس نتایج به دست آمده از این بررسی ها، از این روش برای سایر لندمارک ها نیز استفاده کرده و در قسمت های بعدی نیز از این روش برای افزایش سرعت سیستم استفاده خواهیم کرد.

اگرچه استفاده از HOG نشان داد که می تواند در شناسایی محل اولیه ی لندمارک مفید باشد، ولی همچنان می توان نرخ خطاها را کاهش داد. این نرخ تشخیص نادرست^{۱۵۲} محل لندمارک، برای یک آنالیز سفالومتری مناسب نیست. در نتیجه باید به دنبال روشی باشیم تا نرخ این تشخیص های نادرست را کاهش دهیم. همچنین، لازم است تا پارامترهای مختلف روش HOG مثل اندازه ی سلول ها، اندازه ی بلوک ها، اندازه ی پنجره ی شناسایی و ... بررسی شود و از نتایج بررسی در کاهش تعداد شناسایی های اشتباه، مخصوصاً در تشخیص محل لندمارک های سخت استفاده شود.

همانطور که در [۶] اشاره شد، همچنان می توان در جهت بهینه سازی HOG گام برداشت. برای افزایش سرعت فرآیند مذکور، می توان از روش شناسایی پراکنده به متراکم^{۱۵۳} یا از روش رد زنجیره وار^{۱۵۴} که مبتنی بر ویژگی های HOG است استفاده کرد.

از دیگر روش هایی که برای بهبود دقت سیستم می توان به کار برد، تعیین یک استراتژی جهت انتخاب یکی از خروجی های SVM می باشد. به عبارت دیگر تدبیری اتخاذ شود که یکی از پنجره هایی که در بین سایرین توسط SVM، به عنوان پنجره ی حاوی لندمارک شناسایی شده است، به عنوان پنجره ی نهایی تشخیص داده شده ی حاوی لندمارک انتخاب شود و نقطه ی از پیش تعیین شده بر روی پنجره به عنوان پیش بینی اولیه محل لندمارک بر روی تصویر تعیین شود. در این فصل، اگر محل نقطه ی تعیین شده توسط پنجره ها، در فاصله خطای معینی بود، فرض را بر تشخیص درست محل لندمارک می گذاشتیم و محل را جهت بررسی های بعدی آماده در نظر می گرفتیم. در غیر این صورت، پنجره را به عنوان تشخیص نادرست^{۱۵۵} می پنداشتیم. تعداد پنجره های تشخیص داده شده در فاصله خطای قابل قبول زیاد بود. تعداد زیاد این پنجره ها باعث می شود تا زمان زیادی در مراحل بعدی صرف ارزیابی آنها برای تعیین محل دقیقتر لندمارک شود. بنابراین، ما نیاز به یک

False Alarms^{۱۵۲}

Coarse-to-fine^{۱۵۳}

Rejection chain^{۱۵۴}

False Alarm^{۱۵۵}

روش برای انتخاب بهترین نقطه (یا همان پنجره) برای آنالیز های بعدی داریم. انتخاب پنجره ای با بیشترین امتیاز می تواند یکی از این روش ها باشد.

در فصل بعدی روش های ذکر شده در بالا را بررسی کرده و سعی می کنیم با بررسی روند تغییرات پارامتر های HOG، بهترین ترکیب را جهت رسیدن به بیشترین کارایی ویژگی مذکور به دست آورده و همچنین، نرخ اشتباهات سیستم را کاهش و دقت آن را افزایش دهیم.

فصل ۵

روش وابسته به دامنه کاربرد

۵-۱ مقدمه

در فصل قبل، هدف بررسی این موضوع بود که آیا روش مستقل از دامنه می تواند تقریب از محل لندمارک به دست دهد به طوری که دقت کافی جهت آنالیز های بعدی را داشته باشد. نتایج نشان داد که نرخ شناسایی بسیار خوب بوده ولی تعداد نقاط تشخیص داده شده در فاصله خطای قابل قبول زیاد است. تعداد زیاد پنجره ی شناسایی شده در این مرحله باعث افزایش زمان پردازش در مراحل بعدی می شود. زیرا پنجره های بیشتری در مراحل بعدی باید ارزیابی گردد. پنجره هایی که شاید برای شروع با هم تفاوت زیادی نداشته و یا اصلا برای شروع مناسب نباشند. بنابراین، نیاز به مکانیزمی است که مناسب ترین پنجره ها را برای آنالیز های بعدی انتخاب نماید.

هدف این فصل بررسی این موضوع است که چگونه می توان روش مستقل از دامنه را تغییر داد تا تعداد پنجره هایی که در مرحله ی بعد آنالیز خواهند شد کاهش یابد و در عین حال، بتوان تعداد تشخیص های اشتباه را کاهش داده و محل لندمارک را با دقت کافی جهت شروع آنالیز های بعدی تعیین نمود.

در این فصل روش مستقل از دامنه ی استفاده شده در فصل ۴، پایه ی مقایسه جهت سنجش کارایی است.

۵-۱-۱ اهداف فصل

بر مبنای نتایج به دست آمده از روش مستقل از دامنه ی با استفاده از ویژگی های HOG، چندین سوال جهت چگونگی کاهش تعداد پنجره های شناسایی شده، بدون تاثیر در دقت سیستم مطرح می شود. در این فصل به بررسی و تحقیق درباره ی سوالات زیر می پردازیم:

• آیا می توان پارامتر های HOG را به گونه ای تغییر داد که میزان تشخیص های اشتباه کم

شود ولی دقت سیستم کاهش نیابد؟

- آیا می توان از روش هایی استفاده کرد که پنجره های ناکارآمد را از بین پنجره های شناسایی شده حذف نماید و بهترین پنجره ها را برای آنالیز های بعدی پیدا کند، دقت تشخیص را افزایش داده و تشخیص های نادرست را کاهش دهد؟
- آیا استفاده از اطلاعات اطراف لندمارک مثل اطلاعات آماری رنگ پیکسل ها می تواند به شناسایی بهترین پنجره ها کمک کند و تشخیص های نادرست را کاهش دهد؟

۵-۲ روش کار

روش کار در این فصل برای استفاده از ویژگی های HOG در کنار SVM با هدف یافتن لندمارک ها، بسیار شبیه به روش توضیح داده شده در فصل ۴ است. روش یافتن لندمارک شامل ساختن بردار های ویژگی تصویر در یک پنجره ی حرکت کننده است که با ارزیابی ویژگی های مذکور، محل لندمارک را تعیین می نماید. کارایی سیستم وابسته به امتیازاتی است که به پنجره های شناسایی شده نسبت داده می شود. توضیحات مرحله به مرحله ی زیر در کنار نمودار موجود در شکل (۵-۱) شبیه مطالب بیان شده در بخش ۴-۲ است، با این تفاوت که در این قسمت مجموعه ای از ویژگی های جدید به سیستم اضافه شده و همچنین، روش های رد زنجیره ای^{۱۵۶} به کار گرفته شده اند تا خطاهای سیستم را کاهش دهند.

- دسته بندی پنجره جدا شده از تصویر در دو گروه "شامل لندمارک" و "فاقد لندمارک" توسط روش ارائه شده در بخش ۴-۲.
- استفاده از روش طرد^{۱۵۷} برای کاهش نرخ خطا ها و تعیین یک پنجره به عنوان بهترین پنجره ی شناسایی شده.
- تعیین محل حدودی لندمارک به وسیله ی نقطه ی از پیش تعیین شده بر روی پنجره.

Rejection Chain^{۱۵۶}
rejection^{۱۵۷}

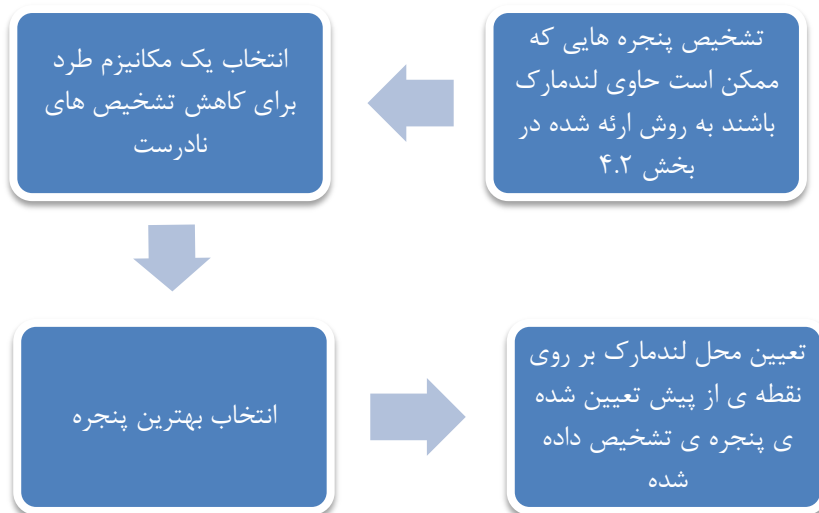
۳-۵ بهبود پارامترهای HOG

۱-۳-۵ انگیزه

در این بخش به بررسی پارامترهای ویژگی HOG می پردازیم که آیا تغییر پارامترهای HOG می تواند کارایی کلی سیستم را در تشخیص لندمارک افزایش دهند؟ برای رسیدن به پاسخ، بررسی ها را بر روی سه لندمارک Sella، Gnathion و Upper Incisor Tip انجام داده و نتایج را مقایسه می کنیم.

۲-۳-۵ دسته بندی جهتی و مکانی

نمودارهای نمایش داده شده شکل (۳-۵) و شکل (۲-۵) بیانگر تاثیر تغییر اندازه ی بازه های^{۱۵۸} جهت گرادیان در کارایی سیستم ارائه شده است. چنانکه در شکل (۳-۵) مشاهده می شود وقتی بازه ها بین ۰ تا ۱۸۰ درجه انتخاب می شوند (یعنی علامت گرادیان را در نظر نمی گیریم)، افزایش تعداد بازه ها تا ۹ عدد (که باعث کوچک شدن اندازه ی بازه ها می شود) ، باعث افزایش کارایی سیستم شده؛ اما، افزایش تعداد به بیش از ۹ بازه، تغییر زیادی در کارایی سیستم به وجود نمی آورد. شکل (۲-۵) نشان دهنده ی این مطلب است که استفاده از گرادیان جهتی با علامت (یعنی گرادیان ها در فاصله ی ۰ تا ۳۶۰ درجه)، باعث کاهش کارایی سیستم می شود، حتی، زمانی که تعداد بازه ها ۲ برابر می شود تا اندازه ی بازه ها ثابت بماند، کارایی سیستم افزایش نمی یابد.



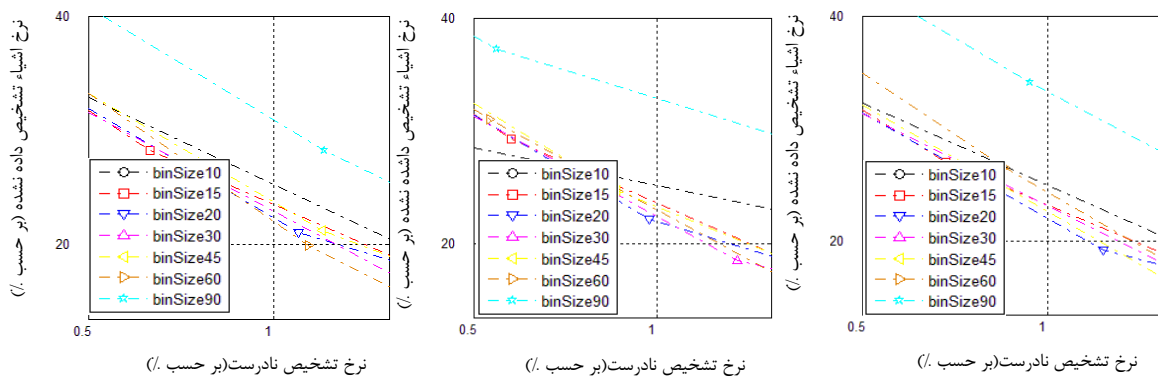
شکل (۵-۱) دیاگرام فوق بیانگر روش به کار گرفته شده برای تعیین محل اولیه لندمارک با استفاده از ایجاد تغییراتی در روش بردار ویژگی های مبتنی بر HOG در کنار دسته بندی کننده ی SVM است.

۳-۳-۵ پنجره شناسایی و محتویات آن

همانطور که در شکل (۵-۴) مشاهده می شود افزایش یا کاهش اندازه ی پنجره ها باعث کاهش کارایی سیستم می شود. این کاهش کارایی، به ازای یک درصد خطای شناسایی نادرست، در حدود ۱۰ درصد است. یعنی، وقتی محلی که حاوی لندمارک نیست با احتمال یک درصد، به عنوان محل لندمارک شناسایی می شود، احتمال شناسایی نشدن محل درست لندمارک حدود ۱۰ درصد افزایش می یابد.

۴-۵ بررسی اثر توابع ارزیابی مختلف در تعیین بهترین پنجره ها

در این بخش هدف، بررسی این موضوع است که آیا استفاده از توابع ارزیابی مختلف در تعیین بهترین پنجره ها، از بین پنجره های درست تشخیص داده شده، می تواند باعث افزایش کارایی سیستم شود یا خیر؟ بررسی مذکور بر روی تمامی لندمارک های انتخاب شده برای این تحقیق در بخش ۳-۳، انجام می شود. اندازه ی پنجره ی استفاده شده برای هر لندمارک و نقطه ی از پیش تعیین شده روی پنجره که معرف محل لندمارک می باشد، مطابق آنچه است که در بخش ۰ تعریف شده است.

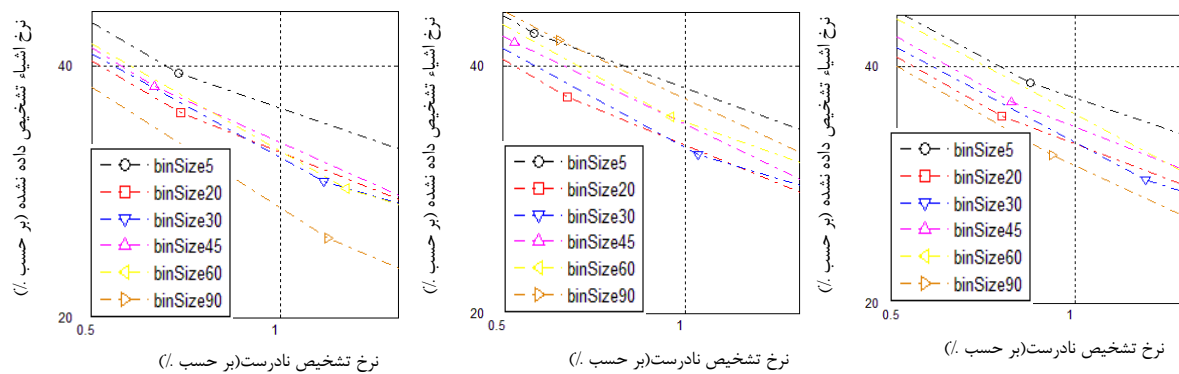


ج) Sella

ب) Gnathion

الف) Upper Incisor

شکل (۳-۵) تاثیر تغییر بازه های گرادیان جهتی در کارایی سیستم تشخیص دهنده ی محل سه لندمارک. از گرادیان بدون علامت در بازه ی ۰ تا ۱۸۰ درجه استفاده شده است.

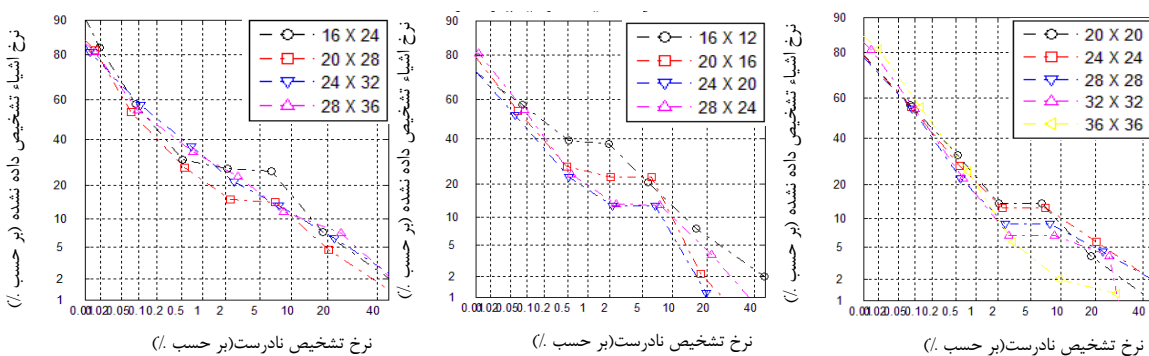


ج) Sella

ب) Gnathion

الف) Upper Incisor

شکل (۲-۵) تاثیر تغییر بازه های گرادیان جهتی در کارایی سیستم تشخیص دهنده ی محل سه لندمارک. از گرادیان با علامت در بازه ی ۰ تا ۳۶۰ درجه استفاده شده است.



ج) Sella

ب) Gnathion

الف) Upper Incisor

شکل (۴-۵) تاثیر تغییر اندازه ی پنجره ی شناسایی در کارایی سیستم تشخیص سه لندمارک.

۵-۴-۱ انتخاب پنجره با بیشترین امتیاز

الف) انگیزه

بدیهی است که از هر لندمارک تنها یکی در تصویر وجود دارد، بنابراین، می توان در تعیین تابع ارزیابی موارد زیر را در نظر گرفت:

- در این روش همانند روش های پیش، پنجره ای بر روی تصویر حرکت می کند و به ازای هر نقطه در تصویر که پنجره بر روی آن قرار بگیرد، SVM امتیازی را به پنجره ی آن نقطه نسبت می دهد. این امتیاز عددی اعشاری است که بیانگر میزان تشابه محل نقطه به محل اصلی لندمارک می باشد و می توان آن را به عنوان امتیاز نقطه ی تعیین شده بر روی پنجره در نظر گرفت که در تعیین محل لندمارک استفاده می شود.
- نقطه ی دارای بیشترین امتیاز، نقطه برتر بین نقطه ی لندمارک سایر پنجره ها انتخاب می شود که برای تقریب اولیه از محل واقعی لندمارک، در مراحل بعدی استفاده می شود.
- پس از انتخاب نقطه، مقایسه ای بین محل واقعی لندمارک و موقعیت این نقطه انجام می شود. وقتی فاصله ی دو محل از هم کمتر از ۴ پیکسل باشد (تعیین شده در فصل ۴)، آن نقطه به عنوان نقطه ی شناسایی شده درست، دسته بندی می شود؛ ولی، اگر فاصله از ۴ پیکسل بیشتر باشد محل تعیین شده در فرآیند به عنوان یک شناسایی نادرست دسته بندی می شود.
- کارایی سیستم را با اعمال مراحل فوق به تصاویر با همان روش بیرون نگه داشتن یک نمونه^{۱۵۹} مثل فصول گذشته و محاسبه ی نرخ شناسایی درست به دست می آوریم.

در روش به کار گرفته شده در فصل ۴ از مفادیر خروجی SVM، جهت تعیین محل مورد بررسی به عنوان محل شامل لندمارک یا فاقد آن استفاده می شد. در روش مذکور، تعداد پنجره های شناسایی شده که برای آنالیز های بعدی انتخاب می شدند زیاد بود. بنابراین در این بخش، پنجره با بیشترین امتیاز را به عنوان پنجره ی منتخب در این مرحله انتخاب می کنیم، با این امید که تعداد شناسایی های نادرست در روش های قبلی را کاهش دهیم. با این انتخاب، تنها یک تقریب برای محل اصلی لندمارک وجود خواهد داشت و آن هم همان نقطه ی از پیش تعیین شده ی پنجره ی انتخابی با بیشترین امتیاز است. این نقطه یا به درستی انتخاب شده است (یعنی در فاصله ی ۴ پیکسلی از محل واقعی لندمارک قرار دارد) یا تشخیص آن درست نبوده و به عنوان شناسایی نادرست ثبت می شود.

ب) نتایج

برای بررسی اینکه آیا روش پیشنهادی در بخش ۰ می تواند تقریب خوبی از محل اولیه ی لندمارک ها به دست دهد، از تمام لندمارک های استفاده شده در فصل قبل یا به عبارت دیگر، تمامی لندمارک های تعریف شده در این تحقیق استفاده کردیم.

جدول (۵-۱) نرخ شناسایی در فاصله های مختلف تا محل اصلی لندمارک

فاصله	۱ پیکسل	۲ پیکسل	۳ پیکسل	۴ پیکسل	۵ پیکسل	بیش از ۵ پیکسل	میانگین فاصله ها برحسب پیکسل
A Point	۲۵/۳۹۶۸	۵۵/۵۵۵۶	۷۳/۰۱۵۹	۸۲/۵۳۹۷	۹۵/۲۳۸۱	۴/۷۶۱۹	۲/۸۶۷۵
ANS	۲۵/۳۹۶۸	۵۵/۵۵۵۶	۷۴/۶۰۳۲	۸۷/۳۰۱۶	۹۳/۶۵۰۸	۶۳/۴۹۲	۲/۹۸۹۴
B Point	۴۴/۴۴۴۴	۷۳/۰۱۵۹	۸۸/۸۸۸۹	۹۳/۶۵۰۸	۹۸/۴۱۲۷	۱/۵۸۷۳	۱/۵۸۴۶
Gnathion	۳۸/۰۹۵۲	۷۷/۷۷۷۸	۹۰/۴۷۶۲	۹۲/۰۶۳۵	۹۶/۸۲۵۴	۳/۱۷۴۶	۱/۷۰۴۱
Gonion	۲۳/۸۰۹۵	۴۶/۰۳۱۷	۸۰/۹۵۲۴	۹۳/۶۵۰۸	۹۶/۸۲۵۴	۳/۱۷۴۶	۲/۱۹۳۶
Lower Incisor Root	۳۶/۵۰۷۹	۶۳/۴۹۲۱	۷۹/۳۶۵۱	۸۵/۷۱۴۳	۹۰/۴۷۶۲	۹/۵۲۳۸	۲/۰۶۹۵
Lower Incisor Tip	۴۱/۲۶۹۸	۶۸/۲۵۴۰	۹۲/۰۶۳۵	۱۰۰	۱۰۰	۰	۱/۵۵۳۶
Menton	۵۸/۷۳۰۲	۷۹/۳۶۵۱	۹۲/۰۶۳۵	۹۶/۸۲۵۴	۹۸/۴۱۲۷	۱/۵۸۷۳	۱/۴۰۶۷
Nasion	۲۳/۸۰۹۵	۵۵/۵۵۵۶	۷۷/۷۷۷۸	۸۸/۸۸۸۹	۹۶/۸۲۵۴	۳/۱۷۴۶	۲/۰۸۲۱
Orbitale	۳۳/۳۳۳۳	۷۳/۰۱۵۹	۹۳/۶۵۰۸	۹۸/۴۱۲۷	۱۰۰	۰	۱/۶۴۲۷
PNS	۳۳/۳۳۳۳	۶۱/۹۰۴۸	۸۷/۳۰۱۶	۹۸/۴۱۲۷	۱۰۰	۰	۱/۸۵۹۹
Pogonion	۴۹/۲۰۶۳	۷۶/۱۹۰۵	۹۵/۲۳۸۱	۱۰۰	۱۰۰	۰	۱/۴۳۵۳
Porion	۱۹/۰۴۷۶	۵۷/۱۴۲۹	۷۷/۷۷۷۸	۸۷/۳۰۱۶	۹۰/۴۷۶۲	۹/۵۲۳۸	۲/۹۳۳۴
Sella	۱۹/۰۴۷۶	۴۲/۸۵۷۱	۶۹/۸۴۱۳	۸۷/۳۰۱۶	۹۰/۴۷۶۲	۹/۵۲۳۸	۲/۹۷۴۱
Upper Incisor Root	۲۳/۸۰۹۵	۵۵/۵۵۵۶	۷۷/۷۷۷۸	۸۸/۸۸۸۹	۹۶/۸۲۵۴	۳/۱۷۴۶	۲/۰۸۲۱
Upper Incisor Tip	۲۳/۸۰۹۵	۵۰/۷۹۳۷	۷۳/۰۱۵۹	۸۴/۱۲۷۰	۹۸/۴۱۲۷	۱/۵۸۷۳	۲/۲۴۶۷

جدول (۲-۵) نتایج تشخیص روش مبتنی بر بیشترین امتیاز برای تعیین تقریبی از محل اولیه ی لندمارک.

لندمارک ها	نرخ تشخیص درست	نرخ تشخیص نادرست
A Point	۸۲/۵۳۹۷	۱۷/۴۶۰۳
ANS	۸۷/۳۰۱۶	۱۲/۶۹۸۴
B Point	۹۳/۶۵۰۸	۶/۳۴۹۲
Gnathion	۹۲/۰۶۳۵	۷/۹۳۶۵
Gonion	۹۳/۶۵۰۸	۶/۳۴۹۲
Lower Incisor Root	۸۵/۷۱۴۳	۱۴/۲۸۵۷
Lower Incisor Tip	۱۰۰	۰
Menton	۹۶/۸۲۵۴	۳/۱۷۴۶
Nasion	۸۸/۸۸۸۹	۱۱/۱۱۱۱
Orbitale	۹۸/۴۱۲۷	۱/۵۸۷۳
PNS	۹۸/۴۱۲۷	۱/۵۸۷۳
Pogonion	۱۰۰	۰
Porion	۸۷/۳۰۱۶	۱۲/۶۹۸۴
Sella	۸۷/۳۰۱۶	۱۲/۶۹۸۴
Upper Incisor Root	۸۸/۸۸۸۹	۱۱/۱۱۱۱
Upper Incisor Tip	۸۴/۱۲۷۰	۱۵/۸۷۳

برای یافتن محل دقیق لندمارک، پنجره با بیشترین امتیاز را به عنوان پنجره ی نهایی انتخاب نمودیم. محل لندمارک بر روی تصویر از محل نقطه ی از پیش تعیین شده ی پنجره به دست می آید. سپس، آن را با محل واقعی لندمارک بر روی تصویر مقایسه می کنیم. اگر فاصله ی این نقطه از محل اصلی لندمارک کمتر از ۴ پیکسل باشد پنجره به درستی انتخاب شده است، در غیر این صورت، پنجره ی انتخاب شده درست نمی باشد. نتایج نشان می دهند، روش پیشنهادی در این بخش، تقریب خوبی برای تشخیص اولیه از محل لندمارک ها به شمار می آید. نتایج در جدول (۲-۵) نمایش داده شده اند.

بررسی نتایج

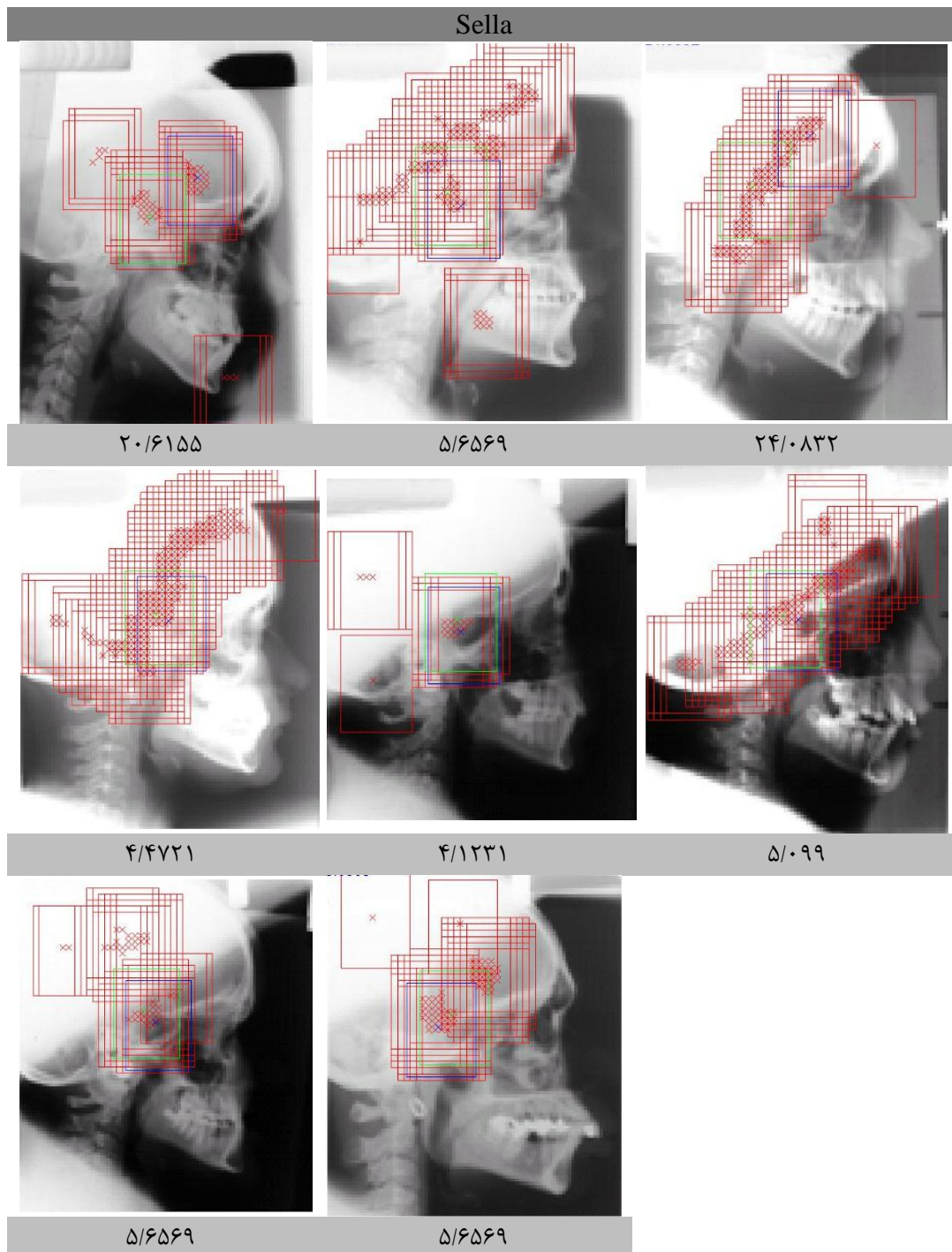
جدول (۱-۵) نشان می دهد، کارایی سیستم در تشخیص لندمارک های ساده تر مثل Menton, Gnathion و Pogonion بهبود یافته است. میزان بهبود کارایی سیستم در شناسایی لندمارک های سخت تر مثل A point, Porion, ANS نیز قابل قبول است. قرار گرفتن برخی لندمارک ها در نواحی ای دارای بافت نامنظم در تصویر، سبب کاهش کارایی سیستم در این موارد شده است. به علت تغییرات کم نواحی اطراف شامل این لندمارک ها، تعداد پنجره های شناسایی شده به عنوان

پنجره ی لندمارک در فصل ۴ زیاد بود. تعداد زیاد پنجره های شناسایی شده سبب افزایش احتمال قرار گرفتن پنجره های مذکور در فاصله خطای قابل قبول شده، بنابراین نرخ تشخیص درست افزایش می یابد. شایان ذکر است، تعداد پنجره هایی که به نادرستی شناسایی شده بودند نیز، در تصاویر بسیار زیاد بوده است.

شکل (۵-۵) برخی از تشخیص های درست را برای سیستم پیشنهادی نمایش می دهد. ضربدر آبی در تصاویر، بیانگر نقطه ی تشخیص داده شده برای لندمارک و ضربدر سبز بیانگر محل واقعی لندمارک است. عدد نشان داده شده در زیر تصویر بیانگر میزان خطا بر حسب پیکسل بوده و فاصله ی نقطه ی تعیین شده تا محل اصلی لندمارک را نشان می دهد.

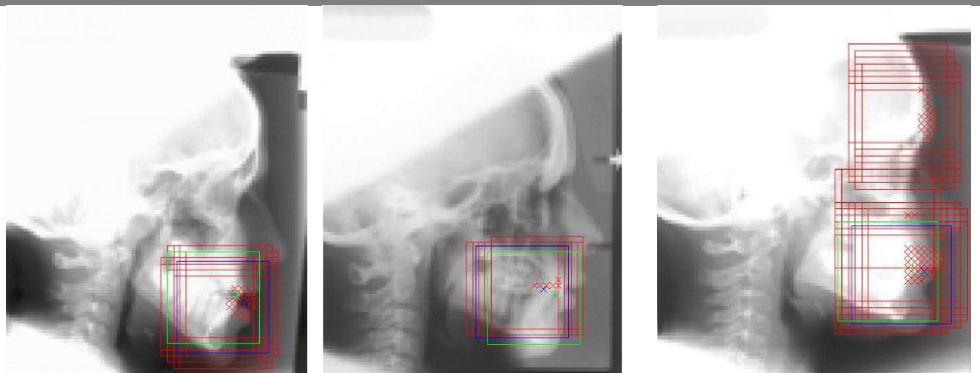
شکل (۶-۵)، شکل (۷-۵) و شکل (۸-۵) همه ی تشخیص های اشتباه، برای سه لندمارک را نشان میدهند. عدد نشان داده شده در زیر این تصاویر نیز بیانگر میزان خطا بر حسب پیکسل بوده و فاصله ی نقطه ی تعیین شده تا محل اصلی لندمارک را نشان می دهد.

از مشکلاتی که در استفاده از بیشترین امتیاز برای پیش بینی محل اولیه لندمارک وجود دارد این است که سیستم مجبور به انتخاب یکی از پنجره ها در تصویر به عنوان پنجره ی لندمارک و نقطه ای از تصویر به عنوان نقطه لندمارک است. در حالت ایده آل، انتظار می رود زمانی که فرآیند تشخیص اطمینان کافی از محل لندمارک ندارد، برای مثال وقتی در محل دیگری از تصویر نقطه ی پر امتیاز دیگری را شناسایی کرده است، تک نقطه ی یافت شده ی اول را به عنوان محل لندمارک تعیین نکند. در بخش بعد با ارائه روشی به بررسی این موضوع خواهیم پرداخت.



شکل (۵-۶) تشخیص های نادرست لندمارک Sella مبتنی بر روش انتخاب پنجره با بیشترین امتیاز. عدد نشان داده شده در زیر این تصاویر نیز بیانگر میزان خطا بر حسب پیکسل بوده و فاصله ی نقطه ی تعیین شده تا محل اصلی لندمارک را نشان می دهد.

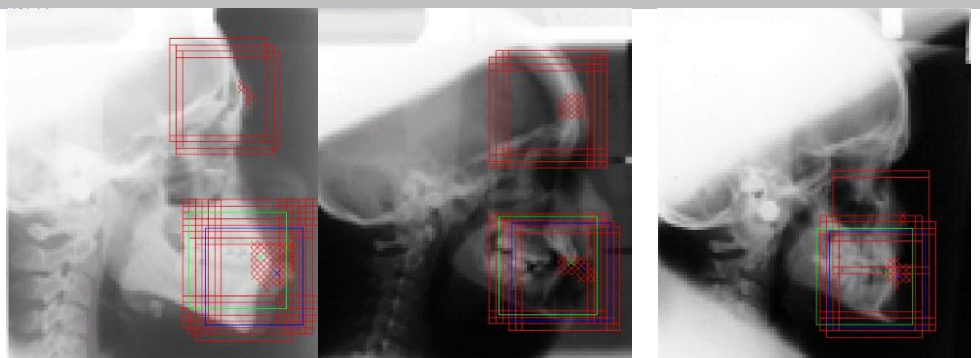
Upper Incisor Tip



۴/۲۴۲۶

۴/۴۷۲۱

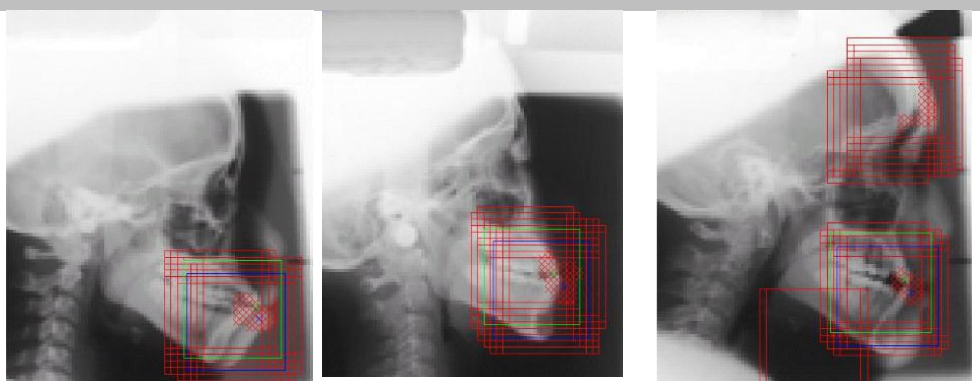
۴/۱۲۳۱



۷/۰۷۱۱

۴/۴۷۲۱

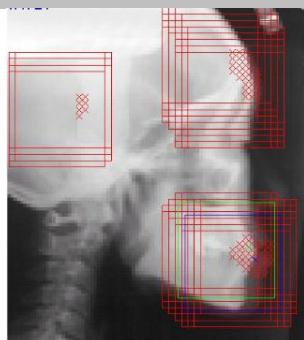
۴/۱۲۳۱



۴/۱۲۳۱

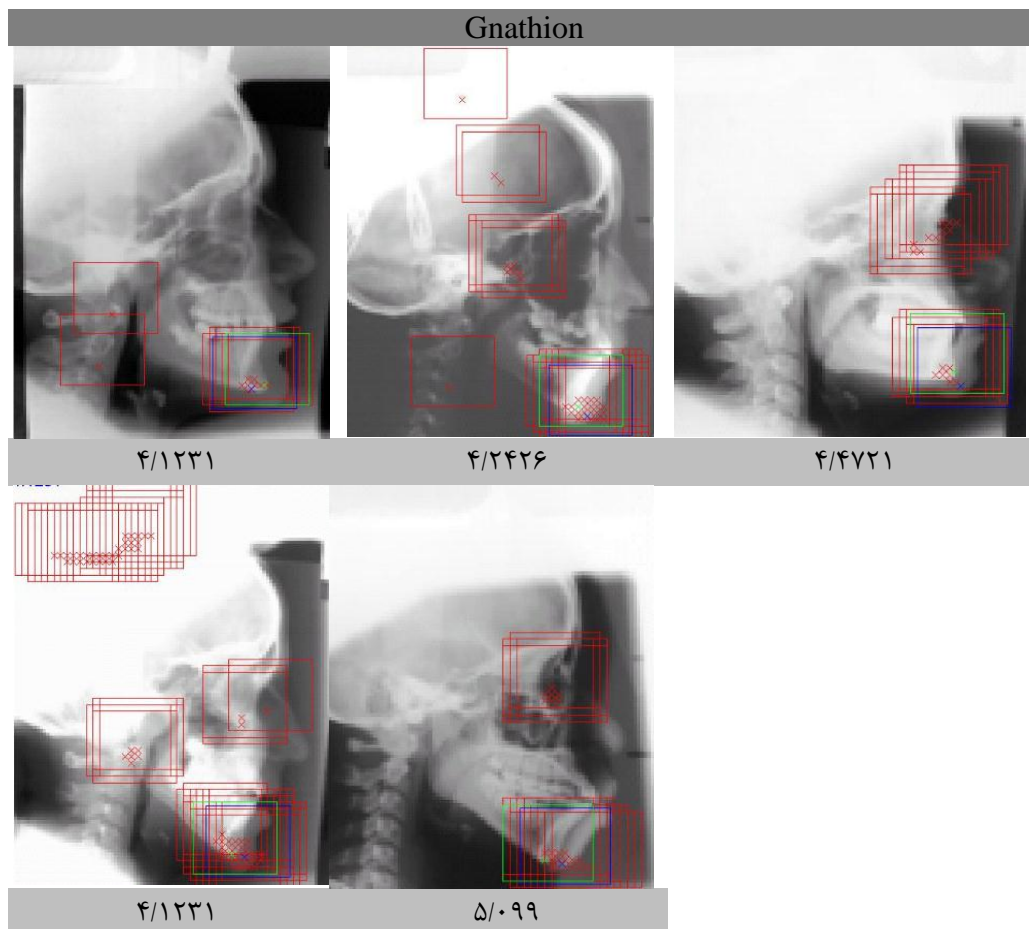
۵

۴/۴۷۲۱



۴/۴۷۲۱

شکل (۷-۵) تشخیص های نادرست لندمارک Upper Incisor Tip مبتنی بر روش انتخاب پنجره با بیشترین امتیاز. عدد نشان داده شده در زیر این تصاویر نیز بیانگر میزان خطا بر حسب پیکسل بوده و فاصله ی نقطه ی تعیین شده تا محل اصلی لندمارک را نشان می دهد.



شکل (۵-۸) تشخیص های نادرست لندمارک Gnathion مبتنی بر روش انتخاب پنجره با بیشترین امتیاز. عدد نشان داده شده در زیر این تصاویر نیز بیانگر میزان خطا بر حسب پیکسل بوده و فاصله ی نقطه ی تعیین شده تا محل اصلی لندمارک را نشان می دهد.

۲-۴-۵ انتخاب پنجره با بیشترین امتیاز: نواحی غیر قطعی

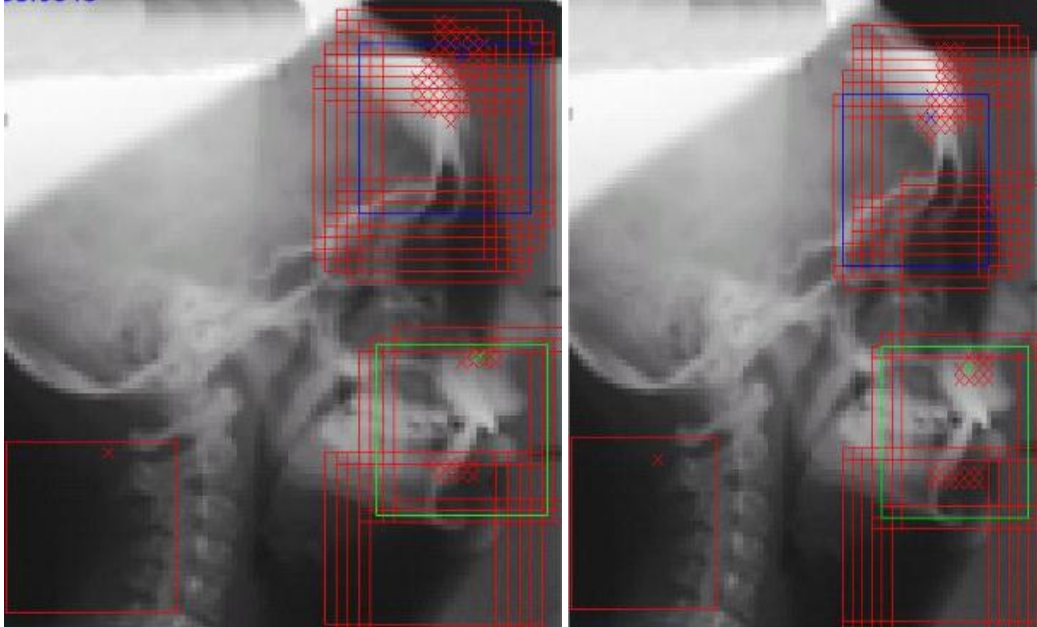
الف) انگیزه

همانطور که در بخش ۰ اشاره شد، انتخاب پنجره با بیشترین امتیاز همیشه محل درست لندمارک را پیش بینی نمی کند و گاهی اوقات با افزایش پیچیدگی در تصویر تعداد تشخیص های نادرست افزایش می یابد.

فرآیندهای قبلی در این فصل نشان داد که برخی از لندمارک ها را به علت ابهام در تصاویر و یا درهم ریختگی پس زمینه محل لندمارک نمی توان با دقتی مناسب برای آنالیز های بعدی تعیین نمود. به هر حال، ما بر این باوریم که بهبود کارایی سیستم در این نواحی با امتیازات نسبت داده شده توسط SVM به پنجره های تشخیص، رابطه ی مستقیم دارد. نمونه هایی از ابهامات در تشخیص لندمارک هایی چون Upper Incisor Root، ANS و A Point وجود دارد که گاهی موجب شناسایی شدن محلی به عنوان موقعیت لندمارک می شود که در نزدیکی Nasion وجود دارد! در تصاویر نمایش داده شده در شکل (۵-۹) نواحی نزدیک لندمارک Nasion و لندمارک های Upper Incisor، A Point و Root و ANS در هر تصویر شبیه به هم هستند. در تصاویر شکل (۵-۹)، هر دو پنجره ی شناسایی شده و پنجره ی اصلی حاوی لندمارک از نظر محتوا تقریباً مشابه بوده ولی هیچکدام شباهت زیادی به نمونه های استفاده شده در آموزش سیستم ندارند. شکل (۵-۱۰) نقاط یافت شده به عنوان لندمارک A Point را در نمونه ی ارائه شده در شکل (۵-۹) نشان می دهد. میزان امتیاز نسبت داده شده توسط SVM به هر نقطه، بر روی تصویر مشخص شده است.

ANS

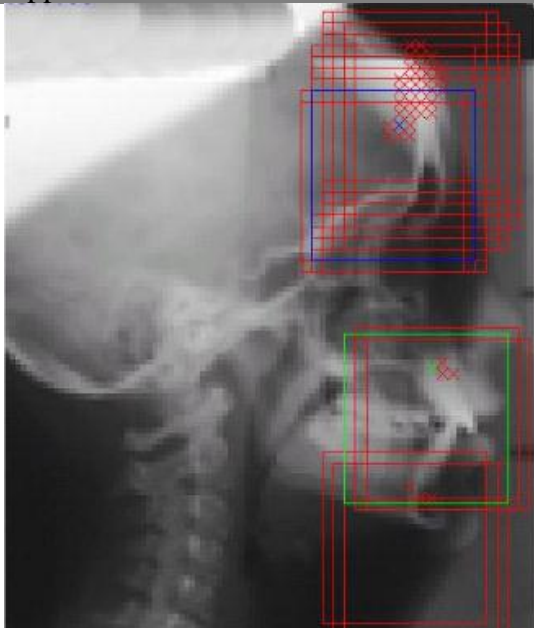
A Point



۵۳/۰۸۴۸

۴۴/۷۲۱۴

Upper Incisor Root

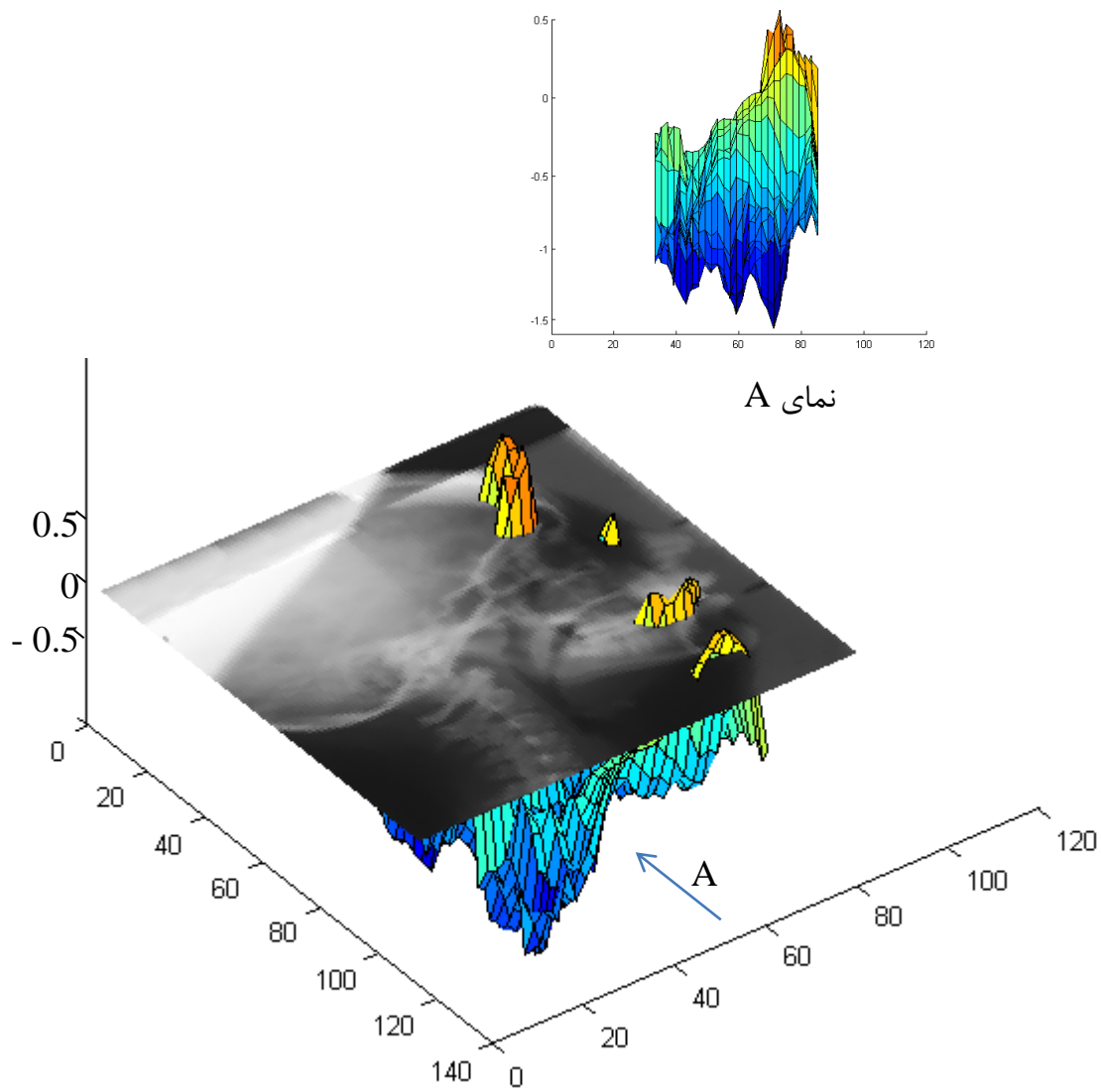


۴۳/۴۱۴۶

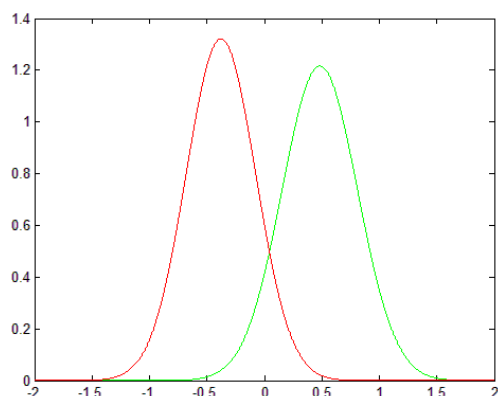
شکل (۵-۹) برخی از پنجره‌هایی که با استفاده از روش انتخاب پنجره با بیشترین امتیاز به درستی تشخیص داده نشده اند. عدد نشان داده شده در زیر این تصاویر نیز بیانگر میزان خطا بر حسب پیکسل بوده و فاصله ی نقطه ی تعیین شده تا محل اصلی لندمارک را نشان می دهد.

میزان امتیازها با روش به کار گرفته شده در بخش ۵-۴-۱ تعیین می شوند. خروجی SVM به صورت یک نمودار سطح بر روی تصویر منطبق شده است. مقدار هر نقطه در این سطح بیانگر امتیازی است که SVM به آن نقطه داده است. هدف در این تصویر یافتن A Point بوده است. چنانکه در شکل (۵-۱۰) مشاهده می شود، بیشترین امتیاز در این تصویر متعلق به گوشه ی سمت راست بالای نمای A، محلی نزدیک لندمارک Nasion است. بنابراین، محل لندمارک با استفاده از این روش، نادرست تشخیص داده شده است. سایر نقاطی که SVM به آنها امتیازات مثبتی داده بود در شکل (۵-۱۰) با رنگ زرد مشخص است. همه ی امتیازات کمتر از ۰/۴ هستند. با دقت در این موضوع، به نظر می رسد، علت اصلی تشخیص نادرست، تشابه تقریبی ویژگی های HOG در نقاط دارای امتیاز مثبت است. شکل (۵-۱۱) نموداری از توزیع احتمالاتی امتیازات مثبت و منفی داده شده به پنجره های تصویر مذکور، در شناسایی لندمارک A Point را نشان می دهد. بر اساس شکل (۵-۱۱)، زمانی که امتیازات (محور افقی) از ۰/۶ کمتر باشد، پنجره ی فاقد لندمارک ممکن است به عنوان پنجره ی حاوی لندمارک دسته بندی شود. بر این اساس، می توان الگوریتم انتخاب پنجره با بیشترین امتیاز را به گونه ای تغییر داد که در تصاویر دارای ابهام، هیچ لندمارکی تعیین نشود. روش اصلاح شده به شرح زیر خواهد بود:

- پنجره ای بر روی تصویر حرکت می کند و مقدار خروجی SVM یعنی امتیاز داده شده به پنجره، در نقطه ی (i,j) محاسبه شده و به صورت $P_{i,j}$ نمایش داده می شود. محل پیش بینی شده برای لندمارک موقعیتی است که در آن دارای بیشترین مقدار است. مقدار آن را با $P_{Highest}$ نمایش می دهیم.



شکل (۵-۱۰) سمت چپ: نمودار سطح ساخته شده از امتیازاتی که SVM به نقاط مختلف تصویر در فرآیند تشخیص نسبت داده است. سمت راست بالا: نمای افقی از سطح در جهت پیکان A



امتیازات داده شده به پنجره

شکل (۱۱-۵) توزیع احتمالاتی امتیازات مثبت و منفی داده شده به پنجره های تشخیص توسط SVM

- اگر P_{Highest} کمتر از مقدار آستانه ی ^{۱۶۰} معینی بود، پنجره ی تشخیص داده شده با بیشترین امتیاز به عنوان ناحیه ی دارای عدم قطعیت در حضور لندمارک علامت گذاری می شود.
- در مرحله بعد، مجددا امتیازات داده شده به پنجره ها بررسی می شود. در آن تنها پنجره هایی که خارج از دایره ای به شعاع خطای قابل قبول (۴ پیکسل) نسبت به محل لندمارک پنجره ی انتخاب شده در مرحله ی قبل باشند مورد بررسی قرار می گیرند. پنجره ای با بیشترین امتیاز در بین سایر پنجره های این محدوده، به عنوان ناحیه ی دارای عدم قطعیت دیگری علامت زده می شود که پتانسیل داشتن لندمارک را دارد.
- اگر در تصویر پنجره ای وجود داشته باشد که به عنوان عدم قطعیت علامت گذاری شده باشد، محل لندمارک برای آن تصویر تعیین نشده باقی می ماند. به عبارت دیگر، موقعیت لندمارک در این تصویر تعیین نمی شود.
- اگر محل لندمارک برای تصویری نامعین نباشد (یعنی امتیاز داده شده به پنجره ی لندمارک از مقدار آستانه بیشتر بود)، مقایسه ای بین محل تعیین شده برای لندمارک و محل واقعی آن انجام

می گیرد. اگر فاصله ی آنها از هم کمتر از خطای قابل قبول باشد، آن نقطه به عنوان شناسایی

درست، و در غیر این صورت به عنوان تشخیص نادرست محسوب می شود.

• در نهایت، جهت بررسی کارایی روش ارائه شده، نرخ شناسایی و نرخ تشخیص نادرست برای

تمامی تصاویر مجموعه تست محاسبه می شود.

هدف اصلی در این تحقیق، شناسایی محل صحیح لندمارک است. اگر سیستم نتواند محل مناسب

لندمارک را تشخیص دهد، ترجیح بر عدم تشخیص محل لندمارک است. بدین ترتیب، نرخ تشخیص

های نادرست افزایش نمی یابد.

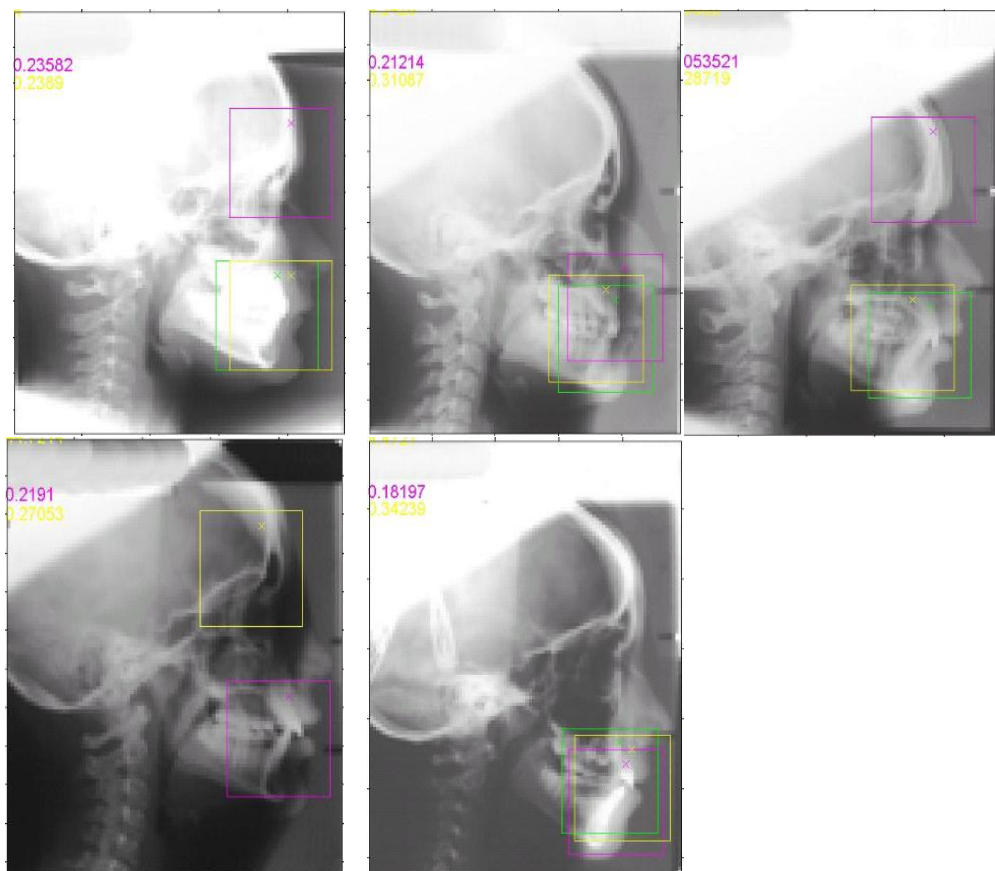
ب) نتایج

جهت بررسی تاثیر روش استفاده از آستانه در میزان کارایی سیستم و کاهش تشخیص های اشتباه، روش فوق را بر روی لندمارک A Point آزمایش نمودیم. هدف از انتخاب لندمارک مذکور این است که نقطه ی مورد نظر، از مجموعه نقاطی است که در روش بیشترین امتیاز باعث ایجاد اشتباهات تشخیصی فاحشی در نتایج شده بود.

شکل (۵-۱۲) و جدول (۵-۳) نتایج اعمال روش آستانه گیری و تعیین نواحی دارای عدم قطعیت را نشان می دهند. بر اساس داده های حاصل، نرخ تشخیص این روش و روش ارائه شده در بخش قبل در جدول (۵-۴) مقایسه شده اند. چنانکه در جدول (۵-۴) مشاهده می شود با اعمال روش آستانه گیری، نرخ تشخیص درست و نادرست هر دو تغییر کردند، ولی نرخ تغییرات تشخیص نادرست بیشتر است. همچنین، میانگین فاصله ی خطا نیز کاهش یافته است. با اعمال روش مذکور بر روی مجموعه ی تصاویر برای لندمارک A Point، نواحی غیر قطعی در ۵ تصویر مختلف تعریف شد. از نواحی تعریف شده در آنالیز های بعدی، به عنوان یکی از نواحی ای که ممکن است حاوی لندمارک باشد استفاده می شود.

جدول (۵-۳) نتایج اعمال روش نواحی عدم قطعی برای پیدا کردن لندمارک A Point

فاصله	۱ پیکسل	۲ پیکسل	۳ پیکسل	۴ پیکسل	۵ پیکسل	بیش از ۵ پیکسل	غیر قطعی	میانگین فاصله ها بر حسب پیکسل	روش
بدون آستانه گیری	۲۵/۳۹۶۸	۵۵/۵۵۵۶	۷۳/۰۱۵۹	۸۲/۵۳۹۷	۹۵/۲۳۸۱	۴/۷۶۱۹	۰	۲/۸۶۷۵	
با آستانه گیری	۲۵/۳۹۶۸	۵۵/۵۵۵۶	۷۱/۴۲۸۶	۷۹/۳۶۵۱	۸۸/۸۸۸۹	۱/۵۸۷۳	۷/۹۳۶۵	۱/۸۳۴۹	



شکل (۵-۱۲) پنجره های تشخیص داده شده پس از اعمال روش نواحی عدم قطعی. پنجره های سبز معرف پنجره ی واقعی لندمارک. پنجره ی سرخابی پنجره ای با بیشترین امتیاز است. پنجره ی زرد دومین پنجره ای است که بیشترین امتیاز را دارد.

جدول (۴-۵) نرخ شناسایی درست و نادرست به وسیله ی
روش عدم قطعیت و آستانه گیری برای لندمارک A Point

فاصله روش	نرخ تشخیص درست	نرخ تشخیص نادرست	غیر قطعی	تشخیص داده نشده	میانگین فاصله ها بر حسب پیکسل
بدون آستانه گیری	۸۲/۵۳۹	۱۷/۴۶۰۳	۰	۰	۲/۸۶۷۵
با آستانه گیری	۷۲/۳۶۵۱	۱۱/۱۱۱۱	۷/۹۳۶۵	۰	۱/۸۳۴۹

۵-۵ استفاده از سطوح خاکستری

۱-۵-۵ انگیزه

در بخش ۵-۴-۱ پنجره ی دارای بیشترین امتیاز، به عنوان بهترین پنجره انتخاب شد. در برخی موارد، تشابه ویژگی های انتخاب شده، بین تصویر ورودی و نمونه های یادگرفته شده در دو ناحیه بسیار کم است. در این موارد، از انتخاب پنجره با بیشترین امتیاز، نتایج خوبی حاصل نمی شود. یکی از روش هایی ایجاد بهبود در نتایج سیستم، انتخاب یک استراتژی بهتر نسبت به انتخاب بیشترین امتیاز در مرحله ی دسته بندی است.

بر این اساس، روش های قبلی به کار رفته را با معرفی بردار ویژگی جدیدی توسعه می دهیم. بردار ویژگی مذکور مبتنی بر پروفایل سطح خاکستری پنجره ی ورودی می باشد و در کنار یک دسته بندی کننده ی SVM دیگر مورد استفاده قرار می گیرد. این دسته بندی کننده بر روی دسته بندی کننده ی قبلی قرار گرفته تا فرآیند انتخاب بهترین پنجره را در میان پنجره های تشخیص داده شده توسط دسته بندی کننده ی قبلی بهبود بخشد.

توصیف کننده های HOG، پروفایل خطوط را در تصویر جمع آوری می کنند. تصمیم گیری درباره ی بهترین پنجره در میان برخی از پنجره های تشخیص داده شده به اطلاعاتی بیش از پروفایل خطوط

نیاز دارد. با اضافه کردن توصیف کننده های سطوح خاکستری به سیستم و ترکیب نتایج به صورت مناسب، انتظار می رود کارایی سیستم بهبود یابد.

در این آزمایش، هیستوگرام پروفایل سطح خاکستری با همان ساختار سلولی و بلوکی به کار گرفته شده در فصل ۴ محاسبه می شود:

- ابتدا، همانطور که در فصل ۴ اشاره شد، فرآیند تشخیص لندمارک آغاز می شود. پس از محاسبه ی توصیف کننده های HOG، اطلاعات به دسته بندی کننده ی SVM داده می شود. SVM با نمونه های منفی و مثبت آموزش داده شده است. پنجره ی شناسایی با گام هایی برابر ۲ پیکسل، تصویر ورودی را پیموده تا تقریبی اولیه از محل لندمارک را به دست آورد. سپس، سیستم پنجره ی ورودی را به عنوان پنجره ی حاوی لندمارک یا فاقد لندمارک دسته بندی می کند. دسته بندی کننده، امتیازاتی را به پنجره ی ورودی نسبت می دهد. در این مرحله، پنجره هایی که امتیاز مثبت دارند و امتیاز آنها بیشتر از مقدار آستانه (تعریف شده در بخش ۵-۴-۲) است و همچنین، پنجره هایی شناسایی شده به عنوان پنجره ی غیر قطعی، انتخاب شده تا وارد مرحله ی بعد شوند.
- در مرحله ی بعد، پس از محاسبه ی توصیف کننده های پروفایل سطح خاکستری، پنجره ی ورودی به دسته بندی کننده ی SVM دیگری وارد می شود. SVM با توصیف کننده های سطح خاکستری نمونه های مثبت و منفی آموزش داده شده است. پنجره های ورودی به عنوان پنجره های شامل لندمارک یا پنجره های فاقد لندمارک دسته بندی می شوند. این دسته بندی کننده نیز امتیازات مثبت و منفی به پنجره های اختصاص می دهد.
- در نهایت، امتیازات هر دو مرحله با معادله (۵-۱) ترکیب می شود. پنجره ای که در معادله بیشترین امتیاز را کسب کند، به عنوان پنجره ی حاوی لندمارک تعیین می شود. امتیازاتی

که SVM مبتنی بر پروفایل سطح خاکستری در مرحله دوم به پنجره های تشخیص داد، قبل از استفاده در معادله (۱-۵) تقسیم بر بیشترین مقدارشان در هر تصویر نرمال می شوند.

$$\text{Score} = \text{HOG}_{\text{score}} + \text{GrayProfile}_{\text{NormalizedScore}} \quad (۱-۵)$$

- نقطه ی تعیین شده در پنجره ی منتخب نهایی با موقعیت اصلی لندمارک مقایسه می شود. اگر فاصله ی آنها از یکدیگر کمتر از خطای قابل قبول ۴ پیکسل باشد (تعریف شده در فصل ۴) نقطه به عنوان تشخیص درست، و در غیر این صورت نقطه به عنوان تشخیص نادرست ثبت می شود.
- کارایی سیستم را با اعمال مراحل فوق به مجموعه ی تصاویر با همان روش بیرون نگه داشتن یک نمونه^{۱۶۱} (مانند فصول گذشته) و محاسبه ی نرخ شناسایی درست، به دست می آوریم.

۲-۵-۵ نتایج

کارایی روش مورد بحث، با استفاده از مجموعه داده های معرفی شده در بخش ۳-۲ بررسی می شود. در این بخش از لندمارک های Gnathion، Upper Incisor Tip، Sella و A Point برای سنجش کارایی سیستم استفاده می کنیم .

همانطور که پیشتر اشاره شد، ویژگی های جدید معرفی شده در روش اخیر، هیستوگرام پروفایل سطح خاکستری می باشند. برای محاسبه ی ویژگی های مذکور، ابتدا مانند ویژگی های HOG، پنجره ی ورودی به سلول های کوچکی تقسیم می شود. سطوح خاکستری بین ۰ تا ۲۵۵ را به ۱۶ بازه تقسیم کردیم. سپس، هیستوگرام سطح خاکستری مبتنی بر بازه ها را برای هر سلول محاسبه کردیم. پس از

^{۱۶۱} Leave One Out

نرمال کردن هیستوگرام ها، در بلوک هایی شبیه آنچه در HOG استفاده شد، برداری یک بعدی از ویژگی ها ساخته و سایر پردازش های استفاده شده در HOG را بر روی آنها انجام دادیم.

چنانکه در بخش ۵-۵ اشاره شد، می توانیم نتایج دو دسته بندی کننده ی جدا از هم را ترکیب کنیم و یک دسته بندی کننده ی مرکب بسازیم. در آزمایش حاضر، دسته بندی کننده ی مرحله ی دوم، SVM است که بر روی فضای یک بعدی ویژگی های سطح خاکستری اشاره شده در بالا کار می کند.

همانند فصول قبل، ابعاد تصاویر ورودی به اندازه ی یک هشتم ابعاد اولیه کاهش یافته تا علاوه بر کاهش زمان جستجو، سرعت کلی سیستم در یافتن تقریب اولیه از لندمارک نیز افزایش یابد. در مراحل آموزش، مجموعه ای شامل دو نمونه از هر تصویر در محل های فاقد لندمارک به عنوان نمونه های منفی آموزش انتخاب شدند. اندازه ی پنجره ها برای هر لندمارک و نقطه ی از پیش تعیین شده ی لندمارک روی پنجره، همانند مطالب تعریف شده در بخش ۰ است. در نهایت، مجموعه ای شامل 2×62 نمونه انتخاب می شود که مجموعه ی نمونه های منفی را برای آموزش فراهم می آورند. همچنین، مجموعه ای شامل ۶۲ نمونه پنجره های شامل لندمارک با همان ابعاد از تصاویر جدا شده که مجموعه ی مثبت را برای آموزش تشکیل می دهد.

جدول (۵-۵) نتایج اضافه کردن توصیف کننده های پروفایل سطح خاکستری به سیستم را در کنار نتایج به دست آمده از روش بیشترین امتیاز و روش نواحی غیر قطعی برای لندمارک A Point نشان می دهد. جدول (۶-۵) نتایج به دست آمده از روش به کار رفته در این بخش را برای سه لندمارک انتخاب شده ی دیگر نشان می دهد. نتایج نشان داده شده حاکی از آن است که روش اخیر به بهبود کارایی سیستم کمک می کند.

در این بخش نشان دادیم، استفاده از ویژگی های نرمال شده ی محلی سطح خاکستری در شبکه ای متراکم و دارای همپوشانی می تواند نتایج سیستم مبتنی بر HOG را بهبود بخشد. مشخصات ویژگی

جدید بررسی شد و در نهایت به این نتیجه رسیدیم که استفاده از دسته بندی کننده ی جدید، بر روی نتایج سیستم قبلی که مبتنی بر ویژگی های HOG بود، کارایی کلی سیستم را با کاهش تعداد تشخیص های نادرست سیستم بهبود بخشید.

جدول (۵-۵) نتایج حاصل از اضافه کردن پروفایل سطح خاکستری به سیستم برای لندمارک A Point

میانگین فاصله ها بر حسب پیکسل	تشخیص داده نشده	غیر قطعی	بیش از ۵ پیکسل	۵ پیکسل	۴ پیکسل	۳ پیکسل	۲ پیکسل	۱ پیکسل	
۲/۸۶۷۵	۰	۰	۴/۷۶۱۹	۹۵/۲۳۸۱	۸۲/۵۳۹۷	۷۳/۰۱۵۹	۵۵/۵۵۵۶	۲۵/۳۹۶۸	پنجره با بیشترین امتیاز
۱/۸۳۴۹	۰	۷/۹۳۶۵	۱/۵۸۷۳	۸۸/۸۸۸۹	۷۹/۳۶۵۱	۷۱/۴۲۸۶	۵۵/۵۵۵۶	۲۵/۳۹۶۸	نواحی غیر قطعی
۲/۲۲۳۲	۰	۰	۳/۱۷۴۶	۹۶/۸۲۵۴	۸۷/۳۰۱۶	۷۶/۱۹۰۵	۵۲/۳۸۱۰	۲۳/۸۰۹۶	با پروفایل سطح خاکستری

جدول (۶-۵) نتایج حاصل از اضافه کردن پروفایل سطح خاکستری به سیستم برای سه لندمارک Gnathion, Sella و

Upper Incisor Tip

میانگین فاصله ها	نرخ تشخیص پنجره ها (بر حسب درصد) در فاصله های					لندمارک ها
	۵ پیکسل	۴ پیکسل	۳ پیکسل	۲ پیکسل	۱ پیکسل	
۲/۲۴ پیکسل	۹۶/۸۳	۹۳/۶۵	۸۴/۱۳	۵۷/۱۴	۳۱/۷۵	Sella
۱/۶۹ پیکسل	۱۰۰	۹۸/۴۱	۸۷/۳۰	۶۹/۸۴	۴۴/۴۴	Gnathion
۲/۱۷ پیکسل	۹۵/۲۴	۹۳/۶۵	۷۷/۷۸	۵۰/۷۹	۲۲/۲۲	Upper Incisor Tip

۵-۶ خلاصه فصل

در این فصل به بررسی این موضوع پرداختیم که چگونه می توان روش مستقل از دامنه را تغییر داد تا تعداد پنجره هایی که قرار است در مرحله ی بعد آنالیز شود کاهش یابد و در عین حال، تعداد

تشخیص های اشتباه را کاهش داده و محل لندمارک را برای شروع آنالیز های بعدی به اندازه ی کافی دقیق تعیین نمود.

ابتدا، به بررسی پارامتر های ویژگی HOG پرداختیم و دیدیم که بهترین نتیجه ی سیستم حاصل از استفاده از گرادیان بدون جهت بوده و با انتخاب ۹ بازه جهت گرادیانی بهترین نتیجه حاصل شد. با افزایش تعداد بازه های گرادیان تغییری در کارایی سیستم ایجاد نمی شود. همچنین، استفاده از گرادیان علامت دار حتی در شرایطی که اندازه ی بازه ها یکسان است (تعداد بازه ها دو برابر بازه های بدون علامت است) موجب کاهش کارایی سیستم می شود. همچنین، در بررسی برای لندمارک های مختلف، دریافتیم که بهترین کارایی سیستم زمانی است که خصوصیات پنجره ی شناسایی برای هر لندمارک خصوصیات معرفی شده در بخش ۰ باشد.

پس از آن، از این اصل استفاده کردیم که از هر لندمارک در هر تصویر تنها یکی وجود دارد. در نتیجه، جهت کاهش تعداد پنجره هایی که به عنوان پنجره ی لندمارک به صورت نادرست تشخیص داده شده اند، روشی به کار گرفته شد تا پنجره ای با بیشترین امتیاز را به عنوان پنجره ی نهایی شامل لندمارک مشخص نماییم. در فرآیند مذکور، برخی از لندمارک ها را، به علت ابهام در تصویر و یا به هم ریختگی پس زمینه در محل لندمارک، نمی توان با دقتی مناسب برای آنالیز های بعدی تعیین نمود. نمونه هایی از این ابهامات در تشخیص لندمارک هایی چون Upper Incisor Root، ANS و A Point وجود دارند که گاهی موجب شناسایی شدن محلی به عنوان موقعیت لندمارک می شوند که در فاصله ی بسیار دورتری قرار دارند. با بررسی لندمارک های مذکور، مشخص شد که در برخی موارد، وجود شباهت کم بین نواحی حاوی لندمارک و نمونه های یادگیری شده اولیه، به دلیل وجود درهم ریختگی، سبب می شود امتیازاتی که SVM به پنجره ها می دهد بسیار کم باشد.

از آنجایی که هدف اصلی ما در این تحقیق، شناسایی محل صحیح لندمارک است، اگر سیستم نتواند محل مناسب لندمارک را تشخیص دهد، ترجیح بر عدم تشخیص محل لندمارک است. بدین ترتیب،

نرخ تشخیص های نادرست افزایش نمی یابد. بدین منظور برای امتیازات، آستانه ای تعریف شد. اگر حداکثر امتیاز پنجره ها زیر آستانه بود، پنجره ی دارای بیشترین امتیاز به عنوان ناحیه ی عدم قطعی انتخاب می شود و در سایر نواحی تصویر که در فاصله ی معینی از نقطه ی لندمارک این پنجره قرار دارند، به دنبال پنجره دیگری با بیشترین امتیاز می گردیم. در نهایت، نقطه ای برای آن لندمارک بر روی این تصویر انتخاب نمی کنیم، بلکه هدف تنها انتخاب دو ناحیه عدم قطعی برای آنالیز های بعدی است.

در ادامه به بررسی روشی پرداختیم که بتوانیم بهبودی در نتایج سیستم ایجاد کنیم. بدین منظور، تصمیم به انتخاب استراتژی بهتر نسبت به انتخاب بیشترین امتیاز در مرحله ی دسته بندی گرفتیم. بر این اساس، روش های قبلی به کار رفته را با معرفی بردار توصیف کننده ی جدیدی توسعه دادیم. بردار توصیف کننده مذکور، مبتنی بر پروفایل سطح خاکستری پنجره ی ورودی بوده و در کنار یک دسته بندی کننده ی SVM دیگر مورد استفاده قرار گرفت. دسته بندی کننده مذکور، بر روی دسته بندی کننده ی قبلی قرار گرفت تا فرآیند انتخاب بهترین پنجره را در میان پنجره های تشخیص داده شده توسط دسته بندی کننده ی قبلی بهبود بخشد.

در نهایت، باید گفت نتایج حاصل از روش های به کار گرفته شده در این فصل، بیانگر توانایی قابل قبول سیستم در پیش بینی محل اولیه لندمارک است. همچنین، روش های ارائه شده می توانند در تصاویر با ابعاد کوچکتر (یک هشتم ابعاد تصاویر اولیه) محل لندمارک را در فاصله ی ۴ پیکسل از محل واقعی آنها (در این ابعاد با دقتی برابر ۸۵ درصد) تعیین نمایند. اما همانطور که قبلا عنوان شد خطای قابل قبول جهت تعیین لندمارک تقریباً ۲ میلیمتر از محل واقعی آن است [۳]. بنابراین، از نتایج به دست آمده تنها می توان به عنوان تقریبی اولیه از محل لندمارک استناد کرد. در فصل بعدی روش هایی مطرح می شود که به کمک آنها سعی بر تعیین محل دقیق لندمارک، روی تصویر در ابعاد اصلی داریم.

فصل ۶

تشخیص لندمارک در مقیاس

واقعی تصویر

۱-۶ مقدمه

در فصل قبل هدف بررسی این موضوع بود که آیا با استفاده از HOG می توان تقریب مناسبی از محل اولیه ی لندمارک یافت و از آن در آنالیزهای بعدی سیستم استفاده کرد. برخی از روش ها برای یافتن بهترین پنجره ی شامل لندمارک بررسی شد. نتایج ارائه شده نشان می دهد، سیستم می تواند موقعیت این پنجره ها را به خوبی تقریب بزند. اما فاصله ی قابل قبول بین محل تعیین شده برای لندمارک و محل واقعی آن، در تحقیقات سفالومتری باید کمتر از ۲ میلیمتر باشد. بنابراین هدف این فصل، بهبود روش بررسی شده در فصل قبل جهت یافتن محل دقیق لندمارک روی تصویر اصلی در فاصله قابل قبولی از محل واقعی آن است.

باید در نظر داشت که کارهای انجام شده در فصل ۵ به عنوان نقطه ی شروعی برای الگوریتم های ارائه شده در این فصل در نظر گرفته می شوند.

۲-۶ اهداف فصل

بر مبنای نتایج به دست آمده از روش وابسته به دامنه که در فصل ۵ به کار گرفته شد و مبتنی بر ویژگی های HOG بود، چندین سوال در زمینه ی یافتن محل دقیق لندمارک ها بر روی تصویر اصلی مطرح می شود. در این فصل، به بررسی بیشتر در زمینه ی سوال های زیر می پردازیم:

- آیا سیستم تشخیص می تواند محل دقیق لندمارک را در اطراف محل تعیین شده برای نقطه ی لندمارک در فصل قبل بیاید؟
- آیا در نظر گرفتن سایر مشخصات اطراف محل لندمارک می تواند دقت تشخیص لندمارک در نواحی در هم ریخته را افزایش دهد؟

۶-۲-۱ روش کار

در این فصل، استفاده از ویژگی های HOG در کنار SVM به منظور تشخیص محل لندمارک، شباهت بسیاری به روش ارائه شده در بخش ۵-۲ دارد. روش یافتن لندمارک شامل محاسبه ی ویژگی ها داخل



شکل (۶-۱) نمودار روش ارائه شده برای یافتن محل دقیق لندمارک ها در مقیاس واقعی تصویر

پنجره ی در حال حرکت بر روی تصویر جهت یافتن محل لندمارک می باشد. پس از یافتن محل اولیه ی لندمارک در مقیاس یک هشتم، ناحیه ی جدیدی را بر روی تصویر اصلی، در اطراف نقطه ی مذکور تعیین می کنیم. سپس، فرآیند تشخیص روی مقیاس واقعی تصویر آغاز می شود. میزان پیشروی پنجره را دو پیکسل تعیین می کنیم. با استفاده از این روش و اعمال آن بر روی ناحیه ی تعریف شده بر روی تصویر در مقیاس اصلی، محل دقیق لندمارک پیدا می شود. مراحل فرآیندی که در ادامه به آن می پردازیم و نمودار موجود در شکل (۶-۱) تقریباً مشابه روش به کار رفته در بخش (۵-۲) است. تفاوت آن با روش قبل، در افزودن یک سطح جدید به سیستم و یافتن لندمارک در اندازه ی واقعی تصویر و در ناحیه ی مشخص شده است.

- تعیین محل حدودی لندمارک به وسیله ی نقطه ی از پیش تعیین شده بر روی پنجره با روش ارائه شده در بخش (۲-۵).
- تعیین یک ناحیه بر روی تصویر اصلی در اطراف نقطه ی تعیین شده.
- اجرای مدل ارائه شده در بخش (۲-۵) در مقیاس واقعی تصویر با قدم هایی به اندازه ی دو پیکسل برای پنجره ی

۳-۶ تشخیص دقیق محل لندمارک

۳-۶-۱ انگیزه

در فصل قبل، تقریبی از محل اولیه ی لندمارک با دقتی مناسب به دست آوردیم که مبتنی بر دسته بندی کننده ی پروفایل سطح خاکستری بود و در ادامه ی نتایج خروجی سیستم مرکب از HOG و SVM قرار داشت. وجود اختلافات جزئی بین محل واقعی لندمارک و محل شناسایی شده در مقیاس یک هشتم، منجر به ایجاد اختلاف مکانی بزرگتری بر روی تصویر در مقیاس اصلی می شود. بنابراین، باید محل دقیق لندمارک بر روی تصویر اصلی تعیین شود. برای مثال، فاصله ی ۲ میلیمتر در تصویر اصلی تقریباً برابر ۸ پیکسل است، اما همین فاصله روی تصویر با مقیاس یک هشتم معادل یک پیکسل می شود. به عبارت دیگر، اختلاف یک پیکسلی در تصویر کوچک شده، تقریباً معادل ۸ پیکسل (۲ میلیمتر) در تصویر اصلی است. بر این اساس، برای یافتن محل دقیق لندمارک باید محل لندمارک بر روی تصویر اصلی تعیین شود.

پس از تعیین محل تقریبی لندمارک در تصویر کوچک شده، آن نقطه را بر روی تصویر با مقیاس واقعی نگاشت می کنیم. با نگاشت این نقطه روی مقیاس اصلی تصویر، ناحیه ای روی تصویر اصلی

تعریف می شود. سپس، فرآیند تشخیص در آن ناحیه اعمال می شود. در ادامه به شرح این فرآیند می پردازیم:

- همانطور که در فصل ۵ مطرح شد، تشخیص پنجره ی لندمارک بر روی تصویر کوچک شده آغاز می شود. پس از محاسبه ی ویژگی های داخل پنجره، بردارهای توصیف کننده به دسته بندی کننده ی SVM فرستاده می شوند. SVM به وسیله ی نمونه های مثبت و منفی آموزش داده شده است. یک پنجره ی تشخیص با قدم هایی برابر ۲ پیکسل، تمام تصویر را اسکن می کند تا تقریبی از محل اولیه ی لندمارک بیابد.
- مدل یادگرفته شده توسط SVM، پنجره های ورودی را به دو مجموعه مثبت و منفی دسته بندی می کند. این دسته بندی کننده به عنوان خروجی، امتیازی را به هر یک از پنجره های ورودی نسبت می دهد. یکی از پنجره ها با استفاده از روش ارائه شده در فصل قبل به عنوان پنجره ی نهایی انتخاب می شود. سپس، محل لندمارک با استناد به محل از پیش تعیین شده ی آن در پنجره، روی تصویر کوچک شده، تعیین می شود.
- پس از آن ناحیه ای در اطراف نقطه ی تعیین شده در مقیاس یک هشتم به شعاع چهار پیکسل تعریف می شود. ناحیه ی تعریف شده در مقیاس یک هشتم، به تصویر اصلی نگاشت می شود. این ناحیه در مقیاس اصلی دایره ای به شعاع ۳۲ پیکسل خواهد بود. سپس، بردار های ویژگی HOG در این ناحیه روی تصویر اصلی، با پنجره هایی به ابعاد 32×32 پیکسل محاسبه می شود.
- در ناحیه ی جدید، فرآیند تشخیص بر روی تصویر اصلی آغاز می شود. ویژگی های HOG پس از محاسبه، وارد دسته بندی کننده ی SVM می شوند. SVM با استفاده از نمونه های مثبت و منفی در تصویر اصلی آموزش داده شده است. پنجره ای با قدم هایی به اندازه ی ۲ پیکسل کل این ناحیه از تصویر را می پیماید تا پنجره ی لندمارک را تشخیص دهد.

- مدل یادگرفته شده توسط SVM در مقیاس اصلی تصویر، پنجره های ورودی را به دو مجموعه مثبت و منفی دسته بندی می کند. این دسته بندی کننده به عنوان خروجی، امتیازی را به هر یک از پنجره های ورودی نسبت می دهد. یکی از این پنجره ها که دارای بیشترین امتیاز است به عنوان پنجره ی نهایی تعیین می شود. سپس، محل دقیق لندمارک بر روی نقطه ی از پیش تعیین شده برای این پنجره مشخص می شود.
- موقعیت تعیین شده توسط پنجره ی نهایی لندمارک با محل واقعی لندمارک مقایسه می شود. سپس، بر اساس اینکه آیا فاصله ی این دو نقطه در بازه ی قابل قبول ۲ میلیمتر (یعنی ۸ پیکسل در این تصاویر) قرار دارد، نتایج حاصل به عنوان تشخیص درست قبول می شوند. اگر فاصله ی دو نقطه بیش از این مقدار باشد این تشخیص به عنوان تشخیص نادرست ثبت می شود.
- کارایی سیستم در روش مذکور، با اعمال مراحل فوق در هر تصویر محاسبه می شود. در این فصل نیز از یک نمونه را برای تست بیرون نگه داشته و سیستم را با بقیه نمونه ها آموزش میدهیم (همانند فصل قبل). سپس این فرایند را به تعداد نمونه ها تکرار کرده و نرخ تشخیص را محاسبه می کنیم.

۲-۳-۶ نتایج

جدول (۱-۶) نتایج حاصل از آزمایشات انجام شده بر روی مقیاس واقعی تصویر، برای لندمارک های مختلف را نشان می دهد. در این آزمایشات اندازه ی پنجره ی تشخیص 32×32 پیکسل بوده و گام حرکت پنجره ۲ پیکسل است. نتایج آزمایشات مشابه، با گام های حرکت پنجره به اندازه ی ۱ پیکسل نیز نشان می دهد روش ارائه شده، محل لندمارک هایی مانند Pogonion و Gnathion را در مقیاس واقعی تصویر با دقتی مناسب می یابد. به نظر می رسد روش فوق در تشخیص لندمارک های مشکلی مثل Upper Incisor Tip و Lower Incisor Tip, Sella نیز نتایج خوبی به همراه داشته است. اما

نتایج الگوریتم در یافتن سایر لندمارک های سخت در نواحی در هم ریخته رضایت بخش نبود. نتایج حاصل از روش اخیر در برخی از لندمارک ها تقریباً مشابه با نتایج آخرین تحقیقات انجام شده در این زمینه (جدول ۶-۳)، با همان مجموعه داده ها است. اما هنوز می توان در جهت افزایش دقت الگوریتم گام برداشت. بهبود این نتایج از اهداف بخش بعد است.

جدول (۱-۶) نتایج یافتن لندمارک در مقیاس واقعی تصویر، اندازه ی پنجره ی تشخیص 32×32 و گام های حرکت پنجره ۲ پیکسل است.

فاصله لندمارک ها	۱ میلیمتر	۲ میلیمتر	۳ میلیمتر	۴ میلیمتر	۵ میلیمتر	بیش از ۵ میلیمتر	میانگین فاصله ها بر حسب میلیمتر
ANS	۱۴/۲۸۵۷	۲۶/۹۸۴۱	۴۴/۴۴۴۴	۵۲/۳۸۱۰	۶۰/۳۱۷۵	۳۲/۶۸۲۵	۶/۴۱۵۷
LI root	۴/۷۶۱۹	۱۵/۸۷۳۰	۳۰/۱۵۸۷	۴۶/۰۳۱۷	۶۱/۹۰۴۸	۳۸/۰۹۵۲	۸/۴۹۰۲
LI tip	۲۶/۹۸۴۱	۵۰/۷۹۳۷	۶۵/۰۷۹۴	۷۴/۶۰۳۲	۷۶/۱۹۰۵	۲۳/۸۰۹۵	۶/۶۰۵۶
Nasion	۱/۵۸۷۳	۹/۵۲۳۸	۱۷/۴۶۰۳	۳۳/۳۳۳۳	۴۱/۲۶۹۸	۵۸/۷۳۰۲	۶/۹۶۴۰
Orbitale	۳/۱۷۴۶	۱۷/۴۶۰۳	۳۰/۱۵۸۷	۴۷/۶۱۹۰	۶۳/۴۹۲۱	۳۶/۵۰۷۹	۶/۹۷۳۴
PNS	۳/۱۷۴۶	۶/۳۴۹۲	۹/۵۲۳۸	۱۵/۸۷۳	۲۶/۹۸۴	۷۳/۰۱۵	۷/۲۷۸۴
Pogonion	۲۸/۵۷۱۴	۵۸/۷۳۰۲	۷۷/۷۷۷۸	۸۵/۷۱۴۳	۸۷/۳۰۱۶	۱۲/۶۹۸۴	۲/۶۶۵۴
Porion	۱۲/۶۹۸۴	۲۲/۲۲۲۲	۳۰/۱۵۸۷	۴۱/۲۶۹۸	۴۹/۲۰۶۳	۵۰/۷۹۳۷	۱۳/۴۹۰۷
UI root	۱۲/۶۹۸۴	۲۸/۵۷۱۴	۵۰/۷۹۳۷	۶۸/۲۵۴۰	۷۴/۶۰۳۲	۲۵/۳۹۶۸	۴/۸۳۰۲
Gnathion	۴۱/۲۶۹۸	۷۳/۰۱۵۹	۹۰/۴۷۶۲	۹۳/۶۵۰۸	۹۶/۸۲۵۴	۳/۱۷۴۶	۱/۶۴۶۸

جدول (۲-۶) نتایج یافتن لندمارک در مقیاس واقعی تصویر،
اندازه ی پنجره ی تشخیص ۳۲×۳۲ و گام های حرکت پنجره ۱ پیکسل است.

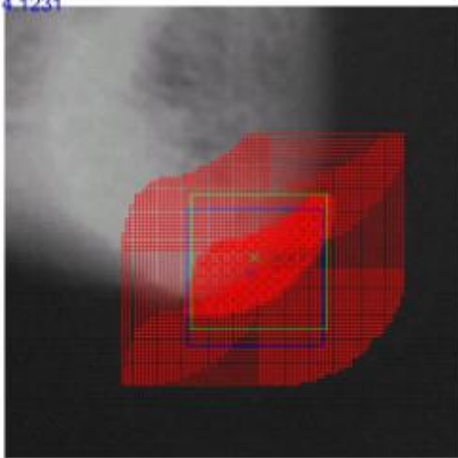
فاصله لندمارک ها	۱ میلیمتر	۲ میلیمتر	۳ میلیمتر	۴ میلیمتر	۵ میلیمتر	بیش از ۵ میلیمتر	میانگین فاصله ها بر حسب میلیمتر
Nasion	۳/۱۷۴۶	۱۵/۸۷۳۰	۳۱/۷۴۶۰	۴۴/۴۴۴۴	۵۲/۳۸۱۰	۴۷/۶۱۹۰	۶/۴۷۳۶
Pogonion	۳۰/۱۵۸۷	۵۵/۵۵۵۶	۷۳/۰۱۵۹	۷۹/۳۶۵۱	۸۰/۹۵۲۴	۱۹/۰۴۷۶	۳/۰۹۹۹
Porion	۳/۱۷۴۶	۱۵/۸۷۳۰	۳۱/۷۴۶۰	۴۴/۴۴۴۴	۵۲/۳۸۱۰	۴۷/۶۱۹۰	۶/۴۷۳۶
UI tip	۴۷/۶۱۹۰	۷۴/۶۰۳۲	۷۶/۱۹۰۵	۷۶/۱۹۰۵	۷۷/۷۷۷۸	۲۲/۲۲۲۲	۳/۲۲۲۳
Sella	۲۵/۳۹۶۸	۶۱/۹۰۴۸	۷۳/۰۱۵۹	۷۴/۶۰۳۲	۷۴/۶۰۳۲	۲۵/۳۹۶۸	۵/۱۳۶۳
Gnathion	۳۸/۰۹۵۲	۷۷/۷۷۷۸	۹۰/۴۷۶۲	۹۲/۰۶۳۵	۹۶/۸۲۵۴	۳/۱۷۴۶	۱/۷۰۴۱

جدول (۳-۶) نتایج آخرین تحقیقات در این زمینه بر روی همین مجموعه داده

خطای اصلی	نرخ تشخیص پنجره ها (بر حسب درصد) در فاصله های			روش
	۵ میلیمتر	۲ میلیمتر	۱ میلیمتر	
۱/۹ میلیمتر	۹۳	۶۱	۲۴	روش ارائه شده توسط Kafie et al [۹۰]

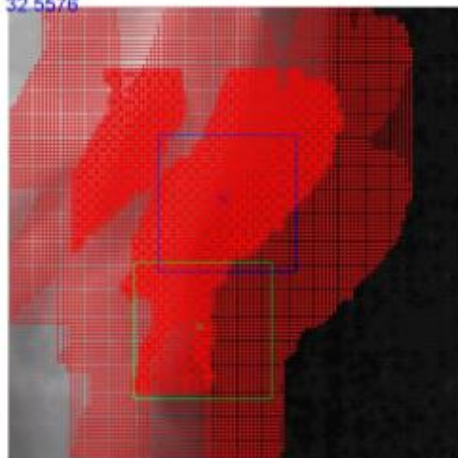
Gnasion

4.1231



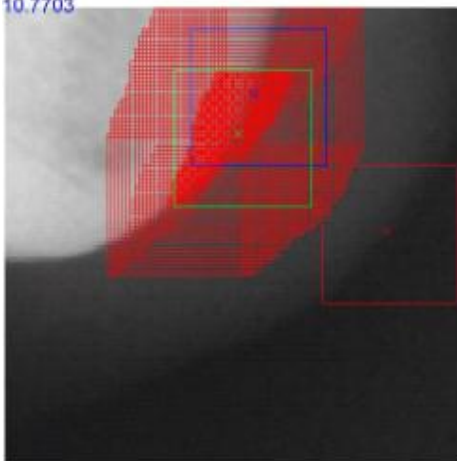
Nasion

32.5576



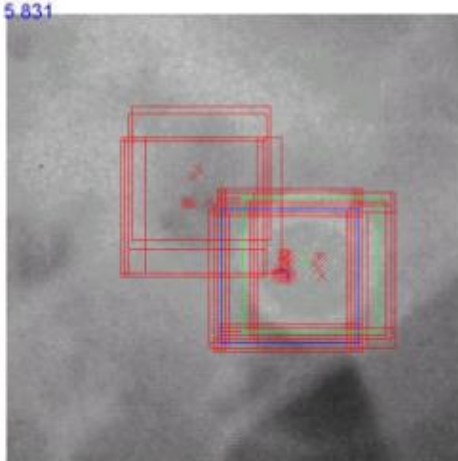
Pogonion

10.7703



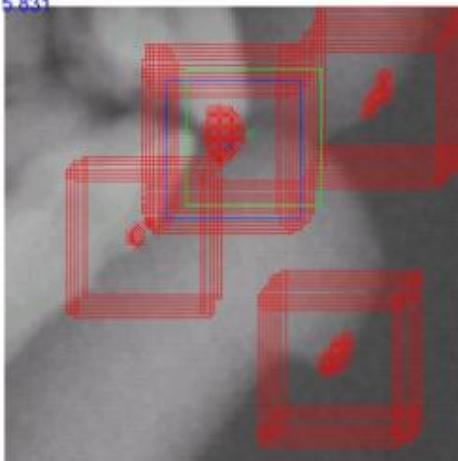
Porion

5.831



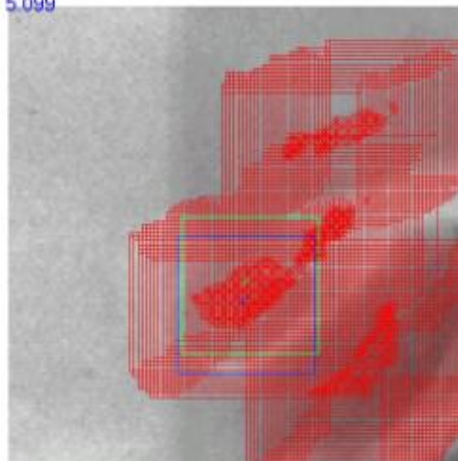
UI tip

5.831



Sella

5.099



شکل (۲-۶) برخی از نتایج تشخیص موقعیت لندمارک ها بر روی تصویر اصلی با روش ارائه شده در بخش ۶-۳-۱ اندازه ی گام های پنجره ی تشخیص یک پیکسل است.

۴-۶ تغییر اندازه ی پنجره ی تشخیص

۴-۶-۱ انگیزه

یکی از علل اصلی اینکه نرخ تشخیص برای برخی از لندمارک ها خوب، ولی برای برخی دیگر بسیار بد است، اندازه پنجره تشخیص می باشد. وقتی اندازه پنجره ی تشخیص ۳۲×۳۲ پیکسل باشد، ویژگی های متمایز لازم را برای برخی از لندمارک ها مثل *Nasion*، *Orbitale* در بر نمی گیرد؛ در حالیکه، این اندازه برای لندمارک های دیگر مثل *Sella*، *Gnathion* و *Upper Incisor Tip* مناسب است. با افزایش اندازه ی پنجره ی تشخیص، مدت زمان پردازش نیز با ضریب $n_x \times n_y$ افزایش می یابد که در آن n_x و n_y به ترتیب نسبت ابعاد پنجره ی جدید در راستای x و y به پنجره ی با ابعاد ۳۲×۳۲ پیکسل است. اگر اندازه ی پنجره از ۳۲×۳۲ به ۶۴×۶۴ افزایش یابد، تعداد بلوک ها در پنجره تقریباً ۴ برابر می شود. در پنجره هایی با ابعاد ۳۲×۳۲ ، ۷×۷ عدد بلوک به اندازه ی ۸×۸ پیکسل وجود دارد. پنجره ای به ابعاد ۶۴×۶۴ پیکسل نیز دارای ۱۵×۱۵ بلوک با ابعاد ۸×۸ پیکسل است. علاوه بر این، با افزایش اندازه ی پنجره ی تشخیص، شباهت نمونه های مثبت در مقیاس اصلی تصویر کاهش می یابد.

یکی از راه حل های جلوگیری از افزایش زمان پردازش، کوچک کردن مقیاس تصویر پنجره در حین افزایش اندازه ی آن است. به عبارت دیگر، بعد از جداسازی پنجره از تصویر، محتویات داخل آن را کوچک کنیم. این روش، روشی متفاوت از فصل ۴ است، چرا که در آنجا کل تصویر قبل از استفاده کوچک می شد. در روش اخیر، علاوه بر اینکه پنجره تشخیص، نواحی بزرگتری از نواحی شامل لندمارک را در بر می گیرد، رزولوشن کمتری دارد و نیز شباهت بیشتری با سایر نمونه های مثبت دارد زیرا برخی اختلافات ناچیز در کوچک نمایی حذف می شوند.

نتایج ۲-۴-۶

گام های روش پیشنهادی، همان مراحل مورد بررسی در بخش ۶-۳ بوده، به استثنای اندازه ی پنجره ی تشخیص که در اینجا ۸۰×۸۰ پیکسل است. محتویات پنجره ها، پیش از استفاده برای یافتن ویژگی ها، با ضریب $\frac{1}{4}$ کوچک می شوند. با اعمال این استراتژی، پنجره ی ورودی، شکل ساختار شامل لندمارک را به طور کامل در بر خواهد داشت. علاوه بر آن، با کوچک کردن محتویات پنجره تشخیص، این افزایش ابعاد تاثیر چندانی در افزایش زمان محاسبات ندارد و تقریبا مشابه زمان پردازش با پنجره های ۳۲×۳۲ است.

نتایج حاصل از اعمال این روش در جدول (۴-۶) آمده است. نتایج بیانگر افزایش قابل توجه دقت تشخیص در فاصله خطای قابل قبول، برای برخی از لندمارک ها مثل Lower Incisor Tip، Porion و B Point است. برای سایر لندمارک ها مثل ANS، A Point و Upper Incisor Root نیز دقت کلی یافتن لندمارک، در فاصله ی قابل قبول ۲ میلیمتر، افزایش یافته است. در مقایسه با نتایج ارائه شده

جدول (۴-۶) نتایج حاصل از استفاده پنجره تشخیص به ابعاد ۸۰×۸۰ پیکسل. گام های حرکت پنجره ۲ پیکسل است.

فاصله لندمارک ها	۱ میلیمتر	۲ میلیمتر	۳ میلیمتر	۴ میلیمتر	۵ میلیمتر	بیش از ۵ میلیمتر	میانگین فاصله ها بر حسب میلیمتر
A point	۱۵/۸۷۳۰	۳۳/۳۳۳۳	۶۳/۴۹۲۱	۷۹/۳۶۵۱	۸۵/۷۱۴۳	۱۴/۲۸۵۷	۴/۶۴۴۹
ANS	۱۴/۲۸۵۷	۴۱/۲۶۹۸	۵۲/۳۸۱۰	۶۶/۶۶۶۷	۷۱/۴۲۸۶	۲۸/۵۷۱۴	۵/۸۰۹۳
B point	۲۳/۸۰۹۵	۵۲/۳۸۱۰	۶۶/۶۶۶۷	۷۷/۷۷۷۸	۸۴/۱۲۷۰	۱۵/۸۷۳۰	۶/۱۴۵۹
Gonion	۷/۹۳۶۵	۲۵/۳۹۶۸	۴۲/۸۵۷۱	۴۹/۲۰۶۳	۵۷/۱۴۲۹	۴۲/۸۵۷۱	۶/۵۱۲۶
LI root	۹/۵۲۳۸	۳۳/۳۳۳۳	۶۰/۳۱۷۵	۷۳/۰۱۵۹	۸۴/۱۲۷۰	۱۵/۸۷۳۰	۶/۸۸۱۶
LI tip	۲۵/۳۹۶۸	۵۰/۷۹۳۷	۶۸/۲۵۴۰	۸۰/۹۵۲۴	۸۷/۳۰۱۶	۱۲/۶۹۸۴	۵/۶۶۱۰
Nasion	۷/۹۴۴۳	۲۰/۶۳۳۳	۳۸/۱۰۱۱	۵۰/۷۹۹۵	۶۱/۹۰۸۷	۳۳/۳۳۴۵	۴/۲۱۵۶
Orbitale	۹/۵۲۳۸	۲۸/۵۷۱۴	۴۹/۲۰۶۳	۶۸/۲۵۴۰	۸۲/۵۳۹۷	۱۷/۴۶۰۳	۵/۱۵۷۶
PNS	۷/۹۳۶۵	۲۰/۶۳۴۹	۳۶/۵۰۷۹	۵۳/۹۶۸۳	۶۸/۲۵۴۰	۳۱/۷۴۶۰	۴/۲۳۷۸
Porion	۴۱/۲۶۹۸	۶۶/۶۶۶۷	۷۷/۷۷۷۸	۷۹/۳۶۵۱	۸۰/۹۵۲۴	۱۹/۰۴۷۶	۹/۷۶۵۹
UI root	۱۱/۱۱۱۱	۴۱/۲۶۹۸	۷۱/۴۲۸۶	۷۹/۳۶۵۱	۸۴/۱۲۷۰	۱۵/۸۷۳۰	۴/۴۱۳۴

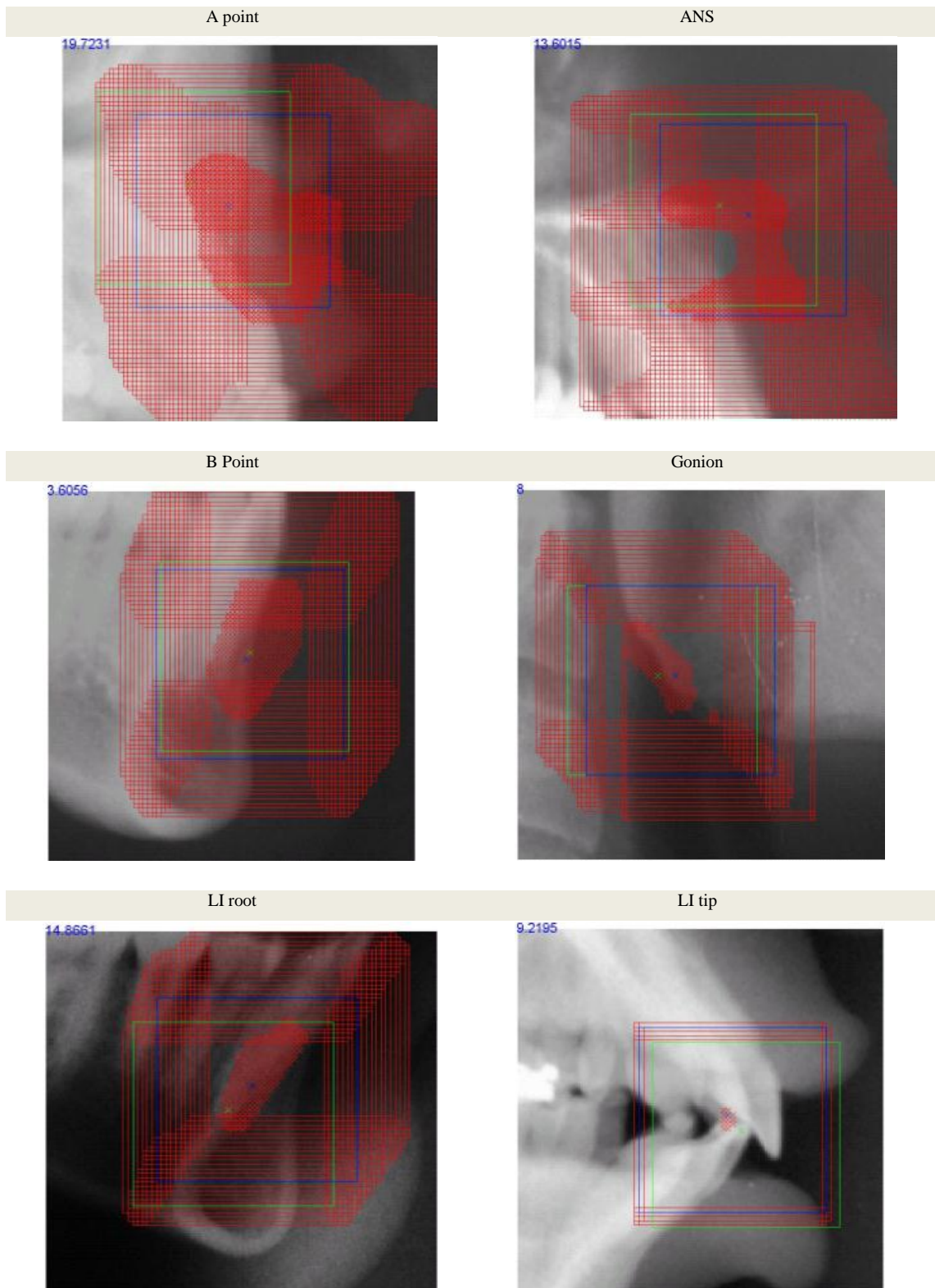
در جدول (۶-۱) و جدول (۶-۲) نتیجه می‌گیریم که این روش در حالت کلی، دقت کل سیستم را برای همه ی لندمارک‌ها افزایش می‌دهد.

۶-۵ خلاصه فصل

در این فصل به بررسی چگونگی تعمیم روش وابسته به دامنه (ارائه شده در فصل ۵) جهت یافتن محل دقیق لندمارک‌ها در تصویر با مقیاس اصلی پرداختیم تا بتوان لندمارک را در فاصله ی قابل قبولی از محل واقعی آن پیدا کرد. در این راستا برخی از روش‌ها جهت یافتن محل دقیق لندمارک و بهبود آن ارائه شد.

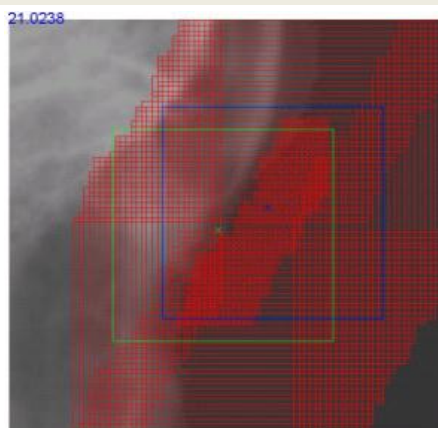
در ابتدا، روشی ارائه شد که در آن پس از پیدا کردن محل تقریبی لندمارک روی تصویر کوچک شده، ناحیه ی جدیدی در اطراف آن نقطه روی تصویر با مقیاس اصلی تعریف می‌شود. سپس، فرآیند تشخیص روی ناحیه مذکور در مقیاس اصلی اعمال می‌شود. در این آزمایش، از پنجره ی تشخیص 32×32 استفاده کردیم که محل لندمارک در وسط این پنجره بود. ویژگی‌های HOG پس از استخراج، به دسته بندی کننده ی SVM داده می‌شوند. این دسته بندی کننده با نمونه های مثبت و منفی از نواحی مختلف تصویر در مقیاس اصلی آموزش داده شده است. پنجره ی تشخیص با اندازه گام‌هایی برابر ۲ پیکسل، تمام ناحیه را می‌پیماید. دسته بندی کننده مذکور، امتیازی را به عنوان خروجی به هر تصویر نسبت می‌دهد. همانند استراتژی استفاده شده در فصل قبل، پنجره با بیشترین امتیاز به عنوان پنجره نهایی انتخاب می‌شود.

بنابر نتایج حاصل، روش ارائه شده می‌تواند محل لندمارک‌های مثل Gnathion و Pogonion را بر روی مقیاس واقعی تصویر با دقت مناسبی بیابد. به نظر می‌رسد، روش فوق در تشخیص لندمارک‌های مشکلی مثل Sella، Lower Incisor Tip و Upper Incisor Tip نیز نتایج خوبی به همراه داشته است.

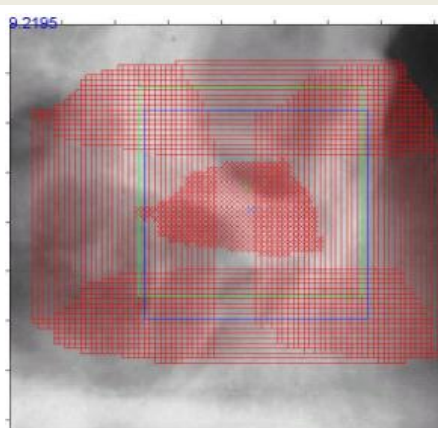


شکل (۳-۶) برخی از نتایج تشخیص لندمارک در مقیاس واقعی تصویر با استفاده از متدلوژی ارائه شده در بخش ۶-۴-۱ اندازه ی گام های حرکت پنجره روی تصویر ۲ پیکسل بوده است.

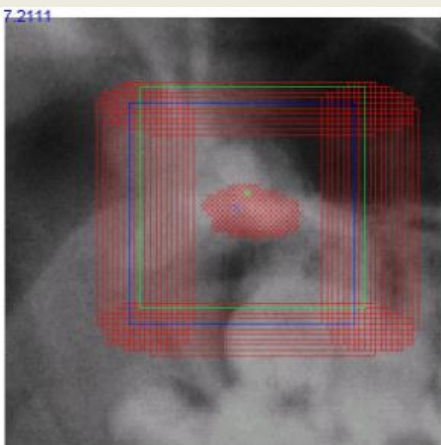
Nasion



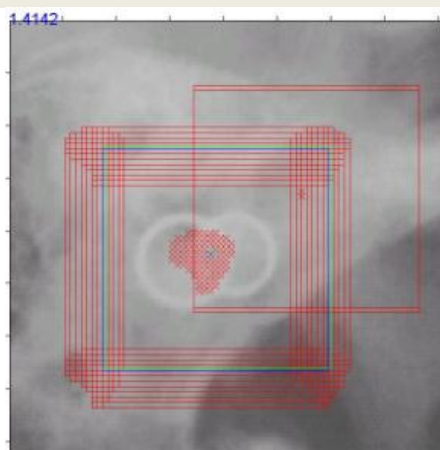
Orbitale



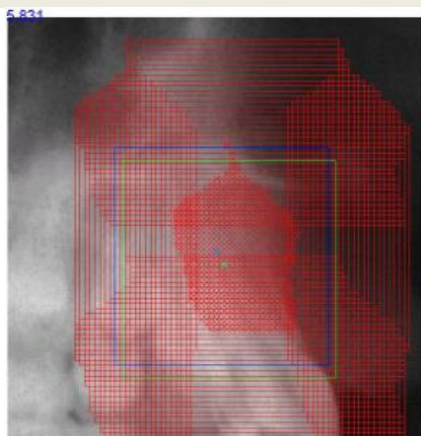
PNS



Porion



UI root



شکل (۳-۶) ادامه.

اما نتایج الگوریتم، در یافتن سایر لندمارک های سخت در نواحی در هم ریخته رضایت بخش نبود. نتایج حاصل از روش اخیر به نتایج آخرین تحقیقات انجام شده در این زمینه، با همان مجموعه داده ها، در برخی از لندمارک ها تقریبا مشابه است. اما هنوز می توان در جهت افزایش دقت الگوریتم گام برداشت.

بعد از آن ما به بررسی نتایج پرداختیم و متوجه شدیم یکی از علل اصلی اینکه نرخ تشخیص برای برخی از لندمارک ها خوب، ولی برای برخی دیگر بسیار بد بوده است، اندازه پنجره تشخیص می باشد. وقتی اندازه پنجره ی تشخیص 32×32 پیکسل باشد، ویژگی های متمایز لازم را برای برخی از لندمارک ها مثل Orbitale، Nasion در بر نمی گیرد؛ در حالیکه، این اندازه برای لندمارک های دیگر مثل Sella، Gnathion و Upper Incisor Tip مناسب است. با افزایش اندازه ی پنجره ی تشخیص، مدت زمان پردازش نیز با ضریب $n_x \times n_y$ افزایش می یابد که در آن n_x و n_y به ترتیب نسبت ابعاد پنجره ی جدید در راستای x و y به پنجره ی 32×32 است. اگر اندازه ی پنجره از 32×32 به 64×64 افزایش یابد تعداد بلوک ها در پنجره تقریبا ۴ برابر می شود. در پنجره هایی با ابعاد 32×32 ، 7×7 عدد بلوک به اندازه ی 8×8 پیکسل وجود دارد. پنجره ای به ابعاد 64×64 پیکسل نیز تعداد 15×15 بلوک با ابعاد 8×8 پیکسل دارد. علاوه بر این، با افزایش اندازه ی پنجره ی تشخیص، شباهت نمونه های مثبت در مقیاس اصلی تصویر کاهش می یابد.

یکی از راه حل های افزایش زمان پردازش، کوچک کردن مقیاس تصویر پنجره در حین افزایش اندازه ی آن است. به عبارت دیگر، بعد از جداسازی پنجره از تصویر، محتویات داخل آن را کوچک کنیم. این روش، روشی متفاوت از فصل ۴ است، چرا که در آنجا کل تصویر قبل از استفاده کوچک سازی می شد. در روش اخیر، علاوه بر اینکه پنجره تشخیص، نواحی بزرگتری از نواحی شامل لندمارک را در بر می گیرد، رزولوشن کمتری دارد و نیز شباهت بیشتری با سایر نمونه های مثبت دارد زیرا برخی اختلافات ناچیز در کوچک نمایی حذف می شوند.

نتایج ارائه شده در این فصل نشان می دهد که روش ارائه شده توانایی تعیین محل دقیق لندمارک ها در مقیاس واقعی سیستم را دارد. همانطور که از نتایج مشخص است روش ارائه شده توانست در بیش از ۶۱ درصد بررسی ها محل لندمارک هایی چون Upper Incisor Tip Sella, Gnathion و Porion را در فاصله ی ۲ میلیمتری از محل واقعیشان تعیین نماید. دقت تشخیص برای این لندمارک ها در فاصله ی یک میلیمتری از محل واقعیشان در حدود ۴۰ درصد است به جز برای لندمارک Sella که در حدود ۲۵ درصد می باشد.

فصل ۷

بهبود دقت سیستم

۷-۱ مقدمه

هدف از فصل پیش، بررسی چگونگی تعمیم روش وابسته به دامنه (ارائه شده در فصل ۵) جهت یافتن محل دقیق لندمارک ها بر روی مقیاس اصلی تصویر بود. برخی از روش ها برای یافتن محل دقیق لندمارک ها ارائه شد. نتایج نشان دادند که روش ارائه شده توانایی تعیین محل دقیق برخی از لندمارک ها را در مقیاس واقعی سیستم دارد. اما محل برخی دیگر از آنها را نمی تواند به خوبی تشخیص دهد. بنابراین، هدف از این فصل، بررسی این مطلب است که چگونه می توان روش استفاده شده در فصل ۶ را به گونه ای تغییر داد که دقت سیستم در تعیین محل دقیق لندمارک ها، در مقیاس واقعی تصاویر افزایش یابد. بر این اساس، به بررسی روش هایی جهت بهبود دقت تشخیص محل دقیق این لندمارک ها می پردازیم.

در این فصل، کارهای انجام شده در فصل ۶ را به عنوان پایه ای برای تعیین محل دقیق لندمارک به کار می بریم.

۷-۲ اهداف فصل

بر مبنای نتایج به دست آمده از روش ارائه شده در فصل ۶، برای یافتن محل دقیق لندمارک ها، چندین سوال در زمینه ی بهبود دقت سیستم بر روی مقیاس واقعی تصویر مطرح می شود. در این فصل به بررسی سوالات زیر می پردازیم:

- آیا استفاده از کرنل دیگری برای دسته بندی کننده ی SVM می تواند دقت سیستم را در مقیاس اصلی تصویر بهبود بخشیده و نرخ تشخیص ناردست را کاهش دهد؟
- آیا استفاده از الگوریتم های بهبود کیفیت تصویر می تواند نتایج اعمال سیستم بر روی مقیاس واقعی تصویر بهبود بخشد؟

۷-۲-۱ روش کار

استفاده از ویژگی های HOG در کنار SVM، برای تشخیص محل دقیق لندمارک ها در این فصل، مشابه روش استفاده شده در بخش ۶-۲-۱ است. روش تشخیص محل لندمارک شامل استخراج ویژگی هایی از محتوای پنجره های حرکت کننده بر روی تصویر است که برای تعیین محل دقیق لندمارک ها استفاده می شود. کارایی سیستم بر اساس امتیازات داده شده به پنجره تشخیص مشخص می شود. در این قسمت، به بررسی روش های مختلف به کار رفته در بهبود کیفیت تصویر پیش از استخراج ویژگی های HOG از پنجره های تشخیص و نیز تاثیر کرنل های مختلف SVM در کارایی دسته بندی کننده جهت تعیین محل دقیق لندمارک می پردازیم.

۷-۳ تغییر کرنل SVM

۷-۳-۱ انگیزه

در فصل قبل، تعیین محل دقیق لندمارک ها بر روی تصویر اصلی انجام شد. در راستای افزایش دقت روش ارائه شده به صورتی که پیچیدگی محاسبات افزایش نیابد، اندازه ی پنجره ی تشخیص را به 80×80 افزایش دادیم و هم زمان، تصویر محتوای پنجره ی ورودی را با ضریب 0.5 کوچک کردیم. روش مذکور، افزایش قابل توجهی در دقت سیستم ایجاد کرد. در این بخش، به بررسی تاثیر تغییر نوع کرنل SVM در دقت تشخیص روش ارائه شده می پردازیم. انتظار می رود با استفاده از کرنل RBF دقت تشخیص افزایش یابد.

۷-۳-۲ نتایج

نتایج استفاده از انواع مختلف کرنل SVM، جهت تشخیص لندمارک ANS در جدول (۷-۱) آمده است. در این آزمایشات اندازه ی پنجره ی استفاده شده 32×32 می باشد. بر مبنای نتایج حاصل، استفاده از کرنل RBF با گامایی برابر 0.5 بهترین نتیجه را برای لندمارک مذکور دارد. بر این اساس،

تصمیم گرفتیم تا کارایی کل سیستم را برای تمام لندمارک ها با تغییر کرنل SVM سیستم ارائه شده در بخش ۳-۶ به RBF با مقدار گامای ۰/۵ بسنجیم. نتایج حاصل، جدول (۲-۷) گردآوری شده است.

جدول (۱-۷) تاثیر تغییر نوع کرنل SVM در کارایی سیستم برای یافتن لندمارک ANS

تعداد نقاط	نوع کرنل	گاما	C	فاصله تا محل واقعی لندمارک					
				۱mm	۲mm	۳mm	۴mm	۵mm	بیش از ۵mm
۱	خطی	-----	۲	۱۴/۲۹	۲۳/۸۱	۳۸/۱۰	۵۰/۷۹	۵۲/۳۸	۴۷/۶۲
۲	RBF	۰/۲۵	۲	۱۷/۴۶	۲۵/۴۰	۳۹/۶۸	۶۰/۳۲	۶۱/۹۰	۳۸/۱۰
۳	RBF	۰/۵۰	۲	۲۲/۲۲	۲۸/۵۷	۴۷/۶۲	۶۵/۰۸	۶۹/۸۴	۳۰/۱۶
۴	RBF	۱/۰۰	۲	۱۷/۴۶	۲۶/۹۸	۴۱/۲۷	۵۷/۱۴	۵۷/۱۴	۴۲/۸۶
۵	RBF	۰/۲۵	۴	۱۴/۲۹	۱۹/۰۵	۴۷/۶۲	۶۵/۰۸	۶۹/۸۴	۳۰/۱۶

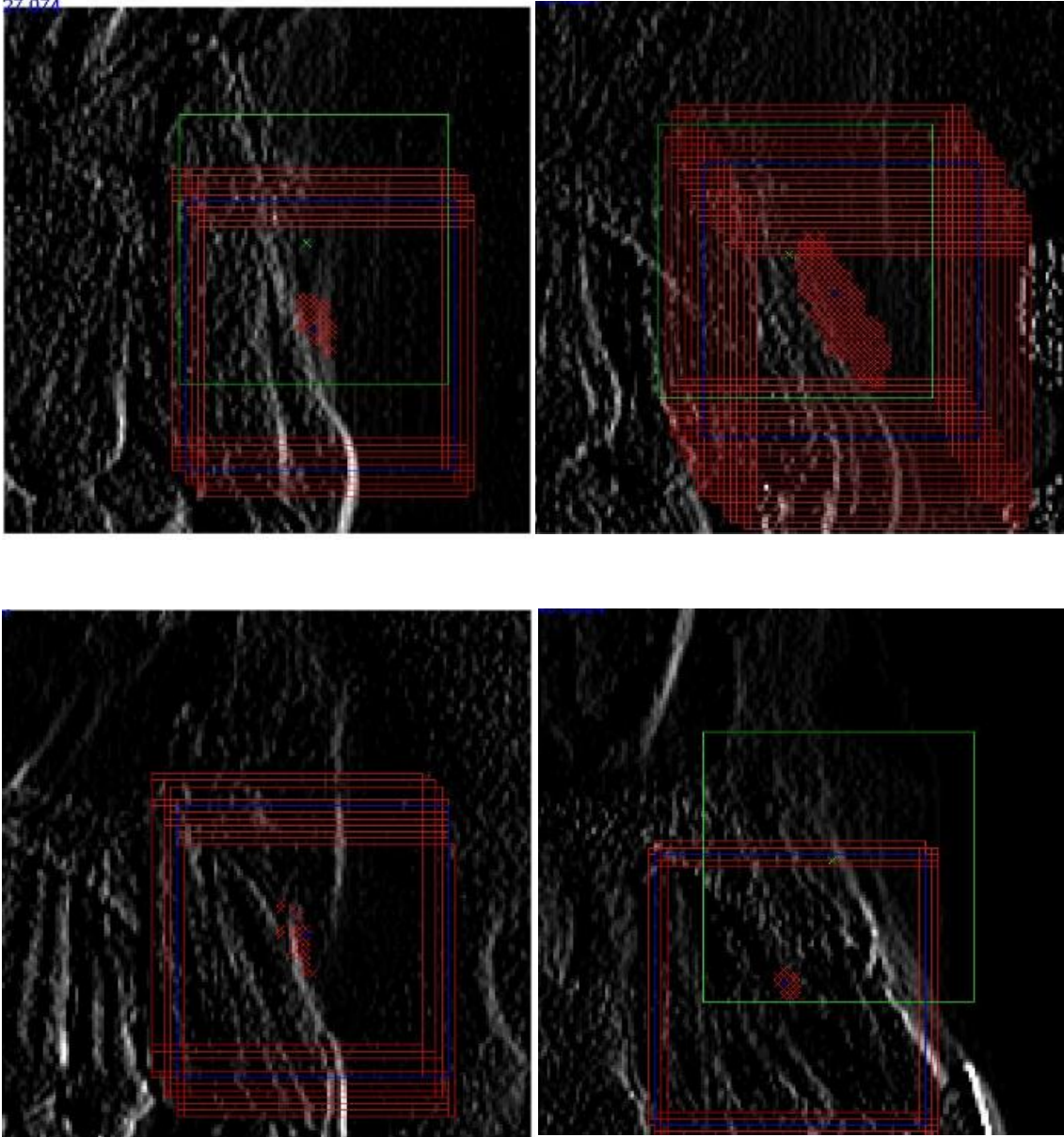
جدول (۲-۷) نتایج حاصل از روش ارائه شده در بخش ۳-۷ با تغییر کرنل SVM به RBF با مقدار گامای ۰/۵

فاصله لندمارک ها	۱ میلیمتر	۲ میلیمتر	۳ میلیمتر	۴ میلیمتر	۵ میلیمتر	بیش از ۵ میلیمتر	میانگین فاصله ها بر حسب میلیمتر
A point	۱۹/۰۵	۴۶/۰۳	۶۵/۰۸	۸۰/۹۵	۸۴/۱۳	۱۵/۸۷	۴/۴۲
ANS	۲۲/۲۲	۲۸/۵۷	۴۷/۶۲	۶۵/۰۸	۶۹/۸۴	۳۰/۱۶	۵/۰۴
B point	۲۰/۶۳	۴۹/۲۱	۶۳/۴۹	۷۹/۳۷	۸۵/۷۱	۱۴/۲۹	۲/۸۲
Gnathion	۳۸/۶۸	۸۲/۵۴	۹۰/۴۸	۹۶/۸۳	۹۸/۴۱	۱/۵۹	۱/۴۵
Gonion	۴/۷۶	۲۳/۸۱	۴۲/۸۶	۵۵/۵۶	۶۵/۰۸	۳۴/۹۲	۴/۲۵
LI root	۹/۵۲	۳۹/۶۸	۵۵/۵۶	۷۶/۱۹	۸۴/۱۳	۱۵/۸۷	۳/۵۴
LI tip	۲۰/۶۳	۵۳/۹۷	۷۶/۱۹	۸۸/۸۹	۹۰/۴۸	۹/۵۲	۲/۵۴
Menton	۴۶/۰۳	۸۴/۱۳	۹۶/۸۳	۱۰۰/۰۰	۱۰۰/۰۰	۰/۰۰	۱/۲۱
Nasion	۷/۹۴	۲۸/۵۷	۳۹/۶۸	۵۵/۵۶	۶۶/۶۷	۳۳/۳۳	۴/۵۸
Orbitale	۴/۷۶	۲۳/۸۱	۳۹/۶۸	۵۵/۵۶	۷۶/۱۹	۲۳/۸۱	۳/۷۲
Sella	۵۰/۷۹	۹۰/۴۸	۹۶/۸۳	۹۶/۸۳	۹۶/۸۳	۳/۱۷	۱/۳۸
PNS	۴/۷۶	۱۴/۲۹	۳۴/۹۲	۵۳/۹۷	۷۴/۶۰	۲۵/۴۰	۳/۹۰
Porion	۳۶/۵۱	۶۹/۸۴	۷۶/۱۹	۷۹/۳۷	۷۹/۳۷	۲۰/۶۳	۴/۰۷
Pogonion	۳۳/۳۳	۷۳/۰۲	۸۷/۳۰	۹۳/۶۵	۹۳/۶۵	۶/۳۵	۱/۹۱
UI root	۲۶/۹۸	۴۷/۶۲	۶۶/۶۷	۸۰/۹۵	۸۷/۳۰	۱۲/۷۰	۴/۰۹
UI tip	۳۸/۱۰	۶۵/۰۸	۷۳/۰۲	۷۳/۰۲	۷۳/۰۲	۲۶/۹۸	۳/۴۵

۴-۷ کاهش نویز و بهبود کانتراست

۴-۷-۱ انگیزه

با بررسی نتایج گزارش شده در بخش ۶-۳-۲ می توان دریافت که دقت تشخیص برای لندمارک هایی که بر روی نواحی در هم ریخته وجود داشتند مثل Nasion و Orbital رضایت بخش نیست. با مطالعه ی مراحل فرآیند دریافتیم که به دلیل وجود نویز در تصاویر اشعه ایکس و به تبع آن در نواحی اطراف لندمارک های مذکور، این نواحی به شکل در هم ریخته ای دیده می شوند. بنابراین، در محاسبه ی ویژگی های HOG، ذرات ریز نویز مانند نقاطی هستند که به صورت تصادفی در تصویر گرادیان ناحیه پخش شده اند-رجوع شود به شکل (۷-۱)-. این نقاط تصادفی سبب ایجاد مقادیر اشتباه در بردار ویژگی HOG می شوند. از طرف دیگر، در مواردی، ساختارهایی که لندمارک ها بر روی آنها قرار گرفته اند، به سبب قرار گرفتن در معرض اشعه ایکس، خیلی واضح نیستند. بنابراین، در هنگام محاسبه گرادیان، برخی از لبه های قرار گرفته بر روی این نواحی به خوبی قابل تشخیص نبودند. با توجه به نتایج حاصل، نیاز به الگوریتمی در جهت بهبود کیفیت تصویر، کاهش نویز و بهبود کانتراست تصویر داریم. در این بخش، به بررسی تاثیر اضافه کردن یک مرحله فیلتر میانگین بر روی پنجره ی تشخیص قبل از محاسبه ی ویژگی های HOG برای کاهش نویز می پردازیم. ابعاد پنجره های به کار رفته در این بخش 80×80 پیکسل می باشد.



شکل (۱-۷) گرادیان تصویر اطراف لندمارک A Point. پنجره ی سبز پنجره ی اصلی لندمارک و پنجره ی آبی بهترین پنجره ی تشخیص داده شده برای لندمارک است. پنجره های قرمز، سایر پنجره های تشخیص داده شده برای لندمارک هستند.

همچنین، از روش انطباقی برابرسازی هیستوگرام به صورت کانتراست محدود^{۱۶۲}، جهت بهبود کانتراست تصویر و تنظیم مقادیر سطح خاکستری نواحی استفاده می کنیم.

نتایج ۲-۴-۷

نتایج حاصل از اعمال فیلتر میانگین، جهت تشخیص لندمارک Apoint و کاهش نویز تصاویر در جدول (۷-۳) ارائه شده است. نتایج حاصل نشان می‌دهند که اعمال فیلتر میانگین برای کاهش نویز، کارایی سیستم را در تشخیص لندمارک در فاصله ۵ میلیمتر کمتر از دو میلیمتر افزایش می‌دهد؛ اما، تأثیری در کارایی کلی سیستم نداشته و حتی، در برخی موارد باعث کاهش کارایی نیز می‌شود. با بررسی دقیقتر نتایج به دست آمده به نظر می‌رسد که اگرچه مراحل پیش پردازش باعث کاهش نقاط تصادفی در تصویر می‌شوند؛ ولی، باعث مات شدن تصویر نیز می‌شوند. یکی از راه حل‌ها برای بهبود این روش، استفاده از الگوریتم‌های بهبود کیفیت تصویر است که تأثیری بر لبه‌ها ندارند.

نتایج حاصل از اعمال روش انطباقی برابرسازی هیستوگرام به صورت کانتراست محدود بر روی لندمارک ANS در جدول (۷-۴) آمده است. به نظر می‌رسد، این بهبود کانتراست باعث افزایش کارایی سیستم می‌شود. بر مبنای نتایج حاصل، اعمال روش بهبود کانتراست در برخی از لندمارک‌ها، سبب افزایش نقاط تصادفی داخل تصویر نیز شده است. انتظار می‌رود، فیلتر کردن تصویر قبل از اعمال روش مذکور یا پس از آن می‌تواند به کاهش این نقاط کمک کرده و کارایی کل سیستم را افزایش دهد.

جدول (۳-۷) مقایسه بین دقت سیستم ارائه شده با و بدون اعمال فیلتر میانگین برای A Point

فاصله لندمارک‌ها	۱ میلیمتر	۲ میلیمتر	۳ میلیمتر	۴ میلیمتر	۵ میلیمتر	بیش از ۵ میلیمتر	میانگین فاصله‌ها بر حسب میلیمتر
اعمال فیلتر میانگین	۳۸/۱۰	۱۹/۰۵	۵۸/۷۳	۷۶/۱۹	۸۴/۱۳	۱۵/۸۷	۴/۶۱
بدون پیش پردازش	۳۳/۳۳۳۳	۱۵/۸۷۳۰	۶۳/۴۹۲۱	۷۹/۳۶۵۱	۸۵/۷۱۴۳	۱۴/۲۸۵۷	۴/۶۴۴۹

جدول (۴-۷) مقایسه بین دقت سیستم ارائه شده با و بدون فرآیند بهبود کیفیت تصاویر برای ANS

فاصله لندمارک‌ها	۱ میلیمتر	۲ میلیمتر	۳ میلیمتر	۴ میلیمتر	۵ میلیمتر	بیش از ۵ میلیمتر	میانگین فاصله‌ها بر حسب میلیمتر
اعمال روش بهبود کانتراست	۲۲/۲۲	۴۷/۶۲	۶۱/۹۰	۷۶/۱۹	۸۰/۹۵	۱۹/۰۵	۵/۲۳
بدون پیش پردازش	۱۴/۲۸۵۷	۴۱/۲۶۹۸	۵۲/۳۸۱۰	۶۶/۶۶۶۷	۷۱/۴۲۸۶	۲۸/۵۷۱۴	۵/۸۰۹۳

۷-۵ خلاصه فصل

در این فصل سعی کردیم تا روش استفاده شده در فصل ۶ را بهبود بخشیم، به گونه ای که بتوان دقت سیستم را برای تعیین محل دقیق لندمارک در مقیاس واقعی تصاویر، افزایش داد.

در ابتدا، به بررسی تغییر نوع کرنل SVM در دقت تشخیص روش ارائه شده پرداختیم. با استفاده از روش مذکور در تشخیص لندمارک ANS، نتیجه گرفتیم که استفاده از کرنل RBF با مقدار گامی ۰/۵ دقت تشخیص را افزایش می دهد. سپس، روش ارائه شده را بر روی تمامی لندمارک های استفاده شده در این تحقیق اعمال کردیم.

بر اساس نتایج حاصل از بخش ۶-۳، دقت این روش در تشخیص لندمارک هایی که در نواحی درهمریخته قرار دارند مثل Nasion و Orbitale رضایت بخش نبود. با مطالعه ی مراحل فرآیند دریافتیم که به دلیل وجود نویز در تصاویر اشعه ایکس و به تبع آن در نواحی اطراف لندمارک های مذکور، این نواحی به شکل در هم ریخته ای دیده می شوند. بنابراین، در محاسبه ی ویژگی های HOG، ذرات ریز نویز مانند نقاطی هستند که به صورت تصادفی در تصویر گرادیان ناحیه پخش شده اند (رجوع شود به شکل (۷-۱)). وجود این ذرات سبب ایجاد مقادیر اشتباه در بردار ویژگی HOG می شود. از طرف دیگر، در مواردی ساختارهایی که لندمارک ها بر روی آنها قرار گرفته اند، به سبب قرار گرفتن در معرض اشعه ایکس، خیلی واضح نیستند. بنابراین، در هنگام محاسبه گرادیان، برخی از لبه های قرار گرفته بر روی این نواحی به خوبی قابل تشخیص نبودند.

برپایه ی این بررسی ها، ما فیلتر میانگین را برای تشخیص لندمارک A Point در کاهش نویز به کار گرفتیم. نتایج حاصل نشان می دهند که اعمال فیلتر میانگین برای کاهش نویز، کارایی سیستم را در تشخیص لندمارک در فاصله ی کمتر از دو میلیمتر افزایش می دهد؛ اما، تاثیری در کارایی کلی سیستم نداشته و حتی، در برخی موارد باعث کاهش کارایی نیز می شود. با بررسی دقیقتر نتایج به دست آمده به نظر می رسد که اگرچه مراحل پیش پردازش باعث کاهش نقاط تصادفی در تصویر می

شوند؛ ولی، باعث مات شدن تصویر نیز می شوند. یکی از راه حل ها برای بهبود این روش، استفاده از الگوریتم های بهبود کیفیت تصویر است که تاثیری بر لبه ها ندارند.

از طرف دیگر، ما به اعمال روش انطباقی برابر سازی هیستوگرام به صورت کانتراست محدود برای تشخیص لندمارک ANS پرداختیم. نتایج نشان داد که این بهبود کانتراست باعث افزایش کارایی سیستم می شود. با بررسی نتایج برای برخی از لندمارک ها درمی یابیم که با اعمال این روش بهبود کانتراست، باعث افزایش نقاط تصادفی داخل تصویر نیز شده اند. انتظار می رود که فیلتر کردن تصویر قبل از اعمال روش بهبود کانتراست یا بعد از آن می تواند به کاهش این نقاط کمک کرده و کارایی کل سیستم را افزایش دهد.

فصل ۸

نتایج

۸-۱ مقدمه

در این تحقیق، روشی جهت استفاده از تکنیک های پردازش تصویر و الگوریتم های تشخیص اشیاء برای تعیین دقیق موقعیت لندمارک های سفالومتری ارائه شد. دقت روش مذکور، توسط مجموعه ای از لندمارک ها که در بخش ۳-۳ معرفی شدند، مورد بررسی قرار گرفت. این لندمارک ها از نظر سختی تشخیص درجه های متفاوتی داشتند. در تحقیق حاضر، مجموعه ای از ویژگی ها و مشخصات آنها، تنظیمات دسته بندی کننده و توابع ارزیابی مختلف را برای انتخاب بهترین محل هر یک از لندمارک ها بررسی کردیم.

۸-۲ موضوعات بررسی شده

موضوعات بررسی شده در این رساله عبارتند از:

۱. آیا روش مستقل از دامنه که مبتنی بر **HOG** به عنوان ویژگی و **SVM** به عنوان دسته بندی

کننده است را می توان برای پیش بینی محل لندمارک ها استفاده کرد؟

در فصل ۴ بررسی کردیم که آیا روشی که ادعا می شد مستقل از دامنه است موقعیت لندمارک های مختلف (مشکل و ساده) را با دقت قابل قبولی برای آنالیز های بعدی پیش بینی می کند؟ مشخصات مختلف **HOG** بررسی شد و نشان دادیم که هیستوگرام های گرادیان جهتی نرمال شده به صورت محلی همانند آنچه در [۶] به کار گرفته شد، در شبکه ی همپوشانی نتایج خوبی برای تقریب محل اولیه ی لندمارک به دست می دهند. لیکن، این روش در تقریب محل اولیه ی لندمارک های آسان بسیار موفق بوده ولی با افزایش سختی تشخیص لندمارک میزان تشخیص های نادرست نیز بیشتر می شود. از روش مذکور، برای تقریب موقعیت لندمارک های تعریف شده در بخش ۳-۳ استفاده شد. میزان تشخیص های نادرست برای انجام آنالیز های سفالومتری قابل قبول نبود. بنابراین، به بررسی راه حل هایی جهت کاهش نرخ تشخیص نادرست پرداختیم.

۲. چگونه می توان روش مستقل از دامنه را تغییر داد تا نتایج تقریب محل لندمارک ها بهبود

یابد؟

در فصل ۵ به بررسی سوال مطرح شده پرداختیم. در این راستا پارامتر های مختلف HOG بررسی، توابع ارزیابی مختلف برای انتخاب بهترین محل برای لندمارک ها مرور شد و در نهایت، یک ویژگی جدید مبتنی بر پروفایل سطح خاکستری تصویر ارائه شد تا به بهبود فرآیند تشخیص کمک کند. نتایج آزمایشات انجام شده در این فصل بیانگر مطالب زیر است:

- تغییر در پارامتر هایی مثل اندازه ی سلول ها، اندازه ی پنجره ی تشخیص و ... تاثیرات مختلفی را بر روی دقت تشخیص و نرخ شناسایی نادرست توسط سیستم دارد. وقتی بازه ها بین ۰ تا ۱۸۰ درجه توزیع می شوند (به عبارت دیگر، علامت گرادیان در نظر گرفته نمی شود) با افزایش تعداد بازه های گرادیان کارایی سیستم افزایش یافته تا زمانی که تعداد بازه ها به ۹ عدد برسد. پس از آن، افزایش تعداد بازه های گرادیان تغییری در کارایی سیستم ایجاد نمی کند. همچنین، استفاده از گرادیان علامت دار، حتی در شرایطی که اندازه ی بازه ها یکسان است (تعداد بازه ها دو برابر بازه های بدون علامت است)، موجب کاهش کارایی سیستم می شود. از بررسی فرآیند تشخیص لندمارک های مختلف، دریافتیم که بهترین کارایی سیستم زمانی است که خصوصیات پنجره ی شناسایی برای هر لندمارک خصوصیات معرفی شده در بخش ۴-۳ باشد.

- استفاده از پنجره ی دارای بیشترین امتیاز برای تشخیص محل لندمارک، نرخ تشخیص نادرست کمتری را نسبت به روش مستقل از دامنه داشت که در فصل ۴ ارائه شد. با اعمال این روش دریافتیم که در فرآیند مذکور، برخی از لندمارک ها را، به علت ابهام در تصویر و یا به هم ریختگی پس زمینه در محل لندمارک، نمی توان با دقتی مناسب برای آنالیز های بعدی تعیین نمود. از آنجایی که هدف اصلی در این تحقیق، شناسایی محل صحیح لندمارک

است، اگر سیستم نتواند محل مناسب لندمارک را تشخیص دهد، ترجیح بر عدم تشخیص محل لندمارک است. بدین ترتیب، نرخ تشخیص های نادرست افزایش نمی یابد. در این راستا، آستانه ای برای امتیاز پنجره ها تعریف شد. اگر حداکثر امتیاز پنجره ها کمتر از آستانه بود، پنجره ی دارای بیشترین امتیاز به عنوان ناحیه ی عدم قطعی انتخاب می شود. سپس در سایر نواحی تصویر که در فاصله ی معینی از نقطه ی لندمارک این پنجره قرار دارند، به دنبال پنجره دیگری با بیشترین امتیاز می گردیم. در نهایت، نقطه ای برای آن لندمارک بر روی تصویر مورد بررسی انتخاب نمی کنیم و بدین ترتیب دو ناحیه عدم قطعی برای آنالیز های بعدی انتخاب می شوند.

- روش های قبلی به کار رفته را با معرفی بردار توصیف کننده ی جدیدی توسعه دادیم. بردار توصیف کننده مذکور، مبتنی بر پروفایل سطح خاکستری پنجره ی ورودی بوده و در کنار یک دسته بندی کننده ی SVM دیگر مورد استفاده قرار گرفت. دسته بندی کننده مذکور، بر روی دسته بندی کننده ی قبلی قرار گرفت تا فرآیند انتخاب بهترین پنجره را در میان پنجره های تشخیص داده شده توسط دسته بندی کننده ی قبلی بهبود بخشد.

نتایج حاصل از روش های به کار گرفته شده در این فصل، بیانگر توانایی قابل قبول سیستم در پیش بینی محل اولیه لندمارک است. همچنین، روش های ارائه شده می توانند در تصاویر با ابعاد کوچکتر (یک هشتم ابعاد تصاویر اولیه) محل لندمارک را در فاصله ی ۴ پیکسل از محل واقعی آنها (در این ابعاد با دقتی برابر ۸۵ درصد) تعیین نمایند. اما همانطور که قبلا ذکر شد، دقت قابل قبول جهت تعیین لندمارک تقریبا ۲ میلیمتر [۳] از محل واقعی آن است. بنابراین، از نتایج به دست آمده، تنها می توان به عنوان تقریبی اولیه از محل لندمارک استناد کرد.

۳. آیا یک سیستم تشخیص می تواند محل دقیق لندمارک ها را بر روی تصویر اصلی، در اطراف نقطه ی از پیش تعیین شده ی پنجره های شناسایی شده در جستجو های قبلی تعیین کند؟

در فصل ۶ به بررسی نتایج حاصل از اعمال روش وابسته به دامنه در مقیاس واقعی تصاویر برای یافتن محل دقیق لندمارک‌ها پرداختیم. علاوه بر آن، تاثیر اندازه‌ی پنجره‌ی تشخیص را در شناسایی محل دقیق لندمارک بر روی مقیاس اصلی سیستم بررسی کردیم. نتایج ارائه شده در فصل ۶۶ نشان داد که روش ارائه شده توانایی تعیین محل دقیق لندمارک‌ها را در مقیاس واقعی سیستم ارد. بر مبنای نتایج حاصل، روش ارائه شده توانست در بیش از ۶۱ درصد بررسی‌ها محل لندمارک‌هایی چون Upper Incisor Tip Sella, Gnathion و Porion را در فاصله‌ی ۲ میلیمتری از محل واقعیشان تعیین نماید. دقت تشخیص برای این لندمارک‌ها در فاصله‌ی یک میلیمتری از محل واقعیشان در حدود ۴۰ درصد است به استثنای لندمارک Sella که در حدود ۲۵ درصد می‌باشد.

۴. آیا می‌توان با ایجاد تغییراتی در سیستم، دقت کل سیستم را افزایش داد؟

بررسی این سوال در فصل ۷ صورت گرفت. در این فصل تاثیرات کرنل‌های مختلف و روش‌های بهبود تصاویر را بر روی کارایی سیستم ارزیابی کردیم. روش‌های بهبود کیفیت تصویر به کار گرفته شده شامل فیلتر میانگین و روش انطباقی برابرسازی هیستوگرام به صورت کانتراست محدود بودند. بر مبنای نتایج حاصل از فصل ۷ استفاده از کرنل RBF با گامایی برابر ۰/۵ بهترین نتیجه را برای تشخیص لندمارک‌ها دارد. با بررسی دقیقتر نتایج به دست آمده به نظر می‌رسد که اگرچه مراحل پیش پردازش باعث کاهش نقاط تصادفی در تصویر می‌شوند ولی باعث مات شدن تصویر نیز می‌شوند. یکی از راه‌حل‌ها برای بهبود این روش، استفاده از الگوریتم‌های بهبود کیفیت تصویر است که تغییری در لبه‌ها ایجاد نمی‌کند. از طرف دیگر، روش انطباقی برابرسازی هیستوگرام به صورت کانتراست محدود را جهت تشخیص لندمارک ANS اعمال کردیم. نتایج نشان داد که بهبود کانتراست باعث افزایش کارایی سیستم می‌شود. همچنین، با بررسی نتایج برای برخی از لندمارک‌ها درمی‌یابیم که اعمال روش مذکور جهت

بهبود کانتراست، باعث افزایش نقاط تصادفی داخل تصویر شده اند. انتظار می رود، فیلتر کردن تصویر قبل از اعمال روش بهبود کانتراست یا بعد از آن، به کاهش این نقاط کمک کرده و کارایی کل سیستم را افزایش دهد.

۳-۸ مقایسه با کارهای انجام شده توسط سایرین

با توجه به نتایج قابل مشاهده در جدول (۲-۷) و مقایسه ی آن با نتایج ارائه شده بر روی این پایگاه داده (رجوع شود به جدول (۱-۸)) می توان دریافت که روش ارائه شده در تشخیص لندمارک هایی چون Upper Incisor Tip و Pogonion, Porion, Sella, Menton, Gnathion نتایج بسیار خوبی داشته است. این روش توانست موقعیت این لندمارک ها را در فاصله ای کمتر از ۲ میلیمتر از محل اصلی آنها با دقت بالای ۶۵ درصد بیابد. با مروری بر تاریخچه ملاحظه می شود که روش های مبتنی بر دنبال کردن لبه توانسته اند نتایج بهتری را ارائه دهند. البته قابل ذکر است که نتایج تشخیص در روش های مختلف، به طور مستقیم قابل مقایسه نیستند. زیرا اندازه ی مجموعه ها، رزولوشن تصاویر متفاوت است. از طرف دیگر مزیت یک روش مبتنی بر یادگیری بر روش های دنبال کننده ی خطوط این است که به راحتی میتوان آن را برای یافتن سایر لندمارک ها تعمیم داد. در حالی که روش های دنبال کننده ی خط نیاز به تعریف قوانین جدید برای لندمارک های جدید دارند.

۴-۸ پیشنهادات و کارهای آینده

۱. در تحقیق انجام شده در این رساله از مجموعه ای از سفالوگرام های دیجیتال شده استفاده شد. مایلیم که روش استفاده شده در فصل ۶ و بهبود داده شده در فصول ۶ و ۷ را بر روی تصاویر از ابتدا دیجیتال سفالوگرام اعمال نماییم. انتظار می رود، نتایج بهتری، با توجه به حذف مرحله ی تبدیل آنالوگ به دیجیتال، حاصل شود.
۲. در این تحقیق اندازه ی پنجره ی تشخیص با آزمون و خطا انتخاب شد. آزمایشات انجام شده در فصل ۵، میزان حساسیت سیستم به اندازه ی پنجره را نشان می دهد. علت این حساسیت،

جدول (۸-۱) نتایج سایر تحقیقات بر روی همین مجموعه داده

نرخ تشخیص پنجره ها (بر حسب درصد) در فاصله های			روش
۵ میلیمتر	۲ میلیمتر	۱ میلیمتر	
۷۴	۳۵	۱۳	[۹۳] Hutton et al
۹۳	۶۱	۲۴	[۹۰] Kafie et al

در حقیقت یافتن تعادلی بین اندازه ی خیلی کوچک و خیلی بزرگ پنجره می باشد. وقتی پنجره کوچک است، ممکن است اطلاعات کافی را شامل نشود. وقتی پنجره بزرگ است، از آنجایی نواحی بیشتری را در اطراف لندمارک شامل می شود، ممکن است تحت تاثیر تغییرات آناتومی زیادی قرار گیرد. بنابراین، ترجیح بر استفاده از روشی خودکار جهت تعیین اندازه ی پنجره است.

۳. در مرحله ی اول روش ارائه شده، ناحیه ی تحت جستجو برای لندمارک، کل تصویر بود. اگرچه، این باعث می شود سفالوگرام های مختلفی مانند سفالوگرام های دارای پشت سر یا فاقد پشت سر را نیز پردازش کنیم. مایلیم تا روشی بیاییم که پس از تعیین چند لندمارک بر روی تصویر، نواحی تحت جستجو را برای سایر لندمارک ها بر اساس دانش آناتومی و رابطه ی بین لندمارک های اولیه محدود تر کند.

۴. مجموعه ویژگی استفاده شده در این تحقیق، هیستوگرام گرادیان جهتی بود. اگرچه نتایج حاصل رضایت بخش بود، همچنان مایلیم سایر پیشرفت های انجام شده در زمینه ی این ویژگی را مثل HOG آبشاری، مورد بررسی قرار دهیم.

۵. یافتن پنجره ی مناسب شامل لندمارک به وسیله ی حرکت دادن پنجره بر روی تصویر انجام می گرفت. با افزایش رزولوشن تصویر، اندازه ی تصویر نیز بزرگ می شود. بنابراین، برای مدل

کردن نواحی اطراف لندمارک در آن رزولوشن، لازم به بزرگتر کردن پنجره ی تشخیص است که به سبب آن، اندازه ی بردارهای ویژگی نیز بزرگتر می شوند. مایلیم تا از روش های تقویت مانند PCA و AdaBoost برای انتخاب ویژگی ها استفاده کنیم. بدین ترتیب، ابعاد بردار ویژگی را کاهش داده و از داده هایی با بیشترین اطلاعات استفاده می کنیم.

۶. به دلیل نویز طبیعی موجود در تصاویر سفالوگرام، نیاز به فرآیندی جهت بهبود کیفیت تصویر و حذف نویزهای موجود داریم. اما، از آنجا که ویژگی های HOG مبتنی بر لبه های تصویر هستند، ممکن است فرآیند مذکور منجر به تخریب لبه ها شود. بنابراین، باید از روش های بهبود کیفیت تصویر که لبه ها را حفظ می کنند، استفاده و کارایی آنها را در بهبود سیستم ارزیابی کنیم.

منابع

- [1] H. Mohseni and S. Kasaei, "Automatic Localization of Cephalometric Landmarks," *2007 IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology; Proc IEEE Int Symp Signal Proc Inf Tech*, IEEE, 2007, pp. 396-401.
- [2] T. Rakosi, *An atlas and manual of cephalometric radiography*, London: Wolfe Medical, 1982.
- [3] J.C. Quintero, A. Trosien, D. Hatcher, and K. S, "Craniofacial imaging in orthodontics: historical perspective, current status, and future developments," *Angle Orthodontist*, vol. 69, 1999, p. 491 – 506.
- [4] J. Brennan, "An introduction to digital radiography in dentistry," *Journal of Orthodontics*, vol. 29, 2002, pp. 66-69.
- [5] K. Sayinsu, F. Isik, G. Trakyalı, and T. Arun, "An evaluation of the errors in cephalometric measurements on scanned cephalometric images and conventional tracing," *European Journal of Orthodontics*, vol. 29, 2007, pp. 105-108.
- [6] N. Dalal, B. Triggs, and D. Europe, "Histograms of Oriented Gradients for Human Detection," *Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on*, 2005, p. 886--893.
- [7] D.A. Forsyth and J. Ponce, "*Computer Vision: A Modern Approach*," Prentice Hall Professional Technical Reference, 2002.
- [8] P. Kahn, "Building Blocks for computer vision systems," *IEEE Expert Magazine*, vol. 8, 1993, pp. 40-50.
- [9] S. Helmer, D. Meger, P. Viswanathan, S. Mccann, M. Dockrey, P. Fazli, T. Southey, M. Muja, M. Joya, J. Little, D. Lowe, and A. Mackworth, "Semantic Robot Vision Challenge: Current State and Future Directions," *Arxiv preprint arXiv:0908.2656*, 2009.
- [10] Y. Zheng, B. Georgescu, and D. Comaniciu, "Marginal Space Learning for Efficient Detection of 2D / 3D Anatomical Structures in Medical Images," *Information Processing in Medical Imaging*, 2009, p. 411--422.

- [11] Y. Zheng, X. Lu, B. Georgescu, and D. Littmann, A. And Mueller, E. And Comaniciu, “ Automatic Left Ventricle Detection in MRI Images Using Marginal Space Learning and Component-Based Voting,” *Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers (SPIE) Conference Series*, 2009, p. 4.
- [12] B. Scherrer, M. Dojat, F. Forbes, and C. Garbay, “ Agentification of Markov model-based segmentation : Application to magnetic resonance brain scans,” *Artificial Intelligence in Medicine*, vol. 1, 2009, p. 81--95.
- [13] N. Richard, M. Dojat, and C. Garbay, “ Distributed Markovian segmentation : Application to MR brain scans,” *Pattern Recognition*, vol. 40, 2007, pp. 3467 - 3480.
- [14] H. Gonz, P.H. Lewis, S. Dasmahapatra, and D. Dupplaw, “ HealthAgents : Distributed Multi-Agent Brain Tumour Diagnosis and Prognosis,” *Applied Intelligence*, vol. 30, 2009, p. 191--202.
- [15] N. Richard, M. Dojat, and C. Garbay, “ Situated Cooperative Agents : a Powerful Paradigm for MRI Brain Scans Segmentation,” *ECAI*, Citeseer, 2002, p. 33--37.
- [16] B. Scherrer, M. Dojat, F. Forbes, and C. Garbay, “ MRF Agent Based Segmentation : Application to MRI Brain Scans .,” *Artificial Intelligence in Medicine*, 2007, p. 13--23.
- [17] L. Germond, M. Dojat, C. Taylor, C. Garbay, L. Timc-imag, I. Bonniot, F.D. Médecine, and D. De, “ A Cooperative Framework for Segmentation of MRI Brain Scans,” *Artificial Intelligence in Medicine*, vol. 20, 2000, p. 77--93.
- [18] Y. Zheng, “Breast Cancer Detection with Gabor Features from Digital Mammograms,” 2010, pp. 44-62.
- [19] I. Zyout, I. Abdel-qader, and C. Jacobs, “ Bayesian Classifier with Simplified Learning Phase for Detecting Microcalcifications in Digital Mammograms,” *Journal of Biomedical Imaging*, vol. 2009, 2009, p. 3.
- [20] D. Keysers, H. Ney, J. Dahmen, B.B. Wein, and T.M. Lehmann, “ Statistical framework for model-based image retrieval in medical applications,” *Journal of Electronic Imaging*, vol. 12, 2003, pp. 59-68.
- [21] L.I. I, V.S. A, V.P. A, L.S. N, S. Member, and A.N. Reduction, “ Computerized Segmentation of Sinus Images,” *Innovative Technologies in Intelligent Systems and Industrial Applications, 2009. CITISIA 2009*, IEEE, 2009, pp. 125-128.

- [22] S. Kawajiri, Æ.X. Zhou, Æ.X. Zhang, H. Kondo, Æ.M. Kanematsu, and Æ.H. Hoshi, “Automated segmentation of hepatic vessels in non-contrast X-ray CT images,” *Radiological Physics and Technology*, vol. 1, 2008, pp. 214-222.
- [23] R. Mutihac, M. Candusso, A. Cerdira, A. Cicuttin, F. Feantik, and A.A. Colavita, “X-ray digital image improvement by maximum entropy,” *Digital Signal Processing Proceedings, 1997. DSP 97., 1997 13th International Conference on*, Santorini, Greece: IEEE press, 2002, pp. 1149-1152.
- [24] A.M. Reza, J.G.R. Delva, R. Schley, and R.D. Turney, “Issues on medical image enhancement,” *In Processings of the international conference on signal processing applications and technology (ICSPAT 98)*, Toronto, Ontario, Canada: 1998, pp. 13-16.
- [25] Z. Shi, L. He, T. Nakamura, and H. Itoh, “Enhancement of Chest Radiograph Based on Wavelet,” *Advances in Neural Networks--ISNN 2009*, 2009, pp. 675-683.
- [26] J. Feng, N. Xiong, and B. Shuoben, “X-ray Image Enhancement Based on Wavelet Transform,” *Asia-Pacific Services Computing Conference, 2008. APSCC'08. IEEE*, IEEE, 2009, pp. 1568-1573.
- [27] M. Nilsson, F. Sattart, H.K. Chngt, and I. Claesson, “Automatic Enhancement and Subjective Evaluation of Dental X-ray Images using the SMQT,” *Fifth International Conference on Information, Communications and Signal Processing*, 2005, pp. 1448-1451.
- [28] E. Zaharescul, “Morphological Enhancement of Medical Images in a Logarithmic Image Environment,” *Digital Signal Processing, 2007 15th International Conference on*, IEEE, 2007, p. 171--174.
- [29] S. Tu, Æ.G. Koning, J.C. Tuinenburg, Æ.W. Jukema, S. Zhang, Æ.Y. Chen, and Æ.J.H.C. Reiber, “Coronary angiography enhancement for visualization,” *The International Journal of Cardiovascular Imaging*, vol. 25, 2009, pp. 657-667.
- [30] I. Frosio, G. Ferrigno, and N.A. Borghese, “Enhancing Digital Cephalic Radiography With Mixture Models and Local Gamma Correction,” *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol. 25, 2005, pp. 113-121.
- [31] L. Florea and C. Vertan, “Digitized X-ray Enhancement by Pixel Ordering,” *Signals, Circuits and Systems, 2007. ISSCS 2007. International Symposium on*, IEEE, 2007, pp. 2007-2010.

- [32] D. Nan, L.I.U. Fuqiang, and L.I. Zhipeng, “ Object Detection by Spatial Saliency Region Features,” *Information Technology and Computer Science, 2009. ITCS 2009. International Conference on*, IEEE, 2009, pp. 10-13.
- [33] P. Viola and M. Jones, “Rapid object detection using a boosted cascade of simple features,” *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Citeseer, 2001.
- [34] D. Gavrila and V. Philomin, “ Real-time object detection for ‘smart’ vehicles,” *The Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision, 1999*, 1999, p. 87–93.
- [35] A. Butt and P. Maragos, “Optimum design of chamfer distance transforms,” *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 7, 2002, p. 1477–1484.
- [36] M. Oren, C. Papageorgiou, P. Sinha, E. Osuna, and T. Poggio, “ Pedestrian detection using wavelet templates,” *Computer Vision and Pattern Recognition, 1997. Proceedings., 1997 IEEE Computer Society Conference on*, Citeseer, 1997, p. 193–199.
- [37] J. Gama and P. Brazdil, “Cascade generalization,” *Machine Learning*, vol. 41, 2000, p. 315–343.
- [38] P. Viola, M.J. Jones, and D. Snow, “ Detecting pedestrians using patterns of motion and appearance,” *International Journal of Computer Vision*, vol. 63, 2005, p. 153–161.
- [39] N. Dalal, B. Triggs, and C. Schmid, “ Human Detection Using Oriented Histograms of Flow and Appearance,” *Computer Vision--ECCV 2006*, 2006, pp. 428-441.
- [40] I.R. Fasel, M.S. Bartlett, and J.R. Movellan, “A comparison of Gabor filter methods for automatic detection of facial landmarks,” *Automatic Face and Gesture Recognition, 2002. Proceedings. Fifth IEEE International Conference on*, IEEE, 2002, p. 242–246.
- [41] M. Yang, “Fisher Linear Discriminant,” *Citeseer*.
- [42] D.M. Magerman, “Statistical decision-tree models for parsing,” *Proceedings of the 33rd annual meeting on Association for Computational Linguistics*, Association for Computational Linguistics, 1995, p. 276–283.
- [43] I. Rish, “An empirical study of the naive Bayes classifier,” *IJCAI 2001 Workshop on Empirical Methods in Artificial Intelligence*, 2001, p. 41–46.

- [44] P. Viola and M. Jones, “ Robust real-time object detection,” *International Journal of Computer Vision*, vol. 57, 2002, p. 137–154.
- [45] J. Wu, S.C. Brubaker, M.D. Mullin, and J.M. Rehg, “ Fast asymmetric learning for cascade face detection,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, p. 369–382.
- [46] T. Xusheng, S. Zhelin, L. Deqiang, and C. Dan, “ Learning Model for Object Detection Based on Local Edge Features,” *Information and Automation, 2009. ICIA '09. International Conference on*, IEEE, 2009, pp. 566-570.
- [47] H. Schneiderman and T. Kanade, “ Object detection using the statistics of parts,” *International Journal of Computer Vision*, vol. 56, 2004, p. 151–177.
- [48] W. Banzhaf, P. Nordin, R. Keller, and F. Francone, “Genetic Programming: An Introduction: On the Automatic Evolution of Computer Programs and its Applications. 1998,” *Morgan Kaufmann, San Francisco, ...*
- [49] B. Chin and M. Zhang, “ Object Detection Using Neural Networks and genetic programming,” *Proceedings of the 2008 conference on Applications of evolutionary computing*, Springer-Verlag, 2008, pp. 335-340.
- [50] K. Mikolajczyk, C. Schmid, and A. Zisserman, “ Human detection based on a probabilistic assembly of robust part detectors,” *Computer Vision-ECCV 2004*, 2004, p. 69–82.
- [51] I. Nercessian and K. Panetta, “ Automatic Detection of Potential Threat Objects in X-ray Luggage Scan Images,” *Technologies for Homeland Security, 2008 IEEE Conference on*, IEEE, 2008, pp. 504-509.
- [52] C. Coello, “ A comprehensive survey of evolutionary-based multiobjective optimization techniques,” *Knowledge and Information systems*, vol. 1, 1999, pp. 129-156.
- [53] R. Nisbet, J.F. Elder, and G. Miner, @ *Handbook of statistical analysis and data mining applications*, Academic Press, 2009.
- [54] H. Blockeel, “ Deriving biased classifiers for better ROC performance,” *INFORMATICA-LJUBLJANA-*, vol. 26, 2002, p. 77--84.
- [55] A. Schein, “ROCTool:ROC curve code,” 2002.

- [56] M. Gribskov and N.L. Robinson, “Use of receiver operating characteristic ROC analysis to evaluate sequence matching,” *Computers and Chemistry, Elsevier Science Inc*, vol. 20, 1996, pp. 25-33.
- [57] N. Chawla, “Performance measures,” 2002.
- [58] A. Martin, G. Doddington, T. Kamm, M. Ordowski, and M. Przybocki, “The DET curve in assessment of detection task performance,” *Fifth European Conference on Speech Communication and Technology*, Citeseer, 1997.
- [59] C. Romesburg, *Cluster analysis for researchers*, Lulu press, 2004.
- [60] Q. Zhu, M.C. Yeh, K.T. Cheng, and S. Avidan, “Fast human detection using a cascade of histograms of oriented gradients,” *Computer Vision and Pattern Recognition, 2006 IEEE Computer Society Conference on*, IEEE, 2006, p. 1491–1498.
- [61] F. Suard, A. Rakotomamonjy, and A. Benschraoui, “Pedestrian Detection using Infrared images and Histograms of Oriented Gradients,” *Intelligent Vehicles Symposium, 2006 IEEE*, IEEE, 2006, pp. 206-212.
- [62] D.G. Lowe, “Object Recognition from Local Scale-Invariant Features,” *IEEE international conference on computer vision*, 1999, pp. 1150-1157.
- [63] D.G. Lowe, “Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints,” *International Journal of computer vision*, vol. 60, 2004, p. 91--110.
- [64] P. Baraldi, A. Sarti, C. Lamberti, A. Prandini, and F. Sgallari, “Evaluation of differential optical flow techniques on synthesized echo images,” *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 43, 2002, p. 259–272.
- [65] F.C. Crow, “Summed-area tables for texture mapping,” *Proceedings of the 11th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, ACM, 1984, p. 207–212.
- [66] M. Pedersoli, J. Gonz, B. Chakraborty, and J.J. Villanueva, “Boosting Histograms of Oriented Gradients for Human Detection,” *Computer Vision: Advances in Research & Development (CVCRD)*, 2007.
- [67] C. Hou, H. Ai, and S. Lao, “Multiview Pedestrian Detection Based on Vector Boosting,” *Computer Vision--ACCV 2007*, 2007, pp. 210-219.
- [68] C. Huang, H. AI, Y. LI, and S. LOA, “Vector Boosting for Rotation Invariant Multi-View Face Detection,” *Computer Vision, 2005. ICCV 2005. Tenth IEEE International Conference on*, IEEE, 2005, p. 446--453.

- [69] Y. Freund, “Boosting a weak learning algorithm by majority,” *Information and computation*, vol. 121, 1995, p. 256–285.
- [70] I. Laptev, “Improving object detection with boosted histograms,” *Image and Vision Computing*, vol. 27, 2009, p. 535–544.
- [71] Y. Freund and R. Schapire, “A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting,” *Computational learning theory*, Springer, 1995, p. 23–37.
- [72] S. Maji and J. Malik, “Fast and Accurate Digit Classification,” *Science*, 2009.
- [73] S.M. Bileschi and S. Bileschi, “Computer Science and Artificial Intelligence Laboratory Technical Report A Multi-Scale Generalization of the HoG and HMAX Image Descriptors for Object Detection,” *Image (Rochester, N.Y.)*, 2008.
- [74] W.L. Lu and J.J. Little, “Simultaneous tracking and action recognition using the pca-hog descriptor,” *Computer and Robot Vision, 2006. The 3rd Canadian Conference on*, IEEE, 2006, p. 6.
- [75] I. Jolliffe, “Principal component analysis,” *Wiley Online Library*.
- [76] V. Vapnik, “????? Estimation of Dependences Based on Empirical Data[in Russian],” (*English translation: Springer Verlag, New York, 1982*)., 1979.
- [77] L. Zhang and R. Nevatia, “Efficient Scan-Window Based Object Detection using GPGPU,” *Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2008. CVPRW’08. IEEE Computer Society Conference on*, IEEE, 2008, p. 1-7.
- [78] C. Wojek, A. Schulz, and B. Schiele, “Sliding-Windows for Rapid Object-Class Localization : a Parallel Technique,” *Pattern Recognition*, 2008, p. 71-81.
- [79] B. Bilgic, B.K.P. Horn, and I. Masaki, “Fast Human Detection with Cascaded Ensembles on the GPU,” *Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2010 IEEE*, IEEE, 2010, p. 325--332.
- [80] B.E. Boser, I.M. Guyon, and V.N. Vapnik, “A training algorithm for optimal margin classifiers.,” *Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory*, ACM, 1992, p. 144–152.
- [81] T. Fletcher, “Support Vector Machines Explained Acknowledgments,” 2008.
- [82] V. Vapnik, @ *Statistical Learning Theory*, Wiley New York, 1998.
- [83] C.J.C. Burges, “A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition,” *Data Mining and Knowledge Discovery*, vol. 2, 1998, p. 121--167.

- [84] A. LEVYMANDEL, A. VENETSANOPOULOS, and J. TSOTSOS, "Knowledge-based landmarking of cephalograms," *Computers and Biomedical Research*, vol. 19, Jun. 1986, pp. 282-309.
- [85] J. Ren, D. Liu, D. Feng, J. Shao, R. Zhao, Y. Liao, and Z. Lin, "A knowledge-based automatic cephalometric analysis method," *Proceedings of the 20th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Vol.20 Biomedical Engineering Towards the Year 2000 and Beyond (Cat. No.98CH36286)*, IEEE, 1998, pp. 723-727.
- [86] D.N. Davis and C.J. Taylor, "A blackboard architecture for automating cephalometric analysis," *Informatics for Health and Social Care*, vol. 16, 1991, pp. 137-149.
- [87] W. Tong, S. Nugent, P. Gregson, G. Jesen, and D. Fay, "Landmarking of cephalograms using a microcomputer system," *Computers and biomedical research, an international journal; Comput Biomed Res*, vol. 23, 1990, pp. 358-397.
- [88] B. Romaniuk, M. Desvignes, M. Revenu, and M.-J. Deshayes, "Contour tracking by minimal cost path approach: application to cephalometry," *Image Processing, 2004. ICIP'04. 2004 International Conference on*, IEEE, 2005, p. 937-940.
- [89] A. Innes, V. Ciesielski, J. Mamutil, and S. John, "Landmark Detection for Cephalometric Radiology Images using Pulse Coupled Neural Networks," *Int. Conf. in computing in communication*, 2002, pp. 391-396.
- [90] R. Kafieh, A. Mehri, and S. Sadri, "Automatic landmark detection in cephalometry using a modified Active Shape Model with sub image matching," *Machine Vision, 2007. ICMV 2007. International Conference on*, IEEE, 2008, p. 73-78.
- [91] J. Cardillo and M.A. Sid-ahmed, "An image processing system for the automatic extraction of craniofacial landmarks," *Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference*, IEEE, 1991, pp. 2124-2128.
- [92] V. Grau, M.C. Juan, C. Monserrat, and C. Knoll, "Automatic localization of cephalometric landmarks," *Journal of Biomedical Informatics*, vol. 34, 2001, pp. 146-156.
- [93] T.J. Hutton, S. Cunningham, and P. Hammond, "An evaluation of active shape models for the automatic identification of cephalometric landmarks," *European journal of orthodontics*, vol. 22, Oct. 2000, pp. 499-508.

- [94] D. Rudolph, P. Sinclair, and J. Coggins, “Automatic computerized radiographic identification of cephalometric landmarks,” *American Journal of Orthodontics and Dentofacial Orthopedics*, vol. 113, 1998, p. 173–179.
- [95] Y.-ting Chen, K.-sheng Cheng, and J. Liu, “Feature subimage extraction for cephalogram landmarking,” *Engineering in Medicine and Biology Society*, IEEE, 1998, p. 1414–1417.
- [96] Y.T. Chen, K.S. Cheng, and J.K. Liu, “Improving cephalogram analysis through feature subimage extraction,” *IEEE engineering in medicine and biology magazine*, vol. 18, 1999, pp. 25-31.
- [97] I. ElFeghi, “Automatic localization of craniofacial landmarks for assisted cephalometry,” *Pattern Recognition*, vol. 37, Mar. 2004, pp. 609-621.
- [98] S. Chakrabartty, M. Yagi, T. Shibata, and G. Cauwenberghs, “Robust cephalometric landmark identification using support vector machines,” *icme*, IEEE, 2003, p. 429–432.
- [99] S. Sanei, P. Sanaei, and M. Zahabsaniei, “Fuzzy detection of craniofacial landmarks,” *Image Processing and Its Applications, 1997., Sixth International Conference on, IET, 1997*, p. 376–379.
- [100] W. Yue, D. Yin, C. Li, G. Wang, and T. Xu, “Locating large-scale craniofacial feature points on X-ray images for automated cephalometric analysis,” *IEEE International Conference on Image Processing 2005*, IEEE, 2005, pp. II-1246-9.
- [101] W. Yue, D. Yin, C. Li, G. Wang, and T. Xu, “Automated 2-D cephalometric analysis on X-ray images by a model-based approach,” *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 53, 2006, p. 1615–1623.
- [102] I. El-Feghi, Y. Alginahi, M. Sid-Ahmed, and M. Ahmadi, “Craniofacial landmarks extraction by partial least squares regression,” *Circuits and Systems, 2004. ISCAS'04. Proceedings of the 2004 International Symposium on*, IEEE, 2004.
- [103] D. Giordano, R. Leonardi, F. Maiorana, G. Cristaldi, M.L. Distefano, I. Informatica, U. Catania, and V.A. Doria, “Automatic Landmarking of Cephalograms by Cellular Neural Networks,” *Artificial Intelligence in Medicine*, 2005, pp. 333 - 342.
- [104] L. Rosalia, G. Daniela, and M. Francesco, “An Evaluation of Cellular Neural Networks for the Automatic Identification of Cephalometric Landmarks on Digital Images,” *Journal of Biomedicine and Biotechnology*, vol. 2009, Jan. 2009.

- [105] R. Kafieh, S. Sadri, and H. Raji, “ Using a Combination of Model Based and Intelligent methods in Automatic Landmark Detection in Cephalometry,” *Innovations in Information Technology, 2007. IIT’07. 4th International Conference on*, IEEE, 2008, p. 173–177.
- [106] I. El-Fegh, M. Galhood, M. Sid-Ahmed, and M. Ahmadi, “ Automated 2-D cephalometric analysis of X-ray by image registration approach based on least square approximator,” *Engineering in Medicine and Biology Society, 2008. EMBS 2008. 30th Annual International Conference of the IEEE*, IEEE, , p. 3949–3952.
- [107] R. Kafieh, S. Sadri, A. Mehri, and H. Raji, “ Discrimination of Bony Structures in Cephalograms for Automatic Landmark Detection,” *Advances in Computer Science and Engineering*, 2009, p. 609–620.
- [108] A. Jain, T. Mondal, and H.K. Sardana, “A novel strategy for automatic localization of cephalometric landmarks,” *2010 2nd International Conference on Computer Engineering and Technology*, IEEE, 2010, pp. V3-284-V3-288.
- [109] A. Cohen, H. Ip, and A. Linney, “ A preliminary study of computer recognition and identification of skeletal landmarks as a new method of cephalometric analysis,” *Journal of orthodontics*, vol. 11, 1984, pp. 143-154.
- [110] T. Fountain, “ CLIP4: a progress report,” *Languages and Architectures for Image Processing*, 1981, p. 283–291.
- [111] Z. Hussain and H. Ip, “ Automatic identification of cephalometric features on skull radiographs,” *ACTA polytechnica Scandinavica-Applied physics series*, vol. 150, 1985, p. 194–197.
- [112] C. Yan, A. Venetsanopoulos, and E. Fillery, “ An expert system for landmarking cephalograms,” *6th Internation Workshop Vol. 1 on Expert Systems & Their Applications*, Agence de l’Informatique, 1987, p. 337–356.
- [113] S. Parthasaraty, S. Nugent, P.G. Gregson, and D.F. Fay, “ Automatic landmarking of cephalograms,” *Computers and Biomedical research*, vol. 22, 1989, pp. 248-269.
- [114] D. Davis and C.J. Taylor, “An intelligent segmentation system for lateral skull x-ray images,” *Proceedings of the Fifth Alvey Vision Conference*, , 1989, p. 25--28.

- [115] W. Tong, S.T. Nugent, G.M. Jensen, and D.F. Fay, “ An algorithm for locating landmarks on dental X-rays,” *Engineering in Medicine and Biology Society*, IEEE, 1989, p. 552–554.
- [116] E. Uchino and T. Yamakawa, “High speed fuzzy learning machine with guarantee of global minimum and its applications to chaotic system identification and medical image processing,” *Proceedings of 7th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence*, IEEE Comput. Soc. Press, 1995, pp. 242-249.
- [117] D.B. Forsyth and D.N. Davis, “ Assessment of an automated cephalometric analysis system,” *European Journal Of Orthodontics*, vol. 18, 1996, pp. 471-478.
- [118] W. Ming-gui, Z. Zhen-yan, and D. Guo-wei, others, “ Preliminary study of computerized automatic identification of landmarks in X-ray cephalometry,” *Chinese Journal of Oral & Maxillofacial Surgery*, 2000.
- [119] M. Desvignes, B. Romaniuk, R. Demoment, M. Revenu, and M. Deshayes, “Computer assisted landmarking of cephalometric radiographs,” *4th IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation*, IEEE Comput. Soc, 2000, pp. 296-300.
- [120] B. Romaniuk, M. Desvignes, M. Revenu, and M. Deshayes, “Linear and non-linear model for statistical localization of landmarks,” *Pattern Recognition*, vol. 4, 2002, p. 40393.
- [121] I. El-Feghi, M. Sid-Ahmed, and M. Ahmadi, “ Location of craniofacial landmarks on X-ray images by employing fuzzy neural network,” *Circuits and Systems, 2002. MWSCAS-2002. The 2002 45th Midwest Symposium on*, IEEE, 2003.
- [122] V. Ciesielski, A. Innes, S. John, and J. Mamutil, “ Genetic programming for landmark detection in cephalometric radiology images,” *INTERNATIONAL JOURNAL OF KNOWLEDGE BASED INTELLIGENT ENGINEERING SYSTEMS*, vol. 7, 2003, p. 164–171.
- [123] I. El-Feghi, M. Sid-Ahmed, and M. Ahmadi, “Automatic Identification and Localization of Craniofacial Landmarks Using Multi Layer Neural Network,” *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2003*, 2003, p. 643–654.
- [124] S. Rueda and M. Alcaniz, “An approach for the automatic cephalometric landmark detection using mathematical morphology and active appearance models,”

Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention–MICCAI 2006, 2006, p. 159–166.

[125] I. El-Feghi, M. Sid-Ahmed, and M. Ahmadi, “ Automatic localization of craniofacial landmarks using multi-layer perceptron as a function approximator,” *Pattern Recognition Letters*, vol. 27, Apr. 2006, p. 544–550.

[126] D. Giordano, R. Leonardi, F. Maiorana, and C. Spampinato, “ Cellular neural networks and dynamic enhancement for cephalometric landmarks detection,” *Artificial Intelligence and Soft Computing–ICAISC 2006*, 2006, p. 768–777.

[127] J.K. Liu, 劉佳觀 and Y.T. Chen陳彥廷, K.S. Cheng, 鄭國順, “Accuracy of computerized automatic identification of cephalometric landmarks,” *AMERICAN JOURNAL OF ORTHODONTICS AND DENTOFACIAL ORTHOPEDICS*, vol. 118, 2000, pp. 535-540.

[128] S. John, V. Ciesielski, A. Innes, and J. Mamutil, “Landmark Detection using a Domain Independent Technique in Cephalograms,” *IPCV 2006*, 2006, pp. 540-546.

[129] A. Saad, A. El-Bialy, A. Kandil, and A.S. Ahmed, “Automatic cephalometric analysis using active appearance model and simulated annealing,” *The International Congress for global Science and Technology*, 2006, pp. 51-67.

[130] L. Ma, S. Jiang, Y. Zhang, C. Lin, and H. Lu, “Craniofacial Landmark Detection by Layered Diffusion and Dilated Skeleton Maps,” *Control, Automation, Robotics and Vision, 2006. ICARCV’06. 9th International Conference on*, IEEE, 2007, p. 1–5.

[131] W.B. Downs, “Variations in facial relationships: their significance in treatment and prognosis,” *Am J Orthod*, vol. 34, 1948, p. 812–40.

[132] A. Shashua, Y. Gdalyahu, and G. Hayon, “Pedestrian detection for driving assistance systems: Single-frame classification and system level performance,” *In Proceedings of IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2004, pp. 1 - 6.

[133] S. John, V. Ciesielski, A. Innes, and J. Mamutil, “ Landmark Detection using a Domain Independent Technique in Cephalograms,” *amd64gcc.dyndns.org*.

[134] T.J. Hutton, S. Cunningham, and P. Hammond, “ An evaluation of active shape models for the automatic identification of cephalometric landmarks.,” *European Journal Of Orthodontics*, vol. 22, 2000, pp. 499-508.

[135] T. Joachims, "Training Linear SVMs in Linear Time," *Proceedings of the 12th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining;KDD*, 2006, pp. 217-226.

[136] T. Joachims, "A Support Vector Method for Multivariate Performance Measures," *Proceedings of the 22nd international conference on Machine learning;Proc Int Conf Mach Learn*, 2005, pp. 377-384.

Abstract

The domain of medical analysis has improved rapidly in recent years due to the availability and affordability of digital radiography imaging equipment and associated algorithms. Furthermore, there has been significant activity in the automation of the medical diagnostic process.

One of such processes is cephalometric analysis that includes cephalometric landmark detection and analysis of linear and angular relations between these landmarks. This process is manually intensive. Although, there are some computer software programs that can perform various analysis after determining landmark positions on the input image, these programs could not locate landmarks on the input image automatically and leave landmark detection step to users to do it manually by some tools these programs provide for them.

This thesis describes an approach, based on image processing techniques and machine learning, to automate the landmark detection process. A cephalometric analysis involves locating a number of points in an X-ray image and determining the linear and angular relationships between them. If the points can be located accurately enough, the rest of the analysis is straightforward.

The investigated steps were as follows: Firstly, an object detection algorithm was employed as a domain independent approach to find a first estimation of the landmark's position. The approach was tested on a selection of landmarks, ranging from easy to very difficult. This method used histograms of oriented gradient besides support vector machines. Although, we were able to estimate the location of whole 16 landmarks in more than 84 percent of cases, there was still room for improvement. Next, in the second part, some improvements over parameters of selected features and classifier were done. Also, some methods for choosing the best position for the first estimation of the landmark has been investigated and a new feature introduced to improve this estimation results. The results were acceptable for first estimation of landmark's position. In the third part, some attempts have been done to pinpoint the exact location of landmarks around the region estimated in the previous attempts. The accuracy of landmark detection was promising for some landmarks but for others in cluttered background seemed to need some improvements. Therefore, we tried to improve our results in the next part. In this part, the overall process has been reviewed and changes

made to improve the overall performance of the system. These improvements include changing SVM kernel type and applying image enhancement algorithms before computing feature vectors from the input image.

It can be concluded from the results that the proposed system could find location of landmarks such as Gnathion ,Menton ,Sella ,Porion ,Pogonion and Upper Incisor Tip in a distance of 2mm from their real location with a precision more than 65 percent. It should be noticed that the accuracy of the system for locating the other landmarks is comparable with other works in this filed but it should be improved for clinical use in cephalometry.

The major outcome of this work is that the method described in this thesis could be used as the basis of an automated system. The orthodontists would be required to manually correct a few errors before completing the analysis.

Keywords: Image Processing, Cephalometry, Histograms of Oriented Gradients, Support Vector Machines



SHAHROOD UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

Faculty of Computer Engineering and Information Technology

Cephalometric Landmark Detection Based on Image Processing Techniques

Mahmoud FarshbafDoustar

Supervisor:

Dr. Ali A. Pouyan

Date: 2011 Feb