Contrast Adjustment

زهرا نیازی

اطلاعات گزارش	چکیده
تاريخ: 1401/09/1401	هیستوگرام یکی از ساده ترین، مفیدترین، و کم حجم ترین روش های نمایش اطلاعات عکس می باشد. با پردازش هیستوگرام عکس می توان به اطلاعاتی همانند
واژگان کلیدی : مقاله	توزیع سطوح خاکستری دست پیدا کرد و علاوه آن هیستوگرام ابزار مناسبی برای افزایش کنتراست عکس می باشد. در این گزارش با روش های مختلف افزایش کنتراست تصویر، همانند همسان سازی هیستوگرام سراسری و محلی آشنا می
شیوه نامه تدوین نویسنده چاپ	شويم.
شکل جدول	
فرمول نتایج	

1-مقدمه

تصاویر داده های حجیمی هستند و کار کردن با آنها نیازمند پردازنده های قوی و حافظه کافی می باشد. اما برای برخی کاربرد ها، نیازی نیست که آرایه ی دو بعدی تصویر را داشته باشیم و میتوان با استفاده از هیستوگرام عملیات مورد نظر را انجام داد. یکی از معروف ترین عملیات، افزایش کنتراست عکس است که معمولا باعث خوانایی عکس می شود.

هیستوگرام حاوی اطلاعاتی درباره توزیع سطوح خاکستری است. اما درباره موقعیت مکانی پیکسل ها اطلاعاتی ندارد. هیستوگرام از نظر اندازه بسیار از عکس اصلی کوچکتر است و پردازش و انجام عملیات بر روی آن خیلی سریع است و نیاز به ابزار های پیشرفته ای ندارد،به علاوه محاسبه آن از روی عکس اصلی ساده است، به همین دلیل به عنوان مشخصه ای محبوب از عکس بخش جدانشدنی در پردازش تصویر است. در این تمرین از ما خواسته شده است که

روشی برای به دست آوردن هیستوگرام یک تصویر ارائه کنیم و حالت های مختلف بهبود کیفیت تصویر توسط local/global histogram equalization را بررسی کنیم.

2-شرح تكنيكال

متعادل سازی هیستوگرام 1-2

1-1-2 هیستوگرام

هیستوگرام نمایشی از توزیع داده های عددی است.

هیستوگرام تصویر نیز، نوعی هیستوگرام است که به عنوان نمایش گرافیکی توزیع سطح رنگی در یک تصویر دیجیتال عمل می کند. هیستوگرام، تعداد پیکسل ها را برای هر مقدار سطح رنگی رسم می کند. با مشاهده هیستوگرام

برای یک تصویر خاص ، یک بیننده قادر است در یک نگاه، درباره ی کل توزیع تصویر را نظر بدهد.

فرمول محاسبه هیستوگرام را این گونه بیان میکنیم: $k=0,\,1,\,\ldots,\,L$ ام $k=0,\,1,\,\ldots,\,L$ ام تصویر در نظر می گیریم. هیستوگرام غیرنرمال به شکل زیر تعریف می شود که n_k تعداد پیکسل هایی است که شدت روشنایی r_k دارند.:

$$h(r_k) = n_k \tag{1}$$

به صورت مشابه هیستوگرام نرمال شده به صورت زیر تعریف میشود که M و N طول و عرض تصویر است:

$$p(r_k) = \frac{h(r_k)}{MN} \tag{2}$$

تمرین 2-1 از ما محاسبه هیستوگرام تصویر Camera Man و نمایش آن به شکل stem plot را میخواهد.

Brightness Decrease 1-1-1-2

در این قسمت از ما خواسته شده تا روشنایی تصویر را کاهش دهیم. این کار را با تقسیم کردن مقدار هر پیکسل تصویر بر D انجام می دهیم و تصویر خروجی را D می نامیم.

2-1-1-2

در این بخش از ما خواسته شده تا هیستوگرام تصویر اصلی و تصویری که روشنایی آن کاهش داده شده را مقایسه کنیم. تابع محاسبه هیستوگرام طبق فرمولی که پیش از این ارائه شده است. پیاده سازی شده است.

Histogram Equalization 3-1-1-2

در این مرحله پیاده سازی و اعمال متعادل سازی هیستوگرام روی تصویر D از ما خواسته شده است.

متعادل کردن هیستوگرام روشی پرکاربرد در پردازش تصویر است که با استفاده هیستوگرام کنتراست را تنظیم می کند. این روش عموما کنتراست کلی تصویر را افزایش می دهد، به خصوص اگر در عکس از سطوح خاکستری نزدیک به هم استفاده شده باشد. با استفاده از این روش، سطوح خاکستری توزیع بهتری در هیستوگرام خواهند داشت. این روش اجازه می دهد که

مکان هایی که کنتراست کمتر دارند دارای کنتراست بیشتری شوند.

این متد برای عکس هایی که پیش زمینه عکس دارای سطوح خاکستری یکسانی با جزییات عکس است، بسیار کاربردی است. از نکات کلیدی این روش این است علاوه بر ساده بودن، قابل برگشت است. به این معنی که میتوان از روی هیستوگرام متعادل شده، هیستوگرام اصلی را بدست آورد. نقطه ضعف این روش این است که می تواند باعث افزایش نویز در پیش زمینه شود، در حالیکه اطلاعات مفید را از بین می برد.

متعادل کردن باعث می شود که عکس غیر واقعی به نظر برسد و برای کاربردهای علمی مانند عکس برداری پزشکی، عکس برداری ماهواره ای بسیار ابزار قوی است. برای انجام همسان سازی هیستوگرام، به شکل زیر عمل می کنیم:

- هیستوگرام نرمال شده را به دست می آوریم.
 برای این کار در واقع PDF را به دست می آوریم
 که بیانگر احتمال رخداد یک سطح خاکستری
 می باشد.
- CDF را به دست می آوریم. این کار برای هر سطح خاکستری با جمع تک تک pdfهای کمتر از آن به دست می آید. این تابع فراوانی تجمعی برای یک پیکسل را محاسبه میکند.
- ۳. حال همه ی مقادیر بدست آمده از مرحله قبل را در بیشترین سطح خاکستری (که در اینجا ۲۵۵ است) ضرب می کنیم. آرایه به دست آمده در واقع تابعی هست که شماره اندیس آن ورودی و خروجی سطح خاکستری در تصویر متعادل شده است.

با استفاده از الگوریتمی که در بالا توضیح داده شد، می توان همسان شده هیستوگرام را بدست آورد. علاوه بر آن با توجه به آنچه توضیح داده شد، تابعی داریم که به ازای هر سطح خاکستری، مقدار آن را در تصویر همسان شده به ما میدهد، پس تبدیل عکس نیز ممکن و ساده است.

Local Histogram Equalization 4-1-1-2 5-1-1-2

همسان سازی محلی هیستوگرام، یک تکنیک در پردازش تصویر است که باعث افزایش کنتراست تصویر می شود. این روش با همسان سازی هیستوگرام متفاوت است. همسان سازی هیستوگرام از یک تابع برای تمامی پیکسل ها استفاده می کند و برای تصاویری مناسب است که توزیع سطوح خاکستری در تمام پیکسل های آن تقریبا یکسان است. اما در بسیاری از عکس ها، توزیع سطوح خاکستری در قسمت های مختلف تصویر، بسیار متفاوت است و دارای بخش های خیلی تیره و یا خیلی روشن هستند و استفاده از یک تابع واحد، تاثیر دلخواهی رو این نواحی نمی گذارد.

در همسان سازی محلی، هیستوگرام های متعددی محاسبه می شود که هر کدام برای یک بخش مشخص از تصویر است. و از این هیستوگرام ها برای تغییر سطح خاکستری تصویر استفاده می کنیم. بر خلاف آنچه همسان سازی انجام می دهد، در همسان سازی محلی سطح خاکستری بر اساس همسایگی پیکسل انجام میشود و به همین علت این روش، روش مناسبی برای افزایش کنتراست محلی تصویر میشود و باعث تقویت لبه ها در هر بخش از عکس می شود. با این حال همسان سازی محلی باعث افزایش noise در تصویر می شود.

در ادامه چند خاصیت همسان سازی محلی را بررسی می کنیم:

در همسان سازی محلی، سایز همسایگی که از آن به عنوان پنجره هم یاد می شود از پارامتر های مهم و تاثیر گذار است. هنگامی که یک همسایگی از نظر شدت رنگ نسبتا همگن باشد، هیستوگرام آن دارای قله بلندی می باشد و با همسان سازی آن سعی داریم سطح کوچکی از سطوح خاکستری را به سطح وسیعی تبدیل کنیم. این باعث می شود که یک مقدار کم نویز در تصویر اصلی، در تصویر همسان شده شدت بگیرد.

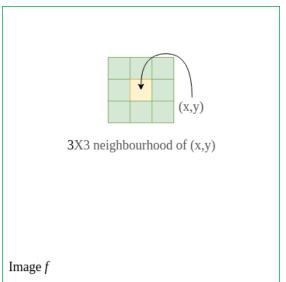
برای پیاده سازی همسان سازی محلی هیستوگرام روش های متعددی پیشنهاد شده است که ما به شکل زیر عمل میکنیم: برای هر پیکسل:

- 1. همسایگی آن پیکسل را به دست می آوریم.
- 2. هیستوگرام نرمال شده آن را محاسبه میکنیم.
- هیستوگرام همسان شده آن همسایگی را به دست می آوریم و فقط مقدار پیکسل مورد نظر را تغییر می دهیم.

الگوریتم ارائه شده در بالا سرعت پایینی دارد و برای عکس های بزرگ و یا سایز پنجره های بزرگ، سرعت محدودکننده ای دارد.

Intensity Transformations 6-1-1-2

تغییر شدت (Intensity Transformation) بر روی تصاویر برای دستکاری کنتراست یا آستانه گذاری تصویر اعمال میشود. این تبدیلات در حوزه spatial هستند، یعنی مستقیماً روی پیکسلهای تصویر اعمال میشوند، برخلاف اینکه بر روی تبدیل فوریه تصویر و در حوزه فرکانس انجام بشوند.



spatial domain1 1-1-3 شکل

فرآیندهای حوزه spatial را می توان با استفاده از معادله زیر توصیف کرد:

$$g(x,y) = T[f(x,y)] \tag{3}$$

که در آن f(x,y) تصویر ورودی است، T یک عملگر روی که در آن f(x,y) تعریف می شود است که بر روی یک همسایگی از نقطه g(x,y) تصویر خروجی است.

$$s = cr^{\gamma} \tag{6}$$

تصحیح گاما برای نمایش صحیح تصاویر روی صفحه، برای جلوگیری از سفید شدن یا تیره شدن تصاویر هنگام نمایش تصویر از انواع مختلف مانیتور با تنظیمات نمایش متفاوت، کاربرد دارد. این کار به این دلیل انجام می شود که چشمان ماتصاویر را در یک منحنی گاماشکل درک می کنند، در حالی که دوربین ها تصاویر را به صورت خطی می گیرند.نکته قابل توجه در تبدیلات گاما این است که هنگامی که گاما> 1 (که با منحنی "nth power" روی نمودار 1-1-2-3 نشان داده می شود)، شدت پیکسل ها کاهش می یابد، یعنی تصویر تیره تر می شود. از طرف دیگر، گاما<1 (که با منحنی مربوط به "ریشه n" در نمودار نشان داده می شود)، شدت افزایش می یابد، یعنی تصویر سبک تر می شود.

Histogram Equalization 2-1-2

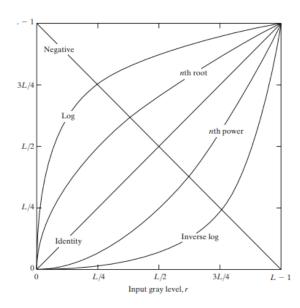
در این بخش از ما خواسته شده که پس از اعمال همسان سازی هیستوگرام بر روی تصویر camera man، تصاویر و هیستوگرام های آنها را کنار هم رسم کنیم.

3-1-2

درباره همسان سازی سراسری هیستوگرام در قسمت قبل به تفصیل توضیح دادیم. از آنجایی که این روش، روشی بسیار پرکاربرد در پردازش تصاویر دیجیتال است و متلب نیز یکی از محبوبترین ابزار های پردازش تصویر می باشد، این روش توسط خود متلب پیاده سازی شده است.

این پیاده سازی، علاوه بر همسان سازی سراسری ویژگی های دیگری دارد که در ادامه توضیح می دهیم

- همسان سازی سراسری: همسان سازی سراسری
 را انجام می دهد و سعی میکند که هیستوگرام
 عکس داده شده را صاف کند که به معنی توزیع
 یکنواخت است.
- همسان سازی سراسری با گرفتن نوع عکس: در این قسمت تابع علاوه بر عکس یک آرایه عددی می گیرد که مشخص می کند مقادیر عکس ورودی در چه بازه ای هستند، مثلا ۱۳۵۸ دارند یا هستند و مقادیری بین ۰ تا ۲۵۵ دارند یا ۵۵۳۵.



المحل log transformations2 1-1-3

از نظر ریاضی، تبدیل های log را می توان به صورت فرمول زیر بیان کرد.

$$s = clog(1+r) \tag{4}$$

در اینجا، c = 0 شدت روشنایی تصویر خروجی، c = 0 شدت روشنایی تصویر ورودی پیکسل، c = 0 یک ثابت مقیاس است. c = 0 با فرمول زیر مقداردهی میشود:

$$c = 255/(log(1 + m))$$
 (5)

m حداکثر مقدار پیکسل در تصویر است. این کار برای اطمینان از اینکه مقدار پیکسل نهایی از (L-1) یا 255 تجاوز نمی کند انجام می شود.

عملاً، تبدیل لگاریتمی، محدوده باریکی از مقادیر ورودی با شدت روشنایی پایین را به طیف وسیعی از مقادیر خروجی ترسیم می کند. منحنی لاگ محدوده باریکی از مقادیر با سطح خاکستری کم در تصویر ورودی را در محدوده وسیع تری از سطوح خروجی ترسیم می کند. این تبدیل برای گسترش مقادیر پیکسل های تیره در یک تصویر و در عین حال فشرده سازی مقادیر سطح بالاتر استفاده می شود. همچنین دامنه دینامیکی تصاویر را با تغییرات زیادی در مقادیر پیکسل فشرده می کند. توابع Log به ویژه زمانی مفید هستند که مقادیر سطح خاکستری ورودی ممکن است محدوده بسیار زیادی از مقادیر را داشته باشند.

تبدیل های Power Law (گاما) را می توان از نظر ریاضی به صورت فرمول زیر بیان کرد:

- همسان سازی سراسری با گرفتن تعداد bin: در این روش تابع تلاش می کند هیستوگرام را صاف کند، و هر چه n عدد کمتری از تعداد سطوح خاکستری عکس اصلی باشد باشد، هیستوگرام خروجی صاف تر خواهد بود.
- این تابع پیاده سازی های خاصی نیز برای عکس های رنگی دارد.

تابع دیگری که باید بررسی شود تابع imadjust است. این تابع سطوح خاکستری و کنتراست تصویر را تغییر می دهد. به شکلی که مقادیر جدید سطوح خاکستری، در یک درصد اولیه و نهایی (تیره ترین و روشن ترین) باشد. به عبارت دیگه با دستکاری سطوح خاکستری، تجمع در هیستوگرام را در یک درصد ابتدایی و انتهایی هیستوگرام را افزایش می دهد و این كار باعث افزايش كنتراست خواهد شد.

> همانند بخش قبل، این تابع نیز می تواند ورودی های دیگری بگیرد و عملیات پیچیده تری را انجام دهد.

- این تابع تصویر را به عنوان ورودی گرفته و سطوح خاکستری را طوری تغییر می دهد که تجمع در یک درصد تاریک و روشن به شدت افزایش یابد.
- می توان علاوه بر عکس، یک بازه در ورودی داد و این تابع اعداد این بازه را به بازه [۰٫۱] تبدیل می کند. در واقع فقط سطوح خاکستری بین این بازه را تبدیل می کند و به بقیه سطوح کار ندارد.
- میتوان علاوه بر تعیین بازه ورودی، بازه خروجی را نیز تعیین کرد. مثلا میتوان گفت از [1, r] را به [l_o, r_o] تصویر کن.
- با گرفتن یک تابع به عنوان ورودی خروجی را چنان تولید می کند که رابطه بین پیکسل های عکس ورودی و خروجی از آن تابع پیروی کند.
- این تابع همانند تابع قبلی، تنظیمات ویژه ای مخصوص عکسهای سیاه و سفید دارد.

2-2 همسان سازی محلی هیستوگرام

همانطور که در شرح توضیح داده شد، برای اجرای همسان سازی محلی اندازه پنجره های متفاوتی میتوان انتخاب کرد. به دلیل اینکه بتوان مقایسه خوبی انجام داد، نتیجه اجرای الگوریتم های مختلف همسان سازی را بر هر تصویر پشت سر هم بررسي مي كنيم.

عملكرد الگوريتم توضيح داده شده در قسمت هاى قبل، یعنی مقدار دادن پیکسل مرکزی در هر مرحله را بررسی می

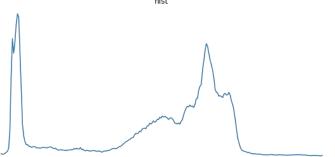
کنیم. در شرح توضیح داده شد که این روش به شدت کند است و با افزایش سایز پنجره، زمان اجرا افزایش می یابد. به همین دلیل هنگامی که از پنجره های کوچکتری استفاده بشود خروجی ها کیفیت قابل قبولی ندارند.

3- نتایج

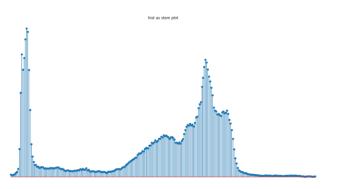
1-1-3







شكل 3-1-31 تصوير اصلى و هيستوگرام آن



شکل 3-1-1 4 هیستوگرام به شکل یک stem plot

1-1-1-3

H (D histeq) 100 200 400 -

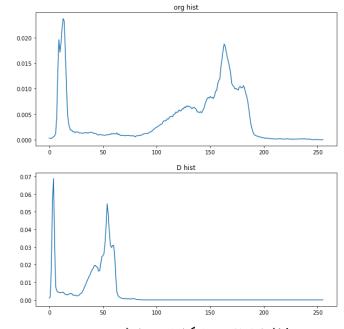
H (D Histeq)7 1-1-3 شكل



شکل D = (camera_man / 3) 5 1-1-3

2-1-1-3

همانطور که در تصاویر مشاهده می شود، مقادیر سطح خاکستری همه به سمت چپ شیفت پیدا کرده و متراکم تر شده اند.



شكل 3-1-16 هيستوگرام تصوير اصلى و D

4-1-1-3

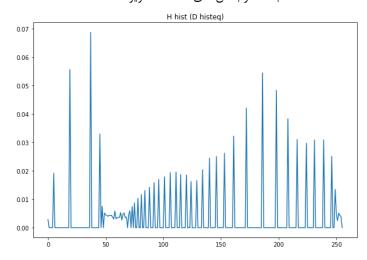
3-1-1-3

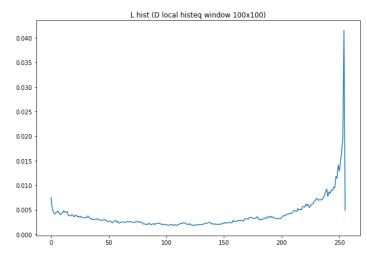


لل (D local histeq window=100x100)8 1-1-3

5-1-1-3

همانطور که در تصویر مشاهده می شود همسان سازی محلی باعث هموارتر شدن هیستوگرام تصویر شده است که این مطلوب ماست. چون همسان سازی بر اساس همسایگی انجام شده است، کنتراست محلی تصویر افزایش پیدا کرده است و باعث تقویت لبه ها در بخش های مختلف تصویر شده است.





شكل 3-1-1 و هيستوگرام H و L

6-1-1-3

از آنجایی که اکثر پیکسل های تصویر D، سطوح خاکستری بسیار تیره ای بودند، با توجه به تابع لگاریتم میتوان توقع داشت که پیکسل هایی در محدوده (0و L/4) از تصویر ورودی به محدوده (0, 3L/4) تصویر خروجی مپ شود و 75٪ باقی مانده روشن تصویر در 25٪ روشن تصویر خروجی قرار گیرد. با بررسی تصاویر میتوان مشاهده کرد که پس از اعمال تبدیل لگاریتمی، تصویری که نواحی تیره بسیار زیادی داشت، روشن

تر شده است. در این حالت جزئیاتی که در نواحی تیره تصویر وجود داشتند و قابل تشخیص نبودند حال واضح تر شده اند. مانند جزئیات روی کت و دستکش شخص درون عکس. عکس تبدیل لگاریتم دقیقا طبق نامش عکس لگاریتم عمل میکند. این تبدیل از فرمول زیر به دست می آید:

$$s=10^{\frac{r}{\overline{c}}}-1$$

این تبدیل محدوده ای وسیع از مقادیر با سطح خاکستری کم در تصویر ورودی را در محدوده باریک تری از سطوح خروجی ترسیم می کند. به همین دلیل ما تیره تر شدن تصویر را مشاهده میکنیم. اعمال این تبدیل باعث میشود نواحی بسیار روشن تصویر D مانند آسمان روشنایی بسیار زیادی نداشته باشد. در انتها تابع تبدیل گاما با گامای برابر با 0.6 را به تصویر خروجی اعمال میکنیم. چون تصویری که به عنوان ورودی به گاما دادیم تصویری تیره است، گاما را کوچکتر از 1 میگیریم تا کیفیت آن را بهبود بخشد. مشاهده میکنیم که نسبت به تصویر اصلی (D) تفاوت های فاحشی رخ داده است. مانند روشن تر شدن نواحی لباس فرد ایستاده در تصویر و نمایش جزئیات بیشتر آن. و روشن تر شدن آن و روشن تر شدن آن و روشن تر شدن آن. و روشن تر شدن آن و روشن



original image 1 6-1-1-3



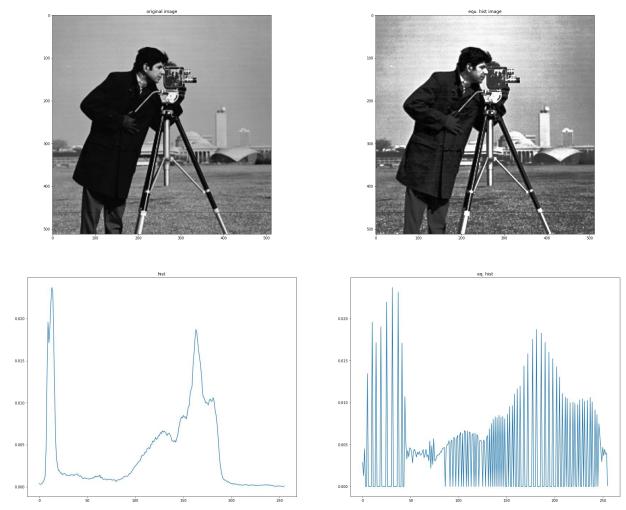
gamma transform 4 6-1-1-3



ا log transform 2 6-1-1-3



inverse log transform 3 6-1-1-3 شکل

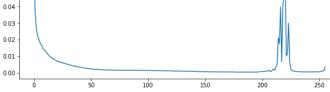


شكل 3-2-1 1 تصوير اصلى و همسان سازى شده

Local Histogram Equalization 3-3

در ابتدا هیستوگرام 4 تصویر را رسم میکنیم. همانطور که در شکل 3-3-3-1 تا 3-3-3-4 مشاهده میشود، تمامی این تصاویر کیفیت پایینی دارند. در برخی تجمع تمام پیکسل ها در مقدار سطوح خاکستری بالا و در برخی تجمع در مقدار سطوح خاکستری پایین می باشد و این در هیستوگرام ها به وضوح دیده می شود. علاوه بر این در تصویر 3-4 جزئیات زیادی وجود دارد که باعث میشود به طور کلی پیکسل های زیادی در مقدار سطوح خاکستری بالا قرار داشته باشند.





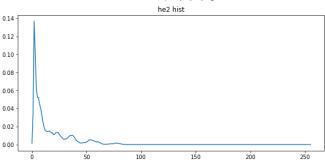
شکل 3-3 2 هیستوگرام he1

0.07

0.05



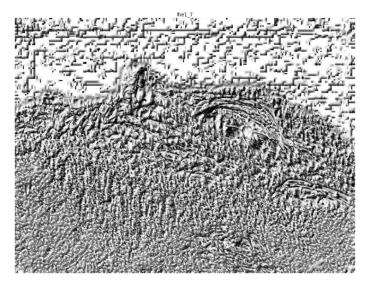
شكل 3-3 he2 3



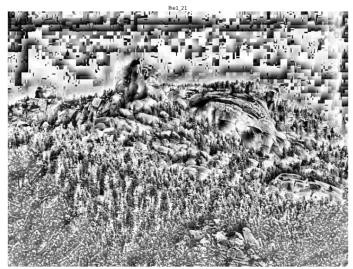
شكل 3-3 4 هيستوگرام he2



شكل 3-3 5 he3



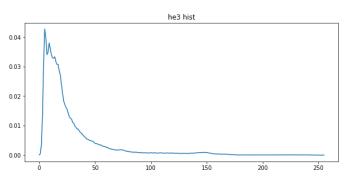
للك 3-3 LHE3 window size (7x7)9 3-3



شكل 3-3 LHE1 window size (21x21)10



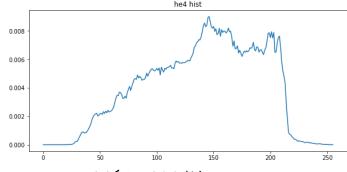
شكل 3-3 LHE1 window size (50x50)11



شكل 3-3 6 هيستوگرامhe3



شكل 3-3 he4 7

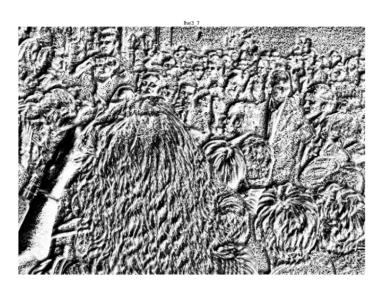


شكل 3-3 8 هيستوگرام he4

he1 را با اندازه پنجره های مختلف به تصاویر LHE حال تابع he4 و he4 و نتایج را مشاهده میکنیم. he4 و he4 و he4 و اعمال کرده و نتایج را مشاهده میکنیم.

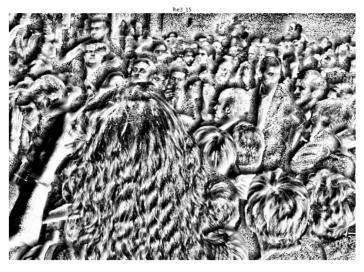
همانطور که مشاهده میشود با افزایش سایز پنجره کیفیت تصویر خروجی بهتر شده و شاهد کاهش نویز هستیم. همانطور که شرح داده شده است، در همسان سازی محلی و در همسایگی هایی که مقدار همگنی دارند، نویز بسیار بسیار زیاد است. خروجی های بالا نیز گواهی بر این حرف است.

افزایش سایز پنجره، باعث کاهش همگان شدن همسایگی می شود زیرا ناحیه بزرگتری را بررسی می کنیم که امکان همگان بودن را پایین می آورد، پس احتمال تقویت نویز در پنجره های بزرگتر کمتر است.



شكل 3-3 LHE3 window size (7x7) 12 3

در این تصویر، در عکس اصلی تقریبا هیچ اطلاعاتی از افرادی که عقب ایستاده اند وجود ندارد و فقط میتوان چند نفر جلو را به دقت دید. پس از انجام همسان سازی محلی، جزییات کاملا قابل مشاهده است و بنابراین کنتراست خروجی افزایش یافته است. و درواقع افزایش سایز پنجره باعث بهبود کیفیت تصویر و کاهش نویز می شود.



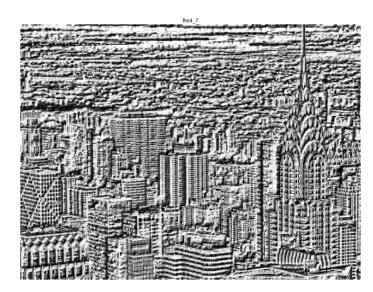
شكل 3-3 LHE3 window size (15x15)13 3-3



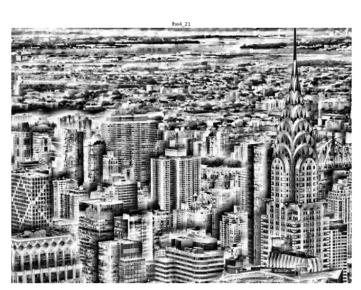
شكل 3-3 LHE3 window size (21x21)14



شكل 3-3 LHE3 window size (50x50)15



شكل 3-3 LHE4 window size (7x7)

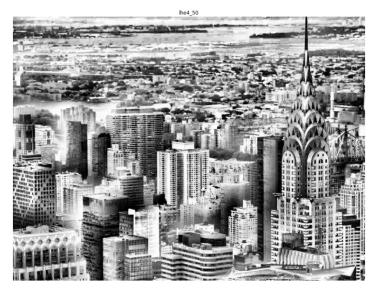


شكل 3-3 LHE4 window size (21x21)17

در این عکس نیز بهدلیل شباهت پیش زمینه و محتوای اصلی عکس، همسان سازی سراسری تاثیر قابل قبولی دارد. تاثیر افزایش سایز پنجره بر کیفیت در این سری از عکس ها کاملا مشخص است.

عکس هایی که سایز پنجره در آنها کوچک است به شدت نویز دار بودند و با افزایش سایز پنجره کیفیت رفته رفته بهبود می یابد.

همانطور که این روش عکس های تیره را روشنتر می کند، به تیرگی عکس های روشن می افزاید. بر خلاف دو عکس قبلی این عکس، عکسی با سطح خاکستری بالاست و در پیش زمینه جزییات واضح نیستند.



شكل 3-3 LHE4 window size (50x50)18

می بینیم که همسان سازی محلی در عکس هایی با سطح خاکستری بالا نیز به خوبی عمل می کند و عکس از کیفیت خوبی برخوردار است.

مشاهده میکنیم در حالتی که توزیع سطوح خاکستری در قسمت های مختلف تصویر، بسیار متفاوت باشد و تصویر دارای بخش های خیلی تیره و یا خیلی روشن هستند و جزئیات بسیار زیادی در اعماق مختلف در تصویر داشته باشیم، آنگاه روش همسان سازی محلی، جزئیات بیشتری را نمایان میکند. به دلیل اینکه در همسان سازی محلی، سطح خاکستری بر اساس همسایگی پیکسل تعیین میشود و به همین علت افزایش کنتراست محلی تصویر را در نمونه های زیر مشاهده میکنیم. این افزایش کنتراست محلی همچنان باعث تقویت لبه ها در هر بخش از عکس می شود که برای تصاویر با جزئیات زیاد بسیار موثر است.

حال اندازه پنجره را خیلی زیاد در نظر گرفته و دوباره LHE را اجرا میکنیم.



للك 3-3 LHE3 window size (100x400)21 3-3



شكل 3-3 LHE1 window size (100x400)19



شكل 3-3 LHE1 window size (100x400) 22

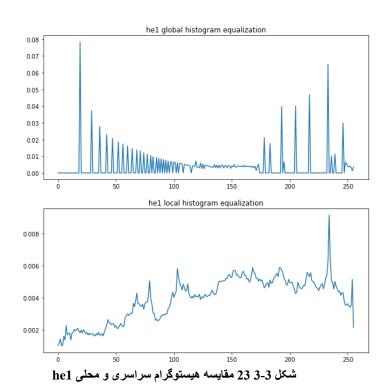


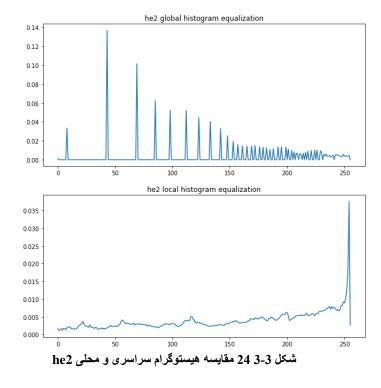
شكل 3-3 20 (100x400) 20 3-3

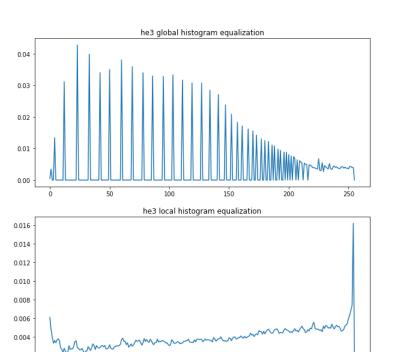
جزییات انتهای تصویر در همسان سازی محلی بهتر نمایان شده و به طور کل کنتراست عکس پس از همسان سازی محلی افزایش چشم گیر تری داشته است.

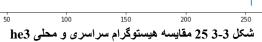
در تصاویر زیر، مقایسه همسان سازی هیستوگرام global و local انجام شده است. روش همسان سازی سراسری برای عکس هایی مناسب است که توزیع سطوح خاکستری در زمینه و محتوای اصلی عکس تقریبا مشابه باشد. اما در این عکس چنین نیست،به همین علت خروجی همسان سازی محلی، جزئیات بیشتری را نمایان میکند، هر چند در روش اصلی به علت وجود نویز کیفیت تصویر قابل قبول نیست، اما در صورتی که نیاز به

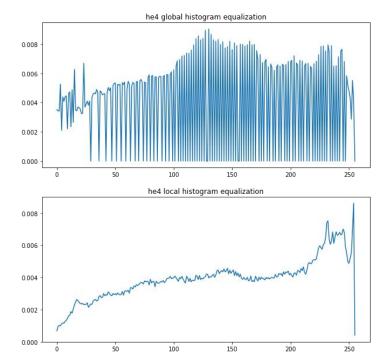
فهمیدن جزیباتی در عکس باشد، بررسی خروجی همسان سازی محلی راه حل مناسبتری است.











شکل 3-3 26 مقایسه هیستوگرام سراسری و محلی he4

```
return new img , Hist
camera man = cv2.imread('/co
ntent/sample data/Camera Man
.bmp', cv2.IMREAD GRAYSCALE)
##2.1. Histogram Equalizatio
###2.1.1 illustrate the hist
ogram as a stem plot
plt.figure(figsize=(30,10))
plt.subplot(121)
plt.imshow(camera man)
plt.title('original image')
orghist = hist(np.uint8(came
ra man))
plt.subplot(122)
plt.plot(orghist)
plt.title('hist')
plt.set cmap('gray')
plt.show()
plt.subplot(111)
plt.stem(orghist)
plt.subplots adjust(right=2.
5, wspace=0.1)
plt.show()
####2.1.1.1. Decrease the br
ightness of Camera Man by di
viding the intensity values
by 3 and named output as D.
```

D = camera man//3

Code-4

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as
plt
import cv2
import math
```

1-1-4

```
def hist(image):
  m, n = image.shape
 hist = [0.0] * 256
  for i in range(m):
    for j in range(n):
      hist[image[i, j]]+=1
  return np.array(hist)/(m*n
def cdf(hist):
  return [sum(hist[:i+1]) fo
r i in range(len(hist))]
def histeq(image):
  h = hist(image)
  cumsum = np.array(cdf(h))
  sk = np.uint8(255 * cumsum
  s1, s2 = image.shape
  new img = np.zeros like(im
age)
  for i in range(0, s1):
    for j in range (0, s2):
      new_img[i, j] = sk[ima]
ge[i, j]]
  Hist = hist(new imq)
```

```
plt.figure(figsize=(10,10))
        for j in range(0, w)
                                  plt.imshow(D)
            blk = im[i: min(
i + tile x, h), j: min(j + t
                                  ####2.1.1.2. Plot the histog
ile y, w)]
                                  rams of Input and D. *What c
                                  an you observe from these tw
            probs = get dist
r(blk)
                                  o histograms?*
            out[i: min(i + t
                                  plt.subplot(121)
ile x, h), j: min(j + tile y)
                                  plt.title('org hist')
(w) = CHE(blk, probs)
                                  plt.plot(orghist)
    return out
                                  dhist = hist(np.uint8(D))
def CHE(im, probs):
    T = np.array(list(map(in
                                  plt.subplot(122)
                                  plt.plot(dhist)
t, 255*np.cumsum(probs))))
    return T[im]
                                  plt.title('D hist')
                                  plt.subplots adjust(right=2.
def get distr(im):
                                  5, wspace=0.1)
  hist, = np.histogram(im
.flatten(),256,[0,256])
                                  plt.show()
   return hist / hist.sum()
                                  ####2.1.1.3. histeg on D
                                  H, dhisteq = histeq(np.uint8
L = AHE(D, 100, 100)
                                  (D))
plt.figure(figsize=(10,10))
plt.imshow(L)
plt.title('L (D local histeg
                                  plt.figure(figsize=(10,10))
) ')
                                  plt.imshow(H)
                                  plt.title('H (D histeq)')
plt.show()
                                  plt.show()
####2.1.1.5 H and L hists. *
What's the main difference b
                                  ####2.1.1.4 local histeq on
etween local and global hist
ogram equalization?*
                                  def AHE(im, tile x=8, tile y
                                  =8):
                                      h, w = im.shape
plt.figure(figsize=(10,25))
                                      out = np.zeros(im.shape)
plt.subplot(121)
plt.title('D hist')
                                      for i in range(0, h):
```

```
plt.plot(dhisteq)
        for j in range(0, im
g.shape[1]-1):
                                  Lhist = hist(np.uint8(L))
            f = img[i,j]
            pixel = round(lo
g transform(c, f))
                                  plt.subplot(122)
            s[i,j]=pixel
                                  plt.plot(Lhist)
                                  plt.title('L hist')
    return s
                                  plt.subplots adjust(right=2.
                                  5, wspace=0.1)
#####inverse log transform
                                  plt.show()
def inverse log transform(c,
f):
    p = float(f / c)
    q = 10**p
    return float (q-1)
                                  ####2.1.1.6 enhance D by per
                                  forming log transform, inver
def inverse log transform im
                                  se log transform and power-
age(img, outputMax = 255, in
                                  law transform. *adjust the
putMax=255):
                                  parameters to obtain the res
    c = outputMax/math.log(i
                                  ults as best as you can. Sho
nputMax+1,10);
                                  w the parameters, resultant
                                  images and corresponding his
    s = np.zeros(img.shape)
    for i in range(0, img.sh
                                  tograms. Provide some discus
ape[0]-1:
                                  sions on the results as well
        for j in range(0, im
g.shape[1]-1:
            f = imq[i,j]
            pixel = round(in
verse log transform(c, f))
                                   #####log transform
            s[i,j]=pixel
    return s
                                  def log transform(c, f):
                                      g = c * math.log(float(1))
                                   + f), 10)
####gamma transform
                                      return q
def gamma transform(c, f, ga
mma):
                                  def log transform image(img,
                                   outputMax = 255, inputMax=2
    g = float(f) **gamma
                                  55):
    return q*c
                                      c = outputMax/math.log(i
def gamma transform image(im
                                  nputMax+1,10);
g, gamma, outputMax = 255, i
                                      s = np.zeros(img.shape)
nputMax=255):
                                      for i in range(0, img.sh
    c = outputMax/math.log(i
                                  ape[0]-1):
```

nputMax+1,10);

```
plt.title('gamma_transformed
   _image')
plt.show()
```

2-1-4

```
###2.1.2. histeq
orghist = hist(np.uint8(came
ra man))
equimg, ehist = histeq(camer
a man)
plt.figure(figsize=(20,20))
plt.subplots adjust(right=2,
wspace=0.1)
plt.subplot(221)
plt.title('original image')
plt.imshow(camera man)
plt.subplot(222)
plt.title('equ. hist image')
plt.imshow(equimg)
plt.subplot(223)
plt.title('hist')
plt.plot(orghist)
plt.subplot(224)
plt.title('eq. hist')
plt.plot(ehist)
plt.show()
```

```
s = np.zeros(img.shape)
    for i in range(0, img.sh
ape[0]-1):
        for j in range(0, im
g.shape[1]-1:
            f = imq[i,j]
            pixel = round(ga
mma transform(c, f, gamma))
            s[i,j]=pixel
    return s
plt.figure(figsize=(20,15))
log transformed image = log
transform image(D)
inverse log transformed imag
e = inverse log transform im
age(D)
gamma transformed image = ga
mma transform image(D,0.6)
plt.subplot(411)
plt.imshow(D)
plt.title('original image')
plt.subplot(412)
plt.imshow(log transformed i
mage)
plt.title('log transformed i
mage')
plt.set cmap('gray')
plt.subplot(413)
plt.imshow(inverse log trans
formed image)
plt.title('inverse log trans
plt.subplot(414)
plt.imshow(gamma transformed
 image)
```

```
plt.title('he2')
plt.imshow(he2)
plt.subplot(424)
plt.title('he2 hist')
plt.plot(he2hist)
plt.subplot(425)
plt.title('he3')
plt.imshow(he3)
plt.subplot(426)
plt.title('he3 hist')
plt.plot(he3hist)
plt.subplot(427)
plt.title('he4')
plt.imshow(he4)
plt.subplot(428)
plt.title('he4 hist')
plt.plot(he4hist)
plt.show()
lhe1 7=AHE (he1,7,7)
lhe1 21=AHE (he1, 21, 21)
lhe1 50=AHE(he1,50,50)
lhe3 7 = AHE (he3, 7, 7)
lhe3 15=AHE (he3, 15, 15)
lhe3 21=AHE (he3,21,21)
lhe3 50=AHE(he3,50,50)
lhe4 7=AHE(he4,7,7)
lhe4 21=AHE (he4,21,21)
lhe4 50=AHE(he4,50,50)
```

```
##2.2 LHE
he1 = cv2.imread('/content/s
ample data/HE1.jpg', cv2.IMR
EAD GRAYSCALE)
he2 = cv2.imread('/content/s
ample data/HE2.jpg', cv2.IMR
EAD GRAYSCALE)
he3 = cv2.imread('/content/s
ample data/HE3.jpg', cv2.IMR
EAD GRAYSCALE)
he4 = cv2.imread('/content/s
ample data/HE4.jpg', cv2.IMR
EAD GRAYSCALE)
plt.figure(figsize=(25,30))
plt.subplots adjust(right=1,
 wspace=0.1)
helhist = hist(np.uint8(hel)
he2hist = hist(np.uint8(he2)
he3hist = hist(np.uint8(he3)
he4hist = hist(np.uint8(he4)
plt.subplot(421)
plt.title('he1')
plt.imshow(he1)
plt.subplot(422)
plt.title('he1 hist')
plt.plot(he1hist)
plt.subplot(423)
```

```
plt.subplot(222)
plt.title('hel local histogr
am equalization')
                                   lhe1=AHE (he1, 100, 400)
plt.plot(lhehist1)
                                   lhe2=AHE (he2, 100, 400)
                                   lhe3=AHE (he3, 100, 400)
                                   lhe4=AHE (he4, 100, 400)
plt.figure(figsize=(10,10))
plt.subplot(211)
plt.title('he2 global histog
ram equalization')
                                   lhehist1 = hist(np.uint8(lhe
plt.imshow(he2hist)
plt.subplot(222)
                                   lhehist2 = hist(np.uint8(lhe
plt.title('he2 local histogr
                                   2))
am equalization')
                                   lhehist3 = hist(np.uint8(lhe
plt.plot(lhehist2)
                                   3))
                                   lhehist4 = hist(np.uint8(lhe
                                   4))
plt.figure(figsize=(10,10))
                                   #global histeg
                                   helequimg, helhist = histeq(
plt.subplot(211)
plt.title('he3 global histog
                                   he1)
ram equalization')
                                   he2equimq, he2hist = histeq(
plt.imshow(he3hist)
                                   he2)
                                   he3equimq, he3hist = histeq(
plt.subplot(222)
                                   he3)
plt.title('he3 local histogr
                                   he4equimq, he4hist = histeq(
                                   he4)
am equalization')
plt.plot(lhehist3)
plt.figure(figsize=(10,10))
                                   plt.figure(figsize=(10,10))
                                   plt.subplot(211)
plt.subplot(211)
                                   plt.title('he1 global histog
plt.title('he4 global histog
ram equalization')
                                   ram equalization')
plt.imshow(he4hist)
                                   plt.imshow(he1hist)
```

```
plt.subplot(222)
plt.title('he4 local histogr
am equalization')
plt.plot(lhehist4)
```