

دانشگاه پشاور

دانشکده برق و رباتیک

پایان نامه دوره کارشناسی ارشد مهندسی برق-الکترونیک

## تشخیص محل پلاک خودرو از روی اطلاعات لبه و رنگ

وحید ابوالقاسمی

استاد راهنما:

دکتر علیرضا احمدی فرد

استاد مشاور

دکتر حسین مروی

تابستان ۱۳۸۶

## تأییدیه هیات داوران

اعضای هیئت داوران، نسخه نهائی پایان نامه آقای: وحید ابوالقاسمی

را با عنوان: تشخیص محل پلاک خودرو از روی اطلاعات لبه و رنگ

از نظر فرم و محتوی بررسی نموده و پذیرش آن را برای تکمیل درجه کارشناسی تأیید می کند.

امضاء	رتبه علمی	نام و نام خانوادگی	اعضای هیئت داوران
		دکتر علیرضا احمدی فرد	۱- استاد راهنما
		دکتر حسین مروی	۲- استاد مشاور
			۳- استاد مشاور
		دکتر علی سلیمانی	۴- استاد ممتحن
		دکتر علی اکبر پویان	۵- استاد ممتحن
			۶- نماینده گروه

## تشکر و قدردانی

اینجانب از جناب آقای دکتر احمدی فرد استاد راهنمای محترم، به خاطر زحمات و راهنمایی های بی دریغشان نهایت سپاسگزاری را دارم. بی شک نظرات و کمکهای ایشان تاثیر بسزایی در پیشبرد هر چه بهتر و سریعتر روند این پایان نامه داشته است.

## چکیده

در این پایان نامه هدف ما تشخیص محل پلاک خودرو در تصاویر دو بعدی می باشد. یکی از مراحل تعیین کننده در خواندن شماره پلاک، تشخیص محل آن می باشد. خواندن پلاک خودرو کاربردهای فراوانی در زمینه های امنیتی، کنترل ترافیک، شناسایی خودروهای مسروقه، اعمال قوانین راهنمایی و رانندگی و مکانیزه کردن عبور و مرور خودروها در پارکینگها و غیره می باشد. یکی از معضلات سیستم پردازشگر پایین بودن کیفیت تصویر ناشی از شرایط نامناسب روشنایی، حرکت سریع خودروها در صحنه، ثابت نبودن زاویه و فاصله دوربین نسبت به پلاک خودرو و همچنین غیر قابل پیش بینی و عموماً پیچیده بودن پس زمینه می باشد.

در بخشی از این پایان نامه الگوریتمی جهت بهبود کیفیت تصویر در محل (های) احتمالی پلاک پیشنهاد می گردد. در این روش از خواص آماری لبه های تصویر استفاده می شود.

در بخشی دیگر، فیلتری جدید و قدرتمند برای حذف نواحی غیر کاندیدا برای پلاک ارائه می گردد. این فیلتر ناحیه محل پلاک را با در نظر گرفتن همسایگی آن مدل می کند. مهمترین مزیت این فیلتر سرعت و در عین حال دقت قابل قبول آن در تشخیص کاندیداهای پلاک است. این فیلتر به دلیل سادگی قابل استفاده در سیستمهای بلادرنگ می باشد.

در این طرح ما از اطلاعات رنگ در پلاک نیز استفاده می نماییم. در این خصوص روش پیشنهادی بر روی پلاکهای ایرانی جهت تشخیص ناحیه آبی سمت چپ و همینطور علامت پرچم اعمال می شود. این ویژگی نسبت به تغییرات زاویه بین دوربین و پلاک بسیار پایدار است. استفاده از این ویژگی دقت در تشخیص محل پلاک را تا حد زیادی بالا برده ولی به دلیل پیچیدگی محاسباتی زیاد آن، مناسب برای کاربردهای بلادرنگ نیست.

از دیگر اقدامات صورت گرفته در این طرح جمع آوری پایگاه داده از تصاویر خودروها با فواصل و زوایای کاملاً مشخص و تفکیک شده است که در ارزیابی نتایج بسیار مفید خواهد بود و می تواند مورد استفاده سایر محققین نیز قرار گیرد.

لازم به ذکر است که نتایج تجربی ما بر روی تصاویر متعدد، تایید می کند که الگوریتمهای پیشنهادی بهبود کیفیت تصویر، ارائه فیلتر نوین و استفاده از ترکیب رنگ در محل پلاک، افزایش نرخ تشخیص و بهبود عملکرد یک سیستم شناسایی پلاک را در پی داشته است.

**کلید واژه:** سیستم شناسایی پلاک خودرو، آنالیز لبه، پردازش مورفولوژی، فیلتر گوسی و الگوریتم

IFT، الگوریتم MNS

## فهرست مطالب

صفحه	عنوان
ج	فهرست جدول‌ها
د	فهرست شکل‌ها
۸	<b>فصل ۱- مقدمه</b>
۸	۱-۱- پیشگفتار
۸	۲-۱- سازماندهی پایان نامه
۹	۳-۱- سیستم‌های کنترل تردد هوشمند خودرو
۱۲	۴-۱- مونیتورینگ ترافیک خودروها و بینایی کامپیوتر
۱۴	۵-۱- معرفی سیستم شناسایی پلاک خودرو
۱۷	<b>فصل ۲- مروری بر فعالیت‌های انجام شده</b>
۱۷	۱-۲- الگوریتم‌های تشخیص محل پلاک
۱۷	۱-۱-۲- شبکه‌های عصبی
۲۰	۲-۱-۲- روش فضای ویژه
۲۶	۳-۱-۲- تشخیص لبه و روش تبدیل هاف
۳۲	۴-۱-۲- روش‌های آنالیز طیف فرکانسی
۴۰	۵-۱-۲- تحلیل با استفاده از فیلترهای گابور
۴۱	۶-۱-۲- الگوریتم ژنتیک
۴۱	۷-۱-۲- آنالیز موجک
۴۲	۸-۱-۲- Adaboost
۴۴	<b>فصل ۳- الگوریتم‌های پیشنهادی برای تشخیص محل پلاک خودرو</b>
۴۵	۱-۳- الگوریتم‌های پیش پردازشی
۴۶	۱-۱-۳- استفاده از معیار واریانس برای بهبود روش Zheng
۴۹	۲-۱-۳- استفاده از معیار چگالی لبه‌ها برای بهبود روش قبل
۴۹	۱-۲-۱-۳- تخمین چگالی لبه‌های عمودی
۵۰	۲-۲-۱-۳- افزایش کنتراست
۵۲	۲-۳- تشخیص محل پلاک خودرو
۵۳	۱-۲-۳- الگوریتم مبتنی بر تخمین چگالی لبه
۵۳	۱-۱-۲-۳- استخراج لبه‌های عمودی
۵۳	۲-۱-۲-۳- حذف لبه‌های خارج ناحیه پلاک
۵۵	۳-۱-۲-۳- استفاده از عملگرهای مورفولوژیکی برای استخراج ناحیه پلاک
۵۶	۴-۱-۲-۳- فیلتر کردن نواحی غیر از پلاک
۵۷	۲-۲-۳- الگوریتم مبتنی بر فیلتر منطبق

۵۸	تخمین چگالی لبه ها.....	۱-۲-۲-۳
۵۸	طراحی فیلتر تطبیق برای مدل پلاک.....	۲-۲-۲-۳
۶۰	گسترش ناحیه ی کاندیدا و استخراج پلاک.....	۳-۲-۲-۳
۶۱	الگوریتم پیشنهادی برای تشخیص دقیق مرزهای پلاک و جداسازی آن.....	۳-۳
۶۱	الگوریتم Image Foresting Transform (IFT).....	۱-۳-۳
۶۶	<b>فصل ۴ - آنالیز رنگ</b>	
۶۶	الگوریتم Multimodal Neighborhood Signature.....	۱-۴
۶۸	محاسبه MNS Signature.....	۲-۴
۷۱	محاسبه مودها با استفاده از الگوریتم Mean Shift.....	۳-۴
۷۵	تطبیق MNS Signature.....	۴-۴
۷۹	<b>فصل ۵ - نتایج تجربی</b>	
۷۹	پایگاه داده	۱-۵
۸۰	نتایج	۲-۵
۸۸	نتیجه گیری و پیشنهادات.....	
۹۳	واژه نامه انگلیسی به فارسی.....	
۹۶	واژه نامه فارسی به انگلیسی.....	

## فهرست جدول‌ها

صفحه	عنوان
۸۱	جدول ۱-۵: مقایسه بین دو روش.....
۸۳	جدول ۲-۵: مقایسه زمان اجرای الگوریتم‌های ارتقاء کیفیت.....
۸۴	جدول ۳-۵: میزان عملکرد الگوریتم مبتنی بر فیلتر منطبق برای دو مجموعه SET I,II.....
۸۷	جدول ۴-۵: نتایج بهبود یافته، پس از اعمال الگوریتم MNS.....

## فهرست شکل‌ها

صفحه	عنوان
۱۱	شکل ۱-۱: انواع سنسورهای موجود به کار گرفته شده در کنترل ترافیک جاده‌ها.
۱۳	شکل ۱-۲: شمای کلی سیستم مانیتورینگ ترافیکی.
۱۵	شکل ۱-۳: چند نمونه متفاوت از پلاکهای مختلف.
۱۸	شکل ۲-۱: یک شبکه عصبی اتصال کامل $n-h-m$ سه لایه.
۲۲	شکل ۲-۲: نمونه تصویر میانگین برای دو نوع پلاک مختلف.
۲۳	شکل ۲-۳: الف و ج) تصویر ورودی و ب و د) نگاهت مربوط به پلاک خودرو. فلش‌ها نشان دهنده حداقل فاصله است که با دایره (نوک فلش) نشان داده می‌شود.
۲۴	شکل ۲-۴: نمونه تصویر ورودی که به تعدادی بلوک تقسیم شده است.
۲۴	شکل ۲-۵: تصویر نمونه میانگین.
۲۴	شکل ۲-۶: الف) تصاویر مربع شکل که به صورت تصادفی از پلاکها انتخاب شده‌اند. ب) میانگین آنها.
۲۵	شکل ۲-۷: مقادیر می‌نیم فاصله محلی که با دوایر سیاه مشخص شده‌اند.
۲۵	شکل ۲-۸: الف) بلوکهای انتخاب شده به صورت تصادفی ب) تصویر میانگین مربوطه.
۲۶	شکل ۲-۹: اولین و دومین مینیمم فاصله که با حلقه‌های مشکی مشخص شده‌اند.
۲۷	شکل ۲-۱۰: الف) تصویر سطح خاکستری ب) عملگر عمودی Sobel ج) عملگر افقی Sobel د) تصویر باینری لبه.
۲۸	شکل ۲-۱۱: نمایش یک خط راست در مختصات $x-y$ ب) آزایی انباشتگر در فضای $\theta$ و $\rho$ .
۲۹	شکل ۲-۱۲: الف) آزایی تبدیل هاف ب) تصویر لبه و به همراه نتیجه حاصل از تبدیل.
۳۰	شکل ۲-۱۳: نتیجه حذف خطوط اضافی.
۳۱	شکل ۲-۱۴: الف) تشخیص محل‌های تلاقی ب) نواحی کاندیدا برای پلاک با نسبت ۲:۱ ج) پلاک استخراج شده.
۳۴	شکل ۲-۱۵: تبدیل فوریه برای انواع متفاوتی از تصویرها: الف) متن با فاصله یکسان. ب) متن چاپی ج) نمودار شبکه‌های عصبی با تعدادی خطوط راست د) تصویر معمولی بدون متن. لگاریتم اندازه تبدیل فوریه در سمت راست به نمایش در آمده است.
۳۷	شکل ۲-۱۶: سه نمونه از سطرها در تصویر سطح خاکستری در تصویر (سبز-آبی و قرمز) ب) نمودار تناوب مربوطه.
۳۷	شکل ۲-۱۷: نمودار تناوب برای چند بازه فرکانسی مختلف: الف) همه فرکانسها $[1, N/2]$ ب) فرکانسهای نیمه بالای $[N/4, N/6]$ ج) فرکانسهای مرکزی $[N/8, 3N/8]$ و د) پاسخ مربوط به $[N/12, N/6]$ ، فرکانسهایی که کاراکترهای غیر پلاک وجود دارد.
۳۹	شکل ۲-۱۸: الف) پروفایل تناوب برای شکل ۲-۱۷ ب و د. ب) نتیجه حذف مقدار متوسط. مقدار آستانه با خط راست مشخص شده است.



- شکل ۲- ۱۹: الف) پروفایل نمودار تناوب در ارستای عمودی ب) پروفایل منهای میانگین مربع و آستانه (۱۵ درصد مقدار ماکزیمم)..... ۳۹
- شکل ۲- ۲۰: تعدادی از نتایج تشخیص و استخراج پلاک..... ۴۰
- شکل ۳- ۱: بلوک دیاگرام مراحل یک سیستم پیشنهادی..... ۴۴
- شکل ۳- ۲: منحنی تابع بهبود کنتراست..... ۴۷
- شکل ۳- ۳: تقسیم بندی تصویر اصلی به زیر تصویرهایی با مرکزیت (A,B,C,D)، در مجاورت نقطه مورد نظر  $p_{i,j}$ ..... ۴۸
- شکل ۳- ۴: الف) تصویر ورودی، ب) نتیجه روش Zheng [۴] و ج) نتیجه روش پیشنهادی..... ۴۸
- شکل ۳- ۵: الف) تصویر ورودی ب) تصویر لبه با اعمال آستانه پایین..... ۵۰
- شکل ۳- ۶: الف) فیلتر دو بعدی برای تخمین چگالی لبه ها ب) تصویر حاصل از اعمال فیلتر گوسی..... ۵۰
- شکل ۳- ۷: منحنی تابع وزن دهنده  $f(\rho_{W_{g_{ij}}})$ ..... ۵۱
- شکل ۳- ۸: الف) تصویر ورودی ب) محل پلاک در نمایی بزرگتر قبل از اعمال تابع ج) نتیجه حاصل از پیاده سازی الگوریتم..... ۵۲
- شکل ۳- ۹: مراحل استخراج لبه های عمودی از تصویر پلاک. تصویر (۱): اولیه - (۲): بهبود یافته (۳): گرادیان (۴): لبه های عمودی..... ۵۳
- شکل ۳- ۱۰: همسایه های الف) بالا- چپ و ب) پایین - راست برای نقطه  $P_{ij}$  در الگوریتم محاسبه طول زنجیره ها..... ۵۴
- شکل ۳- ۱۱: تصویر الف) قبل و ب) بعد از حذف زنجیره های اضافی..... ۵۴
- شکل ۳- ۱۲: الف) تصویر باینری ورودی - نتیجه حاصل از اعمال ب) Closing (ج) Erosion..... ۵۵
- شکل ۳- ۱۳: الف) نواحی ایجاد شده پس از اعمال Closing ب) نتیجه حاصل از حذف نواحی اضافی..... ۵۶
- شکل ۳- ۱۴: الف) تصویر لبه متناظر با نواحی کاندیدا برای پلاک. تشخیص نهایی محل پلاک ب) با ابعاد اصلی ج) در ابعاد کوچکتر..... ۵۷
- شکل ۳- ۱۵: الف) تصویر سطح خاکستری ورودی ب) لبه های عمودی استخراج شده با آستانه بالا ج) تخمین چگالی لبه ها..... ۵۸
- شکل ۳- ۱۶: الف) فیلتر مدل پلاک ب) نتیجه حاصل از اعمال فیلتر روی تصویر چگالی لبه..... ۵۹
- شکل ۳- ۱۷: الف) لبه های متناظر با ناحیه کاندیدا ب) نتیجه حاصل از گسترش ناحیه ی کاندیدا در تصویر سطح خاکستری ج) محل تشخیص داده شده به عنوان پلاک..... ۶۰
- شکل ۳- ۱۸: الف) ناحیه نهایی استخراج شده ب) ناحیه متناظر با قسمت الف در تصویر سطح خاکستری..... ۶۱
- شکل ۳- ۱۹: الف) گراف تصویری با معیار همسایگی ۸ تایی اعداد بیانگر ارزش پیکسلها و ناحیه خاکستری رنگ بیان کننده شیء است. ب) نتیجه حاصل از اعمال IFT..... ۶۳
- شکل ۳- ۲۰: الف) نتیجه حاصل از شمارش تعداد شاخه های متصل به هر گره ب) درخت با قیمانده پس از حذف شاخه های اضافی..... ۶۴
- شکل ۳- ۲۱: تصویر پلاک پس از پیاده سازی الگوریتم IFT..... ۶۴

- شکل ۴-۱: دیاگرام محاسبه MNS ..... ۶۷
- شکل ۴-۲: الف) شبکه ای از مربعهای انتخابی ب) همسایگی chessboard با مرکزیت پیکسلها به قرار شکل قسمت الف ..... ۶۸
- شکل ۴-۳: الف) تصویر ورودی توپ ب) تاثیر حاصل از فیلترینگ مود غالب. ج) تصویر ودوری پرچم حک شده روی پلاک د) نتیجه فیلترینگ مود غالب ..... ۶۹
- شکل ۴-۴: الف) مودهای تشخیص داده شده- رنگها بیانگر نوع مود هستند ب) همسایگی هایی که در MNS signature ذخیره شدند ..... ۷۰
- شکل ۴-۵: الف) تصویر مربوط به بخشی از پلاک خودرو ب) تعیین مودها در فضای RGB ب) تصویری از یک توپ ج) مودهای مربوطه به تصویر توپ در فضای RGB ..... ۷۳
- شکل ۴-۶: پیاده سازی الگوریتم Mean shift روی چند ناحیه دیگر از تصویر پلاک. الف و ج تصاویر مربوط به قسمتی از پلاک. ب و د) نتایج حاصل از تشخیص مود برای آنها ..... ۷۴
- شکل ۴-۷: دیاگرام تطبیق MNS ..... ۷۵
- شکل ۵-۱: تعدادی از تصاویر نمونه گرفته شده از مجموعه پایگاه داده SET I ..... ۸۰
- شکل ۵-۲: نمونه هایی از تصاویر متعلق به مجموعه SET II فاصله دوربین و پلاک برای تصاویر سطر اول ۱، سطر دوم ۲ و سطر سوم ۳ متر است. فاصله دوربین و پلاک برای تصاویر ستون اول تا پنجم از چپ به راست به ترتیب صفر، ۱۰، ۲۰، ۳۰ و ۴۰ درجه است ..... ۸۰
- شکل ۵-۳: تعدادی تصویر با شرایط مختلف عکسبرداری به همراه نتایج در پایین هر تصویر ..... ۸۲
- شکل ۵-۴: نمونه تصویرهایی که الگوریتم Zheng در تشخیص محل پلاک ناموفق است ..... ۸۲
- شکل ۵-۵: نتایج حاصل از الگوریتم مبتنی بر فیلتر منطبق برای تصاویر نمونه از SET I ..... ۸۵
- شکل ۵-۶: الف) نمودار نرخ تشخیص به ازای مقادیر مختلف آستانه ب) نمودار زمان اجرای الگوریتم به ازای مقادیر مختلف آستانه ..... ۸۶

## فصل اول

### مقدمه

## فصل ۱ - مقدمه

### ۱-۱ - پیشگفتار

در این تحقیق مشکل تشخیص پلاک خودروها در تصاویر مورد بررسی قرار می‌گیرد. با افزایش روزافزون خودروها و نیاز به هوشمند کردن سیستمهای کنترل ترافیکی خواندن شماره پلاک خودروها از اهمیت خاصی برخوردار شده است. به دلیل اینکه تشخیص محل پلاک خودرو اولین و مشکلترین قدم در رسیدن به این هدف می‌باشد تلاش شده با ارائه الگوریتمهای نوین و کارآمد گامی در جهت افزایش عملکرد اینگونه سیستمها برداشته شود.

### ۱-۲ - سازماندهی پایان نامه

در ادامه مروری بر سیستمهای کنترل تردد هوشمند و معرفی یک سیستم تشخیص پلاک خودرو خواهد شد. سپس کاربردها و مشکلات یک چنین سیستمی عنوان می‌شود.

در فصل دوم مروری بر فعالیت های انجام شده تاکنون صورت می‌گیرد. نقاط قوت و ضعف روشها و چگونگی عملکرد آنها مورد بررسی قرار می‌گیرد. هدف از ارائه این مطالب در فصل دوم آشنایی خواننده با روشهای موجود و همچنین آنالیز این روشها می‌باشد. نهایتاً یک و یا ترکیبی از این روشها انتخاب و با روشهای پیشنهادی تلفیق شده تا عملکرد کلی سیستم افزایش یابد.

در فصل سوم روشهای پیشنهادی برای تشخیص محل پلاک ارائه خواهند شد. در طراحی این روشها سعی شده مشکلات موجود در این زمینه تا حد امکان مرتفع گردد. همچنین اعمال محدودیت ها روی شرایط تصویر برداری از خودروها نیز کمتر شود. در این فصل ابتدا روش ارائه شده توسط Zheng [۱] به منظور افزایش کنتراست، بررسی و بهبود می‌یابد. سپس دو الگوریتم متفاوت برای تشخیص محل پلاک ارائه می‌گردد. در نهایت به جداسازی کامل ناحیه پلاک از تصویر اصلی پرداخته می‌شود.

در فصل چهارم روش MNS (Multilodal Neighborhood Signature) که از روشهای آنالیز رنگ می‌باشد شرح داده میشود. سپس با بهره گیری از این روش وجود یا عدم وجود ناحیه آبی رنگ و

علامت پرچم ایران در گوشه سمت چپ هر ناحیه بررسی می گردد. نواحی فاقد این ویژگی از تصویر خروجی حذف می گردند. این ویژگی به دلیل پایدار بودن نسبت به زاویه و منحصر به فرد بودن در این پایان نامه پیشنهاد شده است.

نهایتاً در فصل پنجم، نتایج حاصل از اعمال الگوریتمهای پیشنهادی بر روی تصاویر مختلف ارائه و در مورد آنها بحث و بررسی خواهد شد. در پایان به جمع بندی و نتیجه گیری خواهیم پرداخت.

### ۱-۳- سیستمهای کنترل تردد هوشمند خودرو

کنترل تردد خودروها نیازمند جمع آوری اطلاعات منحصر به فردی است که بیانگر ویژگیهای وسایل نقلیه و چگونگی حرکت آنها در شبکه حمل و نقل جاده ای و مسیرهای داخلی شهرهاست. تعداد خودروها، سرعت، مسیر حرکت، نرخ حرکت<sup>۱</sup>، چگالی، طول، وزن، کلاس (سواری، نیمه سنگین و سنگین) و مهمتر از همه هویت خودرو که از طریق شماره پلاک قابل تشخیص است، از جمله مثالهای این اطلاعات مورد نیاز می باشد. این اطلاعات برای حصول اهداف ذیل مطلوب خواهند بود [۲]:

- **اعمال قوانین راهنمایی و رانندگی:** تخلف از سرعت مجاز، رانندگی پرخطر، ورود به مناطق ممنوعه و ردیابی و کشف خودروهای مسروقه.
- **دریافت عوارض ورودی ها به صورت هوشمند:** دریافت عوارض به صورت دستی (مثلاً ورودی بزرگراهها) نیازمند توقف خودرو و پرداخت تعرفه توسط راننده به مسئول مربوطه است. در سیستم هوشمند دریافت، نیازی به توقف خودرو نیست. به محض عبور خودرو از ورودی بزرگراه، خودرو به صورت خودکار شناسایی و سپس تعرفه محاسبه می شود. این کار با تشخیص شماره پلاک انجام و هزینه مربوطه به صورت قبض در زمان مقتضی برای مالک ارسال شده و یا از حساب صاحب خودرو کم می شود.
- **تشخیص تصادفات و گره های ترافیکی:** ایجاد گره های ترافیکی، تصادفات و خودروهای کندرو از جمله خطرات برای سایر خودروهایی در حال حرکت می باشد. در

<sup>۱</sup> Flow Rate

صورت تشخیص این گونه موقعیتهای ترافیکی، می توان با ارسال پیامهای هشدار، سایر خودروها را از وجود این خطرات آگاه کرد. شناسایی اینگونه موقعیتهای از طریق مشاهده از طریق سیستمهای ماهواره ای و یا تصویربرداری و غیره امکان پذیر است. شیوه دیگر، طراحی سیستمهای هوشمند مبتنی بر پردازش تصاویر و یا آنالیز سیگنالهای دریافتی از محل وقوع مشکل می باشد.

- **افزایش ظرفیت جاده:** با دریافت دانش و اطلاعات کافی در مورد وضعیت حرکت خودروها در یک شبکه حمل و نقل جاده ای، می توان به صورت خودکار مسیرهای بهینه را تشخیص و با اعمال محدودیت، مسیر بهینه را به رانندگان وسایل نقلیه نشان داد.

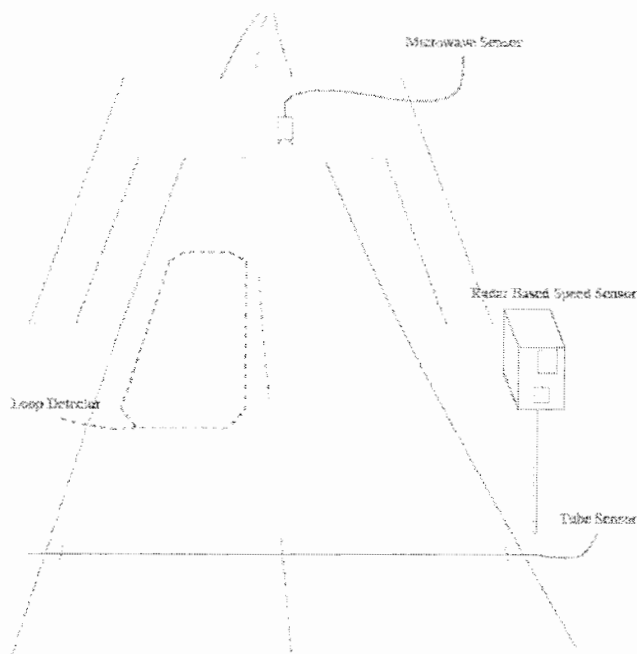
در حال حاضر مونیتورینگ ترافیک جاده ها از تکنولوژیهای زیر بهره می برند:

- **رادار:** برای اندازه گیری دقیق سرعت خودروها
- **آشکارسازهای<sup>۱</sup> مایکروویو:** این سنسورها عموماً در ارتفاعی مشخص از سطح جاده نظیر پل های هوایی نصب می شوند به طوری که سنسور مورد نظر عمود به سطح جاده اشاره می کند. سنسور، امواج مایکروویو از خود ساطع می کند که پس از برخورد به سطح جاده دوباره به بالا و به سمت آن باز میگردد. عبور خودرویی از این منطقه منجر به ایجاد تداخل در دریافت سیگنال برگشتی می شود. بنابراین میتوان تشخیص داد که هم اکنون خودرویی در حال گذر است.
- **سنسور لوله ای:** لوله لاستیکی است که در راستای عرضی در کف جاده نصب گردیده است. یک سمت لوله بسته (کور) شده در حالی که سمت دیگر به یک سنسور حساس به فشار متصل شده است. به محض عبور هر یک از چرخهای وسیله نقلیه از روی لوله، نوسان ایجاد شده روی آن به سنسور مربوطه منتقل می شود. هر نوسان بیان کننده عبور یک اکسل خودروست. با شمارش تعداد نوسانها و فاصله زمانی بین آنها، کلاس و طول خودرو قابل محاسبه است.

---

<sup>۱</sup> Detector

- آشکارسازهای حلقه ای<sup>۱</sup>: سیم پیچ حلقوی بزرگی است که در زیر سطح جاده تعبیه شده است. به محض عبور خودروها از روی آن اندوکتانس حلقه تغییر کرده و وجود خودرو تشخیص داده می شود.



شکل ۱-۱: انواع سنسورهای موجود به کار گرفته شده در کنترل ترافیک جاده ها

در بین این سنسورها، آشکارسازهای حلقه ای پرکاربردترین هستند و عموماً در سیستمهای چراغ راهنمایی بکار گرفته می شوند. اگرچه یک سنسور به تنهایی فقط قادر به تشخیص وجود و یا نبود یک خودرو است، استفاده از خروجی چندین سنسور ما را قادر به دریافت اطلاعاتی نظیر سرعت، طول، نرخ حرکت و تراکم خودروها می سازد. علاوه بر مزایای ذکر شده، استفاده از این سنسورها معایبی را نیز به دنبال دارد. از آنجایی که استفاده از این سنسورها منوط به نصب مناسب در مسیر عبوری خودروها و عموماً در راستای عمود بر حرکت آنهاست، در نقاطی مانند چهارراهها نیاز به استفاده تعداد بیشتری از این سنسورها داریم که بتوان کل نقاط ورود و خروج را پوشش داد که این مطلوب نیست. دیگر اینکه این سنسورها به شدت غیر قابل انعطافند، بعد از یکبار نصب، به سختی قابل برداشتن و یا تعمیر هستند. نصب و نگهداری آنها دشوار و هزینه بر است. آشکارسازهای حلقه ای نسبت به بازسازی و تعمیرات جاده ای به شدت آسیب پذیرند.

<sup>۱</sup> Loop Detectors

سیستمهای مونیترینگ مبتنی بر پردازش تصویر و بینایی کامپیوتر از جمله سیستمهای نوینی هستند که بر این مشکلات فائق آمده اند.

## ۴-۱- مونیترینگ ترافیک خودروها و بینایی کامپیوتر

بینایی کامپیوتر به مفهوم پردازش، با استفاده از کامپیوتر به منظور استخراج اطلاعات سطح بالا<sup>۱</sup> از یک تصویر دیجیتال است. شمای سخت افزاری یک سیستم بینایی برای مونیترینگ ترافیک خودروها میتواند به صورت کلی همانند (شکل ۱-۲) باشد. یک دوربین شارژ همزمان<sup>۲</sup> (CCD) از محیط به صورت زنده تصویربرداری می کند. این تصاویر که به صورت دیجیتالی ضبط شده اند، به یک کامپیوتر ارسال می گردند. که البته این کامپیوتر می تواند یک کامپیوتر شخصی معمولی با کاربرد عام و یا دارای سخت افزار خاص به منظور افزایش سرعت عملکرد باشد. الگوریتمهای بینایی کامپیوتر سعی در تشخیص وسایل نقلیه، ردیابی آنها، کلاسه بندی<sup>۳</sup> و شناسایی از طریق شماره پلاک دارند [۲].

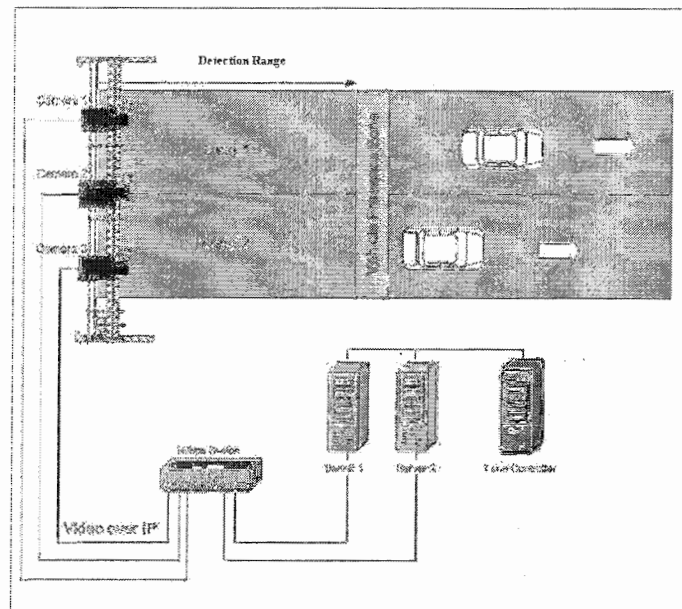
در بین تمام سنسورهای موجود، بینایی از قابلیت و توانایی بالاتری برخوردار است. نصب دوربینهای ویدئویی برای نمایش ترافیک جاده ها به مراتب ارزانتر و مطمئن تر از نصب سایر سنسورهاست. به طوریکه تا کنون تعداد زیادی از اینگونه دوربینها برای اهداف تجسس در بزرگراهها نصب گردیده است. یک دوربین به تنهایی قادر به نمایش و پوشش بیش از یک خط ترافیکی و فاصله ای بیشتر از صدها متر نسبت به موقعیت نصب دوربین را دارد. سیستمهای بینایی، توانایی استخراج اطلاعات متنوع و ارزشمندتری نظیر مسیر دقیق حرکت یک خودرو، شکل خودرو، ابعاد و رنگ را دارند. با مکان یابی مناسب دوربین، یک سیستم بینایی قادر به ردیابی خودروها برای آنالیز قدرت مانور در مسیرهای پیچیده یا در امتداد مسیری طولانی خواهد بود. از نظر تئوری یک سیستم بینایی کامپیوتری عملکردی برابر با قدرت مشاهده انسان را دارد با این تفاوت که در آن اثرات خستگی و کسالت وجود ندارد. البته پر واضح است که رسیدن به چنین سیستمی در عمل نیازمند مطالعات و تحقیقات بسیار است.

<sup>1</sup> High Level Information

<sup>2</sup> Charge Coupled Device

<sup>3</sup> Classification





شکل ۱-۲: شمای کلی سیستم مانیتورینگ ترافیکی

نیاز اساسی برای موفقیت یک سیستم مانیتورینگ مبتنی بر بینایی قابلیت عملکرد بلادرنگ<sup>۱</sup> آن است. اگر هر تصویر گرفته شده ابعادی برابر با  $512 \times 720$  پیکسل داشته و دوربین در هر ثانیه ۲۵ فریم تصویر ثبت کند، در آنصورت نرخ انتقال دیتا ۱۰ مگا بایت در ثانیه خواهد بود. بنابراین به نظر می‌رسد برای داشتن یک سیستم با قابلیت عملکرد بلادرنگ و تواناییهای زیاد به سخت افزاری قوی و تک منظوره نیاز داریم، چرا که حجم دیتا بالاست. چنین سخت افزاری قابلیت پیاده سازی توابع سطح پایین نظیر فیلترینگ (کانولوشن) یا عملگرهای پیکسل و ایز (عملگرهایی بسیار ساده ولی با تعداد دفعات تکرار زیاد) را دارند. راه دیگر سازگاری با نرخ بالای داده، کاهش دیتا به صورت موقعیتی<sup>۲</sup> و یا موقتی<sup>۳</sup> است. کاهش دیتای موقعیتی سعی در پردازش بخش کوچکی از تصویر که ناحیه مورد نظر<sup>۴</sup> نامیده می شود را دارد. در یک تصویر معمولی ترافیکی، اکثر نقاط تصویر بار اطلاعاتی کمی دارند چرا که در برگیرنده نواحی نظیر ساختمانها، گیاهان، و کف خیابانها و غیره است. این نواحی که در آنها خودرویی یافت نمی شود، تنها باعث افزایش زمان پردازش می گردند. میزان کاهش دیتای موقتی، بسته به کاربرد، متفاوت است. یک سیستم طراحی شده برای اندازه گیری طول صف ناشی از خودروهای متوقف در پشت چراغ قرمز، تنها نیاز به یک فریم تصویر در هر چند ثانیه دارد در حالی که یک سیستم ردیاب خودروها در چهارراهها حداقل باید چندین فریم در هر ثانیه را پردازش کند [۲].

<sup>1</sup> Real Time

<sup>2</sup> Spatially

<sup>3</sup> Temporally

<sup>4</sup> Region of Interest (ROI)

## ۱-۵- معرفی سیستم شناسایی پلاک خودرو

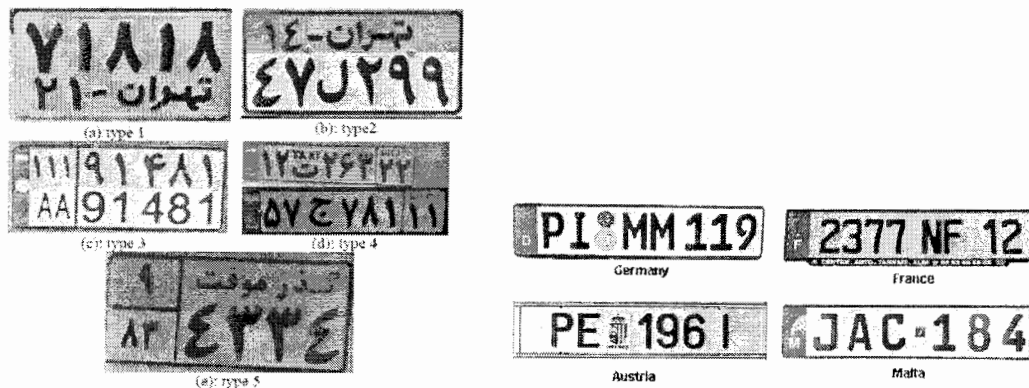
تشخیص/شناسایی پلاک خودرو با بهره گیری از پردازش تصویر و تکنولوژی تشخیص کاراکتر<sup>۱</sup> سعی در خواندن شماره پلاک به صورت هوشمند دارد. سیستمهای خودکار شناسایی هویت خودرو های موجود از برجسبهای بارکد لیزری، کارتهای هوشمند، ترنسپندرها، برجسبهای شناسایی با استفاده از امواج رادیویی و تشخیص پلاک خودرو استفاده می کنند [۲]. خواندن خودکار شماره پلاک خودرو روشی مفید و کاربردی است، چراکه علاوه بر منحصر به فرد بودن پلاک برای هر وسیله نقلیه، این روش نیازی به استفاده از هیچ ابزار دیگری برای تشخیص و شناسایی خودرو ندارد. به عبارت دیگر با حداقل سخت افزار می توان یک سیستم تشخیص پلاک را پیاده سازی کرد. تشخیص پلاک خودرو نقش بسیار مهمی در زمینه هایی همچون کنترل ورودی پارکینگ ها، کنترل امنیتی مناطق حفاظت شده، اجرای قوانین راهنمایی و رانندگی، یافتن خودروهای سرقت شده و دریافت عوارض در بزرگراهها ایفا می کند. علاوه بر این در صورت جمع آوری اطلاعات تعداد زیادی خودرو توسط یک سیستم تشخیص پلاک در پایگاهی از داده ها اطلاعات بسیار مفید و سودمند دیگری نظیر اطلاعات آماری برای کاربردهایی ویژه مثل محاسبه زمان تردد یک خودرو در مسیری خاص، تجزیه و تحلیلهای مربوط به بازاریابی، کنترل مرزی و ... قابل حصول خواهد بود [۲][۳][۴].

استانداردهای متفاوتی برای پلاک خودرو در سرتاسر جهان وجود دارد. (شکل ۱-۳) نمونه هایی از پلاک خودرو در کشورهایهایی همچون آلمان، فرانسه، اتریش و ایران را نشان میدهد. در این پلاک ها اختلاف شدت روشنایی بین زمینه و کاراکترها (کنتراست) زیاد است. در ایالات متحده آمریکا، هر ایالت استاندارد پلاک مربوط به خود را داراست. در کشور ایران نیز در چند سال اخیر شکل پلاکها چندین بار تغییر کرده است. به طوریکه در کشور ایران حدود چهار نوع کاملاً متفاوت پلاک بدون در نظر گرفتن رنگ آنها وجود دارد. علاوه بر این تعداد محدودی پلاک با ترکیبی خاص برای سازمانها و نهادهای مختلف نیز وجود دارد.

برای دستیابی به یک سیستم تشخیص پلاک خودرو، سه پردازش اساسی باید صورت گیرد. ابتدا محل پلاک تشخیص داده می شود و سپس کاراکترهای تشکیل دهنده پلاک (حروف اعداد و علامتها) از

<sup>1</sup> Character Recognition

یکدیگر تفکیک شده و سپس خوانده می شود. به دلیل وجود مشکلات متعدد هنوز یک سیستم کاملاً کارآمد و منطبق با شرایط مختلف طراحی نشده و محققان همچنان در حال بررسی و طراحی روشهای مفید و کارآمد هستند.



شکل ۱-۳: چند نمونه متفاوت از پلاکهای مختلف

یک سیستم تشخیص پلاک باید قادر به کار در شرایط متفاوت تصویر برداری همچون تاری و کنتراست پایین و یا شرایط متفاوت روشنایی (روز، شب، آفتابی، ابری) و همچنین آسیب دیدگی یا کثیفی پلاک باشد. لذا بی شک مرحله تشخیص محل پلاک، یکی از مهمترین و سخت ترین مراحل این پروسه خواهد بود [۵]. روشهای متفاوتی برای تشخیص محل پلاک در تصاویر سطح خاکستری و نیز رنگی ارائه شده است در این روشها از آنالیز لبه [۱][۵]، فیلترهای مورفولوژی [۵][۶]، شبکه های یادگیر عصبی [۷][۸][۹][۱۴] و تبدیلاتی نظیر Hough و Radon [۳][۱۱] استفاده می شود. در روشهای ارائه شده عموماً از ویژگیهایی نظیر شکل پلاک [۱۰][۱۱]، نسبت طول و عرض پلاک [۹][۱۲][۱۳]، رنگ [۸][۱۱] فرکانسهای خاص [۱۲] و واریانس روشنایی پیکسلها در تصویر [۱][۱۰] استفاده شده است.

<sup>1</sup> Morphology

## فصل ۲ - مروری بر فعالیت های انجام شده

همانطور که اشاره شد تشخیص محل پلاک اولین و دشوارترین مرحله از یک سیستم شناسایی پلاک می باشد. روشهای مختلفی در حل این مشکل وجود دارد، که هر کدام پیچیدگی محاسباتی و در صد تشخیص مربوط به خود را دارد. در ادامه به ارزیابی روشهای مهم ارائه شده می پردازیم.

### ۲-۱- الگوریتمهای تشخیص محل پلاک

اکثر کارهای منتشر شده در مورد تشخیص محل پلاک معطوف و وابسته به کشور مورد نظر است. چراکه اشکال و علائم موجود در محدوده پلاک برای هر کشوری متفاوت است. نمونه ای از مقالات این چنینی که فقط برای پلاکهای منطقه ای خاص مناسب است توسط Nijhuish [۱۳] ارائه گردید. در این مقاله از منطق فازی<sup>۱</sup> برای تشخیص محل پلاک و جداسازی آن از پس زمینه استفاده شده است. روشی براساس هیستوگرام RGB برای ساخت تابع عضویت "yellowness" ارائه شده است، و چون پلاکهای خودروهای هلندی دارای پس زمینه زرد هستند از آن به عنوان یک ویژگی استفاده شده است.

### ۲-۱-۱- شبکه های عصبی

یکی از روشهای مرسوم استفاده از شبکه های عصبی<sup>۲</sup> می باشد [۸][۹][۱۰]. شبکه عصبی چند لایه و یا مدل پرسپترون<sup>۳</sup> چند لایه قابلیت یادگیری و تولید توابع جداساز خطی و غیر خطی را با استفاده از داده های آموزشی دارند. یک شبکه عصبی سه لایه معمولی شامل بخشهای اصلی ورودی، لایه مخفی و خروجی است. همه ی این لایه ها بصورت داخلی به یکدیگر متصل شده اند (شکل ۲-۱).

<sup>1</sup> Fuzzy Logic

<sup>2</sup> Artificial Neural Network (ANN)

<sup>3</sup> Perceptron Model

راستای حداقل کردن تابع معیار و در نتیجه خطا عمل می کنند. در روشهای یادگیری باسرپرست<sup>۱</sup> خروجیهای شبکه با مقادیر هدف از یک مجموعه آموزشی مقایسه می شوند. الگوریتم پس انتشار<sup>۲</sup> در اکثر آموزشهای با سرپرست بکار گرفته می شود. این الگوریتم با استفاده از خطای خروجی و خطای موثر برای هر لایه مخفی، سعی در اصلاح وزنها در شبکه دارد. خطای خروجی به آسانی با انجام تفریق بین خروجی واقعی و خروجیهای قابل انتظار محاسبه می شود. خطای لایه های مخفی بر اساس اینکه هر لایه چقدر در کاهش خطای خروجی موثر است و با استفاده از الگوریتم کاهش گرادیان<sup>۳</sup> محاسبه می شود. به دلیل انتشار خطا در جهت مخالف، از واحدهای خروجی به لایه های مخفی این الگوریتم پس انتشار نامیده می شود. Raus و Kreft یک روش ANN را برای تشخیص محل پلاک در کشور آلمان پیاده کردند [۳]. شبکه عصبی مذکور از یک پرسپترون سه لایه با M نورون ورودی، ۱۲ نورون مخفی و یک نورون خروجی تشکیل شده بود. در محل هر پیکسل از تصویر ورودی تعداد M پیکسل متناظر با ابعاد پلاک فرضی (۲۰۲۵ پیکسل) انتخاب و به شبکه اعمال می شد، که پیکسل مذکور به عنوان نقطه مرکزی این تعداد پیکسل در نظر گرفته می شد. خروجی این شبکه میزان احتمال اینکه این پیکسل همان مرکز پلاک است را بیان می کند. در نهایت آستانه ای برای مقادیر مختلف خروجی تمام پیکسل های ورودی اعمال شده و محل پلاک از بین آنها انتخاب می گردد. متأسفانه میزان موفقیت الگوریتم گزارش نشده است.

شبکه های عصبی با تاخیر زمانی<sup>۴</sup> (TDNN) روش دیگری را پیشنهاد می دهند. اشتراک وزنها در یک TDNN به تشخیص الگوها بدون حساسیت نسبت به شیفت های کوچک در یک بعد کمک می کند. واحدهای مخفی، برای دریافت اطلاعات فقط ثابت از لایه ورودی طراحی نشده اند بلکه آنها توانایی پذیرش رنج کوچکی از تغییرات را نیز در لایه ورودی دارند. بنابراین الگوهای آموزشی تا زمانی که در رنج دامنه مجاز از لایه ورودی واقعند صرفنظر از مکان دقیق آنها در فضای ویژگیها قابل شناسایی هستند [۴]. Park و همکاران از دو TDNN افقی و عمودی به عنوان فیلترهایی مستقل برای تشخیص محل پلاکهای موجود در تصاویر برای خودروهای کشور کره جنوبی استفاده کردند [۴]. خلوص رنگ<sup>۵</sup>

<sup>1</sup> Supervised

<sup>2</sup> Backpropagation

<sup>3</sup> Gradient Descent

<sup>4</sup> Time Delay Neural Networks (TDNNs)

<sup>5</sup> Saturation

رنگ<sup>۱</sup> و شدت روشنایی به عنوان ورودی برای هر TDNN استفاده می شود. در هر بار قسمت کوچکی از تصویر با اعمال این ویژگی ها به شبکه، آزمایش می شود. TDNN ها با استفاده از الگوریتم پس انتشار و مجموعه تصاویر آموزشی متشکل از فقط پلاک و فقط پس زمینه آموزش می بینند. میزان نرخ موفقیت، ۷۵ درصد گزارش شده است [۳].

اگرچه نتایج حاصله بسیار خوب به نظر می رسد اما آموزش هر شبکه به تعداد زیادی نمونه آموزشی نیاز دارد. هر دو روش ذکر شده در بالا یک مزیت بسیار مهم دارند زیرا هر دو نوع پلاکهای آلمانی و کره ای، استاندارد بوده و متنوع نیستند. بنابراین تصاویر پلاک خودرو ویژگیهای بسیار مشابهی داشته و نیاز به استفاده از تعداد زیادی داده آموزشی نیست. این مساله در مورد پلاکهای ایالت متحده آمریکا که بسیار متنوع است صادق نیست. و برای جمع آوری تعداد زیاد و کافی از نمونه پلاکهای مختلف نیاز به صرف وقت و هزینه زیادی است. بنابراین بررسی و مطالعه برای طراحی سایر روشهایی که مستقل از نمونه پلاکهای موجود در یک ناحیه و یا کشور باشد و با دقت و سرعت بتواند محل پلاک را تشخیص دهد ضروری به نظر می رسد.

## ۲-۱-۲- روش فضای ویژه<sup>۲</sup>

اولین بار Turk و Pentland [۱۶][۱۷] استفاده از Eigenspace را برای شناسایی چهره ارائه دادند. آنها مجموعه ای از داده های آموزشی را برای کم کردن ابعاد ویژگی ها استفاده نمودند. در این رابطه بردارهایی کردن بردارهایی که بیشترین شباهت را به توزیع پراکندگی نمونه ها داشته باشد استخراج می گردند (PCA<sup>۳</sup>). سپس یک تصویر از مجموعه تصاویر آزمایشی وارد این فضا می شود و با توجه به حداقل فاصله تا مرکز کلاسترهای چهره و غیر چهره، طبقه بندی می شود. همانگونه که می توان این استدلال (آموزش و سپس تست) را برای تصاویر مربوط به چهره انجام داد، در تصاویر پلاک خودرو نیز می توان از آن بهره جست. متاسفانه پیچیدگی محاسباتی ایجاد چنین نگاشتی بسیار زیاد و از مرتبه  $M^2 \times N \times S$  است، که  $M$  تعداد تصاویر مجموعه آموزش،  $N$  تعداد پیکسلهای هر نمونه و  $S$  تعداد پیکسلهای کل در تصویر همراه با پس زمینه (تصویر تست) است (معمولاً  $M \ll N \ll S$ ). اجرای الگوریتم برای تصاویر تست با ابعاد  $1024 \times 768$  حدود ۱۲ ساعت به طول می کشد. با کاهش ابعاد

<sup>1</sup> Hue

<sup>2</sup> Eigenspace Approaches

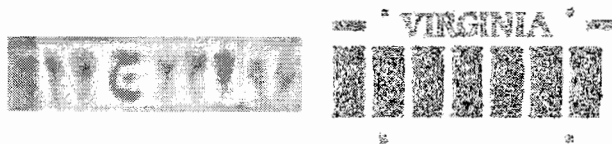
<sup>3</sup> Principal Component Analysis

تصویر با ضریب ۲ و پردازش تنها یک دهم پیکسل‌های مرحله قبل زمان اجرای الگوریتم به حدود ۱۰ دقیقه می‌رسد که همچنان مطلوب نیست. در آزمایشات انجام شده در [۴] مجموعه داده‌های آموزشی تصاویر خودرو برای Virginia DMV از وب سایت VADMV [۴] استفاده شده است. نتایج حاصل از اجرای برنامه برای دو تصویر در (شکل ۲-۳) نشان داده شده است. در نگاشت پلاک خودرو، فاصله از مرکز فضای پلاک خودرو با مقادیر شدت روشنایی نشان داده می‌شود؛ نقاط تاریکتر، نشان دهنده فاصله کمتر و در نتیجه بالاتر بودن احتمال وجود پلاک در محل آن پیکسل است در حالیکه نقاط روشنتر دال بر احتمال کمتر بر وجود پلاک است [۴].

آنالیز مولفه اصلی که با نام تبدیل Karhunen-Loève (K-L) هم شناخته می‌شود، سعی در کاهش تعداد ویژگی‌های فضای مورد بررسی از طریق نگاشت بردارهای ویژگی (در حالت کلی این بردارها  $n$  بعدی هستند) روی برداری با بیشترین تجمع ویژگیها دارد. با اعمال این نگاشت، ابعاد کاهش می‌یابد و مولفه اصلی این مجموعه دیتا مشخص می‌گردد. آزمایشات نشان داده است که معمولاً اجزای بردارها بسیار به هم وابسته هستند و استفاده از این روش در بسیاری از مواقع مفید به نظر می‌رسد. در مواقعی که ویژگی‌های دو کلاس (قبل از کلاسه بندی) در راستای مولفه اصلی واقع شده باشند استفاده از این روش با خطا همراه است [۳]. تبدیل K-L وابستگی بین بردارهای ویژگی ورودی را از بین می‌برد و جز اصلی را بر اساس واریانس نمونه‌ها تعیین می‌کند. با تمرکز روی نمونه‌هایی که بیشترین تغییرات (بیشترین اطلاعات) را شامل می‌شوند، دقت بیشتری در جداسازی و تشخیص لحاظ می‌شود، در عین اینکه پیچیدگی محاسباتی کاهش می‌یابد [۴].

در این کاربرد از تبدیل K-L، هدف جداسازی (تشخیص) پلاک از پس زمینه است. ابتدا یک مجموعه آموزشی از تصاویر پلاک‌های خودرو تهیه می‌شود. هر تصویر پلاک به صورت یک بردار  $\Gamma$  به طول  $N$  (تعداد پیکسل‌های پلاک) در نظر گرفته می‌شود. اگر تعداد تصاویر ورودی  $M$  باشد، مجموعه بردارهای  $\Gamma_1, \Gamma_2, \Gamma_3, \dots, \Gamma_M$  را خواهیم داشت. تصاویر پلاک میانگین (شکل ۲-۲) از طریق زیر محاسبه می‌شود:

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Gamma_i \quad 1-2$$



شکل ۲-۲: نمونه تصویر میانگین برای دو نوع پلاک مختلف

اختلاف بین تصویر میانگین و تصاویر اصلی برابر با  $\Phi = \Gamma_i - \Psi$  ( $i = 1, 2, 3, \dots, M$ ) می باشد. بردارهای تفاضل به صورت مقابل ترکیب می شوند تا ماتریس  $A$  را تشکیل دهند:  $A = [\Phi_1 \Phi_2 \dots \Phi_M]$ . سپس  $M$  بردار ویژه عمود برهم  $\mathbf{u}_k$  و مقدار ویژه  $\lambda_k$  برای ماتریس کواریانس  $C = (AA^T)/M$  بایستی محاسبه شود. به دلیل بزرگ بودن ابعاد ماتریس کواریانس  $N \times N$  که  $N$  تعداد پیکسلهای هر تصویر است، پیچیدگی محاسباتی این روش بسیار زیاد است. بنابراین می بایست روش سریعتری برای محاسبه ماتریس کواریانس تعیین کرد. راه سریعتر این است که به جای ماتریس  $C$  بردار ویژه ها و مقادیر ویژه های  $(A^T A)$  (یک سیستم  $M \times M$  که معمولا  $M \ll N$ ) را محاسبه کنیم. در پایان این مقادیر و بردارهای ویژه در ماتریس  $A$  ضرب شده به طوریکه حاصل برابر است با مهمترین  $M$  بردار و مقدار ویژه ماتریس  $C$  که توسط Turk و Pentland [۴] به اثبات رسید.

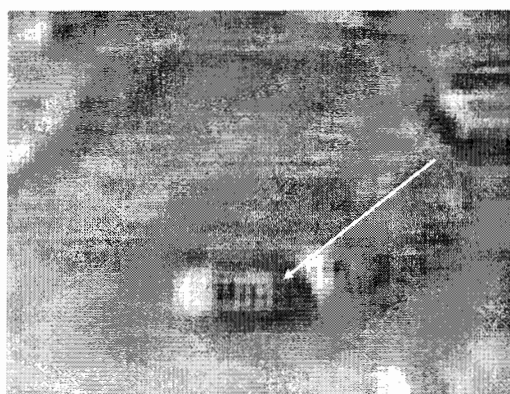
از بین این  $M$  بردار ویژه تعداد  $M' \leq M$  بردار که مقادیر ویژه بزرگتری دارند انتخاب می شود. با یک مصالحه بین سرعت محاسبات و دقت الگوریتم  $M'$  انتخاب میشود. در نهایت با محاسبه وزنها  $\omega_k^T = \mathbf{u}_k^T (\Gamma - \Psi)$  for  $k = 1, \dots, M'$  هر تصویر ورودی در این زیر فضا نگاشته می شود. وزنها ایجاد شده بردار  $\Omega = [\omega_1 \omega_2 \dots \omega_{M'}]^T$  را به وجود آورده که برای طبقه بندی تصویر آزمون بکار می رود. با نگاشت تصویر جدید  $\Gamma$  به این زیرفضا بردار ویژگی  $\Omega$  طبق رویه بیان شده تولید می شود. برای کلاسه بندی، بردارهای وزن به منظور پیدا کردن  $\Omega_c$  (متعلق به کلاس  $c$  ام) و حداقل کردن فاصله اقلیدسی  $\varepsilon = \|\Omega_c - \Omega\|$  جستجو می شوند [۴].

در این مرحله هدف سعی در کلاسه بندی تصاویر آزمون به عنوان یک پلاک خاص و مربوط به یک کلاس معین نیست، بلکه تعیین میزان شباهت یک ناحیه از تصویر به فضای پلاک خودرو برای پردازشهای آتی است. بنابراین به جای اندازه گیری فاصله، از معیار  $\varepsilon = \|\Phi - \Phi_\Gamma\|$  استفاده می شود که  $\Phi$  اختلاف تصویر ورودی از میانگین و  $\Phi_\Gamma$  نگاشت به فضای پلاک خودرو است. در پایان با اعمال یک آستانه مناسب می توان نواحی کاندیدا برای پلاک را بدست آورد.



نگاشت پلاک خودرو (شکل ۲-۳ ب و د) بیان کننده فاصله هر پیکسل تصویر ورودی از فضای پلاک است، بطوریکه نقاط تاریکتر بیان کننده فواصل کمتر و بنابراین احتمال بیشتری بر وجود پلاک در محل آن پیکسل است.

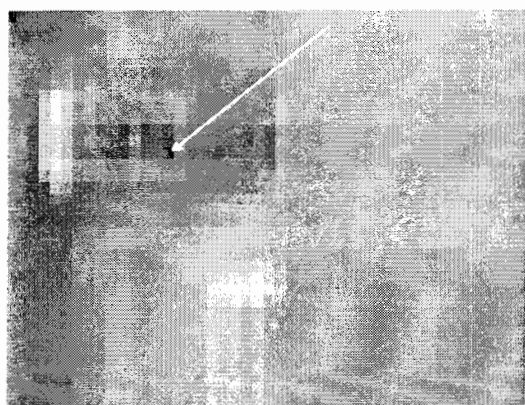
به منظور کاهش پیچیدگی محاسباتی و افزایش سرعت، روند زیر توسط Beatriz Díaz Acosta [۴] ارائه می گردد. با فرض اینکه همه پلاکهای موجود اندازه ای یکسان و معین دارند، تصویر خودروی ورودی به بلوکهایی با ابعاد کوچکتر تقسیم می گردد (شکل ۲-۴). هر بلوک وارد فضای پلاک می شود و فاصله بردار ویژگی بلوک با الگوی آموزش یافته در این فضا محاسبه می گردد. انتظار می رود که مقادیر این فاصله در بلوکهایی که کل پلاک و یا قسمتی از آن وجود دارد کمتر از مقدار آستانه باشد. بعد از انتخاب بلوکی با این خاصیت، بررسی دقیقتر به منظور تایید انتخاب صورت می گیرد. متأسفانه این روش بسیار ناکارآمد گزارش شده است [۴].



ب



الف



د



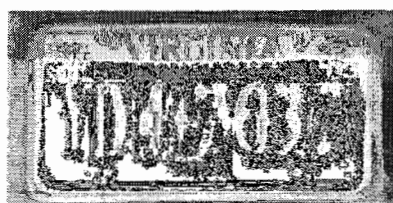
ج

شکل ۲-۳: (الف و ج) تصویر ورودی و (ب و د) نگاشت مربوط به پلاک خودرو. فلش ها نشان دهنده حداقل فاصله است که با دایره (نوک فلش) نشان داده می شود.



شکل ۲-۴: نمونه تصویر ورودی که به تعدادی بلوک تقسیم شده است

به منظور کاهش این مشکل، نمونه های آموزشی از تعدادی تصاویر واقعی و در شرایط مختلف انتخاب می شود. یک تصویر نمونه که میانگین این تصاویر است و  $1/7$  نام دارد (شکل ۲-۵). برخلاف پیش بینی ها این روش نتایج را بهبود نبخشید.



شکل ۲-۵: تصویر نمونه میانگین

براساس مشاهدات مشخص شد الگوریتم بسیار حساس به جابجایی بلوکهای تصویر در تصاویر مختلف است. به طوری که در برخی تصاویر محل پلاک کاملاً صحیح و در برخی دیگر نادرست تشخیص داده می شود. یک راه بهبود این مشکل استفاده از بلوکهای با همپوشانی است. اما استفاده از این روش طبیعتاً پیچیدگی محاسباتی بیشتری را در برخواهد داشت، در حالی که همیشه کاهش پیچیدگی محاسباتی از اهداف محققان است. راه اضافی دیگر در کاهش اثر شیفت در بلوکها، انتخاب تصاویر مربعی کوچکی از پلاک خودرو و استفاده از آنها به عنوان مجموعه داده آموزشی است. مثالی از این بلوکها و تصویر میانگین معادل آنها در (شکل ۲-۶) آمده است.



ب



الف

شکل ۲-۶: الف) تصاویر مربع شکل که به صورت تصادفی از پلاکها انتخاب شده اند. ب) میانگین آنها

این بار تصویر اصلی به بلوکهای کوچکتر پیکسل تقسیم می شود و تعدادی از فواصل مینیمم که در (شکل ۲- ۷) نشان داده شده است انتخاب می گردد. در این مثال دو مقدار می نیمم در محل پلاک تشخیص داده می شود. البته مقادیر مشابه در سایر نقاط نیز ممکن است اشتباه شناسایی شود.

در مرحله قبل بلوکهای تصادفی مربعی شکل از تصاویر مربوط به پلاک جدا و به عنوان مجموعه دیتای آموزشی مورد استفاده قرار گرفت. به نظر می رسد که اکثر ویژگیهای بافت پلاک، وجود کاراکترهای بزرگ و ضخیم در پلاک است. بنابراین پیشنهاد گردید که بلوکها بصورت نوارهایی مستطیلی در نظر گرفته شود. نمونه هایی از این پلاکها و تصویر میانگین مرتبط با آنها در (شکل ۲- ۸) آمده است. نتیجه حاصل از اعمال یکی از تصاویر ورودی در (شکل ۲- ۹) آمده است.



شکل ۲- ۷: مقادیر می نیمم فاصله محلی که با دوائر سیاه مشخص شده اند



ب

الف

شکل ۲- ۸: الف) بلوکهای انتخاب شده به صورت تصادفی ب) تصویر میانگین مربوطه

روش Eigenface متشکل از دو روش مختلف برای تشخیص محل پلاک در یک تصویر است. روش بلوکهای تصادفی افقی سریع است ولی زیاد قابل اعتماد نیست (دقت حدود ۴۰ درصدی در تشخیص محل پلاک بین ۸۲ تصویر پایگاه اطلاعاتی داده گزارش شده است [۴]). متأسفانه الگوریتم از پیچیدگی محاسباتی زیادی نیز برخوردار است.



شکل ۲-۹: اولین و دومین مینیمم فاصله که با حلقه های مشکی مشخص شده اند

### ۲-۱-۳- تشخیص لبه و روش تبدیل هاف

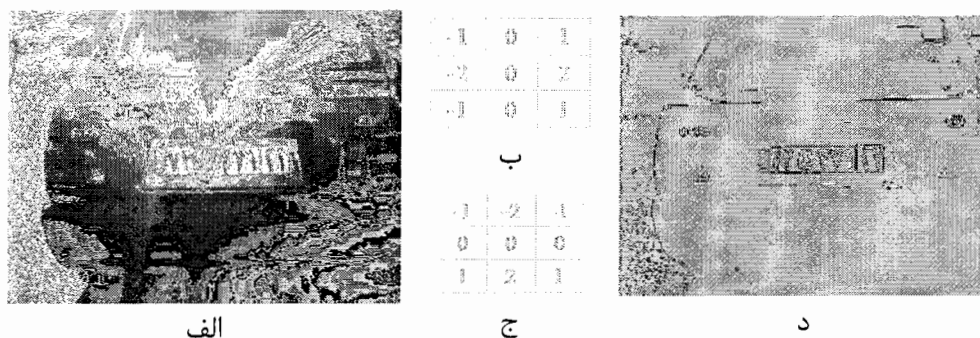
یکی از ویژگیهای بارز پلاک خودرو شکل مستطیلی آن است. در این بخش این ویژگی مهم پلاک و چگونگی به کارگیری روشهای تشخیص لبه و تبدیل هاف<sup>۱</sup> در پیدا کردن خطوط راست و نهایتاً محل پلاک مورد بررسی قرار می گیرد.

بهترین راه برای پیدا کردن مرزها و یا لبه ها در یک تصویر، بررسی تغییرات شدید مقدار روشنایی در همسایگی های محلی است. تقویت لبه ها در تشخیص دقیقتر مرزهای پلاک و در نتیجه انتخاب محل پلاک موثر خواهد بود. استفاده از عملگرهای گرادیانی (مشتق-دیفرنس) در تشخیص لبه ها در تصاویر مفید خواهند بود. دلیل استفاده از این عملگرها در این است که نسبت به تغییرات در شدت روشنایی حساس بوده و پاسخ قوی از خود نشان می دهند [۱۸].

یکی از ساده ترین عملگرهای تشخیص لبه، Sobel نام دارد. کرنل افقی (برای شناسایی لبه های افقی) و کرنل عمودی (برای شناسایی لبه های عمودی) این عملگر در (شکل ۲-۱۰) به نمایش درآمده است. پس از کانوالو کردن این عملگرها با تصویر (شکل ۲-۱۰) الف و سپس اعمال استانه مناسب، (روش Otru یکی از روشهای مناسب در محاسبه آستانه است) تصویر باینری لبه مطابق (شکل ۲-۱۰) د حاصل می گردد.

<sup>۱</sup> Hough transform

مشخص کردن لبه های موجود در یک تصویر جزء مراحل اولیه در تشخیص محل پلاک و سپس مرزهای آن است. پس از تشخیص لبه های تصویر پیکسلهایی که تولید خطوط راست می کنند شناسایی می شوند. این پیکسلها می توانند نماینده مرزها و حاشیه های پلاک باشند. تبدیل هاف یکی از این تکنیکهاست که با اعمال تبدیل مختصاتی<sup>۱</sup> به تشخیص خطوط و منحنی ها می پردازد. عملکرد این تبدیل بدین شکل است که همه پیکسلهای قرار گرفته روی یک منحنی یا خط راست با شکل مشخص، به مکانی معلوم در فضای تبدیل نگاشته می شود [۱۸]. سپس، اجزای فضای تبدیل کوانتیده شده و به یک آرایه انباشتگر<sup>۲</sup> منتقل می شود. با در نظر گرفتن نتیجه تبدیل مختصاتی (میزان احتمال تعلق یک پیکسل به منحنی خاص مثلا خط راست)، برای هر پیکسل رای صادر شده و این رای به آرایه مذکور اضافه می گردد.



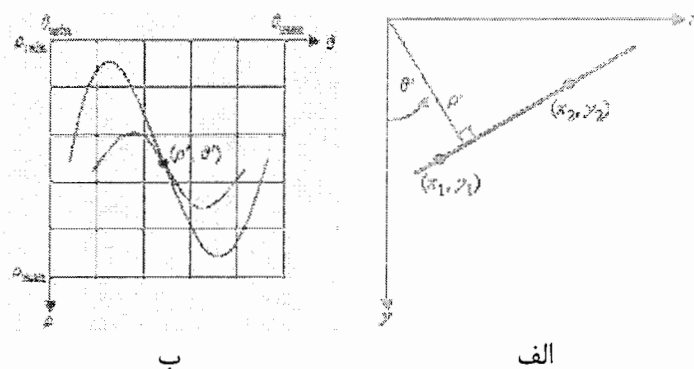
شکل ۲-۱۰: الف) تصویر سطح خاکستری ب) عملگر عمودی Sobel ج) عملگر افقی Sobel د) تصویر باینری لبه

یک پیکسل فرضی در (شکل ۲-۱۱ الف) با مختصات  $(x_1, y_1)$  در نظر بگیرید. همه خطوط ممکن که از این نقطه می گذرند باید در معادله  $y_1 = mx_1 + c$  صدق کنند. در این معادله ثابت فرض می شود بنابراین این معادله متناظر با خطی در فضای پارامتری  $m$  و  $c$  خواهد بود. در مواردی که خطوط، موازی با محور  $y$  هستند مقدار  $m$  می بایست بی نهایت در نظر گرفته شود. بنابراین بهتر است از رابطه پارامتریک دیگری برای خط استفاده کنیم:  $\rho = x_1 \cdot \cos \theta + y_1 \sin \theta$ . با در نظر گرفتن اینکه  $(x_1, y_1)$  ثابت است، این رابطه یک منحنی سینوسی در فضای  $(\rho, \theta)$  تولید می کند. حال نقطه دیگری مثل  $(x_2, y_2)$  در نظر بگیرید که شبیه نقطه قبلی یک منحنی سینوسی متناظر را ایجاد می کند. این دو منحنی در نقطه  $(\rho', \theta')$  همدیگر را قطع می کنند، که بیانگر خط متصل کننده دو نقطه در فضای  $(x, y)$  است. تکنیک هاف با انتخاب مقدار اولیه برای  $(\rho, \theta)$  در آرایه انباشتگر، با مقادیر

<sup>1</sup> Coordinate Transformation

<sup>2</sup> Accumulator Array

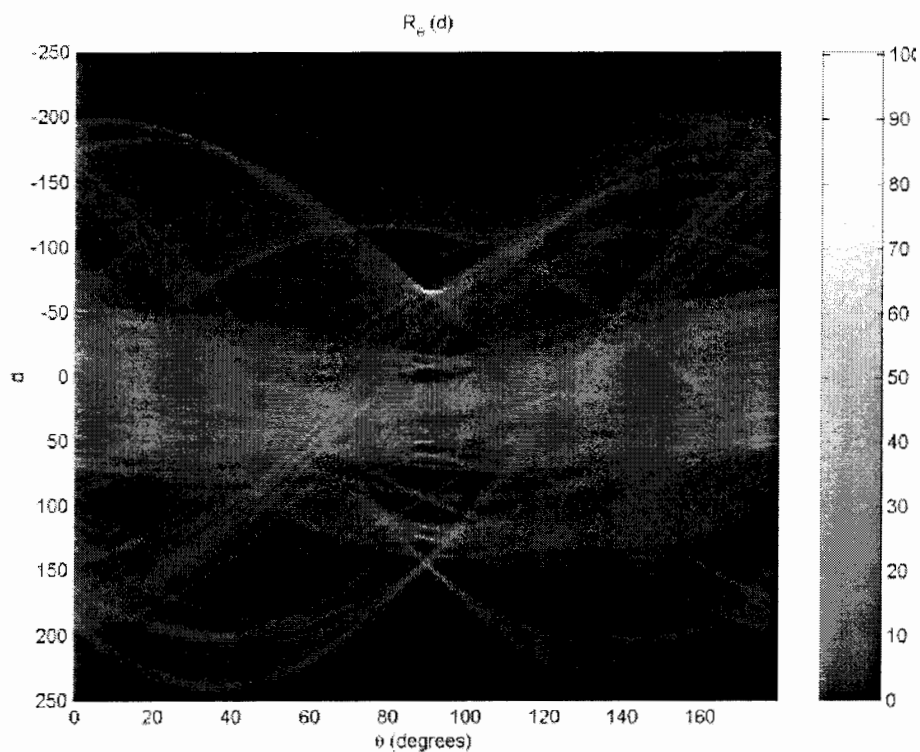
افزایشی ثابت برای هر دو پارامتر آغاز می شود. هر نقطه در فضای  $(x, y)$  آنالیز شده و به ازای هر  $(\rho, \theta)$  در رابطه  $\rho = x_1 \cdot \cos \theta + y_1 \cdot \sin \theta$  صدق می کند در آرایه مربوطه یک واحد به آن اضافه می شود. ماکزیمم مقدار محلی در آرایه انباشتگر متناظر با تعداد نقاط واقع شده در یک خط مستقیم است [۱۹]. با گسترش تکنیک هاف می توان به بررسی منحنی هایی با بیش از دو پارامتر پرداخت، اگرچه این مساله منجر به آرایه انباشتگر چند بعدی می شود و به شدت پیچیدگی محاسباتی را افزایش می دهد [۴].



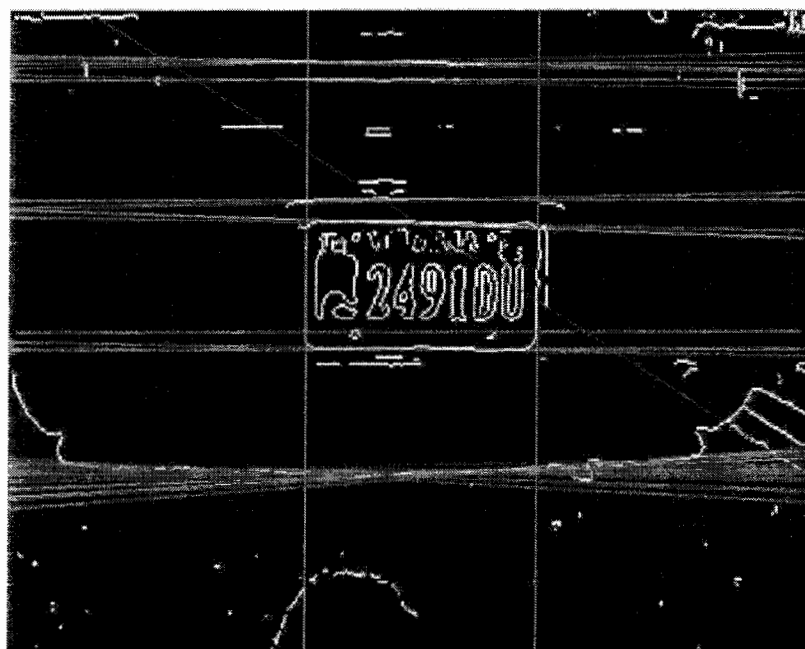
شکل ۲-۱۱: نمایش یک خط راست در مختصات  $x-y$  (ب) آرایه انباشتگر در فضای  $\rho$  و  $\theta$

در مثال زیر مبدا  $(x, y)$  در مرکز تصویر قرار دارد. آرایه هاف برای  $\theta$  در محدوده  $[0 \ 179]$  به ازای یک درجه افزایش برای هر آرایه تعریف شده است. محدوده مقدار  $\rho$  با محاسبه طول قطری تصویر تعیین می شود. برای هر پیکسل لبه  $(x_i, y_i)$  در تصویر ورودی به ازای همه مکانهای موجود برای  $\theta$  و  $\rho$  در آرایه هاف یک واحد اضافه می شوند. آرایه حاصل از اعمال این تغییرات در (شکل ۲-۱۲) الف به نمایش در آمده است. در این تصویر تعداد رای های نهایی با میزان شدت رنگ نشان داده شده است. چگونگی ارتباط بین شدت رنگ و تعداد رای ها در سمت راست تصویر مشخص شده است. هرچه میزان روشنایی در خروجی (شکل ۲-۱۲ الف) بیشتر باشد نشان دهنده قدرت لبه ای با زاویه  $\theta$  مربوطه است. زمانی که همه نقاط مربوط به لبه مورد بررسی قرار گرفت و آرایه هاف کامل می شود ماکزیمم مقدار محلی در آرایه انتخاب می شود. با حرکت در جهت کاهش شدت رنگ خطوط مشخص شده و سپس به صفحه  $xy$  نگاشته می شوند. (شکل ۲-۱۲ ب) این خطوط را نشان می دهد. توجه به این نکته ضروری است که تعداد خطوط زیادی با چرخشهای اندک در اطراف سپر خودرو در (شکل ۲-۱۲ ب) تشخیص داده شده است. این یکی از اثرات نامطلوب تبدیل هاف است که با نام

خطوط فانتوم شناخته می شود. در مساله تشخیص پلاک ما به دنبال خطوط افقی و عمودی ایجاد شده ناشی از پلاک هستیم. بنابراین با ساده تر کردن الگوریتم و در نظر گرفتن  $\theta$  هایی که بسیار به خطوط افقی و عمودی نزدیک اند (با اختلاف یک تا دو درجه)، سرعت الگوریتم را افزایش دهیم.



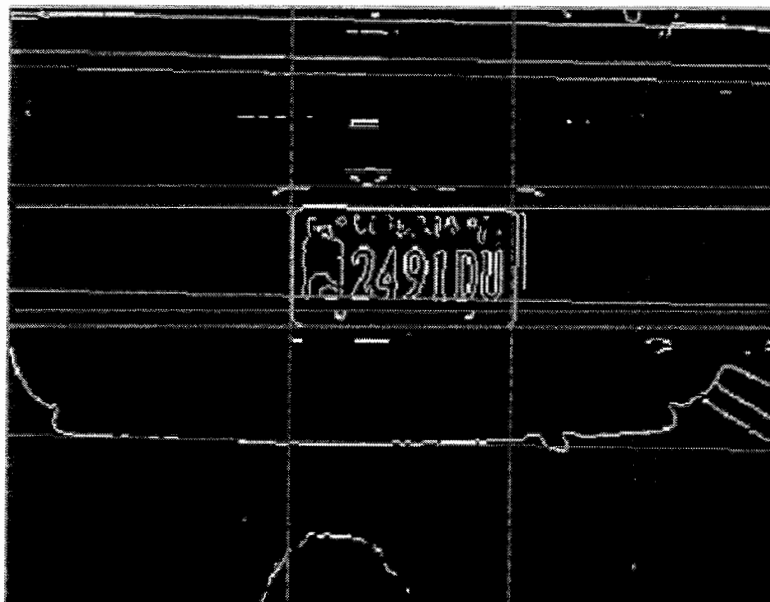
الف



ب

شکل ۲-۱۲: الف) آرایه تبدیل هاف ب) تصویر لبه و به همراه نتیجه حاصل از تبدیل

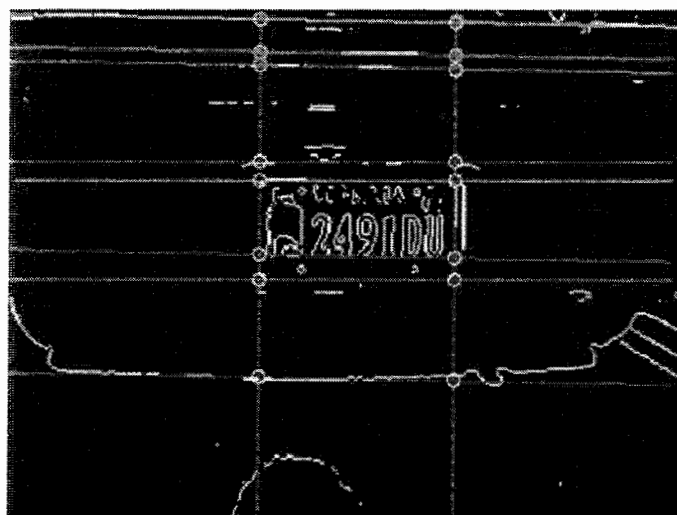
حذف خطوط فاننوم به طریق زیر امکان پذیر است. ابتدا تبدیل هاف روی تصویر لبه ورودی صورت گرفته و ماکزیمم مقدار آرایه انباشتگر ( $\theta$ ) که همان زاویه خط مورد نظر است مشخص می شود. سپس پیکسلهایی از تصویر اصلی که خطی با مشخصات  $\theta$  و  $\rho$  را می سازند، حذف می گردند. حال تبدیل هاف دوباره روی این تصویر جدید اعمال شده و آرایه هاف جدید تولید می شود. این روند تا زمانی که تعداد خطوط قابل انتظار در خروجی و یا حداقل مقداری برای آرایه انباشتگر حاصل شود، ادامه پیدا می کند. (شکل ۲-۱۳) نتیجه حاصل از اعمال این فرایند را نشان می دهد.



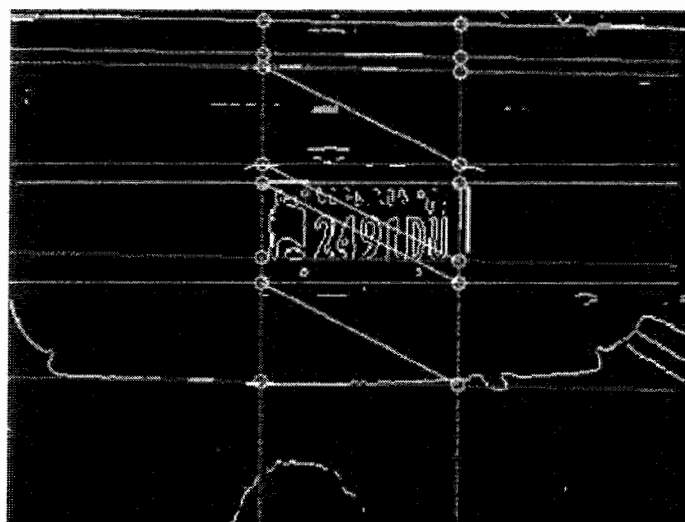
شکل ۲-۱۳: نتیجه حذف خطوط اضافی

در این مرحله می بایست با استفاده از خطوط بدست آمده توسط تبدیل هاف، ناحیه شامل پلاک را تشخیص داد. توجه به اینکه پلاک مورد انتظار نسبت طول به عرض حدود ۲:۱ را دارد، در جداسازی پلاک از کل تصویر مفید است. برای این منظور می بایست معادله خطوط و همچنین نقاط تقاطع آنها را مشخص کرد (شکل ۲-۱۴ الف). با مشخص شدن چهار نقطه تقاطع می توان ویژگیهای مربع تشکیل دهنده حاصل از آنها را بررسی کرد. هر جفت از این نقاط تشکیل یک خط می دهند. با محاسبه شیب خط حاصل از هر جفت نقطه، می توان نسبت به رد یا پذیرفتن این ناحیه به عنوان پلاک تصمیم گرفت. مربعهای تشخیص داده شده به این صورت، با رسم یکی از قطرهای در (شکل ۲-۱۴ ب) به نمایش در آمده است. ناحیه متناظر با این مربع کاندیدا از تصویر اصلی جدا شده و به عنوان پلاک پیشنهاد می گردد (شکل ۲-۱۴ ج).





الف



ب



ج

شکل ۲- ۱۴: الف) تشخیص محل‌های تلاقی ب) نواحی کاندیدا برای پلاک با نسبت ۲:۱ ج) پلاک استخراج شده  
 متاسفانه این روش برای مواردی که حاشیه‌ها و مرزهای پلاک به اندازه کافی واضح و قوی نیستند (به دلیل شرایط روشنایی، رنگ بدنه، آسیب دیده و یا کثیف بودن پلاک) دچار خطا می‌شود. از جمله معایب دیگر این روش، پیچیدگی محاسباتی آن است. بنابراین به نظر می‌رسد استفاده از سایر ویژگی‌های پلاک (مثل ویژگی‌هایی مربوط به کاراکترها می‌باشد) نیز می‌تواند در تعیین دقیق‌تر و سریع‌تر محل پلاک موثر باشد [۴][۵].

## ۲-۱-۴ - روشهای آنالیز طیف فرکانسی

به دلیل اینکه کاراکترها در یک پلاک به تنهایی ویژگی مهمی محسوب می شوند، ما در این قسمت درباره روشهای تشخیص کاراکتر و یا تشخیص متن بحث خواهیم کرد. در مرجع [۲۰] دو روش اولیه در تشخیص متن در تصاویر ارائه شد: آنالیز بافت و آنالیز نواحی به هم متصل. آنالیز بافت از روشهای وقتگیر و با پیچیدگی بالا و قابل اعمال روی تصاویر رنگی و سطح خاکستری است. روش دوم نیز فقط قابل اعمال روی تصاویر باینری است و از سرعت مطلوبی برخوردار است. متن دارای ویژگیهای زیادی است که به شکل خوبی آنرا از پس زمینه مجزا می کند. به عنوان مثال کاراکترها در راستای افقی کشیده شده اند، شکلی متناوب را تشکیل می دهند، روی یک خط (مسیر) مشترک قرار می گیرند، معمولاً رنگ یکسانی دارند و لبه های عمودی عمدتاً قوی تولید می کنند. یکی از راههای شناسایی برخی از این ویژگیها استفاده از تبدیل فوریه است. روش روش آنالیز طیفی به طور معمول در تشخیص و ناحیه بندی متن مورد استفاده قرار می گیرد [۴]. برخی از بهترین نتایج این گونه روشها روی تصاویر سطح خاکستری با استفاده از تبدیل فوریه توسط Elliman و Lancaster [۲۱] ارائه شده است.

روشهای تبدیل فوریه عموماً در حوزه پردازش تصویر و به منظور بهبود کیفیت تصویر (هموار کردن و تیز کردن) مورد استفاده قرار می گیرد. با در نظر گرفتن تصویر به عنوان یک سیگنال گسسته، تبدیل فوریه گسسته یک ویا دو بعدی آن قابل محاسبه است. اثبات می شود که برای تصاویر دیجیتال، تبدیل فوریه گسسته و معکوس آن همواره وجود دارد [۴]. تبدیل فوریه  $F(u)$  از روی تابع ورودی  $f(x)$  محاسبه می شود، که  $x$  متغیر فاصله ای گسسته و  $u$  متغیر طیفی گسسته در حوزه فرکانس است. عبارت ریاضی تبدیل فوریه یک بعدی گسسته با رابطه ۲-۲ و دو بعدی با رابطه ۲-۳ مشخص شده است.

$$F(u) = \frac{1}{M} \sum_{x=0}^{M-1} f(x) e^{-j2\pi \frac{ux}{M}}, \text{ for } u = 0, 1, \dots, M-1 \quad 2-2$$

$$F(u, v) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) e^{-j2\pi \left( \frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right)}, \text{ for } u = 0, 1, \dots, M-1 \text{ and } v = 0, 1, \dots, N-1 \quad 3-2$$

با توجه به اهمیت دامنه تبدیل فوریه و برای دوری از مواجه شدن با مقادیر موهومی در اکثر مواقع از اندازه تبدیل فوریه در محاسبات استفاده می شود. اندازه تبدیل فوریه اصطلاحاً طیف فوریه هم نامیده می شود (رابطه ۴-۲). مشتقات دیگری از این مفهوم نظیر طیف توان و یا چگالی طیفی توان نیز در برخی کاربردها استفاده می شود.

$$|F(u)| = [R^2(u) + I^2(u)]^{1/2} \quad ۴-۲$$

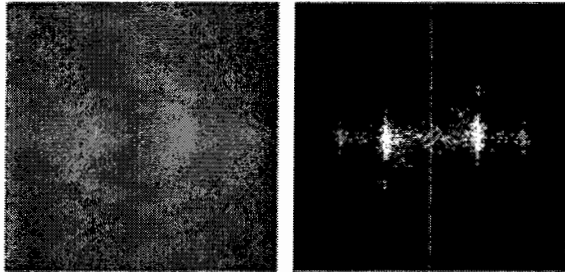
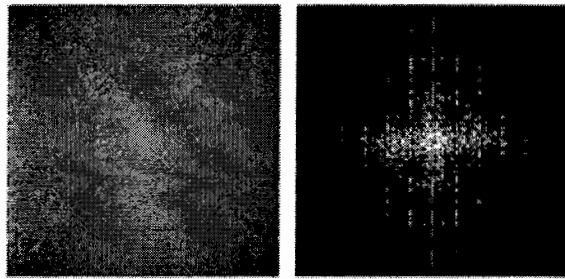
$$P(u) = |F(u)|^2 = R^2(u) + I^2(u) \quad ۵-۲$$

توجه به این نکته نیز ضروری است که ارتباط بین نمونه ها در حوزه ابعاد و فرکانس به صورت زیر است:

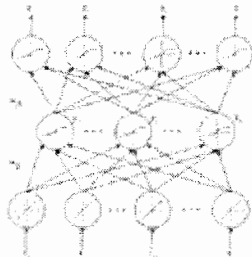
$$\Delta v = \frac{1}{N \Delta x} \quad \text{و} \quad \Delta u = \frac{1}{M \Delta x} \quad ۷۶-۲$$

Scherl و همراهان [۲۲] طیف بدست آمده از تبدیل فوریه را به عنوان یک ویژگی در ناحیه بندی مورد استفاده قرار دادند. این طیف برای نوشته های تایپی و نوشته های چاپی نسبت به سایر انواع تصاویر بسیار منحصر به فرد است. حتی در صورت استفاده از فونت های غیر استاندارد، طیف بدست آمده دارای اطلاعاتی نظیر فضای بین کاراکترها (pitch) و فضای بین خطوط است. برخی از تصاویر به همراه تبدیل فوریه آنها در (شکل ۲-۱۵) آمده است. متن با فاصله خطوط یکسان (شکل ۲-۱۵ الف) در حوزه فرکانس توزیعی منظم در راستای عمودی ایجاد می کند که ناشی از وجود شباهت بین کاراکترها و خاصیتی تناوبی است. همچنین متساوی الفاصله بودن کاراکترها توزیع در راستای افقی را در بر خواهد داشت. متن چاپی (شکل ۲-۱۵ ب) دارای فاصله ثابتی بین خطوط است و توزیع در راستای عمودی در حوزه فرکانس همچنان به قوت خود باقی است، ولی توزیع در راستای افقی چندان منظم و قوی نیست و این به این دلیل است که کاراکترها با فاصله کاملاً مساوی واقع نشده اند. در دیگرام (شکل ۲-۱۵ ج) به دلیل وجود خطوط مستقیم در تصویر، خطوطی عمود برهم در حوزه فرکانس تولید می کند که از مبدا طیف فوریه می گذرد. در نهایت تصویر (شکل ۲-۱۵ د) دارای تبدیل فوریه ای فاقد شکل و ساختار خاصی است.

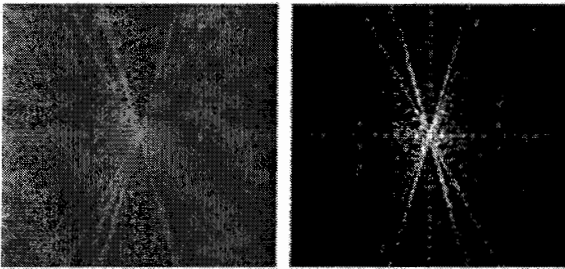
ost pattern recognit  
 or become the input  
 classification are s  
 ess starts by feedin  
 h then pass the valu  
 hidden layers comput  
 ied the activation f  
 ). The result of the  
 next layer. The valu  
 may be implemented  
 utout, with the suff  
 pattern recognition applic  
 its and the discriminant f  
 nits. The *feedforward* pr  
 nch then pass the values  
 mpute a weighted sum o  
 (or nonlinearity) [Mehro  
 ommunicated to the next  
 may be implemented to  
 sufficient amount of hid



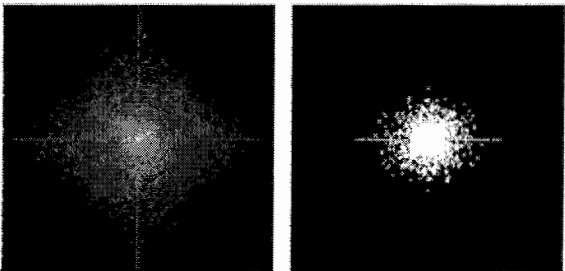
ب



ج



د



شکل ۲-۱۵: تبدیل فوریه برای انواع متفاوتی از تصویرها: الف) متن با فاصله یکسان. ب) متن چاپی ج) نمودار شبکه های عصبی با تعدادی خطوط راست د) تصویر معمولی بدون متن. لگاریتم اندازه تبدیل فوریه در ستون سمت راست به نمایش در آمده است.

با توجه به مثالهای ذکر شده طیف فوریه ابزای مناسب برای تشخیص متن به نظر می رسد Parisi و همکاران [۲۳] برای تشخیص محل پلاکهای ایتالیایی ارائه دادند که در آن از خاصیت تناوب فاصله بین کاراکترها استفاده می شد. این روش برای مواردی که ابعاد پلاک مشخص نیست نتایج مناسبی ارائه می دهد (میزان تغییرات قابل قبول برای ابعاد تا ۱۵ در صد گزارش شده است). Parisi به ازای

هر فرکانس در طیف توان، متوسط توان همگام شده<sup>۱</sup> را محاسبه می کند. این پارامتر برای فرکانس  $f_i$  برابر است با مجموع توانها در همه فرکانسهای هارمونیک:

$$P_k = \sum_{k=1} P(f_{ki}) \quad ۸-۲$$

$P_k$  هارمونیک های مورد انتظار، پس از تخمین نمودار تناوبی<sup>۲</sup> طیف توان، برای تولید پروفایلی استفاده می شود که قله های آن وجود پلاک را نشان می دهد. این نمودار دلالت بر دانش دقیق در مورد تعداد پیکسلهای تشکیل دهنده هر کاراکتر و فاصله بین آنها می کند و ممکن است نسبت به تغییرات اندازه و زاویه بسیار حساس باشد. روش تشخیص پلاک که در ادامه معرفی خواهد شد [۴] از روش فوق الهام گرفته شده است باین تفاوت که به جای استفاده از متوسط همگام، یک بازه فرکانسی برای میانگین محاسبه شده اختصاص داده می شود با این امید که انعطاف پذیری بیشتری در تشخیص به وجود آید.

در این روش تصویر ورودی با تعداد  $M$  سطر و  $N$  ستون مورد به ترتیب زیر پردازش می شود. در هر بار، یک سطر مورد بررسی قرار میگیرد تا تشخیص داده شود آیا این سطر از محل پلاک عبور می کند یا خیر. بنابراین به ازای شدت روشنایی نقاط هر سطر، یک نمودار تناوبی محاسبه می شود. این تابع زوج (رابطه ۲-۹) تخمینی از چگالی طیفی توان (PSD) برای یک مجموعه با طول محدود است. که در این حالت این تابع انرژی تصویر را نشان می دهد. نمودار تناوبی، توزیع انرژی به ازای هر باند فرکانسی را ارائه می دهد.

$$U_f^N(u) = \frac{1}{N} \left| \sum_{x=0}^{N-1} f(x) e^{-j2\pi ux} \right|^2$$

۹-۲

این تابع با استفاده از تبدیل فوریه سریع که پیچیدگی محاسباتی آن نسبت به تبدیل فوریه معمولی کمتر و از مرتبه  $N \log_2 N$  است محاسبه می شود. پیچیدگی محاسباتی تبدیل فوریه گسسته معمولی از مرتبه  $N^2$  است. برای بدست آوردن نمودار تناوب مربوط به هر سطر تصویر ابتدا مربع اندازه تبدیل فوریه محاسبه می شود. برای بدست آوردن طیف یک سوپه (صرفنظر از فرکانسهای

<sup>۱</sup> Synchronized Average Power

<sup>۲</sup> Periodogram

منفی)، فقط  $[1, N/2+1]$  نمونه نگه داشته می شود. در نهایت این نمونه های باقیمانده در یک ضرب ۲ ضرب می شود تا انرژی کل در نظر گرفته شود، سپس رابطه با ضرب  $N$  نرمالیزه می شود:

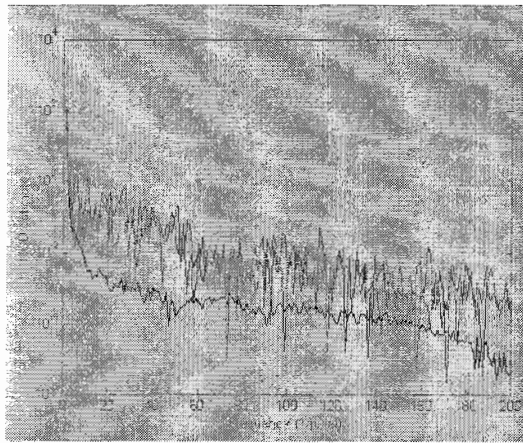
$$\Pi_f^N(u/N) = \frac{2}{N} \sum_{u=1}^{N/2+1} |F(u)|^2$$

۱۰-۲

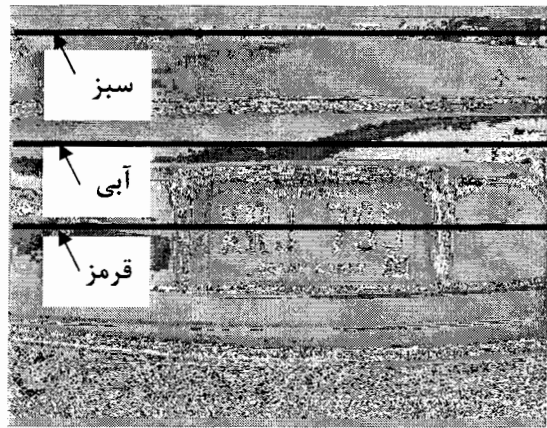
(شکل ۲- ۱۶ الف) یک تصویر نمونه سطح خاکستری را به همراه منحنی تناوبی برای سه ردیف از پیکسلها (شکل ۲- ۱۶ ب) نشان می دهد. دلیل استفاده از این تصویر خاص وجود کاراکترهای حک شده روی صندوق عقب خودرو علاوه بر کاراکترهای موجود در محل پلاک است. منحنی اول (سبز) از کاراکترهای فلزی روی صندوق عبور می کند. منحنی دوم (آبی) در امتداد بخش یکنواختی از سپر عقب کشیده شده است. و سومین منحنی (قرمز) با کاراکترهای پلاک تداخل دارد. با این حال، جدا کردن فرکانسهایی که ناشی از کاراکترهای پلاک است کار مشکلی است، هر چند کاراکترهای پلاک پاسخ فرکانسی قویتری نسبت به کاراکترهای حک شده روی صندوق عقب خودرو دارد.

با این که منحنی تناوب مربوط به یک سطر از تصویر نمونه نسبتاً نویزی است، شکل عمومی تابع طیفی توان با متوسط گیری روی  $k$  سطر از ناحیه مورد نظر در تصویر، قابل محاسبه است. نتیجه این عمل با نام طیف توان تجمعی<sup>۱</sup> شناخته می شود [۲۴]. (شکل ۲- ۱۶ الف) سه ناحیه (صندوق، سپر و پلاک) را به همراه نمودار تناوب متناظر آنها در (شکل ۲- ۱۶ ب) نشان می دهد. دو خط سبز رنگ بیانگر ناحیه باریک سطری مربوط به نوشته روی صندوق خودرو است. نمودار تناوب متناظر سبز رنگ پاسخ قوی را در فرکانسهای پایین نشان می دهد که طبق انتظار، به دلیل زیاد بودن فاصله بین کاراکترهاست. نوار آبی رنگ در بخش مربوط به سپر، ضعیفترین پاسخ را دارد. نوار قرمز رنگ که پلاک را پوشش می دهد، پاسخ فرکانسی قوی را در بازه فرکانسهای پایین تا میانی ایجاد می کند. انتظار می رود که با انتخاب دقیق رنج فرکانسی برای میانگین گیری، پاسخ به ازای ناحیه مورد علاقه (پلاک) بیشینه گردد.

<sup>۱</sup> Consensus Power Spectrum

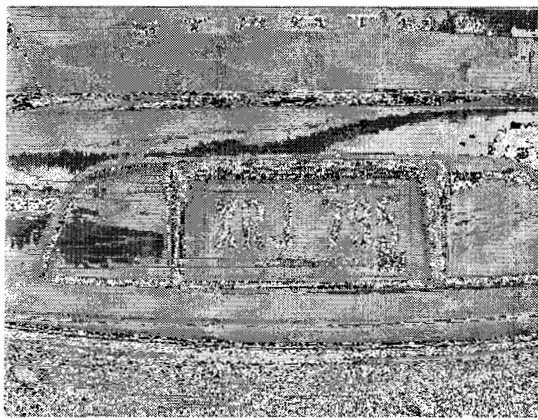


ب

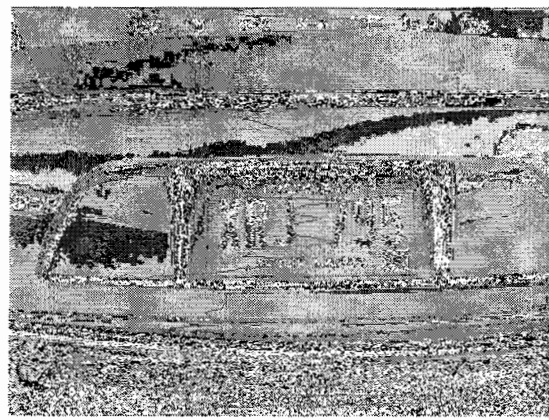


الف

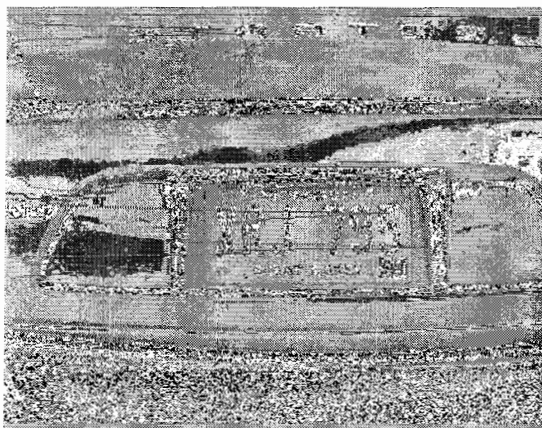
شکل ۲- ۱۶: الف) سه نمونه از سطر ها در تصویر سطح خاکستری در تصویر (سبز-آبی و قرمز) ب) نمودار تناوب مربوطه



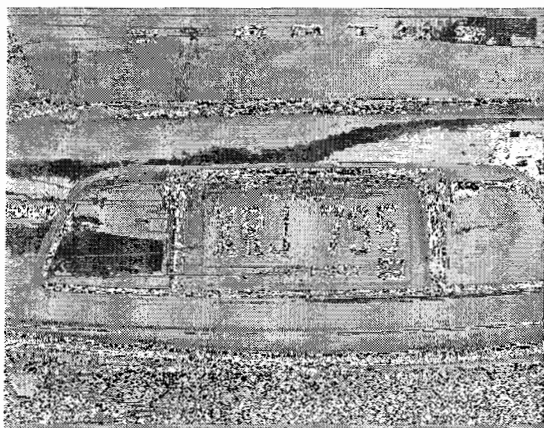
ب



الف



د



ج

شکل ۲- ۱۷: نمودار تناوب برای چند بازه فرکانسی مختلف: الف) همه فرکانس ها  $[1, N/2]$  ب) فرکانسهای نیمه بالایی  $[N/4, N/6]$  ج) فرکانسهای مرکزی  $[N/8, 3N/8]$  و د) پاسخ مربوط به  $[N/12, N/6]$ ، فرکانسهایی که کاراکترهای غیر پلاک وجود دارد.

به منظور بالا بردن احتمال تشخیص سطرهایی که پلاک را شامل می شوند، مقادیر متوسط از روی نمودار تناوب برای بازه فرکانسی  $[u_1 \ u_2]$  محاسبه می شود. این بازه فرکانسی بازه ای است که انتظار می رود انرژی کاراکترها در آن غالب باشد. این مقدار متوسط قدرت اجزای فرکانسی در سیگنال (سطری از تصویر) را نشان می دهد که چنین تناوبی را دارد. با رسم این مقادیر میانگین در یک پروفایل سطری، مکانهایی از سطر تصویر که شامل پلاک است می بایست قله هایی قوی تری ایجاد کند. (شکل ۲- ۱۷) این پروفایلهای محاسبه شده برای میانگیری در رنجهای فرکانسی مختلف را نشان می دهد. این فرآیند چیزی شبیه اعمال فیلتر میانگذر<sup>۱</sup> روی سطرهای تصویر در حوزه فرکانس است.

ارتباط بین نمونه ها در حوزه مکان و فرکانس در رابطه (۷۶) آمده است. این روابط به تشخیص بازه بهینه فرکانسهایی که در آنها پاسخ به کاراکترهای پلاک بیشینه می شود کمک می کند. این بازه فرکانسی که به طریق تجربی حاصل می شود، متناظر با اشیائی است که ابعادی برابر با  $4/6$  و  $11/4$  پیکسل دارند. با بررسی تصاویر خودرو، مشاهده شده است که ضخامت کاراکترها بین ۴ تا ۵، فاصله بین آنها ۵ تا ۶ پیکسل است [۴]. اگرچه بازه فرکانسی متوسط مربوط به ویژگیهای تناوبی در کاراکترهای پلاک است، اما انعطاف نسبت به تغییرات اندازه (مثلا اینکه ابعاد کاراکترها ممکن است بزرگتر و کوچکتر باشد) نیز وجود دارد. برای یک سیستم تشخیص پلاک، دانش قبلی نظیر فاصله دوربین با پلاک به تخمین دقیقتر اندازه پلاک کمک می کند.

مرحله بعد آنالیز پروفایل نمودار تناوب و مکان یابی قله هایی است که ممکن است نماینده کاراکترهای در محل پلاک باشند. به منظور ارتقاء قدرت قله های این پروفایل، ابتدا مقدار متوسط این منحنی حذف می شود. سپس مقادیر منفی برابر با صفر قرار داده می شوند، چرا که این نمونه ها پاسخ های بسیار ضعیف ناشی از نویز و اطلاعات غیر مفید هستند. در این مرحله با اعمال آستانه ای تجربی (۷۰ درصد مقدار ماکزیمم) نقاط کاندیدا جدا می شوند. در نهایت سطرهایی با مقادیر بزرگتر از آستانه از تصویر اصلی استخراج می شود (شکل ۲- ۱۸).

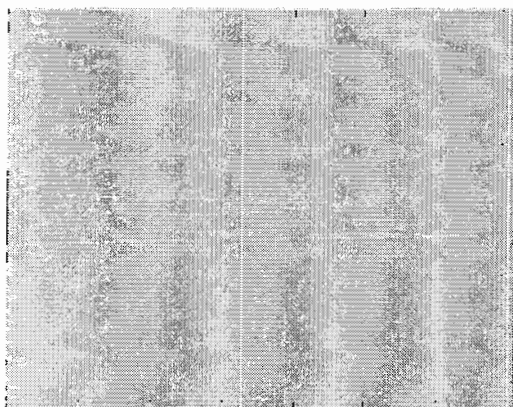
بعد از استخراج نوار افقی شامل پلاک جداسازی در راستای عمودی بایستی صورت گیرد. برای این منظور منحنی تناوب برای هر ستون و همه فرکانسها به ازای هر ستون میانگین گیری می شود. نتایج

---

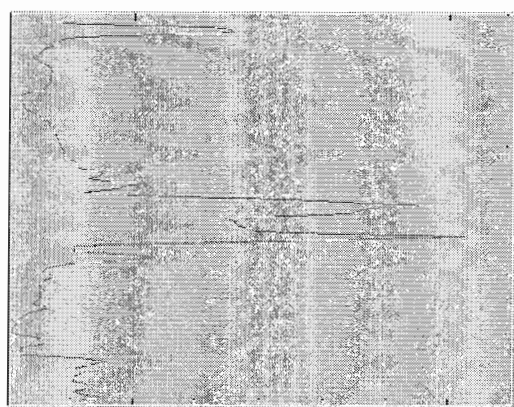
<sup>۱</sup> Bandpass Filtering



در (شکل ۲- ۱۹) نشان داده شده است. این بار نیز مقدار متوسط سیگنال حذف و مقادیر منفی برابر با صفر می شود. سپس آستانه ای تجربی (۴۰ درصد مقدار ماکزیمم) اعمال می شود. بعد از این مرحله بازه ای از ستون ها (مثل روش مربوط به سطرها) انتخاب می شود. هم اکنون کاراکترهای محل پلاک از سایر تصویر جدا شده اند.

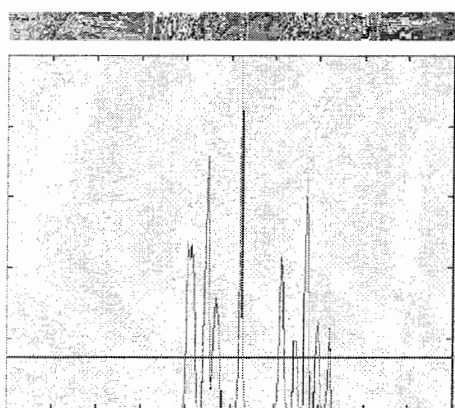


ب

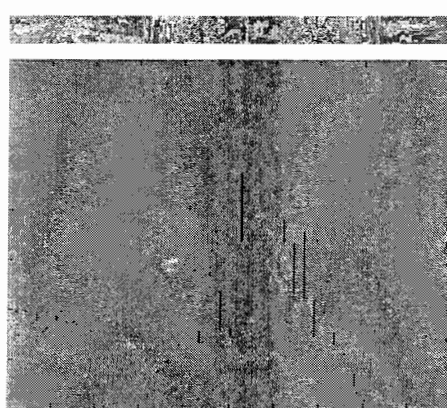


الف

شکل ۲- ۱۸: الف) پروفایل تناوب برای شکل ۲- ۱۷ ب و د. ب) نتیجه حذف مقدار متوسط. مقدار آستانه با خط راست مشخص شده است



ب



الف

شکل ۲- ۱۹: الف) پروفایل نمودار تناوب در ارستای عمودی ب) پروفایل منهای میانگین مربع و آستانه (۱۵ درصد مقدار ماکزیمم)

از روش آنالیز طیفی نتایج مطلوبی گزارش شده است. نرخ موفقیت این روش ۹۵ درصد می باشد [۴]. از جمله موارد ضعف سیستم، وجود کاراکتر در سایر نقاط تصویر و پیچیدگی پس زمینه گزارش شده است. مزیت مهم این الگوریتم بالا بودن سرعت آن است. برای تصاویر با ابعاد  $1024 \times 768$  پلاک در مدت یک ثانیه [۴] استخراج شده است. برخی از نتایج الگوریتم در (شکل ۲- ۲۰) نشان داده شده

است. البته پرواضح است که فاصله دوربین تا پلاک در تمام این تصاویر ثابت بوده و از طرفی پس زمینه پیچیده نیست. و این از معایب این الگوریتم است.



شکل ۲-۲۰: تعدادی از نتایج تشخیص و استخراج پلاک

## ۲-۱-۵- تحلیل با استفاده از فیلترهای گابور

گابور<sup>۱</sup> که یکی از قویترین تحلیلگرهای بافت می باشد ابزاری مناسب برای تشخیص محل پلاک است. در حقیقت ترکیب قرار گرفتن کاراکترها بر روی پلاک بافتی منظم و همگن تشکیل می دهد که می تواند به عنوان یک ویژگی در تشخیص محل پلاک مورد استفاده قرار گیرد. استفاده از فیلترهای گابور ما را قادر می سازد تا بافتها را در جهات و مقیاسهای مختلف و متعدد بررسی کنیم. در مرجع [۲۵] از این روش در تشخیص محل پلاک استفاده شده است. که البته نتایج قابل قبولی نیز

<sup>۱</sup> Gabor

حاصل شده است. به دلیل نیاز به آنالیز تصویر که یک سیگنال دو بعدی است می بایست از گابور دو بعدی استفاده کرد. متأسفانه مهمترین مشکل در استفاده از این روش پیچیدگی محاسباتی بسیار زیاد است. بطوری که اگر تصویر ورودی دارای ابعادی برابر با  $N \times N$  باشد و از فیلتری با ابعاد  $W \times W$  استفاده شود پیچیدگی محاسباتی از مرتبه  $W^2 N^2$  خواهد بود. این مساله به خصوص در مواردی که نیاز به طراحی سیستمهای بلادرنگ و جود دارد باعث ناکارآمدی سیستم می گردد. تلاشها برای کاهش پیچیدگی محاسباتی همچنان در حال انجام است. [۲۶][۲۷]

## ۲-۱-۶- الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک<sup>۱</sup> [۲۹][۳۰] از دیگر روشهای استفاده شده در این زمینه است. این روش که یکی از الگوریتمهای مشهور در مسائل بازشناسی الگوست می تواند در تشخیص محل پلاک و همچنین شناسایی پلاک استفاده شود. پیچیدگی محاسباتی GP (Genetic Programming) بسیار بیشتر از GA گزارش شده است [۳۵]. دلیل این تمایز نیاز به جستجوی فضای بیشتر از تصویر در GA است. علی رغم حصول نتایج قابل قبول در تشخیص محل پلاک نیاز به آنالیز دقیق تر و بیشتر در این زمینه به منظور کاهش پیچیدگی محاسباتی وجود دارد. GA سرعت بیشتری دارد و عموماً برای آنالیز تصاویر ویدئویی به کار می رود. [۲۹][۳۱].

## ۲-۱-۷- آنالیز موجک<sup>۲</sup>

استفاده از تبدیل موجک از دیگر روشهای استفاده شده در این زمینه است. تبدیل موجک دو بعدی در حقیقت به منظور استخراج اطلاعات کنتراست از تصاویر و در رزولوشنهای مختلف مورد استفاده قرار می گیرد. به دلیل تمایز زیاد شدت روشنایی بین کاراکترهای پلاک و پس زمینه آن (که اولی معمولاً مشکی و دومی سفید است) طبیعتاً مقادیر کنتراست در محل پلاک قابل توجه بوده پس این ویژگی می تواند به عنوان معیاری مناسب در تشخیص محل پلاک مورد توجه قرار گیرد. از جمله مزایای موجک قابلیت آنالیز در مقیاسهای مختلف و توانایی تشخیص چندین پلاک با مقیاسهای مختلف در یک تصویر است [۳۲][۳۳].

<sup>۱</sup> Genetic Algorithm (GA)

<sup>۲</sup> Wavelet analysis

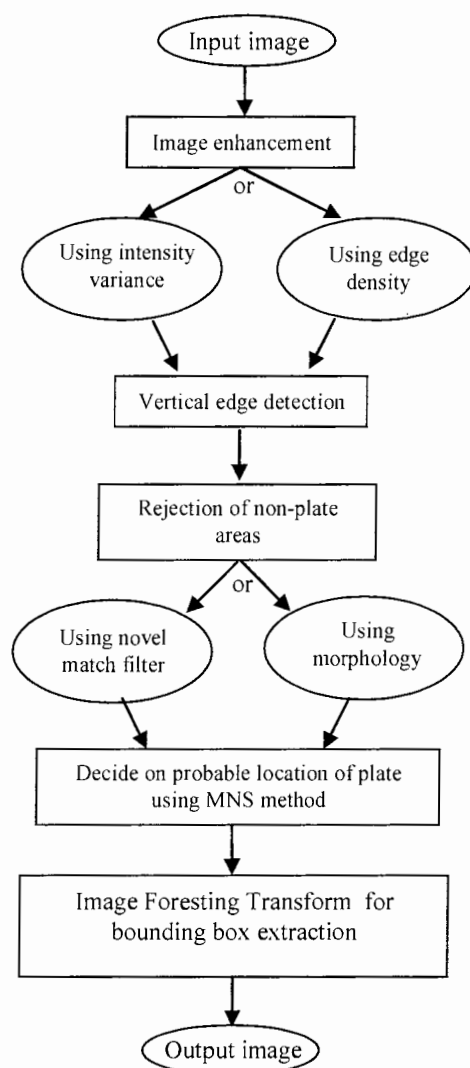
از روشهای مبتنی بر آموزش و سپس تست و کلاسه بندی میتوان به Adaboost اشاره کرد [۳۵]. در این گونه روشها نیاز به یک مجموعه از پلاکهای جدا شده از تصاویر اصلی به عنوان داده های ورودی مرحله آموزش داریم. پس از طراحی کلاسیفایر و آموزش آن با استفاده از این زیرتصویرها، تصویر یک خودرو به عنوان تصویر ورودی به سیستم اعمال می گردد. خروجی نهایی باید محل پلاک را مشخص کند. به دلیل سرعت مناسب این الگوریتم نسبت به الگوریتمهای مشابه از این الگوریتم در تشخیص محل پلاک بسیار استفاده می گردد. از معایب این روش می توان به ناتوانی در تشخیص پلاکهای با فواصل زیاد و یا خیلی کم و تصویر برداری از کنار اشاره کرد [۳۴][۳۵].

## فصل سوم

# الگوریتم‌های پیشنهادی برای تشخیص محل پلاک خودرو

### فصل ۳ - الگوریتمهای پیشنهادی برای تشخیص محل پلاک خودرو

با توجه به مشکلات بیان شده در یک سیستم شناسایی پلاک خودرو، بخش اول یعنی تشخیص محل پلاک خودرو بخش دشوار سیستم محسوب می گردد. هدف اصلی در این تحقیق ارائه الگوریتمی جدید برای تشخیص محل پلاک می باشد. مقاوم بودن روش در شرایط مختلف تصویر برداری در این تحقیق مورد توجه بوده است. در این فصل الگوریتمهای پیشنهادی برای تشخیص محل پلاک را تشریح می نماییم. (شکل ۳-۱) بلوک دیاگرام مربوط به این الگوریتمها را نشان می دهد.



شکل ۳-۱: بلوک دیاگرام مراحل یک سیستم پیشنهادی

### ۳-۱- الگوریتمهای پیش پردازشی

در فصل قبل عنوان شد که شرایطی نظیر وضعیت جوی (ابری، بارانی، روز، شب و غیره)، لرزش دوربین، حرکت خودرو و غیره به نوعی در کیفیت تصویر دریافتی تاثیر گذاشته و کیفیت آن را کاهش می دهد. در حقیقت وجود شرایط و مشکلات غیر قابل پیش بینی و شرایط محیط تصویر برداری از اطمینان در مورد کیفیت تصویر ورودی می کاهد. بنابراین الگوریتمهای تشخیص محل پلاک باید قادر به عملکرد در بدترین شرایط تصویر برداری باشند. یکی از راههای مقابله با این معضل و افزایش نرخ تشخیص استفاده از الگوریتمهای پیش پردازشی<sup>۱</sup> در ابتدای کار است. بدین معنی که با ارائه الگوریتمی در اولین قدم، کیفیت تصویر ورودی را افزایش دهیم تا احتمال خطا در کل سیستم کاهش یابد. بنابراین هدف طراحی الگوریتمهایی است که کنتراست نواحی شبیه به پلاک<sup>۲</sup> را ارتقا دهند. منظور از نواحی شبیه پلاک هر ناحیه در تصویر ورودی است که ویژگیهایی مشابه با پلاک خودرو دارد. استفاده از این مرحله خصوصا برای سیستمهایی که بر مبنای تشخیص لبه کار می کنند بسیار مفید خواهد بود، چرا که احتمال از دست دادن لبه های موجود در پلاک خودرو را کاهش می دهد.

با توجه به اهمیت سرعت در یک سیستم تشخیص پلاک مرحله پیش پردازش که به منظور افزایش کیفیت تصویر بکار می رود می بایست از پیچیدگی محاسباتی بسیار پایینی برخوردار باشد. چرا که پیچیده و وقت گیر بودن آن باعث کند شدن کل سیستم و کاهش کارایی می گردد.

تاکنون مقالات اندکی منتشر شده است که در آنها از ایده ارتقاء کیفیت تصویر ورودی استفاده شده باشد. اما مشاهده نتایج تجربی حاصل در این تحقیق نشان می دهد که استفاده از این روش افزایش نرخ تشخیص را دربر خواهد داشت.

Zheng و همکارانش [۱] برای بالا بردن کنتراست در محل پلاک و تقویت لبه ها در آن ناحیه، تصویر ورودی را پیش پردازش می کنند [۱]. معیاری که Zheng از آن برای افزایش کنتراست در نواحی شبیه پلاک استفاده می کند واریانس محلی روشنایی پیکسلهاست. در این روش ابتدا واریانس محلی روشنایی پیکسلها استخراج شده و سپس پیکسلهایی که واریانس شدت روشنایی آنها در محدوده ای

<sup>۱</sup> Pre-processing

<sup>۲</sup> Plate-like

خاص قرار دارد (این محدوده به طریق تجربی بدست می آید) مورد پردازش قرار می گیرند و کنتراست آنها در همسایگی موردنظر افزایش می یابد. این روش بدلیل سادگی و نتیجتاً پیچیدگی محاسباتی اندک به عنوان یکی از روشهای موفق در بهبود تصاویر پلاک گزارش شده است.

با پیاده سازی روش اشاره شده و اعمال آن بر روی تصاویر گرفته شده از پلاک خودرو در شرایط روشنایی مختلف متوجه شدیم که این روش در شرایط نامناسب روشنایی (روشنایی کم و یا خیلی زیاد) ناموفق است. در بخش اول این تحقیق بر آن شدیم تا روش Zheng را به گونه ای اصلاح کنیم تا نسبت به شرایط مختلف روشنایی صحنه مقاوم باشد.

### ۳-۱-۱- استفاده از معیار واریانس برای بهبود روش Zheng

Zheng [۱] با استفاده از این حقیقت که واریانس روشنایی محلی، در ناحیه پلاک، نسبت به نواحی شلوغ صحنه (درخت، نرده ها وغیره) کمتر و نسبت به نواحی یکنواخت (بدنه، آسفالت وغیره) بیشتر است، تابعی برای تغییر سطح روشنایی نقاط تصویر پیشنهاد می کند که کنتراست در ناحیه پلاک را افزایش دهد. تابع پیشنهادی او از یک مقدار ثابت به عنوان واریانس مرکزی استفاده می کند و کنتراست تمام پیکسلهایی که واریانس روشنایی محلی آنها حول این نقطه است را افزایش می دهد.

جزئیات روش Zheng [۱] به ترتیب زیر است. در نظر بگیرید که تصویر ورودی  $I$  به ابعاد  $m \times n$  وارد سیستم می گردد و پس از بهبود کنتراست به تصویر  $I'$  تبدیل می گردد. بنابراین  $I_{i,j}$  و  $I'_{i,j}$  به ترتیب شدتهای روشنایی در نقطه  $P_{i,j}$  از تصاویر اولیه و بهبود یافته می باشند. برای استخراج مشخصات آماری تصویر در اطراف هر نقطه  $P_{i,j}$  پنجره ای به ابعاد  $p \times q$  (کمی کوچکتر از اندازه پلاک) در نظر گرفته که با  $W_{i,j}$  به آن اشاره می شود. در روابط ذیل انحراف معیار و متوسط روشنایی محلی در نقطه  $P_{i,j}$  را به ترتیب با  $\bar{I}_{W_{i,j}}$  و  $\sigma_{W_{i,j}}$  نشان می دهیم [۱].

تابع تغییر سطح روشنایی هر پیکسل از تصویر  $I$  به روشنایی نقطه متناظر در تصویر  $I'$  بصورت زیر پیشنهاد می شود [۱]:

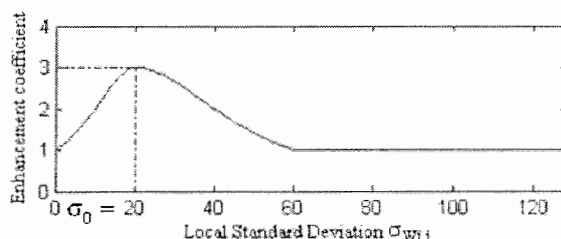
$$I'_{i,j} = f(\sigma_{W_{i,j}}) \cdot (I_{i,j} - \bar{I}_{W_{i,j}}) + \bar{I}_{W_{i,j}} \quad ۱-۳$$



بطوریکه تابع  $f(\sigma_{w_{i,j}})$  بصورت زیر تعریف می گردد [۱]:

$$f(\sigma_{w_{i,j}}) = \begin{cases} \frac{3}{\frac{2}{400}(\sigma_{w_{i,j}} - 20)^2 + 1} & \text{if } 0 \leq \sigma_{w_{i,j}} < 20 \\ \frac{3}{\frac{2}{1600}(\sigma_{w_{i,j}} - 20)^2 + 1} & \text{if } 20 \leq \sigma_{w_{i,j}} < 60 \\ 1 & \text{if } \sigma_{w_{i,j}} \geq 60 \end{cases} \quad ۲-۳$$

این تابع تنها برای نقاط تصویر با انحراف معیار روشنایی محلی حدود ۲۰ موجب افزایش کنتراست می شود. این محدوده انحراف معیار مربوط به ناحیه پلاک فرض شده است. منحنی تابع بهبود کنتراست ارائه شده توسط Zheng در (شکل ۳-۲) آمده است.



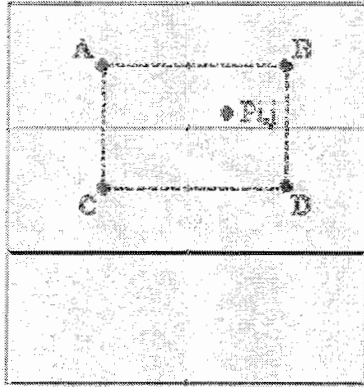
شکل ۳-۲: منحنی تابع بهبود کنتراست

البته نتایج تجربی ما نشان داد که بسته به شرایط تصویر برداری خصوصاً نور در صحنه، انحراف معیار روشنایی در محل پلاک از یک تصویر به تصویر دیگر تغییر می کند. لذا روش ارائه شده جواب مطلوبی در شرایط مختلف روشنایی نمی دهد. (شکل ۳-۴ ب) نتیجه پیش پردازش بر روی تصویر ورودی (شکل ۳-۴ الف) می باشد که به دلیل روشنایی بالای تصویر کنتراست ناحیه پلاک بهبود نیافته است.

برای حل این مشکل تابع  $f(\sigma_{w_{i,j}})$  را بصورت افقی با اطلاعات تصویر ورودی تغییر می دهیم. در این رابطه انحراف معیار روشنایی در ناحیه پلاک را بصورت یک متغیر در تابع پیشنهادی  $f(\sigma_{w_{i,j}}, \sigma_0)$  در نظر می گیریم. مقدار  $\sigma_0$  را بصورت زیر از روی انحراف معیار روشنایی در همسایگی نقطه  $P_{i,j}$  تخمین می زنیم.

$$\sigma_0 = \frac{\sum_{k=(-p/2)}^{p/2} \sum_{l=(-q/2)}^{q/2} \sigma_{w_{i+k, j+l}}}{p \cdot q} \quad ۳-۳$$

جهت کاهش حجم محاسبات در روش بهبود کنتراست ارائه شده، به جای محاسبه مستقیم انحراف معیار و متوسط روشنایی محلی  $(\bar{I}_{W_{i,j}}, \sigma_{W_{i,j}})$  در تک تک نقاط تصویر این مقادیر را از روی اطلاعات مربوط به تعداد اندکی از همسایه های هر نقطه درونیابی می کنیم.



شکل ۳-۳: تقسیم بندی تصویر اصلی به زیر تصویرهایی با مرکزیت  $(A, B, C, D)$ ، در مجاورت نقطه مورد نظر  $P_{i,j}$



(الف)



(ج)



(ب)

شکل ۳-۴: (الف) تصویر ورودی، (ب) نتیجه روش Zheng [۴] و (ج) نتیجه روش پیشنهادی

مطابق (شکل ۳-۳) چنانچه تصویر  $I$  به تعدادی زیر تصویر (شش زیر تصویر در این شکل) تقسیم گردد، پس از محاسبه انحراف معیار و متوسط روشنایی در مرکز هر زیر تصویر، می توان برای هر نقطه  $P_{i,j}$  این مشخصات آماری را به کمک درون یابی از چهار نقطه همسایه مستقیم آن (نقاط  $A, B, C, D$  روی شکل) بدست آورد [۱]. این ساده سازی بطور چشم گیری اجرای مرحله بهبود کنتراست را سرعت می بخشد. روابط زیر بیانگر پارامترهای مربوط برای پیاده سازی درونیابی می باشند:

$$\bar{I}_{W_{i,j}} = (1 - c_x)[(1 - c_y)\bar{I}_{W_{i,1}} + c_y\bar{I}_{W_{i,2}}] + c_x[(1 - c_y)\bar{I}_{W_{1,j}} + c_y\bar{I}_{W_{2,j}}], \quad 4-3$$

$$\sigma_{W_{i,j}} = (1 - c_x)[(1 - c_y)\sigma_{W_{i,1}} + c_y\sigma_{W_{i,2}}] + c_x[(1 - c_y)\sigma_{W_{1,j}} + c_y\sigma_{W_{2,j}}] \quad 5-3$$

$$k = 1, 2, 3, \dots, \frac{m}{p}, \quad l = 1, 2, 3, \dots, \frac{n}{q}$$

$$p \cdot k \leq i < p(k+1), \quad q \leq j < q(l+1), \quad c_x = \frac{i - p \cdot k}{p}, \quad c_y = \frac{j - q \cdot l}{q}$$

هر چند تغییر در روش Zheng نتایج مطلوبی در شرایط روشنایی بسیار کم/زیاد دارد اما این روش اخیر به نوعی کنتراست تمام پیکسلها را افزایش می دهد که چندان مطلوب نیست. با مطالعات و بررسی تصاویر متعدد به این نتیجه رسیدیم که می توان از معیار بهتری به جای واریانس برای افزایش کنتراست استفاده کرد که در بخش بعدی راجع به آن بحث می شود.

### 3-1-2- استفاده از معیار چگالی لبه ها برای بهبود روش قبل

با مشاهده تصاویر لبه (خصوصاً لبه های عمودی) خودرو درمی یابیم که چگالی لبه های پلاک خودرو در تصاویر مختلف عموماً در محدوده مشخصی واقع هستند. از طرفی منطقی به نظر می رسد که معیار چگالی لبه ها پایدار تر از معیاری همچون واریانس باشد. بنابراین به منظور افزایش کنتراست تصویر ورودی، با تکیه بر چگالی لبه های عمودی به ترتیب زیر عمل می کنیم.

### 3-1-2-1- تخمین چگالی لبه های عمودی

برای تخمین چگالی لبه های عمودی در یک همسایگی محلی ابتدا می بایست لبه های عمودی استخراج شوند. به این منظور با استفاده از عملگر Sobel عمودی (کرنل 3-6) تصویر گرادیان عمودی را محاسبه می کنیم. لازم به ذکر است که استخراج لبه های عمودی توسط این عملگر که به دلیل سادگی آن که بسیار سریع است با اعمال آستانه ای مناسب بر روی خروجی عملگر Sobel تصویر باینری لبه ایجاد می گردد. لازم به ذکر است که به منظور تخمین درستی از چگالی لبه های پلاک و از دست ندادن لبه های پلاک در شرایطی که تصویر ورودی کیفیت پایینی دارد، آستانه باینری ساز پایین انتخاب می شود. (شکل 3-5) تصویر خودرو (الف) و نتیجه استخراج لبه های عمودی (ب) را نشان می دهد.

$$h = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$



(ب)



(الف)

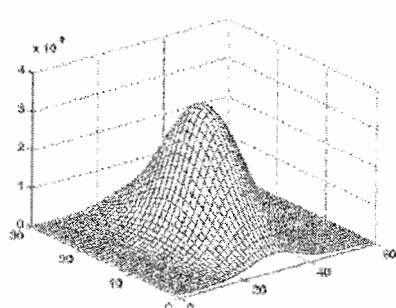
شکل ۳-۵: (الف) تصویر ورودی (ب) تصویر لبه با اعمال آستانه پایین

برای تخمین چگالی لبه های عمودی در مرحله بعد، از یک فیلتر گوسی دو بعدی استفاده می کنیم. برای این منظور تصویر لبه (شکل ۳-۵ ب) را با تخمین گر گوسی دو بعدی که ابعادی نزدیک به ابعاد پلاک دارد کانالو می نمایم. فیلتر تخمین گر ابعاد پلاک را مدل می نماید لذا در راستای عمودی کشیده شده است (شکل ۳-۶ الف). نتیجه تخمین گر روی تصویر لبه در (شکل ۳-۶ ب) نشان داده شده است.

حال می بایست با استفاده از تصویر (شکل ۳-۶ ب) که تخمینی از چگالی لبه های عمودی در تصویر است کنتراست در محل پلاک را افزایش دهیم.



(ب)



(الف)

شکل ۳-۶: (الف) فیلتر دو بعدی برای تخمین چگالی لبه ها (ب) تصویر حاصل از اعمال فیلتر گوسی

### ۳-۱-۲-۲- افزایش کنتراست

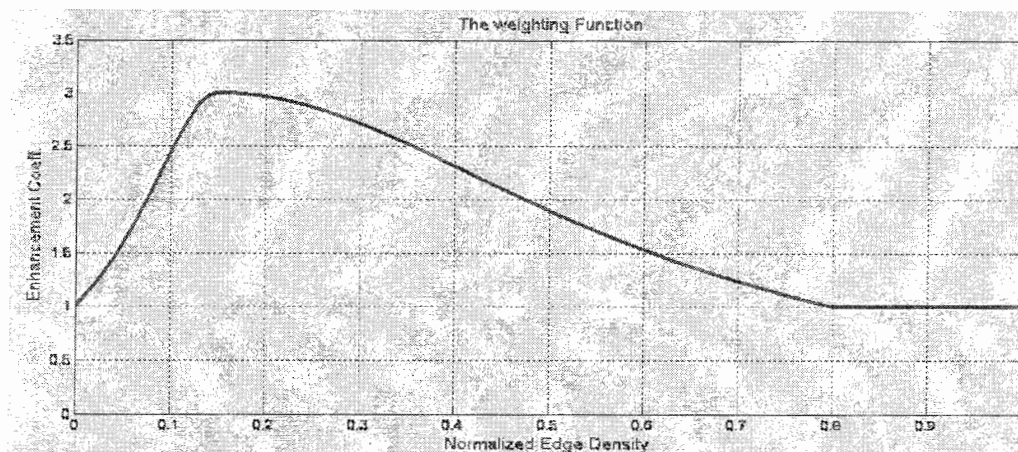
به منظور سادگی و جلوگیری از افزایش پیچیدگی محاسباتی از تابع پیشنهادی Zheng برای افزایش کنتراست در نواحی شبیه پلاک استفاده می گردد. با این تفاوت که:

۱. روش Zheng از معیار واریانس برای بهبود استفاده کرد در حالی که در روش پیشنهادی از معیار چگالی لبه های که بسیار پایدار تر نسبت به شرایط روشنایی است استفاده شده است.
۲. این روش سرعت بیشتری نسبت به روش پیشنهادی قبل دارد. چرا که بصورت عمومی<sup>۱</sup> عمل می کند و پیچیدگی محاسباتی کمتری دارد. این روش در مقایسه با روش Zheng سریع تر است.

با جایگزینی چگالی لبه ها به جای واریانس به رابطه زیر خواهیم رسید:

$$I'_{ij} = f(\rho_{Wg_{ij}})(I_{ij} - \bar{I}_{W_{ij}}) + \bar{I}_{W_{ij}} \quad 7-3$$

در این رابطه  $\bar{I}_{W_{ij}}$  میانگرم متوسط روشنایی محلی پیکسل  $P_{ij}$  است. ابعاد این همسایگی همانند قبل کمی کمتر از ابعاد پلاک فرضی انتخاب می شود.  $f(\rho_{Wg_{ij}})$  تابع وزن دهنده به روشنایی پیکسلهاست که از چگالی لبه ها به عنوان معیار وزن دهی استفاده می کند. نمودار این تابع در (شکل ۳- ۷) به نمایش در آمده است.



شکل ۳- ۷: منحنی تابع وزن دهنده  $f(\rho_{Wg_{ij}})$

همانطور که از نمودار (شکل ۳- ۷) نیز مشخص است نواحی با چگالی لبه حدود ۰/۱۵ نیاز به بهبود کنتراست دارند. اما بررسی های تجربی نشان داد که چگالی لبه های محل پلاک در محدوده ای بین حدود ۰/۰۵ و ۰/۷ تغییر می کند بنابراین شکل تابع  $f(\rho_{Wg_{ij}})$  نیز متناسب با این محدوده تغییر یافت که در (شکل ۳- ۷) به نمایش در آمده است.

<sup>۱</sup>Global

رابطه ریاضی این تابع به صورت زیر بیان می شود:

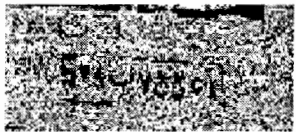
$$f(\rho_{Wg_{i,j}}) = \begin{cases} \frac{3}{A \cdot (\rho_{Wg_{i,j}} - 0.15)^2 + 1} & \text{if } 0 \leq \rho_{W_{i,j}} < 0.15 \\ \frac{3}{B \cdot (\rho_{Wg_{i,j}} - 0.15)^2 + 1} & \text{if } 0.15 \leq \rho_{W_{i,j}} < 1 \\ 1 & \text{if } \rho_{W_{i,j}} \geq 1 \end{cases}, \quad A = \frac{2}{(0.15)^2}, \quad B = \frac{2}{(0.8 - 0.15)^2} \quad 8-3$$

ضرایب A و B برای نرمالیزه کردن تابع به کار می رود.

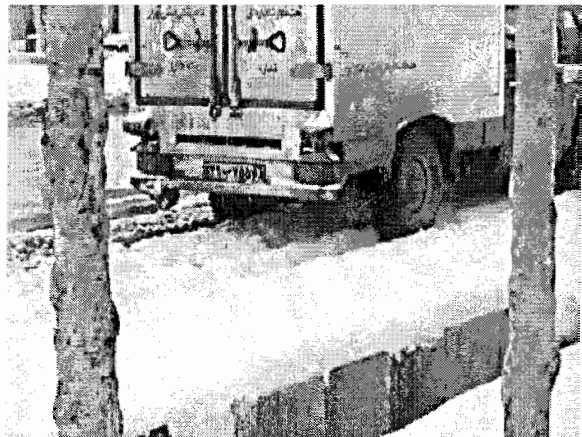
نهایتاً نتیجه حاصل از پیاده سازی این روش در (شکل ۳-۸) به نمایش در آمده است. در ادامه روشی برای تشخیص محل پلاک و حذف نواحی غیر کاندیدا برای پلاک ارائه می گردد.



ب



ج



الف

شکل ۳-۸: الف) تصویر ورودی ب) محل پلاک در نمایی بزرگتر قبل از اعمال تابع ج) نتیجه حاصل از پیاده سازی الگوریتم

### ۳-۲- تشخیص محل پلاک خودرو

به دلیل قابل اعتماد بودن اطلاعات لبه در محل علی الخصوص پس از مرحله افزایش کیفیت تصویر، در این تحقیق از آنالیز لبه های عمودی برای استخراج محل پلاک استفاده می گردد. اما به منظور کاهش خطا در تصاویر پیچیده و همچنین افزایش سرعت و دقت از الگوریتمهای تکمیلی استفاده شده است. در این خصوص دو الگوریتم جداگانه برای استخراج محل پلاک ارائه می گردد که در این بخش به ترتیب زیر بررسی خواهند شد.

### ۳-۲-۱- الگوریتم مبتنی بر تخمین چگالی لبه

#### ۳-۲-۱-۱- استخراج لبه های عمودی

پس از بهبود کنتراست در ناحیه پلاک ، انتظار می رود که کاراکتر های پلاک، لبه های قوی از خود به جای بگذارند. به خصوص اینکه عموماً ارقام فارسی لبه های عمودی متمایزی ایجاد می کند که برای تشخیص محل پلاک یک ویژگی خوب محسوب می شود.

به دلیل سادگی و کارایی نسبتاً خوب گزارش شده برای عملگر Sobel در استخراج لبه، لبه های عمودی تصویر بهبود یافته را نیز به کمک این اپراتور (رابطه ۳-۶) استخراج می کنیم [۱۱]. با اعمال این فیلتر بر روی تصویر، گرادیان آن در جهت عمودی بدست می آید که چنانچه با یک آستانه مناسب مقایسه گردد حاصل یک تصویر باینری می باشد که در آن لبه های عمودی کاراکتر های موجود در پلاک (ارقام و حروف) حضور خواهند داشت. (شکل ۳-۹) مراحل استخراج لبه های عمودی از تصویر پلاک را نشان می دهد. لازم به ذکر است که الگوریتم در این مرحله حساس به انتخاب مقدار دقیق آستانه نیست. به دلیل اینکه کنتراست تصویر در مراحل قبل افزایش یافته است حتی در صورت انتخاب آستانه با حد بالا احتمال از دست دادن لبه های محل پلاک بسیار کم است.

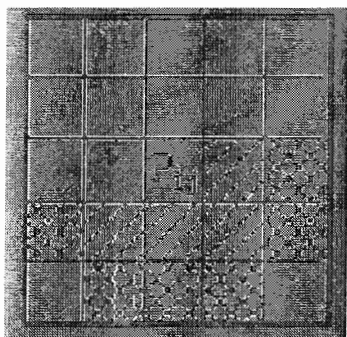


شکل ۳-۹: مراحل استخراج لبه های عمودی از تصویر پلاک. تصویر (۱): اولیه- (۲): بهبود یافته (۳): گرادیان (۴): لبه های عمودی

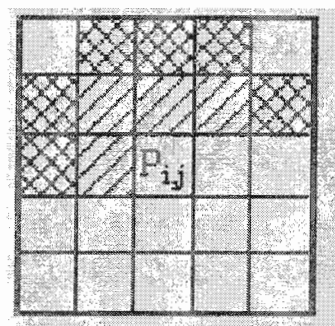
#### ۳-۲-۱-۲- حذف لبه های خارج ناحیه پلاک

با استخراج لبه های عمودی، علاوه بر لبه های ناحیه پلاک اشیاء موجود در صحنه نیز دارای لبه های عمودی قابل توجه می باشند. مرز بین بدنه اتومبیل و پس زمینه در تصویر، درب و پنجره اتومبیل، درخت، نرده و غیره در تصویر باینری زنجیره های طولانی از لبه عمودی را بوجود می آورند. در مقابل وجود بافت هایی نظیر آسفالت، برگ درختان و غیره زنجیره هایی نسبتاً کوتاه از لبه های عمودی را ایجاد می کنند. در صورت حذف این لبه های اضافی، در مراحل بعدی سریعتر می توان به محل احتمالی پلاک پی برد. چراکه با تعداد نقاط کمتری در خارج ناحیه پلاک سروکار داریم و الگوریتم را کمتر درگیر نواحی غیر پلاک خواهیم کرد. الگوریتم بدین صورت عمل می کند که ، طول

هر زنجیره موجود در تصویر باینری لبه را با معیار همسایگی هشت تایی محاسبه و آنرا ذخیره میکنند و در پایان، تنها لبه های مربوط به زنجیره هایی که طول آن در محدوده کاراکترهای ناحیه پلاک می باشد را نگه می دارد. در اولین جاروب، طول زنجیره ها از بالا به پایین (همسایه های بالایی و سمت چپ هر نقطه (شکل ۳-۱۰ الف) محاسبه و ذخیره میشود. در دومین جاروب، طول زنجیره ها از پایین به بالا (همسایه های پایین و سمت راست هر نقطه (شکل ۳-۱۰ ب)) محاسبه و ذخیره میشود. در مرحله آخر دو مقدار بدست آمده در مرحله قبل با هم جمع می شود و اگر این طول در محدوده طول پیش فرض برای لبه های عمودی موجود در پلاک باشد، حفظ و در غیر این صورت آن زنجیره حذف می شود. در این صورت بسیاری از لبه های خارج محدوده پلاک از تصویر حذف خواهند شد. البته طبیعی است که بعد از اجرای این الگوریتم تعداد کمی از لبه های موجود در محل پلاک را نیز از دست بدهیم ولی به دلیل باقی ماندن اکثر زنجیره های عمودی این مساله اهمیت ندارد [۱]. (شکل ۳-۱۱) تصویر لبه قبل و بعد از حذف زنجیره های اضافی را نشان میدهد.

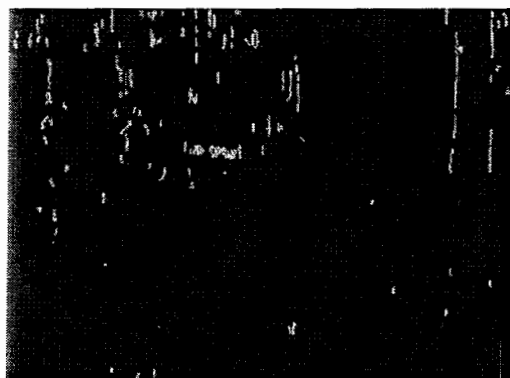


ب

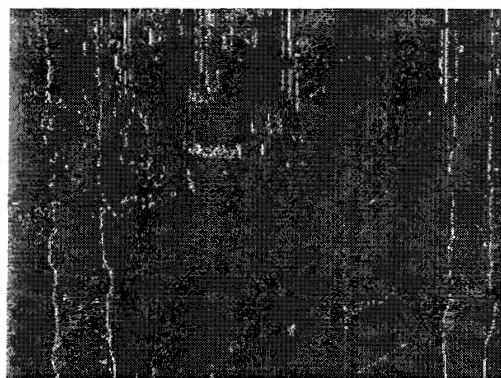


الف

شکل ۳-۱۰: همسایه های (الف) بالا-چپ و (ب) پایین-راست برای نقطه  $P_{ij}$  در الگوریتم محاسبه طول زنجیره ها



ب



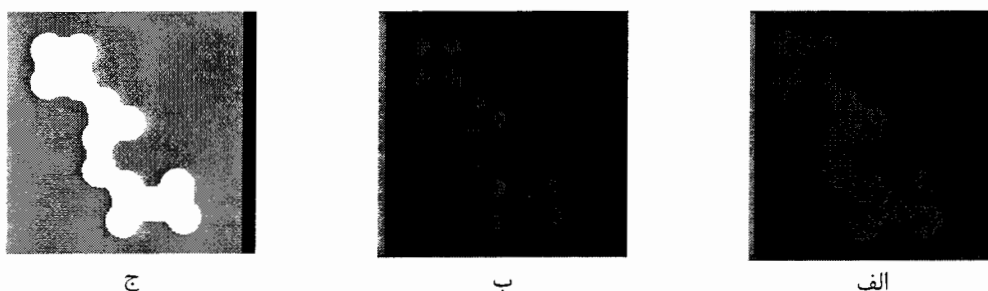
الف

شکل ۳-۱۱: تصویر (الف) قبل و (ب) بعد از حذف زنجیره های اضافی



### ۳-۲-۱-۳ - استفاده از عملگرهای مورفولوژیکی برای استخراج ناحیه پلاک

تکته قابل اشاره این است که بدلیل توالی تعدادی کاراکتر در پلاک ( ۸ کاراکتر در پلاک های جدید ایران)، لبه های عمودی با فواصل نسبتاً منظم در ناحیه پلاک باید وجود داشته باشد. در صورتی که بتوانیم لبه های با چگالی بالا را در محل ناحیه پلاک به هم متصل کنیم یک ناحیه ای یکپارچه بعنوان کاندیدا برای پلاک را خواهیم داشت. برای این منظور عملگرهای مورفولوژیکی کارا می باشند. این عملگرها با انجام عملیات غیرخطی در همسایگی یک پیکسل، شکل و ابعاد ناحیه ی در برگیرنده آن پیکسل را تغییر می دهد [۵][۶]. عملگرهای پایه مورفولوژیکی عبارتند از؛ Dilation, Erosion, Opening و Closing می باشند. دو عملگر آخر ترکیبی از عملگرهای اول و دوم هستند. در اجرای عملیات مورفولوژی یک المان ساختاری (SE) نحوه قرار گرفتن همسایه های یک پیکسل را در عملیات مربوطه تعیین می کند. SE بسته به کاربرد و نتیجه خواسته شده در اشکال گوناگون می تواند انتخاب شود. (شکل ۳- ۱۲) نتیجه حاصل از اعمال برخی از این عملگرها روی تصاویر باینری را با المان ساختاری دیسک نشان می دهد.



شکل ۳- ۱۲: الف) تصویر باینری ورودی - نتیجه حاصل از اعمال ب) Erosion ج) Closing

برای اتصال لبه های عمودی در محل پلاک تصویر لبه ها را توسط عملگر Closing در راستای افقی با المان ساختاری مستطیلی که طول آن در جهت افقی در حدود فاصله کاراکترها در یک پلاک و در جهت عمودی دو تا سه پیکسل می باشد فیلتر می کنیم. البته لازم به ذکر است که انتخاب ابعاد المان ساختاری بستگی به فاصله بین دوربین و پلاک دارد و ابعاد ذکر شده ی فوق در بازه محدودی از فاصله بین دوربین و پلاک عملکرد مناسب دارد. نتیجه این عمل پر کردن فاصله بین تمام زنجیره های عمودی که فاصله آنها کمتر یا مساوی با طول المان ساختاری می باشد خواهد شد. لذا با اجرای این عملیات لبه های ناشی از کاراکترهای پلاک ایجاد یک ناحیه یکپارچه در محل پلاک را خواهند کرد (شکل ۳- ۱۳ لف). طبیعی است که در نتیجه اعمال عملگر فوق، در جاهایی غیر از پلاک نیز

نواحی یکپارچه ایجاد شده که اشتباهاً به عنوان پلاک کاندیدا می شوند. این نواحی می بایست در مراحل بعدی حذف شوند.

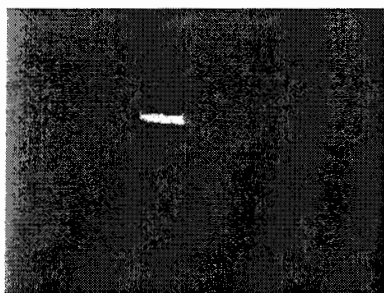
### ۳-۲-۱-۴- فیلتر کردن نواحی غیر از پلاک

پس از استخراج نواحی کاندیدا برای پلاک لازم است تا نواحی غیر پلاک از این مجموعه حذف گردد. در این مرحله برخی ویژگیهای موجود در پلاک نظیر شکل پلاک، نسبت طول به عرض پلاک و اندازه پلاک به عنوان مشخصات پلاک مورد استفاده قرار می گیرند [۲۸].

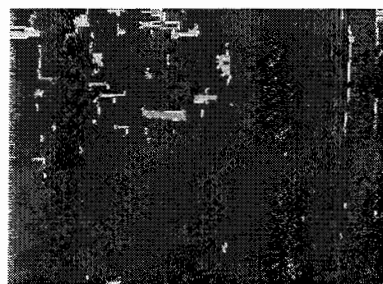
برای هر ناحیه کاندیدا شده، تعداد لبه های عمودی که با ناحیه همپوشانی دارند را شمارش کرده اگر این تعداد از حدود مورد انتظار کمتر یا بیشتر باشد ناحیه مربوطه حذف می گردد. طول ناحیه و نسبت طول به عرض برای ناحیه معیار های دیگری هستند که می بایست برای یک پلاک در محدوده از پیش تعیین شده ای قرار گیرد. برای این منظور مستطیل محیط شونده<sup>۱</sup> به ناحیه را تشکیل و از روی آن پارامتر های مورد نظر را استخراج می کنیم. بنابراین الگوریتم مورد نظر به ترتیب زیر است.

```
for every region
  if Edge_Count > Edge_max
    or Edge_Count < Edge_min
    or Length > Len_max
    or Height > Heigh_min
    or Aspect_ratio > Aspect_max
    or Aspect_ratio < Aspect_min
  Then
    Regin_pixels = 0;
  end
end
```

(شکل ۳-۱۳ ب) نتیجه اعمال الگوریتم را برای (شکل ۳-۸ الف) نشان می دهد.



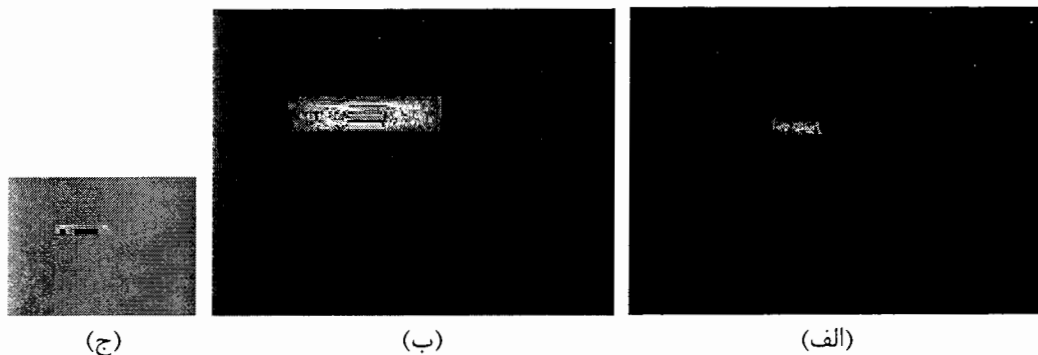
ب



الف

(شکل ۳-۱۳: الف) نواحی ایجاد شده پس از اعمال Closing (ب) نتیجه حاصل از حذف نواحی اضافی

<sup>۱</sup>Boundary box



شکل ۳-۱۴: (الف) تصویر لبه متناظر با نواحی کاندیدا برای پلاک. تشخیص نهایی محل پلاک (ب) با ابعاد اصلی (ج) در ابعاد کوچکتر

در آخر برای تعیین محل پلاک از بین نواحی باقیمانده (در مواردی که بیش از یک ناحیه به عنوان کاندیدا باقی می ماند) به ترتیب زیر عمل می کنیم. ابتدا تصویر مربوط به لبه متناظر با نواحی باقیمانده به عنوان کاندیدای پلاک (شکل ۳-۱۴ الف) را بدست می آوریم. این تصویر به راحتی با انجام عمل "AND" منطقی بین تصویر لبه (شکل ۳-۱۲ ب) و تصویر نواحی باقیمانده (شکل ۳-۱۳ ب) بدست خواهد آمد. تصویر حاصل را با پنجره ای به ابعاد تقریبی پلاک مورد انتظار، کانالو کنیم تا همبستگی بین نواحی استخراج شده و مدل پلاک را بدست آوریم. سپس ناحیه ای که بیشترین روشنایی، را داشته باشد (بیشترین همبستگی با مدل پلاک) محل پلاک را در تصویر مشخص می کند (شکل ۳-۱۴ ب). برای سرعت بخشیدن به اجرای این مرحله ابتدا تصویر نتیجه را به بلوکهای کوچکتری به ابعاد تقریبی  $1/16$  ابعاد پلاک پیش فرض تقسیم نموده و سپس در هر کدام از این بلوکها تعداد لبه ها را می شماریم و این تعداد را معادل با یک پیکسل در تصویر جدید قرار می دهیم. اکنون ما تصویری با ابعادی کوچکتر از تصویر لبه داریم که اگر ماسکی به ابعاد تقریبی پلاک مورد نظر (با در نظر گرفتن این تغییر مقیاس) را با آن کانالو کنیم با پیچیدگی محاسباتی کمتری به تصویر نهایی محتمل برای پلاک خواهیم رسید (شکل ۳-۱۴ ج).

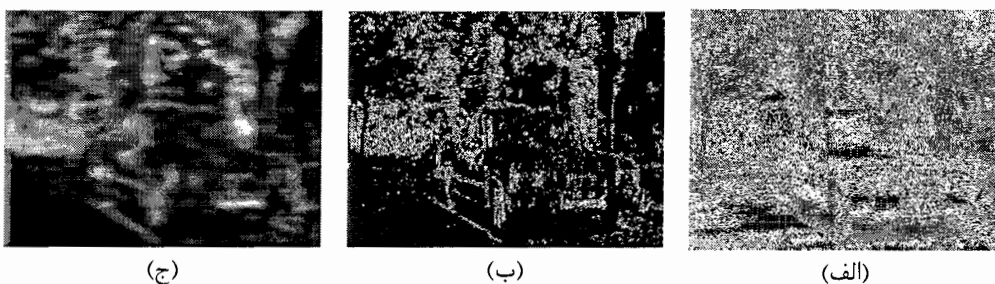
### ۳-۲-۲- الگوریتم مبتنی بر فیلتر منطبق

با مشاهده تصاویر زیادی از خودروها به نتیجه جالبی دست یافتیم. نواحی اطراف محل پلاک در بیش از ۹۰ درصد خودروها، عاری از لبه های عمودی است. مخصوصا در بالا و پایین محدوده پلاک لبه های موجود عموما افقی بوده و لبه های عمودی در مقایسه با لبه های داخل پلاک (ناشی از کاراکترها) بسیار ضعیف هستند. این ویژگی به ندرت در نواحی دیگر یک تصویر شامل خودرو دیده

می شود (حتی در پس زمینه های شلوغ). این ویژگی می تواند به عنوان یک مشخصه منحصر به فرد برای تشخیص محل پلاک مورد استفاده قرار گیرد. ما بهره گیری از این ویژگی را در تحقیق انجام شده پیشنهاد داده ایم.

### ۳-۲-۲-۱- تخمین چگالی لبه ها

برای استفاده از ویژگی عنوان شده ابتدا می بایست چگالی لبه های عمودی محاسبه شود. این مرحله کاملاً مشابه الگوریتم بیان شده در قسمت (۳-۱-۲-۱) است. نتایج حاصل از پیاده سازی این الگوریتم بر روی یک تصویر نمونه در (شکل ۳-۱۵) آمده است. مشابه الگوریتم بیان شده در بخش (۳-۱-۲-۱) از آستانه با حد پایین جهت باینری نمودن تصویر لبه استفاده می کنیم تا لبه های محل پلاک را در تصاویر با کیفیت پایین از دست ندهیم.

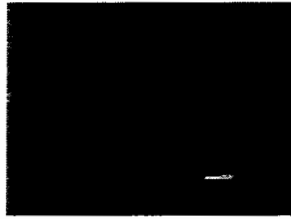


شکل ۳-۱۵: الف) تصویر سطح خاکستری ورودی ب) لبه های عمودی استخراج شده با آستانه بالا ج) تخمین چگالی لبه ها

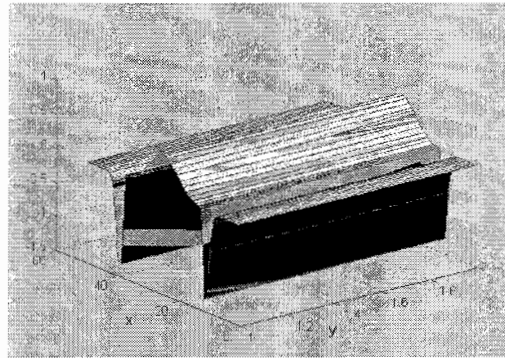
### ۳-۲-۲-۲- طراحی فیلتر تطبیق برای مدل پلاک

در این مرحله قصد داریم نواحی محتمل برای پلاک را از تصویر چگالی لبه استخراج کنیم. برای این منظور با مشاهده تصویر (شکل ۳-۱۵)، ناحیه پلاک با در نظر گرفتن همسایگی آن را با استفاده از ترکیب سه تابع گوسی مدل می کنیم. نمای سه بعدی از این مدل که فیلتری از نوع تطبیقی<sup>۱</sup> است در (شکل ۳-۱۶) الف) آمده است. چنانچه این فیلتر در محل پلاک قرار گیرد بیشترین انطباق را با منطقه پلاک خواهد داشت.

<sup>۱</sup>Match filter



(ب)



(الف)

شکل ۳-۱۶: الف) فیلتر مدل پلاک ب) نتیجه حاصل از اعمال فیلتر روی تصویر چگالی لبه

این مدل بیان می کند که شدت روشنایی داخل محدوده پلاک (بخش مرکزی فیلتر) در راستای افقی تقریباً ثابت می ماند در حالی که حرکت در راستای عمودی تغییرات متقارنی از شدت روشنایی را در پی دارد. این تغییرات به دلیل گذر از لبه های افقی پلاک و ضعف شدید چگالی لبه های عمودی در محدوده بالا و پایین پلاک است (بالا و پایین فیلتر). برای افزایش انعطاف فیلتر نسبت به تغییرات وسعت این سه ناحیه (خود پلاک-بالا و پایین پلاک) که ناشی از تغییر فاصله دوربین و پلاک خودروست، از توابع گوسی استفاده شده است. رابطه ریاضی به کار رفته برای تعریف این مدل بصورت ذیل است:

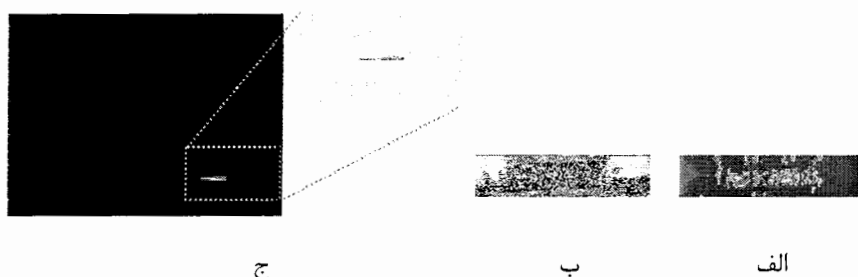
$$h(x, y) = \begin{cases} A \cdot \exp\left(-x^2 / 0.2\sigma_x^2\right) & \text{for } 0 \leq x < \frac{m}{3} \text{ or } \frac{2m}{3} < x \leq m, 0 \leq y < n \\ B \cdot \exp\left(-x^2 / 2\sigma_x^2\right) & \text{for } \frac{m}{3} \leq x \leq \frac{2m}{3}, 0 \leq y < n \end{cases} \quad 9-3$$

این تابع درحقیقت یک ماسک با ابعاد  $m \times n$  به (شکل ۳-۱۶ الف) است که می بایست با تصویر چگالی لبه (شکل ۳-۱۵ ج) کانوالو شود. فیلتر فوق تنها در راستای عمودی (یعنی  $x$ ) تغییر می کند و در راستای افقی ثابت است. بنابراین علامت  $\sigma_x$  در رابطه ۳-۹ واریانس بخش مرکزی فیلتر در راستای  $x$  است. واریانس دو گوش فیلتر  $0.1\sigma_x$  در نظر گرفته شده است. این مقادیر به صورت تجربی بدست آمده است. البته با مشاهده تصویر چگالی لبه در همسایگی پلاک منطقی به نظر می رسد که واریانس گوشه ها کمتر از بخش مرکزی فیلتر باشد. ضرایب  $A, B$  ( $A < 0, B > 0$ ) برای نرمالیزه کردن فیلتر در نظر گرفته شده اند. این ضرایب طوری انتخاب می شوند که سطح کل زیر منحنی فیلتر صفر باشد. این خاصیت تضمین می کند پاسخ فیلتر به مناطق یکنواخت صفر باشد.

سپس این فیلتر با تصویر (شکل ۳- ۱۵ ج) کانالو می شود. انتظار داریم که اعمال این فیلتر پاسخ قوی در نواحی شبیه پلاک داشته باشد در حالی که در نواحی یکنواخت و سایر نقاطی که منطبق با این مدل نیستند پاسخ ضعیفی ایجاد شود. نتیجه حاصل از این فیلترینگ می بایست با آستانه ای مقایسه شده و یک یا چند ناحیه به عنوان کاندیدای پلاک ارائه گردد. جالب توجه است که به دلیل قوی بودن پاسخ فیلتر در محل پلاک مقدار این آستانه بسیار نزدیک به ماکزیمم خروجی انتخاب می گردد. طبق آزمایشات انجام شده انتخاب آستانه ای حدود ۸۰ درصد مقدار ماکزیمم مطلوب است. خروجی حاصل از اعمال این فیلتر در (شکل ۳- ۱۶ ب) نشان داده شده است. مرحله بعد تشخیص مرز دقیق پلاک و جداسازی کل آن از تصویر اصلی است.

### ۳-۲-۲-۳- گسترش ناحیه ی کاندیدا و استخراج پلاک

ناحیه (نواحی) باقیمانده به عنوان کاندیدا برای محل پلاک ممکن است به هر شکل و با هر سایزی باشد و ممکن است تمام محدوده پلاک را شامل نباشد و فقط نماینده بخش کوچکی از آن باشد. در حقیقت الگوریتم پیشنهادی تنها اطلاعاتی راجع به مختصات محل پلاک را در اختیار ما می گذارد. برای اینکه تمام ناحیه پلاک را برای مراحل بعد در دست داشته باشیم نواحی کاندیدای باقیمانده به اندازه دو برابر ابعاد پلاک پیش فرض در جهات افقی و عمودی گسترش می یابد و از تصویر اصلی جدا می شود. (شکل ۳- ۱۷) چگونگی گسترش و استخراج لبه های مربوطه را نشان می دهد.



شکل ۳- ۱۷: الف) لبه های متناظر با ناحیه کاندیدا ب) نتیجه حاصل از گسترش ناحیه ی کاندیدا در تصویر سطح خاکستری ج) محل تشخیص داده شده به عنوان پلاک

سایر مراحل مربوط به استخراج ناحیه پلاک به همراه مرزهای دقیق آن شبیه الگوریتم بیان شده در بخش ۲-۱-۳ و استفاده از عملگرهای مورفولوژی است. با این تفاوت که دیگر نیازی به پردازش کل تصویر نیست بلکه فقط زیر تصویر (شکل ۳- ۱۷ الف) مورد پردازش قرار خواهد گرفت. نتیجه حاصل در (شکل ۳- ۱۸) به نمایش در آمده است.



(ب)



(الف)

شکل ۳-۱۸: الف) ناحیه نهایی استخراج شده (ب) ناحیه متناظر با قسمت الف در تصویر سطح خاکستری

### ۳-۳- الگوریتم پیشنهادی برای تشخیص دقیق مرزهای پلاک و جداسازی آن

روشهای مختلفی از جمله عملگرهای مورفولوژی (که در قسمت قبل استفاده شد) و هیستوگرام و تبدیل هاف و غیره برای تشخیص دقیق مرز پلاک و جداسازی آن از تصویر اصلی وجود دارد. اما متأسفانه هر کدام از این روشها مشکلاتی دارند که دقت الگوریتم را کاهش می دهند. به عنوان مثال استفاده از عملیات مورفولوژی بسیار حساس به فاصله پلاک از دوربین و زاویه دید است و تنها برای فواصل و زوایای محدود عملکرد مطلوبی دارد. روش تبدیل هاف نیز برای پلاک های با لبه های آسیب دیده عملکرد مناسبی ندارد. مطالعه و بررسی در این زمینه نشان داد که اخیراً روشی با نام Image Foresting Transform (IFT) توسط Alexandre X. Falcao [۳۷] ارائه داده شده است که در تعیین مرزهای دقیق یک شیء و ناحیه بندی تصویر کاربرد دارد. این روش مبتنی بر تئوری گراف بوده و برای جداسازی پلاک خودرو از تصویر اصلی نیز به کار می رود. در ادامه توضیح مختصری از عملکرد این روش و نتایج حاصل از آن روی نواحی کاندیدای پلاک ارائه می گردد.

#### ۳-۳-۱- الگوریتم Image Foresting Transform (IFT)

به بیان کلی در این الگوریتم، یک تصویر که عموماً تصویر گرادیان است [۳۷] با گراف مدل می شود. پیکسلهای تصویر گره ها و معیار ارتباط پیکسلها (همسایه چهارتایی هشت تایی و غیره) با کمانها در گراف معادل می شوند. با انتخاب یک گره در درون شیء (که در این گزارش، شیء همان پلاک است) شروع به حرکت روی کمانها میکنیم. در طی این مسیر به هر شاخه (کمان) ارزشی نسبت داده می شود. در نهایت با اعمال تابعی با نام تابع ارزش<sup>۱</sup> مسیرهای با کمترین ارزش<sup>۲</sup> به عنوان مسیر بهینه انتخاب می شود. معیارهای متفاوتی را می توان در طراحی تابع ارزش به کار برد. از جمله آنها می توان به شدت روشنایی، رنگ، گرادیان و موقعیت پیکسلها اشاره کرد [۳۷]، که بسته به کاربرد می توان معیار مناسبی را برگزید. با استفاده از تابع ارزش، متناظر با هر پیکسل موجود در تصویر گرادیان

<sup>۱</sup> Cost function

<sup>۲</sup> Minimum cost

یک پیکسل با ارزش جدید در تصویر دیگری با نام Cost map قرار میگیرد. ارزش این پیکسل توسط تابع ارزش تعیین می شود. سپس مسیر های با کمترین ارزش انتخاب شده و جدا می شود. در حقیقت با این کار مجموعه ای از زیرگرافها که می توان آنها را درخت نامید از گراف اصلی جدا می شود. در مواقعی که جداسازی یک شی از پس زمینه مطلوب است (مثل مساله جداسازی پلاک) در نهایت گراف به دو زیرگراف شیء و پس زمینه تبدیل می گردد. در این مقاله به دلیل قوی بودن اطلاعات لبه در محل پلاک از معیار گرادیان در تشخیص مرز پلاک استفاده می کنیم. تابع ارزش مورد استفاده به صورت زیر بیان می شود:

$$\begin{aligned} f_{\max}(t) &= h(t), \\ f_{\max}(\pi \cdot (s, t)) &= \max\{f_{\max}(\pi), w(s, t)\}, \end{aligned} \quad ۱۰-۳$$

در این تابع منظور از  $h(t)$  ارزشی است که به اولین پیکسل مورد بررسی که دانه<sup>۱</sup> نامیده می شود (پیکسل (های) کشف شده در مرحله قبل) داده می شود. این ارزش، همان گرادیان پیکسل مربوطه است.  $\pi$  مسیر در حال بررسی است. و  $w(s, t)$  ارزش هر کمان در گراف تصویر است.

در تابع  $f_{\max}$ ، بیشترین گرادیان در بین پیکسلهای همسایه ی  $t$  به پیکسل متناظر با آن در cost map اختصاص داده می شود. به دلیل بالا بودن گرادیان در لبه های پلاک، شاخه های درخت ایجاد شده روی مرز متوقف می شود. در نتیجه شیء و پس زمینه از هم تمیز داده می شوند. نتیجه حاصل از تبدیل Image foresting بر روی تصویر گرادیان فرضی در (شکل ۳- ۱۹) به نمایش در آمده است. همانطور که در (شکل ۳- ۱۹ الف) مشخص است پیکسلهای قرار گرفته روی مرز ناحیه خاکستری رنگ (شیء) دارای گرادیان بیشتری در آن همسایگی هستند بنابراین الگوریتم IFT روی آن متوقف می شود. با بررسی دقیقتر (شکل ۳- ۱۹ ب) می توان دید که تمام پیکسلهای موجود در داخل شیء، از پس زمینه جدا شده اند غیر از یک پیکسل با مختصات (۶ و ۸). این مساله به دلیل پایین بودن مقدار گرادیان این پیکسل نسبت به سایر پیکسلهای روی مرز شیء می باشد. از این پیکسل اصطلاحاً به پیکسل نشتی (Leaking pixel) یاد می شود [۳۸]. دلیل این نامگذاری در این است که اگر چشمه آبی از دانه (پیکسل مرکزی سفید رنگ در مرکز تصویر) شروع به جوشش کند اولین جایی که آب از

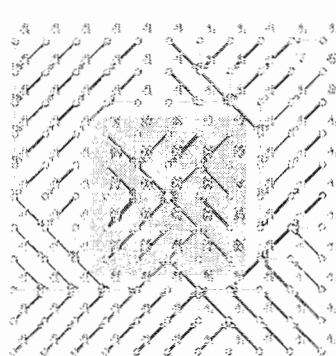
<sup>۱</sup> Seed



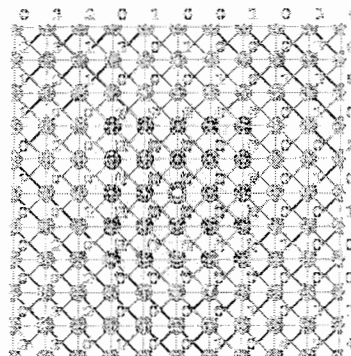
داخل شیء به بیرون نشت می کند همان پیکسل نشتی است. در عمل ممکن است تعداد بیشتری از این پیکسلها در مرز اشیاء باشند. در صورت شناسایی این پیکسلها و سپس بریدن تمام شاخه های متصل به آنها می توان شیء و پس زمینه را با دقت بالایی از هم جدا ساخت.

### ۲-۳- Tree Pruning Segmentation

یکی دیگر از ویژگیهای (شکل ۳-۱۹ ب) این است که تمام پیکسلهای واقع در پس زمینه به پیکسل نشتی متصل اند. الگوریتم Tree Pruning تعداد شاخه های متصل به هر گره را شمرده و آنرا در تصویر جدیدی قرار می دهد (شکل ۳-۲۰ الف). فرایند شمارش، از پیکسلهای موجود روی مرز تصویر شروع و به دانه ختم می شود. اولین گره ای که مقدار ماکزیمم را در تصویر (شکل ۳-۲۰ الف) دارد، همان پیکسل نشت خواهد بود [۳۸]. بعد از شناسایی پیکسل نشتی، کل مسیر طی شده از مرز به سمت این پیکسل حذف می شود و در نهایت تصویر (شکل ۳-۲۰ ب) حاصل می شود. در این تصویر درختی باقی مانده است که نمایانگر شیء (پلاک) می باشد. نتیجه حاصل از پیاده سازی این الگوریتم بر روی تصویر پلاک نمونه در (شکل ۳-۲۱) آمده است.

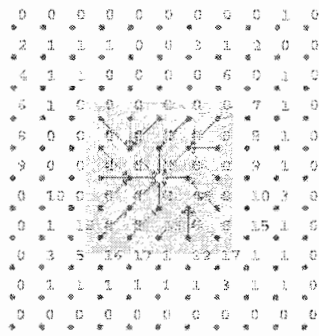


ب

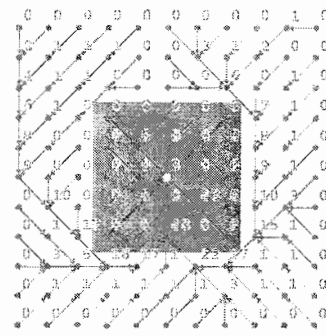


الف

شکل ۳-۱۹ الف) گراف تصویری با معیار همسایگی ۸ تایی اعداد بیانگر ارزش پیکسلها و ناحیه خاکستری رنگ بیان کننده شیء است. ب) نتیجه حاصل از اعمال IFT



ب



الف

شکل ۳-۲۰: الف) نتیجه حاصل از شمارش تعداد شاخه های متصل به هر گره ب) درخت با قیمانده پس از حذف شاخه های اضافی



شکل ۳-۲۱: تصویر پلاک پس از پیاده سازی الگوریتم IFT.

## فصل چهارم

# آنالیز رنگ

## فصل ۴ - آنالیز رنگ

با ملاحظه پلاک های خودرو جدید در کشور ایران ملاحظه شد که ناحیه آبی رنگ سمت چپ پلاک و همچنین علامت پرچم حک شده روی آن می تواند به عنوان یک ویژگی منحصر به فرد جهت تشخیص محل پلاک مورد توجه قرار گیرد. البته این ویژگی مختص پلاک های کشور ایران نبوده و الگوریتم پیشنهادی روی پلاک های سایر کشورها نیز که ترکیب رنگی خاص را در خود داشته باشند، قابل اعمال است. لازم به ذکر است این ویژگی در تصویر برداری خودرو از زوایای مختلف، قابل رویت می باشد. در حقیقت پس از پایان مراحل ذکر شده در فصل قبل و در اختیار داشتن چند ناحیه به عنوان کاندیدا، استفاده از این ویژگی می تواند در تصمیم نهایی برای محل پلاک موثر باشد. یکی از روشهای موفق در استخراج ویژگی رنگ در مرز نواحی رنگی، روش MNS (Mean Shift Algorithm) می باشد. در این تحقیق از روش یاد شده جهت تشخیص محل پلاک استفاده نموده ایم.

### ۴-۱ - الگوریتم Multimodal Neighborhood Signature

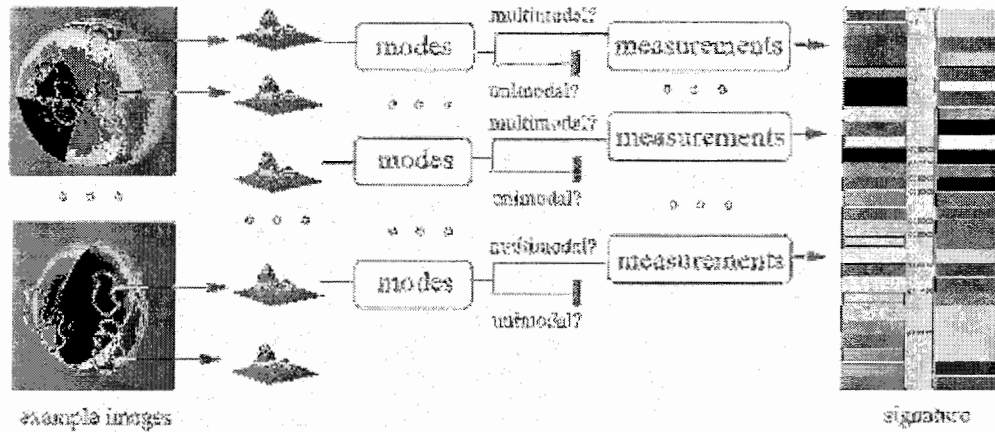
یک Multimodal Neighborhood Signature (MNS) مجموعه ای از اندازه گیریهای پایدار است که از همسایگی هایی در تصویر و با بهره گیری از تابع چگالی رنگ چند مدی استخراج شده است. همسایگی به مجموعه پیکسلهای کوچکی گفته می شود که شکل آن معمولاً مربعی است ولی در حالت کلی انتخاب شکل برای بسیاری کاربردها تفاوتی نمی کند.

برای درک بهتر، همسایگی ها در اطراف یک پیکسل مرکزی در نظر گرفته می شود. یک زیر مجموعه از همه همسایگی ها برای پردازش انتخاب می شود. بسته به تعداد مودهای توزیع احتمالاتی مقادیر رنگها، نواحی انتخاب شده با اسامی تک مودی و یا برای حالتی بیشتر از یک مود، چند مودی نامگذاری می شود.

اندازه گیریهای مقادیر ثابت نسبت به تغییرات روشنایی با کمک مقدار مود بدست آمده به کار رود. محاسبه این ویژگیهای پایدار<sup>۱</sup> از روی همسایگی های تک مدی و چند مودی با اعمال فرضیاتی قابل اجراست [۵۱]. توصیفی قدرتمند از محتوای رنگ قابل حصول است. چرا که یک ناحیه کوچکی از

<sup>۱</sup> *Illumination invariants*

پیکسل‌های رنگی می‌توانند در محاسبه ویژگی برای چندین همسایگی موثر باشند. دیاگرام (شکل ۴ - (۱) روش MNS را نشان می‌دهد



شکل ۴-۱: دیاگرام محاسبه MNS

Matas [۳۹] پردازش مقادیر رنگ را در فضای RGB انجام داد. در [۴۱] Gevers و Smeulders بحث می‌کنند که تبدیل فضای RGB به یک فضای رنگی ادراکی یکنواخت<sup>۱</sup>، می‌تواند عملکرد یک سیستم مبتنی بر رنگ را بهبود بخشد. فضاهای ادراکی در انتخاب رنگ و کاربردهای تطبیق و همچنین در نگاشت اندازه‌گیری‌های رنگ به علامتگذاری رنگها که منطبق با ادراک انسان است مفید بوده‌اند. با این حال استفاده از فضای رنگ یکنواخت برای بازشناسایی شیء معیبه را به همراه خواهد داشت. نه تنها استفاده از فضای یکنواخت برای بازشناسایی شیء نیاز به محاسبات پیچیده‌ای دارد، بلکه در آنالیز برخی از رنگها دارای دقت کمی هستند و دچار خطا می‌شوند [۳۹]. به علاوه تبدیل به فضای رنگ ادراکی (مثل CIE LAB) نیاز به فرضیاتی راجع به ویژگیهای حسگرها دارد که عموماً در دسترس نیستند. همچنین نشان داده شده است که نسبت مقادیر RGB در مقابل تغییرات روشنایی نسبتاً پایدارند [۴۱].

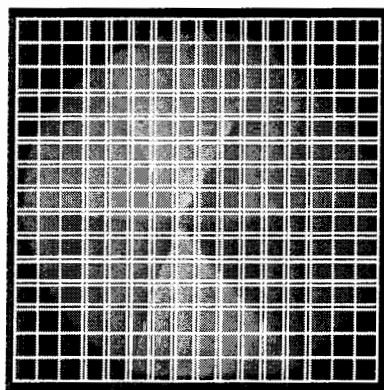
<sup>۱</sup> Perceptually uniform

## ۲-۴- محاسبه MNS Signature

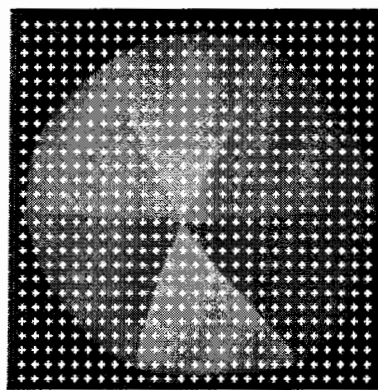
در این تحقیق به منظور سادگی و ترجیحا بالا بردن سرعت در پردازش تصویر از همسایگی های مستطیلی شکل استفاده می کنیم.  $L_{\infty}$  یا متریک Chessboard برای محاسبه فاصله بین دو پیکسل  $(x_1, y_1)$  و  $(x_2, y_2)$  انتخاب می گردد:

$$D_{chess} = \max(|x_2 - x_1|, |y_2 - y_1|) \quad ۲-۴$$

یک همسایگی فشرده شامل همه پیکسلهایی است که بیشترین فاصله  $D_{chess}^{\max}$  را از مرکز همسایگی داشته باشد. برای هر همسایگی مودهای تابع چگالی رنگ با استفاده از روش غیر پارامتریک (kernel-based) مثل الگوریتم Mean shift تعیین شده و سپس مود غالب هر همسایگی انتخاب می شود. مود غالب مودی است که رنگ بیشتر پیکسلها در یک همسایگی به آن متمایل می شود. به عبارت دیگر مود غالب متناظر با رنگی است که در آن همسایگی غالب است. فیلترینگ مود غالب با جایگزاری ارزش هر پیکسل با مقدار RGB مود غالب صورت می گیرد. مقدار  $D_{chess}^{\max}$  پیش فرض برای فیلترینگ ۳ است که داشتن ماسک (همسایگی هایی) با ابعاد  $7 \times 7$  را می طلبد. فیلترینگ تصویر با در نظر گرفتن مود غالب، به حذف نویز در مرزهای رویه شکل مورد نظر کمک می کند در حالی که ساختار کلی رنگ را ثابت نگه می دارد. ایده فیلترینگ با استفاده از مود غالب شبیه majority filtering در مرجع [۴۵] با هدفی مشابه است. تاثیر این پردازش روی تصویر توپ و تصویر پلاک در (شکل ۴-۳) آمده است.

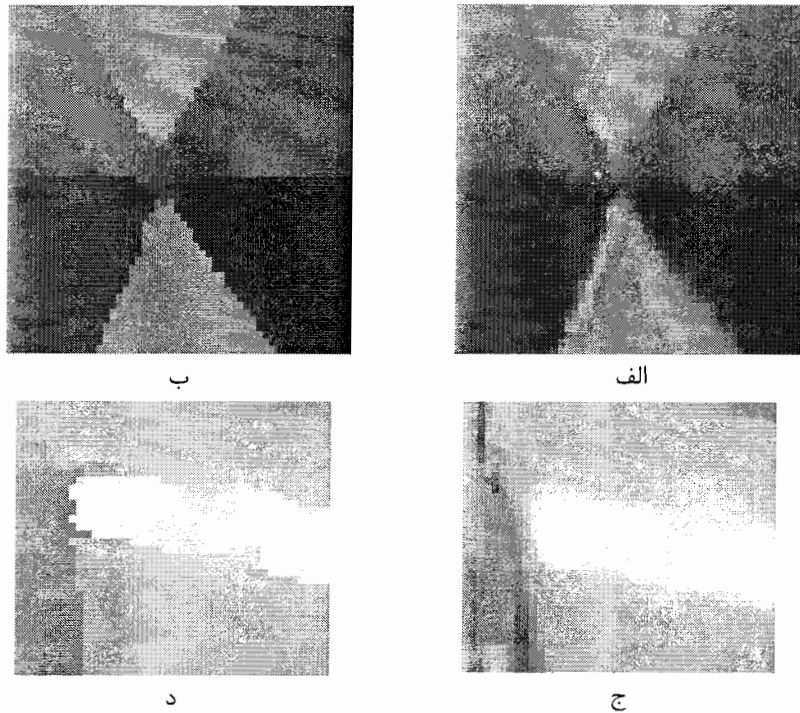


ب



الف

شکل ۴-۳: الف) شبکه ای از مربعهای انتخابی ب) همسایگی chessboard با مرکزیت پیکسلها به قرار شکل قسمت الف

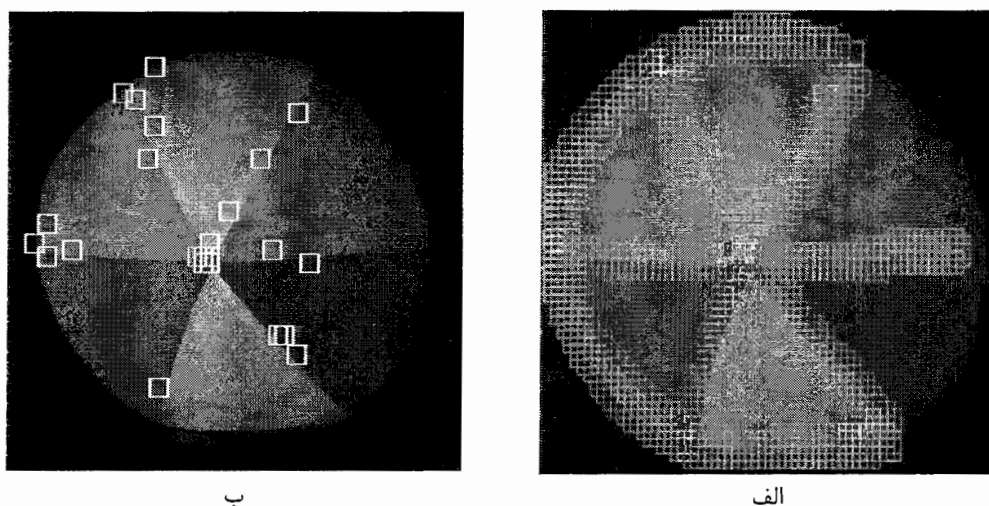


شکل ۴-۳: الف) تصویر ورودی توپ (ب) تاثیر حاصل از فیلترینگ مود غالب. ج) تصویر ودوری پرچم حک شده روی پلاک (د) نتیجه فیلترینگ مود غالب

استفاده از تصویر فیلتر شده پردازش بعدی فقط برای زیر مجموعه ای از همسایگی ها از تصویر فیلتر شده صورت می گیرد و نه برای همه پیکسلها. در آزمایشات صورت گرفته از ماسکهای همپوشانی یافته برای این هدف استفاده می گردد. ماسکهایی با ابعاد بزرگ (۱۶×۱۶) برای این منظور انتخاب می گردد. مثالهای انتخاب این ماسکها در (شکل ۴-۲) نشان داده شده است. برای هر همسایگی مورد بررسی مودهای توزیع رنگ با استفاده از الگوریتم Mean shift محاسبه می گردد، مودهایی از رنگ که کمتر از ۵ پیکسل (۲٪ ابعاد کل ماسک) به آن متمایل می شوند به عنوان نویز تلقی شده و از آنها چشم پوشی می شود. سپس همسایگی ها با توجه به تعداد مودهای آنها به یک مودی دو مودی و یا چند مودی طبقه بندی می شوند.

بعد از این مرحله بسته به کاربرد، نواحی با تعداد مودهای مشخص را نگه داشته و سایر نواحی را از پردازشهای بعدی حذف می کنیم. مثلا در صورتی که فقط دنبال نواحی مثلا دو مودی یا سه مودی یا غیره می گردیم، این نواحی ذخیره شده و از سایر همسایگی ها چشم پوشی می شود. در تشخیص محل پلاک دنبال ناحیه آبی-سفید، قرمز-آبی، سبز-آبی، آبی-قرمز-سفید، آبی-سبز-سفید، قرمز-سفید-سبز و یا سایر ترکیبهای ممکن دیگر هستیم. و به نواحی که دارای مودی غیر از این مودها

هستند نیازی نداریم. می توان برای محاسبه تصدیق رنگ، همسایگی های تشخیص داده شده با مربعهایی با رنگهای مختلف روی تصویر اصلی نشان داده شود. هر رنگ نشان دهنده مودی خاص است. برای مثال قرمز به معنی دو مود بودن، سبز سه مود بودن و آبی چهار مودی بودن را نشان می دهد (شکل ۴-۴).



شکل ۴-۴: الف) مودهای تشخیص داده شده- رنگها بیانگر نوع مود هستند ب) همسایگی هایی که در MNS signature ذخیره شدند

اندازه گیریهای ساده ای از روی مختصات رنگهای این مودها برای هر همسایگی چند مودی قابل محاسبه است. برای هر جفت مقادیر مود  $m_i$  و  $m_j$  بردار  $v = (m_i, m_j)$  در فضای ۶ بعدی نامگذاری شده با  $RGB^2$  ساخته می شود. برای همسایگی هایی با بیش از دو مود هر جفت مود مورد بررسی قرار می گیرد. برای تولید یک توصیفگر تصویر کارآمد، جفتهای رنگ ساخته شده در این فضای  $RGB^2$  کلاستر بندی می شوند و یک بردار نماینده برای هر کلاستر اختصاص داده می شود. برای کلاستر بندی، الگوریتمی فرونشانی<sup>۱</sup> برای اندازه گیریهای مشابه اعمال می گردد. این دو الگوریتم در ادامه آمده است.

تصدیق محاسبه شده بسته به پیچیدگی رنگهای موجود در محیط شامل تعدادی بردار  $RGB^2$  است. ساختار نهایی عموماً بسیار مختصر و قابل انعطاف است. همسایگی هایی که اندازه گیری های مربوط به آنها در تصدیق MNS ذخیره می شود در (شکل ۴-۴) نشان داده شده است.

<sup>۱</sup> suppression



با بررسی این الگوریتم کاملاً مشخص است که می‌توان از آن برای شناسایی مرز آبی-سفید و همچنین محل پرچم در پلاک خودرو استفاده کرد. بدین ترتیب برای تشخیص محل نهایی پلاک خودرو نیز الگوریتم فوق را روی نواحی کاندیدای باقیمانده از مرحله قبل پیاده‌سازی کرده و در صورت تطبیق یک یا چند تا از موده‌های محاسبه شده با موده‌های مورد انتظار در سمت چپ پلاک خودرو این ناحیه به عنوان محل پلاک خودرو پیشنهاد می‌گردد. از مهمترین ویژگی‌های این روش حساس نبودن آن به زاویه دوربین و پلاک است. این یکی از شایعترین مشکلات در طراحی الگوریتمهای تشخیص محل پلاک بوده است. به طوری که تا کنون الگوریتمی نتوانسته از ویژگی پایداری نسبت به این تغییر زاویه دوربین و پلاک برای تشخیص محل پلاک استفاده کند که این یکی دیگر از مزیت‌های روش پیشنهادی در این تحقیق می‌باشد.

#### ۳-۴ - محاسبه مودها با استفاده از الگوریتم Mean Shift

به منظور تعیین موده‌های یک تابع چگالی رنگ الگوریتم Mean shift در حوزه RGB اعمال می‌گردد. تخمین عمومی بر پایه کرنل از روی تابع چگالی چند متغیره  $f(\bar{x})$  در نقطه  $\bar{x}_0$  در فضای دیتای  $d$  بعدی با رابطه زیر بیان می‌شود:

$$f(\bar{x}_0) = \frac{1}{n \sum_{i=1}^n K\left(\frac{\bar{x}_i - \bar{x}_0}{h}\right)} \quad 3-4$$

که در این رابطه  $\bar{x}_i, i = 1 \dots n$  نمونه دیتای ورودی هستند و  $k$  تابع تابع kernel با طول  $h$  می‌باشد.

*Algorithm 1: MMS measurement computation*

1. Consider the set  $\mathcal{N}$  of all image neighborhoods considered
2. Let  $\mathcal{D}$  be the set of detected measurements. Set  $\mathcal{D} = \emptyset$
3. For all  $n \in \mathcal{N}$ 
  - (a) Compute the set  $\mathcal{M}$  of coordinates of the modes of the colour density function represented by the pixels values in  $n$
  - (b) If  $|\mathcal{M}| > 1$  compute the set  $\mathcal{C}$  of measurements (all possible unordered pairwise combination of the mode coordinates found)
  - (c) Insert  $\mathcal{C}$  to  $\mathcal{D}$
4. Terminate

*Algorithm 2: Suppression of identical measurements*

1. Let  $D$  be the set of all computed measurements
2. Let  $S$  be the set of selected measurements. Set  $S = \emptyset$
3. Let  $d(x, y) : D^2 \rightarrow \mathbb{R}$  be a distance function in the measurement space
4. Let  $T$  be the maximum distance between similar colour pairs
5. Select a measurement  $c_0 \in D$  and add it to  $S$
6. For all  $c \in D$ 
  - (a) Compute  $dist = \min(d(c, s))$  where  $s \in S$
  - (b) If  $dist > T$  then add  $c$  to  $S$  else discard it
7. Terminate

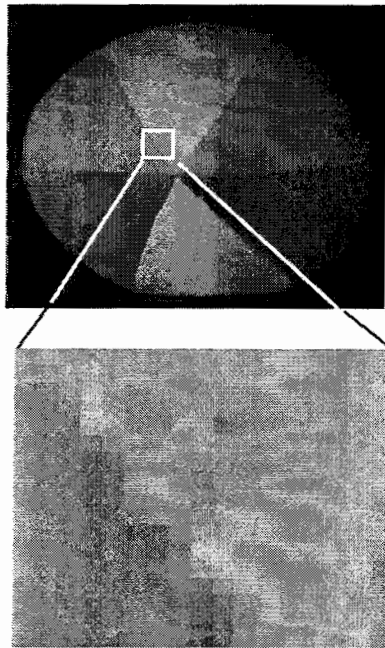
برای پیاده سازی MNS ما نیاز به مقدار تابع چگالی در نقطه  $\bar{x}_0$  نداریم بلکه علاقه مند به مقدار ماکزیمم آن در فضای اندازه گیری هستیم. مکانیزم این الگوریتم شامل حرکت دادن مکان مرکز کرنل به سمت میانگین دیتاهای موجود داخل کرنل است که در راستای بردار تفاضل میانگین صورت می گیرد:

$$M_h(\bar{x}) = \frac{1}{n_{\bar{x}}} \sum_{\bar{x}_i \in S_h(\bar{x})} (\bar{x}_i - \bar{x}) \quad 4-4$$

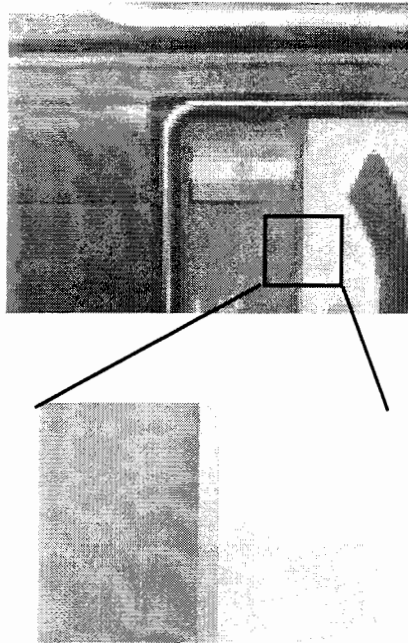
این الگوریتم یک فرایند با تکرار است. در رابطه فوق  $n_{\bar{x}}$  تعداد نقاط دیتا در داخل چندوجهی  $S$  و با شعاع  $h$  با مرکزیت  $\bar{x}$  است. رابطه فوق تخمینی برای گرادیان نرمالیزه شده تابع چگالی  $f(\bar{x})$  در فضای  $d$  بعدی است:

$$M_h(\bar{x}) = \frac{h^2}{d+2} \frac{\nabla f(\bar{x})}{f(\bar{x})} \quad 5-4$$

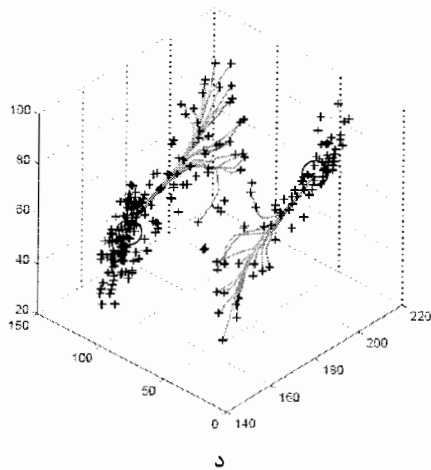
در [40] نشان داده شده است که جابه جا شدن مرکز کرنل در جهت بردار تفاضل میانگین برابر با افزایش گرادیان به سمت نزدیکترین مود در توزیع است. با استفاده از (رابطه 4-4) Comaniciu و Meer اثبات کردند که همگرایی به سمت نزدیکترین مود همواره صورت می پذیرد [46].



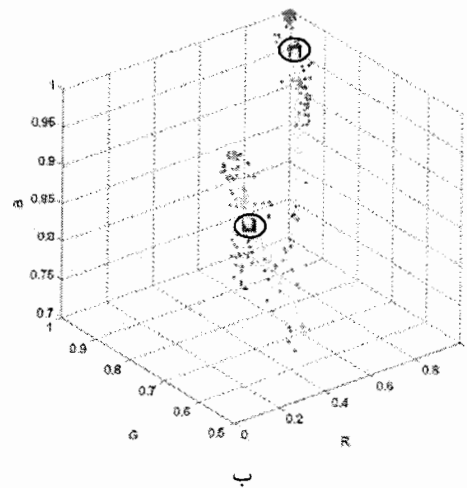
ج



الف



د



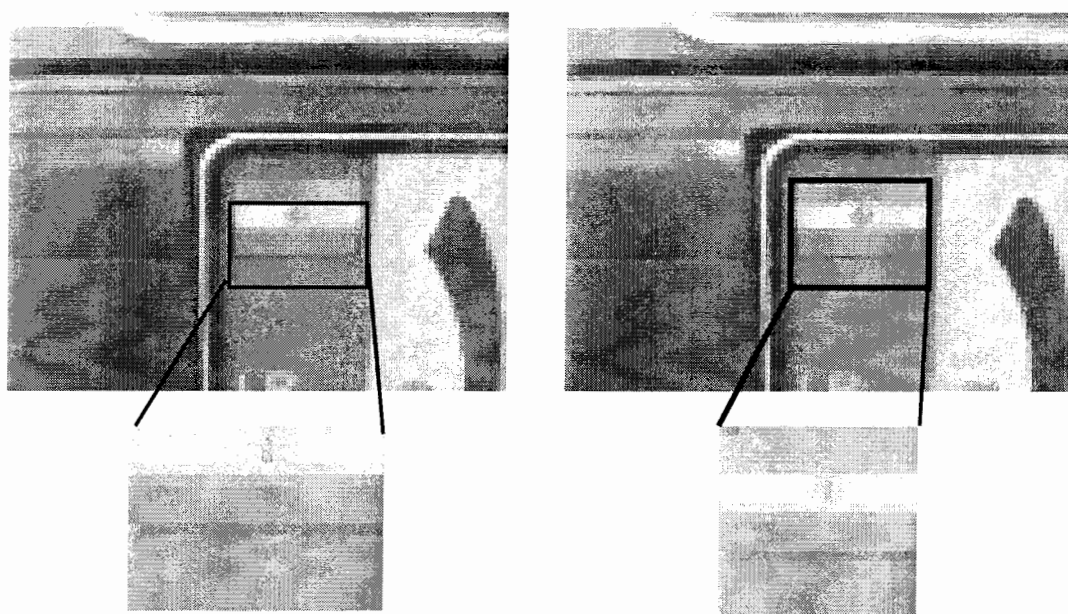
ب

شکل ۴-۵: الف) تصویر مربوط به بخشی از پلاک خودرو (ب) تعیین مودها در فضای RGB (ب) تصویری از یک توپ (ج) مودهای مربوطه به تصویر توپ در فضای RGB

\*منظور از R, G, B در نمودارها به ترتیب قرمز، سبز و آبی می باشد.

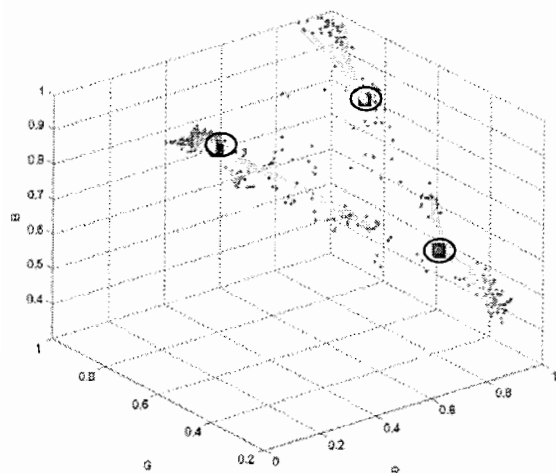
(شکل ۴-۵) مثالی از مودهای تشخیص داده شده برای تصاویری از یک توپ و پلاک خودرو را نشان می دهد. (شکل ۴-۵ الف) مربوط به بخشی از پلاک خودرو است که شامل ناحیه آبی رنگ و پرچم است. ملاحظه می کنید که به درستی تعداد دو مود برای ناحیه آبی-سفید تشخیص داده شده است. دایره های سیاه رنگ در تصویر (شکل ۴-۵ ب) نشان دهنده نقطه نهایی (مود) غالب است که

مسیر های حرکت (نقاط سبز رنگ مسیر حرکت به سوی مود غالب است) از نمونه های آغازین به آنها ختم می گردد. نقاط قرمز رنگ نمونه هایی هستند که الگوریتم از آنجا شروع می شود. به منظور کاهش خطا در تعیین مود توسط الگوریتم Mean shift این نقاط اولیه از پیکسل های روی قطر فرعی و اصلی تصویر انتخاب می شوند. در این صورت وجود هر تغییر رنگ در تصویر (مود) مورد بررسی قرار خواهد گرفت. در مورد تصویر "توپ" نیز (شکل ۴- ۵) نتیجه حاصل از پیاده سازی الگوریتم Mean shift در (شکل ۴- ۵) آمده است. در این نمودار دایره های مشکی رنگ محل مود غالب را نشان می دهند.

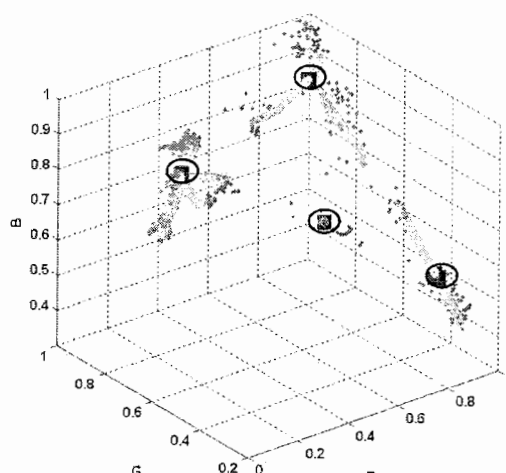


ج

الف



د



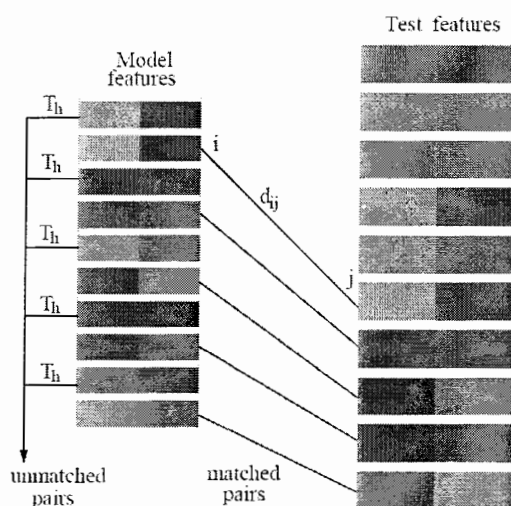
ب

شکل ۴- ۶: پیاده سازی الگوریتم Mean shift روی چند ناحیه دیگر از تصویر پلاک. الف و ج تصاویر مربوط به قسمتی از پلاک. ب و د) نتایج حاصل از تشخیص مود برای آنها

#### ۴-۴- تطبیق MNS Signature

در برخی کاربردها ممکن است تصمیم صریح درباره وجود یک شیء مفید نباشد. در عوض کمیتی مرتبط با درستنمایی<sup>۱</sup> شیء در یک تصویری که در حال جستجو است مد نظر باشد. این مساله بسیار مرسوم است برای مثال در کاربردهای بازیابی که امتیازی مبنی بر میزان تطبیق برای شیء با مدل مورد نظر که (dis)similarity value نامیده می شود برای هر تصویر محاسبه می گردد. بدین منظور و برای محاسبه چنین معیاری، الگوریتمی در اینجا توصیف می گردد. مطمئنا این الگوریتم در تشخیص محل نهایی پلاک نیز کاربرد دارد. بدین شکل که میزان شباهت مودهای تشخیص داده شده در نواحی کاندیدا برای پلاک با مدلها از پیش تعیین شده معیاری برای تصمیم گیریست. ناحیه ای که بیشترین امتیاز (شباهت) را با مدل مورد پیش فرض داشته باشد به عنوان محل پلاک انتخاب می گردد.

فرض کنید که  $M$  و  $T$  به ترتیب یک تصدیق از مدل شیء و یک تصویر تست (ناحیه کاندیدا) باشد. فرض کنید که تصدیق شامل اطلاعاتی فقط درباره شیئی مورد علاقه باشد. بنابراین وظیفه الگوریتم تلاش برای پیدا کردن ارتباط هر ویژگی در مدل با یک ویژگی مشابه در تصویر آزمون (در صورت وجود) است.



شکل ۴-۷: دیاگرام تطبیق MNS

<sup>۱</sup> likelihood

هر تصدیق شامل مجموعه ای از ویژگیهای  $M = \{f'_M : i = 1 \dots m\}$  و  $T = \{f'_T : i = 1 \dots n\}$  است که  $m, n \in \mathbb{N}$ . برای هر جفت  $f'_M$  و  $f'_T$  فاصله  $d(f'_M, f'_T) \equiv d_{ij}$  در فضای ویژگیها محاسبه و به آن اختصاص داده می شود.

ما به تطبیق MNS به عنوان مساله ای نگاه می کنیم که در آن هدف بیان میزان شباهت هر ویژگی از مدل با ویژگی تست است. بنابراین یک تابع بستگی تطبیق  $u(i) : M \rightarrow 0 \cup T, i = 1 \dots m$  تعریف می گردد که هر ویژگی مدل  $i$  را با ویژگی متناظر آن در تصویر تست نگاشت میدهد. در صورتی که تطبیق بین ویژگی مدل و تصویر تست وجود نداشته باشد نگاشت به صفر خواهیم داشت. بطور مشابه، یک تابع بستگی تست  $v(j) : T \rightarrow 0 \cup M, j = 1 \dots n$  نیز تعریف می شود. آستانه  $T_h$  برای تعیین ماکزیمم فاصله مجاز بین دو ویژگی تطبیق یافته در نظر گرفته می شود.

در نهایت الگوریتم تطبیق به قرار زیر خواهد بود:

*Algorithm 4: Signature Matching*

1. Set  $u(i) = 0$  and  $v(j) = 0 \quad \forall i, j$ .
2. From each signature  $s$  compute the invariant features  $f_i^M, f_j^T$  according to the colour change model dictated by the application. Compute all pairwise distances  $d_{ij} = d(f_i^M, f_j^T)$  between the model and test features.
3. Set  $u(i) = j, v(j) = i$  if  $d_{ij} < d_{kl}$  and  $d_{ij} < T_h \quad \forall k, l$  such that  $u(k) = 0$  and  $v(l) = 0$ .
4. Compute signature dissimilarity as

$$D(s^M, s^T) = \sum_{(\forall i: u(i) \neq 0)} d_{ij} + \sum_{(\forall i: u(i) = 0)} T_h$$

همانطور که ملاحظه شد الگوریتم MNS برای تشخیص موده های رنگ در یک همسایگی به کار می رود. برای تشخیص محتمل ترین محل برای پلاک خودرو از بین نواحی باقیمانده به عنوان کاندیدا به

<sup>1</sup> Test association function

صورت زیر عمل می کنیم. نواحی باقیمانده را به اندازه دو برابر ابعاد پلاک پیش فرض از تصویر اصلی جدا می کنیم (الگوریتم ۳-۲-۳-۳) سپس الگوریتم MNS که در این فصل بیان شده را روی این نواحی پیاده می کنیم. دقت شود که این نواحی، از تصویر رنگی ورودی جدا شده اند. پس از شناسایی مود های رنگ موجود در این زیرتصویرها آنها را مورد بررسی قرار می دهیم. اولاً فقط همسایگی هایی که دو، سه و یا چهار مود دارند مورد بررسی قرار می گیرند. ثانیاً در صورتی که این همسایگی ها با مودهای رنگ موجود در پرچم و یا ناحیه آبی تطابق داشته باشند، ناحیه مربوطه به عنوان محل محتمل برای پلاک انتخاب می گردد. تاکید می شود که به دلیل وابسته نبودن این روش به زاویه دید، الگوریتم برای تصاویری که در آنها پلاک با دوربین زاویه دارند جواب مناسبی می دهد. نتایج شبیه سازی در بخش پایانی ارائه خواهد شد.

## فصل پنجم

# نتایج تجربی



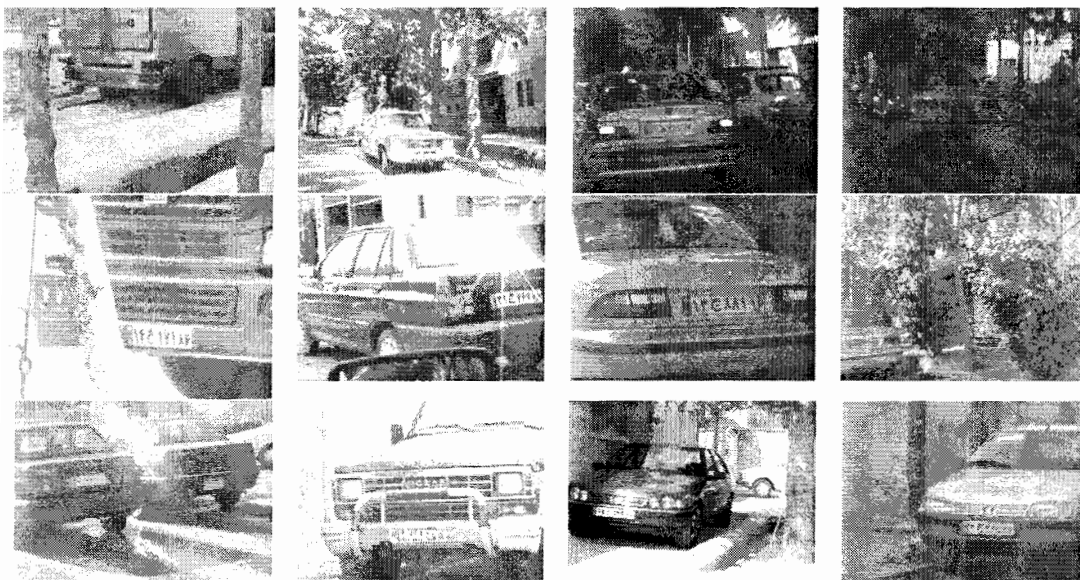
## فصل ۵- نتایج تجربی

### ۵-۱- پایگاه داده

به منظور ارزیابی هرچه بهتر نتایج روشهای پیشنهادی، نیاز به پایگاه داده ای شامل تصاویر متعدد داریم. تصاویر موجود در پایگاه داده حتی المقدور می بایست از شرایط مختلف و کاملاً متنوع از لحاظ تصویر برداری برخوردار باشند. تصاویر خودرو می بایست در محیط های با پس زمینه ساده، پیچیده و با جزئیات زیاد ضبط شده باشند. از نظر تنوع روشنایی، تصاویر می بایست دارای شرایط روشنایی کم، زیاد، وضعیت آب و هوایی ابری، بارانی، برفی، آفتابی، روز و شب باشند. فاصله بین دوربین و پلاک، زاویه دوربین با پلاک باید در رنج های مختلف باشد. از خودروهای در حال حرکت نیز می بایست تصاویری در پایگاه داده موجود باشد. با توجه به شرایط عنوان شده، اقدام به جمع آوری و تصویر برداری از خودروها صورت گرفت. مجموعه ای بالغ بر ۳۰۰ تصویر با شرایط کاملاً متنوع و منطبق با موارد فوق حاصل شد. این مجموعه تصاویر با SET I نامگذاری شده است.

در کنار این، به منظور بالاتر بردن قدرت در ارزیابی و شناسایی بهتر عملکرد الگوریتم ها، اقدام به جمع آوری پایگاه داده دیگری نمودیم. در این پایگاه داده، برای هر خودرو تصاویری از فواصل ۱، ۲، ۳، ۴، ۵ و ۶ متر و زوایای ۱۰، ۲۰، ۳۰، ۴۰ و صفر درجه بین محور اپتیکی دوربین و خط عمود بر صفحه پلاک جمع آوری گردید. تصاویر موجود در این پایگاه داده دارای شرایط روشنایی یکسان هستند. نامگذاری این تصاویر به شکلی کاملاً گویا و تفکیک شده از لحاظ فاصله و زاویه است. به طوریکه دسترسی به تصویر با فاصله و زاویه خاص کاملاً سریع صورت می گیرد. به دلیل موجود نبودن چنین پایگاه کاملی در کشور همچنان در حال تکمیل این پایگاه و نهایتاً قرار دادن آن به عنوان یک مرجع مناسب هستیم. تا کنون تعداد تصاویر این پایگاه به ۶۰۰ عدد رسیده است. این مجموعه تصاویر با نام SET II نام گذاری شده است. ابعاد این تصاویر همگی  $640 \times 480$  می باشد.

مجموعه تصاویر SET I,II همگی رنگی می باشند. برخی از نمونه های تصاویر این دو مجموعه در (شکل ۵-۱) و (شکل ۵-۲) آمده است. لازم به ذکر است که به دلیل روند جایگزینی پلاکهای جدید در کشور تمام خودروهای موجود در این دو مجموعه دارای پلاکهای ایرانی جدید هستند.



شکل ۱-۵: تعدادی از تصاویر نمونه گرفته شده از مجموعه پایگاه داده SET I



شکل ۲-۵: نمونه هایی از تصاویر متعلق به مجموعه SET II فاصله دوربین و پلاک برای تصاویر سطر اول ۱، سطر دوم ۲ و سطر سوم ۳ متر است. فاصله دوربین و پلاک برای تصاویر ستون اول تا پنجم از چپ به راست به ترتیب ۰، ۱۰، ۲۰، ۳۰ و ۴۰ درجه است

## ۲-۵- نتایج

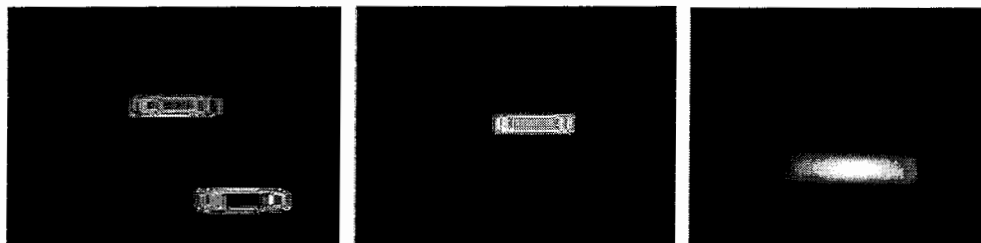
برای ارزیابی الگوریتمهای پیشنهادی نتایج را به دو دسته تقسیم می کنیم. نتایج اعمال روشهای پیشنهادی روی SET I که دارای تنوع در شرایط تصویر برداری از جنبه های مختلف است و نتایج اعمال روشها روی SET II که به منظور تعیین عملکرد و پایداری سیستم نسبت به تغییرات فاصله و زاویه صورت می گیرد.

نتایج حاصل از الگوریتم پیشنهادی ارتقاء تصویر بخش ۱-۱-۳ به همراه الگوریتم مبتنی بر تخمین چگالی (۱-۲-۳) که از معیار واریانس برای بهبود کیفیت تصویر بهره می‌گیرد و نوع بهبود یافته‌ای از روش Zheng است، در ادامه ارائه شده است. همانطور که عنوان شد به دلیل ناپایدار بودن روش Zheng نسبت به تغییرات شدید روشنایی، در تصاویر با نور بسیار کم و یا زیاد دچار خطا می‌شد. (شکل ۳-۵) نتایج روش پیشنهادی راروی تعدادی از تصاویر با شرایط روشنایی سخت از مجموعه SET I نشان می‌دهد. (شکل ۴-۵) نیز نتایج روش Zheng که دچار خطا می‌شود را نشان می‌دهد. در هر دوی این روشها از معیار واریانس برای افزایش کنتراست استفاده شده است. همانطور که مشخص است الگوریتم پیشنهادی نتایج به مراتب بهتری در تشخیص پلاک ارائه می‌دهد. جدول ۱-۵ مقایسه‌ای بین این دو روش را نشان می‌دهد. نتایج مربوط به روش پیشنهادی و روش Zheng روی مجموعه تصاویر SET I انجام شده است. هر چند که روش پیشنهادی نتایج بهتری از نظر نرخ تشخیص دارد اما متأسفانه پیچیدگی محاسباتی بیشتری دارد. چرا که کل زمان محاسبه شده برای تشخیص محل پلاک در روش پیشنهادی بیشتر است.

جدول ۱-۵: مقایسه بین دو روش

Ref.	Processor	Detection Rate (%)	Time (sec)	License plate Detection Method
The Proposed	MATLAB 6.0, P IV 3.0GHz	92.3	~5	Edge statistic and Morphology
Zheng et. al	MATLAB 6.0, P IV 3.0GHz	82.7	~3	Edge statistic and Morphology

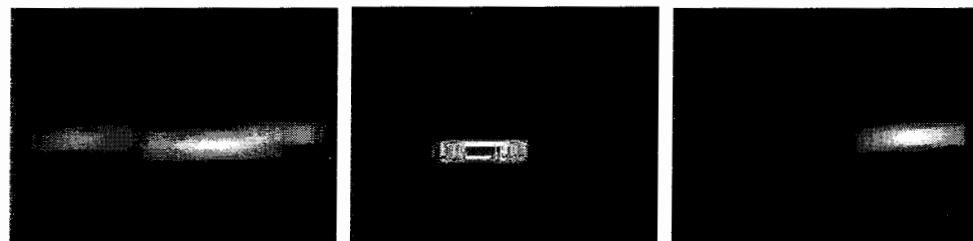
استفاده از پیش پردازش پیشنهاد شده جهت ارتقاء تصاویر که در آن از معیار چگالی لبه‌ها برای افزایش کنتراست استفاده می‌کنیم نتایجی بسیار مشابه با روش قبل دارد با این تفاوت مهم که به دلیل کم شدن پیچیدگی محاسباتی، این روش سریعتر عمل میکند. بطوریکه کل زمان تخمین زده شده برای سه الگوریتم (Zheng)، بهبود یافته براساس واریانس و بهبود یافته بر اساس چگالی لبه) در جدول ۲-۵ آمده است.



(ج)

(ب)

(الف)



(ی)

(ه)

(د)

شکل ۳-۵: تعدادی تصویر با شرایط مختلف عکسبرداری به همراه نتایج در پایین هر تصویر



(ج)

(ب)

(الف)

شکل ۴-۵: نمونه تصویرهایی که الگوریتم Zheng در تشخیص محل پلاک ناموفق است.

جدول ۵-۲: مقایسه زمان اجرای الگوریتمهای ارتقاء کیفیت

زمان اجرا (ثانیه)	سیستم	روش
~1	MATLAB 6.0, P IV 3.0GHz	Zheng
>1	MATLAB 6.0, P IV 3.0GHz	Improved Zheng
<1	MATLAB 6.0, P IV 3.0GHz	Edge density-based

با توجه به نتایج بدست آمده، الگوریتم مبتنی بر فیلتر منطبق از پیچیدگی محاسباتی کمی بر خوردار است. این مساله به دلیل استفاده از فیلتر ساده ولی کارآمد پیشنهادی است. با اعمال این فیلتر روی لبه های متناظر با تصویر ورودی، تنها چند ناحیه به عنوان کاندیدا برای پلاک باقی خواهد ماند. با بررسی ویژگیهای پلاک در این چند ناحیه می توان محتمل ترین محل برای پلاک را تشخیص داد. از طرفی با انتخاب آستانه بسیار پایین در بخش اول الگوریتم، دیگر نیازی به استفاده از روشهای بهبود کنتراست ذکر شده نیست و این خود، دلیل دیگری بر بالا بودن سرعت الگوریتم است. نتیجتاً الگوریتم فوق مناسب برای پیاده سازی در سیستمهای بلادرنگ می باشد. (شکل ۵-۵) نتایج الگوریتم فیلتر منطبق را برای برخی از تصاویر نمونه از SET I نشان می دهد. (جدول ۵-۳) بیان کننده عملکرد این الگوریتم برای مجموعه تصاویر SET I و SET II میباشد. با توجه به جدول مشاهده می کنید که زمان پاسخ سیستم در مقایسه با مقادیر (جدول ۵-۱) مناسب تر است. همچنین نرخ تشخیص برای این سیستم با الگوریتمهای قبل برابری می کند. علت پایین بودن نرخ تشخیص برای فواصل بسیار نزدیک و زوایای مختلف در این است که برای فواصل بسیار کم، تغییر زاویه کاملاً مشهود است و شکل پلاک در تصویر، از حالت مستطیلی خارج می شود.

آزمایشات نشان می دهد که در صورت استفاده نکردن از معیار رنگ (روش MNS) در تشخیص نهایی محل پلاک، نرخ تشخیص برای مجموعه تصاویر SET II که زوایایی بیشتر از ۲۰ درجه دارند چندان قابل قبول نیست (جدول ۵-۳). در حالی که اگر از اطلاعات رنگ (وجود مود سفید-آبی و وجود پرچم در سمت چپ ناحیه) استفاده گردد به دلیل پایدار بودن این ویژگی نسبت به تغییر زاویه، نتایج بهبود می یابد. علت افزایش در زمان اجرا در (جدول ۵-۳) استفاده از الگوریتم MNS است. این روش به دلیل پیچیدگی محاسباتی نسبتاً زیاد سرعت سیستم را کاهش می دهد. بنابراین اضافه کردن پردازش پیچیده رنگ برای سیستمهای تشخیص پلاک بلادرنگ مناسب نخواهد بود.

از جدول ۴-۵ کاملاً مشهود است که برای فواصل کم و زوایای متنوع (مثلاً فاصله ۱ متر و همه زوایا) نرخ تشخیص افزایش قابل ملاحظه ای داشته است. بطوریکه از ۴۳ در صد به ۸۹ درصد رسیده است. این نتیجه پایدار بودن الگوریتم MNS به تغییرات زاویه دید را تایید می کند. اما متأسفانه مشاهده می شود که با افزایش فاصله بین دوربین و پلاک، نرخ تشخیص روند نزولی دارد. این مساله به خاطر کوچک شدن ناحیه آبی و علامت پرچم با دور شدن از پلاک است. با افزایش فاصله بین دوربین و پلاک اطلاعات رنگ مربوط به این ناحیه قابل استفاده نمی باشد. بنابراین اجرای الگوریتم MNS برای فواصل بیشتر از ۳ متر (در تصاویر با ابعاد  $640 \times 480$ ) نتایج مطلوبی نمی دهد. البته در صورتی که تصاویر مورد پردازش از رزولوشن بالاتری برخوردار باشند این فاصله بیشتر خواهد شد.

جدول ۳-۵: میزان عملکرد الگوریتم مبتنی بر فیلتر منطبق برای دو مجموعه SET I,II

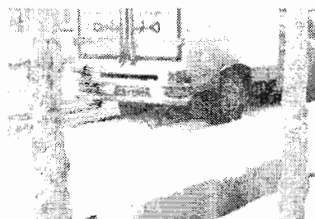
مجموعه تصاویر/تعداد کل تصاویر پردازش شده	تعداد پلاکهای صحیح استخراج شده	نرخ تشخیص	زاویه دوربین و پلاک (درجه)	فاصله دوربین و پلاک (متر)	زمان اجرای الگوریتم (ثانیه)
۳۰۰/SET I	۲۵۰	٪ ۸۳/۳	--	--	~۴
	۴۳	٪ ۴۳	--	۱	
	۵۰	٪ ۵۰	--	۲	
	۵۵	٪ ۵۵	--	۳	
	۶۴	٪ ۶۴	--	۴	
	۶۰	٪ ۶۰	--	۵	
	۵۹	٪ ۵۹	--	۶	
	۹۰	٪ ۹۰	۰	--	
	۸۸	٪ ۸۸	۱۰	--	
	۸۰	٪ ۸۰	۲۰	--	
	۷۶	٪ ۷۶	۳۰	--	
	۵۹	٪ ۵۹	۴۰	--	
۱۰۰/SET II					

انتخاب آستانه در الگوریتم مبتنی بر فیلتر منطبق در میزان نرخ تشخیص موثر است. انتخاب حد آستانه پایین تعداد کاندیداهای بیشتری را برای آنالیز بعدی باقی می گذارد و احتمال از دست دادن محل پلاک را کاهش می دهد. در حالیکه با اعمال آستانه بالا نواحی کاندیدای اندکی برای پردازش

های بعدی بر جای می ماند که این افزایش سرعت الگوریتم را در پی دارد ولی نرخ تشخیص را کاهش می دهد.



ب



الف



ج



ب



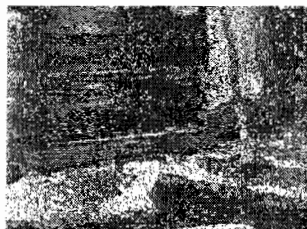
الف



ج



ب



الف



ج



ب



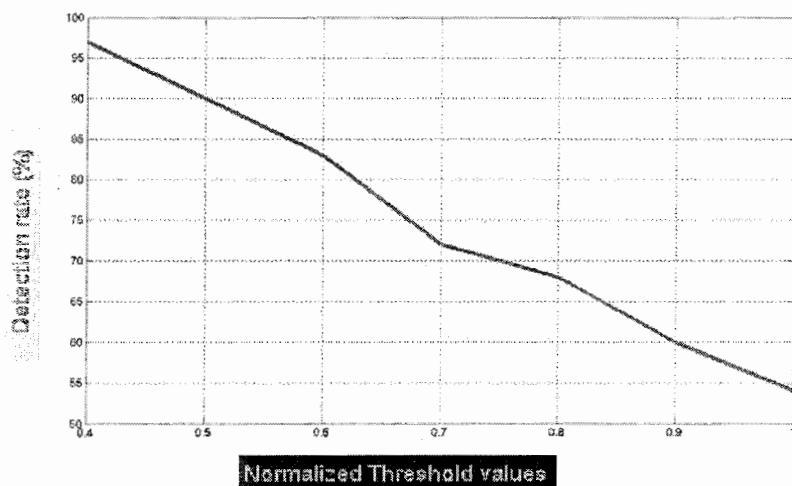
الف



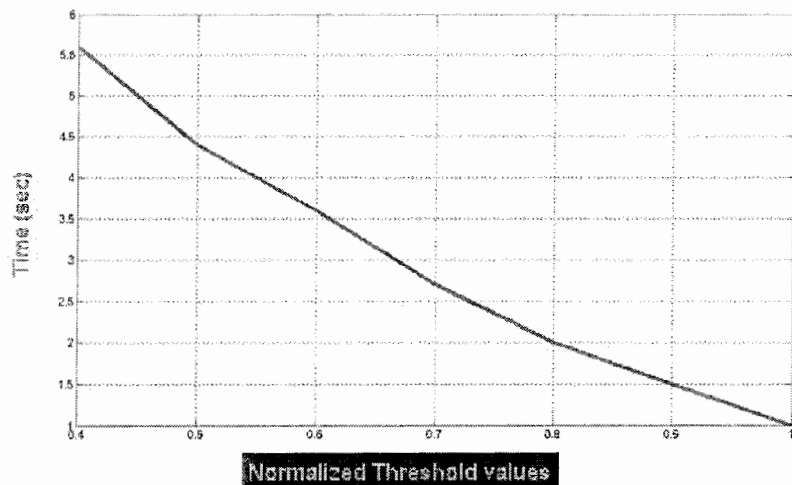
ج

شکل ۵-۵: نتایج حاصل از الگوریتم مبتنی بر فیلتر منطبق برای تصاویر نمونه از SET I (الف) تصاویر ورودی (ب) نتیجه حاصل و تعیین مکان پلاک (ج) پلاک استخراج شده از تصویر

به منظور ارزیابی عملکرد الگوریتم از این دیدگاه، به ازای مقادیر مختلف آستانه، نرخ تشخیص و سرعت الگوریتم محاسبه و ثبت گردید. نتایج مربوط به این آزمایش در (شکل ۵-۶) آمده است. (شکل ۵-۶ الف) نمودار تغییرات نرخ تشخیص به ازای مقادیر مختلف آستانه را نشان می دهد. از روی شکل کاملا واضح است هر چه آستانه پایین تری انتخاب شود نرخ تشخیص بیشتر خواهد شد ولی (شکل ۵-۶ ب) نشان می دهد که زمان اجرای الگوریتم نیز افزایش می یابد.



الف



ب

شکل ۵-۶: الف) نمودار نرخ تشخیص به ازای مقادیر مختلف آستانه ب) نمودار زمان اجرای الگوریتم به ازای مقادیر مختلف آستانه



جدول ۴-۵: نتایج بهبود یافته، پس از اعمال الگوریتم MNS

مجموعه تصاویر/تعداد کل تصاویر پردازش شده	تعداد پلاکهای صحیح استخراج شده	نرخ تشخیص	زاویه دوربین و پلاک (درجه)	فاصله دوربین و پلاک (متر)	زمان اجرای الگوریتم (ثانیه)
۳۰۰/SET I	۲۶۲	٪ ۸۷/۲	--	--	~۵۰
۱۰۰/SET II	۸۹	٪ ۸۹	--	۱	
	۸۴	٪ ۸۴	--	۲	
	۸۲	٪ ۸۲	--	۳	
	۷۵	٪ ۷۵	--	۴	
	۶۹	٪ ۶۹	--	۵	

در موارد وجود متن در سایر نقاط تصویر سیستم ممکن است دچار خطا شود. اینجا بار دیگر مزیت استفاده از روش MNS مشخص می شود. از بین تمام کاندیداهای باقی مانده که بسیار شبیه پلاک هستند (مثلا تابلوهایی در تصویر که متن یا ارقامی روی آن حک شده است)، ناحیه ای انتخاب می گردد که بخش آبی رنگ به همراه علامت پرچم ایران را در گوشه بالای سمت چپ خود دارا باشند.

## نتیجه گیری و پیشنهادات

در این پایان نامه موضوع تشخیص محل پلاک خودرو در تصاویر دو بعدی مورد بررسی قرار گرفت. ابتدا بلوک دیاگرام یک سیستم تشخیص پلاک معرفی شد. سپس کاربردها و مشکلات موجود در طراحی عنوان گردید. بعد از مروری بر فعالیت های انجام شده از گذشته تا به حال و تحلیل نتایج به دست آمده از آنها الگوریتمهای پیشنهادی برای بهبود روشهای موجود ارائه گردید. به این نتیجه رسیدیم که افزایش کیفیت تصویر در مرحله پیش پردازش به بهبود عملکرد سیستم کمک می کند.

در بخش الگوریتمهای پیشنهادی ابتدا روشی به منظور بهبود کیفیت تصویر ورودی پیشنهاد شد. این روش نمونه بهبود یافته از الگوریتم Zheng و همکاران [۱] بود. سپس الگوریتم کارآمد تری برای این هدف پیشنهاد شد. در این الگوریتم از معیار چگالی لبه ها که معیاری پایداری در شرایط مختلف نور محیط است بهره گرفته شد. در حالی که در روش قبل از معیار واریانس روشنایی استفاده می شد که عملکرد مطلوبی نداشت. در قسمت بعد و در ادامه، دو الگوریتم برای تشخیص محل پلاک ارائه شد. پس از طراحی فیلتر تطبیقی نوین که ناحیه محل پلاک و اطراف آن را مدل می کند و سپس اعمال آن روی تصویر هموار شده لبه های عمودی نتایج قابل قبولی ارائه شد. به دلیل استفاده از توابع گوسی در ساخت این فیلتر، نتایج حاصل شده نسبت به تغییرات فاصله بین پلاک و دوربین در تصاویر از پایداری نسبتاً خوبی برخوردار است. در پایان این بخش الگوریتم IFT که در ناحیه بندی تصاویر کاربرد دارد به منظور جداسازی کل محدوده پلاک انتخابی از تصویر اصلی ارائه شد.

در قسمت نهایی نحوه استفاده از اطلاعات رنگ در پلاک خودرو توسط MNS توصیف شد. این تکنیک به تشخیص موده های رنگ در همسایگی های محلی می پردازد. این الگوریتم روی نواحی کاندیدای باقی مانده از مراحل قبل به عنوان پلاک اعمال شد. هدف از این مرحله استفاده از ویژگی وجود ناحیه آبی رنگ و پرچم ایران در گوشه سمت چپ پلاکهای جدید ایرانی برای تشخیص محل نهایی پلاک می باشد. الگوریتم MNS می تواند با بهره گیری از این ویژگی (وجود ترکیب رنگ خاص) برای پلاکهای رنگی سایر کشورها که نیز مفید باشد. مهمترین مزیت استفاده از این ویژگی منحصر به فرد بودن آن برای پلاک و پایدار بودن آن نسبت به تغییر زاویه می باشد.

در نهایت در بخش پایانی نتایج حاصل از پیاده سازی این الگوریتم بر روی تصاویر جمع آوری شده در پایگاه داده مورد تحلیل بررسی و نقاط قوت و ضعف بیان شد.

استفاده از الگوریتم MNS به دلیل پیچیدگی محاسباتی زیاد سرعت سیستم را کاهش می دهد به طوری که آنرا برای کاربردهای بلادرنگ نامناسب می کند. می توان برای کاهش این مشکل به جای اعمال MNS روی کل ناحیه کاندیدا آنرا روی بخشی از این ناحیه پیاده کرد. به عنوان کار آتی می توان با تشخیص لبه های رنگی در نواحی باقیمانده، الگوریتم MNS را در محدوده هایی که لبه های رنگی سفید-آبی وجود دارد اعمال کنیم. به نظر میرسد که این روند، سرعت سیستم را افزایش دهد. همچنین تشخیص ابعاد و وسعت ناحیه آبی رنگ و همچنین پرچم حک شده روی آن می تواند برای تشخیص ابعاد کل پلاک و بنابراین تصمیم گیری صحیح موثر باشد.

## فهرست مراجع

1. Danian Zheng , Yannan Zhao, Jiaxin Wang. "An efficient method of license plate location," Pattern Recognition Letters 26, (2005) 2431–2438
2. Christopher John Setchell. "Application of Computer Vision to Road-traffic Monitoring". M.sc. thesis. September 1997
3. Louka Dlagnekov. "Video-based Car Surveillance: License Plate, Make, and Model Recognition". M.sc. thesis. UNIVERSITY OF CALIFORNIA, SAN DIEGO. 2005
4. Beatriz Díaz Acosta. "EXPERIMENTS IN IMAGE SEGMENTATION FOR AUTOMATIC US LICENSE PLATE RECOGNITION". M.sc. thesis. Blacksburg, Virginia. June 18, 2004.
5. Hamid Mahini, Shohreh Kasaei, Faezeh Dorri, Fatemeh Dorri., "An Efficient Features–Based License Plate Localization Method,"
6. J. W. Hsieh, S. H. Yu, and Y. S. Chen. "Morphologybased license plate detection from complex scenes," 16th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'02), 3:179–179, 2002.
7. S. Draghici, "A neural network based artificial vision system for license plate recognition," Int. J. Neural Systems, vol. 8, pp. 113–126, 1997.
8. J. A. G. Nijhuis, M. H. T. Brugge, K. A. Helmholt, J. P. W. Pluim, L. Spaanenburg, R. S. Venema, and M. A. Westenberg, "Car license plate recognition with neural networks and fuzzy logic," in Proc. IEEE Int. Conf. Neural Networks, vol. 5, 1995, pp. 2232–2236.
9. S. Draghici, "A neural network based artificial vision system for license plate recognition," Int. J. Neural Systems, vol. 8, pp. 113–126, 1997.
10. V. Shapiro, D. Dimov, S. Bonchev, V. Velichkov, and G. Gluhchev. "Adaptive license plate image extraction." International Conference on Computer Systems and Technologies, 2003.
11. Shyang-Lih Chang, Li-Shien Chen, Yun-Chung Chung, and Sei-Wan Chen, "Automatic License Plate Recognition," in Proc. IEEE Int. Conf Intelligent Transportation Systems, March 2004.
12. T. Naito, T. Tsukada, K. Yamada, K. Kozuka, and S. Yamamoto, "Robust license-plate recognition method for passing vehicles under outside environment," IEEE Trans. Veh. Technol., vol. 49, pp. 2309–2319, Nov. 2000.
13. NIJHUIS, J.A.G, TER BRUGGE, M.H., HELMHOLT, K.A., PLUIM, J.P.W., SPAANENBURG, L., VENEMA, R.S., WESTENBERG, M.A. (1995). Car License Plate Recognition with Neural Networks and Fuzzy Logic. *Proceedings IEEE International Conference on Neural Networks*, 5, 2232-2236.
14. MEHROTRA, K., MOHAN, C.K., RANKA, S. (1997). *Elements of Artificial Neural Networks*. Massachusetts: MIT Press.
15. SKRZYPEK, J. & KARPLUS, W. (1992). *Neural Networks in Vision and Pattern Recognition*. Singapore: World Scientific.
16. TURK, M. & PENTLAND, A. (1991a). Eigenfaces for recognition. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 3 (1), 71-86.
17. TURK, M.A., & PENTLAND, A.P. (1991b). Face Recognition Using Eigenfaces. *Proceedings of the 1991 IEEE International Conference on Pattern Recognition*, 586-591.
18. ROSENFELD, A. AND KAK, A.C. (1982). *Digital Picture Processing* (2nd ed.), Vol. 2. New York: Academic Press.\
19. BALLARD, D.H. & BROWN, C.M. (1982). *Computer Vision*. New Jersey: Prentice Hall.
20. JAIN, A.K. & YU, B. (1998). Automatic Text Location in Images and video Frames. *Pattern Recognition*, 31, 2055-2076.

21. ELLIMAN, D.G. & LANCASTER, I.T. (1990). A Review of Segmentation and Contextual Analysis Techniques for Text Recognition. *Pattern Recognition*, 23 (3), 337-346.
22. GOLYANDINA, N., NEKRUTKIN, V., ZHIGLJAVSKY, A. (2001). *Analysis of Time Series structure: SSA and Related Techniques*. Boca Raton, FL: Chapman & Hall/CRC.
23. SCHERL, W., WAHL, F., FUSCHBERGER, H. (1980). Automatic separation of text, graphic and picture segments in printed material, in: Gelsema, E.S. and Kanal, L.N., (Eds.). *Pattern Recognition in Practice*, Amsterdam: New Holland.
24. PARISI, R., DI CLAUDIO, E.D., LUCARELLI, G., ORLANDI, G. (1998). Car Plate Recognition by Neural Networks and Image Processing. *Proceedings of the 1998 IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, 3, 195-198.
25. CARTWRIGHT, M. (1990). *Fourier Methods for mathematicians, scientists and engineers*. New York: Ellis Horwood.
26. Lianwen Jin, Jian Zhao Qin. "CAR PLATE NUMBER CHARACTERS RECOGNITION USING GABOR ORIENTATION FEATURES AND NEURAL NETWORKS". IEEE Int. Conf. Neural Networks & Signal Processing Nanjing, China, December 14-17, 2003
27. Fatih Kahraman<sup>1</sup>, Binnur Kurt<sup>2</sup>, Muhittin Gökmen<sup>2</sup>. "License Plate Character Segmentation Based on the Gabor Transform and Vector Quantization". LNCS 2869, pp.381-388, 2003. Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2003
28. V. Abolghasemi and A. Ahmadyfard. "Improved Image Enhancement Method for License Plate Detection". In *Proc. Int. IEEE Conf. On Digital Signal Processing DSP2007. July 2007*
29. XIONG Jun DW Sidan GAO Duntang SHEN Qinhong. "Locating Car License Plate under Various Illumination Conditions Using Genetic Algorithm". ICSP'04 Proceedings. 2004
30. G. Adorni, S. Cagnoni, M. Gori, and M. Mordonini, "Access control system with neuro-fuzzy supervision," in *Proc. Conf. Intell. Transp. Syst.*, 2001, pp. 472-477.
31. S. Yoshimori, Y. Mitsukura, M. Fukumi, and N. Akamatsu, "License plate detection using hereditary threshold determine method," in *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, vol. 2773, V. Palade, R. J. Howlett, and L. C. Jain, Eds. New York: Springer-Verlag, 2003, pp. 585-593.
32. Y. Cui and Q. Huang, "Extracting characters of license plates from video sequences," *Mach. Vis. Appl.*, vol. 10, no. 5/6, pp. 308-320, Apr. 1998.
33. C.-T. Hsieh, Y.-S. Juan, and K.-M. Hung, "Multiple license plate detection for complex background," in *Proc. Int. Conf. AINA*, 2005, vol. 2, pp. 389-392.
34. Sunil Kumar, Nitin Khanna, Santanu Chaudhury, Shiv Dutt Joshi. "Locating Text in Images using Matched Wavelets". Proceedings of the 2005 Eight International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR'05). 2005
35. L. Dlagnekovin *License Plate Detection Using AdaBoost*. La Jolla: Comput. Sci. Eng. Dept., Univ. California San Diego, Mar. 2004. [Online]. Available: <http://www.cse.ucsd.edu/classes/fa04/cse252c/projects/louka.pdf>
36. Christos Nikolaos E. Anagnostopoulos, *Member, IEEE*, Ioannis E. Anagnostopoulos, *Member, IEEE*, Vassili Loumos, *Member, IEEE*, and Eleftherios Kayafas, *Member, IEEE*. "A License Plate-Recognition Algorithm for Intelligent Transportation System Applications". IEEE TRANSACTIONS ON INTELLIGENT TRANSPORTATION SYSTEMS, VOL. 7, NO. 3, SEPTEMBER 2006
37. J. Shi, C. Tomasi, Good Features to track. Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR94), Seattle, June 1994.
38. A. X. Falcão, J. Stolfi, and R. A. Lotufo. The image foresting transform: Theory, algorithms, and applications. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 26(1):19-29, 2004.
39. Paulo A.V. Miranda, Felipe P.G. Bergo, Leonardo M. Rocha, and Alexandre X. Falcão "Tree-Pruning: A New Algorithm and Its Comparative Analysis with the Watershed Transform for

Automatic Image Segmentation," *XIX Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing (SIBGRAPI'06)* 0-7695-2686

40. J. Matas. *Colour Object Recognition*. PhD thesis, University Of Surrey, 1995.
  41. G. 3D. Finlayson, S. (Chatterjee, and B. Funt. (Color Angular Indexing . In *GECCV'96*, pages 16–27, 1996.
  42. T. .Gevers and A.W.M. Smeulders. (Content-based Image Retrieval By 5Viewpoint-invariant Color Indexing. *Image and Vision Computing*, 17(7):475–488, 1999.
  43. KY. Rubner, C. Tomasi, and AL.Guibas. A Metric for Distributions with Applications to Image Databases . In *-IEEE Proceedings of the -International Conference On Computer Vision*, pages N59–66, 1998.
  44. . 39 G. Finlayson and .G. Schaefer. Constrained Dichromatic Colour Constancy . In 3D. Vernon, editor, *Proceedings of the 6th European Conference on Computer Vision*, LNCS vol. 1842, pages 342–358, Berlin, .Germany, June 2000. Springer.
  45. K. Park, Il-Dong Yun, and Sang k Lee. Color Image Retrieval 'Using a Hybrid .Graph Representation. *Journal of-Image and Vision Computing*, 17(7):465–474, 1999.
  46. D. Comaniciu and P. Meer. Mean Shift Analysis and Applications . In *Proceedings of the International Conf. On Computer Vision*, pages 1197–1203, 1999.
  47. X. Shi,W. Zhao, and Y. Shen, "Automatic license plate recognition system based on color image processing," in *Lecture Notes on Computer Science*, vol. 3483, O. Gervasi *et al.*, Eds. New York: Springer-Verlag, 2005, pp. 1159–1168.
  48. F. Martín, M. García, and L. Alba, "New methods for automatic reading of VLP's (Vehicle License Plates)," in *Proc. LASTED Int. Conf. SPPRA*, Jun. 2002. [Online].Available: <http://www.gpi.tsc.uvigo.es/pub/papers/sppra02.pdf>
۴۹. فتحی، محمود . برومند نیا، علی. "تشخیص اتوماتیک پلاک خودرو با استفاده از پردازش تصویر" سومین کنفرانس سالانه مهندسی برق ایران، دانشگاه علم و صنعت ایران (۲۵-۲۸ اردیبهشت ۱۳۷۴)
۵۰. امینیان مدرس، امیر فرید. " تعیین محل پلاک مبتنی بر اپراتورهای ریخت شناسی برای سیستم تشخیص پلاک خودرو" چهارمین کنفرانس ماشین بینایی و پردازش تصویر، ۲۵ و ۲۶ بهمن ۱۳۸۵، هتل پردیس مشهد
۵۱. شهیدی، سلمان. "طراحی سیستم بلادرنگ تشخیص پلاک خودرو" پایان نامه کارشناسی ارشد معماری کامپیوتر، دانشگاه علم و صنعت ایران ۱۳۷۹
۵۲. فرجی فرهاد، صفابخش رضا. " روشی جدید و سریع برای تشخیص محل پلاک خودرواز تصاویر پیچیده بر اساس عملیات مورفولوژیکی". چهارمین کنفرانس ماشین بینایی و پردازش تصویر، ۲۵ و ۲۶ بهمن ۱۳۸۵، هتل پردیس مشهد

## واژه نامه انگلیسی به فارسی

<i>Connected Component</i>	نواحی به هم متصل	<i>3D viewpoint transformation</i>	تبدیل نقطه دید سه بعدی
<i>Consensus Power Spectrum</i>	طیف توان تجمعی	<i>Accumulator Array</i>	آرایه انباشتگر
<i>Contour</i>	مرز	<i>Activation function</i>	تابع فعال ساز
<i>Contrast</i>	کنتراست	<i>Activity</i>	فعالیت
<i>Convolution</i>	کانولوشن	<i>Affine</i>	نسبت سلبی
<i>Coordinate Transformation</i>	تبدیل مختصاتی	<i>Angular invariant</i>	ثابتهای زاویه ای
<i>Corner</i>	گوشه	<i>aperture</i>	روزنه
<i>Data driven</i>	محیط شامل دیتا	<i>Artificial Neural Network (ANN)</i>	شبکه های هوش مصنوعی
<i>Data Reduction</i>	کاهش دیتا	<i>Aspect</i>	نمود
<i>Database</i>	پایگاه داده	<i>Aspect ratio</i>	نسبت طول به عرض
<i>Degenerate</i>	تبهگن	<i>Automatic Vehicle Identification (AVI)</i>	شناسایی خودکار هویت خودرو
<i>Degradation</i>	تنزل	<i>Average Face</i>	چهره میانگین
<i>Diagonal</i>	قطری	<i>Backpropagation</i>	پس انتشار
<i>Diffuse</i>	منتشر شونده	<i>Bandpass Filter</i>	فیلتر میانگذر
<i>Discrete Fourier Transform (DFT)</i>	تبدیل فوریه گسسته	<i>Binary</i>	دو دویی
<i>Discriminative power</i>	توان جداساز	<i>blurring</i>	تارکنندگی
<i>Dominant mode</i>	مود غالب	<i>body</i>	بدنه
<i>Downsampling</i>	کاهش تعداد نمونه ها	<i>Boundary box</i>	مستطیل محیط شونده
<i>Edge detection</i>	تشخیص لبه	<i>Bumper</i>	سپر
<i>Eigenface</i>	چهره ویژه	<i>Character Recognition</i>	تشخیص کاراکتر
<i>Eigenspace Approaches</i>	روشهای فضای ویژه	<i>Charge Coupled Device</i>	دوربین شارژ همزمان
<i>Example based</i>	مبتنی بر مثال	<i>Classification</i>	کلاسه بندی
<i>Face map</i>	نگاشت چهره	<i>Closing operator</i>	عملگر بسته کننده
<i>Fantom</i>	فانتوم	<i>Cluster</i>	کلاستر
<i>Fast Fourier Transform (FFT)</i>	تبدیل فوریه سریع	<i>Color correlogram</i>	همبستگیهای رنگ
<i>Fault tolerance</i>	تحمل در مقابل خطا	<i>Color signature</i>	تصدیق رنگ
<i>Feedforward</i>	تغذیه مستقیم	<i>Computer Vision</i>	بینایی کامپیوتر
<i>Filtering</i>	فیلترینگ		

<i>License Plate Recognition</i>	شناسایی از طریق شماره پلاک	<i>Fixed object</i>	از شکل ثابت
<i>License Plate Recognition/Identification (LPR/I)</i>	تشخیص/شناسایی پلاک خودرو	<i>Fourier Spectrum</i>	طیف فوریه
<i>likelihood</i>	درست‌نمایی	<i>Frequency Domain</i>	حوزه فرکانس
<i>Local color structure</i>	ساختار رنگ محلی	<i>Full image based</i>	مبتنی بر کل تصویر
<i>Local Neighborhood</i>	همسایگی محلی	<i>Fuzzy Logic</i>	منطق فازی
<i>locality</i>	مکان	<i>Gabor</i>	گابور
<i>Loop Detectors</i>	آشکارسازهای حلقه ای	<i>Gamma correction</i>	تصحیح گاما
<i>Low Level Function</i>	توابع سطح پایین	<i>Genetic algorithm and Genetic programming</i>	الگوریتم ژنتیک
<i>Marriage matching algorithm</i>	الگوریتم تطبیق یگانگی	<i>global</i>	عمومی
<i>Match association function</i>	تابع بستگی تطبیق	<i>Global object model</i>	مدل عمومی شیء
<i>Match filter</i>	فیلتری تطبیقی	<i>Gradient Descent</i>	کاهش گرادیان
<i>Matching</i>	تطبیق	<i>Grid</i>	تور مانند
<i>Microwave Detectors</i>	آشکارسازهای مایکروویو	<i>Hand-drawn sketches</i>	طرح‌های کشیده شده با دست
<i>Multimodal color density function</i>	تابع چگالی رنگ چند مودی	<i>Hidden Layer</i>	لایه مخفی
<i>Moment</i>	ممان	<i>Hierarchical</i>	سلسله مراتبی
<i>Morphology</i>	مورفولوژی	<i>High Level Information</i>	اطلاعات سطح بالا
<i>Neurons</i>	نورونها	<i>highlight</i>	پر تاکید
<i>Object localization</i>	شناسایی محل شیء	<i>Human object recognition</i>	شناسایی شیء انسانی
<i>Object of interest</i>	شیء مورد علاقه	<i>Illumination invariant</i>	پایدار نسبت به تغییرات روشنایی
<i>Object pose</i>	حالت شیء	<i>Image capturing</i>	ضبط تصویر
<i>Occluded</i>	احاطه شده	<i>Image Enhancement</i>	بهبود کیفیت تصویر
<i>Orthonormal</i>	عمود برهم	<i>Image measurement</i>	اندازه گیریهای استخراج شده از تصویر
<i>Partial matching</i>	تطبیق پاره ای	<i>Image Processing</i>	پردازش تصویر
<i>Pattern Recognition</i>	شناسایی الگو	<i>Integrable Function</i>	تابع قابل انتگرال گیری
<i>Perceptron Model</i>	پرسپترون	<i>Interpolation</i>	درونیابی
<i>Perceptually uniform</i>	ادراکی یکنواخت	<i>Interreflection</i>	انعکاسات داخلی
<i>Periodogram</i>	نمودار تناوبی	<i>Invariant</i>	ثابت
<i>Perspective</i>	منظر	<i>laser bar-coded adhesive labels</i>	برچسبهای بارکد لیزری
<i>Pixelwise Operators</i>	عملگرهای پیکسل وایز	<i>Learning</i>	یادگیری



<i>Smoothing</i>	هموار کردن	<i>Plate-like</i>	نواحی شبیه به پلاک
<i>Spatially</i>	موقعیتی	<i>Power Spectrum</i>	طیف توان
<i>Spectral power distribution</i>	توزیع طیفی توان	<i>Power Spectrum Density</i>	چگالی طیفی توان
<i>Supervised</i>	باسرپرست	<i>Pre-processing</i>	پیش پردازشی
<i>suppression</i>	فرونشانی	<i>Principal Component Analysis</i>	آنالیز مولفه اصلی
<i>Surface reflectance</i>	انعکاس بدنه	<i>Projection</i>	تصویر
<i>Synchronized Average Power</i>	متوسط توان همگام شده	<i>Radar</i>	رادار
<i>Template</i>	الگو	<i>Radiant flux</i>	شار شعاعی
<i>Temporally</i>	موقتی	<i>Radio-frequency identification tags</i>	برچسبهای شناسایی امواج رادیویی
<i>Test association function</i>	تابع بستگی تست	<i>Ratio</i>	نسبت
<i>Textile</i>	نساجی	<i>Real Time</i>	بلادرنگ
<i>Texture</i>	بافت	<i>Receptor</i>	دریافت کننده
<i>The image formation process</i>	فرایند شکل دهی تصویر	<i>Reflectance-based</i>	براساس انعکاس
<i>Time Delay Neural Networks (TDNNs)</i>	شبکه های عصبی با تاخیر زمانی	<i>Region based</i>	مبتنی بر ناحیه
<i>Tracking</i>	ردیابی	<i>Region based local object modeling</i>	مدلسازی محلی شیء مبتنی بر ناحیه
<i>Tradeoff</i>	دوگانی	<i>Region of Interest (ROI)</i>	ناحیه مورد نظر
<i>Training Data</i>	داده های آموزشی	<i>Rendering</i>	تعبیر
<i>Transponders</i>	ترنسپندرها	<i>Retrieval</i>	بازیابی
<i>Tube</i>	لوله ای	<i>Rigid</i>	صلب
<i>Vehicle Detection</i>	تشخیص وسایل نقلیه	<i>Road Capacity</i>	ظرفیت جاده
<i>View</i>	دید	<i>Road Traffic Monitoring</i>	مونیتورینگ ترافیک جاده ها
<i>Viewpoint changes</i>	تغییرات نقطه دید	<i>Scaling</i>	تغییر مقیاس
<i>Visible</i>	قابل دید	<i>Segmentation</i>	ناحیه بندی
<i>Visible spectrum</i>	طول موجهای قابل مشاهده	<i>Sharpening</i>	تیز کردن
<i>Vision System</i>	سیستم بینایی	<i>Shear</i>	شکاف
<i>Wavelet analysis</i>	آنالیز موجک	<i>Signature</i>	تصدیق
<i>Weight</i>	وزن	<i>Signature matching</i>	تطبیق اثر
<i>White point balancing</i>	تعادل یابی نقطه سفید	<i>Similarity</i>	شباهت
		<i>Smart Cards</i>	کارت های هوشمند

## واژه نامه فارسی به انگلیسی

<i>Highlight</i>	پرتاکید	<i>Occluded</i>	احاطه شده
<i>Image Processing</i>	پردازش تصویر	<i>Perceptually uniform</i>	ادراکی یکنواخت
<i>Perceptron Model</i>	پرسپترون	<i>Fixed object</i>	از شکل ثابت
<i>Pre-processing</i>	پیش پردازشی	<i>High Level Information</i>	اطلاعات سطح بالا
<i>Test association function</i>	تابع بستگی تست	<i>Template</i>	الگو
<i>Match association function</i>	تابع بستگی تطبیق	<i>Marriage matching algorithm</i>	الگوریتم تطبیق یگانگی
<i>Multimodal color density function</i>	تابع چگالی رنگ چند مودی	<i>Genetic algorithm and Genetic programming</i>	الگوریتم ژنتیک
<i>Activation function</i>	تابع فعال ساز	<i>Image measurement</i>	اندازه گیریهای استخراج شده از تصویر
<i>Integrable Function</i>	تابع قابل انتگرال گیری	<i>Surface reflectance</i>	انعکاس بدنه
<i>Blurring</i>	تارکنندگی	<i>Interreflection</i>	انعکاسات داخلی
<i>Fast Fourier Transform (FFT)</i>	تبدیل فوریه سریع	<i>Accumulator Array</i>	آرایه انباشتگر
<i>Discrete Fourier Transform (DFT)</i>	تبدیل فوریه گسسته	<i>Loop Detectors</i>	آشکارسازهای حلقه ای
<i>Coordinate Transformation</i>	تبدیل مختصاتی	<i>Microwave Detectors</i>	آشکارسازهای مایکروویو
<i>3D viewpoint transformation</i>	تبدیل نقطه دید سه بعدی	<i>Wavelet analysis</i>	آنالیز موجک
<i>Degenerate</i>	تبهگن	<i>Principal Component Analysis</i>	آنالیز مولفه اصلی
<i>Fault tolerance</i>	تحمل در مقابل خطا	<i>Retrieval</i>	بازیابی
<i>Transponders</i>	ترنسپندرها	<i>Supervised</i>	باسرپرست
<i>Character Recognition</i>	تشخیص کاراکتر	<i>Texture</i>	بافت
<i>Edge detection</i>	تشخیص لبه	<i>Body</i>	بدنه
<i>Vehicle Detection</i>	تشخیص وسایل نقلیه	<i>Reflectance-based</i>	براساس انعکاس
<i>License Plate Recognition/Identification (LPR/I)</i>	تشخیص/شناسایی پلاک خودرو	<i>Laser bar-coded adhesive labels</i>	برچسبهای بارکد لیزری
<i>Gamma correction</i>	تصحیح گاما	<i>Radio-frequency identification tags</i>	برچسبهای شناسایی امواج رادیویی
<i>Signature</i>	تصدیق	<i>Real Time</i>	بلادرنگ
<i>Color signature</i>	تصدیق رنگ	<i>Image Enhancement</i>	بهبود کیفیت تصویر
<i>Projection</i>	تصویر	<i>Computer Vision</i>	بینایی کامپیوتر
<i>Matching</i>	تطبیق	<i>Illumination invariant</i>	پایدار نسبت به تغییرات روشنایی
<i>Signature matching</i>	تطبیق اثر	<i>Database</i>	پایگاه داده
<i>Partial matching</i>	تطبیق پاره ای		
<i>White point balancing</i>	تعادل یابی نقطه سفید		

<i>Eigenspace Approaches</i>	روشهای فضای ویژه	<i>Rendering</i>	تعبیر
<i>Local color structure</i>	ساختار رنگ محلی	<i>Feedforward</i>	تغذیه مستقیم
<i>Bumper</i>	سپر	<i>Scaling</i>	تغییر مقیاس
<i>Hierarchical</i>	سلسله مراتبی	<i>Viewpoint changes</i>	تغییرات نقطه دید
<i>Vision System</i>	سیستم بینایی	<i>degradation</i>	تنزل
<i>Radiant flux</i>	شار شعاعی	<i>Low Level Function</i>	توابع سطح پایین
<i>Similarity</i>	شبهات	<i>Discriminative power</i>	توان جداساز
<i>Time Delay Neural Networks (TDNNs)</i>	شبکه های عصبی با تاخیر زمانی	<i>Grid</i>	تور مانند
<i>Artificial Neural Network (ANN)</i>	شبکه های هوش مصنوعی	<i>Backpropagation</i>	پس انتشار
<i>Shear</i>	شکاف	<i>Spectral power distribution</i>	توزیع طیفی توان
<i>License Plate Recognition</i>	شناسایی از طریق شماره پلاک	<i>Sharpening</i>	تیز کردن
<i>Pattern Recognition</i>	شناسایی الگو	<i>Invariant</i>	ثابت
<i>Automatic Vehicle Identification (AVI)</i>	شناسایی خودکار هویت خودرو	<i>Angular invariant</i>	ثابتهای زاویه ای
<i>Human object recognition</i>	شناسایی شیء انسانی	<i>Power Spectrum Density</i>	چگالی طیفی توان
<i>Object localization</i>	شناسایی محل شیء	<i>Average Face</i>	چهره میانگین
<i>Object of interest</i>	شیء مورد علاقه	<i>Eigenface</i>	چهره ویژه
<i>Rigid</i>	صلب	<i>Object pose</i>	حالت شیء
<i>Image capturing</i>	ضبط تصویر	<i>Frequency Domain</i>	حوزه فرکانس
<i>Hand-drawn sketches</i>	طرحهای کشیده شده با دست	<i>Cluster</i>	کلاستر
<i>Visible spectrum</i>	طول موجهای قابل مشاهده	<i>Training Data</i>	داده های آموزشی
<i>Power Spectrum</i>	طیف توان	<i>likelihood</i>	درستنمایی
<i>Consensus Power Spectrum</i>	طیف توان تجمعی	<i>Interpolation</i>	درونیابی
<i>Fourier Spectrum</i>	طیف فوریه	<i>Receptor</i>	دریافت کننده
<i>Road Capacity</i>	ظرفیت جاده	<i>Binary</i>	دو دویی
<i>Closing operator</i>	عملگر بسته کننده	<i>Charge Coupled Device</i>	دوربین شارژ همزمان
<i>Pixelwise Operators</i>	عملگرهای پیکسل وایز	<i>Tradeoff</i>	دوگانی
<i>Orthonormal</i>	عمود برهم	<i>View</i>	دید
		<i>Radar</i>	رادار
		<i>Tracking</i>	ردیابی
		<i>Aperture</i>	روزنه

<i>Boundary box</i>	مستطیل محیط شونده	<i>Global</i>	عمومی
<i>Locality</i>	مکان	<i>Fantom</i>	فانتوم
<i>Moment</i>	ممان	<i>The image formation process</i>	فرایند شکل دهی تصویر
<i>Diffuse</i>	منتشر شونده	<i>Suppression</i>	فرونشانی
<i>Fuzzy Logic</i>	منطق فازی	<i>Activity</i>	فعالیت
<i>Perspective</i>	منظر	<i>Bandpass Filter</i>	فیلتر میانگذر
<i>Dominant mode</i>	مود غالب	<i>Match filter</i>	فیلتری تطبیقی
<i>Morphology</i>	مورفولوژی	<i>Filtering</i>	فیلترینگ
<i>Temporally</i>	موقتی	<i>Visible</i>	قابل دید
<i>Spatially</i>	موقعیتی	<i>Diagonal</i>	قطری
<i>Road Traffic Monitoring</i>	مونیتورینگ ترافیک جاده ها	<i>Smart Cards</i>	کارت های هوشمند
<i>Segmentation</i>	ناحیه بندی	<i>Convolution</i>	کانولوشن
<i>Region of Interest (ROI)</i>	ناحیه مورد نظر	<i>Downsampling</i>	کاهش تعداد نمونه ها
<i>Textile</i>	نساجی	<i>Data Reduction</i>	کاهش دیتا
<i>Ratio</i>	نسبت	<i>Gradient Descent</i>	کاهش گرادیان
<i>affine</i>	نسبت سلبی	<i>Classification</i>	کلاسه بندی
<i>Aspect ratio</i>	نسبت طول به عرض	<i>Contrast</i>	کنتراست
<i>Face map</i>	نگاشت چهره	<i>Gabor</i>	گابور
<i>Aspect</i>	نمود	<i>Corner</i>	گوشه
<i>Periodogram</i>	نمودار تناوبی	<i>Hidden Layer</i>	لایه مخفی
<i>Connected Component</i>	نواحی به هم متصل	<i>Tube</i>	لوله ای
<i>Plate-like</i>	نواحی شبیه به پلاک	<i>Full image based</i>	مبتنی بر کل تصویر
<i>Neurons</i>	نورونها	<i>Example based</i>	مبتنی بر مثال
<i>Color correlogram</i>	همبستگیهای رنگ	<i>Region based</i>	مبتنی بر ناحیه
<i>Local Neighborhood</i>	همسایگی محلی	<i>Synchronized Average Power</i>	متوسط توان همگام شده
<i>Smoothing</i>	هموار کردن	<i>Data driven</i>	محیط شامل دیتا
<i>Weight</i>	وزن	<i>Global object model</i>	مدل عمومی شیء
<i>Learning</i>	یادگیری	<i>Region based local object modeling</i>	مدلسازی محلی شیء مبتنی بر ناحیه
		<i>Contour</i>	مرز

## **Abstract**

In this thesis the problem of license plate detection is considered. This is the first step of a License Plate Recognition (LPR) system. Number plate reading has a numerous applications in security control of restricted areas, traffic control, finding the stolen cars, law enforcement, etc. Hence a wide range of researches is being done to design novel techniques for this purpose. Low quality images due to sever illumination conditions, fast moving vehicles, viewpoint and distance changes, complex background, etc are some of problems which have to be challenged.

This thesis proposes an image enhance method to increase the quality of car image in plate like regions. Moreover a novel match filter is proposed to reject most non-plate pixels. This filter models the edge density of plate region regarding its neighborhood. We also take the advantage of the blue region and Iran flag printed in the plate as a special feature. This feature is robust to viewpoint changes and may help to detect plated in different viewpoints. The MNS method is used to extract this feature.

Furthermore a well organized database consists of car images from different known distances and viewing angels have been prepared. This database can be used to establish a precise evaluation of the proposed method and any other related work.

It is worth to note that our experimental results on different car images located in complex scenes confirm the robustness of the proposed method against severe imaging condition and our claim to design a novel detection method.