

دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات

گروه هوش مصنوعی

بهسازی تصاویر به کمک روش اصلاح تطابقی گاما

دانشجو: سکینه اسدی امیری

اساتید راهنما:

دکتر حمید حسن پور

دکتر علی اکبر پویان

پایان نامه کارشناسی ارشد

بهمن ۱۳۸۹

به یاد پدر مهربانم

تقدیم به

مادر عزیزم و خواهر و برادران بزرگوارم

که همیشه به من لطف و محبت فراوان داشتند. آفتاب مهرشان در آستانه قلمم همچنان پابرجاست

و هرگز غروب نخواهد کرد.

مشکر و قدردانی

پاس خدایی را که نیلویی های آفرینش را برای ما برزید و پاس خدایی را که سیاهی ندانستن را از من زدود و هزار پاس از برای او به امید آنکه توفیق یابم جز خدمت به خلق او نکوشم.

بر خود وظیفه می دانم که از زحمات بی دریغ استاد راهنمای اولم، جناب آقای دکتر حسن پور که اینجانب را در تمامی مراحل پایان نامه، گام به گام راهنمایی و حمایت دلسوزانه نمودند کمال تشکر را بنمایم.

از جناب آقای دکتر پویان که استاد راهنمای دوم بنده در این پایان نامه بودند و در مقاطع مختلف پایان نامه، راهنمایی هایشان را از بنده دریغ ننمودند کمال تشکر را دارم.

بچنین از جناب آقای دکتر زاهدی نیز تشکر می نمایم.

بچنین لازم می دانم از تمامی همکلاسی های مهربانم و از دوستان و بستگان نزدیکم از جمله آقایان مهدی بابلی، سجاد درویشی و خانم بافاطمه نازی، مریم حاجی شعبانی، سمانه امید بخش و تبسم تیری به خاطر همراهی ها و هدلی هایشان قدردانی نمایم.

و در پایان از سرکار خانم سهرابی، آموزش دانشکده که همیشه مهربانند و دوستانه باینده رفتار نمودند، تشکر می نمایم.

چکیده

بهسازی تصویر یکی از پیش‌پردازش‌های مهم در بسیاری از کاربردها از جمله تصویربرداری پزشکی، نجومی، و کاربردهای عمومی می‌باشد. بسیاری از دستگاه‌هایی که برای گرفتن تصویر، چاپ یا نمایش آن به کار می‌روند، به علت وجود محدودیت‌های فنی، تغییر غیرخطی بر روی مقدار پیکسل‌های تصویر اعمال می‌کنند که موجب کاهش کیفیت تصویر می‌شوند. بدین معنی که، پیکسل‌های تصویر به توان مقدار گاما می‌رسند. علاوه بر این، از آنجایی که دستگاه‌های تصویربرداری قادر به نمایش دقیق رنگ، عمق و بافت اشیا مختلف موجود در تصویر نمی‌باشند، در عمل مقدار گامای اعمال شده به تمام نواحی تصویر به یک میزان نمی‌باشد. فرآیندی که برای تصحیح این پدیده گاما انجام می‌گیرد را "اصلاح گاما" می‌گویند. اصلاح گاما باید به صورت تطابقی (محلی) روی قسمت‌های مختلف تصویر انجام شود تا بتواند به خوبی، صحنه اصلی را بازسازی کند. در این پایان نامه، سه روش برای بهسازی تصویر توسط اصلاح گاما به صورت تطابقی پیشنهاد می‌شود. منظور از بهسازی تصویر، بهبود روشنایی، وضوح و جزئیات تصویر است. در روش‌های موجود اصلاح گاما، اغلب ضریب گاما به طور یکنواخت در تمام قسمت‌های یک تصویر تغییر می‌یابد. ولی همان‌طور که گفتیم، از آنجایی که تغییرات گاما در تصویر ممکن است به صورت محلی انجام گرفته باشد، در روش‌های پیشنهاد شده در این تحقیق، اصلاح گاما به صورت تطابقی انجام شده است.

روش پیشنهادی اول، مبتنی بر پنجره‌گذاری و ویژگی همگنی ماتریس هم‌رخداد می‌باشد. در این روش، به منظور اصلاح محلی تصویر، تصویر به پنجره‌های هم‌پوشان تقسیم شده و سی گامای مشخص (از ۰/۱ تا ۳ با گام ۰/۱) به هر پنجره اعمال می‌شود. یکی از این مقادیر اعمال شده، گامای مناسب هر پنجره می‌باشد، که این گاما با توجه به ویژگی همگنی استخراج شده از ماتریس هم‌رخداد هر پنجره به دست می‌آید. ویژگی همگنی ماتریس هم‌رخداد، بیانگر میزان جزئیات تصویر می‌باشد. در فصل ۵ نشان خواهیم داد، تصویری که سطوح خاکستری آن به شدت تغییر می‌کند (تصویر با جزئیات زیاد)، دارای مینیمم مقدار همگنی است. از اینرو با توجه به مقدار این ویژگی، می‌توان به کیفیت تصویر پی برد. بنابراین، گامای مرتبط با مینیمم مقدار همگنی، گامای مناسب هر پنجره می‌باشد. روش دوم، مشابه روش قبل می‌باشد، با این تفاوت که به جای پنجره‌گذاری تصویر، از بخش‌بندی تصویر استفاده شده است. در روش سوم از کلاسیفایر SVM، جهت اصلاح تطابقی گاما استفاده شده است. در این روش، پایگاه‌داده‌ای از تصاویر آموزشی با گاماهای مشخص ایجاد شده است. به منظور اصلاح محلی تصویر، هر یک از این تصاویر آموزشی به پنجره‌های هم‌پوشان تقسیم‌بندی می‌شوند. نه ویژگی مرتبط با روشنایی، وضوح و میزان جزئیات تصویر، از هیستوگرام، تبدیل کسینوسی و ماتریس هم‌رخداد هر پنجره استخراج می‌گردند. این ویژگی‌ها بیانگر ماهیت تصویر هستند. بردارهای ویژگی به همراه

کلاس گامای مربوطه، برای آموزش به SVM داده می‌شوند. این پنجره‌گذاری و استخراج ویژگی برای تصویر تست نیز انجام می‌شود و به SVM اعمال می‌گردد، تا گامای مناسب برای هر پنجره از تصویر تست به دست آید. هر سه روش پیشنهاد شده، بر روی تصاویر متنوع طبیعت و پزشکی آزمایش شده‌اند و نتایج مطلوبی حاصل شده است. همچنین برای ارزیابی الگوریتم‌های پیشنهاد شده در این تحقیق، نسبت به روش‌های موجود از معیارهای کیفی و کمی استفاده شده است. نتایج حاصل از این معیارها، نشان می‌دهند که هر سه روش پیشنهادی در مقایسه با روش‌های موجود، دارای عملکرد مناسب‌تری هستند.

کلمات کلیدی:

بهسازی تصویر، اصلاح گاما، معیار ارزیابی کیفیت تصویر، ماتریس هم‌رخداد، تبدیل کسینوسی، هیستوگرام، پنجره‌گذاری، بخش‌بندی و کلاسیفایر SVM.

مقالات استخراج شده از پایان نامه:

1. Sekineh Asadi, Hamid Hassanpour, Ali Akbar Pouyan, "Texture Based Image Enhancement Using Gamma Correction", Middle-East Journal of Scientific Research 6, pp. 569-574, 2010.
2. Hamid Hassanpour, Sekineh Asadi, "Content Based Image Enhancement Using Gamma Correction, ICEE 2011, (submitted on December 21,2010) .
۳. حسن پور حمید، اسدی امیری سکینه، پویان علی اکبر، " بهبود اتوماتیک روشنایی تصویر براساس اصلاح محلی گاما"، سومین همایش ملی کامپیوتر و فناوری اطلاعات (accepted)
۴. حمید حسن پور و سکینه اسدی امیری، " بهسازی تصاویر با تکیه بر اطلاعات گاما" مجله علمی پژوهشی داده کاوی تهران (ارسال شده در تاریخ ۱۳۸۹/۹/۱۰).
۵. حمید حسن پور و سکینه اسدی امیری، "بهبود اتوماتیک کیفیت تصویر با تکیه بر اصلاح گاما براساس بافت تصویر"، شانزدهمین کنفرانس بین المللی کامپیوتر (ارسال شده در تاریخ ۱۳۸۹/۱۰/۳).

فهرست مطالب

شماره صفحه

عناوین

۱- فصل ۱: مقدمه

۲ ۱-۱- مقدمه

۲- فصل دوم: بهسازی تصاویر

۹ ۱-۲- مقدمه

۹ ۲-۲- بهسازی تصویر در حوزه مکان

۱۲ ۱-۲-۲- تبدیلات لگاریتمی

۱۳ ۲-۲-۲- تبدیلات قانون توان (گاما)

۲۱ ۳-۲-۲- پردازش هیستوگرام

۲۷ ۳-۲- بهسازی تصویر با کاهش اثر نویز

۲۸ ۴-۲- عوامل ایجاد نویز در تصاویر

۲۸ ۵-۲- روش‌های حذف نویز

۲۹ ۱-۵-۲- فیلتر پایین گذر یا میانگین

۳۱ ۲-۵-۲- فیلتر میانه

۳۲ ۳-۵-۲- آستانه گذاری ویولت

فصل سوم: معیار ارزیابی کیفیت تصویر

۳۹ ۱-۳- مقدمه

۴۰ ۲-۳- ارزیابی کیفیت تصویر به صورت کیفی

- ۴۱ ۳-۳-ارزیابی کیفیت به صورت کمی
- ۴۱ ۳-۳-۱- تشخیص کیفیت بدون داشتن تصویر مرجع (No Reference)
- ۴۲ ۳-۳-۲- تشخیص کیفیت با مدل مرجع کاهش یافته (Reduced Reference)
- ۴۳ ۳-۳-۳- تشخیص کیفیت با داشتن مدل مرجع (Full Reference)

فصل ۴: بخش بندی تصاویر

- ۵۰ ۴-۱- مقدمه
- ۵۰ ۴-۲- خوشه بندی
- ۵۲ ۴-۳- روش های خوشه بندی
- ۵۳ ۴-۳-۱- روش های سلسله مراتبی
- ۵۳ ۴-۳-۲- روش های تقسیمی
- ۵۳ ۴-۴- الگوریتم K-mean (C-Mean یا C-Centeriod)
- ۵۶ ۴-۵- خوشه بندی فازی
- ۵۹ ۴-۵-۱- الگوریتم خوشه بندی c میانگین فازی (Fuzzy C-mean)
- ۶۱ ۴-۶- تصاویر پیکسونی
- ۶۱ ۴-۶-۱- تعریف پیکسون
- ۶۳ ۴-۶-۲- بخش بندی تصویر مبتنی بر پیکسون

فصل پنجم: بهبود تصویر با تکیه بر گاما

- ۶۸ ۵-۱- مقدمه
- ۶۹ ۵-۲- کلاسیفایر SVM

۷۰	۳-۵- استخراج ویژگی به کمک ماتریس هم رخداد
۷۳	۴-۵- استخراج ویژگی به کمک تبدیل کسینوسی گسسته (DCT)
۷۵	۵-۵- استخراج ویژگی به کمک هیستوگرام تصویر
۷۶	۶-۵- روش پیشنهادی مبتنی بر پنجره گذاری و ویژگی همگنی ماتریس هم رخداد (روش اول)
۸۱	۷-۵- روش پیشنهادی مبتنی بر بخش بندی و ویژگی همگنی ماتریس هم رخداد (روش دوم)
۸۳	۸-۵- روش پیشنهادی مبتنی بر کلاسیفایر SVM (روش سوم)
۸۷	۹-۵- نتایج شبیه سازی بر روی تصاویر طبیعت
۹۳	۱۰-۵- نتایج شبیه سازی بر روی تصاویر پزشکی
۹۵	۱۱-۵- ارزیابی عددی روش های مطرح شده
۹۹	۱۲-۵- نتایج شبیه سازی بر روی تصاویر رنگی طبیعت
	فصل ۶: جمع بندی و پیشنهادات برای ادامه کار
۱۰۴	۱-۶- جمع بندی
۱۰۵	۲-۶- پیشنهادات برای ادامه کار
۱۰۷	پیوست (۱)
۱۱۶	مراجع

فهرست شکل‌ها

شماره صفحه	عناوین
۵	شکل (۱-۱): نمونه‌ای از بهسازی تصویر با اصلاح گاما.
۱۰	شکل (۱-۲): تعیین مقدار پیکسل جدید توسط پیکسل‌های همسایه
۱۰	شکل (۲-۲): اپراتور T برای پنجره همسایگی به اندازه 1×1 .
۱۲	شکل (۳-۲): نمایش چند تبدیل پایه برای بهبود کیفیت تصویر [۱].
۱۳	شکل (۴-۲): نمونه‌ای از اثر تبدیلات لگاریتمی.
۱۴	شکل (۵-۲): نمودار معادله $s = r^{\gamma}$ به ازای مقادیر مختلف گاما.
۱۵	شکل (۶-۲): اصلاح گاما قبل از نمایش تصویر.
۱۷	شکل (۷-۲): اصلاح گاما قبل از نمایش تصویر.
۱۹	شکل (۸-۲): سه تصویر با نوردهی متفاوت از یک مکان که هیچ کدام کیفیت مطلوب را ندارند.
۲۰	شکل (۹-۲): بهبود کیفیت تصویر با اصلاح گاما.
۲۰	شکل (۱۰-۲): بهبود کیفیت تصویر با اصلاح گاما.
۲۲	شکل (۱۱-۲): چهار نوع تصویر اصلی: تیره، روشن، وضوح پایین، وضوح بالا و هیستوگرام متناظر آن‌ها [۱].
۲۴	شکل (۱۲-۲): الف) تصویر ماه مارس که توسط ابزارهای ناسا گرفته شد. ب) هیستوگرام تصویر (الف) [۱].
۲۵	شکل (۱۳-۲): الف) تابع تبدیل برای تعدیل هیستوگرام، ب) تصویر هیستوگرام تعدیل شده، ج) هیستوگرام (ب).
۲۷	شکل (۱۴-۲): الف) هیستوگرام مشخص شده، ب) تبدیلات، ج) تصویر ارتقا یافته با استفاده از نگاشت‌هایی از منحنی (۲)، د) هیستوگرام تصویر (ج).
۳۰	شکل (۱۵-۲): پنجره‌ی متوسط گیری 3×3 .
۳۰	شکل (۱۶-۲): تصویر انیشتین حذف نویز شده با فیلتر میانگین، الف) تصویر اصلی و ب) تصویر

هموارشده با استفاده از فیلتر میانگین 5×5 .

۳۱ شکل (۲-۱۷) نتیجه حذف نویز تصویر با استفاده از فیلتر میانه با پنجره‌های مختلف، الف) تصویر نویزی با نویز نمک و لفل، ب) تصویر حذف نویز شده با فیلتر میانگین، ج) تصویر حذف نویز شده با فیلتر میانه 3×3 و د) تصویر حذف نویز شده با فیلتر میانه 15×15 .

۳۳ شکل (۲-۱۸): تجزیه تصویر Barbara با سه سطح ویولت

۳۵ شکل (۲-۱۹): نحوه‌ی عملکرد توابع آستانه‌گذاری نرم و سخت برای از بین بردن نویز.

الف) آستانه‌گذاری نرم، ب) آستانه‌گذاری سخت.

۳۵ شکل (۲-۲۰) مقایسه حذف نویز تصویر با استفاده از روش‌های آستانه‌گذاری ویولت، الف) تصویر نویزی با انحراف استاندارد ۲۰، ب) آستانه‌گذاری سخت و ج) آستانه‌گذاری نرم.

۳۹ شکل (۳-۱): شمای کلی معیار ارزیابی کیفیت تصویر.

۴۰ شکل (۳-۲): مقیاس کیفیت خطی در روش double stimulus. یکی از این مقیاس‌ها برای تصویر اصلی و دیگری برای تصویر تست می‌باشد.

۴۱ شکل (۳-۳): معیار ارزیابی کیفیت تصویر بدون مرجع.

۴۲ شکل (۳-۴): نمونه‌ای از تشخیص کیفیت تصویر بدون داشتن تصویر مرجع. کیفیت بد تصویر، بدون داشتن تصویر مرجع به‌سهولت برای انسان قابل تشخیص است.

۴۲ شکل (۳-۵): شمای کلی معیار ارزیابی با مدل مرجع کاهش‌یافته.

۴۳ شکل (۳-۶): معیار ارزیابی کیفیت تصویر با مرجع.

۴۴ شکل (۳-۷): نمونه‌ای از تصاویر با کیفیت‌های مختلف که همگی از نظر معیار MSE تقریباً یکسان هستند. الف) تصویر اصلی، ب) نویز ضربه‌ای، ج) افزایش وضوح، د) اصلاح گاما، ه) فشرده‌سازی jpeg، و) blurring، ز) نویز سفید گاوسی.

۴۷ شکل (۳-۸): تصاویر مربوط به شکل (۳-۷) به همراه مقادیر SSIM. MSE همگی تقریباً برابر است.

۵۱ شکل (۴-۱): خوشه‌بندی نمونه‌های ورودی.

۵۲ شکل (۴-۲): خوشه بندی وسایل نقلیه.

۵۷ شکل (۴-۳): مجموعه داده پروانه ای.

- شکل (۴-۴): توزیع یک بعدی نمونه‌ها. ۵۸
- شکل (۵-۴): خوشه‌بندی کلاسیک نمونه‌های ورودی. ۵۸
- شکل (۶-۴): خوشه‌بندی فازی نمونه‌ها. ۵۹
- شکل (۷-۴): یک تصویر پیکسونی. ۶۲
- شکل (۸-۴): الف) تصویر پیکسونی و ب) ساختار گراف متناظر. ۶۳
- شکل (۹-۴): الف) تصویر اصلی، ب) تصویر هموار شده با استفاده از آستانه‌گذاری نرم ویولت. ۶۴
- شکل (۱۰-۴): ۸ همسایگی برای هر پیکسل. ۶۵
- شکل (۱۱-۴): الف) تصویر هموار شده، ب) تصویر پیکسون‌بندی شده‌ی تصویر (الف). ۶۶
- شکل (۱۲-۴): الف) تصویر پیکسون‌بندی شده، ب) تصویر بخش‌بندی شده‌ی تصویر (الف). ۶۶
- شکل (۱-۵): اساس کار SVM. ۶۹
- شکل (۲-۵): نمایش سه تصویر با مقادیر گامای متفاوت به همراه ماتریس هم رخداد هر یک. ۷۱
- شکل (۳-۵): مولفه‌های اصلی تبدیل کسینوسی گسسته. ۷۴
- شکل (۴-۵): نمایش سه تصویر با مقادیر گامای متفاوت به همراه ماتریس DCT هر یک. ۷۵
- شکل (۵-۵): نمایش سه تصویر با مقادیر گامای متفاوت به همراه هیستوگرام هر یک. ۷۶
- شکل (۶-۵): تقسیم تصویر به پنجره‌های هم‌پوشان. ۷۷
- شکل (۷-۵): اصلاح گامای یک پنجره از تصویر. ۷۹
- شکل (۸-۵): اصلاح گامای تصویر براساس روش پیشنهادی اول. ۸۰
- شکل (۹-۵): اصلاح گامای تصویر براساس روش پیشنهادی دوم. ۸۲
- شکل (۱۰-۵): اصلاح گامای تصویر براساس روش پیشنهادی دوم. ۸۲
- شکل (۱۱-۵): نمونه‌ای از تصاویر استاندارد با کیفیت مناسب. ۸۳
- شکل (۱۲-۵): ایجاد سی کلاس از تصویر با مقادیر گامای مختلف. ۸۴
- شکل (۱۳-۵): اصلاح گامای تصویر براساس روش پیشنهادی سوم. ۸۶
- شکل (۱۴-۵): مقایسه روش‌های پیشنهادی با روش‌های ارائه شده در [۱۳] و [۱۸]. ۸۸
- شکل (۱۵-۵): مقایسه روش‌های پیشنهادی با روش‌های ارائه شده در [۱۳] و [۱۸]. ۸۹
- شکل (۱۶-۵): مقایسه روش‌های پیشنهادی با روش‌های ارائه شده در [۱۳] و [۱۸]. ۹۰

- ۹۱ شکل (۵-۱۷): مقایسه روش‌های پیشنهادی با روش‌های ارائه شده در [۱۳] و [۱۸].
- ۹۲ شکل (۵-۱۸): مقایسه روش‌های پیشنهادی با روش‌های ارائه شده در [۱۳] و [۱۸].
- ۹۳ شکل (۵-۱۹): نمونه‌ای از نتایج حاصل از روش‌های پیشنهادی اول و دوم بر روی تصویر رادیولوژی دندان.
- ۹۴ شکل (۵-۲۰): نمونه‌ای از نتایج حاصل از روش‌های پیشنهادی اول و دوم بر روی تصویر رادیولوژی
- ۹۶ شکل (۵-۲۱): مقایسه روش‌های پیشنهادی با روش‌های ارائه شده در [۱۳] و [۱۸] به همراه مقادیر SSIM.
- ۹۷ شکل (۵-۲۲): مقایسه روش‌های پیشنهادی با روش‌های ارائه شده در [۱۳] و [۱۸] به همراه مقادیر SSIM.
- ۹۸ شکل (۵-۲۳): مقایسه روش‌های پیشنهادی با روش‌های ارائه شده در [۱۳] و [۱۸] به همراه مقادیر SSIM.
- ۹۹ شکل (۵-۲۴): نمودار معیار SSIM برای شکل‌های (۵-۲۱)، (۵-۲۲) و (۵-۲۳).
- ۱۰۰ شکل (۵-۲۵): اصلاح گامای تصویر رنگی (نمونه اول).
- ۱۰۱ شکل (۵-۲۶): اصلاح گامای تصویر رنگی (نمونه دوم).
- ۱۰۲ شکل (۵-۲۷): اصلاح گامای تصویر رنگی (نمونه سوم).

فصل ۱ :

مقدمه

۱-۱- مقدمه

پردازش تصویر دیجیتال دانش جدیدی است که سابقه‌ی آن به پس از اختراع رایانه‌های دیجیتال باز می‌گردد. این علم نو پا در چند دهه‌ی اخیر از هر دو جنبه‌ی نظری و عملی پیشرفت‌های چشمگیری داشته است. سرعت این پیشرفت به اندازه‌ای بوده است که هم اکنون، به راحتی می‌توان نقش پردازش تصویر دیجیتال را در بسیاری از علوم و صنایع مشاهده نمود. چند دسته‌ی مهم از کاربردهای پردازش تصویر در ذیل آمده است [۱]:

الف) کاربردهای عکاسی مانند بازسازی تصاویر قدیمی، بازسازی تصاویر خراب شده در اثر نویز و بهبود ظاهر تصاویر معمولی [۲-۳].

ب) کاربردهای پزشکی مانند تصاویر اشعه ایکس، MRI, CT-Scan [۴-۵].

ج) کاربردهای امنیتی مانند تشخیص حرکت (در دزدگیرها)، تشخیص اثر انگشت، تشخیص چهره و تشخیص امضاء [۶-۷].

د) کاربردهای نظامی مانند تشخیص و رهگیری خودکار اهداف متحرک یا ثابت از هوا یا زمین [۸].

ه) کاربردهای سنجش از راه دور مانند ارتقا و تحلیل تصاویر هوایی و ماهواره‌ای (برداشته شده از مناطق مختلف جغرافیایی) که در کاربردهای نقشه‌برداری، کشاورزی، هواشناسی و موارد دیگر مفید هستند [۹-۱۰].

و) کاربردهای صنعتی مرتبط با خودکارسازی صنایع مانند تفکیک محصولات مختلف براساس شکل یا اندازه، آشکارسازی نواقص و یا شکستگی‌های موجود در محصولات، تعیین محل اشیاء و اجرای فرآیند تولید با استفاده از روبات‌ها و بینایی ماشینی [۱۱]. علاوه بر آن، بسیاری از فعالیت‌های صنعتی و نیز آزمایش‌های شیمیایی و اتمی که برای انسان مضر و در مواردی غیرممکن است، را می‌توان با استفاده از دانش بینایی ماشینی که مبتنی بر پردازش تصویر است انجام داد.

ز) کاربردهای فشرده‌سازی تصویر مانند ذخیره‌سازی، ارسال تصاویر تلویزیون با کیفیت بالا و

ارسال تصاویر متحرک و زنده از روی شبکه اینترنت و یا خط تلفن [۱۲].

همان‌طور که اشاره شد، این علم به سرعت در حال گسترش می‌باشد و تقریباً در تمام علوم می‌توان ردیابی از پردازش تصویر را یافت. به علت اهمیتی که پردازش تصویر، در زمینه‌های مختلف ایفا می‌کند، استفاده از روش‌های بهسازی تصویر ضروری به نظر می‌رسد و اخیراً توجه بسیاری از محققین را به خود جلب نموده است. عوامل مختلفی مانند نویز، وضوح پایین، روشنایی نامناسب، رزولوشن پایین، بلورینگ و مات شدگی وجود دارند که بر کیفیت تصویر تاثیر نامطلوبی دارند. هدف بهسازی تصویر، ایجاد یک تصویر باکیفیت، برای بهتر دیده شدن و یا تحلیل شدن توسط انسان می‌باشد. حتی ممکن است در یک کاربرد پردازش تصویر و یا بینایی ماشین، بهبود کیفیت تصویر یک مرحله پیش‌پردازش از سیستم باشد. به‌عنوان نمونه با تغییر نور صحنه از یک محیط به محیط دیگر، بسیاری از الگوریتم‌های ردیابی اشیا^۱ با شکست مواجه می‌شوند. همچنین در سیستم‌های تشخیص چهره^۲، تغییر نور تصویر ممکن است منجر به عدم شناسایی صحیح شخص شود [۱۳]. از اینرو، بهسازی تصویر در اینگونه کاربردها ضروری به نظر می‌رسد.

در بهبود کیفیت تصویر، فرآیند بهسازی به‌گونه‌ای انجام می‌گیرد که نتیجه، نسبت به تصویر اصلی برای کاربرد خاص مناسب‌تر باشد. واژه خاص در اینجا مهم است، زیرا موجب می‌شود که در خارج از آن حوزه، تکنیک‌های بهسازی تصویر، مولد خطا باشند. به‌عنوان نمونه، روشی که برای ارتقای تصویر اشعه ایکس مفید است، ممکن است برای ارتقای تصویر ماهواره‌ای مناسب نباشد.

تا کنون، روش‌های مختلفی برای بهسازی تصویر انجام شده است که هر کدام یک یا چند پارامتر موثر در بهبود کیفیت تصویر را مد نظر قرار دادند [۱۴-۱۷]. اما روش‌های بهسازی تصویر با اصلاح گاما کمتر مورد بررسی قرار گرفته‌اند.

بسیاری از دستگاه‌هایی که برای گرفتن تصویر، چاپ یا نمایش آن به کار می‌روند به علت وجود

¹ Object Tracking

² Face Recognition

محدودیت‌های فنی، تغییر غیرخطی بر روی پیکسل‌های تصویر اعمال می‌کنند که موجب کاهش کیفیت تصویر می‌شوند [۱]. اگر مقدار گامای اعمال شده به تصویر معلوم باشد، با اعمال معکوس مقدار گاما به تک تک پیکسل‌های تصویر، تصویر اولیه حاصل می‌شود. ولی در بسیاری از موارد، گامای اعمال شده به تصویر مشخص نمی‌باشد، و به این سادگی نمی‌توان تنها با معکوس کردن گاما و اعمال آن، به تصویر اولیه برسیم [۱۸]. برای مثال، در بسیاری از موارد، دسترسی به دستگاهی که با آن تصویر گرفته شده است وجود ندارد، همانند تصویری که از وب دانلود می‌کنیم. از اینرو تکنیکی برای تصحیح مقدار گاما بدون در دست داشتن اطلاعات فنی از دستگاه گیرنده تصویر، ضروری به نظر می‌رسد. علاوه بر این، از آنجایی که دستگاه‌های تصویربرداری، قادر به نمایش دقیق عمق و بافت و رنگ اشیا مختلف موجود در تصویر نمی‌باشند، در عمل مقدار گامای اعمال شده به تمام نواحی تصویر به یک میزان نمی‌باشد. از اینرو، اصلاح گاما باید به صورت محلی روی قسمت‌های مختلف تصویر انجام شود. اکثر کارهای انجام شده در زمینه تصحیح گاما مربوط به پیاده‌سازی‌های سخت افزاری است که معکوس مقدار گاما را با پارامترهای ثابت و با سرعت زیاد بر روی تصویر اعمال می‌کنند. در [۱۹]، یک ساختار سخت‌افزاری منعطف که گاما را با تقریب خطی به کمک یک چند جمله‌ای تصحیح می‌کند ارائه شده است. در [۲۰]، یک مدار آنالوگ برای تصحیح خروجی دوربین‌های با لنز CMOS طراحی شده است، که به وسیله آن مقدار هر پیکسل تصویر دیجیتال، قبل از ذخیره شدن با توجه به پارامترهای کالیبراسیون سیستم، تصحیح و ذخیره می‌شود. همان‌طور که گفته شد، در بسیاری از موارد، دسترسی به دستگاهی که با آن تصویر گرفته شده است وجود ندارد. از اینرو تصحیح مقدار گاما بدون در دست داشتن اطلاعات فنی از دستگاه گیرنده تصویر، ضروری به نظر می‌رسد.

مرجع [۱۸]، با محاسبه ضریب همبستگی درجات بالا^۳ در حوزه فرکانس، یک گاما برای بهبود کل تصویر تقریب می‌زند. یکی از اشکالات روش فوق، اعمال یک گامای ثابت به کل تصویر می‌باشد. در این روش، بسته به مقدار گاما، تمام نواحی تصویر به یک میزان تغییر می‌کنند. برای رفع این مشکل،

³ Higher Order Correlation

باید از اصلاح گاما به صورت محلی استفاده کرد. همچنین، این روش زمان بر می‌باشد و نتایج، تنها روی تعداد معدودی از تصاویر بررسی شده است. مراجع [۲۱ و ۱۳] به اصلاح گامای تصویر به صورت محلی پرداخته‌اند. هدف این دو مقاله روشن کردن (تیره کردن) تمام نواحی تیره (روشن) موجود در تصویر و تغییر ناچیز به پیکسل‌های با سطح خاکستری میانی (سطح خاکستری ۱۰۰ تا ۱۵۰) می‌باشد. اشکالی که می‌توان به این دیدگاه گرفت این است که حتی نواحی تیره و یا روشن در تصویر، که به ماهیت آن تصویر مربوط می‌شوند را نیز تغییر می‌دهند. از اینرو تا حدود زیادی وضوح تصویر از بین می‌رود. شکل (۱-۱) نمونه‌ای از بهسازی تصویر با اصلاح گاما را نشان می‌دهد.



الف) تصویر اولیه



ب) تصویر بهبود یافته با اصلاح گاما
شکل (۱-۱): نمونه‌ای از بهسازی تصویر با اصلاح گاما.

در این پایان‌نامه سه روش متفاوت برای بهسازی تصاویر توسط اصلاح تطابقی گاما، پیشنهاد شده است. روش‌های پیشنهادی تا حدود زیادی مشکلات مطرح شده در فوق را برطرف می‌نماید. نتایج بر روی تصاویر طبیعت و نیز تصاویر پزشکی مورد بررسی قرار گرفته‌اند.

در روش اول، به منظور اصلاح محلی تصویر، تصویر به پنجره‌های هم‌پوشان تقسیم شده و گامای مناسب برای بهبود هر پنجره، به‌طور مجزا محاسبه می‌شود. به هر یک از این پنجره‌های ایجاد شده، گامای 0.1 تا 3 با گام 0.1 اعمال می‌شود. سپس ماتریس هم‌رخداد برای هر یک از این پنجره با گامای متفاوت، محاسبه می‌شود و با توجه به ویژگی همگنی ماتریس هم‌رخداد که بیانگر میزان جزئیات تصویر می‌باشد، مقدار گامای مناسب برای هر پنجره از تصویر تقریب زده می‌شود. با اعمال این مقدار گاما به هر پنجره، تصویر به‌صورت محلی بهبود می‌یابد. روش دوم، مشابه روش قبل می‌باشد، با این تفاوت که به‌جای پنجره‌گذاری تصویر، از بخش‌بندی تصویر استفاده شده است. در روش سوم از کلاسیفایر SVM، جهت اصلاح تطابقی گاما استفاده شده است. در این روش، پایگاه‌داده‌ای از تصاویر با کیفیت‌های متفاوت، توسط مقادیر گامای مشخص ایجاد شده است. به‌منظور اصلاح محلی تصویر، هر یک از تصاویر موجود در پایگاه داده به پنجره‌های هم‌پوشان تقسیم‌بندی می‌شوند. نه ویژگی مرتبط با روشنایی، وضوح و میزان جزئیات تصویر، از هیستوگرام، تبدیل کسینوسی و ماتریس هم‌رخداد هر پنجره استخراج می‌گردند. بردارهای ویژگی به همراه کلاس گامای مربوطه، برای آموزش به SVM داده می‌شوند. این پنجره‌گذاری و استخراج ویژگی برای تصویر جدید (تصویری که نیاز به اصلاح گاما دارد) نیز انجام می‌شود و به SVM اعمال می‌گردد، تا گامای مناسب برای هر پنجره از تصویر جدید به‌دست آید.

این پایان‌نامه جمع‌بندی تحقیقات انجام شده می‌باشد. در فصل دوم این پایان‌نامه، به معرفی چندین روش متداول که برای بهسازی تصویر وجود دارند می‌پردازیم. در فصل سوم، معیارهای ارزیابی تصویر را مورد بررسی قرار خواهیم داد. از آنجایی که یکی از روش‌های پیشنهادی مبتنی بر بخش‌بندی تصویر می‌باشد در فصل چهارم، چند روش بخش‌بندی تصویر براساس خوشه‌بندی و الگوریتم

بخش‌بندی استفاده شده، مورد بررسی قرار گرفته است. در فصل پنجم، الگوریتم‌های پیشنهادی و مقایسه با روش‌های دیگر صورت می‌گیرد. در فصل پایانی نیز به جمع‌بندی و کارهای آتی می‌پردازیم.

فصل دوم:

بهبودی تصاویر

۲-۱- مقدمه

پردازش تصویر یکی از شاخه‌های پرکاربرد علم نوین می‌باشد. تصویر، بهتر از هر اطلاعات دیگر می‌تواند به انسان در درک حوادث و اتفاقات مختلف کمک کند. تصاویر مختلف، همواره تحت شرایط مختلف محیطی و یا به خاطر ساختار دستگاه‌های تصویربرداری، نمایشگرها و پرینترها و اسکنرها دچار اختلالاتی در کیفیت می‌شوند. از اینرو، استفاده از روش‌های بهسازی تصویر ضروری به نظر می‌رسد. روش‌های مختلفی برای بهسازی تصویر وجود دارند، که این روش‌ها در حالت کلی به دو دسته، ۱. روش‌های حوزه مکان، ۲. روش‌های حوزه فرکانس تقسیم می‌شوند.

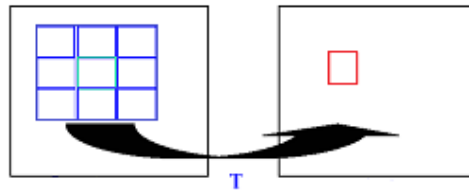
در روش‌های بهسازی تصویر در حوزه مکان، مستقیماً با پیکسل‌های تصویر سر و کار داریم و برای دستیابی به کیفیت مطلوب، پیکسل‌های تصویر دستکاری می‌شوند. ولی در روش‌های بهبود کیفیت در حوزه فرکانس، ابتدا تصویر دیجیتال با یکی از تبدیلات فرکانسی مانند تبدیل فوریه، به حوزه فرکانس انتقال می‌یابد. سپس تغییرات لازم برای بهبود کیفیت، در این حوزه انجام می‌شود و با اعمال تبدیل معکوس فرکانسی، تصویری با کیفیت بهتر در حوزه مکان به دست می‌آید. در این فصل، چندین روش بهسازی تصویر شرح داده می‌شوند.

۲-۲- بهسازی تصویر در حوزه مکان

همان‌طور که ذکر شد روش‌های بهبود کیفیت در حوزه مکان، روش‌هایی هستند که به‌طور مستقیم روی پیکسل‌های تصویر کار می‌کنند. این فرآیند به صورت زیر بیان می‌شود:

$$g(x, y) = T[f(x, y)] \quad (1-2)$$

در این رابطه، f تصویر اصلی، g تصویر پردازش شده و T عملگری روی f است که روی همسایگی نقطه (x, y) تعریف شده است. معمولاً همسایگی یک چهارگوش به مرکز (x, y) است، و نسبت به تصویر خیلی کوچکتر می‌باشد.



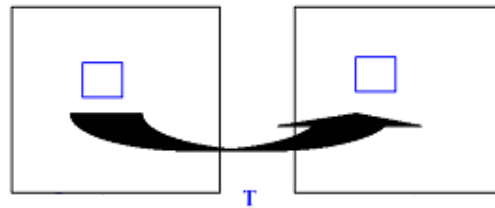
الف) تصویر اولیه ب) تصویر خروجی

شکل (۱-۲): تعیین مقدار پیکسل جدید توسط پیکسل‌های همسایه.

شکل (۱-۲)، شامل انتقال مبدا همسایگی از پیکسلی به پیکسل دیگر و اجرای عملگر T روی پیکسل‌های موجود در همسایگی، برای تولید خروجی در آن مکان است. بنابراین، برای هر مکان خاص (x,y) ، مقدار تصویر خروجی g در آن مختصات، برابر نتیجه اجرای T روی همسایگی با مبدا (x,y) در f است. معمولاً، این پردازش از بالا و چپ تصویر ورودی شروع می‌شود و پیکسل به پیکسل در پیمایش افقی پیش می‌رود، و هر بار یک سطر اسکن می‌شود. نوع عملیات انجام شده در همسایگی، ماهیت پردازش فیلتر کردن را انجام می‌دهد. کوچکترین همسایگی ممکن، به اندازه 1×1 است، که به آن پردازش نقطه‌ای می‌گویند. در این مورد، g فقط به مقدار f در یک نقطه (x,y) بستگی دارد و T در رابطه (۱-۲) به عنوان تابع تبدیل سطح خاکستری است که به شکل زیر محاسبه خواهد شد:

$$s = T(r) \quad (2-2)$$

برای سهولت در نامگذاری، s و r متغیرهایی هستند که به ترتیب، سطح خاکستری g و f را در هر نقطه (x,y) نشان می‌دهند.



الف) تصویر اولیه ب) تصویر خروجی

شکل (۲-۲): اپراتور T برای پنجره همسایگی به اندازه 1×1 .

در حالت کلی روش‌های بهبود کیفیت تصویر در حوزه مکان به صورت زیر دسته بندی می‌شوند:

الف) پردازش نقطه ای

۱. تبدیل پایه در سطح خاکستری

۱.۱. تبدیل خطی

۲.۱. تبدیل لگاریتمی

۳.۱. تبدیل قانون توانی

۴.۱. تبدیل قطعه به قطعه خطی^۴

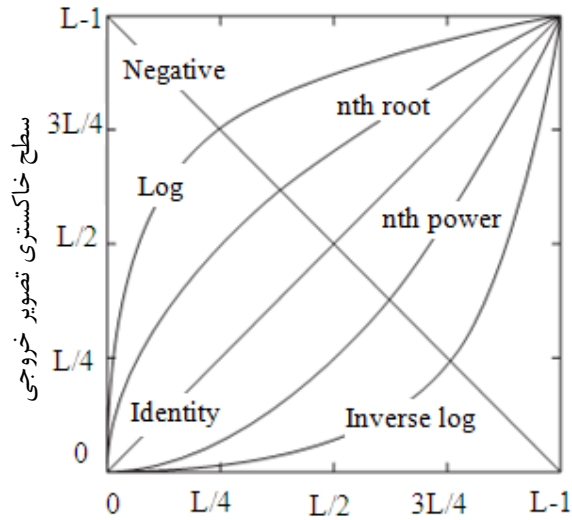
۲. پردازش هیستوگرام

۳. پردازش منطقی/ریاضی

ب) پردازش با ماسک (فیلترینگ)

همان‌طور که گفته شد مقادیر پیکسل‌ها، قبل و بعد از پردازش به ترتیب توسط r و s نمایش داده می‌شوند که این مقادیر توسط عبارت $s=T(r)$ به هم ربط پیدا می‌کنند. برای معرفی تبدیلات سطح خاکستری، شکل (۲-۳) را در نظر بگیرید. این شکل، سه نوع اصلی از توابعی را نشان می‌دهد که به‌کار، برای بهبود کیفیت تصویر به کار می‌روند: خطی (تبدیل نگاتیو یا منفی و همانی)، لگاریتمی (تبدیلات لگاریتمی و معکوس آن)، و قانون توان (تبدیلات ریشه n ام و توان n ام).

⁴ Piecewise linear



سطح خاکستری تصویر ورودی

شکل (۲-۳): نمایش چند تبدیل پایه برای بهبود کیفیت تصویر [۱].

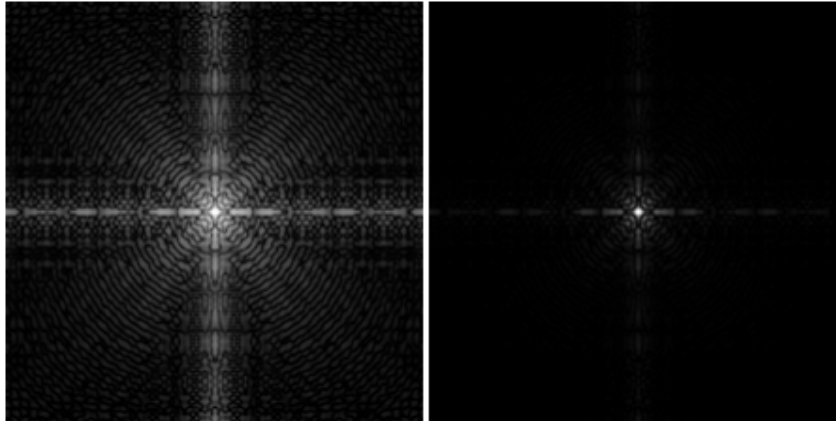
۲-۲-۱- تبدیلات لگاریتمی

شکل کلی این تغییرات به صورت زیر است :

$$s = c \log(1 + r) \quad (۲-۳)$$

c یک عدد ثابت است، و فرض می‌شود $r \geq 0$ است. شکل منحنی لگاریتمی در شکل (۲-۳) نشان می‌دهد که این تبدیل، بازه نازکی از مقادیر پایین سطوح خاکستری در تصویر ورودی را به بازه وسیع‌تری از سطوح خروجی تبدیل می‌نماید. درباره مقادیر بالاتر سطح ورودی، عکس آن درست است. این تبدیل، برای بسط مقادیر پیکسل‌های تاریک در یک تصویر و فشردن سازی مقادیر سطح بالاتر استفاده می‌شود. هر منحنی که شکل کلی آن مثل تابع لگاریتمی شکل (۲-۳) باشد، این گسترده‌سازی و فشردن سازی سطوح خاکستری را در یک تصویر انجام می‌دهد، اما تبدیلات توان که در بخش بعدی بحث می‌شود، برای این منظور مناسب‌تراند. تابع لگاریتم دارای این ویژگی مهم است که بازه‌ی پویای تصاویر با تغییرات زیاد را در مقادیر پیکسل فشرده می‌کند. این تابع، یک محدوده سطح خاکستری کوچک را به محدوده بزرگتری نگاشت می‌کند. نمونه‌ای از اثر تبدیلات لگاریتمی را

در شکل (۴-۲) مشاهده می‌کنید. همان‌طور که در شکل (۴-۲) (ب) مشخص است، مقادیر تیره در تصویر ورودی به بازه وسیع‌تری از سطوح خاکستری تبدیل شده است.



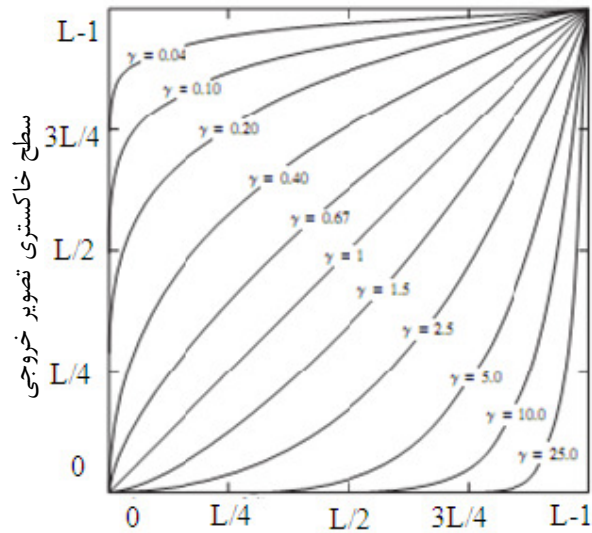
الف) تصویر اولیه
ب) تبدیل لگاریتمی تصویر (الف)
شکل (۴-۲): نمونه‌ای از اثر تبدیلات لگاریتمی.

۲-۲-۲- تبدیل قانون توان (گاما)

تبدیل قانون توان به شکل زیر است:

$$s = cr^\gamma \quad (۴-۲)$$

c و γ ثابت‌های مثبت‌اند. ترسیمات s برحسب r برای مقادیر مختلف γ به‌ازای $c=1$ در شکل (۵-۲) نشان داده شده است. همان‌طور که مشخص است، برای $\gamma < 1$ ، تصویر روشن‌تر و برای $\gamma > 1$ ، تصویر تیره‌تر می‌شود و $\gamma = 1$ ، تبدیل یکانی است که تغییری در کیفیت تصویر ایجاد نمی‌کند.



سطح خاکستری تصویر ورودی

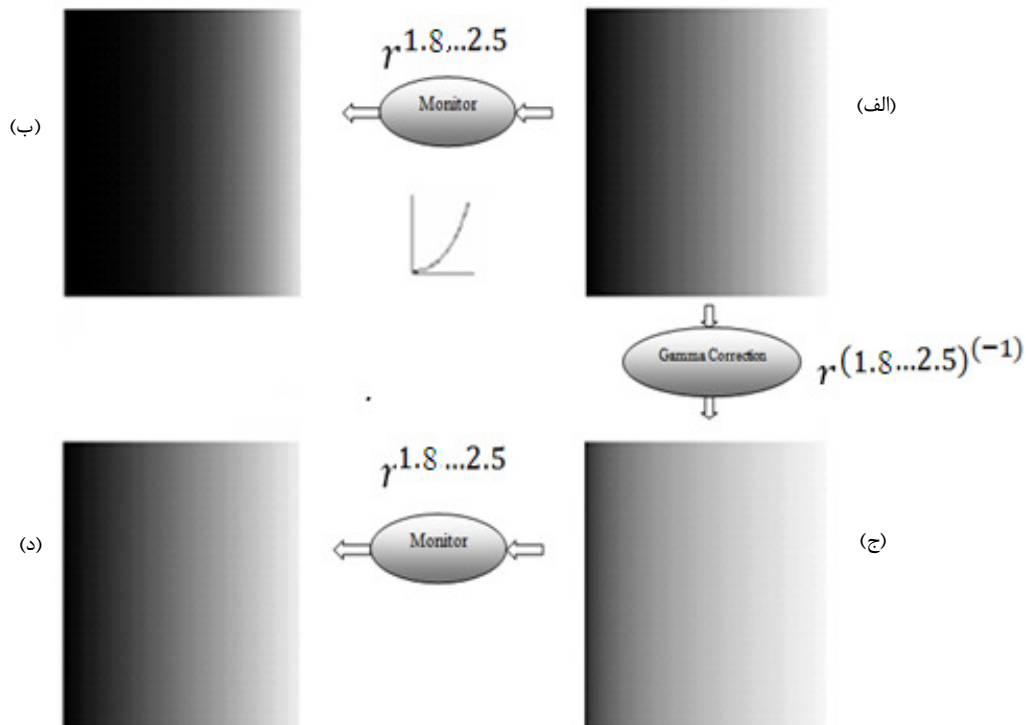
شکل (۵-۲): نمودار معادله $s = r^\gamma$ به ازای مقادیر مختلف گاما.

همان‌طور که قبلاً اشاره شد، بسیاری از دستگاه‌هایی که برای گرفتن تصویر، چاپ یا نمایش به کار می‌روند، به علت وجود محدودیت‌های فنی براساس قانون توان پاسخ می‌دهند. توان در معادله قانون توان، گاما نامیده می‌شود، (به همین دلیل در معادله (۲-۴) از γ استفاده شد). به عبارت دیگر، خروجی حاصل از این دستگاه‌ها، معادل تصویر ورودی به نمای مقدار گاما می‌باشد. فرآیندی که برای تصحیح پدیده‌ی پاسخ قانون توان، انجام می‌گیرد را "اصلاح گاما" می‌گویند. یعنی اگر مقدار گامای اعمال شده به تصویر در معادله‌ی قانون توان مشخص باشد، با اعمال معکوس این مقدار گاما به تک تک پیکسل‌های تصویر، مطابق معادله (۲-۵)، تصویر اولیه حاصل می‌شود.

$$r = s^{\frac{1}{\gamma}} \quad (۵-۲)$$

اگر اصلاح گاما بر روی تصویر انجام نشود تصویر، متفاوت با حالت واقعی دیده می‌شود [۱]. به عنوان مثال، لامپ اشعه کاتدی (CRT) به قانون توان پاسخ می‌دهد، به طوری که توان تقریباً از ۱/۸ به ۲/۵ تغییر می‌کند. با مراجعه به منحنی مربوط به $\gamma=۲/۵$ در شکل (۲-۵) مشاهده می‌کنیم که این سیستم‌های نمایش، تمایل به تولید تصاویری دارند که تیره‌تر از حد مورد نظر هستند. این اثر در

شکل (۶-۲) نشان داده شده است. تصویر (۶-۲) (الف) تصویر ورودی است که به مانیتور می‌دهیم، همانطور که اشاره شد مانیتورها قانون توانی را بر روی تصاویر اعمال می‌کنند. از اینرو، خروجی مانیتور نسبت به ورودی تیره‌تر است، شکل (۶-۲) (ب). اصلاح گاما در این مورد کار ساده است. در واقع کاری که باید انجام دهیم این است که تصویر ورودی را با اجرای تبدیل $s=r^{1/2.5}=r^{0.4}$ ، قبل از ارسال آن به مانیتور، پردازش کنیم. نتیجه در شکل (۶-۲) (ج) آمده است. هنگام ورود به همان مانیتور، این ورودی اصلاح شده با گاما، خروجی‌ای تولید می‌کند که خیلی شبیه تصویر اصلی است شکل (۶-۲) (د). این تحلیل می‌تواند به دستگاه‌های تصویربرداری دیگری مثل اسکنر و چاپگرها اعمال شود [۱].



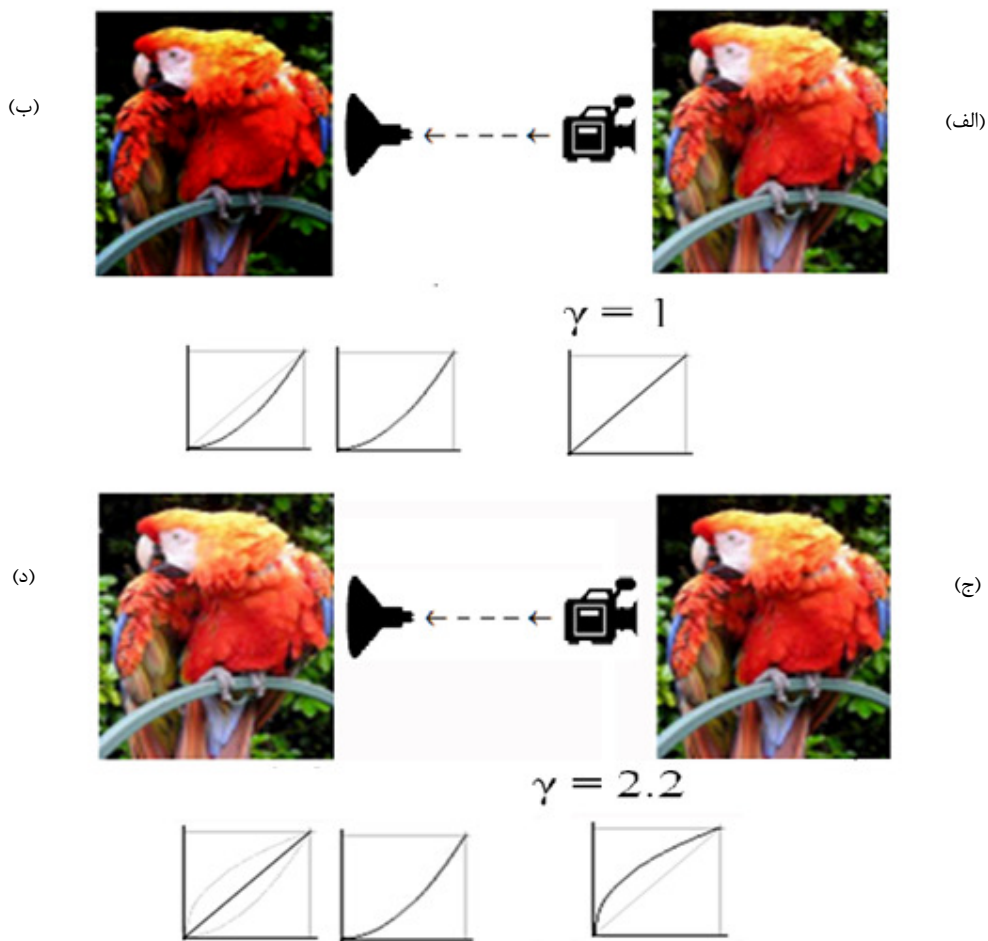
شکل (۶-۲): اصلاح گاما قبل از نمایش تصویر.

اصلاح گاما، در صورتی مهم است که نمایش دقیق تصویر در صفحه نمایش کامپیوتر مطلوب باشد. تصاویری که به‌طور مناسب اصلاح نشدند، می‌توانند به‌صورت روشن یا خیلی تیره دیده شوند. اصلاح گاما در چند سال گذشته با افزایش کاربرد تصاویر دیجیتال برای اهداف اقتصادی در اینترنت، به‌طور

فزاینده‌ای اهمیت پیدا کرده است. معمولاً تصویری که برای یک وب سایت معروف ایجاد شد، میلیون‌ها نفر آن را می‌بینند، که اغلب آن‌ها مانیتورهای مختلف با تنظیمات متفاوتی دارند. همچنین، استانداردهای فعلی تصویر، فاقد مقدار گامایی است که تصویر با آن ایجاد شده است، لذا موضوع خیلی پیچیده‌تر می‌شود. با توجه به این قیدها، یک روش معقول هنگام ذخیره تصاویر در وب سایت، پردازش تصویرها، با گامایی است که میانگین انواع مانیتورها و سیستم‌های کامپیوتری موجود در بازار در هر زمان را نشان می‌دهد.

شکل (۷-۲) این موضوع را نشان می‌دهد. شکل (۷-۲) (الف) تصویر ورودی است که از دوربین تصویربرداری گرفته شده و بدون انجام اصلاح گاما، بر روی مانیتور نمایش داده می‌شود. همان‌طور که گفتیم مانیتور قانون توان را بر آن اعمال می‌کند. از اینرو خروجی مانیتور تیره‌تر از تصویر واقعی می‌شود (شکل (۷-۲) (ب)).

برای رفع این مشکل، اصلاح گامایی با میانگین گامای مانیتور یعنی $2/2$ در دوربین تصویربرداری انجام می‌شود (شکل (۷-۲) (ج)). حال این تصویر را برای نمایش به مانیتور می‌دهیم، و مانیتور بسته به مقدار گامای خود (در محدوده $1/8$ تا $2/2$) قانون توانی را بر آن اعمال می‌نماید. از اینرو همان‌طور که در شکل (۷-۲) (د)، دیده می‌شود، تصویر ورودی شبیه به تصویر خروجی نمایش داده می‌شود. برای کیفیت بهتر، بعضی از مانیتورها اصلاح گامای جزئی در خود انجام می‌دهند.



شکل (۷-۲): اصلاح گاما قبل از نمایش تصویر.

همان‌طور که گفته شد، برای مواردی که مقدار گامای اعمال شده به تصویر معلوم باشد با اعمال معکوس مقدار گاما به تک تک پیکسل‌های تصویر، تصویر اولیه حاصل می‌شود. ولی در بسیاری از موارد، گامای اعمال شده به تصویر مشخص نمی‌باشد و به این سادگی نمی‌توان تنها با معکوس کردن گاما و اعمال آن، به تصویر اولیه برسیم. از اینرو تکنیکی برای تصحیح مقدار گاما بدون در دست داشتن اطلاعات فنی از دستگاه گیرنده تصویر ضروری است. هم‌چنین در عمل، مقدار گامای اعمال شده به تمامی پیکسل‌های تصویر به یک مقدار نمی‌باشد. از اینرو، اصلاح گاما باید به‌صورت تطابقی روی قسمت‌های مختلف تصویر انجام شود، تا بتواند به‌خوبی، صحنه اصلی را بازسازی کند.

بازه پویا^۵ میزان سطوح روشنایی تصویر از روشن ترین نقطه تا تاریک ترین نقطه می باشد. به عنوان مثال، بسیاری از دستگاه‌های تصویربرداری، قادر به نمایش بازه پویای قابل مشاهده توسط چشم انسان نیستند، بدین گونه که محدوده رنگ کمتری را نمایش می دهند، در نتیجه برخی از جزئیات تصویر از بین می روند [۲۲].

برای مثال در یک منظره که در آن، خورشید در آسمان و یک غار تاریک نیز در پائین منظره داشته باشیم، قاعدتا بیشترین نور مربوط به نور خورشید و کمترین روشنایی مربوط به فضای داخل غار خواهد بود. در چنین منظره ای حتی چشم هم قادر نیست از بیرون، در تاریکی عمیق غار چیزی را تشخیص دهد. اما اگر وارد غار شویم، قادریم در تاریکی غار چیزهای زیادی را ببینیم. علت این است که در فضای واقعی تفاوت بین روشن ترین نقطه و تاریک ترین نقطه، بیشتر از چیزی است که ما قادر به تشخیص آن باشیم. در واقع، نحوه دیدن انسان به محیطی که در آن حضور دارد وابسته است. اگر ما در محیط تاریک فضای واقعی قرار بگیریم، قادریم تاریکی های آن را، از همان تاریک ترین نقطه تا چندین سطح روشن تر از آن را هم تشخیص دهیم. اما فضاهای روشن تر از آن را کاملا سفید می بینیم. در حالی که در فضای واقعی اینگونه نیست.

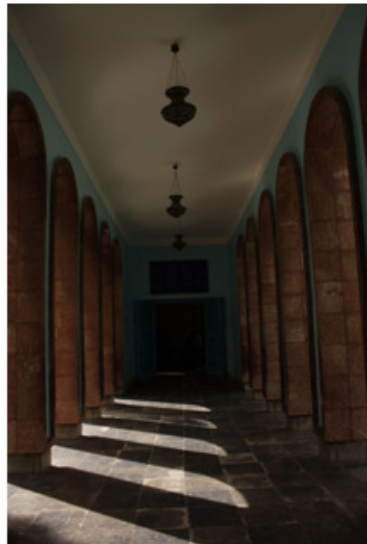
اما در هنگام استفاده از دوربین های دیجیتال با محدودیت بیشتری مواجه هستیم، این بازه پویای محدود، سبب شده تا در هنگام ثبت یک صحنه مثلا با دوربین تنها قادر به ثبت بخشی از سطوح خاکستری موجود در فضای واقعی باشیم و خیلی از سطوح خاکستری را از دست دهیم. این مسئله در شکل (۲-۸) نشان داده شده است. این شکل، سه تصویر با نوردهی متفاوت از یک مکان می باشند، که به ترتیب از راست به چپ در حالت نوردهی زیاد، کم و متعادل، تصویر گرفته شده است. به عبارت دیگر عکاس، تلاش داشته است تا با تغییر درجه دیافراگم دوربین، بین مناطق تاریک (قسمت انتهایی و داخل بقعه آرامگاه) و روشن تصویر (نور تابیده شده از فواصل خالی بین ستون های سمت چپ تصویر بر روی زمین) تعادلی ایجاد کند تا هم بتواند افراد داخل بقعه را به همان خوبی که خودش با

⁵ Dynamic Range

چشم‌انداز می‌بیند، نشان دهد و هم بتواند نور مناطق روشن تصویر را کنترل کند و از شدت بیش از حد آن‌ها جلوگیری کند. اما با کمی دقت، متوجه خواهید شد که او در هیچ کدام از این سه تصویر نتوانسته است به خواسته خود دست یابد؛ چرا که در تصویر (۸-۲) (الف)، با آن که توانسته فضای داخل بقعه را به خوبی نشان دهد، اما باز نمودن بیش از حد دیافراگم، باعث ایجاد نور شدید در قسمت‌های روشن شده است. در تصویر وسط، اگرچه با بستن دیافراگم توانسته است نور قسمت‌های روشن تصویر را کنترل کند، اما، باعث از دست دادن قسمت‌های تیره شده است، و در نهایت در تصویر سوم که برای ایجاد توازن، نوردهی را در حالت متعادل تنظیم کرده، هم باعث شده قسمت تاریک داخل بقعه به خوبی مشخص نشود و هم این‌که نور قسمت‌های روشن تصویر بیش از حد شده است. برای بهبود کیفیت این تصاویر، باید از اصلاح گاما استفاده نمود (شکل (۲-۹)). اصلاح گاما باید به صورت محلی انجام شود تا تمام نواحی تصویر بسته به نیاز روشن، تیره و یا بدون تغییر بمانند.



(ج)



(ب)



(الف)

شکل (۲-۸): سه تصویر با نوردهی متفاوت از یک مکان که هیچ کدام کیفیت مطلوب را ندارند.



شکل (۲-۹): بهبود کیفیت تصویر با اصلاح گاما.

شکل (۲-۱۰) (الف) نمونه دیگری از تصویر گرفته شده از منظره‌ای با بازه پویای زیاد را نشان می‌دهد، همان‌طور که مشاهده می‌شود بسیاری از جزئیات در این تصویر دیده نمی‌شوند. شکل (۲-۱۰) (ب)، بهبود کیفیت با اصلاح گاما را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشخص است بسیاری از جزئیات در این تصویر اصلاح شده، مشخص شده است.



(ب) تصویر بهبود یافته

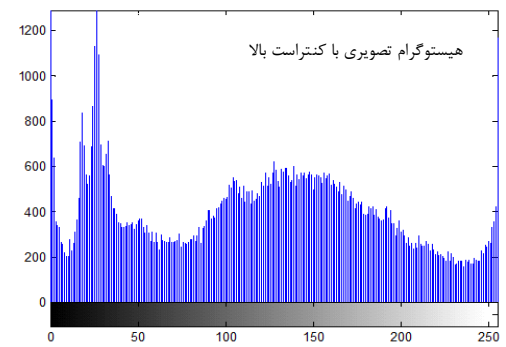
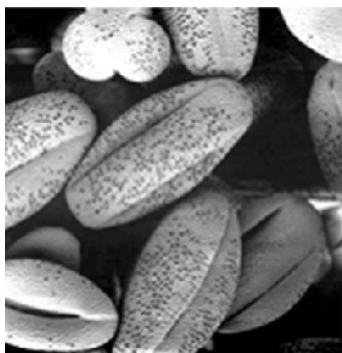
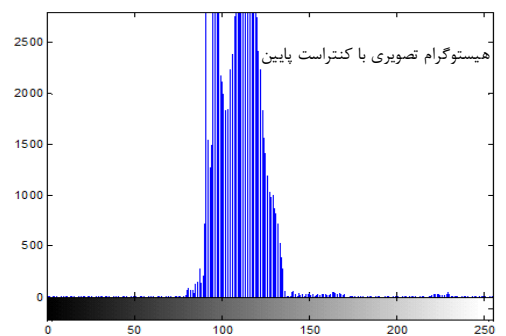
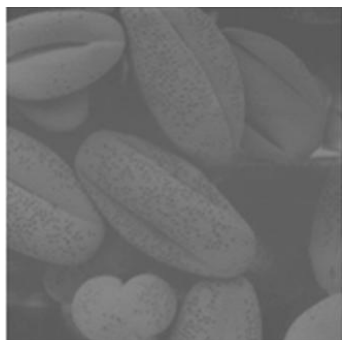
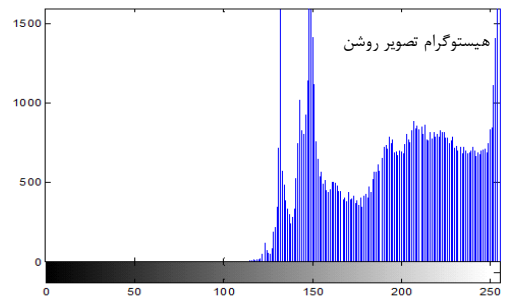
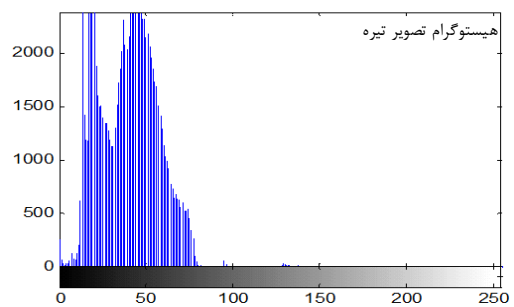
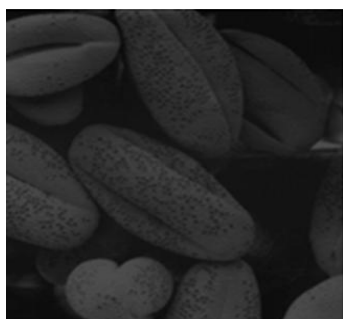
(الف) تصویر اولیه

شکل (۲-۱۰): بهبود کیفیت تصویر با اصلاح گاما.

۲-۲-۳- پردازش هیستوگرام

هیستوگرام یک تصویر دیجیتال با سطوح خاکستری در بازه $[0, L-1]$ ، یک تابع گسسته $h(r_k) = n_k$ است که r_k برابر با k امین مقدار سطح خاکستری، و n_k تعداد پیکسل‌های با سطح خاکستری r_k در تصویر می‌باشد. معمولاً هیستوگرام با تقسیم هر یک از مولفه‌های آن، به تعداد کل پیکسل‌های موجود در تصویر، (که با ضرب MN نمایش داده می‌شود) نرمال‌سازی می‌گردد. M و N ، سطر و ستون ابعاد تصویر هستند. بنابراین، هیستوگرام نرمال شده به صورت $p(r_k) = n_k / MN$ برای $k=0, 1, 2, \dots, L-1$ مشخص می‌شود. $P(r_k)$ تقریبی از احتمال وقوع سطح خاکستری r_k در تصویر است. مجموع تمام مولفه‌های هیستوگرام نرمال شده برابر با یک است.

دستکاری هیستوگرام می‌تواند برای ارتقای کیفیت تصویر به کار رود. شکل (۲-۱۱) را در نظر بگیرید، در تصویر تیره، مشاهده می‌شود که مولفه‌های هیستوگرام، در سمت چپ (تاریک) سطح خاکستری، متمرکز هستند. به‌طور مشابه، مولفه‌های هیستوگرام تصویر روشن، به سمت بالای سطح خاکستری اریب شده‌اند. تصویری با وضوح پایین، دارای هیستوگرام باریکی است که متمایل به وسط سطوح خاکستری است. سرانجام می‌بینیم که مولفه‌های هیستوگرام در تصویری با وضوح بالا، بازه‌ی وسیعی از مقیاس سطح خاکستری را می‌پوشاند، و توزیع پیکسل‌ها خیلی از یکنواختی دور نیستند، به‌طوری که چندین خط عمودی از بقیه بلندتر هستند. از نظر شهودی، نتیجه‌گیری می‌شود، تصویری که پیکسل‌های آن کل بازه‌ی سطوح خاکستری ممکن را اشغال می‌کنند، و به‌طور یکنواخت توزیع شده‌اند، نمایی با وضوح بالا دارند و تن‌های متعددی از خاکستری را نشان می‌دهند. اثر آن، تصویری است که جزئیات سطح خاکستری زیادی را نشان می‌دهد و دارای بازه‌ی پویای زیاد است.



شکل (۲-۱۱): چهار نوع تصویر اصلی: تیره، روشن، وضوح پایین، وضوح بالا و هستوگرام متناظر آن‌ها [۱].

الف) تعدیل هیستوگرام

همان‌طور که گفته شد، احتمال وقوع سطح خاکستری r_k در تصویر به‌صورت زیر برآورد می‌شود:

$$p_r(r_k) = \frac{n_k}{MN} \quad k = 0, 1, 2, \dots, L-1 \quad (6-2)$$

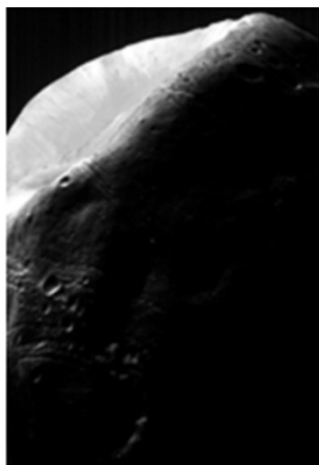
MN تعداد کل پیکسل‌ها در تصویر است، n_k برابر با تعداد پیکسل‌هایی است که دارای سطح خاکستری r_k هستند، و L تعداد سطوح خاکستری ممکن در تصویر است.

شکل گسسته این تبدیل در معادله (7-2)، نشان داده شده است:

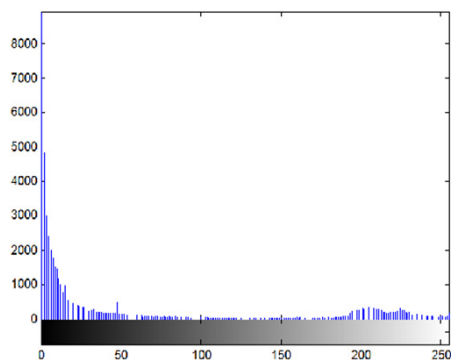
$$s_k = T(r_k) = (L-1) \sum_{j=0}^k p_r(r_j) = \frac{(L-1)}{MN} \sum_{j=0}^k n_j \quad k = 0, 1, 2, \dots, L-1 \quad (7-2)$$

در این تبدیل، تصویر خروجی، با نداشت هر پیکسل در تصویر ورودی با سطح خاکستری r_k ، به پیکسل متناظر با سطح s_k در تصویر خروجی، به‌دست می‌آید. تبدیل $T(r_k)$ در این معادله، تبدیل تعدیل هیستوگرام نامیده می‌شود.

به‌عبارت دیگر، تعدیل هیستوگرام، به‌طور خودکار یک تابع تبدیل را تعیین می‌کند که سعی دارد یک تصویر خروجی تولید نماید که هیستوگرام یکنواختی داشته باشد. اگر به‌دنبال استفاده از روش‌های خودکار برای بهبود تصویر باشیم، این روش خوب است، زیرا نتایج این تکنیک قابل پیش‌بینی‌اند و پیاده‌سازی آن ساده است. البته در این قسمت نشان می‌دهیم که، کاربردهایی وجود دارند که در آن‌ها، تلاش برای ارتقای تصویر با تبدیل تعدیل هیستوگرام، بهترین روش نیست.



(الف)

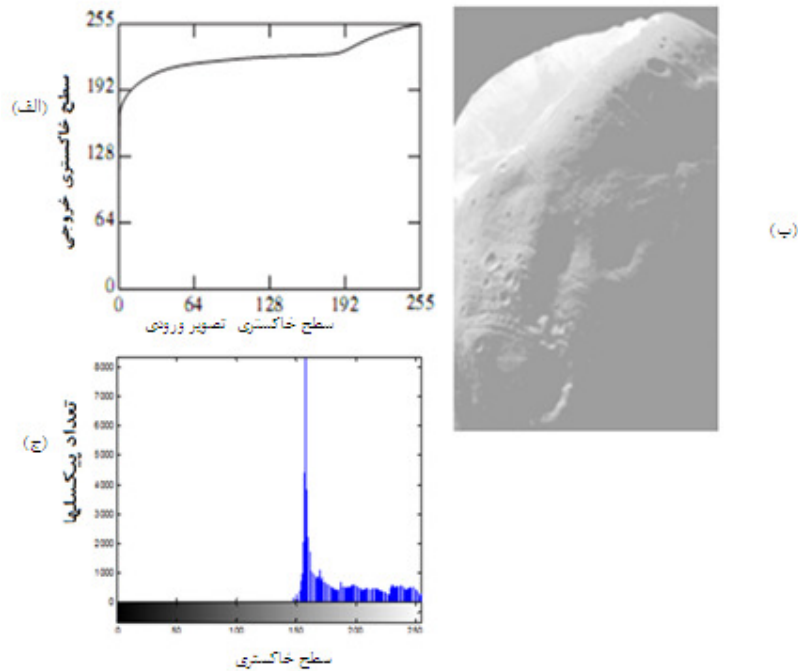


(ب)

شکل (۲-۱۲): الف) تصویر ماه مارس که توسط ابزارهای ناسا گرفته شد. ب) هیستوگرام تصویر الف) [۱].

شکل (۲-۱۲) الف)، تصویری از ماه مارس که توسط ابزار ویژه ناسا گرفته شد، و شکل (۲-۱۲) ب)، هیستوگرام آن را نشان می‌دهد. این تصویر توسط ناحیه‌های تاریک بزرگ پوشیده شده است، که منجر به هیستوگرامی شده است که توسط تجمع پیکسل‌ها در انتهای تاریک مقیاس خاکستری مشخص گردید. در نگاه اول، فرد ممکن است نتیجه بگیرد که تعدیل هیستوگرام، روش خوبی برای ارتقای این تصویر می‌باشد، به طوری که جزئیات نواحی تاریک بیشتر قابل رویت شوند.

شکل (۲-۱۳) الف)، تبدیل تعدیل هیستوگرام به دست آمده از هیستوگرام شکل (۲-۱۲) ب) را نشان می‌دهد. مرتبط‌ترین ویژگی این تابع تبدیل، چگونگی ارتقای آن از سطح خاکستری صفر به سطحی نزدیک ۱۹۰ است. این اتفاق ناشی از متمرکز شدن وسیع پیکسل‌ها در هیستوگرام ورودی است که سطوحی نزدیک به صفر دارند. وقتی این تبدیل به سطوح تصویر ورودی اعمال شد تا نتیجه‌ی هیستوگرام تعدیل شده به دست آید، اثرش، نگاشت فاصله خیلی باریکی از پیکسل‌های تاریک به انتهای بالای مقیاس خاکستری تصویر خروجی است. چون پیکسل‌های زیادی در تصویر ورودی دارای سطوحی در این فاصله‌اند، نتیجه، تصویری با نمای روشن می‌شود، (شکل (۲-۱۳) ب)). مشکل این تابع تبدیل، ناشی از تمرکز وسیع پیکسل‌ها در تصویر اصلی با سطوح نزدیک به صفر است. یک روش معقول، اصلاح هیستوگرام آن تصویر است به طوری که فاقد این ویژگی باشد.



شکل (۲-۱۳): (الف) تابع تبدیل برای تعدیل هیستوگرام، (ب) تصویر هیستوگرام تعدیل شده، (ج) هیستوگرام (ب).

ب) تطبیق هیستوگرام

هدف تطبیق هیستوگرام، این است که با استفاده از یک هیستوگرام دلخواه، تصویر مورد نظر را بهبود داد. برای این کار مراحل زیر را انجام می‌دهیم [۱]:

۱. هیستوگرام $p_r(r)$ تصویر مورد نظر را محاسبه کنید، و از آن برای یافتن تبدیل تعدیل هیستوگرام مطابق معادله (۷-۲) استفاده نمایید. مقادیر حاصل، یعنی s_k را به بازه صحیح $[0..L-1]$ گرد کنید.

۲. تمام مقادیر تابع تبدیل G را با استفاده از معادله (۸-۲) برای $q=0,1,2,\dots,L-1$ محاسبه کنید، که $p_z(z_i)$ مقادیر هیستوگرام مشخص شده است. مقادیر G را به مقادیر صحیح در بازه $[0,L-1]$ گرد کنید. مقادیر G را در جدول ذخیره نمایید.

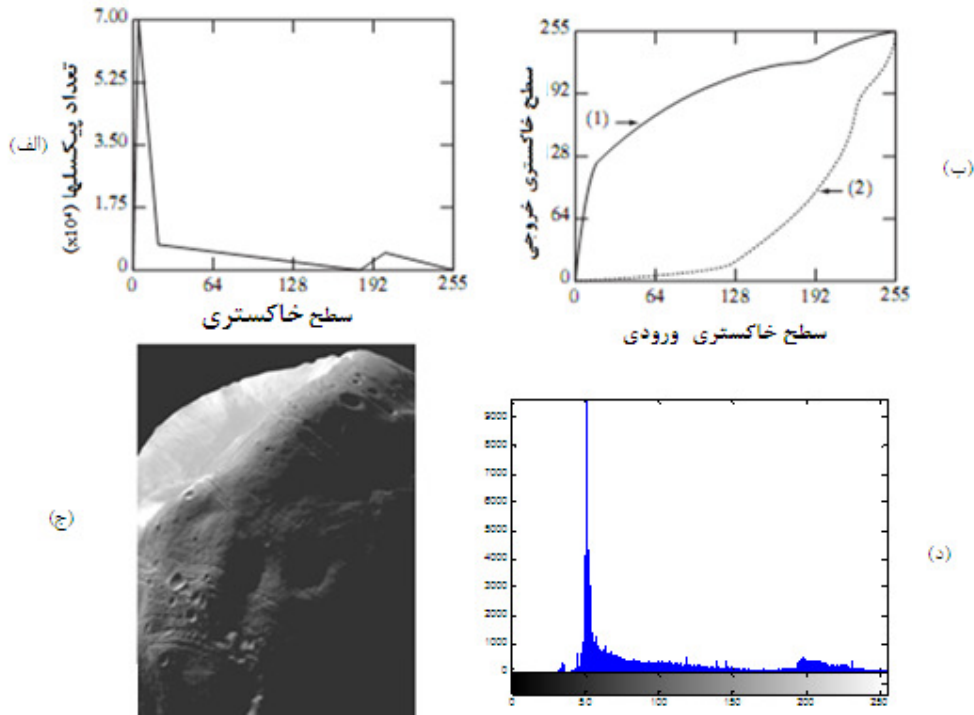
$$G(z_q) = (L-1) \sum_{i=0}^q p_z(z_i) \quad (۸-۲)$$

۳. برای هر مقدار s_k و $k=0,1,2,\dots,L-1$ با استفاده از مقادیر ذخیره شده G از مرحله ۲، مقدار متناظر Z_q را پیدا کنید، به طوری که (Z_q) نزدیکترین مقدار به s_k باشد، و این نگاشت‌ها از s به Z را ذخیره نمایید. وقتی بیش از یک مقدار Z_q ، مقدار s_k مورد نظر را برآورده می‌کند، کوچکترین مقدار را براساس قرارداد به دست آورید.

۴. تصویر هیستوگرام مشخص شده را ایجاد کنید. برای این کار، ابتدا تصویر ورودی را با هیستوگرام تعدیل شده، تبدیل نمایید و سپس با استفاده از نگاشت پیدا شده در مرحله ۳، هر مقدار پیکسل تعدیل شده، یعنی s_k مربوط به این تصویر را به مقدار متناظر، یعنی Z_q در تصویر هیستوگرام مشخص شده نگاشت کنید. می‌توان با ترکیب دو تابع تبدیل T و G^{-1} ، از مرحله میانی صرف نظر کرد. البته G باید دقیقاً یکنواخت باشد، که براساس معادله (۲-۸) معنایش این است که هیچ کدام از مقادیر $p_z(Z_i)$ مربوط به هیستوگرام مشخص شده، نمی‌توانند صفر باشند.

همان‌طور که گفته شد، مشکل تابع تبدیل در شکل (۲-۱۳) (الف)، ناشی از تمرکز وسیع پیکسل‌ها در تصویر اصلی با سطوح نزدیک به صفر است. یک روش معقول، اصلاح هیستوگرام آن تصویر است به طوری که فاقد این ویژگی باشد. شکل (۲-۱۴) (الف) یک تابع مشخص شده‌ی دستی را نشان می‌دهد که شکل کلی هیستوگرام اصلی را حفظ می‌کند، اما انتقال سطوح هموارتری را در منطقه تاریک مقیاس خاکستری دارد. نمونه‌برداری این تابع در ۲۵۶ مقدار گسسته‌ی یکسان، هیستوگرام مشخص شده‌ی مطلوب را ایجاد می‌کند. تابع تبدیل $G(Z)$ که با استفاده از معادله (۲-۸) از این هیستوگرام به دست آمد، با برچسب تبدیل (۱) در شکل (۲-۱۴) (ب)، مشخص شده است. تصویر ارتقا یافته در شکل (۲-۱۴) (ج)، با اجرای تبدیل (۲) به پیکسل‌های تصویر هیستوگرام تعدیل شده در شکل (۲-۱۳) (ب) به دست آمد. بهبود تصویر هیستوگرام مشخص شده، نسبت به نتیجه به دست آمده توسط تعدیل هیستوگرام، با مقایسه این دو تصویر مشخص است.

مشخصات هیستوگرام، یک فرآیند آزمایش و خطا است و به طور کلی، قوانینی برای مشخص کردن هیستوگرام‌ها وجود ندارد.



شکل (۲-۱۴): (الف) هیستوگرام مشخص شده، (ب) تبدیلات، (ج) تصویر ارتقا یافته با استفاده از نگاشت‌هایی از منحنی (۲)، (د) هیستوگرام تصویر (ج).

۲-۳- بهسازی تصویر با کاهش اثر نویز

نویز به معنی اعوجاج ناخواسته در یک سیگنال یا تصویر است که به عنوان یک اختلال مزاحم در نظر گرفته می‌شود. همچنین در جایی دیگر نویز را به عنوان صدای ناخواسته‌ای که به هنگام گوش کردن به یک صدای دیگر، به وجود آمده است معرفی می‌کنند. این تعریف به این معنی است که نویز، چیزی نیست که به خودی خود وجود داشته باشد، بلکه چیزی است که مستمع را از گوش کردن به چیزی که روی آن متمرکز شده است منحرف می‌کند [۲۳].

فرض کنید با یکی از دوستان خود در یک مهمانی مشغول صحبت کردن هستید. مکالمه‌ی شما مدام توسط سر و صدای افراد دیگر دچار وقفه می‌شود. این صداها نویز هستند و شما می‌خواهید فقط به صحبت‌های یکدیگر گوش دهید. همین مساله برای افراد دیگر نیز وجود دارد، یعنی آنها نیز می‌خواهند به هر طریق ممکن فقط صحبت یکدیگر را گوش کنند و صحبت شما از نظر آنها نویز

محسوب می‌شود. تعریف نویز را این گونه بیان می‌کنند. نویز مجموعه‌ای از سیگنال‌هاست که برای ما خوشایند نیستند [۲۴].

در کاربردهای دیگر همانند پردازش تصویر، نویز اطلاعات ناخواسته‌ای است که در تصویر به وجود آمده‌است. بنابراین باید بتوانیم بر اساس برخی از مشخصه‌هایی که برای ما کاملاً واضح هستند، بین اطلاعات خواسته و ناخواسته تفاوت قائل شویم، تا بتوانیم اطلاعات ناخواسته را تا حد ممکن از بین ببریم.

۲-۴- عوامل ایجاد نویز در تصاویر

تصاویر دیجیتالی، با نویزهای متعددی می‌توانند درگیر شوند. این نویزها ممکن است از چندین راه وارد یک تصویر دیجیتال شوند. اگر تصویر از روی فیلم فوتوگرافی ساخته شده باشد، بافت این فیلم می‌تواند یک منبع نویز باشد. همچنین نویز می‌تواند در اثر صدمه دیدن این فیلم به وجود آید. اگر تصویر مستقیماً به فرمت دیجیتالی باشد، مکانیزم جمع‌آوری داده‌ها (مثلاً یک آشکارساز CCD) می‌تواند منبع دیگری از نویز باشد. انتقال الکترونیکی داده‌های تصویر می‌تواند منبع دیگری از ایجاد نویز باشد. در حالت کلی می‌توان گفت نویز در تصویر عبارت است از، مشخصه‌هایی از تصویر که ما آنها را نمی‌خواهیم و توجه ما را از بررسی مشخصه‌های اصلی تصویر منحرف می‌کنند. این مشخصه‌ها می‌توانند انواع مختلفی داشته باشند. در ادامه این فصل چند روش حذف نویز تصویر بررسی می‌شود.

۲-۵- روش‌های حذف نویز

تاکنون روش‌های متعددی برای حذف نویز ارائه شده‌اند و هر یک از آنها نیز به نوعی برای بهبود روش‌های قبلی تلاش نموده‌اند. در ادامه، چند روش رایج برای حذف نویز را مورد بررسی قرار می‌دهیم. باید توجه داشت که در اکثر این روش‌ها، نویز به صورت جمع‌شونده فرض می‌شود. یعنی تصویر اصلی S با نویز N جمع شده و تصویر X را نتیجه می‌دهد.

۲-۵-۱- فیلتر پایین گذر یا میانگین

بنیادی‌ترین روش حذف نویز، استفاده از فیلتر پایین‌گذر است. البته خیلی معمول است که در پردازش سیگنال، فرض می‌شود نویز شامل تمام باندهای فرکانسی است در صورتی‌که سیگنال اصلی شامل بخشی از فرکانس‌های پایین می‌شود. با این دانش، ما می‌توانیم فرکانس‌های بالاتر را حذف کنیم و به این ترتیب بخش بزرگی از نویز موجود در سیگنال از بین می‌رود. البته باید توجه داشت، بخش کوچکی از انرژی سیگنال اصلی نیز از بین می‌رود. خروجی با کانولوشن بین سیگنال اصلی و یک پنجره فیلتر به دست خواهد آمد. برای یک تصویر، مقدار خروجی y_0 به صورت زیر به دست می‌آید:

$$y_0 = \frac{\sum_i \omega_i x_i}{\sum_i \omega_i} \quad (۹-۲)$$

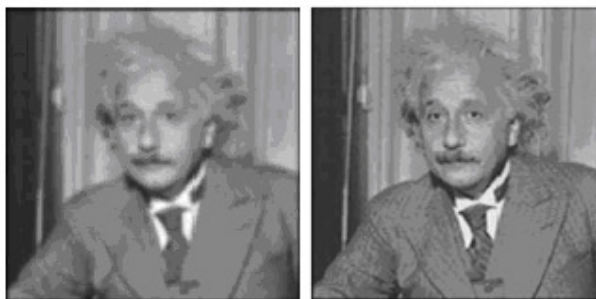
که ω_i پنجره کانولوشن و x_i پیکسل‌های موجود در همان پنجره از تصویر می‌باشند. یعنی مقدار یک پیکسل مرکزی از مجموع وزنی پیکسل‌های همسایگی آن به دست می‌آید. این همسایگی‌ها را می‌توان با توجه به کاربرد به چندین صورت در نظر گرفت. فیلتر کردن تصویر، به وسیله‌ی کانولوشن یک فیلتر ماتریسی دوبعدی با یک تصویر دوبعدی انجام می‌شود. فیلتر میانگین، با جایگزین کردن هر پیکسل با مقدار میانگین همسایگی‌های آن عمل می‌کند. این عمل باعث از بین بردن تأثیر مقدار سطح خاکستری پیکسلی می‌شود که سطح خاکستری آن تفاوت فاحشی با سایر همسایگی‌هایش دارد. مرکز ماتریس فیلتر، در پیکسل مورد نظر ضرب شده و سایر المان‌های ماتریس فیلتر با پیکسل‌های متناظر خود ضرب می‌شوند. همانند سایر کانولوشن‌ها، این فیلتر نیز بر اساس ایده‌ی پنجره‌گذاری عمل می‌کند، که این پنجره، بیانگر شکل و اندازه همسایگی‌هایی است که در محاسبه‌ی این فیلتر به کار گرفته می‌شوند. اغلب یک پنجره مربعی 3×3 نشان داده شده در شکل (۲-۱۵) مورد استفاده قرار می‌گیرد. البته می‌توان از پنجره‌های بزرگتری (مثلاً 5×5) نیز استفاده کرد، که این پنجره‌ها برای هموارسازی شدیدتر مورد استفاده قرار می‌گیرند [۱].

$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$
$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$
$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$	$\frac{1}{9}$

شکل (۲-۱۵): پنجره‌ی متوسط‌گیری 3×3 .

چند قانون در مورد این فیلترها وجود دارد:

- اندازه آن باید فرد باشد زیرا باید یک مرکز داشته باشد.
 - چنانچه بخواهید تصویر به‌دست آمده دارای روشنایی برابر با تصویر اصلی باشد، باید مجموع ضرایب ماتریس فیلتر برابر با یک باشد.
 - اگر مجموع المان‌ها بزرگتر از یک باشد، تصویر به‌دست آمده تصویری روشن‌تر از تصویر اصلی شده و اگر مجموعشان کوچکتر از یک باشد تصویر تیره‌تر خواهد شد.
- در شکل (۲-۱۶)، نمونه‌ای از فیلتر کانولوشنی بر روی یک تصویر، آزمایش شده است. مقدار هموارسازی مستقیماً متناسب با اندازه‌ی فیلتر است.



(ب)

(الف)

شکل (۲-۱۶): تصویر انیشتین حذف نویز شده با فیلتر میانگین، الف) تصویر اصلی و ب) تصویر هموار شده با استفاده از فیلتر میانگین 5×5 .

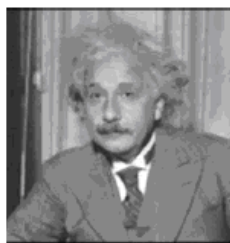
۲-۵-۲- فیلتر میانه

این فیلتر کاری مشابه با فیلتر میانگین انجام می‌دهد، اما به جای گرفتن مقدار میانگین یا متوسط، مقدار میانه‌ی همسایگی‌ها را در نظر می‌گیرد. مقدار میانه به این صورت به دست می‌آید که تمام مقادیر سطوح خاکستری را از مقدار کوچک به بزرگ مرتب، و سپس مقدار وسط این مقادیر را به عنوان مقدار جایگزین پیکسل مرکزی انتخاب می‌کنیم. اگر تعداد کل پیکسل‌های یک پنجره عدد زوج باشد، دو مقدار برای مقدار مرکزی به دست می‌آید، که در این حالت مقدار متوسط این دو عدد را انتخاب می‌کنیم.

با استفاده از یک فیلتر میانگین، مقادیر سطح خاکستری نویزها نیز در متوسط‌گیری شرکت می‌کنند. اما زمانی که از فیلتر میانه استفاده شود، تنها از مقدار سطح خاکستری یک یا دو پیکسل تصویر اصلی استفاده می‌شود [۲۵]. این فیلتر می‌تواند کیفیت تصویر را نیز بهتر حفظ کند. فیلتر میانه با استفاده از عملیات کانولوشن روی تصویر، عمل حذف نویز را انجام نمی‌دهد، بلکه از یک الگوریتم مرتب‌سازی استفاده می‌کند. تصویر به دست آمده، پس از اعمال فیلتر میانه کوانتیزه شده و تیزتر دیده می‌شود. در شکل (۲-۱۷) دیده می‌شود که حذف نویز با استفاده از یک فیلتر میانه 3×3 در شکل (۲-۱۷) (ج) منجر به نتیجه‌ی بسیار بهتری نسبت به فیلتر میانگین در ابعاد 3×3 در حذف این نویز شده است. شکل (۲-۱۷) (د) نتیجه‌ی اعمال یک فیلتر میانه 15×15 است. توجه داشته باشید که اگرچه بسیاری از جزئیات تصویر از دست رفته است، اما نواحی مرزی (لبه‌ها) در تصویر حفظ شده‌اند.



(د)



(ج)



(ب)



(الف)

شکل (۲-۱۷) نتیجه حذف نویز تصویر با استفاده از فیلتر میانه با پنجره‌های مختلف، الف) تصویر نویزی با نویز نمک و فلفل، ب) تصویر حذف نویز شده با فیلتر میانگین، ج) تصویر حذف نویز شده با فیلتر میانه 3×3 و د) تصویر حذف نویز شده با فیلتر میانه 15×15 .

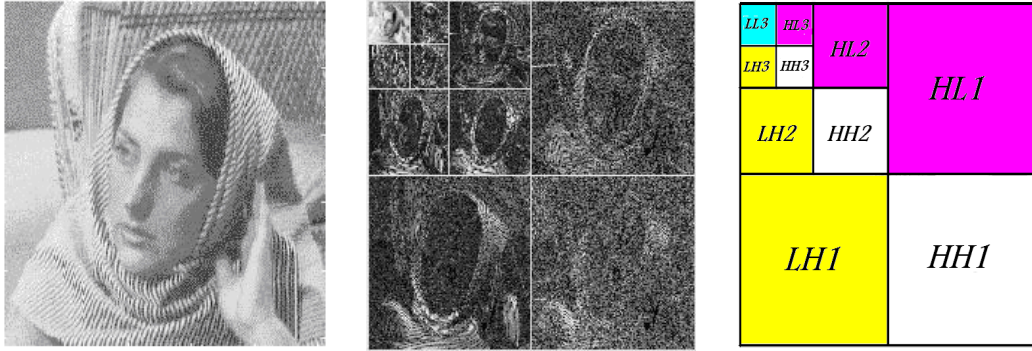
۲-۵-۳- آستانه‌گذاری ویولت

حذف نویز با استفاده از ویولت، یکی از روش‌های پرکاربرد در سال‌های اخیر محسوب می‌شود [۲۶-۲۹]. کار اصلی در این روش، یافتن تابع ویولت پایه‌ی مناسب به گونه‌ای است که اکثر نویز سیگنال، روی تعداد کمی از بردارهای پایه نمایش داده شوند. سپس حذف نویز به این صورت انجام می‌شود که بخش‌هایی از این بردارها که به‌عنوان نویز در نظر گرفته شده‌اند، از بین رفته و مابقی ضرایب که به‌عنوان سیگنال اصلی می‌باشند باقی گذاشته می‌شوند [۲۷]. برای حذف کردن این بردارها نیز از روش‌های آستانه‌گیری مختلفی استفاده می‌شود که انتخاب یک آستانه‌ی مناسب نیز می‌تواند در پروسه‌ی حذف نویز بسیار تاثیرگذار باشد. ضرایب به‌دست‌آمده از ویولت با مقدار آستانه مقایسه می‌شوند. اگر مقدارشان کوچکتر از مقدار آستانه بود حذف و در غیراینصورت بی‌تغییر نگه داشته و یا اصلاح می‌شوند. سپس تبدیل معکوس ویولت روی آنها اعمال می‌شود تا سیگنال حذف نویز شده به‌دست آید.

ضرایب ویولت دارای چهار زیرباند HL ، LH ، HH و LL است. زیرباند HH در بردارنده‌ی جزئیات قطری تصویر، زیرباند HL در بردارنده‌ی جزئیات افقی و زیرباند LH در بردارنده‌ی ساختارهای عمودی تصویر می‌باشند. این سه زیرباند، زیرباندهای جزئیات^۶ نامیده می‌شوند. زیرباند LL در بردارنده‌ی جزئیات فرکانس پایین تصویر، یعنی کلیات موجود در تصویر می‌باشد. روش آستانه‌گذاری ویولت تمام ضرایب موجود در زیرباندهای جزئیات تصویر را با استفاده از توابع آستانه‌گذاری نرم یا سخت بررسی می‌کند و سپس تخمین تصویر حذف نویز شده با استفاده از تبدیل معکوس ویولت به‌دست می‌آید.

در شکل (۲-۱۸) تصویر Barbara با سه سطح تجزیه‌ی ویولت نشان داده شده است. در این تصویر زیرباندهای مختلف معرفی شده را می‌توان دید.

⁶ Details



شکل (۲-۱۸): تجزیه تصویر Barbara با سه سطح ویولت

الف) آستانه‌گذاری سخت^۷

اولین روشی که برای آستانه‌گذاری از آن استفاده می‌شود آستانه‌گذاری سخت است. با استفاده از این روش، با توجه به رابطه‌ی (۲-۱۰)، ضرایب بزرگتر از مقدار آستانه، بدون تغییر باقی می‌مانند و ضرایب کوچکتر از این مقدار، با صفر جایگزین می‌شوند.

$$\gamma(Y) = \begin{cases} Y & \text{if } Y > T \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (۲-۱۰)$$

این فرآیند بر این اساس است که تصویر با ضرایب بزرگ ویولت بازنمایی می‌شود. این ضرایب بعد از پایان عملیات حذف نویز، نیز باقی گذاشته می‌شوند، اما نویز در اطراف ضرایب کوچک قرار دارد که بعد از تبدیل ویولت، این ضرایب حذف می‌شوند. متأسفانه، لبه‌ها، بسیاری از ضرایب ویولت را به مقادیری کوچکتر از آستانه (البته نه به اندازه صفر) سوق می‌دهند. حذف این ضرایب منجر به نوساناتی در حوالی لبه‌های تصویر می‌شوند.

⁷ Hard Thresholding

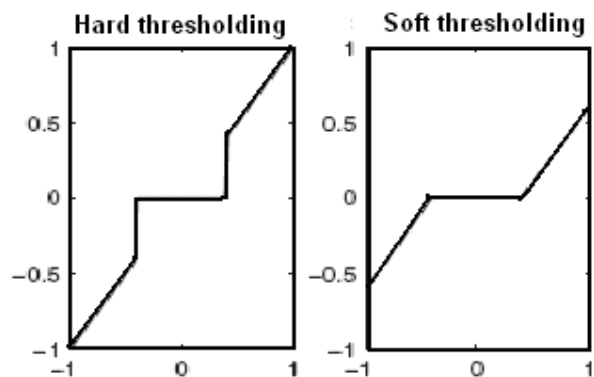
ب) آستانه‌گذاری نرم^۸

در آستانه‌گذاری نرم، تمام ضرایبی که کوچکتر از مقدار آستانه در هر یک از زیرباند‌ها هستند، با صفر جایگزین می‌شوند و ضرایب بالاتر از مقدار آستانه با توجه به رابطه‌ی (۱۱-۲)، به اندازه‌ی مقدار آستانه کاهش می‌یابند.

$$a(\alpha) = \begin{cases} \frac{v_\beta(\alpha) - \text{sgn}(v_\beta(\alpha))T}{v_\beta(\alpha)} & |v_\beta(\alpha)| \geq T \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11-2)$$

پیوستگی اپراتور آستانه‌گذاری نرم، بهتر می‌تواند ساختار ضرایب ویولت را حفظ کند و مانع از نوسانات اطراف نقاط ناپیوستگی شود. توجه داشته باشید که آستانه‌گذاری نرم همانند یک اپراتور ایده‌آل، تمامی ضرایب ویولت را به‌منظور کاهش میزان نویز، تضعیف می‌کند. برای سادگی می‌توان آستانه‌گذاری سخت را پروسه‌ی صفر کردن المان‌هایی دانست که قدر مطلق آنها کوچکتر از مقدار آستانه است، و آستانه‌گذاری نرم نیز همان آستانه‌گذاری سخت است با این تفاوت که در این روش پس از جایگزینی المان‌های کوچکتر از مقدار آستانه با عدد صفر، ضرایب باقیمانده به صفر انتقال می‌یابند. معمولاً در اکثر آزمایشات از آستانه‌گذاری نرم استفاده می‌شود، چون این نوع آستانه‌گذاری اثر تخریبی کمتری در تصویر به‌وجود می‌آورد. شکل (۱۹-۲) نحوه‌ی عملکرد روش‌های آستانه‌گذاری سخت و نرم را نشان می‌دهد.

⁸ *Soft Thresholding*



(ب)

(الف)

شکل (۲-۱۹): نحوه‌ی عملکرد توابع آستانه‌گذاری نرم و سخت برای از بین بردن نویز. الف) آستانه‌گذاری نرم، ب) آستانه‌گذاری سخت.

برای مقایسه‌ی این دو روش حذف نویز، شکل (۲-۲۰) را ببینید. در این تصاویر، قسمتی از تصویر Lena را ملاحظه می‌کنید که با استفاده از روش‌های آستانه‌گذاری سخت و نرم حذف نویز شده‌است.



(ج)

(ب)

(الف)

شکل (۲-۲۰) مقایسه حذف نویز تصویر با استفاده از روش‌های آستانه‌گذاری ویولت، الف) تصویر نویزی با انحراف استاندارد ۲۰، ب) آستانه‌گذاری سخت و ج) آستانه‌گذاری نرم.

ج) محاسبه‌ی مقدار آستانه

در هر یک از دو روش آستانه‌گذاری که معرفی شدند، انتخاب مقدار مناسب برای آستانه، می‌تواند بسیار حیاتی باشد. چون روش‌های آستانه‌گذاری، با صفر کردن ضرایب کوچکتر از مقدار آستانه هر گونه اطلاعاتی که در این ضرایب موجود باشد را از بین خواهند برد. انتخاب مقدار آستانه به این دلیل حائز اهمیت است که انتخاب مقدار بزرگ برای آستانه، می‌تواند علاوه بر از بین بردن نویز تصویر،

اطلاعات زیادی از تصویر اصلی را نیز از بین ببرد. همچنین انتخاب یک مقدار کوچک برای آستانه می‌تواند موجب شود که نویز موجود در تصویر به‌خوبی از بین نرود. بنابراین محاسبه‌ی مقدار مناسب برای آستانه، نیاز به دقت بسیار بالایی دارد تا بتوان علاوه بر حذف نویز موجود در تصویر، اطلاعات اصلی موجود در سیگنال اصلی تصویر را نیز به‌خوبی حفظ نمود.

چند روش برای محاسبه‌ی مقدار آستانه وجود دارند. از جمله‌ی آنها می‌توان به روش ارائه شده در [۳۰] اشاره نمود. این آستانه با رابطه‌ی (۲-۱۲) محاسبه می‌شود.

$$T = \sqrt{2 \log(M)} \sigma \quad (2-12)$$

که σ انحراف استاندارد نویز و M تعداد پیکسل‌های تصویر می‌باشند. مقدار آستانه در حالتی که M خیلی بزرگ باشد، عدد بزرگی را در نظر می‌گیرد، که در این حالت ضرایب زیادی از سیگنال اصلی به همراه نویز از دست خواهند رفت. بنابراین، این نوع آستانه گذاری نمی‌تواند خیلی موفق باشد. از طرفی می‌توان از آستانه‌گذاری Bayesshrink استفاده کرد. این روش از محاسبات ریاضی Bayesian استفاده می‌کند تا مقدار آستانه‌ی مناسبی را انتخاب کند که مستقل از تعداد پیکسل‌های تصویر و

وابسته به زیرباندهای تصویر باشد. در این روش مقدار آستانه از روش $T = \frac{\sigma^2}{\sigma_x}$ محاسبه می‌شود. این

مقدار آستانه با استفاده از رابطه‌ی $\frac{T}{\sigma}$ نرمالیزه می‌شود. مقدار آستانه، به طور مستقیم با σ که مقدار

انحراف استاندارد نویز است و به‌طور معکوس با σ_x که انحراف استاندارد سیگنال X است در ارتباط می‌باشد. زمانی که $\frac{\sigma}{\sigma_x} \ll 1$ باشد، سیگنال خیلی از نویز قوی‌تر است، T عدد کوچکی انتخاب

خواهد شد تا نویز را از بین ببرد و سیگنال اصلی را حفظ کند، و زمانی که $\frac{\sigma}{\sigma_x} \gg 1$ باشد، نویز

خیلی بیشتر از سیگنال اصلی خواهد بود و در این حالت مقدار آستانه عدد بزرگی انتخاب می‌شود تا نویزها از بین بروند و سیگنال اصلی باقی بماند. بنابراین ملاحظه می‌شود که این نوع آستانه‌گذاری،

تطبیق یافته با مشخصه‌های سیگنال و نویز است که در پارامترهای σ_x و σ انعکاس یافته‌اند.

د) تخمین پارامترها برای محاسبه‌ی آستانه

یکی از مراحل انتخاب مقدار آستانه، محاسبه‌ی پارامترهای σ و σ_x در هر زیرباند می‌باشد. واریانس نویز که در [۲۶] از آن استفاده شده است از زیرباندهای HH_1 به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\hat{\sigma} = \frac{\text{Median}(Y_{i,j})}{0.6745} \quad (13-2)$$

که در آن Y_{ij} درآیه‌های زیر باند HH_1 می‌باشد. با توجه به فرضیات آماری سیگنال و نویز می‌توان نوشت:

$$\sigma_y^2 = \sigma_x^2 + \sigma^2 \quad (14-2)$$

از آنجا که Y دارای میانگین صفر است، در نتیجه σ_y^2 با توجه به رابطه‌ی زیر به دست خواهد آمد:

$$\hat{\sigma}_y^2 = \frac{1}{m^2} \sum_{i,j=1}^n Y_{i,j}^2 \quad (15-2)$$

که m بعد هر یک از زیرباندها می‌باشد. با محاسبه‌ی σ_y^2 و σ^2 از (۱۵-۲) و (۱۳-۲) مقدار σ_x به صورت زیر به دست خواهد آمد:

$$\hat{\sigma}_x = \sqrt{\max((\hat{\sigma}_y^2 - \hat{\sigma}^2), 0)} \quad (16-2)$$

در حالت کلی می‌توان پروسه‌ی حذف نویز ویولت را به سه مرحله‌ی زیر خلاصه کرد:

۱. یک ویولت مادر و تعداد سطوح ویولت مناسب (N) را انتخاب کرده و تجزیه‌ی ویولت تصویر را

در N سطح انجام می‌دهیم.

۲. برای هر یک از سطوح 1 تا N مقدار آستانه را به دست می‌آوریم و این مقدار را با استفاده از

آستانه‌گذاری نرم روی زیرباندهای جزئیات اعمال می‌کنیم.

۳. تبدیل معکوس ویولت را روی ضرایب اصلی کلیات سطح N ام و ضرایب اصلاح شده‌ی

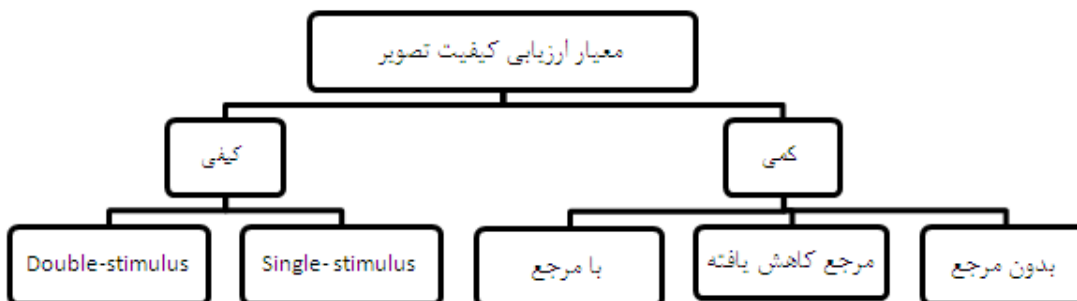
جزئیات سطوح 1 تا N ام اعمال می‌کنیم تا تصویر حذف نویز شده به دست آید.

فصل سوم:

معیار ارزیابی کیفیت تصویر

۳-۱- مقدمه

تشخیص کیفیت تصاویر از جمله مباحث پرکاربرد و چالش‌انگیز در مسائل مربوط به الگوریتم‌های پردازش تصویر است. تشخیص کیفیت، نه تنها به‌عنوان معیاری جهت میزان مقبولیت یک تصویر مورد استفاده قرار می‌گیرد، بلکه کارآیی بسیاری از الگوریتم‌های مرتبط با تصویر را نیز بیان می‌کند. از اینرو معیار ارزیابی کیفیت تصویر^۹، برای نشان‌دادن بهبود کیفیت تصویر ضروری است. دو روش پایه‌ای تشخیص کیفیت تصویر، به‌صورت‌های کیفی^{۱۰} و کمی^{۱۱} می‌باشند که شمای کلی آن در شکل (۳-۱) نشان داده شده است. در روش کیفی، انسان کیفیت تصویر را ارزیابی می‌کند، درحالی‌که در روش کمی، کیفیت تصویر به صورت اتوماتیک ارزیابی می‌شود. از آنجایی‌که انسان‌ها، کاربران نهایی بیشتر کاربردهای مالتی مدیا هستند، ارزیابی کیفی، معیار دقیق‌تر و قابل اعتمادتری می‌باشد. ولی بعداً اشاره خواهیم نمود که به‌دلیل برخی مشکلات آن، امروزه از روش‌های کمی استفاده می‌شود. به همین علت، روش‌های تشخیص کیفیت به صورت کمی، که کیفیت تصویر را به‌صورت عددی ارزیابی می‌کنند بسیار مفید واقع شدند. روش‌های تشخیص کیفیت کمی، کیفیت تصویر را طوری پیش‌بینی می‌کنند که به معیار کیفی نزدیک باشند [۳۱]. در این فصل، چندین روش معیار ارزیابی تصویر مورد بررسی قرار گرفته است.



شکل (۳-۱): شمای کلی معیار ارزیابی کیفیت تصویر.

⁹ Image Quality Assessment

¹⁰ Subjective

¹¹ Objective

۲-۳- ارزیابی کیفیت تصویر به صورت کیفی

از آنجایی که انسان دریافت کننده نهایی تصویر می باشد، رضایت انسان از تصویر، نقش مهمی در ارزیابی تصویر دارد. معیار ارزیابی کیفیت تصویر به صورت کیفی، توسط چند انسان انجام می شود. این روش، براساس موجود بودن یا عدم موجود بودن تصویر مرجع به دو دسته double stimulus و single stimulus تقسیم می شود. در روش double stimulus، هر دو تصویر منبع و تصویر تست، به چند انسان ارائه می شوند و آن ها به کیفیت هر دو تصویر، مشابه شکل (۲-۳) بر روی مقیاس کیفیت خطی، امتیازی می دهند. ولی در روش single stimulus، کیفیت تصویر تست، بدون ارجاع به تصویر مرجع ارزیابی می شود. در این روش هر تصویر تست، توسط چند کاربر ارزیابی می شود و امتیازی به آن داده می شود. میانگین این امتیازها (MOS¹²) به عنوان امتیاز نهایی تصویر در نظر گرفته می شود. ولی در double stimulus تفاضل MOS تصویر تست با MOS تصویر مرجع، به عنوان امتیاز تصویر تست به دست می آید.

A	B	
		Excellent
		Good
		Fair
		Poor
		Bad

شکل (۲-۳): مقیاس کیفیت خطی در روش double stimulus. یکی از این مقیاس ها برای تصویر اصلی و دیگری برای تصویر تست می باشد.

همان طور که اشاره شد معیار سنجش کیفیت تصویر کیفی، به تعدادی انسان برای ارزیابی تصویر نیاز دارد. با وجود اینکه این روش قابل اعتماد و دقیق می باشد، ولی وقت گیر و پرهزینه است و در نتیجه برای کاربردهای بلادرنگ، قابل اجرا نمی باشد. از اینرو روش های اتوماتیکی برای ارزیابی کیفیت تصویر،

¹² Mean Opinion Score

مورد نیاز هستند که بتوانند کیفیت تصویر را طوری پیشگویی کنند که نزدیک به معیار تشخیص کیفی باشد. این روش‌ها به‌عنوان روش‌های کمی نام برده می‌شوند.

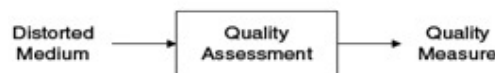
۳-۳- ارزیابی کیفیت به‌صورت کمی

هدف تشخیص کیفیت به‌صورت کمی، طراحی روش‌های محاسباتی است که بتوانند کیفیت تصویر را به‌صورت دقیق و اتوماتیک پیش‌بینی کنند. در واقع الگوریتم‌هایی که در این زمینه وجود دارند، باید به‌گونه‌ای کیفیت تصویر را پیش‌بینی کنند، که به معیار کیفی نزدیک باشند.

ارزیابی کیفیت تصویر به‌صورت کمی، به ۳ دسته Full Reference (FR)، Reduced Reference (RR) و (NR) No Reference تقسیم می‌شوند [۳۲].

۳-۳-۱- تشخیص کیفیت بدون داشتن تصویر مرجع (No Reference)

در این روش کیفیت یک تصویر، بدون داشتن تصویر مرجع تخمین زده می‌شود (شکل (۳-۳)). این روش به‌مراتب پیچیده و مشکل‌می‌باشد، اگرچه ارزیابی تصویر تست بدون موجود بودن تصویر مرجع، برای انسان کار ساده‌ای است [۳۱-۳۲]. به‌عنوان مثال، انسان با دیدن شکل (۳-۴) به‌راحتی می‌تواند به کیفیت پایین آن اشاره کند. علت داوری نیز در این نکته نهفته است که انسان با توجه به شناختی که از ساختار تصویری چهره دارد، تشخیص می‌دهد لبه‌های تصویر از حالت طبیعی خارج شده‌اند و به عبارتی کیفیت تصویر پایین است. این موضوع به‌ظاهر ساده، ولی در واقع بسیار پیچیده است و با دانش قبلی انسان از مفهومی به‌نام "چهره انسان" ارتباط تنگاتنگی پیدا می‌کند. به‌طوری که، بدون آنکه انسان نسخه اصلی این تصویر را دیده باشد بر کیفیت پایین آن صحه می‌گذارد [۳۳].



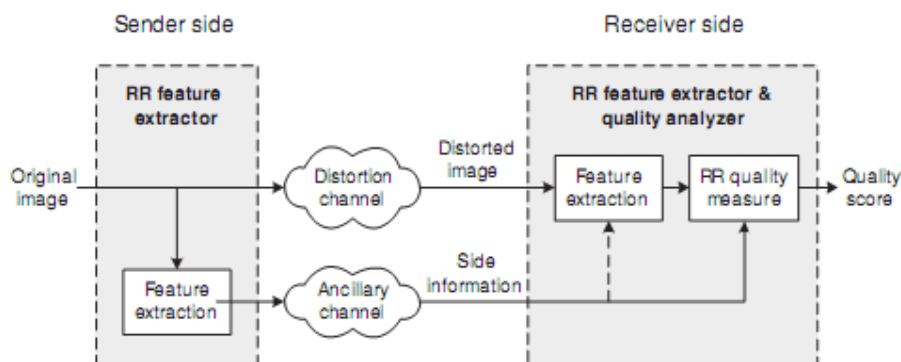
شکل (۳-۳): معیار ارزیابی کیفیت تصویر بدون مرجع.



شکل (۳-۴): نمونه‌ای از تشخیص کیفیت تصویر بدون داشتن تصویر مرجع. کیفیت بد تصویر، بدون داشتن تصویر مرجع به‌سهولت برای انسان قابل تشخیص است.

۳-۳-۲- تشخیص کیفیت با مدل مرجع کاهش یافته (Reduced Reference)

در این روش برای ارزیابی تصویر تست، تصویر مرجع به‌صورت کامل وجود ندارد، بلکه مشخصه‌ها و ویژگی‌هایی از تصویر مرجع در زمان مقایسه در دسترس می‌باشند [۳۱]. شمای کلی این روش در شکل (۳-۵) نشان داده شده است. در این روش یک فرآیند استخراج ویژگی در سمت فرستنده و یک فرآیند استخراج ویژگی و مقایسه این ویژگی‌ها برای ارزیابی تصویر تست، در سمت گیرنده انجام می‌شود. ویژگی‌های استخراج شده از تصویر مرجع، از کانال انتقال داده می‌شوند. همین ویژگی‌ها باید در سمت گیرنده، از تصویر مرجع که احتمالاً دچار آسیب شده، استخراج گردد (در شکل با خط چین نشان داده شده است). مهمترین مسئله در این سیستم، پهنای باند کانال می‌باشد. از اینرو با توجه به این محدودیت، تنها باید ویژگی‌های مناسب و مفید را انتخاب نمود [۳۴].



شکل (۳-۵): شمای کلی معیار ارزیابی با مدل مرجع کاهش‌یافته.

۳-۳-۳- تشخیص کیفیت با داشتن مدل مرجع (Full Reference)

در این روش برای ارزیابی تصویر تست، تصویر مرجع به صورت کامل وجود دارد و کیفیت تصویر تست براساس مقایسه با تصویر مرجع به دست می آید [۳۱]. شمای کلی این روش در شکل (۳-۶) نشان داده شده است. در این فصل به چند روش مهم و پرکاربرد این دسته می پردازیم.



شکل (۳-۶): معیار ارزیابی کیفیت تصویر با مرجع.

الف) معیار میانگین مربع خطا (MSE)^{۱۳}

یکی از قدیمی ترین و ساده ترین معیار ارزیابی کیفیت تصویر با مرجع، روش MSE می باشد. این معیار، بیانگر اختلاف مربعی بین تصویر بهبود یافته و تصویر اصلی می باشد و به صورت زیر تعریف می شود:

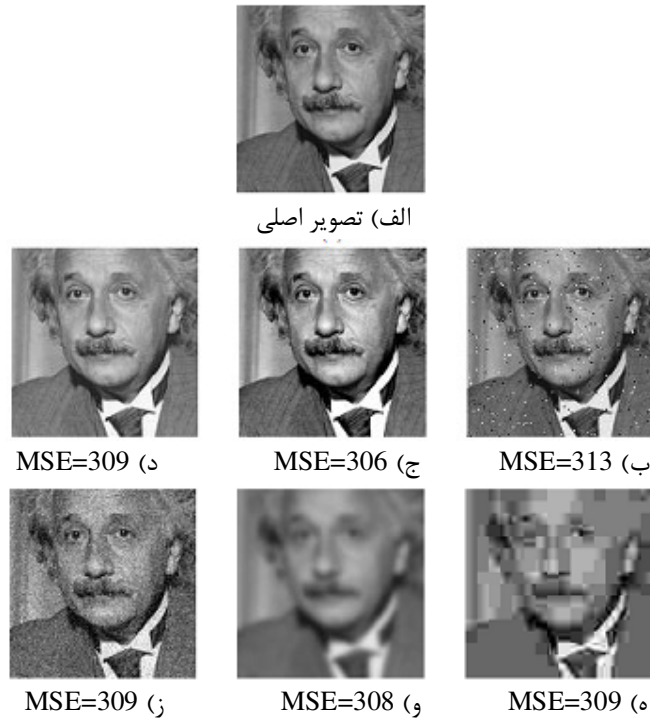
$$MSE = \frac{1}{NM} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (I_{original}(i, j) - I_{enhancement}(i, j))^2 \quad (1-3)$$

بدیهی است هر چه مقدار این معیار عددی، کوچکتر به دست آید نشان دهنده نزدیک بودن تصویر اصلی و تصویر بهبود یافته می باشد. در معیار MSE به واسطه آنکه، سیستم بینایی انسان^{۱۴} مورد توجه قرار نمی گیرد، عملاً تمامی پیکسل ها نقش یکسانی پیدا می کنند، در حالی که مسلماً مقادیر پیکسل ها بسته به موقعیت آنها در تصویر، تاثیرات متفاوتی را بر روی چشم انسان ایجاد می کنند. برای نمونه، چشم انسان نسبت به نویز در مناطق با بافت متراکم نسبت به بافت یکنواخت حساسیت کمتری دارند، همچنین در نواحی از تصویر که روشنایی خیلی زیاد و یا خیلی کم باشد، حساسیت کمتری از خود نشان می دهد. شکل (۳-۷)، مثال مناسبی برای نشان دادن این موضوع می باشد. در این شکل، (الف)، تصویر اصلی "انیشترین" می باشد و بقیه تصاویر، دچار اعوجاج مختلفی شده اند. علی رغم اینکه کیفیت

¹³ Mean Square Error

¹⁴ Human Visual System

تصاویر دچار اعوجاج شده، از نظر انسان متفاوت است، ولی میانگین مربع خطا (MSE) همه‌ی آنها تقریباً یکسان است.



شکل (۳-۷): نمونه‌ای از تصاویر با کیفیت‌های مختلف که همگی از نظر معیار MSE تقریباً یکسان هستند. الف) تصویر اصلی، ب) نویز ضربه‌ای، ج) افزایش وضوح، د) اصلاح گاما، ه) فشرده‌سازی jpeg، و) blurring، ز) نویز سفید گاوسی.

ب) PSNR

یکی دیگر از معیارهای کمی سنجش کیفیت تصویر که مرتبط با MSE است روش Peak Signal-to-

Noise Ratio (PSNR) است که به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{L^2}{MSE} \quad (۳-۲)$$

L محدوده مجاز و قابل قبول برای سطح خاکستری (Intensity) تصویر است، برای تصاویر gray scale

که هر پیکسل آن ۸ بیت است، $L=2^8-1=255$ در نظر گرفته می‌شود. معیار PSNR نیز مشکلات ذکر

شده در MSE را دارد.

ج) معیار شباهت ساختاری (SSIM¹⁵)

با توجه به مشکلات و محدودیت‌های روش‌های سنتی نظیر PSNR, MSE روش‌های متفاوتی در زمینه بهبود پارامترهای تشخیص با توجه به پارامترهای موثر در سیستم بینایی انسان مطرح شده‌اند. ایده بسیاری از این روش‌ها، همان روش‌های قبلی نظیر MSE است با این تفاوت که نحوه تاثیر پیکسل‌ها با توجه به موقعیت آنها متفاوت باشد. یکی از روش‌های سنجش کیفیت، معیار شباهت ساختاری یا SSIM می‌باشد. این معیار اولین بار در سال ۲۰۰۲ توسط Zhou Wang و Alan C. Bovik ارائه شده است [۳۵].

این معیار ترکیبی از سه معیار مختلف می‌باشد، اگر x و y به ترتیب تصویر اصلی و تصویر تخمینی باشد. این معیار بصورت زیر تعریف می‌شود:

$$SSIM = Q = Q_1 Q_2 Q_3 = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x \sigma_y} \times \frac{2xy}{(\bar{x})^2 + (\bar{y})^2} \times \frac{2\sigma_x \sigma_y}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2} \quad (۳-۳)$$

$$= s(x, y)^\alpha \times l(x, y)^\beta \times c(x, y)^\gamma$$

در این معادله \bar{X} میانگین و σ_x انحراف معیار تصویر x و \bar{Y} میانگین و σ_y انحراف معیار تصویر y می‌باشند که در زیر نشان داده شده است:

$$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i, \quad \bar{Y} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \quad (۴-۳)$$

$$\sigma_x^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{X})^2, \quad \sigma_y^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{Y})^2 \quad (۵-۳)$$

$$\sigma_{xy}^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{X})(y_i - \bar{Y}) \quad (۶-۳)$$

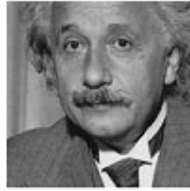
محدوده SSIM بین (۱+ و -۱) می‌باشد که مقدار ۱ نشانگر ماکزیمم شباهت بین دو تصویر است. همان‌طور که گفته شده این معیار، ترکیب سه معیار قدرتمند می‌باشد که می‌توان آنها را بصورت زیر شرح داد.

¹⁵ Structural similarity

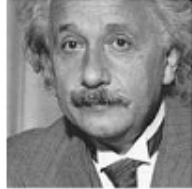
در این معادله، ترکیب اول (Q_1) ضریب همبستگی بین دو تصویر x, y می‌باشد که وابستگی خطی بین دو تصویر را نشان می‌دهد، و محدوده آن بین $(+1)$ و (-1) می‌باشد. به این ترکیب، تابع شباهت ساختاری گفته می‌شود (Structural SIMilarity). اگر x, y کاملاً هم وابستگی خطی داشته باشند، اما ممکن است با یکدیگر تفاوت‌هایی داشته باشند که دو ترکیب دیگر در این مورد استفاده می‌شود. ترکیب دوم (Q_2) تابع روشنایی (Luminance function) می‌باشد، که متوسط روشنایی بین دو تصویر را اندازه‌گیری می‌کند. در واقع نشان می‌دهد چه میزان متوسط روشنایی دو تصویر به هم نزدیک است. ترکیب سوم (Q_3) تابع کنتراست (Contrast function) نامیده می‌شود که چگونگی شباهت بین تصاویر را نمایش می‌دهد. همچنین ضرایب α, β, γ پارامترهایی هستند که برای وزن‌دهی هر تابع بکار می‌روند. معمولاً این مقادیر را برابر یک در نظر می‌گیرند. در این معیار، هر چه مقدار اندازه‌گیری شده برای یک تصویر، به یک نزدیکتر باشد، تصویر دارای کیفیت بهتری می‌باشد. برای استفاده این معیار در پردازش تصویر، ابتدا تصویر را به صورت پنجره‌هایی تقسیم‌بندی می‌کنیم، سپس برای هر پنجره مقدار SSIM را محاسبه می‌نماییم سپس از روی مقدار میانگین، مقدار SSIM تصویر محاسبه می‌شود. (معادله (۷-۳))

$$SSIM(x, y) = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M SSIM(x_j, y_j) \quad (7-3)$$

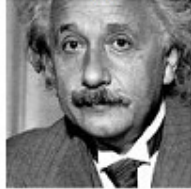
در این رابطه x, y به ترتیب، تصویر اصلی و تصویر بهبودیافته می‌باشند و M تعداد پنجره‌های تصویر می‌باشد. x_j, y_j نیز محتویات j امین پنجره می‌باشند. شکل (۸-۳)، تصاویر مربوط به شکل (۷-۳) را به همراه مقادیر SSIM نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌کنید معیار SSIM نمایانگر بهتری برای کیفیت تصویر است.



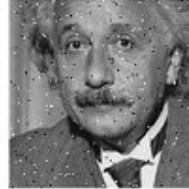
الف) تصویر اصلی



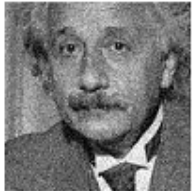
د) SSIM=0.987



ج) SSIM =0.928



ب) SSIM =0.730



ز) SSIM =0.576



و) SSIM =0.641



ه) SSIM =0.580

شکل (۸-۳): تصاویر مربوط به شکل (۷-۳) به همراه مقادیر SSIM. (MSE همگی تقریباً برابر است).

د) معیار میزان حفظ لبه (FOM^{۱۶})

نام دیگر این معیار، معیار ارزش تصویر می باشد که برای ارزش گذاری روی تصویری که لبه بهتری دارد استفاده می شود. این معیار بصورت زیر است :

$$FOM = \frac{1}{\text{Max} \{N, M\}} \sum_{i=1}^M \frac{1}{1 + \lambda d_i^2} \quad (۸-۳)$$

در این معادله M تعداد پیکسل های لبه در تصویر بهبودیافته و N تعداد پیکسل های لبه در تصویر اصلی است. d_i فاصله اقلیدسی بین i امین پیکسل لبه پیدا شده و نزدیک ترین پیکسل لبه ایده آل می باشد، و λ عموماً یک مقدار ثابت است که مقدار ۱/۹ دارد. در این روش ابتدا با استفاده از یک الگوریتم لبه یاب قوی، لبه ها محاسبه می شوند. سپس با استفاده از فرمول گفته شده، مقدار FOM محاسبه می شود [۳۶].

¹⁶. Figure of Merit

FOM مقداری در محدوده ۰ و ۱ دارد. هر چقدر این مقدار، به ۱ نزدیکتر باشد نشان‌دهنده این است که لبه تصویر، بهتر حفظ شده است. نکته مهم در این حالت این است که فیلتر لبه‌یاب دقیقی برای این کار باید استفاده شود. اکثر مراجع از فیلتر لبه‌یاب canny برای هر دو تصویر ایده‌آل و تخمینی استفاده نمودند.

فصل ۴:

بخش بندی تصاویر

۴-۱- مقدمه

یکی از روش‌های پیشنهاد شده در این پایان‌نامه، مبتنی بر بخش‌بندی تصویر است. بر این اساس که ابتدا تصویر را به چند بخش تقسیم نموده، سپس هر بخش را به‌طور مجزا بهبود می‌دهد. از اینرو در این فصل مروری بر مهم‌ترین الگوریتم‌هایی که برای بخش‌بندی تصویر مورد استفاده قرار گرفته‌اند خواهیم داشت. به‌طور کلی روش‌های پیشنهادی برای بخش‌بندی تصویر، را می‌توان به دو دسته روش‌های مبتنی بر هیستوگرام^{۱۷} [۳۷-۳۸] و روش‌های مبتنی بر خوشه‌بندی^{۱۸} [۳۹-۴۰] تقسیم‌بندی کرد. در روش‌های مبتنی بر هیستوگرام، تقسیم‌بندی تصاویر بر اساس توزیع پیکسل‌ها صورت می‌گیرد و هدف، یافتن سطح آستانه‌ای مناسب برای اعمال به تصویر است. این روش، بیشتر برای تصاویر ساده‌ای که شامل زمینه و پس‌زمینه بوده و دارای تغییرات زیاد سطوح خاکستری نمی‌باشند، کاربرد دارند. روش‌های مبتنی بر خوشه‌بندی بر اصل سازماندهی الگوها و دسته‌بندی داده‌ها استوار است. نمونه‌های موجود در هر خوشه، کمترین پراکندگی را نسبت به قرارگرفتن در سایر خوشه‌ها دارند و اعضای هر خوشه بیشترین شباهت را به هم دارند. در این فصل، ابتدا چند روش بخش‌بندی براساس خوشه‌بندی معرفی شده است. سپس به بیان مفهوم پیکسون پرداخته و در انتها الگوریتم استفاده شده برای بخش‌بندی تصاویر شرح داده می‌شود.

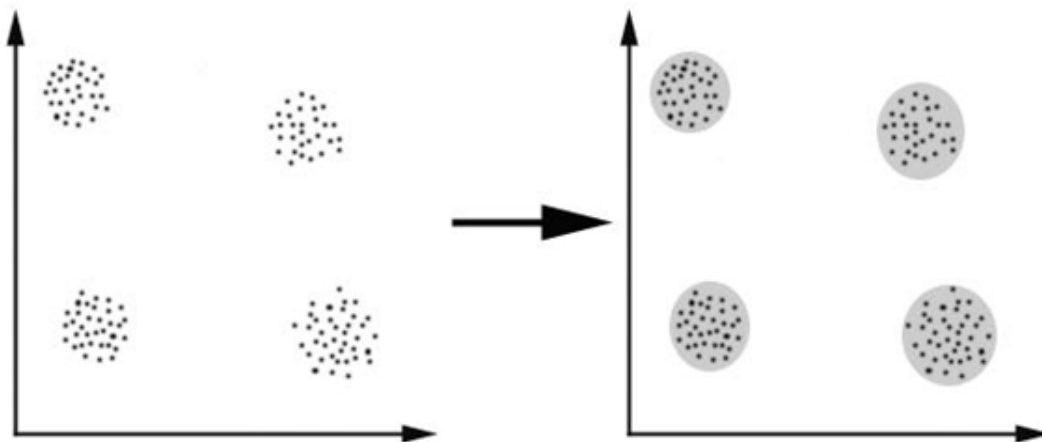
۴-۲- خوشه‌بندی

خوشه‌بندی یکی از شاخه‌های یادگیری بدون نظارت می‌باشد و فرآیند خودکاری است که در طی آن، نمونه‌ها به دسته‌هایی که اعضای آن مشابه یکدیگر می‌باشند تقسیم می‌شوند، که به این دسته‌ها خوشه گفته می‌شود. بنابراین خوشه، مجموعه‌ای از اشیاء می‌باشد که در آن اعضای مجموعه با یکدیگر مشابه بوده و با اشیاء موجود در خوشه‌های (مجموعه‌های) دیگر، غیر مشابه می‌باشند. برای مشابه

¹⁷ Histogram-based

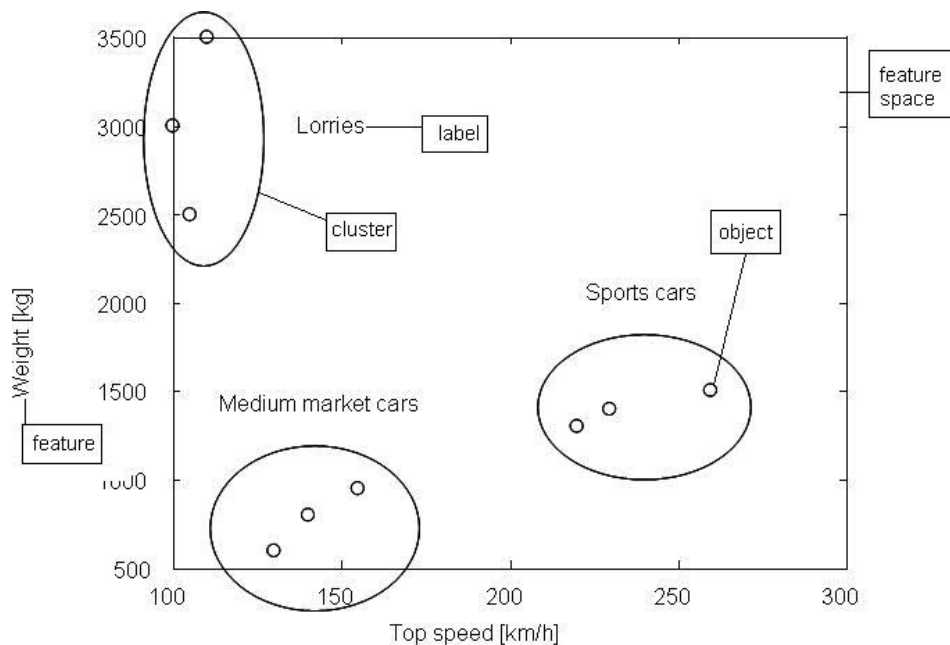
¹⁸ Clustering-Based

بودن می‌توان معیارهای مختلفی را در نظر گرفت، مثلاً می‌توان معیار فاصله را برای خوشه‌بندی مورد استفاده قرار داد و اشیائی را که به یکدیگر نزدیک‌تر هستند را به‌عنوان یک خوشه در نظر گرفت. به این نوع خوشه‌بندی، خوشه‌بندی مبتنی بر فاصله نیز گفته می‌شود. به‌عنوان مثالی از خوشه‌بندی، در شکل (۱-۴) نمونه‌های ورودی در سمت چپ به چهار خوشه‌ی مشابه، شکل سمت راست تقسیم می‌شوند. در این مثال، هر یک از نمونه‌های ورودی به یکی از خوشه‌ها تعلق دارد، و نمونه‌ای وجود ندارد که متعلق به بیش از یک خوشه باشد.



شکل (۱-۴): خوشه‌بندی نمونه‌های ورودی.

به‌عنوان یک مثال دیگر، شکل (۲-۴) را در نظر بگیرید. در این شکل هر یک از دایره‌های کوچک، یک وسیله نقلیه (شیء) را نشان می‌دهد، که با ویژگی‌های وزن و حداکثر سرعت مشخص شده‌اند. هر یک از بیضی‌ها، یک خوشه می‌باشد و عبارت کنار هر بیضی برچسب آن خوشه را نشان می‌دهد. کل دستگاه مختصات که نمونه‌ها در آن نشان داده شده‌اند را فضای ویژگی می‌گویند.



شکل (۴-۲): خوشه بندی وسایل نقلیه.

همان طور که در این شکل می بینید، وسایل نقلیه به سه خوشه تقسیم شده اند. برای هر یک از این خوشه ها، می توان یک نماینده در نظر گرفت. مثلاً می توان میانگین وسایل نقلیه باری را محاسبه کرد و به عنوان نماینده خوشه وسایل نقلیه باری معرفی نمود. در واقع الگوریتم های خوشه بندی، اغلب بدین گونه اند که یک سری نماینده اولیه برای نمونه های ورودی در نظر گرفته می شود. سپس از روی میزان تشابه نمونه ها با این نماینده ها، مشخص می شود که نمونه به کدام خوشه تعلق دارد. بعد از این مرحله، نماینده های جدید از روی نمونه های متعلق به خوشه محاسبه می شود و دوباره نمونه ها با این نماینده ها مقایسه می شوند، تا مشخص شود که به کدام خوشه تعلق دارند. این کار آنقدر تکرار می شود تا زمانی که نماینده های خوشه ها تغییری نکنند.

۴-۳- روش های خوشه بندی

الگوریتم های زیادی جهت خوشه بندی معرفی شده است. الگوریتم های پیشنهادی را می توان به دو دسته سلسله مراتبی و تقسیمی در نظر گرفت.

۴-۳-۱- روش‌های سلسله مراتبی

روش‌های سلسله مراتبی بیشتر براساس تئوری گراف استوار است. در این روش، هر داده بطور مستقل به‌عنوان یک خوشه در نظر گرفته می‌شود. یعنی اگر N نمونه داشته باشیم، N خوشه داریم که هر یک دارای یک نمونه می‌باشند. با تعریف معیار شباهت به‌عنوان مثال فاصله اقلیدسی، دو یا چند خوشه، خود تشکیل یک خوشه بزرگتر را می‌دهند. این روند، ادامه می‌یابد تا شرط پایانی الگوریتم، که معمولاً تعداد خوشه‌ها است، تحقق پذیرد.

خوشه‌بندی سلسله مراتبی، متراکم شونده^{۱۹} نیز نامیده می‌شود، زیرا خوشه‌ها را به تدریج ادغام می‌کند. خوشه‌بندی تقسیم کننده^{۲۰} نیز وجود دارد که به‌صورت عکس، عمل می‌کند. به این صورت که ابتدا همه اشیاء را در یک خوشه قرار می‌دهد و به تدریج آن را به قطعه‌های کوچکتر تقسیم می‌کند.

۴-۳-۲- روش‌های تقسیمی

روش‌های تقسیمی، داده‌ها را براساس معیار تشابه، به تعداد خاص کلاستر (خوشه) تقسیم‌بندی می‌کند. در این روش تمام تکنیک‌ها، بر این فرض استوار است که هر داده تنها متعلق به یک خوشه می‌باشد. معروفترین الگوریتم‌ها در این گروه، الگوریتم K -mean و Fuzzy c -mean می‌باشند که داده‌ها را به ترتیب به K و C خوشه مستقل تقسیم‌بندی می‌کنند.

۴-۴- الگوریتم K -mean (C-Mean یا C-Centeriod)

C -Mean یکی از ساده‌ترین الگوریتم‌های یادگیری بدون نظارت است که بسیاری از مسائل خوشه‌بندی را حل می‌کند، و از جمله الگوریتم‌های خوشه‌بندی مبتنی بر بهینه‌سازی تابع هزینه می‌باشد. در این روش، داده‌ها به K کلاس مجزا با مقدار متوسط C_j تقسیم‌بندی می‌شوند.

¹⁹ Agglomerative

²⁰ Divisive

این روش علی‌رغم سادگی، یک روش پایه برای بسیاری از روش‌های خوشه‌بندی دیگر (مانند خوشه‌بندی فازی) محسوب می‌شود. این الگوریتم از یک شیوه ساده برای خوشه‌بندی یک مجموعه داده استفاده می‌کند. ایده اصلی تعریف C مرکز، برای هر یک از خوشه‌ها می‌باشد. این مراکز بایستی با دقت زیاد انتخاب شوند، زیرا مراکز مختلف، نتایج مختلف را به وجود می‌آورند [۴۱].

بنابراین بهترین انتخاب، قرار دادن مراکز در فاصله هر چه بیشتر از یکدیگر می‌باشد. قدم بعدی، تخصیص هر الگو به نزدیک‌ترین مرکز می‌باشد. وقتی همه‌ی نقاط به مراکز موجود تخصیص داده شدند، مرحله اول تکمیل شده است و یک گروه‌بندی اولیه انجام شده است. در این مرحله نیاز داریم که C مرکز جدید، برای خوشه‌های مرحله قبل محاسبه کنیم. بعد از تعیین C مرکز جدید، مجدداً داده‌ها را به مراکز مناسب تخصیص می‌دهیم. این مراحل را آنقدر تکرار می‌کنیم که دیگر C مرکز، جابجا نشوند.

در نوع ساده‌ای از این روش، ابتدا به تعداد خوشه‌های مورد نیاز، نقاطی به صورت تصادفی انتخاب می‌شوند. سپس داده‌ها با توجه به میزان نزدیکی (شباهت) به یکی از این خوشه‌ها نسبت داده می‌شوند. بدین ترتیب خوشه‌های جدیدی حاصل می‌شوند. با تکرار همین روال می‌توان در هر تکرار، با میانگین‌گیری از داده‌ها، مراکز جدیدی برای آنها محاسبه کرد و مجدداً داده‌ها را به خوشه‌های جدید نسبت داد. این روند تا زمانی ادامه پیدا می‌کند که دیگر تغییری در داده‌ها حاصل نشود. تابع زیر به عنوان تابع هدف مطرح است.

$$J = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n \|x_i^{(j)} - C_j\| \quad (1-4)$$

که $\| \cdot \|$ معیار فاصله بین نقاط و C_j مرکز خوشه‌ی j ام است.

الگوریتم K-means بصورت زیر جمع‌بندی می‌شود:

۱. K مرکز اولیه $C_1, C_2, C_3, \dots, C_k$ برای K خوشه از میان داده‌های ورودی (x) ، براساس قاعده دلخواهی انتخاب می‌شوند. این انتخاب می‌تواند بصورت تصادفی یا براساس توزیع داده‌ها و یا قاعده‌ای دیگر باشد.

۲. در n امین مرحله، معین می‌سازیم که هر داده متعلق به کدام خوشه است، و این، براساس معیار نزدیک‌تر بودن داده به مرکز خوشه می‌باشد. به بیان دیگر:

$$x \in S_j(n) \quad \text{if } \|x - C_j\| < \|x - C_i\| \quad (2-4)$$

$$i = 1, 2, 3, \dots, K, i \neq j$$

که در رابطه فوق $S_j(n)$ ، بیانگر مجموعه داده‌هایی است که مرکز آن $C_j(n)$ است. نماد $\| \|$ بیانگر فاصله می‌باشد. این روند برای تمام داده‌ها، می‌بایست انجام گیرد تا هر داده، متعلق به یک خوشه یا گروه گردد.

۳. مقدار متوسط داده‌های اختصاص یافته به هر خوشه در مرحله n را محاسبه کرده و مقدار به‌دست آمده را به‌عنوان مرکز جدید خوشه در مرحله $n+1$ در نظر می‌گیریم. به عبارت دیگر:

$$C_j(n+1) = \frac{1}{N_j} \sum_{x \in S_j(n)} x \quad (3-4)$$

$$j = 1, 2, 3, \dots, K$$

که در رابطه فوق N_j تعداد داده‌های تخصیص یافته به مجموعه $S_j(n)$ می‌باشد.

۴. مرحله (۲) و (۳) آنقدر تکرار می‌شوند تا زمانی که محل همه‌ی مراکز خوشه‌ها نسبت به مرحله‌ی قبل، تغییر چندانی نکنند.

$$j = 1, 2, \dots, K \quad C_j(n+1) = C_j(n) \quad (4-4)$$

کیفیت خوشه‌بندی توسط تابع خطایی به صورت زیر محاسبه می‌گردد:

$$J = \sum_{j=1}^K \sum_{x \in S_j(n)} |x - C_j|^2 \quad (5-4)$$

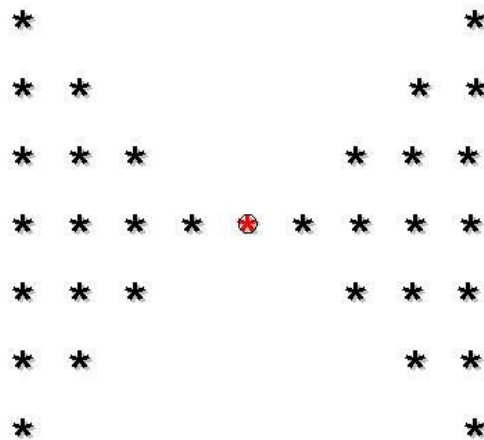
که برابر مجموع مربع خطا هر داده تا مرکز خوشه خود می‌باشد، همان‌گونه که از رابطه فوق مشهود است، میزان خطا به تعداد خوشه‌ها بستگی دارد. از مهم‌ترین مسائل این الگوریتم، تعیین بهینه تعداد خوشه‌ها (K) و مقدار اولیه مراکز خوشه‌ها ($C_j(o)$) می‌باشد.

۴-۵- خوشه‌بندی فازی

برای درک بهتر خوشه‌بندی فازی و الگوریتم‌های مختلف آن لازم است تا ابتدا با مفهوم مجموعه‌های فازی و تفاوت آنها با مجموعه‌های کلاسیک آشنا شویم. در مجموعه‌های کلاسیک، یک عضو از مجموعه مرجع یا عضوی از مجموعه A است یا عضو مجموعه A نیست. مثلاً مجموعه مرجع اعداد حقیقی را در نظر بگیرید. عدد ۲.۵ عضو مجموعه اعداد صحیح نمی‌باشد، حال آنکه عدد ۲ عضو این مجموعه است. به زبان دیگر تعلق عدد ۲.۵ به مجموعه اعداد صحیح صفر است، و تعلق عدد ۲ به این مجموعه ۱ است. در واقع می‌توان برای هر مجموعه یک تابع تعلق تعریف کرد که مقدار این تابع تعلق، برای اعضای مجموعه یک می‌باشد، و برای بقیه صفر. در مجموعه‌های کلاسیک، مقدار این تابع تعلق، صفر یا یک است. حال مجموعه انسان‌های جوان و پیر را در نظر بگیرید. سوالی که در اینجا مطرح می‌شود این است که آیا فردی با سن ۲۵ جزء مجموعه جوان است یا خیر؟ سن ۳۰ چطور؟ ۳۵؟ همانطور که حدس زدید نمی‌توان بطور قطع و یقین مرزی برای انسان‌های جوان و پیر در نظر گرفت. دلیل آن هم این است که اگر فرضاً ۳۵، جوان محسوب شود، ۳۶ نیز می‌تواند جوان باشد و همین‌طور ۳۷ و ۳۸ و غیره. در واقع در اینجا با مفهوم عدم قطعیت مواجه هستیم. ما خودمان نیز از عدم قطعیت در زندگی روزمره بارها استفاده کرده‌ایم مثلاً هوای سرد، آب داغ و غیره. در واقع تمامی مثال‌های بالا، مثال‌هایی از مجموعه‌های فازی می‌باشند. تفاوت اصلی مجموعه‌های فازی و مجموعه‌های کلاسیک در این است که تابع تعلق مجموعه‌های فازی دو مقداری نیست (صفر یا یک) بلکه می‌تواند هر مقداری بین صفر تا یک را اختیار کند. حال مجموعه انسان‌های جوان را در نظر بگیرید، اگر ۲۵ سال را سن جوانی در نظر بگیریم می‌توانیم به ۲۵ تعلق یک بدهیم، و مثلاً به ۳۰

تعلق ۰.۸ و به ۳۵ تعلق ۰.۷۵ و به ۹۰ تعلق ۰.۱ را بدهیم. اگر اعضای یک مجموعه فازی تنها دارای تابع تعلق صفر و یک باشند، این مجموعه فازی به یک مجموعه کلاسیک تبدیل خواهد شد. نکته جالب توجه این است که مثلاً سن ۵۰ می تواند با تعلق ۰.۵ عضو مجموعه جوان باشد و با تعلق ۰.۵ عضو مجموعه پیر، یعنی یک عضو مجموعه مرجع می تواند با درجه های تعلق مختلف، عضو مجموعه های فازی تعریف شده روی مجموعه مرجع باشد.

در خوشه بندی کلاسیک، هر نمونه ورودی متعلق به یک و فقط یک خوشه می باشد و نمی تواند عضو دو خوشه و یا بیشتر باشد. مثلاً در شکل (۲-۴) هر یک از وسایل نقلیه عضو یک خوشه می باشد و نمونه ای عضو دو خوشه نیست، به زبان دیگر خوشه ها همپوشانی ندارند. حال حالتی را در نظر بگیرید که میزان تشابه یک نمونه با دو خوشه و یا بیشتر یکسان باشد. در چنین حالتی در خوشه بندی کلاسیک، بدلیل آنکه هر نمونه باید به یک و فقط یک خوشه متعلق باشد، باید تصمیم گیری شود که این نمونه متعلق به کدام خوشه است. تفاوت اصلی خوشه بندی کلاسیک و خوشه بندی فازی در همین است. در خوشه بندی فازی، یک نمونه می تواند متعلق به بیش از یک خوشه باشد. برای روشن تر شدن مطلب، شکل (۳-۴) را در نظر بگیرید.



شکل (۳-۴): مجموعه داده پروانه ای.

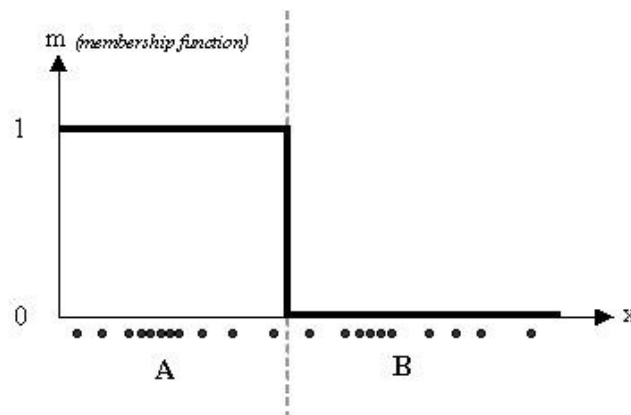
اگر نمونه های ورودی مطابق شکل فوق باشند، مشخص است که می توان داده ها را به دو خوشه تقسیم کرد، اما مشکلی که پیش می آید این است که داده ای مشخص شده در وسط، می تواند عضو هر دو

خوشه باشد. بنابراین باید تصمیم گرفت که داده مورد نظر متعلق به کدام خوشه است، خوشه سمت راست، یا خوشه سمت چپ. اما اگر از خوشه‌بندی فازی استفاده کنیم، داده مورد نظر با تعلق ۰.۵ عضو خوشه سمت راست و با تعلق مشابه عضو خوشه سمت چپ است. تفاوت دیگر در این است که مثلا نمونه‌های ورودی در سمت راست شکل (۴-۳)، می‌توانند با یک درجه تعلق خیلی کم عضو خوشه سمت چپ نیز باشند که همین موضوع برای نمونه‌های سمت چپ نیز صادق است. برای مشاهده عملکرد خوشه‌بندی فازی، به مثال زیر توجه کنید. در شکل (۴-۴) یک توزیع یک بعدی از نمونه‌های ورودی آورده شده است.



شکل (۴-۴): توزیع یک بعدی نمونه‌ها.

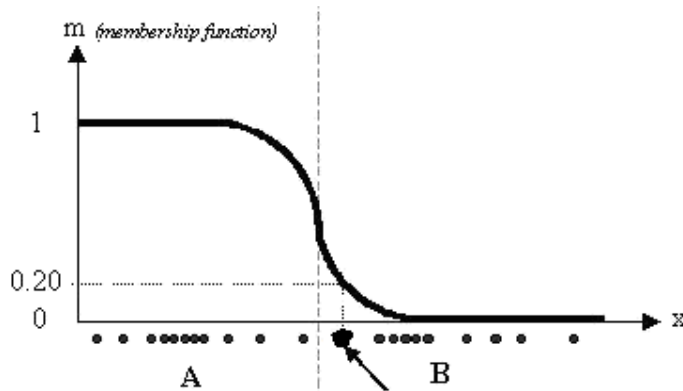
اگر از الگوریتم c میانگین کلاسیک استفاده کنیم، داده‌های فوق به دو خوشه مجزا تقسیم خواهند شد و هر نمونه تنها متعلق به یکی از خوشه‌ها خواهد بود. عبارت دیگر تابع تعلق هر نمونه مقدار ۰ یا ۱ خواهد داشت. نتیجه خوشه‌بندی کلاسیک مطابق شکل (۴-۵) است:



شکل (۴-۵): خوشه‌بندی کلاسیک نمونه‌های ورودی.

شکل (۴-۵) تابع تعلق مربوط به خوشه A را نشان می‌دهد. تابع تعلق خوشه B ، متمم تابع تعلق A می‌باشد. همان‌طور که مشاهده می‌کنید نمونه‌های ورودی تنها به یکی از خوشه‌ها تعلق دارند و

بعبارت دیگر ماتریس U بصورت باینری می‌باشد. حال اگر از خوشه‌بندی فازی استفاده کنیم، خواهیم داشت، شکل (۶-۴):



شکل (۶-۴): خوشه‌بندی فازی نمونه‌ها.

مشاهده می‌کنید که در این حالت، منحنی تابع تعلق، هموارتر است و مرز بین خوشه‌ها بطور قطع و یقین مشخص نشده است. بعنوان مثال نمونه‌ای که پر رنگ‌تر مشخص شده است با درجه تعلق ۰.۲ به خوشه A و با درجه تعلق ۰.۸ به خوشه B نسبت داده شده است.

۴-۵-۱- الگوریتم خوشه‌بندی c میانگین فازی (Fuzzy C-mean)

یکی از مهم‌ترین و پرکاربردترین الگوریتم‌های خوشه‌بندی، الگوریتم c میانگین فازی می‌باشد [۴۲]. در این الگوریتم نمونه‌ها به c خوشه تقسیم می‌شوند و تعداد c از قبل مشخص شده است. در این الگوریتم، تابع هدف بصورت زیر می‌باشد:

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m d_{ik}^2 = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m \|x_k - v_i\|^2 \quad (۶-۴)$$

در فرمول فوق $m \in [1, \infty)$ می‌باشد و میزان فازی بودن را نشان می‌دهد در اکثر موارد برای m عدد ۲ انتخاب می‌شود. اگر m به سمت یک میل کند ($m \rightarrow 1$) خوشه‌بندی کریسپ یا سخت‌تر می‌شود و برعکس اگر m به سمت بینهایت میل کند ($m \rightarrow \infty$) خوشه‌بندی فازی‌تر خواهد شد. البته انتخاب مقادیر بزرگ m ، زمان محاسبات را افزایش می‌دهد. در فرمول فوق x_k نمونه k ام و v_i نماینده یا مرکز

خوشه i ام و n تعداد نمونه‌ها می‌باشد. u_{ik} میزان تعلق نمونه k ام در خوشه i ام را نشان می‌دهد. علامت $\|*\|$ میزان تشابه (فاصله) نمونه با (از) مرکز خوشه می‌باشد، که می‌توان از هر تابعی که بیانگر تشابه نمونه و مرکز خوشه باشد استفاده کرد. از روی u_{ik} می‌توان یک ماتریس U تعریف کرد که دارای c سطر و n ستون می‌باشد و مولفه‌های آن، هر مقداری بین 0 تا 1 را می‌توانند اختیار کنند. اگر تمامی مولفه‌های ماتریس U بصورت 0 و 1 باشند، الگوریتم مشابه c میانگین کلاسیک خواهد بود. با اینکه مولفه‌های ماتریس U می‌توانند هر مقداری بین 0 تا 1 را اختیار کنند، اما مجموع مولفه‌های هر یک از ستون‌ها باید برابر 1 باشد و داریم:

$$\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1, \forall k = 1, \dots, n \quad (7-4)$$

معنای این شرط این است که مجموع تعلق هر نمونه، به c خوشه باید برابر 1 باشد. برای به دست آوردن فرمول‌های مربوط به u_{ik} و v_i باید تابع هدف تعریف شده را مینیمم کنیم. با استفاده از شرط فوق و برابر صفر قرار دادن مشتق تابع هدف، خواهیم داشت:

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{ik}}{d_{jk}} \right)^{2/(m-1)}} \quad (8-4)$$

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m} \quad (9-4)$$

با استفاده از دو فرمول محاسبه شده، الگوریتم خوشه‌بندی c میانگین فازی بصورت زیر بیان می‌شود. مراحل الگوریتم:

۱. مقداردهی اولیه برای c ، m و U^0 . خوشه‌های اولیه حدس زده شوند.
۲. مراکز خوشه‌ها محاسبه شوند (محاسبه v_i ها).
۳. محاسبه ماتریس تعلق از روی خوشه‌های محاسبه شده در مرحله‌ی (۲).

۴. $\|U_{i+1}-U_i\| \leq \epsilon$ ، الگوریتم خاتمه می‌یابد و در غیراینصورت برو به مرحله (۲).

از نقاط قوت این الگوریتم می‌توان به همگرایی آن و از نقاط ضعف آن زمان زیاد محاسبات اشاره نمود.

۴-۶- تصاویر پیکسونی

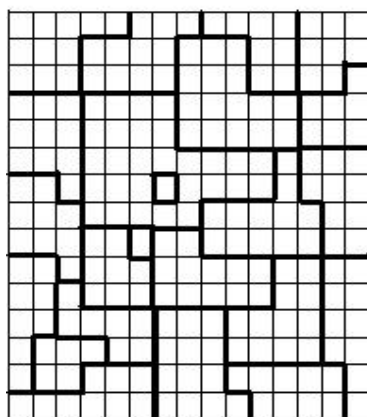
اولین بار Pina و Puetter برای بازیابی تصاویر از مفهوم پیکسون استفاده کردند [۴۳]. ایده‌ی آنان به این صورت بود که در یک تصویر، اطلاعات موجود به صورت محلی توزیع می‌شود و در نتیجه آنها را می‌توان مانند سلول‌هایی با اندازه‌ی متغیر در نظر گرفت.

۴-۶-۱- تعریف پیکسون

یک پیکسون مانند P_i ، مجموعه‌ای از پیکسل‌های بهم متصل است که شدت روشنایی آنها بسیار بهم نزدیک و یا یکسان می‌باشد که متوسط روشنایی این پیکسل‌ها به عنوان شدت روشنایی پیکسون در نظر گرفته می‌شود [۴۴]. در حقیقت تصویری مانند I را با استفاده از پیکسون می‌توان به صورت زیر نشان داد :

$$I = \bigcup_{i=1}^n p_i \quad (۴-۱۰)$$

که در آن n تعداد پیکسون‌ها می‌باشد. برای مثال شکل (۴-۷) را می‌توان به عنوان یک تصویر پیکسونی در نظر گرفت، که از پیکسون‌های متفاوت تشکیل شده است. در این شکل، تعداد پیکسل‌ها ۲۲۵ می‌باشد اما با نگاشت این تصویر به یک تصویر پیکسونی، تعداد پیکسون‌های موجود در آن، ۲۳ شده است که در مقایسه با تعداد پیکسل‌های موجود تعداد کمی می‌باشد [۴۵].

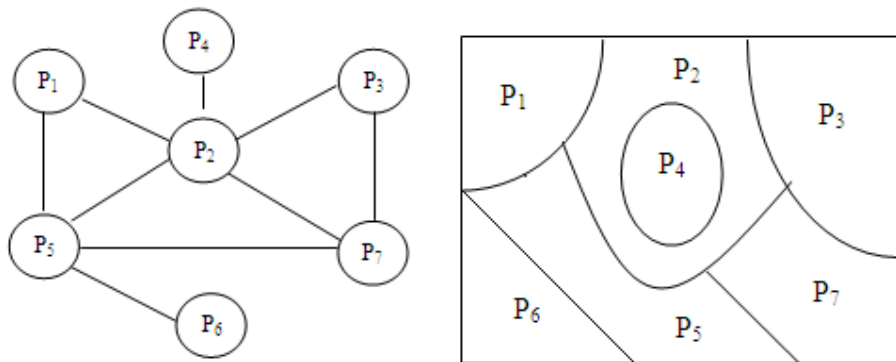


شکل (۷-۴): یک تصویر پیکسونی.

در واقع می‌توان فرآیند تقسیم یک تصویر به پیکسون‌های مختلف را یک بخش‌بندی اولیه در نظر گرفت. برای شکل‌دادن پیکسون‌ها، ابتدا پیکسل‌ها را از چپ به راست اسکن کرده و پیکسل‌های همسایه‌ی آن را بررسی می‌کنیم و در صورت تطابق بر روی آن برچسب مساوی قرار می‌دهیم. برای این منظور با توجه به نوع و جهت حرکت، برای رشد (اسکن) از پیکسل‌های شرقی، جنوب‌شرقی و جنوبی استفاده شده است و برای پیکسل‌های بعدی نیز این روال ادامه می‌یابد. در انتهای فرآیند، تعداد پیکسون‌ها و شکل آنها به دست خواهد آمد. این تطابق می‌تواند حداکثر و یا حداقل و یا میانگین بین دو پیکسل باشد. نتیجه‌ی فرآیند تشکیل پیکسون، ساختاری گراف مانند، به صورت زیر می‌باشد که ساختار همسایگی آنها همانند شکل (۸-۴) خواهد بود.

$$G = (Q, E) \quad (۱۱-۴)$$

در این ساختار، G تصویر پیکسونی، Q مجموعه‌ای از رئوس گراف و E مجموعه‌ی لبه‌های گراف است که نشان‌دهنده‌ی همسایگی‌ها می‌باشد.



(ب)

(الف)

شکل (۴-۸): الف) تصویر پیکسونی و ب) ساختار گراف متناظر

۴-۶-۲- بخش بندی تصویر مبتنی بر پیکسون

همان طور که اشاره شد، یکی از روش های پیشنهاد شده برای بهسازی تصویر مبتنی بر بخش بندی تصویر می باشد. الگوریتم بخش بندی استفاده شده برای این روش، مطابق [۴۶] می باشد، که از سه مرحله زیر تشکیل شده است:

الف) روش آستانه گذاری ویولت به عنوان یک مرحله ی پیش پردازش

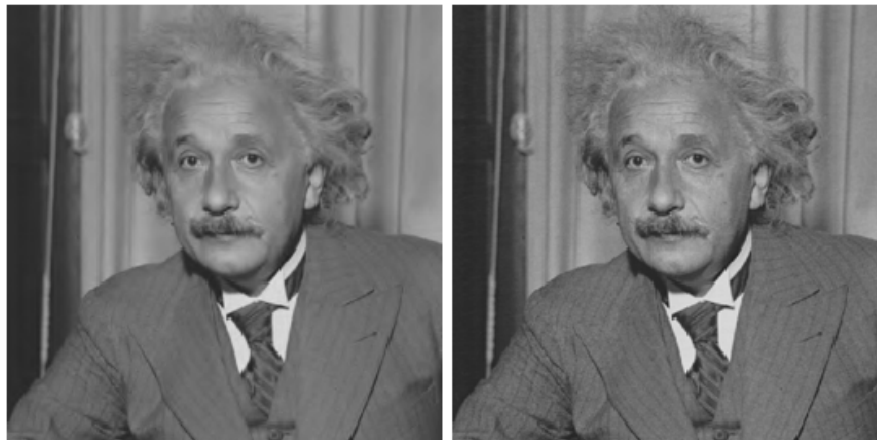
ب) الگوریتم پیکسون بندی تصویر

ج) استفاده از یک الگوریتم بخش بندی برای جداسازی پیکسون ها

الف) مرحله ی پیش پردازش

همان گونه که اشاره شد اولین قدم در الگوریتم استفاده شده، مرحله ی پیش پردازش است. در اینجا روش آستانه گذاری ویولت که کارایی بالایی در کاهش میزان نویز (برای تصاویر نویزی) و یا هموارسازی (در تصاویر بدون نویز) دارد به کار گرفته شده است. آستانه گذاری ویولت، باعث ایجاد تصویر همواری می شود که این امر سبب نزدیکی مقادیر پیکسل ها به یکدیگر شده و منجر به ایجاد پیکسون بزرگتری می شود. در این مرحله، ابتدا تابع ویولت مادر مناسب و تعداد سطوح مناسب

ویولت انتخاب می‌شود. سپس تصویر به کمک این تابع ویولت مادر و تعداد سطوح ویولت انتخاب شده به زیرباندهای جزئیات (LH, HL, HH) و کلیات (LL) تقسیم شده و مقدار مناسب آستانه برای این زیرباندها انتخاب می‌شود. گام بعدی اعمال آستانه به دست آمده به ضرایب جزئیات تصویر است. با توجه به کارایی بهتر روش آستانه‌گذاری نرم نسبت به آستانه‌گذاری سخت، از روش آستانه‌گذاری نرم استفاده شده است. در این حالت ضرایب کوچکتر از مقدار آستانه برابر با صفر می‌شوند و ضرایب بزرگتر از آن به اندازه‌ی سطح آستانه کاهش می‌یابند. سپس با استفاده از تبدیل معکوس ویولت از ضرایب جزئیات و ضرایب تقریبی ویولت، تصویر نهایی (حذف نویز شده یا هموار شده) بازسازی می‌شود. این فرآیند با توجه به تعداد سطوح ویولت انتخاب شده، تکرار می‌گردد تا در نهایت، تصویر نهایی در مرحله‌ی پیش‌پردازش به دست آید. در این روش از تعیین آستانه Bayesshrink و تابع ویولت مادر db8 در پیاده‌سازی استفاده شده است. شکل (۴-۹)، نمونه‌ای از آستانه‌گذاری نرم را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشخص است، تصویر (۴-۹) (ب) هموار شده است.



(ب)

(الف)

شکل (۴-۹): (الف) تصویر اصلی، (ب) تصویر هموار شده با استفاده از آستانه‌گذاری نرم ویولت.

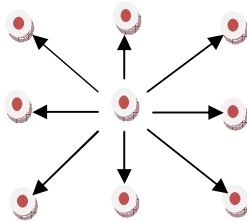
ب) مرحله‌ی پیکسون‌بندی

پیکسون، مجموعه‌ای از پیکسل‌های بهم پیوسته است که اجتماع آنها در کنار یکدیگر تصویر اصلی را می‌سازد. به عبارت دیگر

$$IM = \bigcup_{i=1}^n p_i \quad (12-4)$$

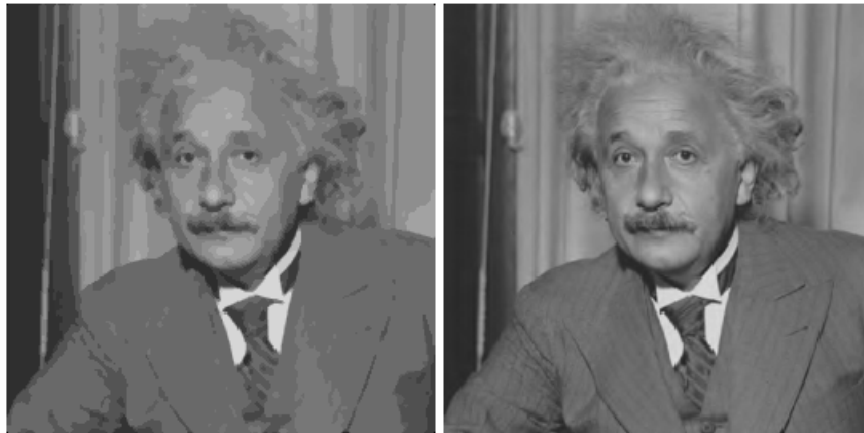
که در آن IM تصویر پیکسونی، n تعداد پیکسون‌ها و P_i یک پیکسون می‌باشند. مقدار میانگین پیکسل‌هایی که هر پیکسون را می‌سازند به‌عنوان شدت پیکسون تعریف می‌شود. شکل و اندازه هر پیکسون با توجه به تصویر اصلی مشاهده شده می‌تواند تغییر کند.

مرحله‌ی بعد، استخراج پیکسون‌هاست. در اینجا، از پیکسل اول، اسکن تصویر (پیکسل‌ها) آغاز شده و با توجه به همسایگی‌های تعریف شده هر دو پیکسلی که شرط تطابق را ارضا کنند برچسب یکسان خورده و در یک پیکسون قرار می‌گیرند. این شرط عموماً فاصله‌ی میان سطوح خاکستری پیکسل‌هاست که مقدار آستانه‌ای برای آن تعریف می‌شود. برای جلوگیری از حذف جزئیات مهم تصویر، این مقدار آستانه نباید بزرگ انتخاب شود (در اینجا $T = 10$ انتخاب شده است). در الگوریتم استفاده شده، تمامی ۸ همسایگی برای هر پیکسل بررسی می‌شود. شکل (۴-۱۰)، ۸ همسایگی استفاده شده را نشان می‌دهد.



شکل (۴-۱۰): ۸ همسایگی برای هر پیکسل.

در این حالت، پیکسون‌های به مراتب بزرگی به‌دست می‌آیند که یکپارچگی درون آن نیز به‌خوبی حفظ شده است. برای پیکسل‌های مرزی، چون تمامی همسایه‌ها وجود ندارند، با توجه به محل قرارگیری پیکسل، تنها همسایه‌های موجود بررسی می‌شوند. این عمل تا جایی ادامه می‌یابد که پیکسلی وجود نداشته باشد که بدون برچسب باشد، در واقع یعنی، هر پیکسل به یک پیکسونی تعلق یافته است. شکل (۴-۱۱)، نتیجه‌ی حاصل از پیکسون‌بندی تصویر را بر روی تصویر هموار شده توسط آستانه‌گذاری نرم نشان می‌دهد.



(ب)

(الف)

شکل (۴-۱۱): الف) تصویر هموار شده، ب) تصویر پیکسون بندی شده ی تصویر (الف).

ج) مرحله ی بخش بندی نهایی

پس از شکل گیری تصویر پیکسونی، مسأله ی بخش بندی تصویر به مسأله ی برچسب گذاری پیکسون ها

تبدیل می شود که صرفه جویی قابل ملاحظه ای در حجم محاسبات را نتیجه می دهد.

پس از شکل گیری و استخراج پیکسون ها، بخش بندی نهایی صورت می گیرد. در اینجا از الگوریتم

Fuzzy C-Mean (FCM) بدین منظور استفاده شده است. نتیجه حاصل از این بخش بندی در شکل

(۴-۱۲) نشان داده شده است.



(ب)

(الف)

شکل: (۴-۱۲) الف) تصویر پیکسون بندی شده ، ب) تصویر بخش بندی شده ی تصویر (الف).

فصل پنجم:

بهبود تصویر با تکیه بر گاما

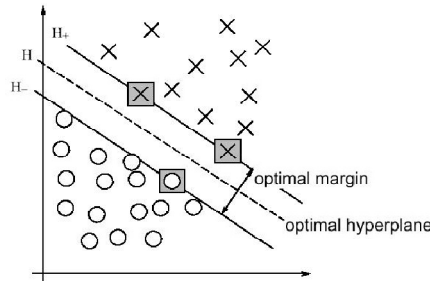
۵-۱- مقدمه

همان‌طور که قبلاً اشاره شد، اگر مقدار گامای اعمال شده به تصویر معلوم باشد، با اعمال معکوس مقدار گاما به تک تک پیکسل‌های تصویر، تصویر اولیه حاصل می‌شود. ولی در بسیاری از موارد، گامای اعمال شده به تصویر مشخص نمی‌باشد و به این سادگی نمی‌توان تنها با معکوس کردن گاما و اعمال آن، به تصویر اولیه برسیم. از اینرو، تکنیکی برای تصحیح مقدار گاما بدون در دست داشتن اطلاعات فنی از دستگاه گیرنده تصویر، ضروری به‌نظر می‌رسد. در این پایان‌نامه، سه روش متفاوت، برای بهبود کیفیت تصویر توسط اصلاح گاما به‌صورت محلی پیشنهاد شده است که موجب بهبود وضوح، بهبود روشنایی و نمایش بهتر جزئیات تصویر می‌گردند.

در روش اول از اطلاعات بافت تصویر که از ماتریس هم‌رخداد استخراج می‌شود، برای تعیین گاماهای مناسب تصویر استفاده شده است. به‌منظور اصلاح محلی تصویر، تصویر به پنجره‌های هم‌پوشان تقسیم می‌شود. سپس با توجه به ویژگی همگنی ماتریس هم‌رخداد که بیانگر میزان جزئیات تصویر می‌باشد، گامای مناسب برای هر پنجره از تصویر تقریب زده می‌شود. در روش دیگر، به‌جای پنجره‌گذاری تصویر، از بخش‌بندی تصویر استفاده شده و با توجه به ویژگی همگنی ماتریس هم‌رخداد، گامای مناسب برای هر بخش از تصویر محاسبه می‌شود. این روش، بیشتر برای تصاویر پزشکی کاربرد دارد. در روش سوم از کلاسیفایر SVM استفاده شده است. ویژگی‌های استفاده شده در این روش از ماتریس هم‌رخداد، تبدیل کسینوسی و هیستوگرام تصویر استخراج شده‌اند. این ویژگی‌ها بیانگر میزان جزئیات، وضوح و روشنایی تصویر هستند. بر این اساس، در این فصل، ابتدا کلاسیفایر SVM و سپس ماتریس هم‌رخداد، تبدیل کسینوسی، هیستوگرام تصویر، و ویژگی‌های استخراج شده از هر یک بیان می‌شوند. سپس روش‌های پیشنهاد شده، شرح داده می‌شوند، و در انتها مقایسه‌ای بین روش‌های پیشنهادی و روش‌های موجود [۱۳] و [۱۸] انجام شده است.

۵-۲- کلاسیفایر SVM^{۲۱}

SVM یک روش بسیار قدرتمند در کلاس‌بندی است، که بر مبنای مینیمم سازی ریسک ساختاری عمل می‌کند و هنگامی که بر داده‌های تست اعمال می‌شود، نتایج بسیار خوبی را ارائه می‌دهد. ایده اصلی یک کلاسیفایر SVM در شکل (۵-۱) نمایش داده شده است:



شکل (۵-۱): اساس کار SVM.

این شکل ساده‌ترین حالت را نشان می‌دهد که در آن بردارهای ویژگی (x) با یک ابرصفحه مجزاساز خطی به صورت معادله (۵-۱) از هم جدا می‌شوند:

$$f(x) = w^T x + b \quad (۵-۱)$$

w در این رابطه، بردار عمود بر ابرصفحه مجزاساز است. فاصله این ابرصفحه تا مبدا برابر $\|w\|$ خواهد بود، $\|w\|$ نرم اقلیدسی است. با انتخاب w و b های مختلف، صفحه‌های مختلفی می‌توانند به‌عنوان صفحه مجزاساز انتخاب شوند. در بین آنها، SVM به‌دنبال ابرصفحه بهینه‌ای می‌گردد، که فاصله بین ابرصفحه و نزدیک‌ترین نمونه‌ها به این ابرصفحه را بیشینه کند [۴۷ و ۴۸]. این شیوه، در واقع برگرفته از ویژگی کمینه کردن ریسک ساختاری است.

در حالت کلی‌تر، که در آن داده‌های آموزشی به صورت خطی در فضای ورودی جدایی‌پذیر نیستند، یک تبدیل غیرخطی برای تصویر کردن بردارهای ویژگی x به فضای با ابعاد بالاتر (فضای ویژگی) انجام می‌شود. این تبدیل، توسط توابع کرنل انجام می‌گردد.

²¹ Support-Vector Machine

در این تحقیق و معمولاً در بسیاری از کاربردهای دیگر، داده‌های ورودی به صورت خطی جدایی‌پذیر نیستند، بنابراین از SVM غیرخطی استفاده می‌شود. در این تحقیق از کرنل چند جمله‌ای استفاده شده است. برای مطالعه بیشتر در مورد SVM به پیوست (۱) مراجعه نمایید.

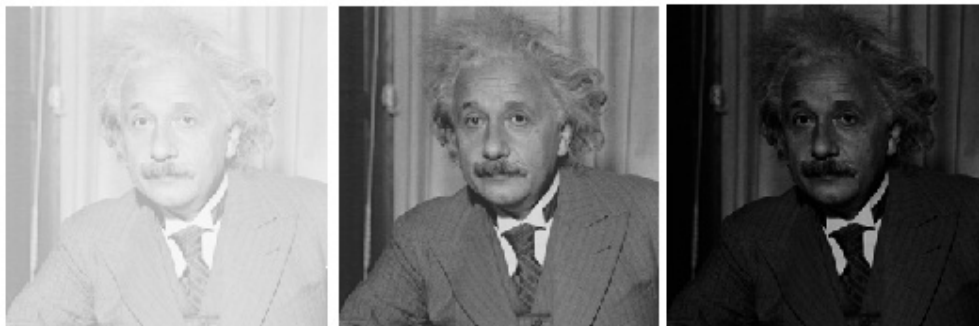
۵-۳- استخراج ویژگی به کمک ماتریس هم‌رخداد

با توجه به اطلاعات استخراج شده از بافت تصویر، می‌توان به میزان کیفیت تصویر پی برد. بدین معنی که تصاویر با کیفیت مناسب، قادر به نمایش جزئیات زیادی هستند. اطلاعات بافتی یک تصویر در ماتریس هم‌رخداد آن نهفته است [۴۹].

ماتریس هم‌رخداد، نرخ رخداد مقادیر خاکستری دو پیکسل وابسته از تصویر را که در فاصله و جهت بخصوصی از یکدیگر قرار گرفته‌اند، بیان می‌کند. ماتریس هم‌رخداد G_{ij} ، ماتریس مربعی است که عناصر آن نشان‌دهنده فرکانس نسبی دو پیکسل، یکی با سطح خاکستری i و دیگری با سطح خاکستری j در فاصله خاص و در یک جهت تعیین شده در تصویر می‌باشند. زاویه‌های ممکن بین دو پیکسل ۰، ۴۵، ۹۰ و ۱۳۵ درجه می‌باشند. تعداد سطوح خاکستری ممکن در تصویر، اندازه ماتریس G را تعیین می‌کند. برای تصویر ۸ بیتی (۲۵۶ سطح ممکن)، اندازه G برابر 256×256 خواهد بود [۱]. به منظور کاهش بار محاسباتی، می‌توان از کوانتیزه کردن سطوح خاکستری استفاده کرد. به عنوان مثال، در مورد ۲۵۶ سطح خاکستری، این کار را به این صورت انجام می‌دهیم که ۳۲ سطح اول خاکستری را برابر یک، ۳۲ سطح بعدی را برابر ۲، و غیره قرار می‌دهیم. به این ترتیب ماتریس هم‌رخداد 8×8 به وجود می‌آید.

همان‌طور که اشاره شد، اطلاعات بافتی در این ماتریس نهفته است. مزیت استفاده از ماتریس هم‌رخداد برای نمایش بافت تصویر، این است که موقعیت مکانی پیکسل‌ها نیز در نظر گرفته می‌شود [۱]. با توجه به این اطلاعات بافتی، می‌توان به میزان کیفیت تصویر پی برد.

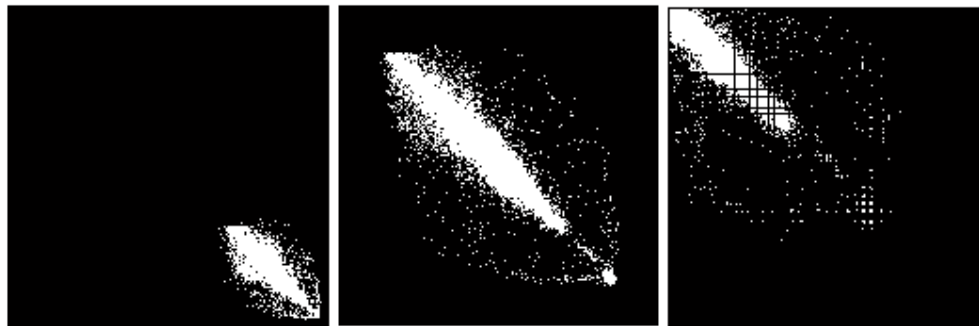
شکل (۲-۵)، سه تصویر با مقادیر گامای متفاوت به همراه ماتریس هم‌رخداد هر یک را به صورت تصویر نشان می‌دهد. این ماتریس‌های هم‌رخداد، از فاصله یک و زاویه صفر درجه بین دو پیکسل، در ابعاد 256×256 ایجاد شده‌اند. همان‌طور که از تصاویر ماتریس هم‌رخداد مشخص است، مقادیر ماتریس هم‌رخداد مربوط به تصویر تیره (روشن) متمایل به ابتدای (انتهای) قطر اصلی و ماتریس هم‌رخداد مربوط به تصویر استاندارد ($\gamma=1$)، بازه وسیعی از قطر اصلی را شامل می‌شوند. همچنین هر چه مقادیر ماتریس هم‌رخداد از قطر اصلی فاصله بیشتری داشته باشند، تغییرات سطح خاکستری در تصویر بیشتر است. از اینرو جزئیات تصویر بیشتر قابل نمایش است.



(ج) تصویر روشن ($\gamma=0.2$)

(ب) تصویر استاندارد ($\gamma=1$)

(الف) تصویر تیره ($\gamma=2.4$)



(ه) ماتریس هم‌رخداد تصویر (الف) (و) ماتریس هم‌رخداد تصویر (ب) (ز) ماتریس هم‌رخداد تصویر (ج)

شکل (۲-۵): نمایش سه تصویر با مقادیر گامای متفاوت به همراه ماتریس هم‌رخداد هر یک.

برای استخراج ویژگی، ابتدا باید مانند معادله (۲-۵)، این ماتریس را نرمال نمود. در این معادله، n برابر با مجموع عناصر ماتریس G است.

$$P = G / n \quad (2-5)$$

این احتمالات در بازه‌ی [0,1] هستند و مجموع آن‌ها ۱ است:

$$\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k p_{ij} = 1 \quad (3-5)$$

K بعد سطر (یا ستون) ماتریس مربع G است. هارلیک [۵۰]، ۱۴ ویژگی بر روی این ماتریس تعریف نمود. بسیاری از این ویژگی‌ها مشابه می‌باشند. چهار ویژگی متداول که از ماتریس هم‌رخداد P، استخراج می‌شوند، به صورت روابط زیر بیان می‌شوند.

۱. همبستگی

همبستگی، معیاری از چگونگی همبستگی پیکسل به همسایه‌اش روی کل تصویر است. بازه‌ی مقادیر ۱ تا -۱ است، که متناظر با همبستگی‌های مثبت و منفی کامل است. اگر انحراف استاندارد صفر باشد، این معیار تعریف نمی‌شود. m_r و m_c و σ_r و σ_c به ترتیب میانگین و انحراف استاندارد است که در امتداد سطرها و ستون‌های ماتریس P محاسبه شدند.

$$COR = -\sum_i^{256} \sum_j^{256} \frac{(i - m_r)(j - m_c)p_{ij}}{\sigma_r \sigma_c} \quad (4-5)$$

۲. کنتراست

معیاری از کنتراست بین یک پیکسل و همسایه آن روی کل تصویر است. بازه‌ی مقادیر از صفر تا $(k-1)^2$ است، (k، بعد ماتریس هم‌رخداد می‌باشد، که در اینجا ۲۵۶ در نظر گرفتیم).

$$CON = \sum_i^{256} \sum_j^{256} (i - j)^2 p(i, j) \quad (5-5)$$

۳. انرژی

معیاری از یکنواختی است که در بازه‌ی [0,1] است. انرژی برای تصویر ثابت، ۱ است.

$$ENR = \sum_i^{256} \sum_j^{256} p(i, j)^2 \quad (6-5)$$

۴. همگنی

نزدیکی مکانی توزیع عناصر در G را به قطر، اندازه گیری می کند. بازه ی مقادیر $[0,1]$ است، و ماکزیمم وقتی به دست می آید که G ماتریس قطری باشد.

$$HOM = \sum_i \sum_j \frac{p(i, j)}{1+|i-j|} \quad (7-5)$$

۵-۴- استخراج ویژگی به کمک تبدیل کسینوسی گسسته (DCT)

تبدیل کسینوسی تصویر، بیان کننده میزان تغییرات مقادیر سطح خاکستری در جهت و نرخ مشخص می باشند. ویژگی های استخراج شده از این ماتریس، مکمل ویژگی های استخراج شده از ماتریس هم رخداد هستند و اطلاعات دیگری از بافت تصویر استخراج می کنند.

تبدیل کسینوسی گسسته، تصویر را به صورت حاصل جمع تعدادی تابع کسینوسی (سینوسی) با دامنه ها و فرکانس های مختلف بازنمایی می کند. تبدیل کسینوسی برای یک داده دو بعدی مثل تصویر را می توان همانند تبدیل موجک دو بعدی، با اعمال تبدیل کسینوسی یک بعدی به طور جداگانه به هر سطر و ستون از تصویر به دست آورد. تبدیل کسینوسی گسسته برای تصویر f با ابعاد $N \times M$ به صورت معادله (۸-۵) محاسبه می شود:

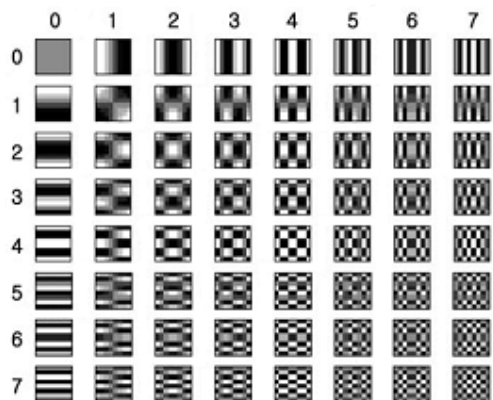
$$D(u, v) = \alpha(u)\alpha(v) \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} f(x, y) \cos \left[\frac{\pi(2x+1)u}{N * M} \right] \cos \left[\frac{\pi(2y+1)v}{N * M} \right] \quad (8-5)$$

که $\alpha(u)$ و $\alpha(v)$ به صورت زیر تعریف می شوند:

$$\alpha_u = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}} & u = 0 \\ 1 & u = 1, 2, \dots, N - 1 \end{cases} \quad (9-5)$$

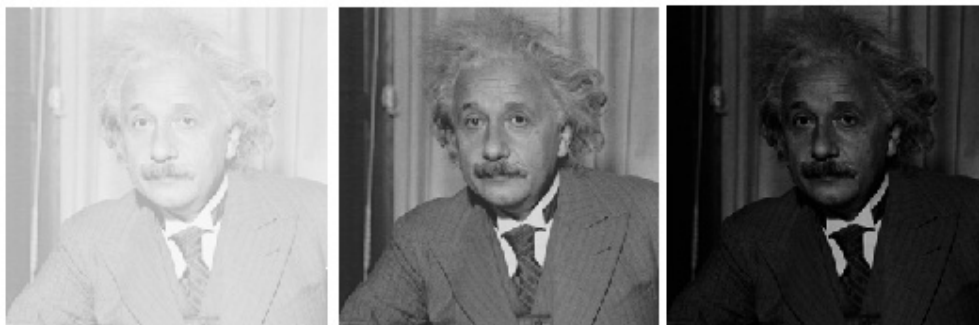
$$\alpha_v = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}} & v = 0 \\ 1 & v = 1, 2, \dots, M - 1 \end{cases}$$

شکل (۳-۵) مولفه‌های اصلی برای تبدیل DCT در ابعاد 8×8 را نشان می‌دهد. مولفه $D(0,0)$ ، ضریب DC که بیانگر میانگین تصویر و مابقی ضرایب، مقادیر AC هستند که بیان‌کننده میزان تغییرات مقادیر سطح خاکستری در جهت و نرخ مشخص می‌باشند [۵۱].



شکل (۳-۵): مولفه‌های اصلی تبدیل کسینوسی گسسته.

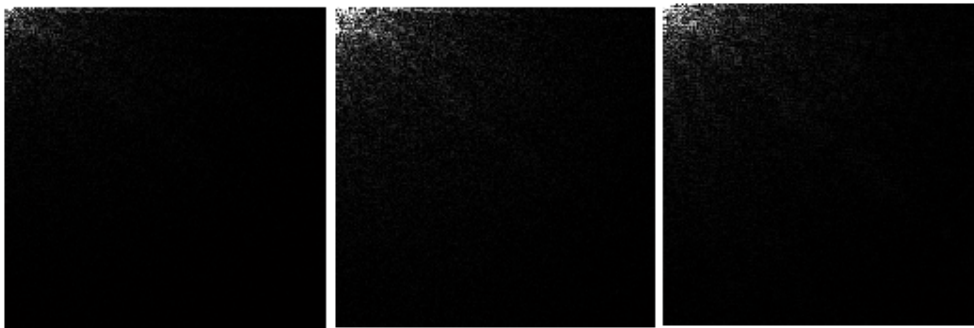
شکل (۴-۵)، سه تصویر با مقادیر گامای متفاوت به همراه ماتریس DCT هر یک را نشان می‌دهد. هر چه کیفیت تصویر بهتر باشد، جزئیات تصویر، مشخص‌تر هستند. بسیاری از جزئیات در تصاویر (۴-۵) (الف) و (۴-۵) (ب) مشخص نیستند.



(ج) تصویر روشن ($\gamma=0.2$)

(ب) تصویر استاندارد ($\gamma=1$)

(الف) تصویر تیره ($\gamma=2.4$)



ه) ماتریس DCT تصویر (الف) و) ماتریس DCT تصویر (ب) ز) ماتریس DCT تصویر (ج)

شکل (۴-۵): نمایش سه تصویر با مقادیر گامای متفاوت به همراه ماتریس DCT هر یک.

چهار ویژگی زیر را از ماتریس DCT تصویر استخراج نمودیم. این ویژگی‌ها مبین میزان پیچیدگی تصویر، در جهت و نرخ مشخص می‌باشند. به ترتیب، این ویژگی‌ها بیانگر مقدار DC تصویر به تغییرات کل تصویر، تغییرات عمودی به تغییرات کل، تغییرات افقی به تغییرات کل و تغییرات قطری به تغییرات کل تصویر می‌باشند.

$$F_DC = D(0,0) \quad \Bigg/ \quad \sum_u \sum_v D(u,v) \quad (10-5)$$

$$F_Hor = \sum_v D(0,v) \quad \Bigg/ \quad \sum_u \sum_v D(u,v) \quad (11-5)$$

$$F_Ver = \sum_u D(u,0) \quad \Bigg/ \quad \sum_u \sum_v D(u,v) \quad (12-5)$$

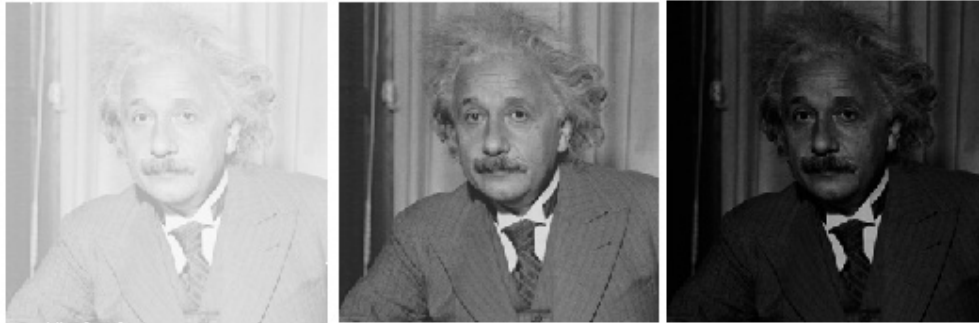
$$F_Diag = \sum_{u=v} \sum_u \sum_v D(u,v) \quad \Bigg/ \quad \sum_u \sum_v D(u,v) \quad (13-5)$$

۵-۵- استخراج ویژگی به کمک هیستوگرام تصویر

روشنایی یک تصویر به کمک هیستوگرام آن قابل ارزیابی است. بدین معنی که، اگر تصویر روشن باشد هیستوگرام آن متمایل به راست و برای تصویر تیره، هیستوگرام متمایل به چپ و هیستوگرام تصویر با روشنایی مناسب، متمایل به نواحی میانی سطح خاکستری می‌باشد. این موضوع در شکل (۵-۵)، برای سه تصویر با مقادیر گامای متفاوت نشان داده شده است. بر این اساس می‌توان از ویژگی میانگین تصویر که مبین هیستوگرام است، به عنوان یک ویژگی مناسب، جهت تعیین میزان روشنایی تصویر

استفاده نمود. معادله (۵-۱۴) میانگین تصویر را از هیستوگرام استخراج می‌نماید. در این معادله، k مقادیر سطوح خاکستری و H هیستوگرام نرمال شده می‌باشد.

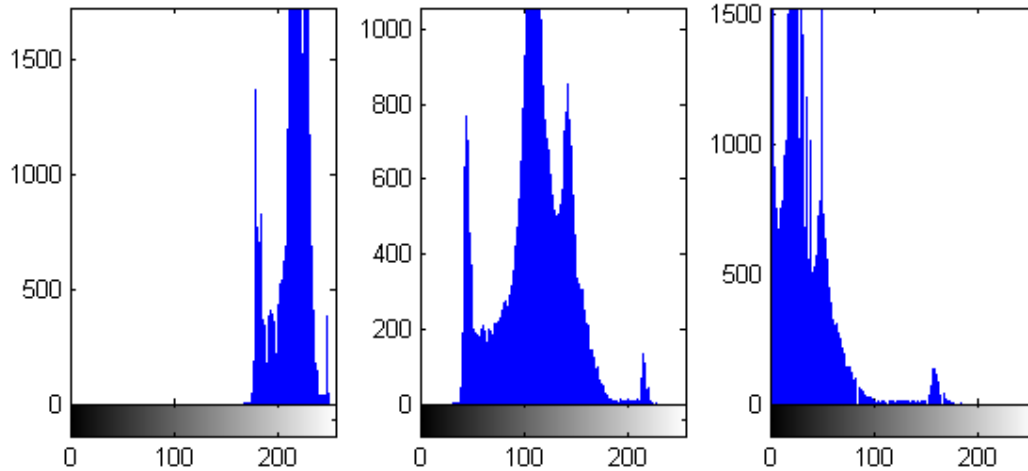
$$Mean = \sum_k kH(k) \quad (۵-۱۴)$$



(ج) تصویر روشن ($\gamma=0.2$)

(ب) تصویر استاندارد ($\gamma=1$)

(الف) تصویر تیره ($\gamma=2.4$)



(ز) هیستوگرام تصویر (ج)

(و) هیستوگرام تصویر (ب)

(ه) هیستوگرام تصویر (الف)

شکل (۵-۵): نمایش سه تصویر با مقادیر گامای متفاوت به همراه هیستوگرام هر یک.

۵-۶- روش پیشنهادی مبتنی بر پنجره‌گذاری و ویژگی همگنی ماتریس هم‌رخداد (روش اول)

همان‌طور که قبلاً اشاره شد، با توجه به ماتریس هم‌رخداد، می‌توان به اطلاعات بافت تصویر دست یافت. در روش پیشنهادی از این اطلاعات بافت، به منظور اصلاح گامای تصویر استفاده شده است.

به منظور اصلاح محلی، تصویر به پنجره‌های هم‌پوشان تقسیم‌بندی می‌شوند. هر چه ابعاد پنجره کوچکتر در نظر گرفته شود، الگوریتم پیشنهادی بهتر عمل می‌نماید، ولی موجب کندی الگوریتم می‌شود. برای نمونه، برای تصاویر با ابعاد 256×256 ، ابعاد پنجره 32×32 در نظر گرفته شده است. ابعاد پنجره‌هایی که در انتهای راست و یا پایین تصویر قرار می‌گیرند، ممکن است کمتر از ابعاد پنجره‌های دیگر باشند.

برای کارایی الگوریتم، از پنجره‌های هم‌پوشان استفاده شده است. میزان هم‌پوشانی هر پنجره با پنجره‌های مجاور، ۵۰ درصد ابعاد پنجره در نظر گرفته شده است. نمونه‌ای از این پنجره‌گذاری در شکل (۵-۶) نشان داده شده است.

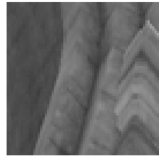


شکل (۵-۶): تقسیم تصویر به پنجره‌های هم‌پوشان.

برای تعیین گامای مناسب هر پنجره، طبق معادله‌ی اصلاح گاما در رابطه (۲-۵)، به هر یک از پنجره‌های ایجاد شده، گامای ۰/۱ تا ۳ با گام ۰/۱ اعمال می‌شود. از اینرو به‌ازای هر پنجره، سی پنجره با کیفیت‌های مختلف به‌دست می‌آید. یکی از این مقادیر اعمال شده، گامای مناسب برای اصلاح این پنجره می‌باشد. برای تعیین این گامای مناسب، ابتدا ماتریس هم‌رخداد برای هر یک از این سی پنجره ایجاد شده، محاسبه می‌شود. سپس ویژگی همگنی هر یک از این ماتریس‌ها استخراج می‌گردد. همان‌طور که گفته شد، ویژگی همگنی، نزدیکی مکانی توزیع عناصر در P (ماتریس هم‌رخداد نرمال) را به قطر، اندازه‌گیری می‌کند. ماکزیمم وقتی به‌دست می‌آید که P ماتریس قطری باشد. چنین

ماتریسی متناظر با تصویری با محتوای سطح خاکستری غنی و ناحیه‌هایی که مقادیر سطح خاکستری آن به‌کندی تغییر می‌کند (تصویر با وضوح پایین). بدین معنی که جزئیات تصویر، مشخص نمی‌باشد و برعکس، تصویری که سطوح خاکستری آن به‌شدت تغییر می‌کند (تصویر با وضوح بالا)، دارای مینیمم مقدار همگنی می‌باشد. از اینرو با توجه به مقدار این ویژگی، می‌توان به کیفیت تصویر پی برد. بنابراین، تصویر با کیفیت بالا، دارای مینیمم مقدار همگنی می‌باشد. از اینرو گامای مرتبط با مینیمم مقدار همگنی، گامای مناسب آن پنجره می‌باشد. با اعمال این گاما طبق رابطه (۲-۵) به پنجره، این ناحیه از تصویر اصلاح می‌شود. این فرآیند برای تمام پنجره‌های ایجاد شده از تصویر تکرار می‌گردد تا کل تصویر به‌صورت محلی اصلاح شود.

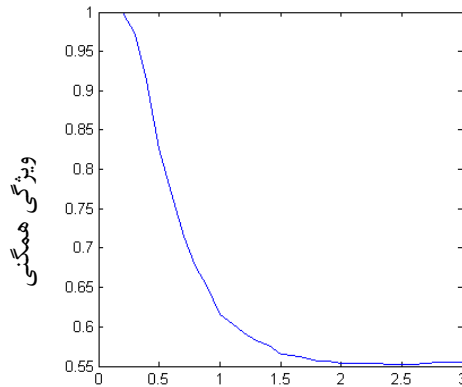
شکل (۵-۷) (الف)، یک پنجره استخراج شده از شکل (۵-۶) می‌باشد. برای اصلاح پنجره، همان‌طور که گفته شد سی مقدار گاما از محدوده ۰٫۱ تا ۳ با گام ۰٫۱ مطابق رابطه (۲-۵) به آن اعمال می‌شود. سپس ماتریس هم‌رخداد برای هر یک از این سی پنجره ایجاد شده، محاسبه می‌شود. گامای مناسب برای این پنجره، با توجه به مینیمم مقدار همگنی استخراج شده از هر یک از این سی ماتریس، تقریب زده می‌شود. شکل (۵-۷) (ج)، نمودار مقادیر همگنی یک پنجره به‌ازای سی گامای متفاوت را نشان می‌دهد. محور افقی، سی گامای اعمال شده به پنجره و محور عمودی، مقادیر همگنی استخراج شده می‌باشند. این نمودار نشان می‌دهد که، مینیمم مقدار همگنی به‌ازای گامای ۲٫۵ حاصل شده است. از اینرو با اعمال این گاما به پنجره طبق رابطه (۲-۵)، این ناحیه از تصویر بهبود می‌یابد (شکل (۵-۷) (ب)). همان‌طور که در شکل (۵-۷) (ب) مشاهده می‌شود جزئیات تصویر، به‌وضوح قابل رویت است.



(ب) اصلاح گامای تصویر (الف) با اعمال گامای معکوس ۰,۲۵، (۴/۰)



(الف) استخراج یک پنجره از تصویر



سی مقدار گامای اعمال شده به پنجره

(ج) نمودار مقادیر همگنی به ازای مقادیر گامای متفاوت اعمال شده به پنجره.

شکل (۵-۷): اصلاح گامای یک پنجره از تصویر.

اگر این فرآیند برای تمام پنجره‌های موجود در تصویر تکرار گردد، گامای مناسب برای هر پنجره به دست می‌آید. به علت وجود پنجره‌های هم‌پوشان ممکن است به ازای هر پیکسل، چندین مقدار گاما به دست آید که با میانگین گرفتن از این مقادیر، مقدار گامای واقعی برای هر پیکسل به دست می‌آید. از اینرو به ازای هر پیکسل از تصویر یک گامای مناسب حاصل می‌شود (به عبارتی دیگر ماسکی از مقادیر گاما در ابعاد تصویر به دست می‌آید).

جهت بهبود کیفیت تصویر طبق رابطه (۲-۵)، گامای به دست آمده به ازای هر پیکسل، به تک تک آن اعمال می‌شود. نتیجه اصلاح گاما در شکل (۵-۸) (الف) نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، اثر بلوکی که ناشی از پنجره‌گذاری می‌باشد، بر روی تصویر اصلاح شده باقی مانده است. در این مرحله برای از بین بردن اثر بلوکی، از ماسک به دست آمده از مقادیر گاما، فیلتر میانگین می‌گیریم. سپس این ماسک گاما به پیکسل‌های تصویر اعمال می‌شود، تا اثر بلوکی در تصویر بهبود یافته از بین رود (شکل (۵-۸) (ب)).



الف) اصلاح گامای تصویر با جاماندن اثر بلوکی ب) اصلاح گامای تصویر با از بین بردن اثر بلوکی

شکل (۵-۸): اصلاح گامای تصویر براساس روش پیشنهادی اول.

روش پیشنهادی اول به‌طور خلاصه، به‌صورت مراحل زیر بیان می‌شوند:

۱. تقسیم تصویر به پنجره‌های هم‌پوشان.
۲. اعمال سی مقدار گاما به هر پنجره از تصویر.
۳. محاسبه ماتریس هم‌رخداد برای هر پنجره.
۴. استخراج ویژگی همگنی از هر ماتریس.
۵. انتخاب گامای مناسب برای هر پنجره، با توجه به مینیمم مقدار ویژگی همگنی.
۶. میانگین گرفتن از مقادیر گامای موجود در پنجره‌های هم‌پوشان.
۷. اعمال فیلتر میانگین به کل مقادیر گامای به‌دست آمده.
۸. اعمال این مقادیر گامای به‌دست آمده به تک تک پیکسل‌های تصویر.

این روش پیشنهادی برای تصاویر طبیعت و نیز تصاویر پزشکی کاربرد دارد. یکی از اشکالات این روش، تقسیم تصویر به پنجره‌هایی در ابعاد ثابت می‌باشد، که بهتر است از پنجره‌هایی در ابعاد متغیر برای قسمت‌های مختلف تصویر استفاده شود. البته می‌توان به‌جای پنجره‌گذاری تصویر، از بخش‌بندی تصویر استفاده کرد. از اینرو در روش پیشنهادی دوم، از بخش‌بندی تصویر استفاده شده است. البته روش پیشنهادی اول، کمی زمان‌بر نیز می‌باشد.

۵-۷- روش پیشنهادی مبتنی بر بخش‌بندی و ویژگی همگنی ماتریس

هم‌رخداد (روش دوم)

این روش مشابه روش قبل می‌باشد، با این تفاوت که، به‌جای تقسیم تصویر به پنجره‌های هم‌پوشان، از بخش‌بندی تصویر استفاده شده است. در این روش، ابتدا با استفاده از الگوریتم بخش‌بندی شرح داده شده در بخش ۴-۶-۲، تصویر را بخش‌بندی نموده، سپس مشابه هر پنجره در روش قبل، گامای مناسب برای هر بخش را تعیین می‌نماییم. ولی از آنجایی که در این روش، هم‌پوشانی بین پیکسل‌ها وجود ندارد، به‌ازای هر پیکسل دقیقاً یک گاما به‌دست می‌آید. در این روش هم برای از بین بردن اثر بلوکی، از ماسک به‌دست آمده از مقادیر گاما فیلتر میانگین می‌گیریم. شکل‌های (۵-۹) و (۵-۱۰) دو نمونه از نتایج این روش را نشان می‌دهند. اشکال این روش در این است که به تعداد نواحی در نظر گرفته شده برای بخش‌بندی تصویر وابسته است و ممکن است به‌ازای یک تعداد نواحی خاص، جواب مناسبی ندهد. ولی از آنجایی که تعداد نواحی تصاویر پزشکی مربوط به هر قسمت بدن مشخص است، این روش برای تصاویر پزشکی مناسب‌تر است. همچنین این روش از سرعت نسبتاً بالایی برخوردار است.



(ب)



(الف)



(د)

(ج)

الف) تصویر اولیه، ب) بخش‌بندی تصویر به سه ناحیه، ج) اصلاح تصویر با جا ماندن اثر بلوکی، د) اصلاح تصویر با از بین بردن اثر بلوکی

شکل (۵-۹): اصلاح گامای تصویر براساس روش پیشنهادی دوم.



الف) تصویر اولیه (نمونه‌ای از تصویر رادیولوژی دندان)



ب) تصویر اصلاح شده

شکل (۵-۱۰): اصلاح گامای تصویر براساس روش پیشنهادی دوم.

روش پیشنهادی دوم به‌طور خلاصه، به‌صورت مراحل زیر بیان می‌شوند:

۱. هموار سازی تصویر با استفاده از آستانه‌گذاری نرم ویولت.
۲. پیکسون‌بندی تصویر هموار شده.
۳. بخش‌بندی تصویر پیکسونی با استفاده از FCM.
۴. اعمال سی مقدار گاما به هر بخش از تصویر.
۵. محاسبه ماتریس هم‌رخداد برای هر بخش و استخراج ویژگی همگنی از هر ماتریس.
۶. انتخاب گامای مناسب برای هر بخش، با توجه به مینیمم مقدار این ویژگی.
۷. اعمال فیلتر میانگین به کل مقادیر گامای به‌دست آمده.
۸. اعمال این مقادیر گاما به تک تک پیکسل‌های تصویر.

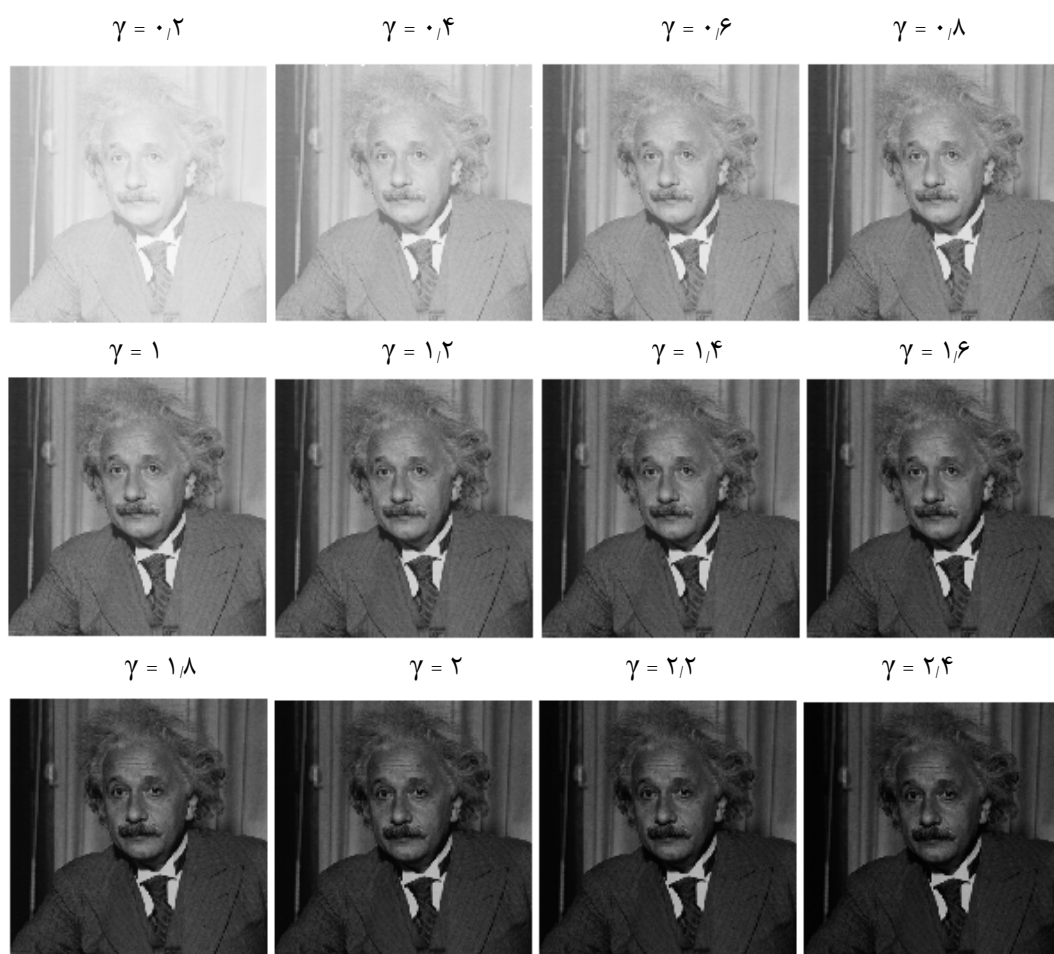
۵-۸- روش پیشنهادی مبتنی بر کلاسیفایر SVM (روش سوم)

برای پیاده‌سازی این الگوریتم پیشنهادی، پایگاه‌داده‌ای از تصاویر با میزان گاما‌های مشخص نیاز داریم. برای این منظور، ما از تصاویر استاندارد نشان داده شده در شکل (۵-۱۱) استفاده نمودیم. برای کارایی مطلوب‌تر، در انتخاب این تصاویر بهتر است که از تصاویر متنوعی استفاده شود.



شکل (۵-۱۱): نمونه‌ای از تصاویر استاندارد با کیفیت مناسب.

طبق معادله قانون توان، به هر یک از تصاویر شکل (۵-۱۱)، گام‌های ۰٫۲ تا ۲٫۴ با گام ۰٫۲ اعمال می‌کنیم. در نتیجه به‌ازای هر تصویر، دوازده تصویر با کیفیت مختلف به‌دست می‌آید (شکل (۵-۱۲)). از اینرو پایگاه داده‌ای شامل صد و هفت تصویر آموزشی با دوازده کلاس از مقادیر متفاوت گاما ایجاد می‌شود، که نه تصویر برای هر کلاس وجود دارد. به‌عبارتی دیگر، پایگاه‌داده‌ای از تصاویر آموزشی با گام‌های مشخص ایجاد نمودیم.



شکل (۵-۱۲): ایجاد دوازده کلاس از تصویر با مقادیر گامی مختلف.

به منظور اصلاح محلی تصویر، هر یک از تصاویر موجود در پایگاه داده را به پنجره‌های هم‌پوشان تقسیم‌بندی نموده، به طوری که هر پنجره با پنجره‌های مجاور خود، پنجاه درصد هم‌پوشانی داشته باشد. ابعاد پنجره، مشابه روش اول در نظر گرفته شده است.

در این مرحله، از هر یک از این پنجره‌های ایجاد شده با گامای مشخص، نه ویژگی ذکر شده را استخراج می‌نماییم. این ویژگی‌ها از ماتریس هم‌رخداد، تبدیل کسینوسی و هیستوگرام هر پنجره استخراج می‌گردند. همان‌طور که نشان دادیم، این ویژگی‌ها بیانگر محتوای هر پنجره یعنی میزان روشنایی، وضوح و میزان جزئیات تصویر هستند. از اینرو با توجه به این ویژگی‌ها می‌توان به کیفیت هر پنجره پی برد. این نه ویژگی را برای تمامی پنجره‌های ایجاد شده از تصاویر آموزشی استخراج می‌نماییم. این بردارهای ویژگی به همراه کلاس گامای مشخص را به کلاسیفایر SVM، جهت آموزش می‌دهیم.

برای اصلاح یک تصویر جدید، باید همانند تصاویر پایگاه داده، تصویر را به پنجره‌های هم‌پوشان تقسیم نمود، و ویژگی‌های ذکر شده را برای هر پنجره از این تصویر محاسبه کرد. جهت تعیین مقدار گامای هر پنجره از تصویر جدید، بردار ویژگی به دست آمده از هر پنجره را به SVM می‌دهیم تا یکی از دوازده مقدار گاما را تخمین زند. مشابه روش اول، به علت وجود پنجره‌های هم‌پوشان ممکن است به ازای هر پیکسل، چندین مقدار گاما به دست آید، که با میانگین گرفتن از این مقادیر، مقدار گامای واقعی برای هر پیکسل به دست می‌آید. برای از بین بردن اثر بلوکی نیز، از ماسک به دست آمده از مقادیر گاما، فیلتر میانگین می‌گیریم.

جهت بهبود کیفیت تصویر، طبق رابطه (۲-۵)، گامای به دست آمده به ازای هر پیکسل را به آن اعمال می‌کنیم. نتیجه اصلاح گاما در شکل (۵-۱۳) نشان داده شده است.



(ب)

(الف)

الف) تصویر اولیه، ب) تصویر بهبود یافته

شکل (۵-۱۳): اصلاح گامای تصویر براساس روش پیشنهادی سوم.

روش پیشنهادی سوم به طور خلاصه، به صورت مراحل زیر بیان می شوند:

۱. انتخاب نه تصویر اولیه با کیفیت مناسب.
۲. اعمال دوازده مقدار گاما به هر تصویر برای ایجاد تصاویر آموزشی.
۳. تقسیم هر یک از این تصاویر آموزشی به پنجره‌های هم‌پوشان.
۴. استخراج نه ویژگی ذکر شده از هر یک از پنجره‌ها.
۵. اعمال این بردارهای ویژگی به همراه گامای مشخص هر پنجره، به کلاسیفایر SVM
۶. تقسیم تصویر جدید به پنجره‌های هم‌پوشان و استخراج نه ویژگی ذکر شده.
۷. تخمین مقادیر گامای هر پنجره از تصویر جدید با استفاده از SVM.
۸. اعمال فیلتر میانگین به کل مقادیر گامای به دست آمده.
۹. اعمال معکوس مقادیر گاما به هر پیکسل.

از آنجایی که آموزش کلاسیفایر SVM، توسط تصاویر طبیعت انجام شده است، این روش برای تصاویر طبیعت نتایج بهتری دارد، و برای تصاویر پزشکی ممکن است نتایج، قابل قبول نباشند. این روش با استخراج نه ویژگی مناسب شرح داده شده، بهتر از هر دو روش دیگر، قادر به تخمین مقادیر گامای

مناسب برای اکثر تصاویر می‌باشد. همچنین از آنجایی که به‌ازای تصاویر مختلف، مرحله آموزش فقط یک بار انجام می‌شود، سرعت این روش بالا است.

در ادامه نتایج حاصل از این الگوریتم‌ها را بر روی تصاویر طبیعت و پزشکی بررسی می‌کنیم.

۵-۹- نتایج شبیه‌سازی بر روی تصاویر طبیعت

همان‌طور که گفته شد، روش‌های پیشنهادی اول و سوم برای بهبود تصاویر طبیعت کاربرد بهتری دارند. این دو روش پیشنهادی بر روی مجموعه‌ی وسیعی از تصاویر، آزمایش شده‌اند، و در این بخش تعدادی از آنها، به‌عنوان نمونه در شکل‌های (۵-۱۴) تا (۵-۱۸) آورده شده‌اند. برای بررسی و ارزیابی عملکرد روش‌های پیشنهادی، این نتایج با روش‌های ارائه شده در [۱۳] و [۱۸] مقایسه شده‌اند. همان‌طور که دیده می‌شود، این دو روش تنها روی تعداد معدودی تصویر قابل انجام است و روش ارائه شده در [۱۳]، در بسیاری از موارد موجب از بین رفتن وضوح تصویر نیز می‌شود. این نتایج نشان می‌دهند که هر دو روش پیشنهادی در این پایان‌نامه، به میزان قابل توجهی کیفیت تصویر را بهبود می‌بخشند و به‌مراتب بهتر از روش‌های موجود می‌باشند. همان‌طور که قبلاً اشاره شد، روش پیشنهادی سوم بهتر از روش پیشنهادی اول می‌باشد.



الف) تصویر اولیه



ب) روش پیشنهادی در [۱۳]

ج) روش پیشنهادی در [۱۸]



د) روش پیشنهادی اول

ه) روش پیشنهادی سوم

شکل (۵-۱۴): مقایسه روش‌های پیشنهادی با روش‌های ارائه شده در [۱۳] و [۱۸].



الف) تصویر اولیه



ج) روش پیشنهادی در [۱۸]



ب) روش پیشنهادی در [۱۳]



ه) روش پیشنهادی سوم



د) روش پیشنهادی اول

شکل (۵-۱۵): مقایسه روش‌های پیشنهادی با روش‌های ارائه شده در [۱۳] و [۱۸].



الف) تصویر اولیه



ج) روش پیشنهادی در [۱۸]



ب) روش پیشنهادی در [۱۳]

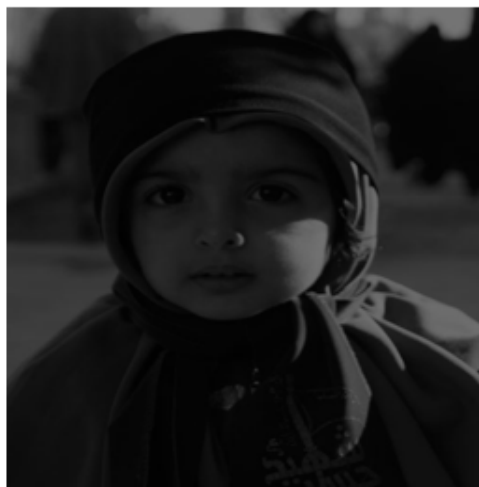


ه) روش پیشنهادی سوم



د) روش پیشنهادی اول

شکل (۵-۱۶): مقایسه روش‌های پیشنهادی با روش‌های ارائه شده در [۱۳] و [۱۸].



الف) تصویر اولیه



ج) روش پیشنهادی در [۱۸]



ب) روش پیشنهادی در [۱۳]



ه) روش پیشنهادی سوم



د) روش پیشنهادی اول

شکل (۵-۱۷): مقایسه روش‌های پیشنهادی با روش‌های ارائه شده در [۱۳] و [۱۸].



الف) تصویر اولیه



ج) روش پیشنهادی در [۱۸]



ب) روش پیشنهادی در [۱۳]



ه) روش پیشنهادی سوم



د) روش پیشنهادی اول

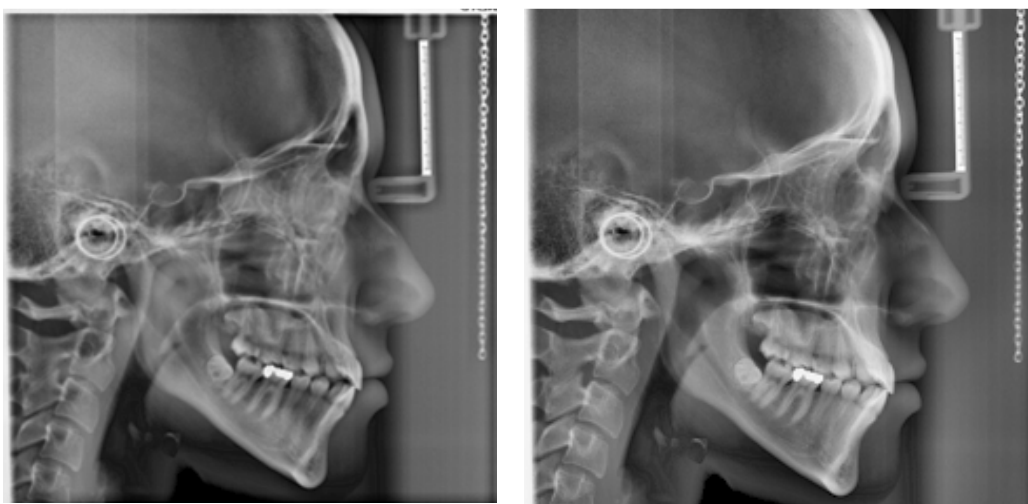
شکل (۵-۱۸): مقایسه روش‌های پیشنهادی با روش‌های ارائه شده در [۱۳] و [۱۸].

۵-۱۰- نتایج شبیه‌سازی بر روی تصاویر پزشکی

همان‌طور که گفته شد، در روش سوم، آموزش SVM براساس تصاویر طبیعت انجام شده است، از اینرو این روش برای تصاویر پزشکی ممکن است، مناسب نباشد. دو نمونه از نتایج حاصل از روش‌های پیشنهادی اول و دوم بر روی تصاویر پزشکی در شکل‌های (۵-۱۹)، (۵-۲۰) نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، روش‌های پیشنهادی توانسته، کیفیت تصاویر پزشکی را بهبود دهد و تشخیص بیماری برای پزشک آسان‌تر شده است.



الف) تصویر اولیه



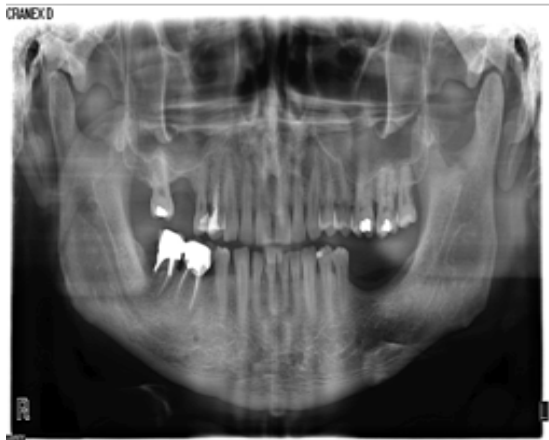
ج) روش پیشنهادی دوم

ب) روش پیشنهادی اول

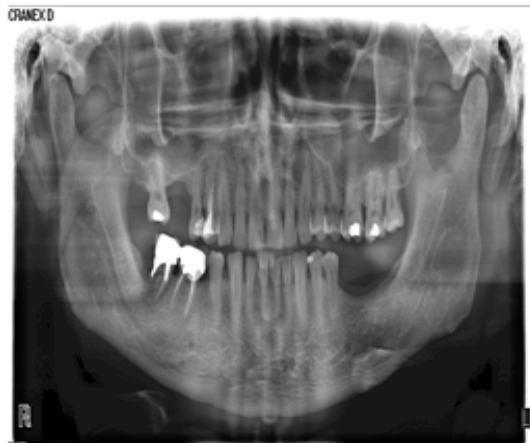
شکل (۵-۱۹): . نمونه‌ای از نتایج حاصل از روش‌های پیشنهادی اول و دوم بر روی تصویر رادیولوژی.



الف) تصویر اولیه



ب) روش پیشنهادی اول



ج) روش پیشنهادی دوم

شکل (۵-۲۰): . نمونه‌ای از نتایج حاصل از روش‌های پیشنهادی اول و دوم بر روی تصویر رادیولوژی دندان.

۵-۱۱- ارزیابی عددی روش‌های مطرح شده

برای مقایسه عددی کارایی روش‌های پیشنهادی از معیار SSIM استفاده شده است. همان‌طور که در فصل سوم گفته شد، SSIM یکی از معیارهای قدرتمند ارزیابی کیفیت تصویر با داشتن تصویر مرجع است. از آنجایی که نسخه مرجع تصاویر قبل موجود نیستند، از معیار SSIM نمی‌توان استفاده نمود. از اینرو برای استفاده از معیار SSIM، از مجموعه‌ای از تصاویر استاندارد که در کاربردهای پردازش تصویر مورد استفاده قرار می‌گیرند، استفاده شده است. این تصاویر مرجع را با گام‌های متفاوت، خراب نمودیم، و با استفاده از این چهار الگوریتم، کیفیت تصاویر خراب را بهبود دادیم. نتایج اعمال این الگوریتم‌ها به‌همراه SSIM در شکل‌های (۵-۲۱)، (۵-۲۲) و (۵-۲۳) نشان داده شده‌اند. مشاهده می‌شود که مقادیر SSIM، در هر دو روش پیشنهاد شده در این تحقیق برای تصاویر طبیعت (روش اول و روش سوم) بیشتر از دو روش دیگر است. همچنین همان‌طور که قبلاً اشاره شد، روش پیشنهادی سوم بهتر از روش پیشنهادی اول بر روی تصاویر طبیعت عمل می‌کند. از اینرو مقدار SSIM برای روش سوم بیشتر از روش اول است. شکل (۵-۲۴) به‌وضوح این مطالب بیان‌شده را به‌صورت نمودار نشان می‌دهد.



(ب) تصویر خراب شده با گاما، $SSIM=0.599$



(الف) تصویر مرجع



(د) بهبود تصویر (ب) با روش [۱۸]، $SSIM=0.759$



(ج) بهبود تصویر (ب) با روش [۱۳]، $SSIM=0.772$



(و) بهبود تصویر (ب) با روش پیشنهادی سوم،
 $SSIM=0.97$



(ه) بهبود تصویر (ب) با روش پیشنهادی اول،
 $SSIM=0.953$

شکل (۵-۲۱): مقایسه روش‌های پیشنهادی با روش‌های ارائه شده در [۱۳] و [۱۸] به همراه مقادیر $SSIM$.



ب) تصویر خراب شده با گاما، $SSIM = 0.538$



الف) تصویر مرجع



د) بهبود تصویر (ب) با روش [۹]، $SSIM = 0.736$



ج) بهبود تصویر (ب) با روش [۱۳]، $SSIM = 0.798$



و) بهبود تصویر (ب) با روش پیشنهادی سوم،
 $SSIM = 0.967$



ه) بهبود تصویر (ب) با روش پیشنهادی اول،
 $SSIM = 0.959$

شکل (۵-۲۲): مقایسه روش‌های پیشنهادی با روش‌های ارائه شده در [۱۳] و [۱۸] به همراه مقادیر $SSIM$.



(ب) تصویر خراب شده با گاما، $SSIM=0.739$



(الف) تصویر مرجع



(د) بهبود تصویر (ب) با روش [۱۸]، $SSIM=0.663$



(ج) بهبود تصویر (ب) با روش [۱۳]، $SSIM=0.828$

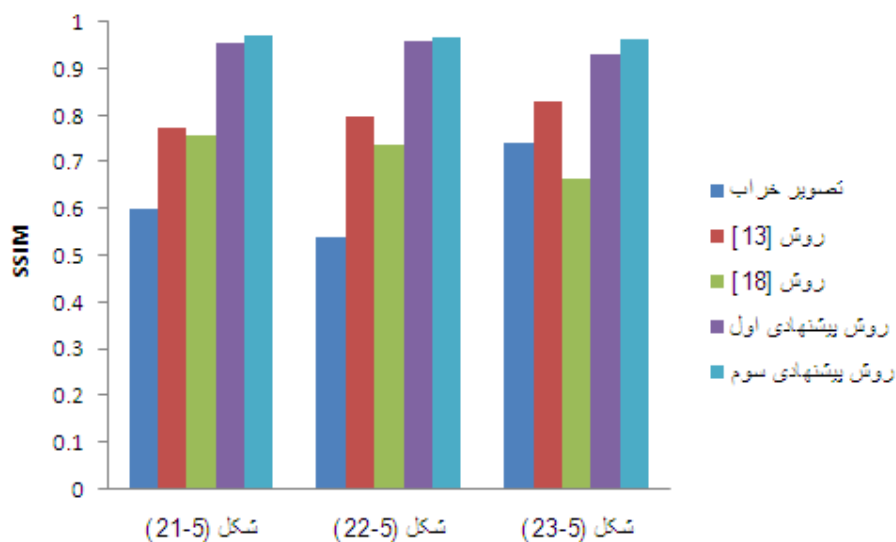


(و) بهبود تصویر (ب) با روش پیشنهادی سوم،
 $SSIM=0.962$



(ه) بهبود تصویر (ب) با روش پیشنهادی اول،
 $SSIM=0.931$

شکل (۵-۲۳): مقایسه روش‌های پیشنهادی با روش‌های ارائه شده در [۱۳] و [۱۸] به همراه مقادیر $SSIM$.

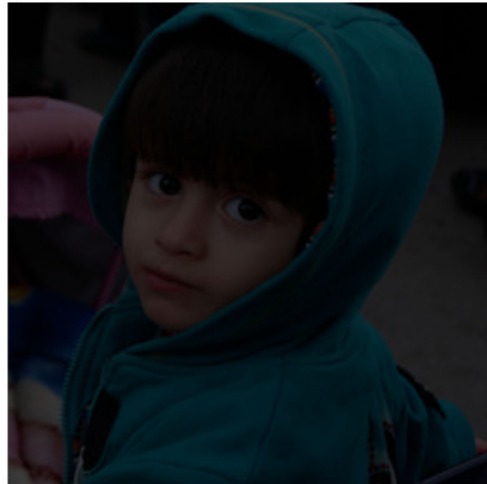


شکل (۲۴-۵): نمودار معیار SSIM برای شکل‌های (۲۱-۵)، (۲۲-۵) و (۲۳-۵).

همان‌طور که از این نمودار مشخص است، هر دو روش پیشنهادی در این پایان‌نامه برای تصاویر طبیعت، بهتر از روش‌های [۱۳] و [۱۸] می‌باشند، و همچنین روش پیشنهادی سوم بهتر از روش اول می‌باشد.

۵-۱۲- نتایج شبیه‌سازی بر روی تصاویر رنگی طبیعت

همان‌طور که قبلاً اشاره شد، روش پیشنهادی اول و سوم بر روی تصاویر طبیعت نتیجه مناسب‌تری تولید نموده است. در این قسمت، این دو روش پیشنهادی را بر روی تصاویر رنگی که نیاز به اصلاح گاما دارند، بررسی می‌کنیم. ابتدا تصویر رنگی داده شده را Gray scale نموده، سپس مشابه قبل، روش‌های پیشنهادی را بر روی این تصویر اعمال می‌کنیم تا گامای مناسب برای هر پیکسل به دست آید. در این مرحله، برای بهبود کیفیت تصویر، مقادیر گامای به دست آمده به‌ازای هر پیکسل را به هر سه بعد رنگی R, G و B اعمال می‌نماییم. البته یکی از پیشنهادات آینده برای ادامه این تحقیق کار، بر روی تصاویر رنگی است. چند نمونه از اصلاح گامای تصاویر رنگی در شکل‌های (۲۵-۵) تا (۲۷-۵) نشان داده شده است. همان‌طور که از این نتایج مشخص است، روش‌های پیشنهادی بر روی تصاویر رنگی نیز نتایج بسیار مطلوبی تولید نموده است.



الف) تصویر اولیه



ج) تصویر بهبود یافته توسط روش پیشنهادی سوم



ب) تصویر بهبود یافته توسط روش پیشنهادی اول

شکل (۵-۲۵): اصلاح گامای تصویر رنگی (نمونه اول).



الف) تصویر اولیه

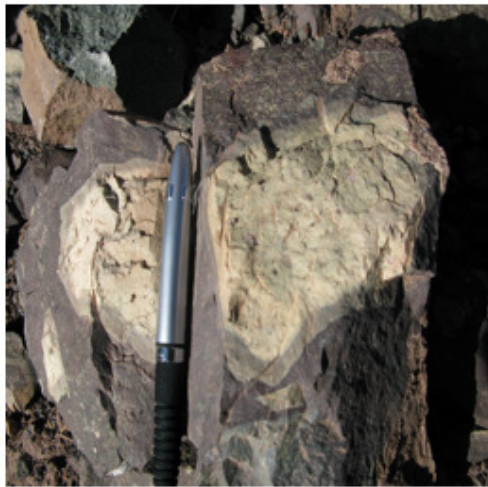


ج) تصویر بهبود یافته توسط روش پیشنهادی سوم

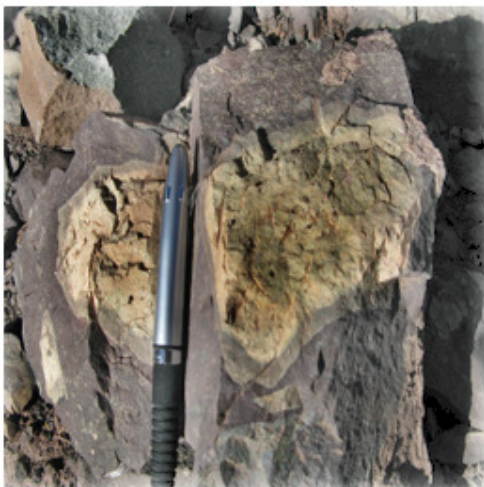


ب) تصویر بهبود یافته توسط روش پیشنهادی اول

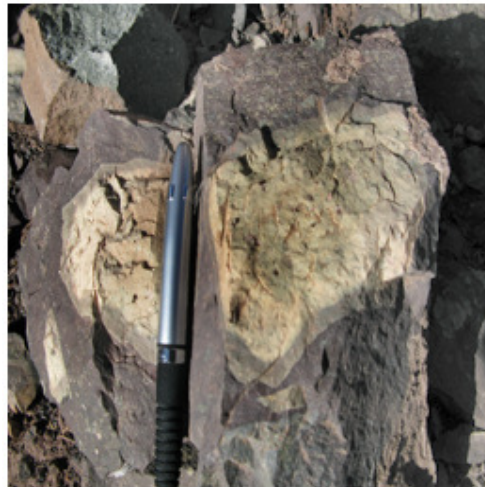
شکل (۵-۲۶): اصلاح گامای تصویر رنگی (نمونه دوم).



الف) تصویر اولیه



ج) تصویر بهبود یافته توسط روش پیشنهادی سوم



ب) تصویر بهبود یافته توسط روش پیشنهادی اول

شکل (۵-۲۷): اصلاح گامای تصویر رنگی (نمونه سوم).

فصل ۶:

جمع‌بندی و پیشنهادات برای ادامه کار

۶-۱- جمع‌بندی

بهسازی تصویر، یکی از عملیات‌های مهم و اساسی در اکثر کاربردهای پردازش تصویر می‌باشد. همان‌طور که قبلاً اشاره شد، بسیاری از دستگاه‌هایی که برای گرفتن تصویر، چاپ یا نمایش آن به کار می‌روند، به علت وجود محدودیت‌های فنی تبدیلی معروف به "قانون توان" را بر روی مقدار پیکسل‌های تصویر اعمال می‌کنند که موجب کاهش کیفیت تصویر می‌شوند. فرآیندی که برای تصحیح این پدیده انتقال، انجام می‌گیرد را "اصلاح گاما" می‌گویند. در بسیاری از موارد، گامای اعمال شده به تصویر مشخص نمی‌باشد، از اینرو تکنیکی برای تصحیح مقدار گاما بدون در دست داشتن اطلاعات فنی از دستگاه گیرنده تصویر، ضروری است. در این پایان نامه سه روش متفاوت، برای بهبود کیفیت تصویر به صورت محلی توسط اصلاح گاما پیشنهاد شده است که موجب بهبود وضوح، بهبود روشنایی و نمایش بهتر جزئیات تصویر می‌گردد.

در روش اول، از اطلاعات بافت تصویر که از ماتریس هم‌رخداد استخراج می‌شود، برای تعیین گامای مناسب قسمت‌های مختلف تصویر استفاده شده است. به منظور اصلاح محلی تصویر، تصویر به پنجره‌های هم‌پوشان تقسیم می‌شود، سپس با توجه به ویژگی همگنی ماتریس هم‌رخداد که بیانگر میزان جزئیات تصویر می‌باشد، گامای مناسب برای هر پنجره از تصویر تقریب زده می‌شود. در روش دیگر، به جای پنجره‌گذاری تصویر، از بخش‌بندی تصویر استفاده شده و با توجه به ویژگی همگنی ماتریس هم‌رخداد، گامای مناسب برای هر بخش از تصویر محاسبه می‌شود. روش سوم، گامای مناسب برای قسمت‌های مختلف از یک تصویر را با استفاده از کلاسیفایر SVM تخمین می‌زند. بدین صورت که ابتدا تعدادی تصویر با گامای مشخص را پنجره‌گذاری کرده و نه ویژگی مرتبط با میزان روشنایی، وضوح و جزئیات تصویر را از هر پنجره، برای آموزش SVM استخراج می‌نماید. این ویژگی‌ها از هیستوگرام، ماتریس هم‌رخداد و تبدیل کسینوسی هر پنجره استخراج می‌گردند. به همین ترتیب پنجره‌گذاری و استخراج ویژگی را برای تصویر جدید (تصویری که نیاز به اصلاح گاما دارد) نیز انجام

می‌دهد. سپس بردار ویژگی به‌دست آمده از هر پنجره به SVM اعمال می‌گردد، تا گامای مناسب برای هر پنجره از تصویر جدید تخمین زده شود.

روش پیشنهادی اول برای تصاویر پزشکی و نیز تصاویر طبیعت کاربرد دارد. از آنجایی که تصاویر طبیعت دارای پیچیدگی زیادی هستند، ممکن است بخش‌بندی این‌گونه تصاویر به‌منظور تعیین گامای هر بخش، نتیجه مطلوبی برای برخی از این تصاویر ندهد. زیرا تعداد بخش‌بندی لازم، برای تصاویر متنوع طبیعت، یکسان نمی‌باشد. از آنجایی که تعداد بخش‌های مورد نیاز برای تصاویر پزشکی مشخص است، این روش برای تصاویر پزشکی مناسب‌تر است. هم‌چنین در روش پیشنهادی سوم، از آنجایی که آموزش SVM، براساس تصاویر طبیعت انجام شده است، ممکن است این روش برای تصاویر پزشکی نتیجه مناسبی ندهد، ولی این روش بر روی تصاویر طبیعت نتیجه بسیار مطلوبی ایجاد نموده است. در انتها نیز مقایسه‌ای بین روش‌های پیشنهادی و روش‌های [۱۳] و [۱۸]، با معیار عددی SSIM صورت گرفته است. همان‌گونه که نتایج این مقایسه نشان می‌دهد، روش‌های پیشنهادی، عملکرد بسیار بهتری نسبت به سایر روش‌ها ارائه داده‌اند.

۶-۲- پیشنهادات برای ادامه کار

۱. یکی از مواردی که برای کارهای آتی پیشنهاد می‌شود استفاده از قضیه حد مرکزی و عکس قضیه حد مرکزی، برای اصلاح گامای تصویر است. بر طبق قضیه حد مرکزی، ترکیب چندین متغیر تصادفی (تصویر، سیگنال)، دارای توزیعی خواهد بود که نسبت به توزیع هر یک از متغیرهای اولیه گوسی‌تر است. حال عکس قضیه حد مرکزی به این گونه است که تجزیه متغیر تصادفی به چند متغیر، سبب می‌شود که توزیع متغیرهای حاصل غیر گوسی‌تر از توزیع تصویر اولیه شود. از اینرو باید معیار مناسبی برای میزان توزیع گوسی مطلوب تصویر تعیین کرد. یعنی تا زمانی که توزیع تصویر به حالت گوسی مطلوب برسد، از قضیه حد مرکزی و یا عکس آن استفاده شود.

۲. تقسیم تصویر به پنجره‌هایی در ابعاد متغیر، در صورتی که در دو روش پیشنهاد شده از پنجره‌های با ابعاد یکسان استفاده شده است.
۳. ارائه الگوریتمی برای معیار ارزیابی تصویر بدون داشتن تصویر مرجع.
۴. اعمال روش‌های پیشنهادی روی تصاویر نویزی.
۵. تحقیق بیشتر در مورد اصلاح گامای تصاویر رنگی.

پوست (۱)

I-1- SVM کلاسیفایر

در ابتدا SVM تنها برای حالت خاصی که داده‌های آموزشی، بدون خطا، و به شکل خطی، قابلیت تفکیک شدن را داشتند تعریف شد (خطی و تفکیک پذیر)؛ در ادامه SVM برای حالتی تعمیم یافت که داده‌ها کاملاً تفکیک پذیر نبودند. در این حالت SVM بهترین ابرصفحه را با لحاظ کمترین مقدار خطا بدست می‌آورد؛ اما SVM زمانی تکمیل شد که توانست داده‌های آزمایشی را به شکل غیرخطی نیز از هم تفکیک کند. به عبارت دیگر نهایتاً SVM توانست الگوهای آموزشی را با استفاده از یک تابع تفکیک‌گر غیر خطی در فضای ورودی بطوری که خطا حداقل شود، تفکیک کند.

I-1-1 SVM خطی و تفکیک پذیر

حالت ساده SVM، ماشین SVM خطی است که ایده اصلی SVM نیز در آن به‌وضوح توصیف می‌شود. در این قسمت، روش بدست آوردن ابر صفحه بهینه را برای وقتی که بردارهای آموزشی می‌توانند بدون خطا از هم تفکیک شوند، بیان می‌کنیم. فرض کنید یک مجموعه آموزشی به شکل رابطه (I-1) در اختیار داریم.

$$(y_1, x_1), \dots, (y_l, x_l) \quad y_i \in \{-1, 1\} \quad x_i \in \mathcal{R}^n \quad (I-1)$$

فرض کنید، ابر صفحه‌ای در فضای ورودی داریم که می‌تواند دو دسته مثبت و منفی رابطه (I-1) را از هم تفکیک کند. معادله این ابرصفحه تفکیک‌گر، مطابق رابطه (I-2) می‌باشد.

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

w در این رابطه، بردار نرمال ابرصفحه خواهد بود که بر آن عمود است. فاصله این ابرصفحه تا مبدا برابر $\|w\|$ خواهد بود، $\|w\|$ نرم اقلیدسی است. حال فرض کنید d و $-d$ برابر فاصله نزدیکترین نمونه‌های دسته‌های مثبت و منفی تا ابرصفحه باشند، آنگاه "حاشیه"²² برابر خواهد بود با $(-d + d)$. فرض می‌شود تمام داده‌های آموزشی در این شرطها صدق کنند. هنوز w و b انتخاب نشده‌اند، با این

²² Margin

فرضها W و b را بدست می‌آوریم و بنابراین W و b این خواص را ارضا خواهند کرد. چگونه می‌توان یک ابرصفحه جدا کننده‌ای پیاده سازی کرد که به خوبی قابلیت تعمیم یافتگی را ایجاد کند، چرا که هر ابرصفحه جدا کننده‌ای، لزوماً به خوبی تعمیم نمی‌یابد. به عبارت دیگر هر ابرصفحه، بسیار وابسته به دسته آموزشی ما می‌باشد و نهایتاً طوری خواهد بود که برای همین ورودی‌ها، خوب جواب دهد و تضمینی نیست که برای هر داده آزمایشی نیز به خوبی جواب دهد. پس در اینجا SVM به دنبال ابر صفحه ای است که مقدار حاشیه را حداکثر کند. به این منظور، روش ریاضی زیر را در پیش می‌گیرد: در ادامه فرض می‌کند که تمامی بردارهای آموزشی روابط (۳-۱) (قیدهای مربوط به ابر صفحه بهینه) را ارضا می‌کنند.

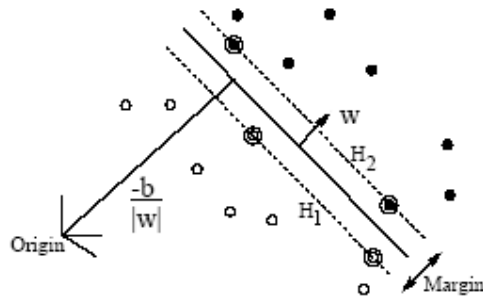
$$w \cdot x_i + b \geq 1 \quad \text{if} \quad y_i = 1 \quad (3-1)$$

$$w \cdot x_i + b \leq -1 \quad \text{if} \quad y_i = -1$$

یا بطور خلاصه

$$y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 \quad i = 1, \dots, l$$

و فرض کنید نزدیکترین نقاط، نقاطی هستند که، رابطه تساوی فوق را ایجاد می‌کنند. به این ترتیب رابطه (۲-۱) تنها صفحه‌ای است که داده‌های آموزشی را با لحاظ ماکزیمم حاشیه، از هم تفکیک می‌کند (چون داده‌ها تفکیک پذیرند، می‌توان فرض‌های فوق را با هم داشت).



شکل (۱-۱): دو دسته داده آموزشی قابل تفکیک، دایره‌های مشکی و سفید نقاط دو دسته اند. بردارهای تکیه گاه با دو دایره مشخص شده اند. H ها خطوط مرز حاشیه را نشان می‌دهند.

به این ترتیب داریم: $d = 1 / \|W\|$ ، و حاشیه برابر خواهد بود با $2 / \|W\|$ ، این فاصله نزدیک‌ترین فاصله بین نقاط دو دسته مثبت و منفی از هم است که به نام حاشیه خوانده می‌شود. ابرصفحه جدا

کننده بهینه^(۳-OSH)، ابرصفحه ای خواهد بود که حاشیه را ماکزیمم کند. ابرصفحه و مرزهای حاشیه همگی با هم موازی اند (شکل (۱-۱)) چون همه از یک W ساخته می‌شوند. در فضای حاشیه، هیچ داده آموزشی قرار نمی‌گیرد. برای حداکثر کردن حاشیه، کافی است $\|w\|^2$ را حداقل کنیم، با لحاظ قیدهای رابطه (۳-۱).

پس صورت مساله مشخص شد. برای حل این مساله مینیمم‌یابی مقید، به فرم لاگرانژ مراجعه می‌کنیم. به این ترتیب، قیدهای مساله ما تبدیل خواهند شد به قیودی روی ضرایب لاگرانژ. با استفاده از فرم لاگرانژ، داده های آموزشی تنها به فرم ضرب داخلی در فرمول‌ها ظاهر خواهند شد. در لاگرانژ به ازای هر قید، یک ضریب معرفی می‌شود و بنا به قیدی که در اینجا داریم (رابطه (۳-۱)) باید ضرایب لاگرانژ نامنفی باشند، و نهایتاً فرم تابع لاگرانژ به شکل رابطه (۴-۱) خواهد شد. در این رابطه α_i ، ضریب لاگرانژ قید i ام است.

$$L_p = \frac{1}{2} w \cdot w - \sum_{i=1}^l \alpha_i [y_i (x_i \cdot w + b) - 1] \quad (4-1)$$

حال حداقل این تابع را برحسب w و b ، با قید ضرایب نامنفی باید بیابیم. به این منظور باید مشتق L_p نسبت به تمام ضرایب آلفا، برابر صفر شود، و در عین حال ضرایب نامنفی هم هستند. به جای حل این مساله، می‌توان دوگان آن را حل کرد. یعنی به جای آنکه L_p را مینیمم کنیم نسبت به w و b با ضرایب لاگرانژ نامنفی، حال L_p را ماکزیمم کنیم نسبت به ضرایب و با قید آنکه گرادیان L_p نسبت به w و b برابر صفر شود و ضرایب هم نامنفی‌اند. به عبارت دیگر این دو مساله دوگان، جوابهای یکسانی برای w و b بدست خواهند آورد (مساله دوگان را با L_d نشان می‌دهیم).

پس داریم:

$$\frac{\partial L_p}{\partial w} = (w - \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i x_i) = 0 \quad (5-1)$$

²³ Optimum Separating Hyperplane

$$\frac{\partial L_p}{\partial b} = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \quad (6-I)$$

و بنابراین از رابطه (5-I) به رابطه زیر (7-I) خواهیم رسید :

$$\mathbf{w} = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i \mathbf{x}_i \quad (7-I)$$

یعنی می‌توان ابر صفحه بهینه را بر حسب یک رابطه خطی از روی بردارهای آموزشی ساخت.

از آنجا که α_i ها غیر منفی هستند، می‌توان دید که در رابطه آخر تنها \mathbf{x}_i هایی موثر خواهند بود که α_i های آنها صفر نباشند، اینها همان بردارهای تکیه گاه خواهند بود که آلفای غیر صفر دارند. با جایگذاری دو رابطه اخیر در لاگرانژ، رابطه دوگان (8-I) بدست می‌آید که باید نسبت به ضرایب ماکزیمم شود.

$$L_d = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j \quad (8-I)$$

در نقطه جواب مساله فوق، \mathbf{w} و b و هر ضریب لاگرانژ α_i و قید مربوط به آن بنا به رابطه زیر به هم مربوط می‌باشند:

$$\alpha_i [y_i (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{w} + b) - 1] = 0 \quad i = 1, \dots, l \quad (9-I)$$

از روی این تساوی، بنابر این به ازای ضرایب غیر صفر خواهیم داشت:

$$y_i (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{w} + b) - 1 = 0 \quad \Rightarrow \quad y_i (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{w} + b) = 1 \quad (10-I)$$

به زبان دیگر $\alpha_i \neq 0$ خواهد بود زمانی که نامساوی رابطه (3-I) به حالت تساوی برسد، بنابراین \mathbf{x}_i هایی که در این معادله صدق می‌کنند همان "بردارهای تکیه گاه"^{۲۴} هستند که روی مرز حاشیه قرار دارند. مقدار b نیز به همین صورت بدست می‌آید. به این ترتیب سعی شد تا حل مساله، در قالب حل یک مساله بهینه سازی ساده تر بیان شود اما بدست آوردن جواب برای مسائل واقعی معمولاً نیاز به روشهای عددی دارد.

²⁴ Support Vectors

• آزمایش داده:

در بالا نحوه آموزش، ارائه شد. با آموزش سیستم، \mathbf{w} و b مشخص خواهند شد و بنابراین ابرصفحه تفکیک‌گر، معلوم خواهد شد. اکنون در فاز آزمایش برای یک بردار ورودی \mathbf{x}_i جدید، کافی است علامت تابع تصمیم‌گیر بدست آید تا مشخص شود ورودی مربوط به کدام دسته است (مثبت یا منفی):

$$f(\mathbf{x}) = \text{sgn}(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b) \quad (11-I)$$

اگر داده های آموزشی را نتوان با یک ابر صفحه از هم تفکیک کرد، حاشیه الگوهای دو کلاس، مطلقاً کوچک می شود و در نتیجه L_d مطلقاً بزرگ می شود. بنابراین با حداکثر کردن معادله L_d با لحاظ قیدهایش، نهایتاً یا به یک مقدار ماکزیمم می رسیم و یا اینکه نتیجه می گیریم که امکان تفکیک داده های آموزشی با استفاده از یک ابرصفحه و حاشیه فرض شده، وجود ندارد. البته برای حل چنین مسائلی از ابرصفحه با حاشیه نرم و از SVM های غیرخطی استفاده خواهد شد که در ادامه توضیح داده می شود.

I-1-2 SVM با حاشیه نرم

حالتی را در نظر می گیریم که داده های آموزشی را نتوان بدون خطا به شکل خطی دسته بندی کرد. در این حالت می توان مساله را به گونه ای دیگر مطرح کرد. به این ترتیب که می خواهیم بردارهای آموزشی را به گونه ای تفکیک کنیم که خطا، حداقل شود.

به این منظور شرط حاشیه را آرام می کنیم: $\xi_i \geq 0, i=1, \dots, l$ را تعریف می کنیم و این بار خواهیم داشت:

$$\mathbf{y}_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b) \geq 1 - \xi_i \quad i=1, \dots, l \quad (12-I)$$

حال به جای مینیمم کردن $(\|w\|^2/2)$ ، رابطه (I-13) را مینیمم می کنیم، با در نظر گرفتن قید فوق و به ازای $\xi_i \geq 0$.

$$(\|w\|^2/2) + C(\sum_{i=1}^l \xi_i) \quad (I-13)$$

C یک پارامتر انتخابی است که توسط کاربر انتخاب می شود. C بزرگتر به این معنی است که می خواهیم جبران سازی بیشتری برای خطاهای ایجاد شده در نظر بگیریم. با حداقل کردن رابطه (I-13)، می توان به کوچکترین مجموعه خطای داده های آموزشی دست یافت.

این مساله هم، مشابه قبل است و به مدل دوگان لاگرانژ تبدیل می شود. نهایتاً دوگان لاگرانژ به صورت زیر خواهد بود (ماکزیمم کردن L_d با شروط روابط (I-15)):

$$L_d = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i \cdot x_j \quad (I-14)$$

$$\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \quad 0 \leq \alpha_i \leq C \quad (I-15)$$

با حل این مساله نیز نهایتاً برای ابرصفحه نرم، w برحسب بردارهای تکیه گاه بدست می آید (

$$N_s, w = \sum_{i=1}^{N_s} \alpha_i y_i x_i$$

مرزی برای ضرایب آلفا وجود دارد و آن مقدار C است (رابطه (I-15)). اگر مجموعه خطاها، از مجموعه

داده های آموزشی حذف شود، بقیه داده های آموزشی را می توان بدون خطا از هم تفکیک کرد؛ و این

کار را می توان با تشکیل یک ابرصفحه بهینه انجام داد. بردار w و ثابت b که از روابط فوق بدست

می آیند، مشخص کننده همان ابرصفحه ای هستند که به ازای آن تعداد خطاهای داده های آموزشی

پس از تفکیک، حداقل می شود. این ابرصفحه بقیه بردارها را (به جز بردارهای مربوط به خطا ها) با

لحاظ حداکثر کردن حاشیه، تفکیک می کند. ابر صفحه بدست آمده از این روش را "ابر صفحه حاشیه

نرم" می نامند. به عبارت دیگر این، ابر صفحه ای است که مجموع انحراف معیارها $(C(\sum_{i=1}^l \xi_i))$ را

مینیمم می کند. همچنین حاشیه را برای بردارهایی که قابلیت تفکیک، دارند حداکثر می کند. اگر

مجموعه خطا تهی باشد، یعنی بتوان بدون خطا دسته‌بندی کرد، آنگاه ابرصفحه بدست آمده از روش فوق همان ابرصفحه بهینه با حداکثر حاشیه خواهد بود.

نقش پارامترهای α_i و ξ_i در دسته‌بندی نمونه‌ها:

- x_i هایی که ضرایب $\alpha_i > 0$ دارند، بردار تکیه گاه می‌باشند.
- در اینجا بردارهای تکیه‌گاه دو نوعند: یکی $0 < \alpha_i < C$ که x_i مربوطه این ضرایب، آنهایی هستند که فاصله آنها تا ابرصفحه، برابر $1/\|w\|$ است یعنی دقیقاً روی مرز حاشیه قرار دارند.
- دوم $\alpha_i = C$ که اینها اگر $\xi_i < 1$ باشد، x_i ها بردارهایی هستند که اشتباه دسته بندی شده‌اند (خارج حاشیه‌اند) و اگر $0 < \xi_i \leq 1$ آنگاه بردارهایی هستند که در فاصله داخل حاشیه قرار دارند، ولی درست دسته بندی شده‌اند و اگر حالت خاص $\xi_i = 0$ باشد باز یعنی روی مرز حاشیه قرار دارند.

I-1-3- SVM غیر خطی

ماشین‌های بردار پشتیبان ذکر شده در قسمت‌های قبلی برای دسته‌بندی الگوهای یک مساله دو کلاسه، از مرزهای جدا کننده خطی و از یک ابر صفحه استفاده می‌کنند. با این وجود، می‌توان مسائلی که بصورت خطی جدایی پذیر نیستند را با نگاشت نقاط نمونه‌ها، به فضایی با بعد بیشتر با استفاده از یک نگاشت غیرخطی حل نمود. یعنی یک نگاشت $\phi: R^d \rightarrow H$ انتخاب شود به گونه ای که بعد H از d بیشتر باشد. سپس به دنبال ابر صفحه متمایز کننده در این فضا می‌گردیم که معادل سطح غیرخطی متمایز کننده در فضای R^d است.

بطور کلی SVM بردارهای ورودی را با استفاده از یک کرنل به یک فضای بزرگتری می‌برد که تفکیک پذیری خطی در آن بهتر و قاطعانه تر انجام می‌شود. با استفاده از کرنل‌های مختلف، می‌توان روشهای فراگیری مختلفی با انواع سطوح تصمیم‌گیری دلخواه، ساخت. به این ترتیب است که SVM به عنوان یک کلاس جدید از دسته بندی کننده ها و ماشینهای تشخیص الگو در می‌آید.

کرنل‌های مختلفی وجود دارند که برخی از نمونه‌های مشهور آن در جدول (I-1) آمده است.

جدول (I-1) انواع کرنل‌های مشهور

Kernel	Formula
Sigmoid	$K(u, v) = \tanh(\alpha u \cdot v + b)$
Polynomial	$K(u, v) = (1 + u \cdot v)^d$
RBF	$K(u, v) = \exp(-\alpha \ u - v\ ^2)$

I-1-4- ماشین بردار پشتیبان در حالت چند کلاسه

SVM یک دسته بندی کننده باینری است و نمی توان از آن برای تفکیک چند دسته، بطور مستقیم استفاده کرد. بنابراین برای دسته بندی چندین دسته، نیاز است که مساله به تعداد زیادی دسته بندی کننده دو تایی تبدیل شود. بطور کلی دو راه برای حل مساله q دسته ای، برای SVM ها عمومیت دارد:

۱- روش "یکی در برابر همه"^{۲۵}: در روش اول تعداد q تا دسته بندی کننده SVM، ساخته می شوند که هر کدام از آنها یک دسته را از بقیه دسته ها جدا می کنند. برای تست یک داده ورودی، تمامی توابع (q تابع) تصمیم گیر، محاسبه می شوند و نهایتا در مقایسه نتایج، آن دسته ای انتخاب می شود که مقدار تابع برای آن از بقیه بیشتر بوده است.

۲- روش دوم "یک به یک"^{۲۶}: در این روش تمام حالت‌های ممکن انتخاب شدن دو دسته برای مقایسه با هم، در نظر گرفته می شود $(q(q-1)/2)$ و به ازای هر حالت، ابرصفحه تفکیک گر ساخته می شود. در این روش هر SVM تنها بین دو دسته مشخص تصمیم گیری می کند. بنا به این روش، برای q دسته، به آموزش تعداد $q(q-1)/2$ دسته بندی کننده SVM نیاز خواهیم داشت.

²⁵ One-verses-All

²⁶ One-to-One

مراجع

- [1] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, 2004, "Digital Image Processing", Prentice Hall.
- [2] E.Nadernejad and H.hassanpour, 2007, "Evaluating Diffusion-based Image De-noising techniques", International Conference on Intelligent & Advance Systems (ICIAS), Malaysia.
- [3] Yongjian Yu and Scott T. Acton, 2002, "Speckle Reducing Anisotropic Diffusion" , *IEEE TRANSACTIONS ON IMAGE PROCESSING*, VOL. 11, NO. 11.
- [4] Ukil, S., Reinhardt, J.M., 2009, "Anatomy-guided lung lobe segmentation in X-ray ct images", *IEEE Transactions on Medical Imaging* 28 (2),pp. 202–214.
- [5] Gooya, A., Liao, H., Matsumiya, K., Masamune, K., Masutani, Y., Dohi, T.,2008, "A variational method for geometric regularization of vascular segmentation in medical images." *IEEE Transactions on Image Processing* 17 (8), pp.1295–1312.
- [6] Wen M -L, Liang Y, Pan Q, Zhang H-C.,2005, "A Gabor filter based fingerprint enhancement algorithm in wavelet domain". In: Communications and information technology (ISCIT), , vol. 2., pp. 1421–4, Beijing, China.
- [7] Areekul V, Watchareeruetai U, Suppasriwasuseth K, Tantaratana S . Separable,2005, "Gabor filter realization for fast fingerprint enhancement." In: Proceedings of the IEEE international conference on image processing (ICIP), vol. 3., pp. 253–6, Genova, Italy.
- [8] A.N. Stein, M. Hebert, 2006, "Using spatio-temporal patches for simultaneous estimation of edge strength, orientation, and motion", in: Beyond Patches Workshop at IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), p. 19.
- [9] Shelley, E. L. & Blumstein, D. T., 2005, "The evolution of vocal alarm communication in rodents", *Behavioral Ecology*, 16 , pp. 169–177.
- [10] Philipp I; Rath T ,2002, Improving plant discrimination in image processing by use of different colour space transformations. *Computers and Electronics in Agriculture*, 35 (1),pp. 1–15.
- [11] Tsukagoshi H, Sasaki M, Kitagawa A, Tanaka T., 2005, "Jumping robot for rescue operation with excellent traverse ability", In: ICRA05 Proceedings, 12th international conference on advanced robotics; pp. 841–8.
- [12] S.-F. Chang, T. Sikora, A. Puri, 2001, "Overview of the MPEG-7 standard", *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, pp. 688– 695.
- [13] Shi Y., Yang J. and Wu R., 2007,"Reducing illumination based on nonlinear gamma correction," In Proc. ICIP, San Antonio, vol. 1, pp. 529-539.
- [14] A. Pizurica, W. Philips, 2006, "Estimating the probability of the presence of a signal of interest in multiresolution single- and multiband image denoising", *IEEE Trans. Image Process*, pp. 654–665.
- [15] S. Schulte, V.D. Witte, E.E. Kerre, 2007, "A fuzzy noise reduction method for color images", *IEEE Trans. Image Process.* , Vol. 16, pp. 1425–1436.
- [16] J. H. Money, S. H. Kang, 2008, "Total variation minimizing blind deconvolution with shock filter reference", *Image and Vision Comput*, vol. 26, pp. 302-314.
- [17] H. Fu, M. Ng, M. Nikolova, J. Barlow, 2006," Efficient minimization methods of mixed L1_L1 and L2_L1 norms for image restoration", *SIAM Journal on Scientific Computing*, vol. 27,pp. 1881-1902.
- [18] Farid, H., "Blind inverse gamma correction", 2001, in *Proc, IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 10, pp. 1428-1433.

- [19] Dong-U R., Cheung L., Villasenor J., 2007, "A Flexible Architecture for Precise Gamma Correction", in *Proc. Very Large Scale Integration (VLSI) Systems, IEEE Transactions on*, San Francisco, CA, USA, vol. 15, pp. 474-478.
- [20] Rovatti R., Franchii E., Manaresi N., Bellini A., Tartagni M., 1998, "Analog implementation of gamma- correction for CMOS cameras", in *proc. Electronics, Circuits and Systems, IEEE International Confrance on Lisboa, Portugal*, vol.1 pp. 419-422.
- [21] Moroney N., Alto P., 2000, "Local Color Correction Using Non-Linear Masking," *IS & T/SID Eighth Color Imaging Confrance*, pp. 108-111.
- [22] Laurence Meylan, Sabine Süstrunk, 2006, "High Dynamic Range Image Rendering With a Retinex-Based Adaptive Filter," *IEEE TRANSACTIONS ON IMAGE PROCESSING, VOL. 15, NO. 9*.
- [23] LiU-TEK-LIC, 2004, "A Bayesian Framework for Image Denoising" thesis, Department of Biomedical Engineering Linköpings universitet SE-581 85 Linköping Sweden .
- [24] J. Bunting, S. Chalup, and M. Freeston et.al, 2003, "Return of the NUbots! The 2003 NUbots Team Report," *Tech. Rep. N.N., Newcastle Robotics Laboratory, the University of Newcastle, Australia*.
- [25] A. Ben Hamza, P. Luque, J. Martinez, and R. Roman, 1999, "Removing noise and preserving details with relaxed median filters," *J. Math. Imag. Vision*, vol. 11, no. 2, pp. 161–177.
- [26] S.G. Chang, B.Yu and M.Vetterli, 2000, "Adaptive Wavelet Thresholding for image Denoising and compression". *IEEE Trans. Image Processing*, vol.9, no.9, pp.1532-1545.
- [27] Maarten Jansen, 2001, "Noise Reduction by Wavelet Thresholding ", *Springer –Verlag New York Inc*.
- [28] D.L. Donoho, 1993, "De-Noising by Soft Thresholding", *IEEE Trans. Info. Theory* 43, pp. 933-936.
- [29] M. Lang, H. Guo and J.E. Odegard, 1995, "Noise reduction Using Undecimated Discrete wavelet transform", *IEEE Signal Processing Letters*.
- [30] D.L. Donoho and I.M. Johnstone, 1994, "Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage", *Biometrika*, Vol. 81,. pp. 425-455.
- [31] Zhou Wang, Alan C. Bovik, 2006," Modern image quality assessment".
- [32] Paolo Gastaldo, Rodolfo Zunino, Ingrid Heynderickx, " Objective quality assessment of displayed image by using neural networks".
- [۳۳] فرزین یغمایی، ۱۳۸۵، "معیاری جدید برای تشخیص افت کیفیت تصاویر در مدل‌های با مرجع بر اساس ویژگی‌های محلی و مشابهت‌های ساختاری"، چهارمین کنفرانس ماشین بینایی و پردازش تصویر ایران، مشهد.
- [34] Zhou Wang and Eero P. Simoncelli, 2005, "Reduced-Reference Image Quality Assessment Using A Wavelet-Domain Natural Image Statistic Model", *IS&T/SPIE's 17th Annual Symposium on Electronic Imaging San Jose, CA*.
- [35] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, and E. P. Simoncelli, 2004, "Image quality assessment: From error visibility to structural similarity" *IEEE Transactios on Image Processing*, vol. 13, no. 4, pp.600-612.
- [۳۶] احسان نادرزاد، ۱۳۸۵، "قطعه بندی تصاویر با استفاده از میدان های تصادفی مارکوف"، پایان نامه‌ی کارشناسی ارشد مهندسی برق، دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل،

- [37] D. Shen, 2007. "Image registration by local histogram matching", *Pattern recognition*, Volume 40, Issue 4, pp. 1161-1172.
- [38] N. Bonnet, J. Cutrona and M. Herbin, 2002, "A 'no-threshold' histogram-based image segmentation method", *Pattern Recognition*, Volume 35, Issue 10, pp. 2319-2322.
- [39] Li Peihua, 2006. "A clustering-based color model and integral images for fast object tracking", *Signal Processing, Image Communication*, Volume 21, Issue 8, pp. 676-687.
- [40] B. Ma and H.S. Wong, 2006, "2D clustering based discriminant analysis for 3D head model classification", *Pattern Recognition*, Volume 39, Issue 3, pp. 491-494.
- [41] G. P. Papamichail and D. P. Papamichail, 2007, "The k-means range algorithm for personalized data clustering in e-commerce", *European Journal of Operational Research*, Volume 177, pp. 1400-1408.
- [42] F. de A.T. de Carvalho, 2007, "Fuzzy c-means clustering methods for symbolic interval data", *Pattern Recognition Letters*, Volume 28, Issue 4, 1, pp. 423-437.
- [43] R. K. Piña and R. C. Pueter, 1993 "Bayesian image reconstruction: the pixon and optimal image modeling" P. A. S. P., 105, pp. 630-637.
- [44] F. Yang, T. Jiang, 2003, "Pixon-based image segmentation with Markov random fields", *IEEE Trans. Image Process.* 12, pp. 1552-1559.
- [۴۵] حمید حسن پور، احسان نادرزاد و حسین میار نعیمی، ۱۳۸۶ و "استفاده از ساختار پیکسونی و مفهوم میدان تصادفی مارکوف جهت تسهیل در قطعه بندی تصاویر"، پانزدهمین کنفرانس مهندسی برق ایران.
- [۴۶] هادی یوسفیان، ۱۳۸۸، "طراحی الگوریتمی برای بخش بندی تصاویر با استفاده از مفهوم پیکسون و بررسی اثرات نویز بر روی آن"، پایان نامه‌ی کارشناسی ارشد مهندسی برق، دانشگاه علم و صنعت ایران.
- [47] C. J. Burges, 1998 "A tutorial on support vector machines for pattern recognition," *Knowledge Discovery and Data Mining*, vol. 2, pp. 121-167.
- [48] M. N. Wernick, 1991, "Pattern classification by convex analysis," *J. Opt. Soc. Amer. A*, vol. 8, pp. 1874-1880.
- [49] B. Park¹; Y. R. Chen², 2001, "Co-occurrence Matrix Texture Features of Multi-spectral Images on Poultry Carcasses", *Automation and Emerging Technologies*, pp. 127-139.
- [50] R.M. Haralick, K. Shanmugan, I. Dinstein, 1973, "Textural features for image classification", *IEEE Trans. SMC* 3, pp. 610-621.
- [51] J. lee, N. Irwin, M. J ,2006, "Inverse Discrete Cosine Transform Architecture Exploiting Sparseness and Symmetry Properties", *IEEE Transaction on Circuits and Systems for Video Technology*, pp. 655-662.

Abstract

Image enhancement is one of the most important preprocessing operations especially in medical and astronomical imaging and some other applications. Due to technical limitations and deficiencies, some of imaging systems used to take, print or display the pictures, apply non-uniform changes on the images which lead to a reduction in quality. This artifact is called the “effect of gamma” and the recovery process is named “gamma correction” respectively. As the imaging systems are not fully able to represent the true color, depth and texture of the objects, the gamma effect is not equal for different parts of the image. In order to recover the real scene, the correction process should be adaptive and estimate the gamma value in a local way. In the present thesis, we present an adaptive gamma correction approach for image enhancement. Here image enhancement process affects the image’s brightness, contrast and the details. We propose three methods for this purpose. Most of existing gamma correction methods apply a uniform gamma correction across the image. Considering the fact that gamma variation for a single image is actually nonlinear, the recommended approaches in this thesis consider local and adaptive gamma correction.

The first method uses windowing technique and texture features extracted by co-occurrence matrix to determine the appropriate gamma value for different parts of the image. In order to get local estimations of gamma value, the image is divided to overlapping windows with 30 different gammas (0.1 to 3) applied to each window. One of these gammas is the closest value to the real gamma and thus enhances the image. In chapter 5 it will be discussed that an image with varying intensity levels has a minimum homogeneity value which indicates the amount of image details. Using the homogeneity feature of the co-occurrence matrix to measure the amount of image details, a proper gamma value will be assigned to each window. In the next method, segmentation is used instead of windowing. Again the homogeneity feature of the co-occurrence matrix is used to define the gamma value for each segment.

The third method uses SVM classifier for local estimation of gamma. At first, the training images are constructed from various standard images applying different gammas on them. After windowing each of the training images, a set of nine features that characterize the image contents are computed from its pixel intensity histogram, co-occurrence matrix, and discrete cosine transform (DCT) domain. Along with the applied

gamma value, these features are fed to SVM to estimate gamma values of each associated window of new image.

Various experiments were done on natural and medical images to testify the applicability of our proposed methods. In this thesis, subjective and objective measures are used to evaluate the efficiency of the proposed methods. The results confirm that these methods outperform other common approaches.

Key-words:

Image enhancement, Gamma correction, Image quality assessment, Co-occurrence matrix, Discrete cosine transform, Histogram, Windowing, Segmentation, SVM classifier.



Shahrood University of Technology
Faculty Computer Engineering & Information Technology
M. Sc. Thesis

Image Enhancement Using Adaptive Gamma Correction

Sekineh Asadi Amiri

Supervisors:
Dr. Hamid Hassanpour
Dr. Ali Akbar Pouyan

February 2011