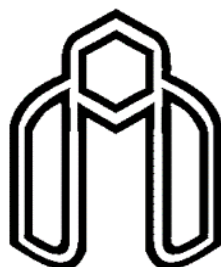




به نام خداوند جان و خرد  
کزین برتر اندیشه برنگدزد



دانشگاه شاهرود

دانشکده‌ی مهندسی برق و رباتیک

گروه الکترونیک

پایان‌نامه کارشناسی ارشد

## افزایش درجه تفکیک تصاویر چهره به کمک یادگیری نمونه‌ها

نیما نقیه

استاد راهنما:

دکتر علیرضا احمدی فرد

شهریور ۱۳۹۴



مدیریت تحصیلات تکمیلی  
فرم شماره (۶)

شماره : ۱۳۰۳ / آ.ت.ب  
تاریخ : ۹۴/۰۶/۱۸  
ویرایش : -----

بسمه تعالی

فرم صورتجلسه دفاع پایان نامه تحصیلی دوره کارشناسی ارشد

با تأییدات خداوند متعال و با استعانت از حضرت ولی عصر (عج) جلسه دفاع از پایان نامه کارشناسی ارشد خانم / آقای :

نیما نقیه رشته : مهندسی برق - الکترونیک گرایش : دیجیتال

تحت عنوان : افزایش درجه تفکیک تصاویر چهره به کمک یادگیری نمونه ها

که در تاریخ ۹۴/۰۶/۱۸ با حضور هیأت محترم داوران در دانشگاه صنعتی شاهرود برگزار گردید به شرح زیر است :

قبول (با درجه : بسیار خوب) امتیاز ( ۱۸/۹۹ )  دفاع مجدد  مردود

۱- عالی (۲۰ - ۱۹) ۲- بسیار خوب (۱۸/۹۹ - ۱۸)

۳- خوب (۱۷/۹۹ - ۱۶) ۴- قابل قبول (۱۵/۹۹ - ۱۴)

۵- نمره کمتر از ۱۴ غیر قابل قبول

عضو هیأت داوران	نام و نام خانوادگی	مرتبه علمی	امضاء
۱- استاد راهنما	مهدیه الهی پور	رئیس	
۲- استاد مشاور	---	---	---
۳- نماینده شورای تحصیلات تکمیلی	محمدرضا اصبح	استاد	
۴- استاد ممتحن	هادی گزالیلو	استاد	
۵- استاد ممتحن	حسین حسینی	استاد	

رئیس دانشکده :

## تعهد نامه

اینجانب نیما نقیه دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته مهندسی برق - الکترونیک دانشکده مهندسی

برق و رباتیک دانشگاه شاهرود نویسنده پایان نامه افزایش درجه تفکیک تصاویر چهره به کمک

یادگیری نمونه‌ها تحت راهنمایی دکتر علیرضا احمدی فرد متعهد می شوم.

- تحقیقات در این پایان نامه توسط اینجانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است.
- در استفاده از نتایج پژوهشهای محققان دیگر به مرجع مورد استفاده استناد شده است.
- مطالب مندرج در پایان نامه تاکنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ جا ارائه نشده است.
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه شاهرود می باشد و مقالات مستخرج با نام « دانشگاه شاهرود » و یا « Shahrood University » به چاپ خواهد رسید.
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به دست آمدن نتایج اصلی پایان نامه تأثیرگذار بوده اند در مقالات مستخرج از پایان نامه رعایت می گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه ، در مواردی که از موجود زنده ( یا بافتهای آنها ) استفاده شده است ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری ، ضوابط و اصول اخلاق انسانی رعایت شده است.

### تاریخ

### امضای دانشجو

### مالکیت نتایج و حق نشر

- کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج، کتاب، برنامه های رایانه ای، نرم افزار ها و تجهیزات ساخته شده است ) متعلق به دانشگاه شاهرود می باشد. این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود.
- استفاده از اطلاعات و نتایج موجود در پایان نامه بدون ذکر مرجع مجاز نمی باشد.

## تقدیم به

پدر و مادر عزیز و مهربانم که در سختی‌ها و دشواری‌های زندگی همواره یآوری دلسوز  
و فداکار و پشتیبانی محکم و مطمئن برایم بوده‌اند.

## تقدیم و شکر

سپاسگذار کسانی هستم که سراغاز تولد من هستند. از یکی زاده می‌شوم و از دیگری جاودانه. استادی که سپیدی را بر تخته سیاه زندگی‌م نگاشت و مادری که تار مویی از او به پای من سیاه نماند.

## چکیده

از دهه‌ی ۱۹۷۰ تاکنون استفاده‌های وسیعی از حسگرهای تصویری CCD و CMOS برای ایجاد تصاویر دیجیتال شده است. اگرچه این حسگرها برای بسیاری از کاربردها مناسب هستند اما سطح تفکیک پذیری فعلی و قیمت مصرف‌کننده قادر به پاسخ‌گویی بسیاری از کاربردهای فعلی و آینده نخواهد بود. روشی که توجه بسیاری از محققین را به خود جلب نموده است. استفاده از تکنیک‌های پردازش سیگنال بر روی تصاویر با تفکیک‌پذیری پایین به منظور ارتقای تفکیک‌پذیری این تصاویر است از ویژگی‌هایی که می‌توان برای این روش‌ها نام برد عدم نیاز به افزایش تعداد المان‌های تصویربرداری به صورت سخت‌افزاری و هزینه‌ی بالای آن می‌باشد. روش‌هایی که در این زمینه مورد استفاده قرار می‌گیرند تحت عنوان روش‌های فراتفکیک-پذیری ارائه می‌شوند.

در این پایان‌نامه هدف بازسازی تصویر چهره از طریق فراتفکیک‌پذیری بر مبنای یادگیری می‌باشد. یکی از روش‌های پیشنهاد شده به نام LPS-GIS شناخته شده است. در این روش پایگاهی از زوج تصاویر با تفکیک-پذیری پایین و بالا جهت یادگیری رابطه بین این تصاویر تهیه شده سپس برای یک تصویر ورودی با تفکیک‌پذیری پایین تعدادی از تصاویر با تفکیک‌پذیری پایین در پایگاه داده که شباهت قابل قبولی با تصویر ورودی دارند انتخاب می‌شوند سپس به کمک تصاویر با تفکیک‌پذیری بالای متناظر با تصاویر انتخاب شده در پایگاه داده، نسخه فرا تفکیک‌پذیر شده‌ی تصویر ورودی تخمین زده می‌شود. در این روش الگوریتم PCA به عنوان معیار شباهت به کار رفته است. در این پایان‌نامه معیارهای استخراج ویژگی HOG، SIFT، SURF به جای معیار مذکور مورد استفاده قرار گرفته است و نتایج حاصل از ویژگی‌های مذکور مورد بررسی قرار می‌گیرد.

**کلمات کلیدی:** فراتفکیک‌پذیری، استخراج ویژگی، PCA، HOG، SIFT، SURF، LPS-GIS

## فهرست

فصل ۱: مقدمه..... ۱

۱.۱ تفکیک پذیری..... ۳

۲.۱.۱ تفکیک پذیری فضایی..... ۴

۳.۱.۱ تفکیک پذیری روشنایی..... ۴

۴.۱.۱ تفکیک پذیری حوزه زمان..... ۴

۵.۱.۱ تفکیک پذیری حوزه فرکانس..... ۵

۲.۱ علل ارتقای تفکیک پذیری..... ۵

۳.۱ فراتفکیک پذیری..... ۶

۴.۱ کاربردهای فراتفکیک پذیری..... ۸

۵.۱ اهداف پایان نامه..... ۸

۶.۱ ساختار پایان نامه..... ۹

فصل ۲: مروری بر روش‌های موجود..... ۱۱

۱.۲ مقدمه..... ۱۲

۲.۲ فراتفکیک پذیری مبتنی بر بازسازی..... ۱۳

۳.۲ فراتفکیک پذیری مبتنی بر یادگیری..... ۲۳



فصل ۳: تئوری ..... ۳۹

۱.۳ مقدمه ..... ۴۰

۲.۳ کاهش بعد ..... ۴۰

۱.۲.۳ روش PCA ..... ۴۱

۳.۳ روش HOG ..... ۴۳

۴.۳ روش SIFT ..... ۴۳

۵.۳ روش SURF ..... ۴۶

۶.۳ روش LPS-GIS ..... ۴۷

۱.۶.۳ چارچوب روش LPS-GIS ..... ۴۸

۲.۶.۳ مشخص کردن ساختارهای پیکسلی محلی ..... ۵۱

۳.۶.۳ تجسم سراسری تصاویر چهره از طریق اعمال ساختارهای پیکسلی محلی ..... ۵۲

۴.۶.۳ فرآیند پیاده‌سازی ..... ۵۲

۱.۴.۶.۳ جستجو و اعمال تابش بر روی تصاویر نمونه ..... ۵۴

۲.۴.۶.۳ یادگیری ساختارهای پیکسلی محلی ..... ۵۵

۳.۴.۶.۳ روش تکرارشونده‌ی بازسازی تصویر با تفکیک‌پذیری بالا ..... ۵۷

۵.۶.۳ نتایج آزمایش روش LPS-GIS ..... ۵۷

فصل ۴: بهبود و آزمایش روش LPS-GIS ..... ۶۱

۱.۴ مقدمه ..... ۶۲

۲.۴ معرفی پایگاه داده مورد استفاده ..... ۶۰

۳.۴ روش پیشنهادی ..... ۶۴

۴.۴ بررسی نتایج بازسازی به ازای پارامترهای مختلف ..... ۶۴

۱.۴.۴ آزمایش تغییر مقدار K ..... ۶۵

۲.۴.۴ آزمایش تغییر ابعاد نواحی همسایگی ..... ۷۳

۵.۴ بررسی خطای بازسازی به ازای کاهش ویژگی‌های روش PCA ..... ۸۱

۶.۴ تعیین مناسب‌ترین تعداد نقطه مورد استفاده در روش SURF ..... ۸۲

۷.۴ بررسی نتایج روش‌های پیشنهادی ..... ۸۳

فصل ۵: نتیجه‌گیری و پیشنهادات ..... ۹۱

۱.۵ مقدمه ..... ۹۲

۲.۵ نتیجه‌گیری ..... ۹۲

۳.۵ کارهای آینده ..... ۹۳

مراجع ..... ۹۷

## فهرست شکل‌ها

- شکل ۱-۲: نمودار مقایسه سیگنال به نویز فریم‌های ورودی و خروجی [۸]..... ۱۳
- شکل ۲-۲: شمایی از روش میکرواسکن [۱۶]..... ۱۵
- شکل ۳-۲: شمایی از رابطه‌ی بین تصاویر با تفکیک‌پذیری پایین از یک صحنه با تصویر با تفکیک‌پذیری بالا از همان صحنه [۴۹]..... ۲۲
- شکل ۴-۲: الف) هرم لاپلاسی (ب) هرم گوسی [۵۵]..... ۲۴
- شکل ۵-۲: مدل گرافیکی فراتفکیک‌پذیری. الف) مدل MRF (ب) مدل ترکیبی ارائه شده [۵۸]..... ۲۶
- شکل ۶-۲: شمایی از فرایند تخمین الگو و شکل از روی ورودی و تصویر مرجع [۶۱]..... ۲۸
- شکل ۷-۲: شمایی از ساختار ۳ لایه‌ای شبکه‌ی MRF [۶۲]..... ۲۹
- شکل ۸-۲: شمایی کلی از فرایند انجام شده در [۶۳]..... ۳۰
- شکل ۹-۲: شمایی کلی از مراحل انجام شده در [۶۶]..... ۳۲
- شکل ۱۰-۲: ساختار کلی روش کدگذاری دسته‌ها [۶۷]..... ۳۴
- شکل ۱۱-۲: فرایند انجام شده در روش نگاشت ویژه [۷۰]..... ۳۵
- شکل ۱۲-۲: شمایی از مراحل انجام شده در روش LPS-GIS..... ۳۷
- شکل ۱-۳: روش ساخت هرم تصویر و تفاضل‌های گوسی [۷۵]..... ۴۵
- شکل ۲-۳: تصویرسازی از ساختار پیکسل‌های محلی به تصویر با تفکیک‌پذیری بالا [۷۲]..... ۴۹

- شکل ۳-۳: فرآیند پیاده‌سازی روش LPS-GIS [۷۲]..... ۵۳
- شکل ۴-۳: شمایی از اعمال تابش بر روی دو نمونه از تصاویر مرجع [۷۲]..... ۵۵
- شکل ۵-۳: نمونه‌هایی از نتایج بازسازی با مقادیر مختلف  $\sigma$  و  $K$ . [۷۲]..... ۵۸
- شکل ۶-۳: منحنی‌های خطای بدست آمده از نتایج بازسازی با مقادیر مختلف  $\sigma$  و  $K$  [۷۲]..... ۵۸
- شکل ۷-۳: تصاویر چهره HR بدست آمده با روش‌های مختلف در این شکل نشان داده شده است (a) تصویر اصلی (b) درون‌یابی مکعبی (c) NEDI [۷۵] (d) روش wang [۷۰] (e) روش park [۷۱] (f) روش freeman [۴۴] (g) روش NE [۶۶] (h) روش liu [۵۶] (i) روش ارائه شده [۷۲]..... ۵۹
- شکل ۱-۴: تصاویر مورد استفاده در آزمایش‌ها به عنوان ورودی..... ۶۲
- شکل ۲-۴: نحوه‌ی استخراج چهره از تصویر اولیه..... ۶۳
- شکل ۳-۴: الف) تصویر با تفکیک‌پذیری بالا. ب) تصویر با تفکیک‌پذیری پایین..... ۶۳
- شکل ۴-۴: نمودار خطا بر حسب دفعات تکرار مرحله‌ی بازسازی برای یک تصویر ورودی..... ۶۵
- شکل ۵-۴: شکل ۵-۴: تصویر بازسازی شده با روش LPS-GIS به ازای مقادیر مختلف  $k$  الف) تصویر اصلی ب)  $k=3$  ج)  $k=6$  د)  $k=12$ ..... ۶۷
- شکل ۶-۴: شکل ۵-۴: تصویر بازسازی شده با روش LPS-GIS به ازای مقادیر مختلف  $k$  الف) تصویر اصلی ب)  $k=3$  ج)  $k=6$  د)  $k=12$ ..... ۶۸
- شکل ۷-۴: شکل ۵-۴: تصویر بازسازی شده با روش LPS-GIS به ازای مقادیر مختلف  $k$  الف) تصویر اصلی ب)  $k=3$  ج)  $k=6$  د)  $k=12$ ..... ۶۹

شکل ۴-۸: شکل ۴-۵: تصویر بازسازی شده با روش LPS-GIS به ازای مقادیر مختلف k الف) تصویر اصلی

ب)  $k=3$  ج)  $k=6$  د)  $k=12$  ..... ۷۰

شکل ۴-۹: شکل ۴-۵: تصویر بازسازی شده با روش LPS-GIS به ازای مقادیر مختلف k الف) تصویر اصلی

ب)  $k=3$  ج)  $k=6$  د)  $k=12$  ..... ۷۱

شکل ۴-۱۰: شکل ۴-۵: تصویر بازسازی شده با روش LPS-GIS به ازای مقادیر مختلف k الف) تصویر اصلی

ب)  $k=3$  ج)  $k=6$  د)  $k=12$  ..... ۷۲

شکل ۴-۱۱: تصویر بازسازی شده با روش LPS-GIS به ازای ابعاد مختلف الف) تصویر اصلی ب)  $3 \times 3$  ج)

$7 \times 7$  د)  $11 \times 11$  ه)  $15 \times 15$  ..... ۷۴

شکل ۴-۱۲: تصویر بازسازی شده با روش LPS-GIS به ازای ابعاد مختلف الف) تصویر اصلی ب)  $3 \times 3$  ج)

$7 \times 7$  د)  $11 \times 11$  ه)  $15 \times 15$  ..... ۷۵

شکل ۴-۱۳: تصویر بازسازی شده با روش LPS-GIS به ازای ابعاد مختلف الف) تصویر اصلی ب)  $3 \times 3$  ج)

$7 \times 7$  د)  $11 \times 11$  ه)  $15 \times 15$  ..... ۷۶

شکل ۴-۱۴: تصویر بازسازی شده با روش LPS-GIS به ازای ابعاد مختلف الف) تصویر اصلی ب)  $3 \times 3$  ج)

$7 \times 7$  د)  $11 \times 11$  ه)  $15 \times 15$  ..... ۷۷

شکل ۴-۱۵: تصویر بازسازی شده با روش LPS-GIS به ازای ابعاد مختلف الف) تصویر اصلی ب)  $3 \times 3$  ج)

$7 \times 7$  د)  $11 \times 11$  ه)  $15 \times 15$  ..... ۷۸

شکل ۴-۱۶: تصویر بازسازی شده با روش LPS-GIS به ازای ابعاد مختلف الف) تصویر اصلی ب)  $3 \times 3$  ج)

$7 \times 7$  د)  $11 \times 11$  ه)  $15 \times 15$  ..... ۷۹

- شکل ۴-۱۷: تصویر بازسازی شده با روش LPS-GIS با استفاده از هر روش استخراج ویژگی الف) تصویر اصلی ب) PCA ج) HOG د) SIFT ه) SURF.....۸۴
- شکل ۴-۱۸: تصویر بازسازی شده با روش LPS-GIS با استفاده از هر روش استخراج ویژگی الف) تصویر اصلی ب) PCA ج) HOG د) SIFT ه) SURF.....۸۵
- شکل ۴-۱۹: تصویر بازسازی شده با روش LPS-GIS با استفاده از هر روش استخراج ویژگی الف) تصویر اصلی ب) PCA ج) HOG د) SIFT ه) SURF.....۸۶
- شکل ۴-۲۰: تصویر بازسازی شده با روش LPS-GIS با استفاده از هر روش استخراج ویژگی الف) تصویر اصلی ب) PCA ج) HOG د) SIFT ه) SURF.....۸۷
- شکل ۴-۲۱: تصویر بازسازی شده با روش LPS-GIS با استفاده از هر روش استخراج ویژگی الف) تصویر اصلی ب) PCA ج) HOG د) SIFT ه) SURF.....۸۸
- شکل ۴-۲۲: تصویر بازسازی شده با روش LPS-GIS با استفاده از هر روش استخراج ویژگی الف) تصویر اصلی ب) PCA ج) HOG د) SIFT ه) SURF.....۸۹
- شکل ۵-۱: فرایند تولید تکه‌ها از روی پایگاه داده به منظور استفاده در فضای تانسور [۷۷].....۹۵

## فهرست جدول‌ها

- جدول ۴-۱: مقدار خطای تصاویر بازسازی شده به ازای مقادیر مختلف K ..... ۶۶
- جدول ۴-۲: مقدار خطای تصاویر بازسازی شده به ازای ابعاد متفاوت ..... ۷۳
- جدول ۴-۳: مقدار خطای تصاویر بازسازی شده به ازای مقادیر مختلف ویژگی‌ها ..... ۸۱
- جدول ۴-۴: مقدار خطای تصاویر بازسازی شده به ازای مقادیر مختلف نقاط بدست آمده ..... ۸۲
- جدول ۴-۵: مقدار خطای تصاویر بازسازی شده به ازای تمامی روش‌ها ..... ۸۳

# فصل اول

مقدمه



امروزه تصاویر دیجیتال کاربردهای فراوانی در زندگی روزمره انسان دارند. پردازش تصویر دیجیتال که به منظور استخراج اطلاعات مفید از تصاویری با کیفیت پایین به وجود آمده است ایده‌ی اصلی آن در دهه‌ی ۱۹۲۰ به منظور انتقال تصویر توسط کابل مورد استفاده قرار گرفت پس از آن تکنیک‌های بسیاری در زمینه پردازش تصاویر دیجیتال در دهه‌ی ۱۹۶۰ توسط آزمایشگاه‌های Bell و MIT ایجاد شد که در زمینه‌ی تصاویر ماهواره‌ای، تبدیل استانداردهای مختلف تصویر و کاربردهای پزشکی مورد استفاده قرار گرفت. در چند دهه‌ی اخیر به دلیل پیشرفت فناوری در ساخت رایانه پردازش تصاویر دیجیتال رشد قابل ملاحظه‌ای داشته است.

برخی از کاربردهای پردازش تصویر دیجیتال به صورت زیر است:

۱. برجسته نمودن و بازسازی تصاویر: پردازش‌هایی که بر روی تصاویر گرفته شده توسط دوربین‌ها انجام می‌شوند تا تصاویری با کیفیت تری بدست آید یا این تصاویر برای هر نوع استفاده در مراحل بعدی کار آماده شوند را گویند. برخی از این پردازش‌ها از قبیل بزرگنمایی، مات نمودن، برجسته‌سازی، تبدیل تصاویر سطح خاکستری به رنگی، بازسازی و شناسایی تصاویر است.
۲. استفاده در زمینه‌های پزشکی: از جمله کاربردهای پردازش تصاویر دیجیتال در زمینه پزشکی تصویر برداری با اشعه مختلف از قبیل گاما و ایکس است.
۳. کدگذاری و انتقال تصاویر: انتقال تصاویر و مشاهده‌ی آن با کمترین میزان تاخیر و کدگذاری تصاویر به منظور کاهش باند و تبدیل فرمت تصاویر برای مصارف گوناگون از قبیل اینترنت را می‌توان از کاربردهای این قسمت نام برد.
۴. بینایی ماشین: اضافه نمودن قابلیت مشاهده و تشخیص اشیا توسط ربات به منظور افزایش عملکرد آن از مواردی است که در زمینه بینایی ماشین انجام می‌شوند.
۵. پردازش رنگ: استفاده و تبدیل فضای رنگ در تصاویر را گویند.

۶. پردازش فایل‌های تصویری<sup>۱</sup>: فایل‌های تصویری مجموعه‌ای از تصاویر پیوسته هستند. کیفیت فایل‌های تصویری به نرخ فریم و کیفیت هر فریم بستگی دارند. کاهش نویز، ارتقای جزئیات فایل‌های تصویری، تبدیل نرخ فریم و تبدیل ابعاد فایل‌های تصویر از قبیل پردازش‌هایی است که بر روی فایل‌های تصویری انجام می‌شوند.

## ۱.۱ تفکیک پذیری

یکی از مهمترین مفاهیم در زمینه‌ی پردازش تصویر، تفکیک پذیری می‌باشد؛ تفکیک پذیری یک تصویر به بیان ساده مقدار پیکسل در واحد سطح است که بتوان مشاهده نمود.

در اکثر کاربردهای تصویربرداری الکترونیکی، تصویر با تفکیک پذیری بالا<sup>۲</sup> مورد نظر است. تفکیک پذیری بالا به معنای تراکم بالای پیکسل در یک تصویر می‌باشد بنابراین تصویر با تفکیک پذیری بالا می‌تواند جزئیات بیشتری را که تاثیر حیاتی در برخی کاربردها داشته باشد ارائه دهد. برای مثال تصاویر پزشکی با تفکیک پذیری بالا برای یک پزشک به منظور تشخیص صحیح می‌تواند بسیار مفید واقع شود. همچنین تشخیص یک شی در یک تصویر ماهواره‌ای با تفکیک پذیری بالا نسبت به نمونه‌های دیگر آن ساده تر است و عملکرد تشخیص الگو به وسیله‌ی کامپیوتر در صورت ارائه‌ی تصویر با تفکیک پذیری بالا می‌تواند بهبود یابد. در پردازش تصاویر دیجیتال تفکیک پذیری را می‌توان به دسته‌های زیر تقسیم نمود.

<sup>1</sup> video

<sup>2</sup> High-Resolution (HR)

## ۲.۱.۱ تفکیک پذیری فضایی

هر تصویر از قسمت‌هایی با نام پیکسل تشکیل شده است. تفکیک پذیری فضایی به میزان فضایی که پیکسل‌ها در تصویر به خود اختصاص می‌دهند گفته می‌شود؛ این تفکیک پذیری به صورت دو عدد مثبت بیان می‌شود که عدد اول بیان کننده تعداد پیکسل‌های ستون و عدد دوم بیان کننده تعداد پیکسل‌های سطر است.

تفکیک پذیری فضایی بالا در تصویر به آن توانایی داشتن جزئیات بیشتر در طیف رنگی گسترده‌تری را می‌دهد. در چاپگرها تفکیک پذیری فضایی با واحد پیکسل بر اینچ بیان می‌شود.

## ۳.۱.۱ تفکیک پذیری روشنایی

تفکیک پذیری روشنایی میزان سطح خاکستری یا بازه‌ی رنگی یک پیکسل را بیان می‌کند؛ میزان روشنایی و مقدار رنگ هر پیکسل توسط یک یا چند بیت تعریف می‌شود. در تصاویر تک‌رنگ هر پیکسل می‌تواند یکی از ۲۵۶ سطح را به خود اختصاص دهد که این مقدار با ۸ بیت تعریف خواهد شد. برای تصاویر رنگی هر پیکسل حداقل ۲۴ بیت دارد این تعداد بیت به دلیل وجود سه صفحه‌ی رنگی که هر کدام ۸ بیت است می‌باشد. تفکیک پذیری روشنایی بیشتر با نام بازه‌ی دینامیکی بیان می‌شود.

## ۴.۱.۱ تفکیک پذیری حوزه زمان

این تفکیک پذیری، نرخ فریم یا تعداد فریم‌های گرفته شده در هر ثانیه را بیان می‌کند هرچه نرخ فریم بالاتر باشد؛ در فریم‌های متوالی مات‌شدگی در حین حرکت کمتر خواهد بود؛ میزان نرخ فریمی که بیشتر مورد استفاده قرار می‌گیرد برابر با ۲۵ فریم بر ثانیه یا بالاتر است.

## ۵.۱.۱ تفکیک پذیری حوزه فرکانس

این تفکیک پذیری مرتبط با فرکانس و میزان توانایی یک حسگر در تشخیص طیف ها می باشد و به کوچکترین اختلاف طول موج قابل تشخیص توسط حسگر گویند.

## ۲.۱ علل ارتقای تفکیک پذیری

از دهه‌ی ۱۹۷۰ تاکنون استفاده‌های وسیعی از حسگرهای تصویری CCD<sup>۱</sup> و CMOS<sup>۲</sup> برای ایجاد تصاویر دیجیتال شده است. اگرچه این حسگرها برای بسیاری از کاربردها مناسب هستند اما سطح تفکیک پذیری فعلی و قیمت مصرف کننده قادر به پاسخ گویی خواسته‌های مردم در آینده نخواهد بود؛ به عنوان مثال مردم خواستار دوربین‌هایی با تفکیک پذیری بالا و قیمت کمتر هستند همچنین دانشمندان به تصاویری با سطح تفکیک پذیری بسیار بالا که فاقد هیچ گونه خرابی باشد نیاز خواهند داشت؛ برای گرفتن تصویر با تفکیک-پذیری بالا دستگاه تصویربردار نیاز به پردازنده‌های تصویری گران قیمت خواهد داشت و عملاً در کاربردهای واقعی از قبیل دوربین مداربسته و دوربین تلفن همراه استفاده نمی شوند. البته در دوربین‌های مداربسته در کنار محدودیت قیمت افزایش تفکیک پذیری باعث کاهش سرعت و افزایش حجم سخت افزاری این نوع دوربین‌ها خواهد بود. از محدودیت‌های دیگر این حسگرها مات شدگی به دلیل عدم انطباق کانونی لنز می باشد. به همین منظور نیازمند راهی خواهیم بود که سطح تفکیک پذیری را افزایش دهد.

کلی ترین راه حل به منظور افزایش تفکیک پذیری کاهش اندازه پیکسل توسط تکنیک‌های تولیدی حسگرها می باشد. البته این کار باعث کاهش میزان جذب نور توسط حسگر شده و موجب ایجاد نویز در تصویر

<sup>۱</sup> charge-coupled device (CCD)

<sup>۲</sup> complementary metal-oxide-semiconductor (CMOS)

می‌شود. به منظور به حداقل رساندن تاثیر نویز ایجاد شده توسط کوچک‌سازی ابعاد پیکسل باید محدودیتی را در نظر گرفت که برای یک پردازنده‌ی  $35 \mu m$  CMOS برابر با  $40 \mu m^2$  است با این حال تکنولوژی حسگرهای تصویری در حال حاضر به این سطح رسیده‌اند. در ضمن قیمت حسگرها با افزایش چگالی پیکسل‌ها افزایش می‌یابد. راه‌حل دیگری که برای ارتقای تفکیک‌پذیری فضایی می‌توان استفاده نمود افزایش ابعاد چیپ است که این امر باعث افزایش ظرفیت الکتریکی خواهد شد. ظرفیت الکتریکی بالا نیازمند مدت زمان بیشتری برای شارژ شدن است افزایش سرعت شارژ شدن مشکلاتی به همراه خواهد داشت که باعث بی‌فایده بودن استفاده از این راه‌حل می‌شود [۱].

به همین منظور نیازمند راه‌حلی با هزینه‌ی کمتر هستیم روشی که می‌توان در این زمینه ارائه نمود استفاده از تکنیک‌های پردازش سیگنال بر روی تصاویر با تفکیک‌پذیری پایین<sup>۱</sup> به منظور ارتقای تفکیک‌پذیری این تصاویر است از ویژگی‌هایی که می‌توان برای این روش‌ها نام برد عدم استفاده از سخت افزار اضافی و به صرفه بودن این روش‌ها از لحاظ هزینه است مهمترین عاملی که باعث افزایش هزینه می‌شود پیچیدگی محاسباتی این روش‌هاست. روش‌هایی که در این زمینه مورد استفاده قرار می‌گیرند تحت عنوان روش‌های فراتفکیک‌پذیری<sup>۲</sup> ارائه می‌شوند.

## ۳.۱ فراتفکیک‌پذیری

تصاویر گرفته شده توسط دوربین از سه مشکل اصلی رنج می‌برند که عبارتند از: روی هم‌پوشانی<sup>۳</sup>، مات‌شدگی و نویز. پدیده‌ی روی هم‌پوشانی به دلیل کمبود مولفه‌های فرکانس بالا در تصویر ایجاد می‌شود که باعث

<sup>۱</sup> Low-Resolution (LR)

<sup>۲</sup> Super-Resolution (SR)

<sup>۳</sup> aliasing

کاهش جزئیات در لبه‌ها و متن‌ها در تصویر می‌گردد. مات‌شدگی به دلیل حرکت دوربین یا فوکوس نبودن آن ایجاد می‌شود. بنابراین فراتفکیک‌پذیری روشی است که با افزایش مولفه‌های فرکانس بالای تصویر ورودی با تفکیک‌پذیری پایین به کمک مجموعه‌ای از تصاویر، تصویری با تفکیک‌پذیری بالا از آن ایجاد نماید. البته روش دیگری برای افزایش تفکیک‌پذیری توسط همان تصویر نیز وجود دارد در این روش به دلیل عدم وجود مولفه‌های فرکانس بالا اطلاعات اضافی برای ارتقای تصویر وجود ندارد و کارایی روش تک‌تصویر<sup>۱</sup> بسیار محدودتر از روش چندتصویر<sup>۲</sup> است.

بازگردانی مولفه‌های فرکانس بالای از دست رفته، افزایش ابعاد تصویر و به حداقل رساندن مات‌شدگی و تاثیر الایزینگ از مواردی است که در روش‌های فراتفکیک‌پذیری اعمال می‌شود. بزرگترین مزیت استفاده از فراتفکیک‌پذیری هزینه کم آن نسبت به دوربین‌های گران قیمت و قابل استفاده بودن سیستم‌های تصویر- برداری موجود با تفکیک‌پذیری پایین است.

اگر فراتفکیک بر روی چهره‌ی انسان اعمال شود تجسم چهره<sup>۳</sup> نامیده می‌شود که این اصطلاح برگرفته شده از شرح حال بیمارانی است که دارای علائم عمومی اختلالات روانی بودند؛ آنان تصوراتی را به زبان می‌آوردند که وجود خارجی نداشت. این اصطلاح اولین بار توسط Baker و Kanade نام‌گذاری شد [۲]. هدف از این نام‌گذاری مولفه‌های فرکانس بالایی بود که در تصویر خروجی وجود داشت اما در تصویر ورودی موجود نبود.

---

<sup>1</sup> Single-frame

<sup>2</sup> Multi-frame

<sup>3</sup> face hallucination

## ۴.۱ کاربردهای فراتفکیک پذیری

از کاربردهای فراتفکیک پذیری می توان به موارد زیر اشاره کرد:

۱. استفاده از فایل های تصویری ضبط شده توسط دوربین های نظارتی به منظور بزرگنمایی بر روی

منطقه ای خاص در فایل تصویری و افزایش تفکیک پذیری برای شناسایی هدف [۴]، [۳].

۲. استفاده از چند تصویر از یک صحنه به منظور تهیه ی تصویری با تفکیک پذیری بالا؛ از جمله

کاربردهای فراتفکیک پذیری در این زمینه ایجاد تصویری با تفکیک پذیری بالا از یک منطقه توسط

تصاویر ماهواره ای گرفته شده از این منطقه [۵].

۳. استفاده از این روش در زمینه های پزشکی از جمله MRI<sup>۱</sup> و CT<sup>۲</sup> به منظور افزایش تفکیک پذیری

تصاویر خروجی آنها [۶].

۴. تبدیل استانداردهای فایل های تصویری با کیفیت NTSC به HDTV.

## ۵.۱ اهداف پایان نامه

هدف از انجام این پایان نامه بازسازی تصویر چهره با تفکیک پذیری بالا از روی تصویر متناظر با تفکیک پذیری

پایین آن با استفاده از پایگاه داده ای که شامل زوج تصاویر چهره با تفکیک پذیری بالا و پایین است، می باشد.

بنابراین به منظور استخراج و کاهش بعد ویژگی ها از روش تحلیل مؤلفه های اصلی<sup>۳</sup> استفاده می شود سپس

برای پیدا کردن K نمونه مشابه به تصویر چهره ورودی در پایگاه داده جستجو انجام می شود. حال تصاویر

نمونه به کمک روش شار نوری طوری تابیده می شوند که به تصویر ورودی نزدیک شوند. سپس از تصاویر با

<sup>۱</sup> magnetic resonance imaging (MRI)

<sup>۲</sup> computed tomography (CT)

<sup>۳</sup>Principal Component Analysis (PCA)

تفکیک پذیری بالای تابیده شده‌ی حاصل از نمونه‌ها برای یادگیری ساختار محلی پیکسلی تصویر با تفکیک-پذیری بالای ورودی استفاده می‌شود و حال با استفاده از رابطه‌های ساختار پیکسلی بدست آمده و تصویر ورودی، تصویر با تفکیک‌پذیری بالای ورودی تخمین زده می‌شود. به منظور بهبود نتایج بازسازی از روش‌های هیستوگرام گرادینان‌های جهت‌دار<sup>۱</sup>، ویژگی‌های غیرحساس به مقیاس<sup>۲</sup> و شتاب ویژگی‌های مقاوم<sup>۳</sup> به منظور استخراج ویژگی استفاده می‌شود.

## ۶.۱ ساختار پایان‌نامه

در فصل دوم به معرفی و بررسی روش‌های موجود در زمینه‌ی فراتفکیک‌پذیری بر مبنای بازسازی و فراتفکیک‌پذیری بر مبنای یادگیری پرداخته خواهد شد.

در فصل سوم تئوری روش‌های استفاده شده در پایان‌نامه با ذکر جزئیات بیان می‌شود.

در فصل چهارم ابتدا به معرفی پایگاه داده مورد استفاده و روش پیشنهادی به منظور بازسازی تفکیک‌پذیری تصاویر چهره پرداخته می‌شود. سپس به بررسی و مقایسه‌ی نتایج روش پیشنهادی و روش اولیه به ازای تغییر پارامترهای معین شده پرداخته خواهد شد.

در فصل پنجم نتیجه‌گیری از روش ارائه شده به منظور بازسازی تصاویر چهره و روش پیشنهادی به منظور ارتقای آن ارائه می‌شود. سپس پیشنهادهایی به منظور افزایش کارایی روش مورد استفاده برای بازسازی تصاویر چهره بیان می‌شود که می‌توان در آینده این اصلاحات را انجام داد.

<sup>1</sup> Histogram of oriented gradients (HOG)

<sup>2</sup> Scale invariant Feature Transform (SIFT)

<sup>3</sup> Speeded Up Robust Features (SURF)





# فصل دوم

مروری بر روش‌های موجود

## ۱.۲ مقدمه

بیشتر مقالات ارائه شده در زمینه‌ی فراتفکیک‌پذیری بر روی چند تصویر هستند. در این روش‌ها با استفاده از چند تصویر از یک صحنه تصویری با تفکیک‌پذیری بالا از آن صحنه ایجاد می‌شود. روند کلی این روش‌ها محاسبه‌ی رابطه‌ی هم‌ترازی پیکسل‌های مشابه در تصاویر و استفاده از این رابطه به منظور تولید تصویری با تفکیک‌پذیری بالا است؛ بنابراین صحت این روش‌ها حساسیت زیادی به دقت محاسبه‌ی رابطه‌ی بین پیکسل‌ها دارد برای فائق آمدن بر این مشکل راه‌های دیگری که وابستگی جابجایی بین پیکسل‌ها را نداشته باشد ارائه شده است که می‌توان به استفاده از مات‌شدگی، عدم تطابق، بزرگ‌نمایی اشاره نمود.

روش دیگری از فراتفکیک‌پذیری با نام فراتفکیک‌پذیری تک‌تصویر خوانده می‌شود. در این روش فقط از یک تصویر ورودی به عنوان مرجع تولید تصویر با تفکیک‌پذیری بالا استفاده می‌شود. بیشتر روش‌های ارائه شده در این زمینه با استخراج ویژگی‌های مناسب از یک مجموعه تصاویر که به عنوان پایگاه داده استفاده می‌شود مولفه‌های فرکانس بالای از دست رفته‌ی تصویر ورودی را بازگردانی نموده و تصویری با تفکیک‌پذیری بالا ایجاد می‌نمایند. روش‌هایی که از این طریق اطلاعات را بازگردانی می‌نمایند را فراتفکیک‌پذیری بر مبنای یادگیری<sup>۱</sup> گویند؛ در ادامه به توضیح روش‌های ارائه شده در زمینه‌ی فراتفکیک‌پذیری بر مبنای بازسازی و فراتفکیک‌پذیری بر مبنای یادگیری پرداخته می‌پردازیم.

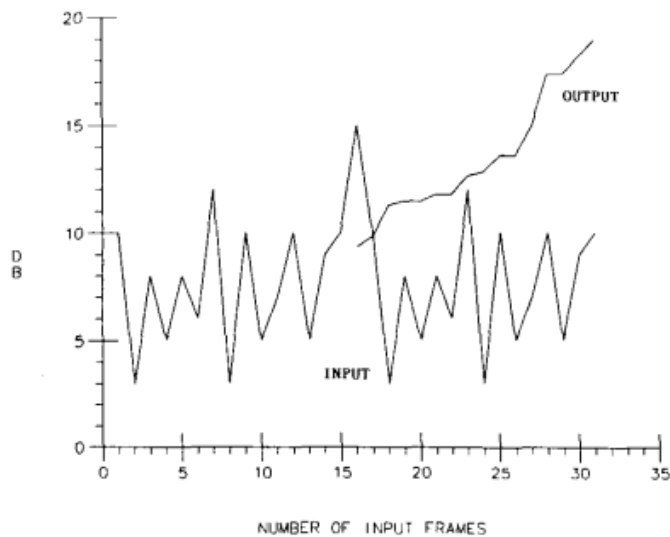
---

<sup>1</sup> Learning-based super-resolution

## ۲.۲ فراتفکیک پذیری مبتنی بر بازسازی

ایده‌ی اولیه‌ی استفاده از فراتفکیک‌پذیری برای اولین بار توسط Tsai و Huang [۷] در سال ۱۹۸۴ به منظور ارتقای تفکیک‌پذیری تصاویر گرفته شده از زمین ارائه شد؛ در این روش رابطه‌ای در حوزه‌ی فرکانس ارائه شد که از ویژگی جابجایی و هم‌ترازی تبدیل فوریه‌ی گسسته و پیوسته به منظور از بین بردن محدودیت پهنای باند در تصاویر ورودی و هم‌تراز نمودن آن‌ها استفاده شد. در این رابطه با استفاده از ضرایب تبدیل فوریه‌ی گسسته‌ی تصاویر ورودی تبدیل فوریه‌ی پیوسته‌ی تصویر خروجی بازسازی می‌شود.

Kim و همکارانش [۸] با اضافه نمودن روش حداقل مربعات وزن‌دار شده تأثیر نویز ورودی را در محاسبه‌ی تصویر با تفکیک‌پذیری بالا اعمال نمودند. آن‌ها مقدار یکسانی مات‌شدگی و نویز را برای تصاویر ورودی در نظر گرفتند سپس با استفاده از روش بازگشتی به ارتقای جواب‌های به دست آمده از روابط خطی پرداختند. نمودار مقایسه سیگنال به نویز به دست آمده از فرایند بازسازی و فریم‌های ورودی در شکل ۱-۲ آورده شده است که کاهش میزان نویز را به وضوح نشان می‌دهد.



شکل ۱-۲: نمودار مقایسه سیگنال به نویز فریم‌های ورودی و خروجی [۸].

سپس Kim و Su در [۹] مقدار مات شدگی برای هر تصویر را متفاوت در نظر گرفته و از روش تنظیم کننده<sup>۱</sup> تیخانوف [۱۰] برای حل روابط خطی استفاده نمودند.

سادگی روابط در حوزه فرکانس و معلوم بودن رابطه بین تصاویر ورودی و خروجی از ویژگی‌های مهم حوزه فرکانس است؛ البته به دلیل ناهمبسته بودن اطلاعات در این حوزه اعمال اطلاعات پیشین<sup>۲</sup> در بخش تنظیم کننده مشکل خواهد بود. برای این مشکل محققین از روش‌های دیگری از قبیل تبدیل فوریه کسینوسی به منظور دستیابی به تصاویر با تفکیک پذیری بالا نیز استفاده نمودند [۱۱].

کلی‌ترین روش مورد استفاده در فراتفکیک‌پذیری روش درون‌یابی غیریکنواخت<sup>۳</sup> است. در این روش به محاسبه‌ی رابطه‌ی حرکتی بین تصاویری که درون‌یابی غیریکنواخت بر روی آن‌ها اعمال شده است پرداخته می‌شود سپس فرآیند بازسازی به منظور حذف نویز و مات‌شدگی اعمال می‌شود تا تصویری با تفکیک‌پذیری بالا بدست آید. Ur و Gross [۱۲] با اعمال درون‌یابی غیر یکنواخت بر روی تصاویر متوالی از یک مکان با استفاده از روش نمونه‌برداری چند کاناله که توسط Papoulis [۱۳] و Brown [۱۴] ارائه شده بود توانستند تفکیک‌پذیری تصویر را ارتقا ببخشند.

Bose و همکارانش [۱۵] با استفاده از روش بازگشتی حداقل مجموع مربعات در بازسازی فراتفکیک‌پذیری توانستند خطای محاسبه‌ی رابطه‌ی حرکتی بین تصاویر استفاده شده را کاهش دهند. Alam و همکارانش [۱۶] با استفاده از روش آنی هم‌ترازی تصویر مادون قرمز<sup>۴</sup> و روش هم‌ترازی بر مبنای گوسی جابجایی بین تصاویر را محاسبه نمودند تا بتوانند روش درون‌یابی وزن دار شده‌ی نزدیک‌ترین همسایگی را ارائه دهند.

---

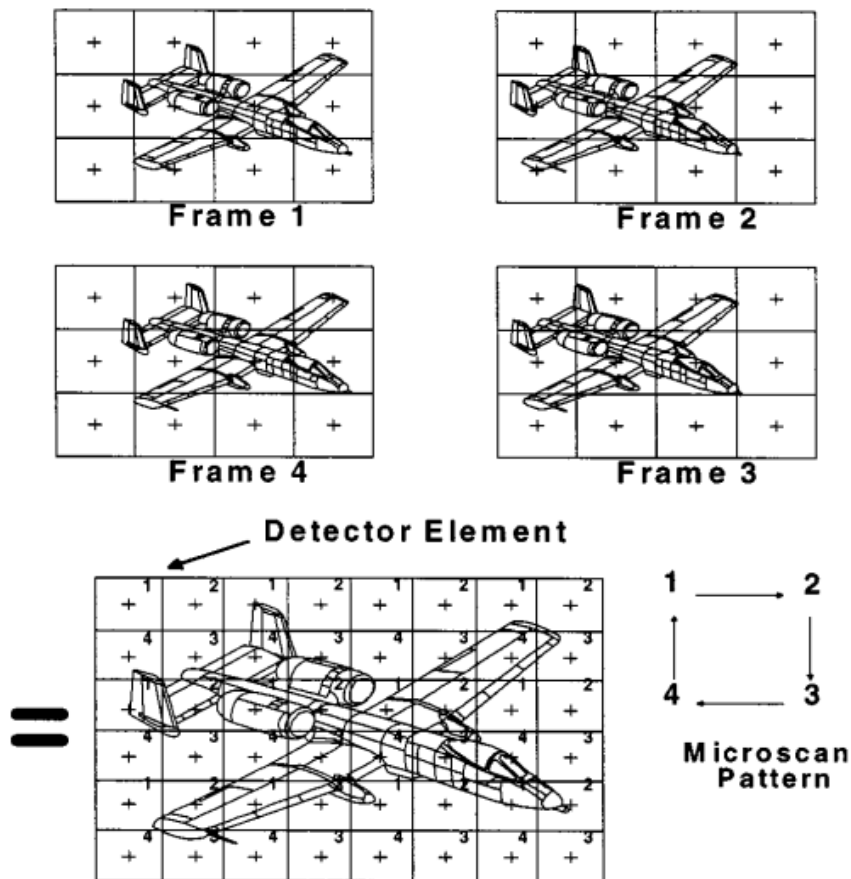
<sup>1</sup> regularization

<sup>۲</sup> priori

<sup>3</sup> nonuniform interpolation

<sup>۴</sup> real-time infrared image registration

در این مقاله از روش میکرو اسکن کنترل نشده به دلیل استفاده از فریم های متوالی با جابجایی نامعلوم استفاده شده است که این نامعلومی جابجایی بین فریم ها باعث عدم قرارگیری یک دست تمامی فریم ها در فضای بازسازی تصویر با تفکیک پذیری بالا می شود به منظور حل این مشکل از روش نزدیک ترین همسایگی وزن دار شده استفاده شد تا بتوان پیکسل های از دست رفته را بازسازی نمود. روش میکرو اسکن [۱۷] به تولید فریم های متوالی با جابجایی معلوم که الگوی آن از قبل تعیین شده است می پردازد. سپس از همین الگو برای تولید تصویری با تفکیک پذیری بالا استفاده می شود (شکل ۲-۲)؛ و در آخر با استفاده از فیلتر وینر به حذف مات شدگی و نویز پرداخته می شود.



شکل ۲-۲: شمایی از روش میکرو اسکن [۱۶].

Milanfar و Nguyen [۱۸] روشی بر مبنای موجک به منظور بازسازی فراتفکیک پذیری ارائه نمودند. آن‌ها با به کارگیری ساختاری یک دست از نمونه برداری شبکه‌ای در فراتفکیک پذیری و مشتق گیری از ضرایب بدست آمده از درون یابی بر مبنای موجک فضایی، مجموعه‌ای از داده‌ها ایجاد نمودند. تمامی روش‌های ارائه شده در زمینه‌ی غیریکنواختی نیز محدود به جابجایی کلی بین تصاویر مورد مقایسه با ماتشدگی و نویز می‌باشد.

Irani و Peleg [۱۹ و ۲۰] روش فراتفکیک پذیری تکرار شونده‌ی پس افکنش<sup>۱</sup> را که مشابه با روش مورد استفاده در توموگرافی<sup>۲</sup> است، ارائه دادند. در این روش تصویر با تفکیک پذیری بالا با محاسبه‌ی خطای پس انتشار بین تصاویر با تفکیک پذیری پایین شبیه سازی شده و تصویر ورودی که دارای نویز و ماتشدگی است تخمین زده می‌شود. این فرایند آن قدر تکرار می‌شود تا مقدار خطا به حداقل مقدار ممکن برسد. روش دیگری در زمینه‌ی بازسازی فراتفکیک پذیری در [۲۱] ارائه شد که با در نظر گرفتن شرط دامنه، مجموعه همگرایی جدیدی ارائه دادند که باعث ارتقای نتایج به دست آمده شد.

Stark و Oskoui [۲۲] اولین روابط افکنش بر روی مجموعه همگرایی<sup>۳</sup> به منظور بازسازی فراتفکیک پذیری را ارائه دادند. آن‌ها در روش خود از یک جابجایی جزئی، ماتشدگی خطی و نویزی یکسان بین تصاویر استفاده نمودند. Ng و همکارانش با ارائه‌ی روش حداقل مجموع مربعات تنظیم شده‌ی شرطی توانست تصویری با تفکیک پذیری بالا ایجاد نمایند [۲۳]. آن‌ها با در نظر گرفتن مقداری خطا در اطراف زیرپیکسل-های ایده‌ال تاثیر نویز را در روش خود اعمال نمودند. تاثیر این خطای جابجایی بر روی نرخ همگرایی روش

<sup>۱</sup> iterative back-projection (IBP)

<sup>۲</sup> در توموگرافی تصاویر از روی افکنش آن از جهات مختلف بازسازی می‌شود. در فراتفکیک پذیری هر پیکسل از تصویر با تفکیک پذیری پایین نگاشتی از بخشی از تصویر می‌باشد.

<sup>۳</sup> projection on to convex sets (POCS)

تکرارشونده بر مبنای شرایط ورودی ایجاد شده در هر مسئله توسط Ng و Bose [۲۴] مورد بررسی قرار گرفته است. آن‌ها همچنین روش بازسازی سریعی برای تصاویر رنگی نیز ارائه نمودند [۲۵].

Nguyen و همکارانش با ارائه بلوک‌هایی چرخشی با شرایط اولیه توانستند سرعت روش گرادیان توام در حل مسئله‌ی تنظیم‌کننده‌ی تیخانوف را افزایش دهند [۲۶]. در این مقاله ابتدا تنظیم‌کننده‌ی تیخانوف که برای روش بازسازی فراتفکیک‌پذیری استفاده می‌کند ارائه می‌شود. سپس به منظور محاسبه‌ی پارامترهای تنظیم‌کننده از روش تعمیم یافته‌ی اعتبار سنجی تقاطعی<sup>۱</sup> که روشی مشهور در زمینه‌ی تخمین مسئله‌ی حداقل مربعات است استفاده شده است و در بخش بعدی کار آنها با ارائه‌ی بلوک‌های چرخشی با شرایط اولیه توانستند با کاهش تعداد دفعات تکرار روش گرادیان توام مدت زمان اجرای برنامه را کاهش دهند.

تمامی روش‌های بازسازی فراتفکیک‌پذیری به دلیل ناکافی بودن تصاویر ورودی در نتایج آن مات‌شدگی و غیر هم‌ترازی دیده می‌شود. فرایندهایی که در روش‌های فراتفکیک‌پذیری اضافه می‌شوند تا این غیر هم-ترازی را بهبود بخشد را تنظیم‌کننده نامند.

Katsaggelos و همکارانش [۲۷] روش تنظیم شده‌ی چند کاناله‌ای ارائه دادند که از روابط تنظیم‌کننده استفاده می‌نمود. این روش تکرارشونده با استفاده از خطای تخمین جابجایی، وزن‌های روابط تنظیم‌کننده را به روز رسانی نموده و در هر بار تکرار به بازسازی تصویر می‌پردازد. آن‌ها هم چنین از اطلاعات پیشین در مرحله‌ی تکرار استفاده نمودند. بعد از آن‌ها Kang [۲۸] روش تعمیم یافته‌ی چند کاناله‌ای که شامل تنظیم‌کننده‌ی چند کاناله بود ارائه داد. Bose [۲۹] و همکارانش با تکیه بر پارامترهای تنظیم‌کننده و روش حداقل مربعات شرطی که خود ارائه نمود توانست مقادیر بهبود یافته‌ای برای پارامترهای تنظیم‌کننده به

<sup>۱</sup> generalized cross-validation (GCV)



دست آورند. آن‌ها همچنین به محاسبه مات‌شدگی از روی ویدیو و مقایسه روش‌های ارائه شده در این زمینه پرداختند.

روش‌های تخمین آماری نیز در زمینه‌ی حل مسئله بازسازی فراتفکیک‌پذیری مورد استفاده قرار گرفته است. Tam و Katsaggelos [۳۰] با ارائه روش حداکثر شباهت<sup>۱</sup> به تخمین جابجایی زیرپیکسل‌ها، تغییرات نویز و محاسبه‌ی تصویر با تفکیک‌پذیری بالا پرداخته است. Stevenson و Schultz [۳۱] از روش حداکثر پسین<sup>۲</sup> که برگرفته شده از روش تک‌تصویر ارائه شده در [۳۲] استفاده شده است. در این روش با استفاده از میدان تصادفی مارکو<sup>۳</sup> به محاسبه‌ی مقادیر پیشین تصاویر پرداخته شده است. در [۳۳] با استفاده از MAP به محاسبه‌ی پارامترهای هم‌ترازی پرداخته شد و با استفاده از روش تکرار این مقادیر به روز رسانی می‌شود. Cheeseman و همکارانش [۳۴] با استفاده از روش تخمین بیزی توسط مدل گوسی توانست تفکیک‌پذیری تصاویر ماهواره‌ای را بهبود بخشد.

قدرت و انعطاف‌پذیری در مدل نمودن مشخصه‌های نویز و اطلاعات پیشین از مسئله از مزیت‌های اصلی روش‌های آماری فراتفکیک‌پذیری است. نویز در نظر گرفته شده در این روش‌ها نویز سفید است و تابع تخمین زن MAP با استفاده از همگرایی نمودن انرژی به محاسبه‌ی جواب‌های یکتا و با استفاده از تابع گوسین به تخمین تصاویر با تفکیک‌پذیری بالا می‌پردازد.

Elad و Feuer [۳۵] با استفاده از یک فیلتر تطبیقی توانست بازسازی فراتفکیک‌پذیری را انجام دهد. با استفاده از این تطبیق‌سازی توانست فضای به هم پیوسته‌ی خطی ایجاد نموده و مات‌شدگی و جابجایی

<sup>1</sup> maximum likelihood (ML)

<sup>2</sup> maximum a posterior (MAP)

<sup>3</sup> markov random field (MRF)

دلخواه را محاسبه نماید. آن‌ها توانستند روشی سریع‌تر را با در نظر گرفتن مات‌شدگی و جابجایی یکسان ارائه نمایند [۳۶].

در بیشتر روش‌های بازسازی فراتفکیک‌پذیری میزان مات‌شدگی برابر فرض می‌شود اما در عمل در بسیاری از سیستم‌های تصویربرداری میزان مات‌شدگی نامعلوم است. Nguyen و همکارانش [۳۷] روشی برای پارامتری نمودن تعریف مات‌شدگی و تخمین تنظیم‌کننده بر مبنای GCV و فرضیه‌ی گوس ارائه نمودند. آن‌ها با ارائه‌ی روش تقریبی بر مبنای روش Lanczos و فرضیه‌ی گوس توانستند پیچیدگی محاسباتی GCV را کاهش دهند و هم‌چنین به حل مسئله غیرخطی چند متغیره کمینه‌ساز به منظور دستیابی به پارامترهای نامعلوم پرداختند.

لبه‌ها در تصاویر نیازمند وضوح بیشتری نسبت به بقیه‌ی قسمت‌های تصویر دارند به همین منظور روش‌هایی در این زمینه ارائه شد که حساسیت بیشتری به لبه‌ها در حین بزرگ‌نمایی دارند. Boulton و Chiang [۳۸] با استفاده از مدل‌های لبه و تخمین مات‌شدگی محلی روشی بر مبنای لبه ارائه دادند. Mitra و Thurnhofer [۳۹] درون‌یابی غیرخطی که با استفاده از عملگرهای چند جمله‌ای، ویژگی‌های مناسب را استخراج و بزرگ‌نمایی می‌نمود را ارائه دادند.

روش‌هایی بر مبنای یادگیری نیز در فراتفکیک‌پذیری چندتصویر نیز ارائه شده است. Capel و همکارانش [۴۰] روش فراتفکیک‌پذیری ارائه نمودند که با استفاده از مدل‌های تصویری آموزش دیده متغیرهای تخمین ML را محاسبه می‌نماید. برای آموزش این مدل‌ها از روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی که بر روی پایگاه داده‌ی تصویری اعمال می‌شود استفاده شده است.

Baker و Kanade [۴۱] روش فراتفکیک‌پذیری ارائه نمودند که با معین نمودن پارامترهای پیشین و با استفاده از آن‌ها توانستند مجموعه شرط‌های بازسازی را تعریف نمایند. آن‌ها با استفاده از پارامترهای پیشین

گرادیان‌های به دست آمده برای تصویرهای فراتفکیک‌پذیر شده را به گرادیان‌های ایده‌آل که از مجموعه تصاویر آموزش به دست آمده‌اند نزدیک می‌کردند.

Pickup و همکارانش [۴۲] با ترکیب اطلاعات حرکتی زیرپیکسل‌ها توانستند مجموعه اطلاعات پیشین غیر وابسته به جابجایی به دست آورند که با استفاده از آن‌ها فضایی ایجاد نمودند که در آن فراتفکیک‌پذیری با استفاده از نمونه‌های پیشین متنی کار می‌کرد. بدین منظور آن‌ها با استفاده از مجموعه تصاویر آموزشی به تخمین توزیع، سپس آموزش مجموعه تصاویر با تفکیک‌پذیری بالا و پایین که با هم مطابقت داشتند را ایجاد نمودند.

Bishop و همکارانش [۴۳] روش فراتفکیک‌پذیری بر مبنای یادگیری برای ارتقای ویدیو ارائه دادند. آن‌ها با استفاده از روش ارائه شده بر مبنای نمونه‌ها که توسط Freeman و همکارانش [۴۴] ارائه شده بود روش خود را ایجاد نمودند. Freeman و همکارانش با استفاده از تکه<sup>۱</sup> تصاویر که رابطه‌ی بین مولفه‌های فرکانس میانی و بالای تصاویر را تعیین می‌کرد مجموعه داده‌های آموزش دیده را تولید نمودند.

روش‌هایی که تا به این‌جا ارائه شد همه وابستگی بسیاری به کیفیت هم‌ترازی بر روی زیرپیکسل‌های تصاویر با تفکیک‌پذیری پایین دارد؛ به منظور کاهش این وابستگی روش‌هایی مستقل از جابجایی پیکسل‌های تصاویر با تفکیک‌پذیری پایین ارائه شده است. در این روش‌ها محققین با استفاده از ویژگی‌های دیگری از قبیل مات‌شدگی، غیرمتمرکزی، بزرگ‌نمایی این وابستگی را برطرف نمایند.

Rajan et al [۴۵] روش فراتفکیک‌پذیری بر مبنای MAP-MRF<sup>۲</sup> ارائه دادند که با استفاده از ویژگی مات‌شدگی و نویز تصاویر با تفکیک‌پذیری پایین به تولید تصویر با تفکیک‌پذیری بالا پرداختند.

<sup>1</sup> patch

<sup>2</sup> maximum a posteriori (MAP), markov random field (MRF)

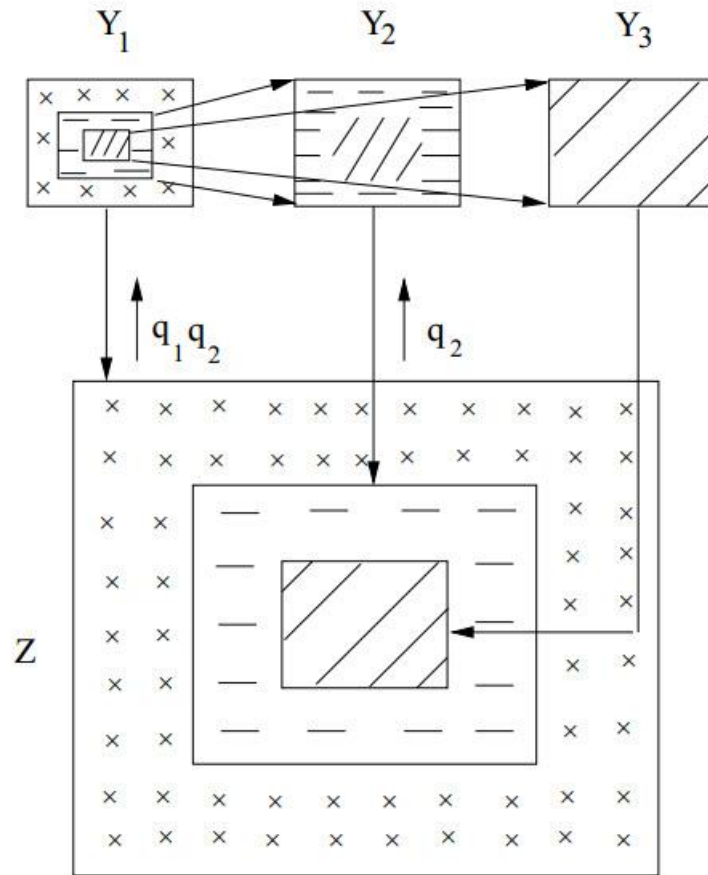
Kiran و Rajagopalan [۴۶] با ارائه‌ی روش فراتفکیک‌پذیری در حوزه‌ی فرکانس که با استفاده از ویژگی غیرمتمرکزی به تخمین تصاویر با تفکیک‌پذیری بالا پرداخته شده است. آن‌ها با محاسبه‌ی کوواریانس خطای تصاویر به دست آمده نشان دادند که هر چه رابطه‌ی مات‌شدگی تصاویر بیشتر باشد نتایج به دست آمده بهتر خواهد بود.

Elad و Feuer [۴۷] با ترکیب روش‌های  $ML^1$  و MAP و POCS<sup>۲</sup> و استفاده از آن بر روی تصاویر دارای مات‌شدگی و نویز توانستند روشی یکپارچه به منظور بازسازی فراتفکیک‌پذیری ارائه دهند. در این روش به حل مسئله‌ی حداقل سازی همگرای مشروط از طریق ترکیب اطلاعات پیشین مورد نیاز برای بدست آوردن نتایج در فرآیند بازسازی می‌پردازد که برای حل این مسئله فرآیند دو مرحله‌ای تکرارشونده‌ای ارائه شده است.

Joshi و Chaudhuri [۴۸ و ۴۹] با استفاده از ویژگی بزرگ‌نمایی فراتفکیک‌پذیری بر مبنای یادگیری بر روی تصاویر زوم شده را ارائه دادند. آن‌ها با استفاده از روش MRF تصاویر را مدل نموده و پارامترهای یادگیری را به بدست آوردن سپس با استفاده از این پارامترها به تخمین MAP برای تصاویر با تفکیک‌پذیری بالا پرداختند. در این روش از  $p$  تصویر گرفته شده با ابعاد  $M \times M$  از یک صحنه که هر کدام دارای میزان بزرگ‌نمایی متفاوتی است استفاده می‌شود. با توجه به این که تصویر با میزان بزرگ‌نمایی متفاوت تفکیک‌پذیری متفاوتی خواهند داشت رابطه‌ی تصویر با بزرگ‌نمایی کمتر با تصاویر با بزرگ‌نمایی بیشتر به صورت  $(q_1 q_2 \dots q_{p-1}) \times M$  می‌باشد که مقادیر  $q$  ضرایب بزرگ‌نمایی بین تصاویر متوالی می‌باشد. شکل ۲-۳ چگونگی رابطه‌ی بین تصاویر با تفکیک‌پذیری پایین با تصویر با تفکیک‌پذیری بالا را نشان می‌دهد. در این شکل  $Y_3$  بیشترین میزان تفکیک‌پذیری فضایی دارد.

<sup>1</sup> maximum likelihood (ML)

<sup>2</sup> projection onto convex sets (POCS)



شکل ۲-۳: شمایی از رابطه‌ی بین تصاویر با تفکیک‌پذیری پایین از یک صحنه با تصویر با تفکیک‌پذیری بالا از همان

صحنه [۴۹].

در این قسمت تعدادی از روش‌های بازسازی فراتفکیک‌پذیری بر روی چندتصویر توضیح داده شد. روش‌های دیگری به خصوص در زمینه‌ی ویدیو قابل یافت هستند؛ به منظور مشاهده‌ی روش‌های دیگری در این زمینه به [۵۰] و [۵۱] مراجعه کنید.

## ۳.۲ فراتفکیک پذیری مبتنی بر یادگیری

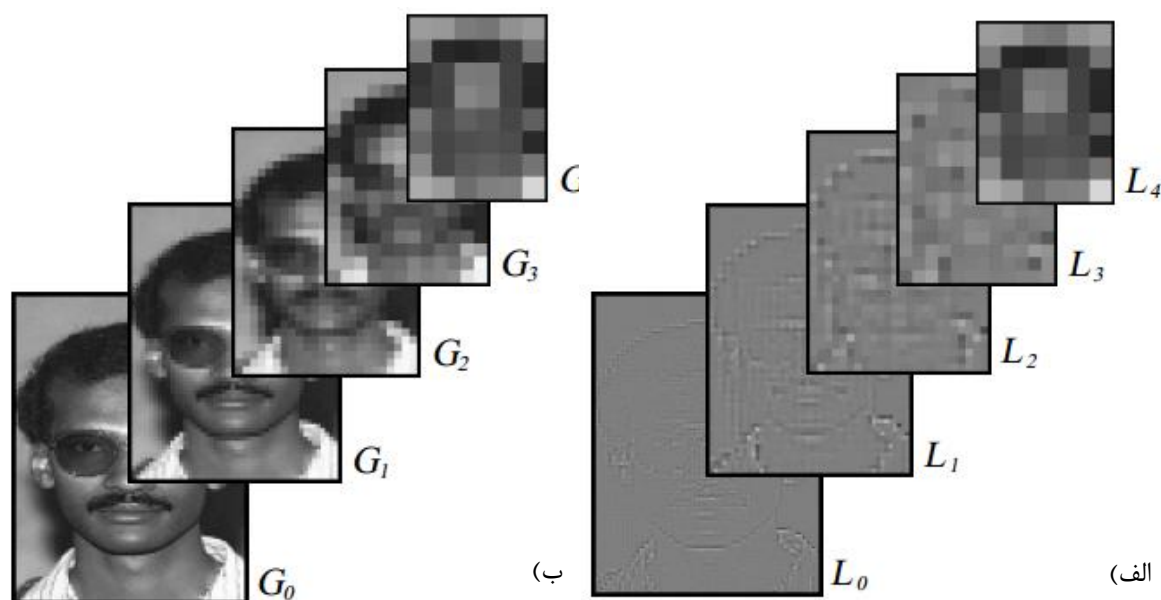
اخیرا روش‌هایی بر مبنای یادگیری برای فراتفکیک‌پذیری تصویر ارائه شده است. بسیاری از این روش‌ها با استفاده از مجموعه‌ای از تصاویر به یادگیری بهترین ویژگی‌ها برای تصویر ورودی به منظور تولید تصویر با تفکیک‌پذیری بالا می‌پردازند.

Freeman و همکارانش روش فراتفکیک‌پذیری تک‌تصویری با استفاده از مجموعه تصاویر آموزشی ارائه داده اند که در آن چهارچوب آموزشی خود را VISTA-Vision نامیدند. آن‌ها با مات کردن و برجسته نمودن تصویر و کوچک‌سازی آن مجموعه تصاویر آموزشی خود را ایجاد نمودند سپس با استفاده از شبکه مارکوف به آموزش رابطه‌ی بین آن‌ها و با استفاده از پس انتشار بی‌زین به دنبال حداکثر احتمال پسین محلی برای هر تکه تصویر پرداختند [۵۳ و ۵۲]. اما در این روش به دلیل وابستگی به مجموعه آموزشی و عدم تولید یک نتیجه‌ی ثابت قطعی و تولید خرابی، آن‌ها در کار بعدی خود بر روی ارتقای این روش کار کردند [۴۴].

Candocia و Principe [۵۴] با توجه به این موضوع که وابستگی همسایگی بین پیکسل‌ها در حین تغییر ابعاد یکسان خواهد بود به یادگیری محلی اطلاعات پیشین از طریق تغییر ابعاد نمونه تصاویر موجود پرداختند هنگامی که تصویر ورودی جدیدی ارائه می‌شود بهترین کرنل برای بازسازی هر قسمت محلی تصویر انتخاب و با اعمال تابع پیچش تصویر با تفکیک‌پذیری بالا تولید می‌شود.

در زمینه‌ی تشخیص چهره در بسیاری موارد نیازمند استخراج چهره به صورت تصویری با تفکیک‌پذیری بالا از روی تصویری با تفکیک‌پذیری پایین می‌باشد که به این کار تجسم چهره گویند؛ که اولین بار توسط Baker و Kanade نامیده شد. آن‌ها روشی بر مبنای یادگیری برای تجسم چهره ارائه دادند [۵۵]. برنامه با یادگیری اطلاعات پیشین از روی توزیع فضایی گردایان تصاویر چهره و با استفاده از چهارچوب MAP به بازسازی تصویر ورودی می‌پردازد. این روش تصویر را به هر می از ویژگی‌ها تجزیه می‌کند که در برگزیده‌ی

هرم لاپلاسی و مشتق‌های مرتبه اول و دوم هرم گوسی خواهد بود (شکل ۲-۴). سپس نزدیک‌ترین همسایگی هر پیکسل در این هرم از طریق مجموعه داده آموزشی جستجو خواهد شد. ویژگی‌های هر می فرکانس بالا برای پیکسل‌های ورودی از روی نقشه‌ی مربوط به مسئله‌ی فرا تفکیک پذیری برای تولید تصویر تفکیک-پذیری بالای هدف، انتخاب خواهند شد. برخلاف دانش اولیه‌ی مورد استفاده در روش پیکسلی پیشنهادی توسط Baker، روش‌هایی با دقت بالاتر هم ارائه شده است که بر مبنای تکه‌های تصویر عمل می‌کنند نه پیکسل‌ها.



شکل ۲-۴: الف) هرم لاپلاسی ب) هرم گوسی [۱۵۵].

Freeman و همکارانش روشی ارائه کرده اند که دانش اولیه‌ی مورد نیاز را از روی قطعه تصاویر به دست آورده و از مدل میدان تصادفی مارکوف برای تولید تصاویر تفکیک‌پذیری بالای مطلوب استفاده می‌کند [۴۴]. یک مجموعه داده‌ی وسیع از روی جفت‌های تکه تصاویر در تصویرهای با تفکیک‌پذیری بالا و پایین ایجاد می‌شود که از آن برای جستجوی نزدیک‌ترین تکه تصاویر با تفکیک‌پذیری پایین با تصویر ورودی

استفاده می‌شود. همسایگی‌های تکه تصاویر با تفکیک‌پذیری بالای انتخاب شده کاندیدهای مناسبی برای تکه تصاویر هدف هستند. برای اینکه از تداخل حاصل از بازسازی منفرد هر تکه تصویر با تفکیک‌پذیری پایین جلوگیری شود از معیار سازگاری پیکسلی استفاده کرده که سازگاری تصاویر با تفکیک‌پذیری بالای بازسازی‌شده را تقویت می‌کنند.

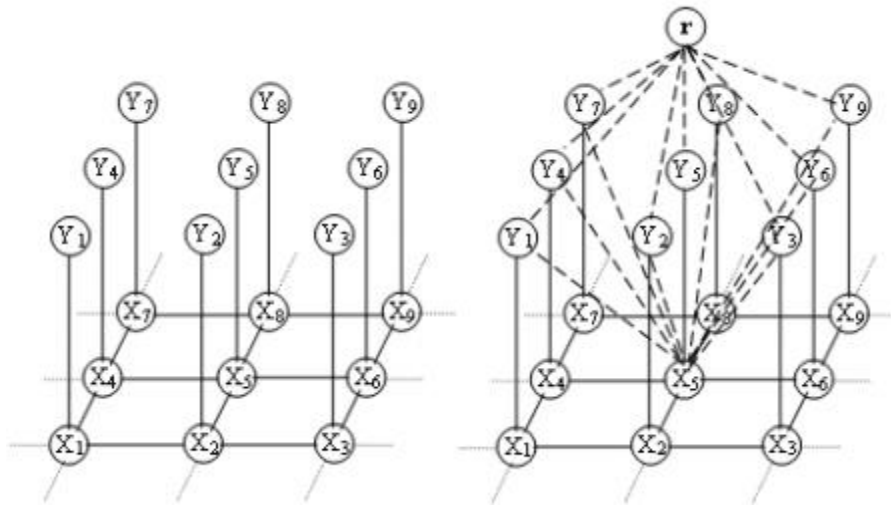
ایده‌ی استفاده از شرط‌های محلی و عمومی در زمینه‌ی تجسم چهره توسط Liu و همکارانش با ترکیب اطلاعات ساختاری پیکسل‌ها و ساختار کلی تصاویر چهره که توسط روش PCA به دست آمده بود روشی برای تجسم چهره بر مبنای ۲ گام [۵۶] ارائه دادند. در این روش ابتدا از مدل خطی عمومی مشتق‌گیری می‌شود تا رابطه بین تصاویر با تفکیک‌پذیری بالا و پایین متناظر آن بدست آید. سپس به منظور دستیابی به مولفه‌های فرکانس بالای ناموجود چهره، در تصویر بازسازی شده از مدل خطی ایجاد شده از روی شبکه‌ی MRF غیرپارامتری بر مبنای تکه استفاده می‌شود.

Wang و Tang [۵۷] با این استدلال که ساختار چهره‌ی انسان‌ها شبیه به هم هستند روشی با استفاده از نگاشت ویژه<sup>۱</sup> ارائه دادند. آن‌ها با تعیین نمودن سطح انرژی در PCA به استخراج حداکثر اطلاعات مورد نیاز از تصاویر با تفکیک‌پذیر پایین پرداختند؛ در این روش فقط از اطلاعات کلی استفاده می‌شود و به اطلاعات محلی توجهی نشده است. Wang و همکارانش [۵۸] در کار بعدی خود روشی بر مبنای یادگیری که از چهارچوب احتمالاتی به منظور بازسازی فراتفکیک‌پذیری استفاده می‌نمود ارائه داد. این چهارچوب ترکیبی از مدل پارامتری عمومی و مدل غیرپارامتری آموزش یافته ارائه شده در [۵۶] است. ویژگی اصلی روش ارائه شده تخمین پارامترهای تابع نقطه گسترش در فرایند فراتفکیک‌پذیری است. در صورتی  $Y$  تعداد تصاویر ورودی و  $X$  تصویر با تفکیک‌پذیری بالای خروجی و مقادیر  $X$  و  $Y$  با اندیس، نشان دهنده‌ی تکیه تصاویر

<sup>۱</sup> eigentransformation



هر کدام از آن‌ها و  $r$  متغیر تصادفی تابع نقطه گسترش<sup>۱</sup> باشد رابطه‌ی این پارامتر با تکه‌های  $X$  و  $Y$  برای یک تکه مانند  $X_5$  به صورت شکل ۲-۵ است. این روش بر روی تک تصویر و چند تصویر مورد آزمایش قرار گرفته شده است.



شکل ۲-۵: مدل گرافیکی فراتفکیک‌پذیری. الف) مدل MRF (ب) مدل ترکیبی ارائه شده [۵۸].

Kim و همکارانش [۵۹] روشی برای فراتفکیک‌پذیری تک‌تصویر با استفاده از یادگیری بدون نظارت ارائه داد؛ در این روش اطلاعات پیشین مورد نیاز برای تصویر با تفکیک‌پذیری بالا با استفاده از KPCA<sup>۲</sup> [۶۰] به دست می‌آید. ایده‌ی اصلی این روش ارائه‌ی روشی بر مبنای یادگیری بدون نظارت است که برای این منظور به جای استفاده از رابطه‌ی ثابت و تعیین شده بین تکه تصاویر با تفکیک‌پذیری بالا و پایین آن‌ها از مدلی مبدل که از طریق KPCA بدست می‌آید استفاده نمودند. با توجه به این که روش PCA خطی استفاده

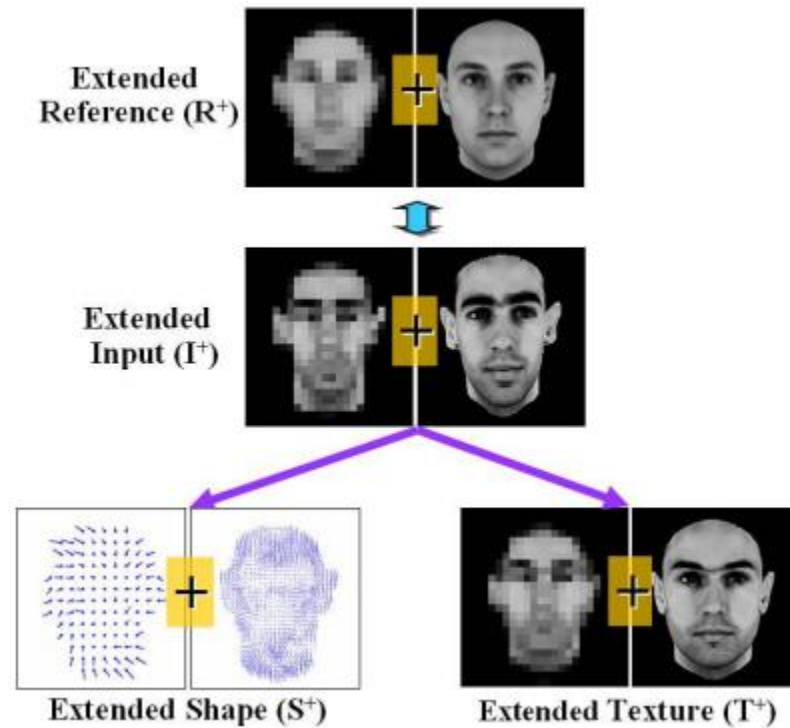
<sup>۱</sup> point spread function (PSF)

<sup>۲</sup> Kernel Principal Component Analysis (KPCA)

بسیاری در زمینه پردازش تصویر دارد روش KPCA قابلیت استخراج بخش‌های احتمالات با مرتبه‌های بالا که نقش به‌سزایی در ساختار تصویر ایفا می‌کنند را دارا می‌باشد.

Lee و Park [۶۱] با استفاده از خطای پس افکنش بر مبنای یادگیری نمونه روش جدیدی را برای ارتقای تفکیک‌پذیری ارائه نمودند. در این روش هر چهره به صورت ترکیب خطی از طرح پایه‌ی شکل و الگو در نظر گرفته می‌شود؛ سپس با استفاده از اطلاعات بدست آمده از شکل و الگوی تصویر با تفکیک‌پذیری پایین به تخمین ضرایب بهینه برای ترکیب خطی شکل و الگو با استفاده از روش حداقل‌سازی کوچکترین مربعات پرداخته می‌شود حال با استفاده از این ضرایب بهینه برای ترکیب خطی تصویر با تفکیک‌پذیری بالا تصویری با تفکیک‌پذیری بالا بدست می‌آید. هم‌چنین با اعمال خطای پس افکنش تولید شده دقت عملکرد ارتقای تفکیک‌پذیری بهبود می‌یابد. شکل ۲-۶ فرایند تولید الگو و شکل تخمین زده شده برای تصویر با تفکیک‌پذیری بالا را نشان می‌دهد. گام‌های انجام شده در این فرایند به ترتیب عبارتند از:

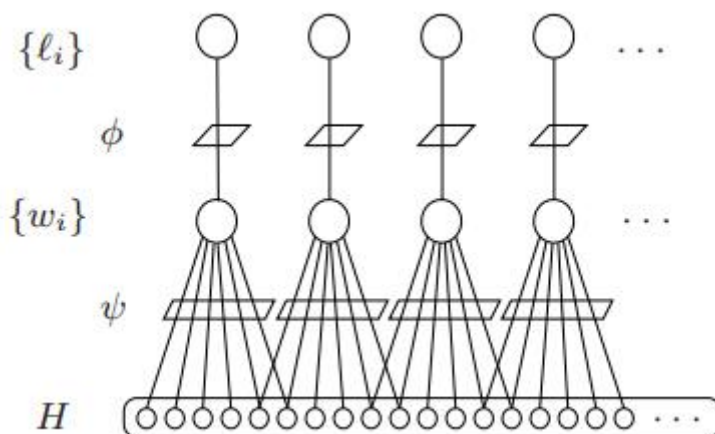
۱. استخراج الگو از روی چهره با تفکیک‌پذیری پایین.
۲. تخمین شکل چهره با تفکیک‌پذیری بالا از روی شکل چهره با تفکیک‌پذیری پایین.
۳. تخمین الگوی چهره با تفکیک‌پذیری بالا از روی الگوی چهره با تفکیک‌پذیری پایین.
۴. ترکیب الگو و شکل تخمین زده شده به منظور تولید چهره با تفکیک‌پذیری بالا.



شکل ۲-۶: شمایی از فرایند تخمین الگو و شکل از روی ورودی و تصویر مرجع [۶۱].

Chang و همکارانش [۶۲] با جزیی سازی ویژگی‌ها روش فراتفکیک‌پذیری تک‌تصویر خود را ارائه دادند. آن‌ها با در نظر گرفتن تکه‌های با تفکیک‌پذیری بالا و پایین به صورت دو رابطه‌ی غیرخطی و با این فرض که دارای ساختار خطی محلی مشابهی هستند به جزیی سازی روابط پرداختند. آن‌ها جزیی سازی همبستگی را از طریق شبکه‌ی MRF دارای سه لایه انجام دادند و با حداقل سازی انرژی فرایند فراتفکیک‌پذیری را اعمال نمودند. شکل ۲-۷ شمایی از این ساختار سه لایه شبکه MRF را نشان می‌دهد. در این تصویر  $l_i$  به عنوان  $i$  امین تکه از تصویر با تفکیک‌پذیری پایین است که به عنوان لایه‌ی اول و  $H$  تصویر با تفکیک‌پذیری بالا است که لایه‌ی سوم را تشکیل می‌دهد در نظر گرفته شده است. هم‌چنین هر گره در لایه‌ی سوم نشان دهنده‌ی یک پیکسل از تصویر  $H$  می‌باشد. لایه‌ی دوم یا لایه‌ی مخفی که هر گره‌ی آن بردار ضربی است

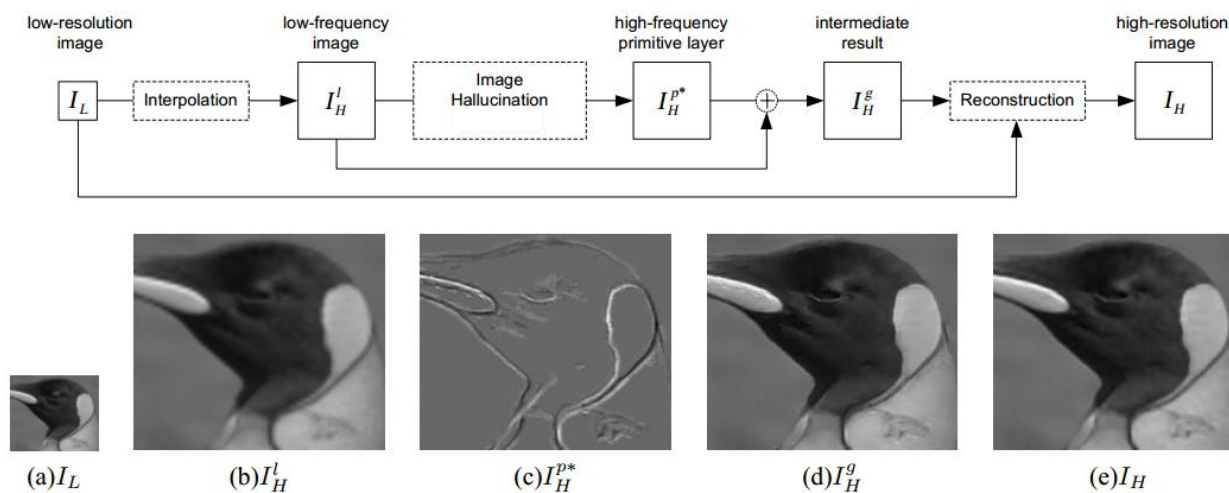
رابطه‌ی بین تکه‌ی  $l_i$  با تکه‌ی متناظر با آن را مشخص می‌کند که در این جا با حرف  $\omega_i$  نمایش داده شده است.  $\phi$  و  $\psi$  توابع استفاده شده برای تولید بردارهای ضریب و پیکسل‌های تصویر خروجی می‌باشد.



شکل ۲-۷: شمایی از ساختار ۳ لایه‌ای شبکه‌ی MRF [۶۲].

Sun و همکارانش [۶۳] روش بیضی بر مبنای یادگیری نمونه‌ها ارائه دادند؛ در این روش با اضافه نمودن مولفه‌های فرکانس بالا به تصویر ورودی و با تمرکز بر روی بخش‌های اصلی یک تصویر از قبیل لبه‌ها به ارتقای تفکیک‌پذیری هر بیشتر تصویر نهایی پرداختند. آن‌ها با اعمال عملگرهای متفاوت از قبیل زنجیره مارکو سعی نمودند تا کارایی روش خود را از بازه‌ی تجسم چهره به تجسم تصویر وسعت دهند. آن‌ها در روش خود تصویر ورودی را به چند قسمت تقسیم نمودند و هر قسمت را درخوشه‌ای قرار دادند که هر خوشه دارای شاخص‌های پیشین مختص به خود است. گام‌هایی که در این روش انجام می‌گیرید ابتدا نگاشت تصویر با تفکیک‌پذیری پایین به عنوان به عنوان بخشی از بازه‌ی فرکانس پایین تصویر با تفکیک‌پذیری بالا سپس این بازه‌ی فرکانسی به زیر بازه‌های اصلی و غیر اصلی تقسیم می‌شود این زیر بازه‌های اصلی در خوشه‌های مختص خود از قبیل گوشه، لبه و غیره قرار می‌گیرد. هر کدام از این خوشه‌ها دارای مجموعه

آموزشی مختص به خود است که به صورت جفت مولفه‌های فرکانس بالا و پایین هستند. حال با استفاده از زنجیره مارکو کاندیدهای متناسب با بخش‌های تصویر ورودی هر خوشه تز روی مجموعه آموزشی هر خوشه انتخاب می‌شود تا از مولفه‌های فرکانس بالای متناظر با آن در ساختار تصویر با تفکیک‌پذیری بالا استفاده شود در آخر با ترکیب مولفه‌های فرکانس بالای انتخاب شده برای هر بخش و تصویر ورودی فرکانس پایین از طریق اعمال روش پس‌افکنش تصویر خروجی بازسازی می‌شود. شمای کلی فرایند انجام شده در شکل ۸-۲ نشان داده شده است. در این تصویر  $I_H^l$  تصویر نگاشت شده از روی تصویر ورودی  $I_L$  و  $I_H^p$  بازه‌ی فرکانس بالای بدست آمده از روی  $I_H^l$  می‌باشد که با استفاده از طرح اصلی تصویر (لبه‌ها، گوشه‌ها و...) بدست آمده است. سپس با اعمال MAP بر روی این  $I_H^p$  ها تاثیر اطلاعات پیشین بر روی بازه‌های اصلی تصویر افزایش داده می‌شود که  $I_H^g$  نامیده شده است. حال با ترکیب  $I_H^g$  و  $I_H^l$  تصویر خروجی اولیه تولید می‌شود و در آخر به منظور اعمال بهتر شرط‌های بازسازی از روش پس‌افکنش که روشی تکرار شونده بر مبنای گرادیان است استفاده می‌شود تا خطای بازسازی را کاهش دهند.

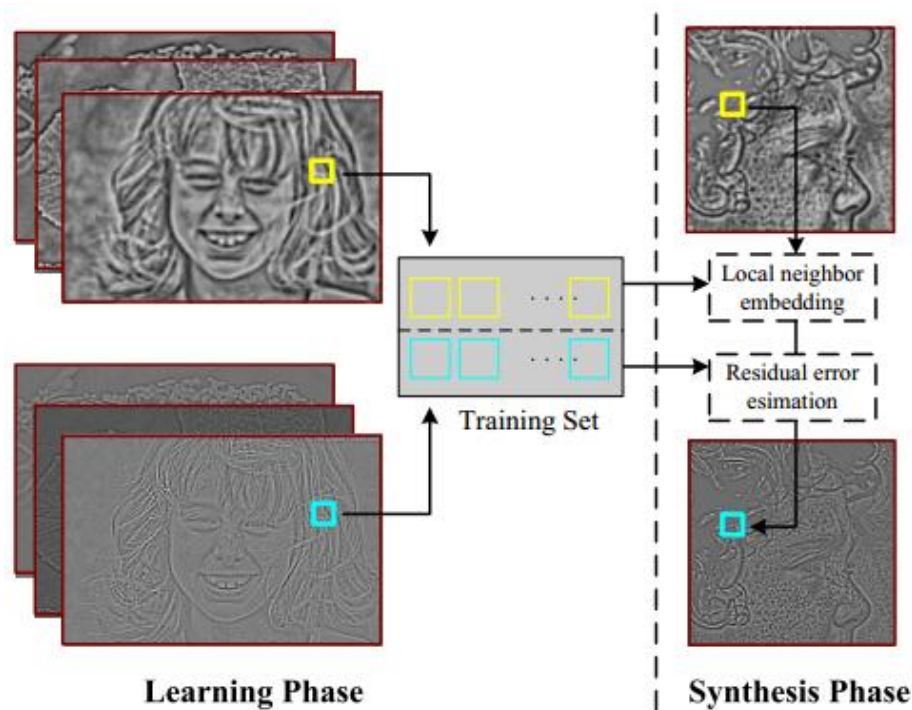


شکل ۸-۲: شمای کلی از فرایند انجام شده در [۶۳].

Yang و همکارانش [۶۴] روشی بر مبنای یادگیری با استفاده از کدگذاری تنک تصویر ورودی با تفکیک-پذیری پایین به صورت تکه تصاویری که ترکیبی از همسایگی‌های تکه تصویر خام هستند در نظر گرفت و تکه تصویر با تفکیک‌پذیری بالای مطلوب مستقیماً از روی این ضرایب ترکیب ایجاد می‌شود. در این روش بازسازی نمایش تنک فقط از روی تکه‌های آموزشی با تفکیک‌پذیری پایین بدست می‌آید و تکه‌های با تفکیک‌پذیری بالا فقط در بازسازی تصویر نهایی استفاده می‌شوند. روند کار بدین صورت است که ابتدا با استفاده از نمایش تنک تکه تصویر ورودی متناسب‌ترین تکه تصاویر آموزشی با تکه تصویر ورودی انتخاب می‌شود سپس نمایش تنک تکه تصویر با تفکیک‌پذیری بالا از روی این تکه تصاویر با تفکیک‌پذیری پایین بدست می‌آید حال با استفاده از شرط‌های محلی به بازسازی تصویر با تفکیک‌پذیری بالا پرداخته می‌شود در آخر با اعمال بهینه‌سازی عمومی به منظور کاهش خطای بازسازی ایجاد شده در مرحله قبل تصویر نهایی آماده می‌شود. مزایای این روش نیازمندی به مجموعه آموزشی کوچکتر نسبت به بقیه‌ی روش‌ها، انتخاب بهینه تکه‌های متناسب از طریق نمایش تنک که باعث ایجاد لبه‌های برجسته و کاهش خطای بازسازی تکه تصاویر با تفکیک‌پذیری بالا می‌شود. اعمال ۲ مرحله در یک روش که اولین مرحله مدل محلی با استفاده از اطلاعات پیشین تنک به بازسازی مولفه‌های فرکانس بالای از دست رفته برای جزئیات محلی می‌پردازد و مرحله‌ی دوم مدل عمومی است که با اعمال شرط‌های بازسازی خرابی‌های ایجاد شده در مرحله‌ی اول را کاهش داده و تصویر خروجی را به تصویری طبیعی نزدیک می‌کند.

Kim و Kwon [۶۵] روش فراتفکیک‌پذیری تک‌تصویر بر مبنای رگرسیون را ارائه دادند. آن‌ها با استفاده از کرنل رگرسیون مرزی به تخمین مولفه‌های فرکانس بالای تصویر ورودی پرداختند. آن‌ها به منظور کاهش پیچیدگی محاسباتی کرنل رگرسیون مرزی از ایده‌ی ترکیب روش تطبیق کرنل دنباله دار و روش گرادیان استفاده نمودند. در آخر به منظور برطرف نمودن خرابی‌های ایجاد شده توسط رگرسیون از روش پیشین تصویر طبیعی استفاده کردند.

Fan و Yeung [۶۶] روشی بر مبنای یادگیری برای تجسم تصویر با استفاده از نشان دادن همسایگی محلی قسمت‌های اصلی تصویر ساخته شده از روی تصویر ورودی، را ارائه دادند. این روش دارای دو مرحله اصلی آموزش و ساخت می‌باشد. در مرحله آموزش مجموعه‌ی بزرگی از تکه تصاویر از بخش‌های اصلی تصویرهای آموزشی به صورت جفت تکه تصاویر با تفکیک‌پذیری بالا و پایین استخراج می‌شود؛ سپس مجموعه‌ی آموزشی از طریق بررسی رابطه‌ی همسایگی محلی بین جفت تکه تصاویر ساخته می‌شود. در مرحله ساخت از روی تصویر ورودی مولفه‌های اصلی تصویر با تفکیک‌پذیری بالای مورد نظر از طریق بازسازی خطی بهینه توسط نزدیک‌ترین همسایگی‌های هر قسمت با مجموعه‌ی آموزشی بدست می‌آید. در ادامه خطای حشو ایجاد به همراه تکه تصاویر بدست آمده تخمین زده می‌شود تا در فرایند میانگین‌گیری محلی جبران گردد. سرانجام با اعمال تطابق محلی و شرط‌های هموارسازی بین تکه تصاویر بدست آمده تصویر با تفکیک‌پذیری بالا تولید می‌شود. شکل ۲-۹ شمایی از مراحل گفته شده را نشان می‌دهد.



شکل ۲-۹: شمایی کلی از مراحل انجام شده در [۶۶].

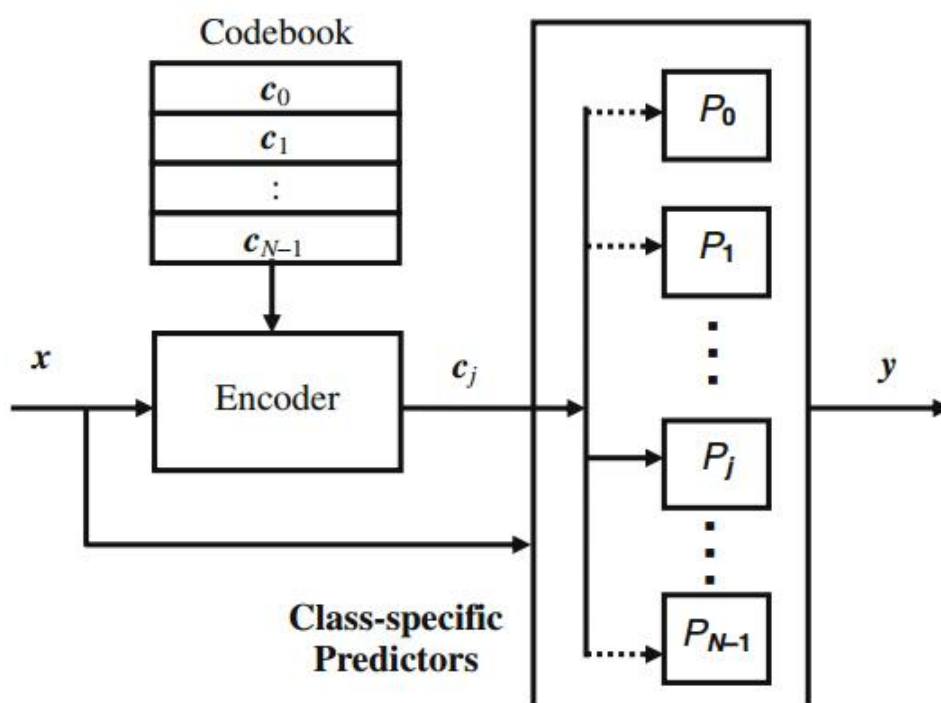
در چند روش اخیر که مورد بحث قرار گرفت ویژگی مشخصی به اشتراک گذاشته می‌شود سپس به دنبال همسایگی‌های مناسب در بین مجموعه داده‌های آموزشی برای تکه تصاویر ورودی با تفکیک‌پذیری پایین جستجو می‌شود؛ حال با استفاده از روش مورد نظر خود به بازسازی تکه تصاویر با تفکیک‌پذیری بالای متناظر با تکه تصاویر ورودی پرداخته می‌شود. راهکارهای دیگری برای دسته‌بندی تکه تصاویر ارائه شده است که در ادامه به معرفی چندی از آن‌ها پرداخته می‌شود.

Li و همکارانش [۶۷] با دسته‌بندی تکه تصاویر به چندین دسته و تعریف یک پیش‌بینی کننده‌ی مشخص برای هر یک از دسته‌ها دقت تخمین محتوای فرکانس بالا را بهبود بخشید. شکل ۲-۱۰ ساختار کلی روش ارائه شده را نشان می‌دهد. ابتدا تصویر ورودی به چندین تکه تقسیم شده و در دسته‌ای که شاخص محتوایی یکسانی دارد قرار می‌گیرد. هر دسته با یک کدبردار  $c$  تعریف می‌شود. این مجموعه کدها از قبل توسط مجموعه تصاویر آموزشی آموزش دیده‌اند. مجموعه‌ی پیش‌بینی کننده‌های دسته‌ها،  $P$ ، توسط روش حداقل میانگین مربعات آموزش<sup>۱</sup> دیده‌اند.

تکه تصویر ورودی ابتدا وارد فرایند کدگذاری می‌شود. در فرایند کدگذاری روش کدگذاری بر مبنای محتوا استفاده می‌شود تا متناسب‌ترین کدبردار با تکه تصویر ورودی انتخاب گردد. حال پیش‌بینی کننده‌ی متناظر با دسته‌ی کدبردار انتخاب شده تا مولفه‌های فرکانس بالای مورد نیاز را با استفاده از مجموعه آموزشی همان دسته تعیین کند. این پیش‌بینی کننده‌ها به صورت مجموعه‌ای وزن‌دار به همدیگر مرتبط هستند. این وزن‌ها از روی رابطه‌ی بین جفت تکه تصاویر آموزشی بدست آمده است.

<sup>۱</sup> Least Mean Square (LMS)





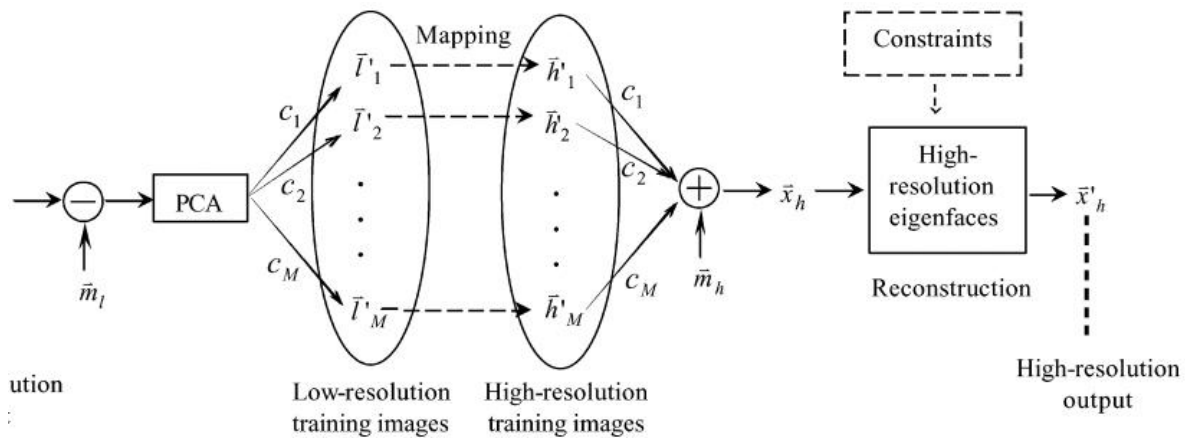
شکل ۲-۱۰: ساختار کلی روش کدگذاری دسته‌ها [۶۷].

یکی از روش‌های مبتنی بر یادگیری برای تصاویر با فرا تفکیک‌پذیری در اواخر سال ۱۹۹۰ توسط Qiu معرفی شد. پایه‌ی اصلی این روش‌ها مقایسه مشاهدات آشکاری است. Qiu با این باور که نسخه‌ی تفکیک‌پذیری پایین یک تصویر شباهت دیداری زیادی به نسخه‌ی تفکیک‌پذیری بالای آن دارد پس باید ذاتاً همبسته باشند. اگر بتوان همبستگی بین تفکیک‌پذیری‌های یک تصویر را مدل کرد بنابراین می‌توان تصویر با تفکیک‌پذیری پایین ورودی را برای پیش‌بینی تصویر با تفکیک‌پذیری بالای متناظر آن به کار برد. یکی از روش‌های پیشنهاد شده‌ی او یادگیری همبستگی بین تفکیک‌پذیری یک تصویر با استفاده از شبکه‌ی عصبی پیش‌خور<sup>۱</sup> که از روش حداقل میانگین مربعات استفاده می‌کند است [۶۸]. روش دیگر او ذخیره‌سازی

<sup>۱</sup> Feedforward Neural Network

همبستگی‌های بین تفکیک‌پذیری تصویر در یک جدول جستجو که توسط کونتیزاسیون برداری<sup>۱</sup> ساخته می‌شود، است [۶۹].

دسته‌ی دیگری از روش‌های مورد بحث، روش‌های فرا تفکیک‌پذیری هستند که بر مبنای PCA عمل می‌کنند. Wang و همکارانش [۷۰] روش جامعی برای تجسم چهره ارائه کردند که نگاشت ویژه نامیده می‌شود. در این روش از PCA برای نمایش تصویر با تفکیک‌پذیری پایین ورودی به صورت ترکیبی خطی از نمونه‌های آموزشی با تفکیک‌پذیری پایین استفاده می‌کنند و سپس با استفاده از این ترکیب خطی و نمونه‌های آموزشی با تفکیک‌پذیری بالا بردار ویژه تصویر خروجی با تفکیک‌پذیری بالاتر تخمین زده می‌شود حال با اعمال شرایط مولفه‌های اصلی تصویر نهایی بازسازی می‌شود. فرایند گفته شده در شکل ۲-۱۱ به نمایش در آمده است. در این شکل  $m$  مقدار چهره میانگین تصاویر مجموعه‌ی آموزشی و  $C$  ضرایب بدست آمده از روش PCA و  $l$  ها بردار تصاویر آموزشی با تفکیک‌پذیری پایین و  $h$  ها بردار تصاویر آموزشی با تفکیک‌پذیری بالا هستند.



شکل ۲-۱۱: فرایند انجام شده در روش نگاشت ویژه [۷۰].

<sup>۱</sup> vector quantization (VQ)

Park و همکارانش [۷۱] با ترکیب مدل چهره گرافیکی و چهارچوب فراتفکیک پذیری بر مبنای PCA روش تجسم چهره بر مبنای نمونه‌ای جدیدی ارائه کرده‌اند. در این روش تمام تصاویر چهره به صورت بردارهای بافت و بردارهای شکل تفکیک شده‌اند. برای این تفکیک از مدل چهره گرافیکی و تناظر پیکسلی بین چهره‌ی مرجع و چهره‌های دیگر استفاده می‌شود. سپس فراتفکیک‌پذیری بر مبنای PCA بر روی بافت‌ها و شکل‌های ورودی اجرا می‌شوند تا بافت‌ها و شکل‌های تفکیک‌پذیری بالای متناظر بازسازی شوند. بازسازی نهایی با تبدیل بافت‌های تفکیک‌پذیری بالا و شکل‌های تفکیک‌پذیری بالا انجام می‌شود. هم‌چنین با اعمال روش بازگشتی خطای پس‌افکنش به جبران خطای حشو ایجاد شده و با استفاده از روش بازسازی بر مبنای ناحیه به حفظ شاخص‌های محلی در تصاویر چهره پرداخته می‌شود.

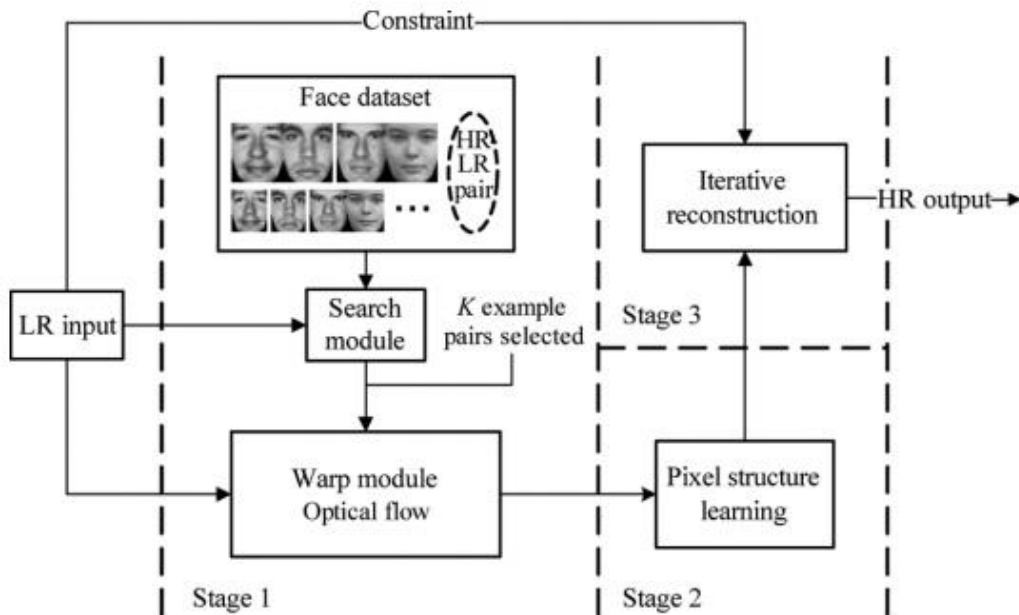
Hu و همکارانش [۷۲] روشی جدیدی برای تجسم چهره معرفی کردند که از ساختار محلی پیکسل‌ها تا فراتفکیک‌پذیری سراسری تصویر<sup>۱</sup> استفاده شده است. آن‌ها با این فرض که دو چهره‌ی مشابه باید ساختار پیکسلی محلی مشابهی داشته باشند، ابتدا با استفاده از تصویر چهره با تفکیک‌پذیری پایین ورودی به منظور یافتن نمونه تصاویر با تفکیک‌پذیری بالای مشابه با آن، بر روی مجموعه تصاویر آموزشی جستجو کردند سپس رابطه‌ی ساختار پیکسلی تصاویر با تفکیک‌پذیری بالای نمونه را بدست آوردند. حال با استفاده از تصویر ورودی چهره و ساختار پیکسلی یاد گرفته شده تصویر با تفکیک‌پذیری بالای نهایی را تخمین زدند. فرآیند پیاده‌سازی این روش دارای سه مرحله می‌باشد. مرحله اول برای پیدا کردن K نمونه مشابه به تصویر چهره ورودی در پایگاه داده جستجو انجام می‌شود. سپس تصاویر نمونه به کمک روش شار نوری<sup>۲</sup> طوری تابیده<sup>۳</sup> می‌شوند که به تصویر ورودی نزدیک شوند. در مرحله‌ی دوم از تصاویر با تفکیک‌پذیری بالای تابیده شده‌ی حاصل از نمونه‌ها برای یادگیری ساختار محلی پیکسلی تصویر با تفکیک‌پذیری بالای ورودی استفاده

<sup>1</sup> Local Pixel Structure to Global Image Super-resolution (LPS-GIS)

<sup>2</sup> optical flow

<sup>3</sup> warp

می‌شود. روش مؤثری برای یادگیری ساختار پیکسل‌های محلی هر تصویر نمونه و فرآیند تطبیقی برای ادغام ساختار محلی پیکسل‌های تصاویر نمونه به منظور کاهش خطای تابش ارائه شده است. مرحله سوم تخمین تصویر با تفکیک‌پذیری بالایی ورودی با حل کردن مسئله‌ی بهینه‌سازی مقید با استفاده از روش تکرار است. شمایی از مراحل گفته شده در شکل ۲-۱۲ به نمایش در آمده است.



شکل ۲-۱۲: شمایی از مراحل انجام شده در روش LPS-GIS.

از آنجایی که مدل با فراتفکیک‌پذیری بر مبنای PCA باعث بهبود اطلاعات ساختاری کلی در مورد تصاویر چهره می‌شود، این روش نسبت به روش فراتفکیک‌پذیری بر مبنای تکه تصاویر بر روی چهره‌هایی که تفکیک‌پذیری پایینی دارند بهتر عمل می‌کند.



# فصل سوم

## تئوری

### ۱.۳ مقدمه

در این فصل تئوری روش‌های PCA، HOG، SIFT، SURF و روش LPS-GIS که روش مورد بحث در این پایان نامه می‌باشد، را توضیح می‌دهیم.

### ۲.۳ کاهش بعد

از دیدگاه نظری افزایش تعداد ویژگی‌ها باید کارایی را بالا ببرد اما در عمل افزایش زیاد ویژگی‌ها به کاهش کارایی می‌انجامد که به آن معضل بعد گویند. در صورتی که بتوان داده‌ها با انجام عملیات شناسایی الگو به فضایی به بعد کمتر نگاشت نمود بهبود قابل توجهی حاصل خواهد شد [۷۳].

کاهش بعد می‌تواند از طریق ترکیب خطی ویژگی‌ها حاصل شود. در صورتی که داده‌ها به صورت  $x \in R^N$  باشند هدف یافتن یک ماتریس خطی  $U$  با ابعاد  $N \times K$  است. به نحوی که

$$y = U^T x \in R^K \quad (۱-۳)$$

باشد که در آن  $K \ll N$  است. و ترکیب خطی داده به وسیله بردارهای پایه در یک فضا به صورت زیر خواهد بود:

$$x = a_1 v_1 + a_2 v_2 + \dots + a_N v_N \quad x = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \dots \\ a_N \end{bmatrix} \quad (۲-۳)$$

$$\hat{x} = b_1 u_1 + b_2 u_2 + \dots + b_K u_K \quad y = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \dots \\ b_K \end{bmatrix} \quad (۳-۳)$$

۷ بردارهای پایه‌ی فضای اصلی و  $u$  بردارهای پایه‌ی فضا با بعد کمتر باشد. یکی از روش‌های یافتن تبدیل خطی بهینه استفاده از روش تحلیل مولفه اصلی (PCA) می باشد. در ادامه تئوری این روش مورد بحث قرار خواهد گرفت.

### ۱.۲.۳ روش PCA

روش تحلیل مولفه اصلی روشی است که با جستجو برای یافتن یک افکنش که حتی الامکان بیشترین اطلاعات موجود در مجموعه داده را حفظ نماید (به صورتی که خطای  $\|x - \hat{x}\|$  را کمینه کند) گویند [۷۳].

بهترین زیرفضای کم بعد می‌تواند با بهترین بردارهای ویژه ماتریس کوواریانس  $X$  (یعنی بردارهای ویژه متناظر با بزرگترین مقادیر ویژه، که مؤلفه‌های اصلی نیز نامیده میشوند) تعریف شود.

فرض کنید  $x_1, x_2, \dots, x_M$  بردارهایی با ابعاد  $N \times 1$  هستند. مراحل روش PCA به صورت زیر است:

قدم ۱: محاسبه‌ی میانگین نمونه‌ها:

$$\bar{x} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i \quad (۴-۳)$$

قدم ۲: تفاضل از میانگین (قرار دادن مرکز نمونه‌ها در صفر):

$$\varphi_i = x_i - \bar{x} \quad (۵-۳)$$

قدم ۳: تشکیل ماتریس  $A$  (با ابعاد  $N \times M$ ) و محاسبه‌ی ماتریس کوواریانس نمونه‌ها (با ابعاد  $N \times N$ )

که بیان‌کننده‌ی پراکندگی نمونه داده‌ها است. به صورت رابطه‌ی ۳-۶:

$$C = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \varphi_i \varphi_i^T \quad A = [\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_M] \quad (۶-۳)$$



قدم ۴: محاسبه‌ی مقادیر ویژه C:

$$\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_N \quad (7-3)$$

قدم ۵: محاسبه‌ی بردارهای ویژه C:

$$u_1, u_2, \dots, u_N \quad (8-3)$$

به دلیل متقارن بودن C، بردارهای ویژه یک پایه متعامد برای فضای برداری را تشکیل می‌دهند (یعنی هر بردار  $x$  یا به عبارتی بهتر  $x - \bar{x}$  می‌تواند به صورت یک ترکیب خطی از بردارهای ویژه نوشته شود:

$$x - \bar{x} = b_1 u_1 + b_2 u_2 + \dots + b_N u_N \quad b_i = \frac{u_i^T (x - \bar{x})}{u_i^T u_i} \quad (9-3)$$

قدم ۶ (کاهش بعد): حفظ تنها جملات متناظر با  $K$  مقدار ویژه بزرگتر:

$$\hat{x} - \bar{x} = \sum_{i=1}^k b_i u_i \quad K \ll N \quad (10-3)$$

بدین ترتیب بازنمایی  $\hat{x} - \bar{x}$  در زیرفضای  $K$  بعدی تعریف شده با  $u_1, u_2, \dots, u_K$  به شکل زیر خواهد بود.

$$y = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \dots \\ b_K \end{bmatrix} \quad (11-3)$$

بنابراین تبدیل خطی  $R^N \rightarrow R^K$  برای کاهش بعد توسط PCA به صورت رابطه‌ی ۱۲-۳ خواهد بود.

$$\begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \dots \\ b_K \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_1^T \\ u_2^T \\ \dots \\ u_k^T \end{bmatrix} (x - \bar{x}) = U^T (x - \bar{x}) \quad (12-3)$$

در نتیجه می‌توان گفت روش PCA نمونه داده‌ها را در امتداد جهت‌هایی که بیشترین تغییرات را دارند می‌افکند. این جهت‌ها با بردارهای ویژه ماتریس کوواریانس متناظر با بزرگترین مقادیرهای ویژه این ماتریس تعیین می‌شوند. اندازه‌ی مقادیر متناظر با واریانس داده در امتداد جهت‌های بردارهای ویژه نظیر هستند.

### ۳.۳ روش HOG

هیستوگرام گرادین‌های جهتدار، یک توصیفگر تصویر است که در پردازش تصویر به منظور تشخیص هدف به کار می‌رود. اولین بار Dalal و Triggs [۷۴] در سال ۲۰۰۵ روش هیستوگرام گرادین‌های جهتدار را به کار بردند. این روش در واقع، جهت‌های گرادین‌های موجود در بخش‌های محلی یک تصویر را می‌شمارد. این روش به توصیف‌کننده‌های هیستوگرام‌های جهتدار لبه و مفهوم شکل (Shape Context) و ویژگی‌های غیرحساس به مقیاس (SIFT) شباهت دارد. اما تفاوت HOG با روش‌های فوق در این است که HOG روی یک شبکه انبوه از سلول‌هایی که به طور یکنواخت قرار گرفته‌اند، محاسبه می‌شود و برای بهبود دقت، در بلوک‌های دارای همپوشانی نرمال سازی کنتراست انجام می‌گیرد.

ایده اصلی در توصیف‌کننده‌های HOG این است که یک شکل می‌تواند توسط توزیع جهت‌های لبه یا گرادین به خوبی توصیف شود. در این روش، ابتدا تصویر به چندین ناحیه کوچک به هم چسبیده که سلول نامیده می‌شوند، تقسیم می‌شود؛ سپس گرادین‌ها در دو جهت X و Y در هر پیکسل محاسبه می‌شوند. مرحله بعدی بدست آوردن هیستوگرام‌های هر سلول است. برای این کار ابتدا بین‌های هیستوگرام را تعیین می‌کنیم. فاصله بین ۰ تا ۱۸۰ درجه یا ۰ تا ۳۶۰ درجه بسته به اینکه گرادین‌ها علامتدار یا بدون علامت هستند، به چند قسمت مساوی تقسیم می‌شود که هر قسمت یک بین هیستوگرام را تشکیل می‌دهد. سپس برای هر سلول، یک هیستوگرام از جهت‌های لبه‌ها محاسبه می‌شود. به این ترتیب که هر پیکسل در سلول بر مبنای جهت لبه و مقدار گرادین در آن به یک کانال از هیستوگرام رأی می‌دهد. در نهایت

برای جبران شدت روشنایی، هیستوگرام‌ها نرمالیزه می‌شوند. برای این کار چند سلول همسایه را به عنوان یک بلوک در نظر گرفته سپس هیستوگرام این سلول‌ها نرمال سازی می‌شوند. ترکیب این هیستوگرام‌ها، در نهایت یک توصیف گر HOG را نمایش می‌دهد.

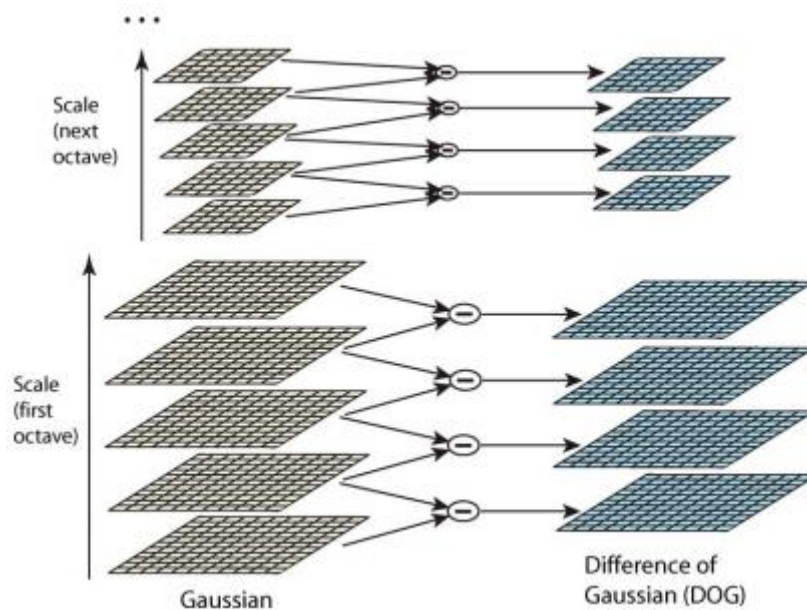
## ۴.۳ روش SIFT

SIFT یک قدرتمند برای انطباق تصاویر مربوط به یک صحنه یا شی با وجود تغییرات اندازه، روشنایی و زاویه می‌باشد [۷۵]. برای تطبیق تصاویر باید ابتدا نقاط کلیدی را به همراه توصیفگرهای آن از دو تصویر استخراج نمود و پس از آن این توصیفگرها را با هم تطبیق داد. مراحل استخراج و تطبیق ویژگیهای SIFT به طور خلاصه عبارت است از:

۱. آشکارسازی نقاط اکسترمم در فضای مقیاس: در این قسمت ابتدا توسط کرنل گوسی با  $\sigma$  های متفاوت و روش فیلتر کردن مرحله‌ای، هرم تصویر را مطابق شکل ۳-۱ می‌سازند.
۲. مکان‌یابی نقاط کلیدی: در این مرحله به روش درون‌یابی غیرخطی محل دقیق نقاط اکسترمم در فضای تصویر بدست می‌آید. بدین ترتیب برای هر نقطه‌ی کلیدی مختصات فضایی و مقیاس یعنی  $x, y, z$  و  $s$  محاسبه می‌شود.
۳. پیدا کردن زاویه‌ی نقاط کلیدی: پس از مشخص شدن محل نقاط به همراه مقیاس آن‌ها، با توجه به مقیاس هر نقطه، شعاعی اطراف آن نقطه در نظر گرفته می‌شود. در این همسایگی اندازه‌های گرادیان وزن داده شده با تابع گوسی را در ۳۶ دسته با توجه به زاویه آن‌ها جمع می‌کنند. دسته‌ی ماکزیمم زاویه‌ی نقطه را مشخص می‌کند.

۴. ساختن بردارهای توصیف‌گر برای نقاط: با مشخص شدن زاویه‌ی نقاط، شبکه‌ای  $4 \times 4$  با توجه به مقیاس و زاویه‌ی نقطه روی آن قرار می‌دهند و مشابه مرحله قبل، اندازه‌ی گرادیان‌های وزن داده شده با ضرایب گوسی، این بار در ۸ جهت در هرکدام از قسمت‌های شبکه با هم جمع می‌شوند تا در نهایت بردار ۱۲۸ بعدی از کنارهم قرار دادن این دسته‌ها، برای هر نقطه بدست آید که نرمالیزه می‌شود.

۵. انطباق بردارهای توصیف‌گر: پس از استخراج بردارهای توصیف‌گر از هر دو تصویری که قرار است با هم تطبیق داده شوند، باید بردارهای متناظر در دو تصویر را یافت. در روش جست‌وجوی خطی فاصله‌ی هر بردار تصویر اول را با تمام بردارهای تصویر دوم به روش اقلیدسی محاسبه می‌کنند و نزدیکترین همسایه و دومین همسایه‌ی آن را پیدا می‌کنند. اگر فاصله‌ی یک نقطه از نزدیک‌ترین همسایه آن از ۰.۸ فاصله‌ی دومین همسایه، کوچک‌تر باشد، نزدیک‌ترین همسایه به عنوان نظیر آن نقطه در نظر گرفته می‌شود.



شکل ۳-۱: روش ساخت هرم تصویر و تفاضل‌های گوسی [۷۵].

## ۵.۳ روش SURF

SURF روشی است که با استفاده از فضایی با مقیاس‌های چندگانه به استخراج ویژگی بر مبنای ماتریس هسین می‌پردازد [۷۶]. در صورتی که در تصویر  $I$  نقطه‌ی  $p = (x, y)$  باشد ماتریس هسین  $H(p, \sigma)$  در نقطه‌ی  $p$  با مقیاس  $\sigma$  به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$H(p, \sigma) = \begin{pmatrix} L_{xx}(p, \sigma) & L_{xy}(p, \sigma) \\ L_{yx}(p, \sigma) & L_{yy}(p, \sigma) \end{pmatrix} \quad (۱۳-۳)$$

$L_{xx}(p, \sigma)$  مشتق مرتبه دوم فیلتر گوسی  $\frac{\partial^2}{\partial x^2} g(\sigma)$  در تصویر  $I$  در نقطه  $p$  خواهد بود و بقیه به همین صورت تعریف می‌شود. برخلاف روش SIFT در این روش ابعاد فیلتر متفاوت خواهد بود و مقیاس فضاها از طریق افزایش ابعاد فیلتر مشخص می‌شود. در این روش تفکیک‌پذیری تصویر در تمامی مقیاس‌ها ثابت است. در هر جعبه فیلتر مقدار مشتق مرتبه دوم گوسی آن قسمت در جهت‌های مختلف محاسبه می‌شود. پس از بدست آمدن موقعیت نقاط و شعاع دایره اطراف هر نقطه، با استفاده از این اطلاعات ناحیه‌ای مربعی شکل تولید خواهد شد که در این ناحیه ویژگی‌های روش SURF استخراج می‌شود. به منظور مستقل بودن نتایج از چرخش تصویر<sup>۱</sup> از روش موجک‌ها استفاده می‌شود، سپس پاسخ‌های موجک‌ها را به صورت مقادیر وزن دار تابع گوسی بیان می‌شود تا نتایج نسبت به چرخش، نویز و جابجایی مقاوم باشد.

<sup>۱</sup> تصاویر ورودی می‌توانند از یک مکان ولی با زاویای متفاوت باشند.

### ۶.۳ روش LPS-GIS

در سال‌های اخیر روش‌هایی که از پایگاه داده چهره برای بازسازی تصویر چهره با تفکیک‌پذیری بالا از روی تصویر متناظر با تفکیک‌پذیری پایین استفاده می‌کنند، به موفقیت‌های زیادی دست یافته‌اند. همانطور که در فصل قبل نیز گفته شد معمولاً این دسته از روش‌ها را با عنوان تجسم چهره نام می‌شناسند.

روش ذکر شده در این قسمت رویکردی برای تجسم چهره است که از تابش<sup>۱</sup> و در هم آمیختن چهره‌های مجموعه‌ی آموزشی و یادگیری ساختار پیکسلی در بازسازی تصاویر چهره با تفکیک‌پذیری بالا کمک می‌گیرد. این روش مبتنی بر سطح پیکسل‌هاست بنابراین در بازسازی جزئیات ریز تصاویر چهره انعطاف‌پذیر است. چون این روش از ساختار کلی تصاویر چهره بهره می‌گیرد، روش ارائه شده می‌تواند مؤلفه‌های چهره‌ی قابل قبولی تولید کند و همچنین مزیت‌های روش‌های فرا تفکیک‌پذیری بر مبنای مدل PCA در بازسازی تصاویر چهره با تفکیک‌پذیری بالا را نیز خواهد داشت. همچنین با در نظر گرفتن ایده‌ی استفاده از هر دو شرط محلی و سراسری در بازسازی تصویر نهایی باعث افزایش کارایی روش ارائه شده خواهد بود. روش بیان شده در این قسمت توسط Hu و همکارانش [۷۲] ارائه شده است.

فرآیند پیاده‌سازی این روش دارای سه مرحله می‌باشد. مرحله اول برای پیدا کردن K نمونه مشابه به تصویر چهره ورودی در پایگاه داده جستجو انجام می‌شود. سپس تصاویر نمونه به کمک روش شار نوری طوری تابیده می‌شوند که به تصویر ورودی نزدیک شوند. در مرحله‌ی دوم از تصاویر با تفکیک‌پذیری بالای تابیده شده‌ی حاصل از نمونه‌ها برای یادگیری ساختار محلی پیکسلی تصویر با تفکیک‌پذیری بالای ورودی استفاده می‌شود. روش مؤثری برای یادگیری ساختار پیکسل‌های محلی هر تصویر نمونه و فرآیند تطبیقی برای ادغام ساختار محلی پیکسل‌های تصاویر نمونه به منظور کاهش خطای تابش ارائه شده است. مرحله‌ی سوم تخمین

<sup>۱</sup> warp

تصویر با تفکیک پذیری بالای ورودی با حل کردن مسئله‌ی بهینه‌سازی مقید با استفاده از روش تکرار است. در ادامه به توضیح هر مرحله بیان روابط آن پرداخته می‌شود و در آخر نتایج آزمایشات انجام شده توسط ارائه دهندگان این روش بیان خواهد شد.

### ۱.۶.۳ چارچوب روش LPS-GIS

اگر تصویر با تفکیک‌پذیری بالا را با  $I_h$  و تصویر با تفکیک‌پذیر پایین را با  $I_l$  نشان بدهیم، در تئوری تصویر با تفکیک‌پذیری پایین را به صورت زیر از روی تصویر با تفکیک‌پذیری بالا می‌توان تشکیل داد.

$$I_l = (I_h * g) \downarrow s + N \quad (۱۴-۳)$$

که در آن  $g$  فیلتر تاری و علامت  $\downarrow$  برای عملگر زیر نمونه‌برداری با نرخ مقیاس‌گذاری  $s$  و  $N$  هم نویز سفید گوسی اضافه شده خواهد بود. در اینجا مورد خاصی از این مدل را در نظر می‌گیریم که در آن فیلتر تاری نادیده گرفته شده و انرژی نویز هم در سطح پایین یا برابر صفر فرض شده است. بنابراین خواهیم داشت :

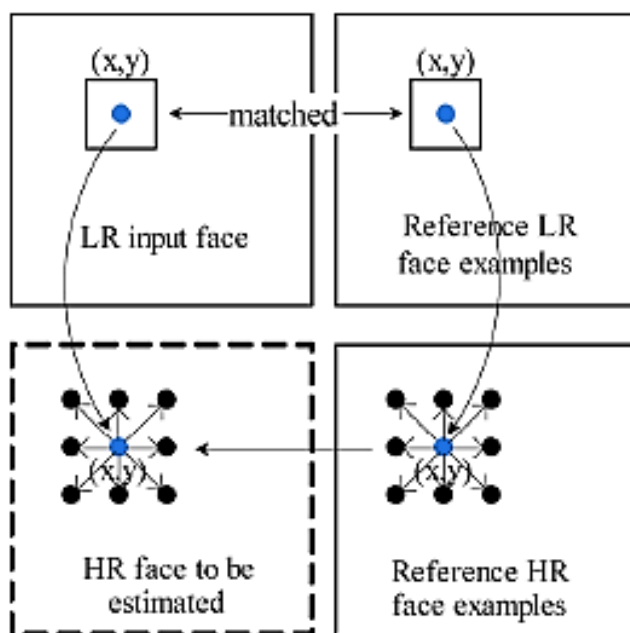
$$I_l = I_h \downarrow s \quad (۱۵-۳)$$

که در این صورت تصویر با تفکیک‌پذیری پایین مستقیماً از روی تصویر با تفکیک‌پذیری بالا استخراج خواهد شد و مسئله موردنظر به استنتاج مقادیر پیکسل‌های از دست‌رفته تصویر با تفکیک‌پذیری بالا از روی داده‌های مشاهده شده ناقص تصویر تفکیک‌پذیر پایین تبدیل می‌شود. از آنجایی که استنتاج تصویر با تفکیک‌پذیری بالا از روی تصویر با تفکیک‌پذیری پایین مسئله‌ی معکوس است بنابراین برای اینکه بتوان به راه‌حل منطقی برای آن دست یافت باید شرط‌های اولیه‌ای روی آن در نظر گرفت.

$$\hat{I}_h = \arg \min_{I_h} \{E_p(I_h)\} \quad (۱۶-۳)$$

$$\text{s.t. } I_l = \hat{I}_h \downarrow s$$

$E_p$  تابع انرژی است که از روی شرطهای اولیه به دست آمده است. در ادامه روند جدیدی مطرح خواهد شد که از پیکسل‌های تصویر با تفکیک پذیری پایین و ساختارهای پیکسلی محلی به عنوان شروطی برای ساخت سراسری تصویری با تفکیک پذیری بالا از روی تصویر با تفکیک پذیری پایین استفاده می‌کند. نمای این روند جدید در شکل ۲-۳ نشان داده شده است.



شکل ۲-۳: تصویرسازی از ساختار پیکسل‌های محلی به تصویر با تفکیک‌پذیری بالا [۷۲].

برای تصویر ورودی با تفکیک‌پذیری پایین داده‌شده ابتدا در بین پایگاه داده‌ی چهره‌ها برای پیدا کردن نزدیک‌ترین تصاویر مشابه جستجو می‌شود. سپس ساختار پیکسلی محلی که نشان دهنده‌ی ارتباط بین پیکسل‌ها و همسایگی‌هایشان است را در تصاویر با تفکیک‌پذیری بالای متناظر با تصاویر با تفکیک‌پذیری



پایین انتخاب شده تخمین زده می‌شوند. حال با استفاده از ساختار پیکسلی محلی نمونه تصاویر مرجع با تفکیک‌پذیری بالا و پیکسل‌های تصویر ورودی به عنوان قیود در نظر گرفته شده، تصویر با تفکیک‌پذیری بالای تصویر ورودی ساخته می‌شود. یکی از ایده‌های جدیدی که در این روش مطرح شده این است که ابتدا ساختار پیکسلی محلی را یاد می‌گیرد که از روی نمونه تصاویر مشابه ساخته شده است و سپس این ساختار پیکسلی محلی را روی تصویر خروجی اجرا می‌کند.

چهارچوب جدید مطرح شده از روند اصلی زیر تشکیل شده است :

۱. ابتدا جستجو در پایگاه داده برای پیدا کردن نمونه تصاویر مشابه به ورودی.
۲. تخمین ساختارهای پیکسلی محلی از روی نسخه با تفکیک‌پذیری بالای تصاویر مشابه.
۳. ساخت نسخه تفکیک‌پذیری بالای تصویر ورودی با اعمال ساختار پیکسلی محلی به عنوان قیود مشاهدات تصاویر تفکیک‌پذیر پایین.

یکی از پایه‌های اصلی این رویکرد آن است که اگر دو تصویر چهره با تفکیک‌پذیری پایین مشابه باشند آنگاه تصاویر با تفکیک‌پذیری بالای متناظرشان هم با هم مشابه خواهند بود. از آنجایی که تصاویر چهره دارای ساختارهای یکسان مثل دو چشم، یک بینی، یک دهان هستند، منطقی خواهد بود که فرض کنیم دو تصویر چهره مشابه تراز شده دارای ساختار پیکسلی مشابه باشند. برای مثال اگر پیکسل‌هایی در یک جا از تصویر یا ساختار مسطح را نشان می‌دهند، منطقی است که انتظار داشته باشیم پیکسل‌های همان مکان در تصویر دیگر هم یک ساختار مسطح مشابه تشکیل داده باشند. یا اگر پیکسل‌ها درجایی از تصویر لبه را نشان دهند در تصویر دیگر هم همین پیکسل‌های متناظر باید یک لبه با همان قدرت و جهت را ایجاد کنند. به همین ترتیب گوشه‌ها و شکل‌های ساختارهای محلی دیگر هم در تصاویر متناظر خواهند بود. با توجه به این منطق می‌توان نسخه‌ی تفکیک‌پذیری بالای باکیفیتی از تصویر ورودی ساخت اگر تصویر

خروجی را مجبور کنیم که ساختارهای پیکسلی محلی مشابهی (مثل لبه، گوشه و الگوهای دیگر) با تصاویر با تفکیک پذیری بالای نمونه‌ها داشته باشد.

### ۲.۶.۳ مشخص کردن ساختارهای پیکسلی محلی

یکی از راه‌حل‌های ممکن برای مشخص کردن ارتباط پیکسل‌های محلی استفاده از ایده‌ای مشابه تعیین همسایگی خطی است و سپس استفاده از سهم نسبی هر همسایگی در بازسازی پیکسل داده شده برای مشخص کردن ارتباط بین آن پیکسل و همسایه‌هایش مانند ساختار پیکسل محلی می‌باشد. توصیف ریاضی این راه‌کار در زیر بیان شده است.

$$I_{re}(x, y) \approx \sum_{u,v} \omega_{u,v}(x, y) \times I_{re}(x+u, y+v) \quad (17-3)$$

$$u, v \in C \text{ and } (u, v) \neq (0, 0)$$

در رابطه‌ی بالا  $I_{re}(x, y)$  یک پیکسل از تصویر نمونه‌ی مرجع با تفکیک پذیری بالا در مکان  $(x, y)$  است و  $\omega_{u,v}(x, y)$  وزن اتصال پیکسل و همسایه‌ی آن در مکان نسبی  $(x+u, y+v)$  است.  $C$  پنجره‌ای است که بازه‌ی تغییر مکان پیکسل همسایگی را مشخص می‌کند بنابراین تعدادی انتخاب محدود برای تقریب مورد نظر موجود است. برای ساده کردن تعیین وزن‌ها از یک تابع وابستگی<sup>۱</sup> استفاده می‌کنیم که با توجه به این تابع اگر یک پیکسل همسایگی شبیه به پیکسل مورد نظر باشد وزن بزرگ‌تری خواهد داشت و در غیر این صورت وزن اتصال این پیکسل‌ها کمتر خواهد بود. رابطه‌ی وزن‌ها به صورت زیر خواهد بود.

$$\omega_{u,v}(x, y) \propto \exp\left\{-\frac{(I_{re}(x, y) - I_{re}(x+u, y+v))^2}{\sigma^2}\right\} \quad (18-3)$$

<sup>۱</sup> Affinity function

### ۳.۶.۳ تجسم سراسری تصاویر چهره از طریق اعمال ساختارهای پیکسلی محلی

وقتی ساختارهای پیکسلی محلی در تصاویر نمونه‌ی مرجع شناسایی و مشخص شد، این ساختارها روی نسخه‌ی تخمین زده با تفکیک‌پذیری بالای تصویر ورودی اعمال می‌شود. زیرا منطقی است که انتظار رود که نسخه‌ی تخمین زده با تفکیک‌پذیری بالای تصویر ورودی ساختار پیکسلی محلی مشابهی با تصاویر مرجع مشابه با تفکیک‌پذیری بالا داشته باشد. از روش بیان‌شده در رابطه‌ی ۳-۱۷ برای ارائه‌ی ساختارهای پیکسلی محلی استفاده می‌شود. برای دستیابی به جواب‌های مسئله بهینه‌سازی مقید مطرح‌شده در رابطه‌ی ۳-۱۸ از تابع انرژی که در زیر آمده است استفاده می‌شود.

$$E_p = \sum_{x,y \in Q} \left\| \hat{I}_h(x,y) - \sum_{u,v} \omega_{u,v}(x,y) \times \hat{I}_h(x+u,y+v) \right\|^2 \quad (۱۹-۳)$$

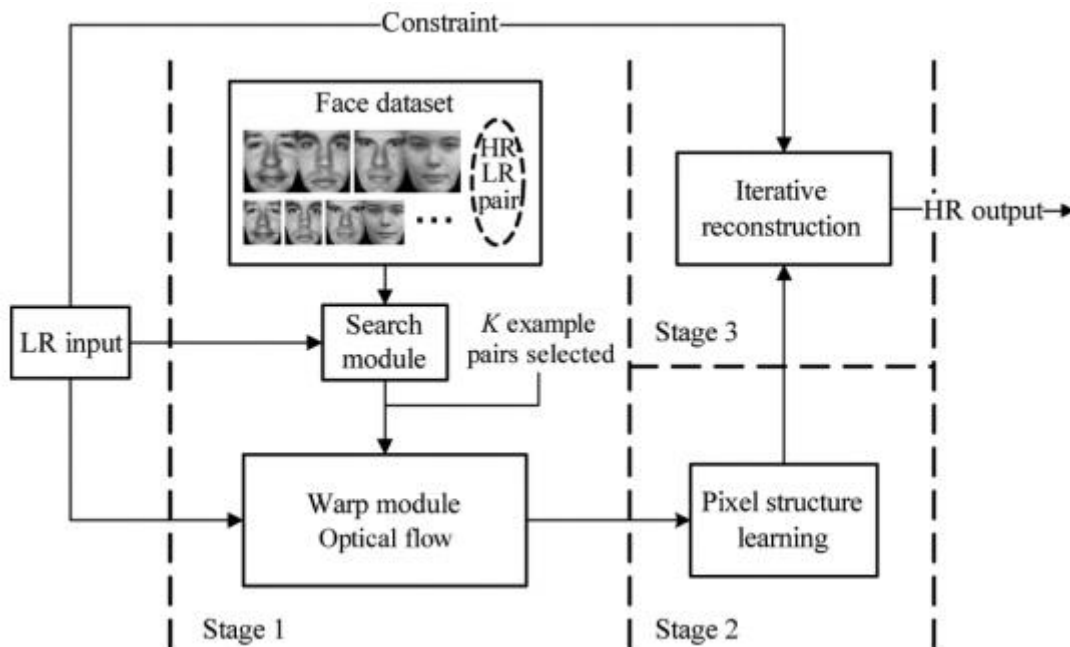
در فرمول بالا  $Q$  مجموعه‌ی مختصات پیکسل‌هایی است که در تصویر با تفکیک‌پذیری بالای هدف از دست رفته‌اند. مقادیر  $\omega_{u,v}(x,y)$  ها از طریق رابطه‌های ۳-۱۷ و ۳-۱۸ بدست می‌آید. هم‌چنین حداقل سازی در رابطه‌ی ۳-۱۹ همسان بودن ساختار پیکسلی محلی تصویر بازسازی شده توسط  $\omega_{u,v}(x,y)$  ها را تضمین می‌کند.

### ۴.۶.۳ فرآیند پیاده‌سازی

ابتدا سه مؤلفه‌ی زیر تشکیل می‌شود: یک مجموعه داده از جفت‌های تصاویر چهره‌ی با تفکیک‌پذیری بالا و پایین، یک ماژول جستجو و یک ماژول برای اعمال تابش. برای هر تصویر چهره ورودی با تفکیک‌پذیری پایین  $K$  نمونه از نزدیک‌ترین نمونه‌های با تفکیک‌پذیری کم متناظر با آن از مجموعه داده تشکیل شده با استفاده از یک معیار فاصله مناسب در تصاویر انتخاب می‌شوند. این  $K$  نمونه چهره با تفکیک‌پذیری پایین

همراه با جفت‌های با تفکیک‌پذیری بالای متناظر آن‌ها نمونه چهره‌های مرجع نامیده می‌شوند که نقش مهمی در تابش تصاویر دارند. در نتیجه می‌توان جفت‌های با تفکیک‌پذیری بالای متناظر با ورودی را با دقت بیشتری تخمین زد. شکل ۳-۳ فرآیند پیاده‌سازی روش LPS-GIS را نشان می‌دهد.

حال تصاویر نمونه به کمک روش شار نوری طوری تابیده می‌شوند که به تصویر ورودی نزدیک شوند. و همین روند بر روی تصاویر نمونه با تفکیک‌پذیری بالا نیز اعمال می‌شود. برای تشکیل تصویر چهره خروجی، ساختارهای پیکسلی محلی مربوط به نمونه‌های چهره با تفکیک‌پذیری بالای تابیده شده، محاسبه شده و سپس همراه با شروط بدست آمده از تصویر ورودی با تفکیک‌پذیری پایین مورد استفاده قرار می‌گیرند.



شکل ۳-۳: فرآیند پیاده‌سازی روش LPS-GIS [۷۲].

### ۱.۴.۶.۳ جستجو و اعمال تابش بر روی تصاویر نمونه

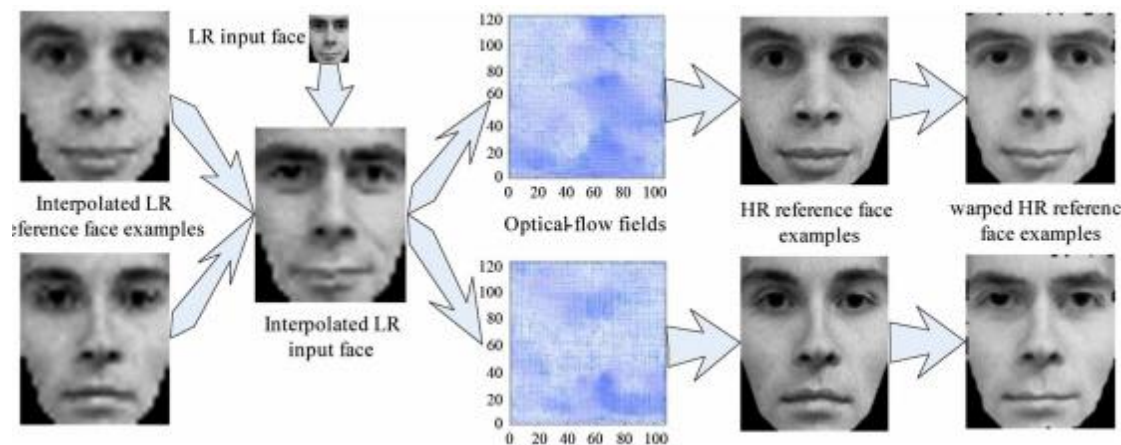
در ابتدا برای کاهش تأثیر تغییرات روشنایی در تصاویر، تمامی تصاویر چهره با تفکیک‌پذیری پایین در مجموعه آموزشی را با روش نرمال‌سازی روشنایی [۷۷] نرمال می‌کنیم. تصاویر با تفکیک‌پذیری پایین ابتدا با روش درون‌یابی مکعبی به تصاویر با تفکیک‌پذیری بالا تبدیل می‌شوند. سپس برای هر مکان پیکسل میانگین و واریانس را در یک پنجره  $29 \times 29$  حساب می‌کنیم. هر پیکسل را از مقدار میانگین کم و بر مقدار واریانس تقسیم می‌کنیم تا نرمال شود. تصاویر تفکیک‌پذیری بالای متناظر هم به همین صورت با میانگین و واریانس محلی یکسان با درون‌یابی تصاویر با تفکیک‌پذیری پایین نرمال می‌شوند پس تصاویر نرمال شده هم سازگار خواهند بود.

در این روش برای تصویر ورودی هم درون‌یابی و نرمال‌سازی به همان صورت که برای تصاویر مجموعه داده انجام شد، صورت می‌پذیرد. سپس از روش PCA به منظور کاهش بعد و ارائه ویژگی تصاویر چهره با تفکیک‌پذیری پایین درون‌یابی شده استفاده می‌شود. حال توسط روش K نزدیک‌ترین همسایگی<sup>۱</sup> نمونه تصاویر مرجع متناسب با تصویر ورودی پیدا شده و سپس در واریانس محلی ضرب شده و با میانگین‌های محلی مربوط به تصویر با تفکیک‌پذیری پایین ورودی جمع می‌شوند تا از نظر تباین و روشنایی با تصویر ورودی سازگار باشند.

برای اینکه ساختارهای پیکسلی اولیه در تصویر با تفکیک‌پذیری بالای هدف با دقت بیشتری تخمین زده شوند، نمونه تصاویر مرجع انتخاب شده باید تا حد امکان به تصویر ورودی مشابه باشند به همین خاطر فرآیند تابش برای تراز شدن تصاویر مرجع و بهتر تطبیق شدن آن‌ها با تصویر ورودی لازم و ضروری است. در این روش از روش شار نوری برای اعمال تابش استفاده شده است و برای پیاده‌سازی شار نوری هم از روش

<sup>۱</sup> K-Nearest Neighbor (KNN)

معرفی شده توسط Brox و همکارانش [۷۸] بکار می‌رود. برای اینکه میدان شار تصویر با تفکیک‌پذیری بالا تشکیل شود، تصویر ورودی و تصویرهای مرجع با تفکیک‌پذیری پایین را تصویر مطلوب تفکیک‌پذیری بالا، درونیابی می‌کنیم و بعد از آن الگوریتم شار نوری را بکار می‌بریم. شکل ۳-۴ خروجی حاصل از تابش دو تصویر مرجع را با استفاده از روش شار نوری نشان می‌دهد. همان‌طور که می‌بینید، ساختارهای قابل مشاهده‌ی چهره بعد از تابش نیز حفظ شده‌اند.



شکل ۳-۴: شمایی از اعمال تابش بر روی دو نمونه از تصاویر مرجع [۷۲].

### ۲.۴.۶.۳ یادگیری ساختارهای پیکسلی محلی

در مرحله دوم یادگیری ساختارهای پیکسلی محلی انجام می‌گیرد. همان‌طور که پیش‌تر گفته شد برای محاسبه‌ی شباهت پیکسل‌های همسایگی از تابع وابستگی  $\omega_{u,v}(x,y)$  ارائه شده در رابطه‌ی ۳-۱۹ که تابع گوسی استاندارد می‌باشد استفاده می‌شود. با توجه به این که برای هر پیکسل  $k$  تصویر نمونه وجود که باید میزان شباهت همسایگی آن محاسبه شود مقدار شباهت هر پیکسل برای  $k$  تصویر به صورت برداری عمودی  $h(x,y) = [I^1(x,y) \dots I^k(x,y)]^T$  در نظر گرفته می‌شود.  $I^k(x,y)$  مقدار پیکسل

در تصویر نمونه‌ی  $K$  ام است. حال رابطه‌ی ۳-۱۹ برای  $k$  تصویر نمونه به صورت رابطه‌ی ۳-۲۰ تعریف می‌شود.

$$\begin{aligned} \omega_{u,v}(x,y) &= \exp\left\{-\frac{\|(h(x,y)-h(x+u,y+v))\|_{B_{x,y}}^2}{\sigma^2}\right\} = \\ &= \exp\left\{-\frac{(h(x,y)-h(x+u,y+v))^T B_{x,y} (h(x,y)-h(x+u,y+v))}{\sigma^2}\right\} \end{aligned} \quad (20-3)$$

$B_{x,y}$  ماتریس قطری وزن دار می‌باشد که به صورت  $B_{x,y} = \text{diag}(b_1(x,y), \dots, b_k(x,y))$  است. با توجه به این که احتمال ایجاد خطا در مرحله‌ی تابش وجود دارد. به منظور تاثیر این خطا بر روی وزن‌های در حال محاسبه را با اعمال و تنظیم مقدار  $b_k(x,y)$  که تاثیر خطای تابش  $k$  امین تصویر بر روی پیکسل  $(x,y)$  است را اعمال نمود. رابطه‌ی مورد استفاده برای تنظیم این مقدار به صورت زیر خواهد بود:

$$b_k(x,y) = \frac{\left(\sum_{p,q \in \Omega_{xy}} Er_k(x+p,y+q) + \varepsilon\right)^{-\beta}}{\sum_k \left(\sum_{p,q \in \Omega_{xy}} Er_k(x+p,y+q) + \varepsilon\right)^{-\beta}} \quad (21-3)$$

در این رابطه  $Er_k$  به عنوان اختلاف بین تصویر درون‌یابی شده‌ی ورودی و تصویر نمونه‌ی  $k$  ام تابیده شده با تفکیک‌پذیری پایین است.  $\Omega_{xy}$  ناحیه‌ای به مرکزیت پیکسل  $(x,y)$  است. که خطای تابش این پیکسل برابر مجموع خطای تابش تمامی پیکسل‌های موجود در این ناحیه است. این مقدار خطا اعتبار بیشتری نسبت به در نظر گرفتن خطای همان پیکسل دارد. پارامتر  $\beta$  به منظور محدود نمودن حداکثر تاثیر خطا بر روی وزن‌ها در نظر گرفته شده است. و قسمت موجود در مخرج به عنوان نرمال نمودن مقدار خطا قرار گرفته است.

### ۳.۴.۶.۳ روش تکرارشونده‌ی بازسازی تصویر با تفکیک‌پذیری بالا

در مرحله سوم هم طی یک روش تکرارشونده تصویر با تفکیک‌پذیری بالا بازسازی می‌شود که با هر بار تکرار مقدار  $\hat{I}_h$  که تخمین تصویر با تفکیک‌پذیری بالای هدف است به روز رسانی می‌شود. برای این منظور به حل مسئله بهینه‌سازی مقید زیر پرداخته می‌شود. پیکسل‌های ازدست‌رفته در  $\hat{I}_h$  با استفاده از این روش تکراری میرا به‌نگام می‌شوند.

$$G_t(x, y) = \hat{I}_h^t(x, y) - \sum_{u,v} \omega_{u,v}(x, y) \times \hat{I}_h^t(x+u, y+v) \quad (۲۲-۳)$$

$$\hat{I}_h^{t+1}(x, y) = \hat{I}_h^t(x, y) - \alpha \cdot G_t(x, y) \quad (۲۳-۳)$$

$G_t(x, y)$  اختلاف بین پیکسل تخمین زده‌ی فعلی و بهترین مقدار ممکن آن با توجه به ساختار پیکسلی محلی می‌باشد و  $\alpha$  مشخص‌کننده‌ی اندازه‌ی گام‌های به روز رسانی است. در این رابط مقدار  $\hat{I}_h^0$  برابر با درون‌یابی مکعبی تصویر ورودی در نظر گرفته شده است.

### ۵.۶.۳ نتایج آزمایش روش LPS-GIS

Hu و همکارانش با استفاده از مجموعه تصاویر آموزشی خود مقدارهایی که برای پارامترها در نظر گرفتند روش خود را با مورد آزمایش قرار دادند تا بهترین مقدار برای پارامترهای روش خود را با توجه به مجموعه تصاویر استفاده شده بدست آورند. ضریب تفاوت ابعاد تصاویر با تفکیک‌پذیری بالا و پایین برابر با ۴ و ابعاد C برابر ۳×۳ در نظر گرفته شده است. شکل ۳-۵ و ۳-۶ نتایج آزمایش به ازای تغییر پارامترهای  $k$  و  $\sigma$  است. با توجه به نمودارهای میانگین مربع خطای<sup>۱</sup> بدست آمده افزایش بیش از حد مقدار K نه تنها میزان

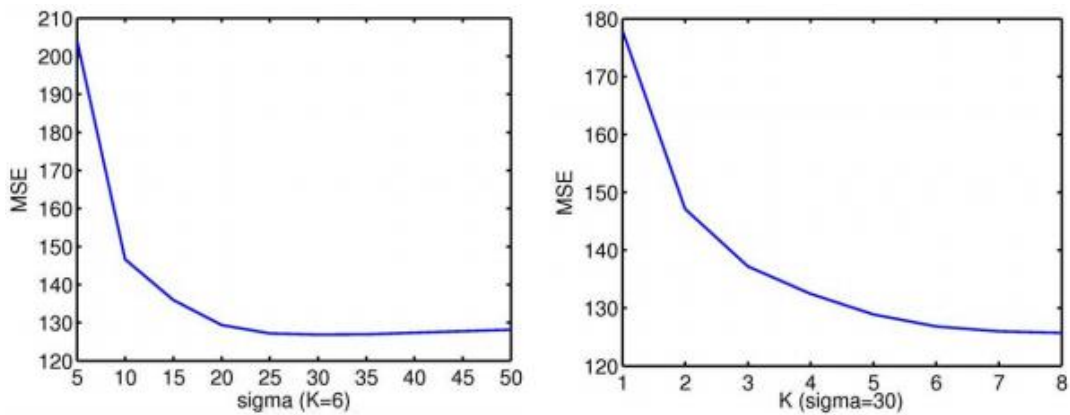
<sup>۱</sup>Mean squared error (MSE)



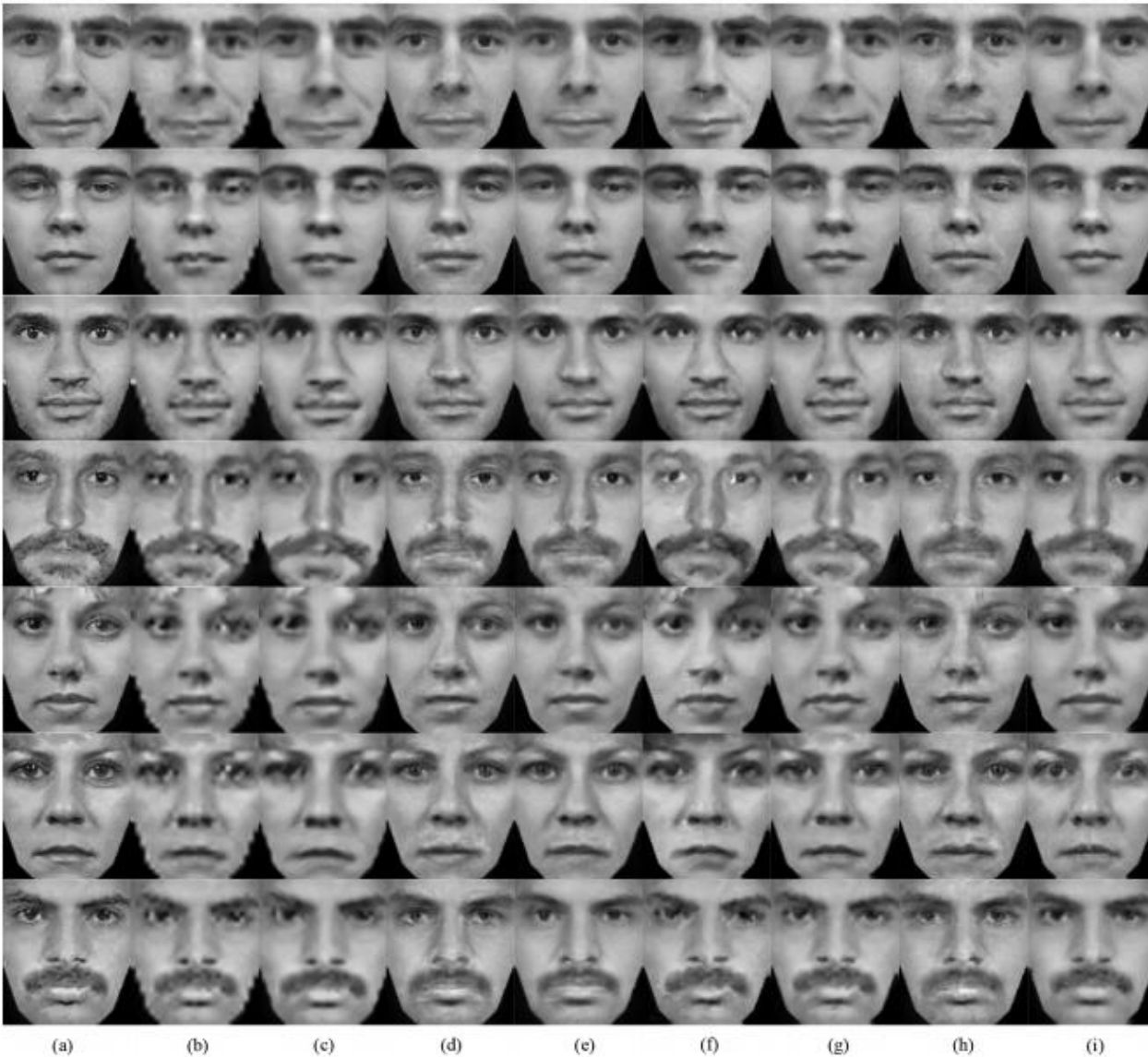
خطا را کاهش نداده بلکه باعث افزایش خطا نیز شده است. شکل ۳-۷ نیز نتایج اعمال روش‌های مختلف بر روی دسته‌ای از تصاویر آموزشی که به منظور آزمایش مورد استفاده قرار گرفته‌اند را نشان می‌دهد.



شکل ۳-۵: نمونه‌هایی از نتایج بازسازی با مقادیر مختلف  $\sigma$  و  $K$  [۷۲].



شکل ۳-۶: منحنی‌های خطای بدست آمده از نتایج بازسازی با مقادیر مختلف  $\sigma$  و  $K$  [۷۲].



شکل ۳-۷: تصاویر چهره HR بدست آمده با روش‌های مختلف در این شکل نشان داده شده است (a) تصویر اصلی (b) درون‌یابی مکعبی (c) روش [۷۹] NEDI (d) روش [۷۰] wang (e) روش [۷۱] park (f) روش [۴۴] freeman (g) روش [۶۶] NE (h) روش [۵۶] liu (i) روش ارائه شده [۷۲].

عملکرد خیلی خوب این روش به دلیل استفاده از نمونه‌های تصویر مرجع برای بازسازی تصاویر چهره هدف با تفکیک‌پذیری بالا از طریق اطلاعات پیکسلی و اطلاعات جامع این تصاویر است. بنابراین این روش قابلیت

زیادی برای ادغام شدن با روش‌های شناسایی جزئیات چهره دارد تا بتوانند تصاویری با تفکیک‌پذیری بالای محتمل‌تری از روی تصاویر ورودی با تفکیک‌پذیری پایین تولید کنند. علاوه بر این در روش ارائه شده با توجه به سهم هریک از نمونه‌های چهره مرجع مطابق با خطای تابش استفاده شده باعث تأثیر خطای تابش در بازسازی تصاویر چهره با تفکیک‌پذیری بالا و کاهش تأثیر این خطا خواهد بود.

در فصل بعد به ارائه‌ی آزمایش‌هایی بر روی این روش با استفاده از مجموعه تصاویر آموزشی ارائه شده و هم‌چنین با تغییری در مراحل این روش به بهبود عملکرد آن پرداخته خواهد شد.

# فصل چهارم

بهبود و آزمایش روش LPS-GIS

## ۱.۴ مقدمه

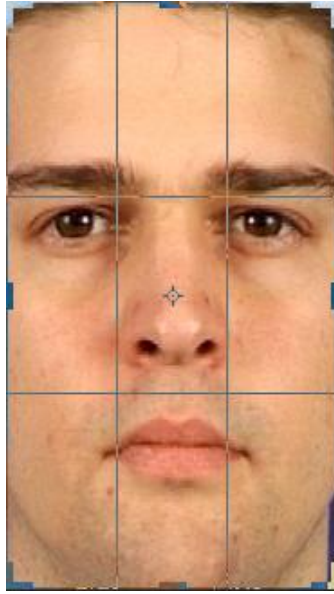
در این فصل پایگاه داده مورد استفاده معرفی می شود پس از آن نتایج تغییر برخی پارامترها و نتایج روش های پیشنهادی با روش اولیه مورد بررسی قرار می گیرد.

## ۲.۴ معرفی پایگاه داده مورد استفاده

پایگاه داده ی مورد استفاده دارای ۱۷۲ تصویر چهره متفاوت با ابعاد  $200 \times 300$  با حالت عادی چهره و بدون گردش سر می باشد. تصاویر اولیه از روی ۳۷۱ تصویر با ابعاد  $720 \times 576$  از پایگاه داده XM2VTS انتخاب شده است. مبنای انتخاب این ۱۷۲ تصویر، سن و ساختار چهره می باشد. استخراج چهره ی هر فرد با یکسان در نظر گرفتن محل قرارگیری چشم ها و لب بدست آمده است. شکل ۴-۲ نحوه ی استخراج چهره را نشان می دهد. این مجموعه تصاویر بدست آمده، تصویرهای تفکیک پذیری بالای پایگاه داده را تشکیل می دهند به منظور تولید زوج تصاویر با تفکیک پذیری پایین، ابعاد هر تصویر به  $50 \times 75$  کاهش پیدا کرده است. در نتیجه پایگاه داده ی مورد استفاده شامل ۱۷۲ تصویر به صورت زوج تصاویر با تفکیک پذیری بالا و پایین با ابعاد گفته شده خواهد بود (شکل ۴-۳). ابعاد تصویر ورودی برابر با ابعاد تصاویر با تفکیک پذیری پایین و ابعاد تصویر بازسازی شده برابر با ابعاد تصاویر با تفکیک پذیری بالای پایگاه داده است هم چنین ۶ تصویر از پایگاه داده XM2VTS با ابعاد  $50 \times 75$  به منظور تصاویر ورودی آزمایشات در نظر گرفته شد (شکل ۴-۱).



شکل ۴-۱: تصاویر مورد استفاده در آزمایشها به عنوان ورودی



شکل ۴-۲: نحوه‌ی استخراج چهره از تصویر اولیه.



شکل ۴-۳: الف) تصویر با تفکیک پذیری بالا. ب) تصویر با تفکیک پذیری پایین.

## ۳.۴ روش پیشنهادی

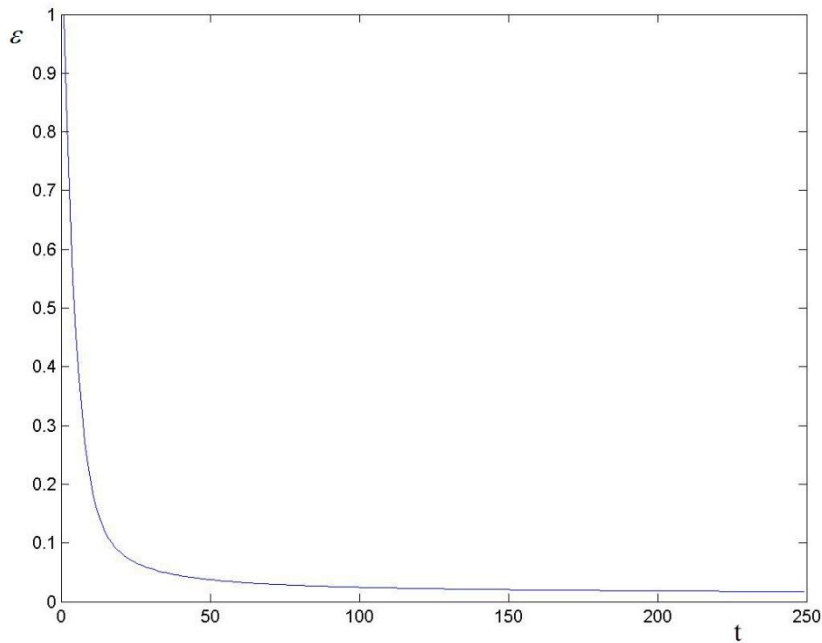
همان طور که گفته شد روش LPS-GIS برای استخراج ویژگی‌ها از روش PCA استفاده می‌کند. سپس با استفاده از این ویژگی‌ها تصاویر مورد استفاده برای بازسازی انتخاب می‌شود. به منظور افزایش کیفیت تصویر بازسازی شده و کاهش خطای بازسازی روش‌های HOG، SIFT، SURF که هر کدام توصیفگر ویژگی می‌باشند را جایگزین روش PCA نموده تا با استخراج ویژگی‌ها از طریق این روش‌ها تصاویر مرجع مناسب‌تری انتخاب شود.

## ۴.۴ بررسی نتایج بازسازی به ازای پارامترهای مختلف

در این قسمت به آزمایش مقدار K که تعداد تصاویر نمونه انتخاب شده توسط روش KNN و ابعاد نواحی همسایگی که در تعیین وزن‌های همسایگی تاثیرگذار هستند پرداخته شده است. مقدار  $\alpha$  که ضریب بروز رسانی مرحله تکرار در رابطه‌ی ۳-۲۳ است در تمامی مراحل برابر با ۰/۲ در نظر گرفته می‌شود. این مقدار توسط Hu و همکارانش بدست آمده است. خطای بدست آمده در روش LPS-GIS از طریق رابطه‌ی زیر بدست می‌آید. که مقدار خطا در هر مرحله از رابطه‌ی ۳-۲۲ بدست می‌آید.

$$\varepsilon = \sum_{x,y \in Q} |G_t(x,y)| \quad (1-4)$$

شکل ۴-۴ نمودار خطا بر حسب تعداد دفعات تکرار مرحله بازسازی به ازای یک تصویر ورودی را نشان می‌دهد؛ تعداد دفعات تکرار ۲۵۰ بار می‌باشد.



شکل ۴-۴: نمودار خطا بر حسب دفعات تکرار مرحله‌ی بازسازی برای یک تصویر ورودی

#### ۱.۴.۴ آزمایش تغییر مقدار $K$

در روش LPS-GIS پس از درون‌یابی و نرمال‌سازی تصویر ورودی و تصاویر با تفکیک‌پذیری پایین مجموعه آموزشی، از روش PCA به منظور کاهش بعد و ارائه ویژگی تصاویر چهره با تفکیک‌پذیری پایین درون‌یابی شده استفاده می‌شود. سپس توسط روش  $K$  نزدیک‌ترین همسایگی نمونه تصاویر مرجع متناسب با تصویر ورودی انتخاب می‌شود تا از تصاویر با تفکیک‌پذیری بالای متناظر با آن‌ها در مرحله بازسازی استفاده شود. در این آزمایش مقدار  $K$  برابر با ۳، ۶، ۱۲ در نظر گرفته می‌شود. مقدار  $K$  برابر با ۳ از طریق آزمایشات متعدد بر روی پایگاه داده‌ی ارائه شده بدست آمده است و مقدار  $K$  برابر با ۶ تعداد نمونه‌هایی است که Hu et al به عنوان بهترین مقدار  $K$  با استفاده از پایگاه داده‌ی خود بدست آورده‌اند که در این جا نتیجه‌ی استفاده از این تعداد نمونه بر روی پایگاه داده ارائه شده نیز مورد بررسی قرار می‌گیرد و در آخر مقدار  $K$  برابر با ۱۲



به منظور نمایش نتیجه‌ی استفاده از تعداد نمونه‌های زیاد ارائه شده است. در تمامی مراحل آزمایش ابعاد نواحی همسایگی برابر با  $7 \times 7$  در نظر گرفته شده است. علت استفاده از این ابعاد در نتیجه‌ی آزمایش بعدی توضیح داده خواهد شد. شکل ۴-۵ تا ۴-۱۰ نتایج بازسازی به ازای مقادیر مختلف  $K$  را نشان می‌دهد و جدول ۴-۱ مقادیر خطای بازسازی را قابل مشاهده است.

جدول ۴-۱: مقدار خطای تصاویر بازسازی شده به ازای مقادیر مختلف  $K$ .

	$K=3$	$K=6$	$K=12$
تصویر ۱	۰.۰۱۴۸	۰.۰۲۶۹	۰.۰۳۹۷
تصویر ۲	۰.۰۱۸۶	۰.۰۲۲۴	۰.۰۴۰۷
تصویر ۳	۰.۰۱۳۷	۰.۰۲۷۴	۰.۰۳۸۵
تصویر ۴	۰.۰۱۹۰	۰.۰۳۴۸	۰.۰۳۸۹
تصویر ۵	۰.۰۲۰۵	۰.۰۳۶۳	۰.۰۵۸۱
تصویر ۶	۰.۰۱۹۱	۰.۰۲۷۵	۰.۰۳۵۰

با توجه به نتایج بدست آمده افزایش مقدار  $K$  که همان تعداد تصاویر نمونه است باعث افزایش خطا و ایجاد مات‌شدگی و از بین رفتن جزئیات تصویر بازسازی شده می‌شود. هر تصویر نمونه دارای مقداری خطای تابش است که در مرحله‌ی بازسازی تصویر تاثیرگذار خواهد بود. با افزایش تعداد تصاویر نمونه خطای تابش تمامی این تصاویر در مرحله‌ی بازسازی اعمال می‌شود که باعث افزایش خطای تصویر نهایی خواهد شد. هر تصویر ساختار پیکسلی مختص به خود را دارد که این ساختار در مرحله‌ی بازسازی تاثیرگذار است. با افزایش تعداد تصاویر نمونه ساختار پیکسلی آن‌ها بر روی تصویر بازسازی شده تاثیر گذاشته که باعث ایجاد تصویری

ناهمسان با تصویر ورودی خواهد شد البته اعمال ساختار پیکسلی ورودی بر روی تصویر بازسازی شده از تغییر بیش از حد تصویر نهایی جلوگیری می کند.



(ب)



(الف)



(د)



(ج)

شکل ۴-۵: تصویر بازسازی شده با روش LPS-GIS به ازای مقادیر مختلف  $k$

(الف) تصویر اصلی (ب)  $k=3$  (ج)  $k=6$  (د)  $k=12$



(ب)



(ف)



(د)



(ج)

شکل ۴-۶: تصویر بازسازی شده با روش LPS-GIS به ازای مقادیر مختلف  $k$

(الف) تصویر اصلی (ب)  $k=3$  (ج)  $k=6$  (د)  $k=12$



(ب)



(الف)



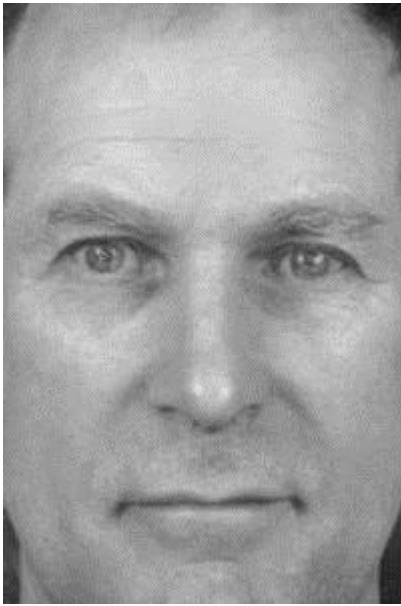
(د)



(ج)

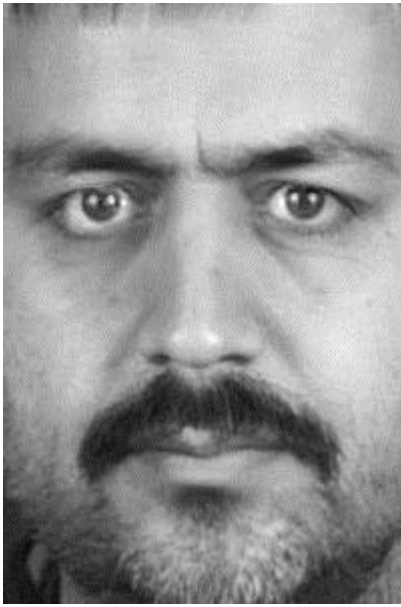
شکل ۴-۷: تصویر بازسازی شده با روش LPS-GIS به ازای مقادیر مختلف  $k$

(الف) تصویر اصلی (ب)  $k=3$  (ج)  $k=6$  (د)  $k=12$



شکل ۴-۸: تصویر بازسازی شده با روش LPS-GIS به ازای مقادیر مختلف  $k$

(الف) تصویر اصلی (ب)  $k=3$  (ج)  $k=6$  (د)  $k=12$



(ب)



(ف)



(د)



(ج)

شکل ۴-۹: تصویر بازسازی شده با روش LPS-GIS به ازای مقادیر مختلف  $k$

(الف) تصویر اصلی (ب)  $k=3$  (ج)  $k=6$  (د)  $k=12$



(ب)



(ف)



(د)



(ج)

شکل ۴-۱۰: تصویر بازسازی شده با روش LPS-GIS به ازای مقادیر مختلف  $k$

(الف) تصویر اصلی (ب)  $k=3$  (ج)  $k=6$  (د)  $k=12$

## ۲.۴.۴ آزمایش تغییر ابعاد نواحی همسایگی

در روش LPS-GIS با استفاده از ساختار پیکسلی محلی به مشخص کردن ارتباط پیکسل‌های محلی و تعیین رابطه‌ی خطی آن‌ها سپس با استفاده از سهم نسبی هر همسایگی در بازسازی پیکسل داده شده مورد استفاده قرار می‌گیرید. رابطه‌ی ۳-۱۷ بیان کننده‌ی این رابطه‌ی خطی می‌باشد. که در این رابطه ناحیه‌ای در نظر گرفته می‌شود که تعداد پیکسل‌های تاثیرگذار بر روی محاسبه‌ی وزن هر پیکسل را تعیین می‌کند. در این آزمایش با تغییر ابعاد ناحیه‌ی همسایگی برابر با  $3 \times 3$ ،  $7 \times 7$ ،  $11 \times 11$ ،  $15 \times 15$  تاثیر پیکسل‌های همسایه در محاسبه‌ی وزن مورد بررسی قرار می‌گیرد تمامی مقادیر در نظر گرفته شده به صورت تجربی می‌باشد.

در تمامی مراحل مقدار K برابر با ۳ در نظر گرفته شده است. با توجه به این که مقدار K برابر با ۳ بهترین نتایج را ارائه می‌دهد این مقدار برای این بخش از آزمایش انتخاب شده است. شکل ۴-۱۱ تا ۴-۱۶ نتایج بازسازی به ازای مقادیر مختلف K را نشان می‌دهد و جدول ۴-۲ مقادیر خطای بازسازی را قابل مشاهده است.

جدول ۴-۲: مقدار خطای تصاویر بازسازی شده به ازای ابعاد متفاوت

ابعاد	$3 \times 3$	$7 \times 7$	$11 \times 11$	$15 \times 15$
تصویر ۱	۰.۰۵۸۰	۰.۰۱۴۸	۰.۰۱۰۷	۰.۰۰۷۹
تصویر ۲	۰.۰۴۲۰	۰.۰۱۸۶	۰.۰۱۱۸	۰.۰۱۱۱
تصویر ۳	۰.۰۴۶۹	۰.۰۱۳۷	۰.۰۱۳۰	۰.۰۱۲۴
تصویر ۴	۰.۰۶۲۳	۰.۰۱۹۰	۰.۰۲۱۳	۰.۰۲۲۲
تصویر ۵	۰.۰۵۸۲	۰.۰۲۰۵	۰.۰۱۴۲	۰.۰۱۱۲
تصویر ۶	۰.۰۶۰۵	۰.۰۱۹۱	۰.۰۱۱۱	۰.۰۰۸۶





(ج)

(ب)

(الف)



(ه)

(د)

شکل ۴-۱۱: تصویر بازسازی شده با روش LPS-GIS به ازای ابعاد مختلف

(الف) تصویر اصلی (ب)  $3 \times 3$  (ج)  $7 \times 7$  (د)  $11 \times 11$  (ه)  $15 \times 15$



(ج)

(ب)

(الف)



(ه)

(د)

شکل ۴-۱۲: تصویر بازسازی شده با روش LPS-GIS به ازای ابعاد مختلف  
الف) تصویر اصلی (ب)  $3 \times 3$  ج)  $7 \times 7$  د)  $11 \times 11$  ه)  $15 \times 15$



(ج)

(ب)

(الف)



(ه)

(د)

شکل ۴-۱۳: تصویر بازسازی شده با روش LPS-GIS به ازای ابعاد مختلف  
الف) تصویر اصلی (ب) ۳×۳ ج) ۷×۷ د) ۱۱×۱۱ ه) ۱۵×۱۵



(ج)

(ب)

(الف)



(ه)

(د)

شکل ۴-۱۴: تصویر بازسازی شده با روش LPS-GIS به ازای ابعاد مختلف  
الف) تصویر اصلی (ب)  $3 \times 3$  ج)  $7 \times 7$  د)  $11 \times 11$  ه)  $15 \times 15$



(ج)

(ب)

(الف)



(ه)

(د)

شکل ۴-۱۵: تصویر بازسازی شده با روش LPS-GIS به ازای ابعاد مختلف

(الف) تصویر اصلی (ب) ۳×۳ (ج) ۷×۷ (د) ۱۱×۱۱ (ه) ۱۵×۱۵



(ج)

(ب)

(الف)



(ه)

(د)

شکل ۴-۱۶: تصویر بازسازی شده با روش LPS-GIS به ازای ابعاد مختلف

(الف) تصویر اصلی (ب)  $3 \times 3$  (ج)  $7 \times 7$  (د)  $11 \times 11$  (ه)  $15 \times 15$

هدف از انتخاب ابعاد  $3 \times 3$  نمایش کاهش تاثیر پیکسل‌های همسایه در محاسبه وزن‌ها در تصاویر بازسازی شده است. با توجه به نتایج بدست آمده علاوه بر خرابی‌های زیادی که در تصاویر بازسازی شده وجود دارد تغییر رنگ پوست دچار تغییرات زیادی شده که تمامی این موارد نشان‌دهنده‌ی کوچک در نظر گرفتن ابعاد ناحیه‌ی همسایگی است.

تصاویر بدست آمده با ابعاد  $15 \times 15$  از لحاظ ظاهری تقریباً با تصاویر بدست آمده با ابعاد  $7 \times 7$  و  $11 \times 11$  یکسان است و خطا نیز به میزان جزئی کاهش پیدا کرده است. در نتیجه می‌توان گفت افزایش ابعاد ناحیه همسایگی بزرگتر از ابعاد  $7 \times 7$  تاثیر قابل توجهی بر روی تصاویر خروجی ندارد و بهینه‌ترین ابعاد مورد استفاده را می‌توان  $7 \times 7$  در نظر گرفت.

در صورتی که هدف بدست آوردن کمترین مقدار خطای بازسازی باشد ابعاد  $11 \times 11$  گزینه‌ی مناسب‌تری است. هر چه ابعاد بزرگ‌تر باشد خطای ایجاد شده برای هر پیکسل معقول‌تر است زیرا که پیکسل‌های همسایه نیز بر روی مقدار خطای پیکسل مرکزی تاثیرگذار خواهند بود.

## ۵.۴ بررسی خطای بازسازی به ازای کاهش ویژگی‌های روش PCA

در این قسمت خطای بازسازی به ازای کاهش ویژگی‌های روش PCA ارائه شده است. با توجه به این که تصاویر مورد آزمایش، تصاویر چهره هستند آیا نیاز به مدنظر گرفتن تمامی ویژگی‌های استخراج شده است یا خیر، همچنین تاثیر کاهش ویژگی بر روی خطای بازسازی به چه صورت خواهد.

مقدار  $k$  برابر با ۳ و ابعاد  $7 \times 7$  در نظر گرفته شده است. روند کاهش ویژگی و خطای بازسازی در جدول ۳-۴ ارائه شده است. در مراحل تصاویر مرجع انتخابی یکسان بوده نام اولین مرحله به جای خطای آن قرار گرفته است.

همانطور که از نتایج پیداست در بسیاری از مراحل خطای بازسازی یکسان بوده و نیازی به استفاده از تمامی ویژگی‌ها نیست. حتی با کاهش ۵۰ درصدی ویژگی‌ها نتایج آن با مراحل بدون کاهش ویژگی یکسان شده است. نتایج بدست آمده در این قسمت صرفا جهت اطلاع بوده و در تمامی مراحل دیگر آزمایش تمامی ویژگی‌ها در نظر گرفته شده است.

جدول ۳-۴: مقدار خطای تصاویر بازسازی شده به ازای مقادیر مختلف ویژگی‌ها

تعداد ویژگی باقیمانده) درصد کاهش ضرایب	(۱۷۱)	(۱۵۵)	(۱۳۸)	(۱۲۰)	(۱۰۳)	(۸۶)	۳۰ ضریب اصلی	۱۰ ضریب اصلی
تصویر ۱	۰.۰۱۴۸	۰.۰۱۴۲	۰.۰۱۲۴	-%۰	-%۱۰	-%۰	۰.۰۱۴۳	۰.۰۱۸۴
تصویر ۲	۰.۰۱۸۶	-%۰	۰.۰۲۱۰	-%۲۰	-%۰	-%۰	۰.۰۲۱۴	۰.۰۲۴۴
تصویر ۳	۰.۰۱۳۷	-%۰	-%۰	-%۰	۰.۰۱۲۷	-%۰	۰.۰۱۴۱	۳۰ ضریب اصلی
تصویر ۴	۰.۰۱۹۰	۰.۰۱۸۲	-%۰	-%۰	-%۰	-%۰	۰.۰۱۶۱	۰.۰۱۸۱



## ۶.۴ تعیین مناسب‌ترین تعداد نقطه مورد استفاده در روش SURF

با توجه به این که روش SURF توصیفگر سراری نبوده و برای استخراج ویژگی‌ها ابتدا نیاز به محاسبه‌ی نقاط تعیین شده توسط این روش، سپس استخراج ویژگی‌ها از روی این نقاط خواهد بود؛ آزمایشی صورت گرفت تا مشخص نماید چه تعداد از این نقاط برای استخراج ویژگی‌ها تاثیر مثبتی در نتایج بدست آمده در مرحله بازسازی خواهند داشت.

در این آزمایش ۵۰، ۱۰۰ و ۲۰۰ نقاط قوی استخراج شده در نظر گرفته می‌شود سپس با استفاده از ویژگی‌های بدست آمده از این نقاط به انتخاب تصاویر مرجع و بازسازی تصویر ورودی پرداخته می‌شود. نتایج این آزمایش در جدول ۴-۴ ارائه شده است.

جدول ۴-۴: مقدار خطای تصاویر بازسازی شده به ازای مقادیر مختلف نقاط بدست آمده

جمع خطا	تصویر ۶	تصویر ۵	تصویر ۴	تصویر ۳	تصویر ۲	تصویر ۱
۰.۱۱۲۹	۰.۰۱۴۰	۰.۰۱۶۹	۰.۰۲۷۶	۰.۰۱۶۰	۰.۰۱۹۵	۰.۰۱۸۹
۰.۱۰۶۳	۰.۰۲۴۲	۰.۰۱۹۹	۰.۰۱۶۶	۰.۰۱۴۳	۰.۰۱۵۵	۰.۰۱۵۸
۰.۱۱۶۲	۰.۰۲۳۴	۰.۰۱۷۵	۰.۰۱۹۳	۰.۰۱۵۶	۰.۰۲۳۲	۰.۰۱۷۲

با توجه به نتایج بدست آمده، در مجموع ۱۰۰ نقطه قوی استخراج شده کمترین میزان خطا را ارائه داده است. در نتیجه در بخش مقایسه نتایج روش‌های پیشنهادی از نتایج بدست آمده از این نقاط استفاده خواهد شد.

## ۷.۴ بررسی نتایج روش‌های پیشنهادی

در قسمت نهایی این فصل نتایج بدست آمده از روش‌های HOG، SIFT، SURF با نتایج روش PCA مقایسه می‌شود. تمامی مقادیر پارامترهای این روش‌ها برابر با مقدار مورد استفاده در مراجعشان در نظر گرفته شده است. فقط مقدار نقاط روش SURF همانطور در بخش قبلی توضیح داده شد برابر با ۱۰۰ نقطه در نظر گرفته شده است. همچنین در روش SIFT تعداد ویژگی‌های مورد استفاده برابر با ۳۰۰۰۰ قرار داده شد که با توجه به تعداد ویژگی‌های بدست آمده از هر تصویر این تعداد مورد آزمایش قرار گرفت که نتایج قابل قبولی را ارائه داد.

تصاویر بازسازی شده با استفاده از هر روش به صورت یکجا برای هر تصویر ورودی در شکل‌های ۴-۱۷ تا ۴-۲۲ ارائه شده است و خطای تمامی تصاویر به ازای هر روش در جدول ۴-۵ قابل مشاهده است.

جدول ۴-۵: مقدار خطای تصاویر بازسازی شده به ازای هر روش

	تصویر ۱	تصویر ۲	تصویر ۳	تصویر ۴	تصویر ۵	تصویر ۶	جمع خطاها
PCA	۰.۰۱۴۸	۰.۰۱۸۶	۰.۰۱۳۷	۰.۰۱۹۰	۰.۰۲۰۵	۰.۰۱۹۱	۰.۱۰۵۷
HOG	۰.۰۱۴۵	۰.۰۲۲۴	۰.۰۱۲۲	۰.۰۲۲۳	۰.۰۱۵۹	۰.۰۲۲۲	۰.۱۰۹۵
SIFT	۰.۰۱۴۹	۰.۰۱۹۰	۰.۰۱۱۴	۰.۰۱۶۹	۰.۰۱۸۲	۰.۰۱۹۱	۰.۰۹۹۵
SURF	۰.۰۱۵۸	۰.۰۱۵۵	۰.۰۱۴۳	۰.۰۱۶۶	۰.۰۱۹۹	۰.۰۲۴۲	۰.۱۰۶۳



(ج)

(ب)

(الف)



(ه)

(د)

شکل ۴-۱۷: تصویر بازسازی شده با روش LPS-GIS با استفاده از هر روش استخراج ویژگی (الف) تصویر اصلی (ب) PCA (ج) HOG (د) SIFT (ه) SURF



(ج)

(ب)

(الف)



(ه)

(د)

شکل ۴-۱۸: تصویر بازسازی شده با روش LPS-GIS با استفاده از هر روش استخراج ویژگی (الف) تصویر اصلی (ب) PCA (ج) HOG (د) SIFT (ه) SURF



(ج)

(ب)

(الف)



(ه)

(د)

شکل ۴-۱۹: تصویر بازسازی شده با روش LPS-GIS با استفاده از هر روش استخراج ویژگی

(الف) تصویر اصلی (ب) PCA (ج) HOG (د) SIFT (ه) SURF



(ج)

(ب)

(الف)



(ه)

(د)

شکل ۴-۲۰: تصویر بازسازی شده با روش LPS-GIS با استفاده از هر روش استخراج ویژگی (الف) تصویر اصلی (ب) PCA (ج) HOG (د) SIFT (ه) SURF



(ج)

(ب)

(الف)



(ه)

(د)

شکل ۴-۲۱: تصویر بازسازی شده با روش LPS-GIS با استفاده از هر روش استخراج ویژگی (الف) تصویر اصلی (ب) PCA (ج) HOG (د) SIFT (ه) SURF



(ج)

(ب)

(الف)



(ه)

(د)

شکل ۴-۲۲: تصویر بازسازی شده با روش LPS-GIS با استفاده از هر روش استخراج ویژگی (الف) تصویر اصلی (ب) PCA (ج) HOG (د) SIFT (ه) SURF



با توجه به تصاویر بازسازی شده روش HOG تصاویری با خرابی و مات‌شدگی کمتری در بسیاری موارد ارائه داده است اما خطای بازسازی آن نسبت به روش‌های دیگری بیشتر این بدین دلیل است که ساختار تصویر بازسازی با تصویر ورودی نسبت به روش‌های دیگر متفاوت است. اما روش SIFT که از ویژگی‌های آن مقاومت در برابر جابجایی، نویز و چرخش است، خطای بازسازی آن نسبت به روش‌های دیگر کمتر شده است و نسبت به روش HOG اندازه چشم‌ها، زاویه دید و حالت ابروها شباهت بیشتری با تصویر ورودی دارد اما جزییات پوست در روش HOG بهتر قابل مشاهده است. و آخرین مورد که باید به آن اشاره نمود روش PCA در هیچ کدام از تصاویر کمترین خطا را ندارد در نتیجه جایگزینی روش PCA باعث ارتقای نتایج بازسازی خواهد بود.

# فصل پنجم

نتیجه‌گیری و پیشنهادات

## ۱.۵ مقدمه

در این فصل جمع بندی کلی از روش‌های انجام شده در این پایان‌نامه و روش‌های پیشنهادی به منظور ادامه کار بازگو می‌شود.

## ۲.۵ نتیجه‌گیری

در این پایان‌نامه هدف بازسازی تصویر چهره با تفکیک‌پذیری بالا از روی تصویر متناظر با تفکیک‌پذیری پایین آن با استفاده از پایگاه داده‌ای که شامل زوج تصاویر چهره با تفکیک‌پذیری بالا و پایین است می‌باشد. روش ذکر شده برای محقق نمودن این هدف روش ارائه شده‌ی LPS-GIS توسط Hu و همکارانش [۷۲] است. در این روش که از تابش و در هم آمیختن چهره‌های مجموعه‌ی آموزشی و یادگیری ساختار پیکسلی در بازسازی تصاویر چهره با تفکیک‌پذیری بالا کمک می‌گیرد تا مؤلفه‌های چهره‌ی قابل قبولی تولید کند و همچنین مزیت‌های روش‌های فرا تفکیک‌پذیری بر مبنای مدل PCA در بازسازی تصاویر چهره با تفکیک‌پذیری بالا را نیز خواهد داشت. هم‌چنین با در نظر گرفتن ایده‌ی استفاده از هر دو شرط محلی و سراسری در بازسازی تصویر نهایی باعث افزایش کارایی روش ارائه شده خواهد بود.

فرآیند پیاده‌سازی این روش دارای سه مرحله می‌باشد. مرحله اول استخراج و کاهش بعد ویژگی‌ها توسط روش PCA سپس برای پیدا کردن K نمونه مشابه به تصویر چهره ورودی در پایگاه داده جستجو انجام می‌شود. حال تصاویر نمونه به کمک روش شار نوری طوری تابیده می‌شوند که به تصویر ورودی نزدیک شوند. در مرحله‌ی دوم از تصاویر با تفکیک‌پذیری بالای تابیده شده‌ی حاصل از نمونه‌ها برای یادگیری ساختار محلی پیکسلی تصویر با تفکیک‌پذیری بالای ورودی استفاده می‌شود. روش مؤثری برای یادگیری

ساختار پیکسل‌های محلی هر تصویر نمونه و فرآیند تطبیقی برای ادغام ساختار محلی پیکسل‌های تصاویر نمونه به منظور کاهش خطای تابش ارائه شده است. مرحله‌ی سوم تخمین تصویر با تفکیک‌پذیری بالای ورودی با حل کردن مسئله‌ی بهینه‌سازی مقید با استفاده از روش تکرار است. موردی که در روش LPS-GIS قابل بهبود است طریقه‌ی استخراج ویژگی‌ها می‌باشد که از طریق روش PCA انجام شده است. در این پایان‌نامه با استفاده از روش‌های HOG، SIFT و SURF به ارتقای این بخش پرداخته شد.

با توجه به نتایج آزمایش می‌توان گفت روش PCA در هیچ کدام از تصاویر کمترین خطا را ندارد در نتیجه جایگزینی روش PCA باعث ارتقای نتایج بازسازی خواهد بود.

## ۳.۵ کارهای آینده

همان‌طور که گفته شد روش LPS-GIS ترکیبی از روش‌های مختلف است که هر کدام بخشی از فرآیند بازسازی چهره را انجام می‌دهند. با این حال این روش هنوز دارای کمبودها و نقص‌هایی است که در این بخش به بررسی آن‌ها پرداخته خواهد شد.

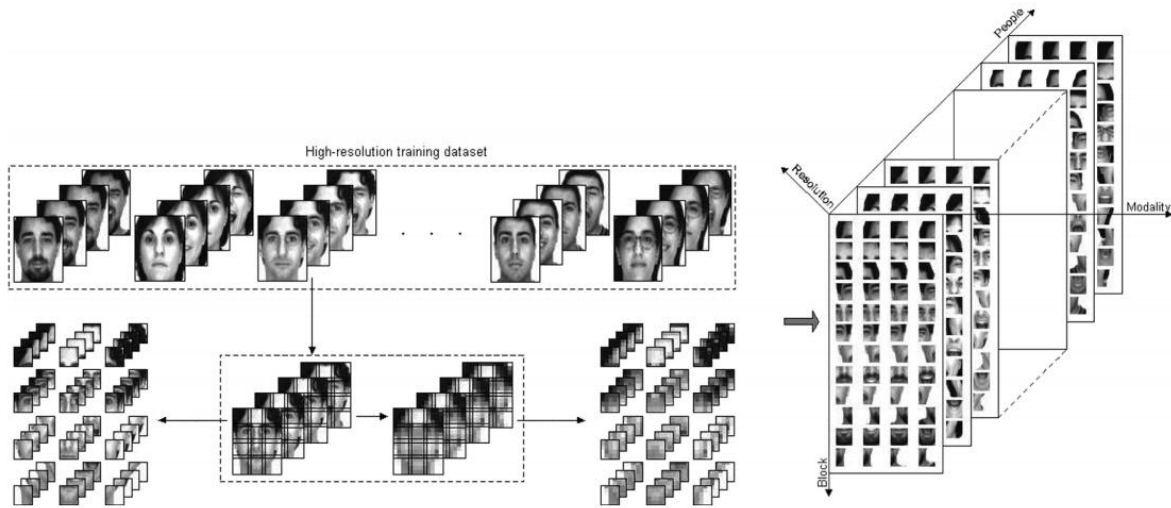
در روش LPS-GIS در همان ابتدا تصویر ورودی و مجموعه‌ی آموزشی به تصاویر سطح خاکستری تبدیل می‌شوند سپس فرایند نرمال‌سازی بر روی آن‌ها اعمال می‌شود که این امر باعث از بین رفتن برخی از جزئیات تصویر و ایجاد تصویر خروجی سطح خاکستری خواهد شد. در نتیجه یکی از مواردی که می‌توان در ادامه‌ی این پژوهش مورد بررسی قرار گیرد رفع این مشکل و تولید تصویر خروجی رنگی به جای تصویر سطح خاکستری است.

مورد دیگری که در این روش کمبود آن احساس می‌شود در نظر نگرفتن حالت‌های چهره در تصویر می‌باشد. می‌توان با در نظر گرفتن این موارد به ارتقای این روش پرداخت. به صورتی که با استفاده از مجموعه تصاویر آموزشی که شامل‌های حالت‌های چهره مختلف است، به بازسازی هر نوع تصویر ورودی با این ویژگی‌ها پردازد.

تاکنون محققین در این زمینه روش‌های مختلفی ارائه داده‌اند. به عنوان مثال می‌توان تعمیم یافته‌ی Jia و Gong [۸۱] اشاره نمود. آن‌ها روش فراتفکیک‌پذیری بر مبنای یادگیری ارائه دادند که می‌تواند یک تصویر یا مجموعه تصاویر با حالت‌های مختلف چهره از یک شخص را همزمان بازسازی نماید.

این روش به دو بخش اصلی تقسیم می‌شود:

۱. استفاده از فضای تانسور به منظور نگاشت تصاویر به دسته‌هایی با حالت‌های مختلف چهره.
  ۲. استفاده از فضای تانسور با سطح‌های مختلف تفکیک‌پذیری که بر مبنای تکه است به بازسازی مولفه‌های فرکانس بالای از دست رفته پرداخته می‌شود. (شکل ۵-۱).
- این روش همانند روش LPS-GIS نیز از فرایند تابش استفاده می‌نماید. با این تفاوت که فرایند تابش هر تصویر ورودی بر روی فضای تصاویر آموزشی متناسب با آن افکنش می‌شود. با توجه به توضیحات گفته شده روش LPS-GIS این قابلیت را دارا می‌باشد که با تغییر مجموعه‌ی آموزشی و بهبودسازی فرایند تابش و بازسازی تصویر بتواند تصویر با حالت‌های مختلف چهره را نیز بازسازی نماید.



شکل ۵-۱: فرایند تولید تکه‌ها از روی پایگاه داده به منظور استفاده در فضای تانسور [۸۰].

در آینده می‌توان روش‌های دیگری را به منظور استخراج ویژگی‌ها مورد بررسی قرار داده و با روش‌های فعلی استفاده شده در این پایان‌نامه مقایسه نمود. همچنین در مورد علل افزایش یا کاهش خطای بازسازی به ازای هر ظاهر چهره به بررسی‌های بیشتری پرداخت.



## مراجع

1. Sung Cheol Park, Min Kyu Park, and Moon Gi Kang “Super-Resolution Image Reconstruction: A Technical Overview” *Signal Processing Magazine, IEEE*, vol. 20, no. 3, pp. 21-36, may 2003.
2. S. Baker and T. Kanade, “Hallucinating Faces”, in *Proc. of Inter. Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition*, pp. 83-88, 2000.
3. Marco Crisani, Dong Seon Cheng, Vittorio Murino, and Donato Pannullo, “Distilling information with super-resolution for video surveillance.” In *Proceedings of the ACM 2nd International Workshop on Video Surveillance and Sensor Networks*, pp. 2–11, 2004.
4. Frank Lin, Clinton B. Fookes, Vinod Chandran, and Sridha Sridharan, “Investigation into optical flow super-resolution for surveillance applications.” In *The Australian Pattern Recognition Society Workshop on Digital Image Computing*, 2005.
5. X. Jia F. Li and D. Fraser, “Universal HMT based super resolution for remote sensing images. In IEEE International Conference on Image Processing,” pp. 333–336, 2008
6. K. Malczewski and R. Stasinski,. “Toeplitz-based iterative image fusion scheme for MRI,” In *IEEE International Conference on Image Processing*, pp. 341–344, 2008.
7. R. Y. Tasi and T. S. Huang, “Multiframe Image Restoration and Registration,” in *Advance in Computer Vision and Image Processing*, pp.317-339. JAI Press Inc., 1984.
8. S. P. Kim, N. K. Bose, and H. M. Valenzuela, “Recursive Reconstruction of High Resolution Image from Noisy Undersampled Multiframe,” *IEEE Trans. on Acoustics, Speech and Signal Procesing*, vol. 38, no. 6, pp. 1013-1027, June 1990.
9. S. P. Kim and W. Y. Su, “Recursive High Resolution of Blurred Multiframe Images,” *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 2, no. 4, pp. 534-539, October 1993.
10. A. N. Tikhonov and V. Y. Arsenin, *Solutions of Ill-Posed Problems*, New York: Winston Wiley, 1977.
11. S. H. Rhee and M. G. Kang, “Discrete cosine transform based regularized high-resolution image reconstruction algorithm,” *Opt. Eng.*, vol. 38, no. 7, pp. 1348-1356, August 1999.
12. H. Ur. and D. Gross, “Improved Resolution from Sub-pixel Shifted pictures,” *CVGIP: Graphical Models and Image Processing*, vol. 54 ,no.2, pp. 181-186, March 1992.



13. A. Papoulis, "Generalized Sampling Theorem," *IEEE Trans. on Circuits and Systems*, vol. 24, pp. 652-654, November 1977.
14. J. L. Brown, "Multi-Channel Sampling of Low Pass signals," *IEEE Trans. on Circuits and Systems*, vol. CAS-28, no. 2, pp. 101-106, February 1981.
15. N. K. Bose, H. C. Kim, and H. M. Valenzuela, "Recursive Implementation of Total Least Squares Algorithm for Image Reconstruction from Noisy, Undersampled Multiframe" in *Proc. IEEE Conf. Acoustics, Speech and Signal Processing*, pp. 269-272, Minneapolis, MN, 1993.
16. M. S. Alam, J. G. Bongar, R. C. Hardie, B. J. Yasuda, "Infrared Image Registration and High-Resolution Reconstruction using Multiple Translationally Shifted Aliased Video Frames," *IEEE Trans. on Instrum. Meas*, vol. 49, no. 5, pp. 915-923, October 2000.
17. E. A. Watson, R. A. Muse, and F. P. Blommel, "Aliasing and blurring in microscanned imagery," in *Proc. SPIE*, vol. 1689, pp. 242-250, 1992.
18. N. Nguyen and P. Milanfar, "An Efficient Wavelet-based Algorithm for Image Superresolution," in *Proc. Int. Conf. Image processing*, pp. 351-354, 2000.
19. M. Irani and S. Peleg, "Improving Resolution by Image Registration," *CVGIP: Graphical Models and Image Processing*, vol. 53, pp. 231-239, March 1991.
20. M. Irani and S. Peleg, "Motion Analysis for Image Enhancement : Resolution, Occlusion, and Transparency," *VCIR*, vol.4, pp. 324-335, December 1993.
21. A. M. Tekalp, M. K. Ozkan, and M. I. Sezan. "High Resolution Image Reconstruction from Lower-Resolution Image Sequences and Space-Varying Image Restoration," in *Proc. IEEE Int. Conf. On Acoustics, Speech, and Signal Processing*, pp. 169-172, San Francisco, USA, 1992.
22. H. Stark and P. Oskui, "High-Resolution Image Recovery from Image-Plane Arrays using Convex Projection," *J. Optical Society of America*, vol. 6, no.11, pp. 1715-1726, Nov.1989.
23. M. K. Ng, N. K. Bose, and J. Koo, "Constrained Total Least Squares Computation For High Resolution Image Reconstruction With Multisensors," *International Journal Of Imaging Systems and Technology*, vol 12, no. 1, pp. 35-42, 2000.

24. M. K. Ng, N. K. Bose, " Analysis of Displacement Errors in High Resolution Image Reconstruction With Multisensors," *IEEE Trans. Circuits and systems. I: Fundamental Theory And Applications*, vol 49, no. 6, pp. 806-813, Jun 2002.
25. M. K. Ng, N. K. Bose, " Fast Color Image Restoration With Multisensors," *International Journal Of Imaging Systems and Technology*, vol. 12, no. 5, pp 189-197, 2002.
26. N. Nguyen, P.Milanfar, And G. Golup, " A Computationally Efficient Superresolution Reconstruction Algorithm," *IEEE Trans, Image Processing*, vol. 10, no. 4, pp. 573-583, April 2001.
27. M. C. Hong, M. G. Kang, And A. K. Katsaggelos, " And Iterative Weighted Regularized Algorithm For Improving the Resolution of Video Sequences," in *Proc . Int. Conf. Image Processing*, 1997, pp. 474-477.
28. M. G. Kang, " Generalized Multichannel Image Deconvolution Approach And Applications," *Opt. Eng.*, vol 37, no. 11, pp. 2953-2964, November 1998.
29. N. K. Bose, S. Lertrattanapanich, And J. Koo, "Advances in Superresolution Using L-curve," in *Proc. Int. Symp. Circuits and Systems*, pp. 433-436, Sydney, 2001.
30. B. C. Tom And K. A. Katsaggelos, "Reconstruction of a High Resolution Image By Simultaneous Registration, Restoration, and Interpolation of Low-Resolution Images," in *Proc, IEEE Int. Conf. On Image Processing*, pp. 539-542, Washington, DC, 1995.
31. R. R. Schultz and R. L. Stevenson, " Extraction of High Resolution Frames From Video Sequences," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 5, no. 6, pp. 996-1011, June 1996.
32. R. R. Schultz and R. L. Stevenson, "A Bayesian Approach to Image Expansion for Improved Definition," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 3, no. 3, pp. 233-242, June 1994.
33. R. C. Hardie, K. J. Bernard, and E. E. Armstrong, "Joint MAP Registration and High-Resolution Image Estimation Using a Sequence of Undersampled Images," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 6, no. 12, pp. 1621-1633, December 1997.
34. P. Cheeseman, B. Kanefsky, R. Kraft, J. Stutz, and R. Hanson. *Super-resolved Surface Reconstruction from Multiple Images*, NASA Ames Research Center Moffett Field, CA, Tech. Rep. FIA-94-12, 1994.

35. M. Elad and A. Feuer, "Super-resolution Restoration of an Image Sequence: Adaptive Filtering Approach," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 8, no. 3, pp. 387-395, March 1999.
36. M. Elad and Y. Hel-Or, "A Fast Super-resolution Reconstruction Algorithm For Pure Translation Motion and Common Space-Invariant Blur," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 10, no. 8, pp. 1187-1193, August 2001.
37. N. Nguyen, P. Milanfar, And G. Golub, " Efficient Generalized Cross-Validation With Applications to Parametric Image Restoration and Resolution Enhancement," *IEEE Trans, Image Processing*, vol. 10, no. 9, pp. 1299-1308, September 2001.
38. M. C. Chiang and T. E. Boult, "Local Blur Estimation and Super-Resolution," in *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 821-826, Pouerto Rico, USA, 1997.
39. S. Thurnhofer and S. K. Mitra, "Edge-Preserving Image Zooming," *Optical Engineering*, vol. 35, no. 7, pp. 1862-1870,1996.
40. D. Capel and A. Zisserman, "Super-Resolution From Multiple Views Using Learnt Image Models," in *Proc. IEEE Int. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.II:627-634, 2001.
41. S. Baker and T. Kanade, "Limits on Super-Resolution and How to Break Them," *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 24, no. 9, pp. 1167-1183, September 2002.
42. L. C. Pickup, S. J. Roberts, and A. Zisserman, "A Sampled Texture Prior for Image Super Resolution," in *Advances in Neural Information Processing Systems 16*, S. Thrun , L. Saul, and B. Scholkopf, Eds., pp. 1587-1594. MIT Press, Cambridge, MA, 2004.
43. C. M. Bishop, A. Blake and B. Marthi, "Super-Resolution Enhancement of Video," in *Int. Conf. on Artificial Intelligence and Statistics*, Key West, Florida, 2003.
44. W. T. Freeman, T. R. Jones, and E. C. Pasztor, "Example-Based Super-Resolution," *IEEE Computer Graphics and Applications*, vol. 22 no. 2, pp. 56-65 March/April 2002.
45. Rajan, Deepu, and Subhasis Chaudhuri. "Generation of super-resolution images from blurred observations using Markov random fields." *IEEE International Conference on*. Vol. 3, 2001.

46. A. N. Rajagopalan and V. P. Kiran, "Motion-Free Super-Resolution and the Role of Relative Blur," *Journal of the Optical Society of America A*, vol. 20, no. 11, pp. 2022-2032, November 2003.
47. M. Elad and A. Feuer, "Restoration of a single Super-Resolution Image from Several Blurred, Noisy and Undersampled Measured Images," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 6, no. 12, pp. 1646-1658, December 1997.
48. M. V. Joshi and S. Chaudhuri, "Super-Resolution Imaging: Use of Zoom as a Cue," in *Indian Conf. on Computer Vision Graphics and Image Processing*, Ahmedabad, 2002.
49. M. V. Joshi and S. Chaudhuri, "A Learning-Based Method For Image Super-Resolution from Zoom Observations," in *Proc. Fifth Int. Conf. on Advances in Pattern Recognition*, pp. 179-182, Indian Statistical Institute, Kolkata, India, 2003.
50. S. Chaudhuri, (Ed.), *Super-Resolution Imaging*, Kluwer Academic Publisher, Boston, 2001.
51. S. C. Park and M. K. Kang, "Super-Resolution Image Reconstruction: A Technical Overview," *IEEE Signal Processing Magazine, Special issue of Super-Resolution Image Reconstruction*, vol. 20, no. 3 pp. 21-36, May 2003.
52. W. T. Freeman and E. C. Pasztor, "Learning Low-level Vision," in *proc. Seventh IEEE Int. Conf. on Computer Vision*, pp. 1182-1189, Kerkyra, Greece, 1999.
53. W. T. Freeman, E. C. Pasztor, and O. T. Carmichael, "Learning Low-level vision," *International Journal of Computer Vision*, vol. 40, no. 1, pp. 25-47, 2000.
54. F. M. Candocia and J. C. Principe, "Super-Resolution of Images based on Local Correlation," *IEEE Trans. On Neural Networks*, vol. 10, no. 2, pp. 372-380, March 1999.
55. S. Baker and T. Kanade, "Hallucination Faces," in *Proc. Fourth Int. Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition*, 2000.
56. C. Liu, H. Y. Shum, and C. S. Zhang, "A Two-Step Approach to Hallucinating Faces: Global Parametric Model and Local Nonparametric Model," in *Proc. IEEE Int. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 192-198, Kauai, HI, USA, 2001.
57. X. Wang and X. Tang, "Hallucinating Face By Eigentransformation With Distortion Reduction," in *Proc. Int. Conf. on Biometrics Authentication*, Hong Kong, 2004.
58. Q. Wang, X. Tang, and H. Shum, "Patch Based Blind Image Super Resolution," in *Proc. Tenth Int. Conf. on Computer Vision*, pp. 709-716, Beijing, China, 2005.

59. K. I. Kim, M. O. Franz, and B. Scholkopf, "Kernel Hebbian Algorithm for Single-Frame Super-Resolution," in *Statistical Learning in Computer Vision, ECCV 2004 Workshop*, A. Leonardis and H. Bischof, Eds., pp. 135-149. Prague, Czech Republic.
60. B. Scholkopf, A. Smola, K. Muller, "Nonlinear Component Analysis as a Kernel Eigenvalue Problem," *Neural Computation*, vol. 10 no. 5, pp. 1299–1319, 1998.
61. J. S. Park and S. W. Lee, "Enhancing Low-Resolution Facial Image Using Error Back-Projection for Human Identification at a Distance," in *Proc. Int. Conf. on Pattern Recognition*, pp. 346-349, Cambridge, U. K., 2004.
62. T. L. Chang, T. L. Liu, and J. H. Chuang, "Direct Energy Minimization for Super-Resolution on Nonlinear Manifolds," in *Proc. ECCV (LNCS vol.3954)*, pp.281-294, Graz, Austria, 2006.
63. J. Sun, N. Zheng, H. Tao, and H. Shum, "Image Hallucination with Primal Sketch Priors," in *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 2, pp. 729–736, 2003.
64. J. Yang, J. Wright, T. Huang, and Y. Ma, "Image Super-Resolution as Sparse Representation of Raw Image Patches," in *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1–8, 2008.
65. K. I. Kim and Y. Kwon, "Example-based Learning for Single-Image Super-Resolution," in *Proc. 30th DAGM Symp. Pattern Recognition*, Munich, Germany, pp. 456–465, 2008.
66. W. Fan and D.-Y. Yeung, "Image Hallucination using Neighbor Embedding over Visual Primitive Manifolds," in *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1–7, 2007.
67. X. Li, K. M. Lam, G. Qiu, L. Shen, and S. Wang, "Example-based Image Super Resolution with Class-Specific Predictors," *J. Vis. Commun. Image Represent*, vol. 20, no. 5, pp. 312–322, 2009.
68. G. Qiu, "A Progressively Predictive Image Pyramid for Efficient Lossless Coding," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 8, no. 1, pp. 109–115, Jan. 1999.
69. G. Qiu, "Interresolution Look-up Table for Improved Spatial Magnification of Image," *J. Vis. Commun. Image Represent.*, vol. 11, no. 4, pp. 360–373, 2000.
70. X. Wang and X. Tang, "Hallucinating Face by Eigentransformation," *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern. C, Appl. Rev*, vol. 35, no. 3, pp. 425–434, Aug. 2005.

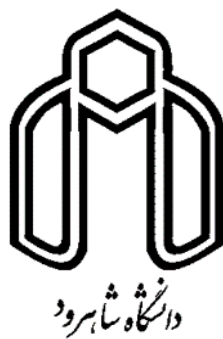
71. J.-S. Park and S.-W. Lee, "An Example-based Face Hallucination Method for Single-Frame, Low-Resolution Facial Images," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 17, no. 10, pp. 1806–1816, Oct. 2008.
72. Y. Hu; K. M. Lam; G. Qiu; T. Shen, "From Local Pixel Structure to Global Image Super-Resolution: A New Face Hallucination Framework" *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 20, no. 2, pp. 433–445, Feb. 2011.
73. Richard O. Duda, Peter E. Hart, David G. Stork, *Pattern Classification*, 2<sup>nd</sup> Edition, Wiley, 2001.
74. N. Dalal, and B. Triggs, "histograms of oriented gradients for human detection," *Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 2, pp. 886-893, 2005.
75. D. G. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale Invariant eKeypoints", *Int. Journal on Computer Vision*, vol. 60, no. 2, pp. 91-110, 2004.
76. H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, L. V. Gool, "Speeded-Up Robust Features (SURF)," *Journal on Computer Vision and Image Understanding*, vol. 110, no. 3, pp. 346–359, June 2008.
77. X. Xie and K.-M. Lam, "An Efficient Illumination Normalization Method for Face Recognition," *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 27, no. 6, pp. 609–617, 2006.
78. T. Brox, A. Bruhn, N. Papenberg, and J. Weickert, "High Accuracy Optical Flow Estimation based on a Theory for Warping," in *Proc. Eur. Conf. Comput. Vis.*, pp. 25–36, 2004.
79. X. Li and M. T. Orchard, "New edge-directed interpolation," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 10, no. 10, pp. 1521–1527, Oct. 2001.
80. <http://www.ee.surrey.ac.uk/CVSSP/>
81. K. Jia, S. Gong, "Generalized Face Super-Resolution" *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 17, no. 6, pp. 873-886, June 2008.

**Abstract:**

Since 1970 CCD and CMOS sensors have been vastly utilized to make digital images. Although these sensors are suitable for some applications but their resolution are not suitable for specific applications in present and future. An approach which attracted the attention of many researchers for improving image resolution is the use of signal processing techniques to increase the resolution of low resolution images. One of main features for this approach is, no need to use high resolution hardware which increases the equipment cost. The methods which use this approach are known as super-resolution methods.

In this thesis the objective is to reconstruct a super-resolution version of facial images through learning procedure. One of proposed methods in this field is known as LPS-GIS. In this method a training set using low and high resolution image pairs is collected. Then for a low resolution input image a number of low resolution images in the database similar to it are selected. Using the corresponding high resolution images of the selected images in the database a super-resolution version of the input image is constructed. In LPS-GIS, PCA was used to reduce the features in similarity criterion. In this thesis we use HOG, SIFT and SURF methods for feature extraction and the extracted features are then used to select those images in the database similar to the input image. This is used instead of PCA method. We evaluated the proposed method and compare it with the LPS-GIS method.

**Keywords:** super resolution, extract feature, PCA, HOG, SIFT, SURF.



**University of Shahrood**  
**Faculty of Electronic and Robotics Engineering**

**Enhancing the resolution of face images by learning from  
examples**

**Nima Naghieh**

**Supervisor:**  
**Dr. Alireza Ahmadifard**

**September 2015**