

کتاب پردازش تصویر دیجیتال گونزالس
[برای دانلود کتاب کامل اینجا کلیک کنید](#)

کنیم ، یا (۲) می توانیم با یک یا تعداد بیشتری از تصاویر با همان اندازه و انجام عملیات منطقی بین پیکسل های مربوطه در آن آرایه ها.

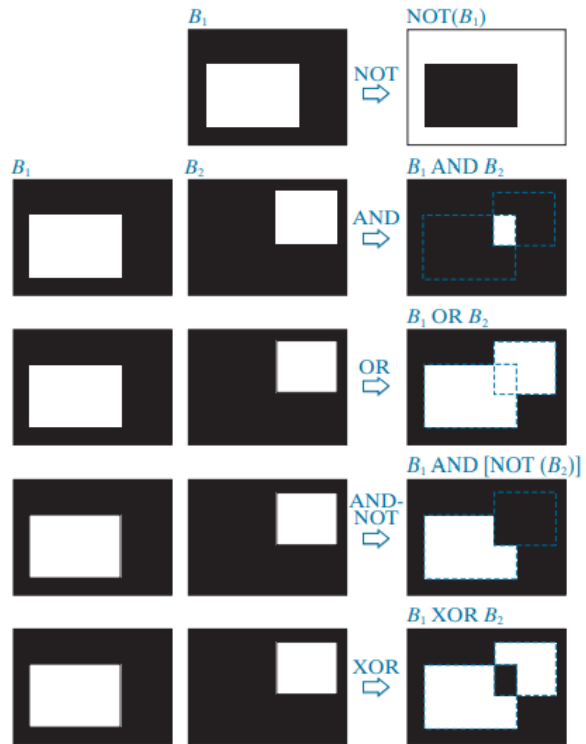
در دسته اول ، یک تصویر دودویی را می توان به عنوان نمودار ون در نظر گرفت که در آن مختصات مناطق جداگانه با پیکسل های ۱ ارزش به عنوان مجموعه در نظر گرفته می شود. اتحاد این مجموعه ها با مجموعه ای که از پیکسل های ۰ ارزشمند تشکیل شده است ، شامل مجموعه واحد ، است. در این نمایش ، ما با تک تصاویر با استفاده از تمام عملیات مجموعه ای که در قسمت قبل تعریف شده است ، کار می کنیم. به عنوان مثال ، با توجه به یک تصویر دودویی با دو ناحیه ۱ ، R_1 و R_2 ، می توانیم با انجام عملیات بینابینی مجموعه R_1 تعیین کنیم که آیا مناطق با یکدیگر همپوشانی دارند (یعنی اگر حداقل یک جفت مختصات مشترک دارند). R_2 (شکل ۲.۳۵ را ببینید). در رویکرد دوم ، عملیات منطقی را روی پیکسل های یک تصویر باینری یا پیکسل های مربوط به دو یا چند تصویر باینری با اندازه یکسان انجام می دهیم.

عملگرهای منطقی را می توان از نظر جداول حقیقت تعریف کرد ، همانطور که جدول ۲.۲ برای دو متغیر منطقی a و b نشان می دهد. عملیات منطقی و (که نیز نشان داده می شود) تنها در صورتی که a و b باشند ، ۱ (TRUE) به دست می آورد ، در غیر این صورت ، ۰ (FALSE) به دست می آورد. به طور مشابه ، OR منطقی (i) وقتی ۱ یا b یا هر دو ۱ هستند و در غیر این صورت ۰ را نشان می دهد. عملگر NOT () خود توضیحی است. وقتی روی دو تصویر باینری ، و اعمال می شود و OR بر روی جفت پیکسل متناظر بین تصاویر عمل می کنند. به این معنا که آنها عملگرهای عنصری هستند (در این زمینه تعریف عملگرهای عنصری را که قبلاً در این فصل آورده شد ، ببینید). عملگرهای و ، OR ، و NOT از لحاظ عملکردی کامل هستند ، به این معنا که می توانند به عنوان پایه ای برای ساختن هر عملگر منطقی دیگر مورد استفاده قرار گیرند.

شکل ۲.۳۷ عملیات منطقی تعریف شده در جدول ۲.۲ را با استفاده از دومین روش مورد بحث در بالا نشان می دهد. NOT تصویر باینری B_1 یک آرایه است که با تغییر همه پیکسل های ۱ به ۰ و برعکس بدست می آید. و از B_1 و B_2 شامل ۱ در تمام مکانهای مکانی است که در آن عناصر مربوط به B_1 و B_2 هستند. عملکرد ۰ را در جاهای دیگر نشان می دهد. به طور مشابه ، OR این دو تصویر یک آرایه است که شامل ۱ در مکانهایی است که عناصر مربوطه B_1 ، یا B_2 ، یا هر دو ، ۱ هستند. آرایه شامل ۰ در جاهای دیگر است. نتیجه در ردیف چهارم شکل ۲.۳۷ مربوط به مجموعه پیکسلهای ۱ ارزش در B_1 است اما نه در B_2 . آخرین ردیف در تصویر عملیات XOR (منحصر به فرد OR) است که ۱ را در مکانهایی که عناصر مربوط به B_1 یا B_2 (اما نه هر دو) ۱ است ۱ نشان می دهد.

جدول ۲.۲ تعریف عملگرهای منطقی OR (i) ، و نه (\sim).

a	b	$a \text{ AND } b$	$a \text{ OR } b$	$\text{NOT}(a)$
0	0	0	0	1
0	1	0	1	1
1	0	0	1	0
1	1	1	1	0



شکل ۲.۳۷ تصویر عملیات منطقی شامل پیکسل های پیش زمینه (سفید).

سیاه نشان دهنده صفر دودویی ۰ و دودویی سفید ۱ است. خطوط تیره فقط برای مرجع نشان داده شده است. آنها بخشی از نتیجه نیستند. عبارات در دو ردیف آخر شکل ۲.۳۷ با استفاده از عملگرهای جدول ۲.۲ ساخته شده است. اینها نمونه هایی از ماهیت کامل عملکرد این اپراتورها هستند. با استفاده از اولین رویکردی که در بالا مورد بحث قرار گرفت ، می توانیم به همان نتایج در شکل ۲.۳۷ برسیم. برای انجام این کار ، ما با برچسب گذاری مناطق جداگانه با ارزش ۱ در هر یک از دو تصویر شروع می کنیم (در این مورد فقط یک منطقه در هر تصویر وجود دارد). بگذارید A و B به ترتیب مجموعه ای از مختصات پیکسلهای ۱ را در تصاویر B_1 و B_2 نشان دهند. سپس با ORING دو تصویر ، یک آرایه واحد ایجاد می کنیم ، در حالی که برچسب A و B را نگه می داریم. نتیجه شبیه آرایه B_1 یا B_2 در شکل ۲.۳۷ خواهد بود ، اما با دو ناحیه سفید با برچسب A و B . به عبارت دیگر ، آرایه به دست آمده شبیه نمودار ون خواهد بود. با توجه به نمودارهای ون و مجموعه عملیات تعریف شده در قسمت قبل ، نتایج را در راست ترین ستون به دست می آوریم.

شکل ۲.۳۷ با استفاده از عملیات مجموعه به شرح زیر: $A \cup \bar{B} = B_1 \text{ OR } \bar{B}_2$ ،
 $A^c = \text{NOT}(B_1)$ ، $A \cap B = B_1 \text{ AND } B_2$ ، و به طور مشابه برای سایر نتایج در شکل ۲.۳۷. ما در فصل ۹ از مفاهیم توسعه یافته در این بخش استفاده گسترده ای خواهیم کرد.

عملیات مکانی

عملیات مکانی مستقیماً بر روی پیکسل های یک تصویر انجام می شود. ما عملیات مکانی را به سه دسته کلی طبقه بندی می کنیم: (۱) عملیات تک پیکسلی، (۲) عملیات همسایگی و (۳) تحولات مکانی هندسی.

عملیات تک پیکسلی

ساده ترین عملیاتی که روی یک تصویر دیجیتال انجام می دهیم این است که شدت پیکسل های آن را به صورت جداگانه با استفاده از یک تابع تبدیل، T ، به شکل زیر تغییر دهیم:

$$s = T(z) \quad (2-42)$$

جایی که Z شدت یک پیکسل در تصویر اصلی است و S شدت (نقشه برداری شده) پیکسل مربوطه در تصویر پردازش شده است. به عنوان مثال، شکل ۲.۳۸ دگرگونی مورد استفاده برای بدست آوردن منفی (گاهی مکمل) یک تصویر ۸ بیتی را نشان می دهد. به عنوان مثال، می توان از این تبدیل برای بدست آوردن تصویر منفی در شکل ۲.۳۶ به جای استفاده از مجموعه ها استفاده کرد.

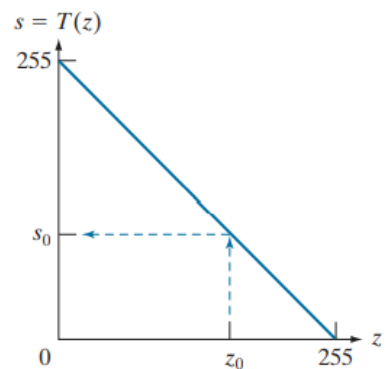
استفاده ما از کلمه "منفی" در این زمینه به معادل دیجیتالی نگاتیو عکاسی اشاره دارد، نه منفی منفی عددی پیکسل های موجود در تصویر.

عملیات محله

اجازه دهید S_{xy} مجموعه مختصات یک محله را نشان دهد (به بخش ۲.۵ در مورد محله ها مراجعه کنید) با محوریت یک نقطه دلخواه (X, Y) در یک تصویر، f . پردازش محله یک پیکسل متناظر با مختصات مشابه در یک تصویر خروجی (پردازش شده) تولید می کند، g ، به طوری که مقدار آن پیکسل توسط یک عملیات مشخص بر روی همسایگی پیکسل ها در تصویر ورودی با مختصات در مجموعه S_{xy} تعیین می شود. به عنوان مثال، فرض کنید عملیات مشخص شده محاسبه مقدار متوسط پیکسل ها در محله ای مستطیلی با اندازه $(m * n)$ است. مختصات پیکسل در این منطقه عناصر مجموعه S_{xy} هستند. شکل ۲.۳۹ (الف) و (ب) این روند را نشان می دهد. ما می توانیم این عملیات میانگین را به صورت زیر بیان کنیم

$$g(x, y) = \frac{1}{mn} \sum_{(r, c) \in S_{xy}} f(r, c) \quad (2-43)$$

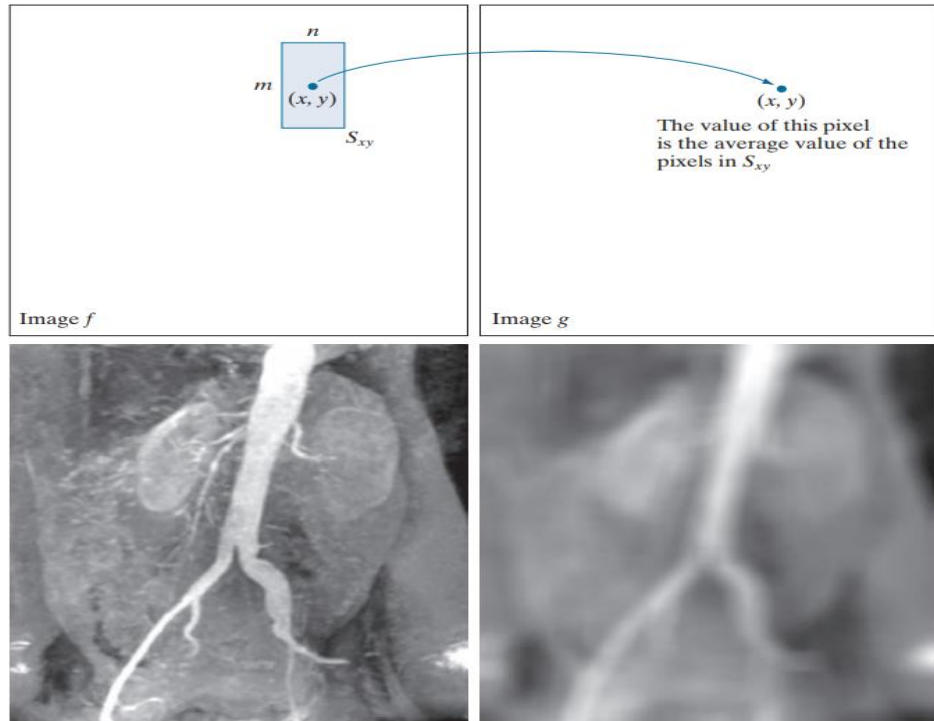
جایی که z و C مختصات سطر و ستون پیکسل هایی هستند که مختصات آنها در مجموعه Sxy هستند. تصویر g با تغییر مختصات (X,Y) ایجاد می شود به طوری که مرکز محله از پیکسل به پیکسل در تصویر f حرکت می کند و سپس عملیات همسایگی را در هر مکان جدید تکرار می کند. برای مثال، تصویر شکل ۲.۳۹ (d) به این ترتیب با استفاده از محله ای با اندازه $41 * 41$ ایجاد شده است. اثر خالص این است که در تصویر اصلی تار شدن موضعی را انجام دهید. از این نوع فرایندها استفاده می شود، برای مثال، برای حذف جزئیات کوچک و در نتیجه ایجاد "لکه ها" متناسب با بزرگترین مناطق یک تصویر. ما در مورد پردازش محله در فصل های ۳ و ۵ و در چندین مکان دیگر در کتاب بحث خواهیم کرد.



شکل ۲.۳۸ تابع تبدیل شدت برای بدست آوردن معادل دیجیتالی منفی عکاسی از an استفاده می شود تصویر ۸ بیتی ..

تحولات هندسی

ما از تغییر شکل های هندسی استفاده می کنیم و ترتیب مکانی پیکسل ها را در یک تصویر تغییر می دهیم. این تحولات را تغییر شکل ورق لاستیکی می نامند زیرا ممکن است شبیه به "چاپ" تصویر بر روی یک ورقه لاستیکی و سپس کشیدن یا کوچک شدن ورق بر اساس مجموعه ای از قوانین از پیش تعیین شده باشد. تبدیل هندسی تصاویر دیجیتال شامل دو عملیات اساسی است:



شکل ۲.۳۹ میانگین محلی با استفاده از پردازش همسایگی این روش در (a) و (b) برای محله ای مستطیلی نشان داده شده است. (ج) آنژیوگرافی آئورت (بخش ۱.۳ را ببینید). (د) نتیجه استفاده از معادله (۲-۴۳) با $m = n = 41$. اندازه تصاویر ۷۹۰ × ۶۸۶ پیکسل است. (تصویر اصلی از دکتر توماس آر. گست، بخش علوم تشریحی، دانشگاه دانشکده پزشکی میشیگان.)

۱. تحول مکانی مختصات.

۲- درون یابی شدت که مقادیر شدت را به پیکسل های تغییر شکل یافته مکانی اختصاص می دهد. تغییر مختصات ممکن است به صورت بیان شود

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \mathbf{T} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t_{11} & t_{12} \\ t_{21} & t_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (2-44)$$

کجا (x, y) مختصات پیکسل در تصویر اصلی هستند و (x', y') هستند. مختصات پیکسل مربوط به تصویر تبدیل شده به عنوان مثال، تبدیل $(x', y') = (x/2, y/2)$ تصویر اصلی را در هر دو جهت مکانی به نصف اندازه خود کاهش می دهد.

علاقه ما به اصطلاح تغییرات بعدی است که شامل مقیاس بندی، انتقال، چرخش و برش است. ویژگی اصلی تغییر بعدی در ۲ بعدی این است که نقاط، خطوط مستقیم و صفحات را حفظ می کند. از معادله (۲-۴۴) می توان برای بیان تغییراتی که ذکر شد استفاده کرد، به جز انتقال، که مستلزم آن است که یک بردار دو بعدی

ثابت به سمت راست معادله اضافه شود. با این حال ، می توان از مختصات همگن برای بیان هر چهار تبدیل بعدی با استفاده از یک ماتریس 3×3 به شکل کلی زیر استفاده کرد:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{A} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2-45)$$

این تحول بسته به مقادیر انتخاب شده برای عناصر ماتریس \mathbf{A} می تواند یک تصویر را تغییر داده ، بچرخاند ، انتقال کند یا نشان دهد. جدول ۲.۳ مقادیر ماتریس مورد استفاده برای اجرای این تغییرات را نشان می دهد. مزیت قابل توجهی که می توانید با استفاده از نمای یکپارچه در معادله ، همه تحولات را انجام دهید. (۲-۴۵) به این معنی است که چارچوبی را برای پیوستن دنباله ای از عملیات ارائه می دهد. برای مثال ، اگر بخواهیم اندازه یک تصویر را تغییر دهیم ، آن را بچرخانیم و نتیجه را به مکانی دیگر منتقل کنیم ، به سادگی یک ماتریس 3×3 برابر با حاصلضرب مقیاس های مقیاس بندی ، چرخش و انتقال از جدول ۲.۳ تشکیل می دهیم (به مسائل ۲.۳۶ مراجعه کنید. و ۲.۳۷). تغییر قبلی مختصات پیکسل های یک تصویر را به مکان های جدید منتقل می کند. برای تکمیل فرآیند ، باید مقادیر شدت را به آن مکان ها اختصاص دهیم. این کار با استفاده از درون یابی شدت انجام می شود. ما قبلاً در بخش ۲.۴ این موضوع را مورد بحث قرار دادیم. ما آن بحث را با نمونه ای از بزرگنمایی تصویر آغاز کردیم و موضوع تخصیص شدت به مکان های جدید پیکسل را مورد بحث قرار دادیم. بزرگنمایی به سادگی مقیاس بندی می شود ، همانطور که در ردیف دوم جدول ۲.۳ توضیح داده شده است ، و تجزیه و تحلیل مشابه آنچه ما برای بزرگنمایی ایجاد کرده ایم ، برای مشکل تخصیص مقادیر شدت به پیکسل های منتقل شده ناشی از سایر تحولات جدول قابل استفاده است. ۲.۳ همانطور که در بخش ۲.۴ ، ما هنگام کار با این دگرگونی ها ، نزدیکترین همسایه ، دو خطی و تکنیکهای بین قطبی را در نظر می گیریم. ما می توانیم از معادله استفاده کنیم (۲-۴۵) به دو روش اساسی. اولین ، یک نقشه برداری رو به جلو است که شامل اسکن پیکسل های تصویر ورودی و در هر مکان (X, Y) ، قرار دادن مکان مکانی (x', y') پیکسل مربوطه در تصویر خروجی است. با استفاده از معادله (۲-۴۵) به طور مستقیم. یک مشکل در رویکرد نگاشت رو به جلو این است که دو یا چند پیکسل در تصویر ورودی را می توان به یک مکان در تصویر خروجی تبدیل کرد و این سوال را ایجاد کرد که چگونه می توان چندین مقدار خروجی را در یک مقدار پیکسل خروجی ترکیب کرد. علاوه بر این ، ممکن است به برخی از مکانهای خروجی اصلاً پیکسل اختصاص داده نشود. روش دوم که نگاشت معکوس نامیده می شود ، مکانهای پیکسل خروجی را اسکن می کند و در هر مکان (x', y') ، محل مربوطه را در تصویر ورودی با استفاده از $(x, y) = \mathbf{A}^{-1}(x', y')$ محاسبه می کند. (سپس برای تعیین شدت مقدار پیکسل خروجی (با استفاده از یکی از تکنیک های مورد بحث در بخش ۲.۴) در نزدیکترین پیکسل های ورودی قرار می گیرد. پیاده سازی نقشه های معکوس بسیار موثرتر از

نگاشت های رو به جلو است و در پیاده سازی تجاری متعدد تحولات مکانی مورد استفاده قرار می گیرد (برای مثال ، متلب از این رویکرد استفاده می کند).

جدول ۲.۳ تحولات بعدی بر اساس معادله (۲-۴۵).

Tran Nam	نام تغییر	Affine A.	ماتریس Affine ، A.	Coor Eq	معادلات مختصات	Ex E.	مثال
Ide	شناسایی		$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$		$x' = x$ $y' = y$		
	Reflect n / مقیاس بندی		$\begin{bmatrix} c_x & 0 & 0 \\ 0 & c_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$		$x' = c_x x$ $y' = c_y y$		
	Rotation / چرخش (در مورد مبدا)		$\begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$		$x' = x \cos \theta - y \sin \theta$ $y' = x \sin \theta + y \cos \theta$		
	Translation / چرخش (در مورد مبدا)		$\begin{bmatrix} 1 & 0 & t_x \\ 0 & 1 & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$		$x' = x + t_x$ $y' = y + t_y$		
Shea	ترجمه		$\begin{bmatrix} 1 & s_x & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$		$x' = x + s_x y$ $y' = y$		
Shea	برش (عمودی)		$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ s_h & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$		$x' = x$ $y' = s_h x + y$		

مثال ۲.۹: چرخش تصویر و درون یابی شدت.

هدف از این مثال نشان دادن چرخش تصویر با استفاده از یک تبدیل بعدی است. شکل ۲.۴۰ (a) یک تصویر ساده و شکلها را نشان می دهد. ۲.۴۰ (b)-(d) نتایج چرخش تصویر اصلی با $\theta = 21^\circ$ (در جدول ۲.۳ ، زاویه های چرخش در جهت عقربه های ساعت منفی هستند). تخصیص شدت با استفاده از نزدیکترین همسایه ، دو خطی و درون یابی به ترتیب محاسبه شد. یک مسئله کلیدی در چرخش تصویر حفظ ویژگی های خط مستقیم است. همانطور که در بخشهای بزرگ شده لبه در شکلها مشاهده می کنید. ۲.۴۰ (f) تا (h) ، درون یابی نزدیکترین همسایه بیشترین لبه های ناهموار را ایجاد کرد و همانطور که در بخش ۲.۴ ، درون یابی دو خطی نتایج قابل ملاحظه ای را به دنبال داشت. مانند گذشته ، استفاده از واسط دوقطبی نتایج کمی بهتر را به همراه داشت. در واقع ، اگر پیشرفت جزئیات بزرگ شده را در شکلها مقایسه کنید. ۲.۴۰ (f) تا (h) ، می توانید مشاهده کنید که انتقال از رنگ سفید (۲۵۵) به سیاه (۰) در آخرین تصویر روان تر است زیرا ناحیه لبه دارای مقادیر بیشتری است و توزیع این مقادیر متعادل تر است.

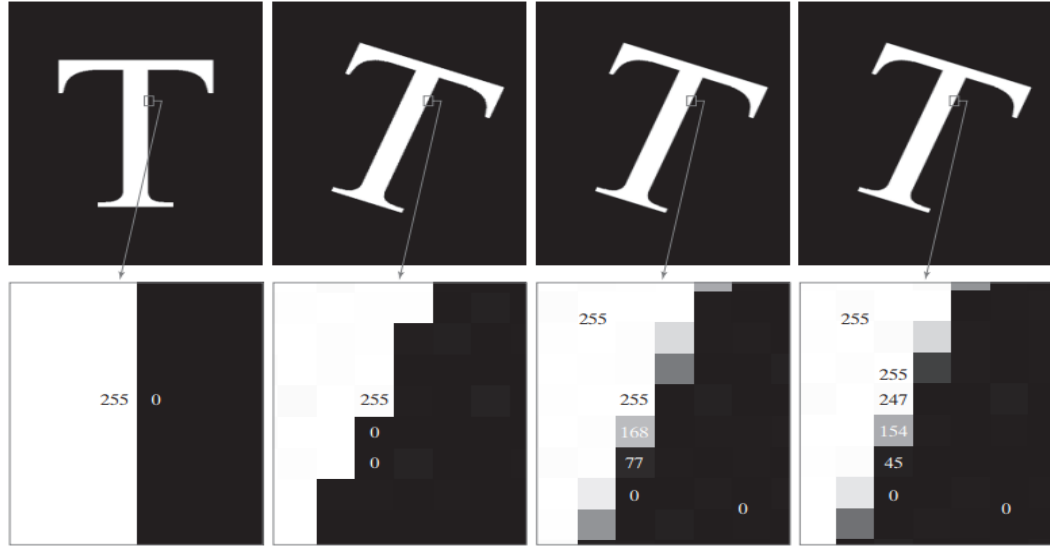
اگرچه تفاوت های شدت کوچک ناشی از درون یابی دو خطی و دو خطی همیشه در تجزیه و تحلیل بصری انسان قابل توجه نیست ، اما می تواند در پردازش داده های تصویر ، مانند لبه خودکار در تصاویر چرخشی ، مهم باشد.

اندازه مستطیل مکانی مورد نیاز برای در اختیار داشتن یک تصویر چرخان بزرگتر از مستطیل تصویر اصلی است. ۲.۴۱ (الف) و (ب) نشان می دهد. ما دو گزینه برای مقابله با این مورد داریم: (۱) می توانیم تصویر چرخانده را برش دهیم به طوری که اندازه آن برابر با اندازه تصویر اصلی باشد ، مانند شکل ۲.۴۱ (C)، یا می توانیم تصویر بزرگتر حاوی اصلی چرخانده شده ، شکل ۲.۴۱ (d). ما از اولین گزینه در شکل ۲.۴۰ استفاده کردیم زیرا چرخش باعث نشد تا شی مورد نظر خارج از محدوده مستطیل اصلی قرار گیرد. مناطقی در تصویر چرخانده شده که حاوی داده های تصویر نیستند باید مقداری پر شوند ، که ۰ (سیاه) رایج ترین آنها است. توجه داشته باشید که زوایای چرخش در جهت عقربه های ساعت مثبت در نظر گرفته می شوند. این نتیجه روش تنظیم سیستم مختصات تصویر ما است (شکل ۲.۱۹ را ببینید) و نحوه تعیین چرخش در جدول ۲.۳.

ثبت تصویر

ثبت تصویر یک برنامه مهم پردازش تصویر دیجیتال است که برای تراز دو یا چند تصویر از یک صحنه استفاده می شود. در ثبت تصویر ، ما یک تصویر ورودی و یک تصویر مرجع در اختیار داریم. هدف این است که تصویر ورودی را به صورت هندسی تغییر دهید تا یک تصویر خروجی تراز شده (ثبت شده) با تصویر مرجع ایجاد شود. بر خلاف بحث در بخش قبل که توابع تبدیل شناخته شده است ، تغییر هندسی مورد نیاز برای تولید خروجی ، تصویر ثبت شده به طور کلی مشخص نیست و باید برآورد شود.

نمونه هایی از ثبت تصویر شامل تراز کردن دو یا چند تصویر تقریباً همزمان است ، اما با استفاده از سیستم های مختلف تصویربرداری ، مانند اسکنر MRI (تصویربرداری رزونانس مغناطیسی) و اسکنر PET (توموگرافی گسیل پوزیترون). یا شاید تصاویر در زمان های مختلف با استفاده از ابزارهای مشابه گرفته شده اند ، مانند تصاویر ماهواره ای از یک مکان مشخص که با فاصله چند روز ، ماه یا حتی سالها گرفته شده است. در هر صورت ، ترکیب تصاویر یا انجام تجزیه و تحلیل کمی و مقایسه بین آنها مستلزم جبران اعوجاج هندسی ناشی از تفاوت در زاویه دید ، فاصله ، جهت ، وضوح سنسور ، تغییر مکان شی و عوامل دیگر است.

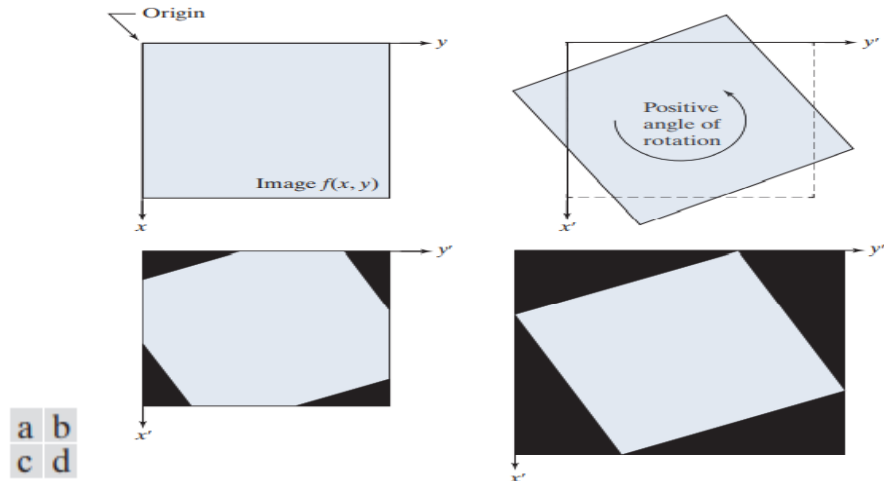


شکل ۲.۴۰ (الف) تصویر ۴۲۱ ۵۴ ۵۴۱ از حرف T. (ج) تصویر ۲۱- با استفاده از درون یابی دو خطی چرخانده شده است. (د) تصویر ۲۱- با استفاده از درون یابی دو طرفه چرخانده شده است. (ه) - (ج) بخش های بزرگنمایی شده (هر مربع یک پیکسل است و اعداد نشان داده شده مقادیر شدت هستند).

یکی از رویکردهای اصلی برای حل مسئله ای که اخیراً مورد بحث قرار گرفت ، استفاده از نقاط کراوات (که نقاط کنترل نیز نامیده می شوند) است. اینها نقاط متناظر هستند که مکان آنها دقیقاً در تصاویر ورودی و مرجع مشخص است. رویکردهای انتخاب نقاط کراوات از انتخاب تعاملی آنها تا استفاده از الگوریتم هایی که به طور خودکار این نقاط را تشخیص می دهند ، متفاوت است. برخی از سیستم های تصویربرداری دارای مصنوعات فیزیکی (مانند اجسام فلزی کوچک) در سنسورهای تصویر هستند. اینها مجموعه ای از نقاط شناخته شده (به نام علائم رسو یا نشانه های دوتایی) را مستقیماً بر روی تمام تصاویر گرفته شده توسط سیستم ایجاد می کنند. این نقاط شناخته شده سپس می توانند به عنوان راهنمای ایجاد نقاط کراوات مورد استفاده قرار گیرند.

مشکل برآورد تابع تبدیل یکی از مدل سازی است. به عنوان مثال ، فرض کنید که ما مجموعه ای از چهار نقطه کراوات در یک ورودی و یک تصویر مرجع داریم. یک مدل ساده بر اساس تقریب دو خطی ارائه شده است

$$x = c_1v + c_2w + c_3vw + c_4 \quad (2-46)$$



شکل ۲.۴۱ الف) یک تصویر دیجیتالی (ب) تصویر چرخانده (جهت زاویه مثبت چرخش را در جهت خلاف جهت عقربه های ساعت توجه کنید). (ج) تصویر چرخانده برش X مساحت مشابه تصویر اصلی (د) تصویر بزرگتر می شود تا کل تصویر چرخانده شده را در خود جای دهد.

$$y = c_5v + c_6w + c_7vw + c_8 \quad (2-47)$$

در مرحله تخمین ، (W, V) و (X, Y) مختصات نقاط کراوات در تصاویر ورودی و مرجع هستند. اگر در هر دو تصویر چهار جفت نقطه اتصال متناظر داشته باشیم ، می توانیم هشت معادله را با استفاده از معادلات بنویسیم. (۲-۴۶) و (۲-۴۷) و از آنها برای حل هشت ضریب ناشناخته ، c_1 تا c_8 استفاده کنید.

هنگامی که ما ضرایب را داریم ، معادل. (۲-۴۶) و (۲-۴۷) وسیله ما برای تبدیل تمام پیکسل های تصویر ورودی می شوند. نتیجه تصویر ثبت شده مورد نظر است. پس از محاسبه ضرایب ، اجازه می دهیم (W, V) مختصات هر پیکسل را در تصویر ورودی نشان دهیم و (X, Y) مختصات مربوط به تصویر خروجی می شود. همان مجموعه ضرایب c_1 تا c_8 ، در محاسبه همه مختصات (X, Y) استفاده می شود. ما فقط از همه (W, V) در تصویر ورودی عبور می کنیم تا (X, Y) مربوطه را در خروجی ، تصویر ثبت شده ایجاد کنیم. اگر نقاط کراوات به درستی انتخاب شده اند ، این تصویر جدید باید با دقت در مدل تقریبی دو خطی با تصویر مرجع ثبت شود.

در شرایطی که چهار نقطه تساوی برای به دست آوردن ثبت رضایت بخش ناکافی است ، رویکردی که اغلب مورد استفاده قرار می گیرد این است که تعداد بیشتری از نقاط کراوات را انتخاب کرده و سپس چهار ضلعی های تشکیل شده از گروه های چهار نقطه کراوات را به عنوان زیر تصویر در نظر می گیرد. تصاویر فرعی مانند بالا پردازش می شوند و تمام پیکسل های داخل یک چهارضلعی با استفاده از ضرایب تعیین شده از نقاط کراوات مربوط به آن چهارضلعی تغییر شکل می دهند. سپس به مجموعه دیگری از چهار نقطه کراوات می رویم و تا زمانی که تمام ناحیه چهار ضلعی پردازش شوند ، این روش را تکرار می کنیم. می توان از مناطق پیچیده تری نسبت به چهار ضلعی ها استفاده کرد و از مدل های پیچیده تری مانند چند جمله ای استفاده کرد که با الگوریتم های

حداقل مربعات تنظیم شده اند. تعداد نقاط کنترل و پیچیدگی مدل مورد نیاز برای حل مسئله بستگی به شدت اعوجاج هندسی دارد. در نهایت ، به خاطر داشته باشید که تحولات تعیین شده توسط معادله. (۲-۴۶) و (۲-۴۷) ، یا هر مدل دیگری در این زمینه ، فقط مختصات مکانی پیکسل ها را در تصویر ورودی ترسیم کنید. ما هنوز نیاز به انجام درون یابی شدت با استفاده از هر یک از روش هایی که قبلاً مورد بحث قرار گرفت ، برای تعیین مقادیر شدت به پیکسل های تبدیل شده ، داریم.

مثال ۲.۱۰: ثبت تصویر.

شکل ۲.۴۲ (الف) یک تصویر مرجع و شکل ۲.۴۲ (ب) همان تصویر را نشان می دهد ، اما با برش عمودی و افقی از نظر هندسی تحریف شده است. هدف ما استفاده از تصویر مرجع برای بدست آوردن نقاط کراوات و سپس استفاده از آنها برای ثبت تصاویر است. نقاط کراوات که ما (دستی) انتخاب کردیم به صورت مربع های سفید کوچک در گوشه گوشه تصاویر نشان داده می شوند (ما فقط به چهار نقطه کراوات نیاز داشتیم زیرا اعوجاج در هر دو جهت برشی خطی است). شکل ۲.۴۲ (ج) نتیجه ثبت به دست آمده را با استفاده از این نقاط کراوات در روشی که در پاراگراف های قبل مورد بحث قرار گرفت نشان می دهد. توجه داشته باشید که ثبت کامل نبوده است ، همانطور که در لبه های سیاه در شکل ۲.۴۲ (ج) مشهود است. تصویر تفاوت در شکل ۲.۴۲ (د) به وضوح نشان دهنده عدم ثبت جزئی بین تصاویر مرجع و تصحیح شده است. دلیل اختلافات ، اشتباه در انتخاب دستی نقاط تساوی است. هنگامی که اعوجاج بسیار شدید است ، دستیابی به مطابقت کامل برای نقاط تساوی دشوار است.

عملیات وکتور و ماتریس

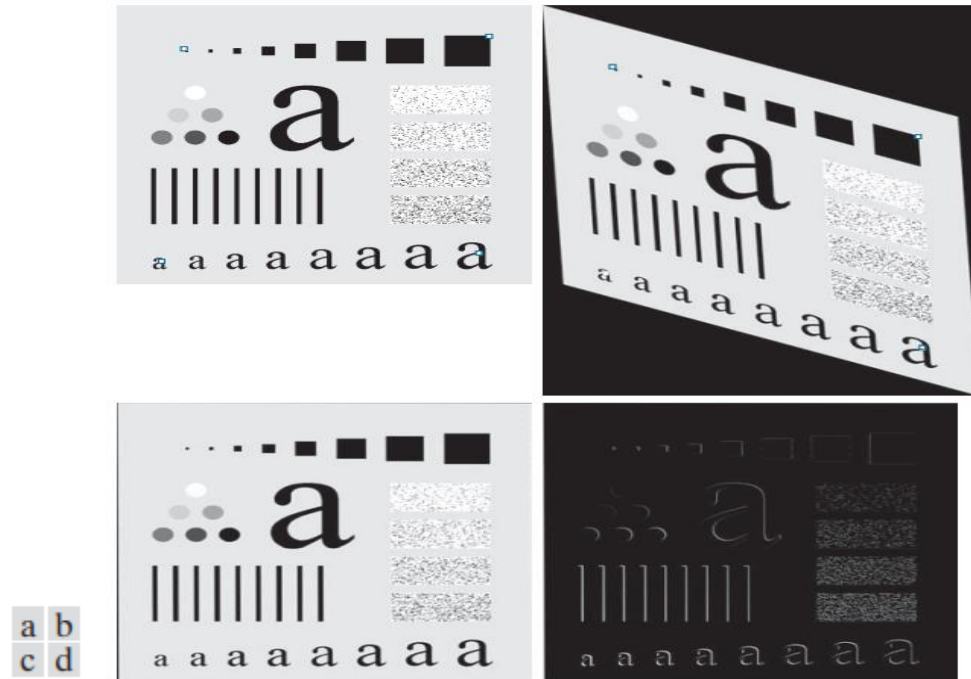
پردازش تصویر چند طیفی یک منطقه معمولی است که در آن از عملیات بردار و ماتریس به طور معمول استفاده می شود. به عنوان مثال ، در فصل ۶ خواهید آموخت که تصاویر رنگی در فضای رنگی RGB با استفاده از تصاویر جزء قرمز ، سبز و آبی شکل می گیرند ، همانطور که در شکل ۲.۴۳ نشان داده شده است. در اینجا می بینیم که هر پیکسل یک تصویر RGB دارای سه جزء است که می تواند در قالب بردار ستون سازماندهی شود.

$$\mathbf{z} = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ z_3 \end{bmatrix} \quad (2-48)$$

جایی که z_1 شدت پیکسل در تصویر قرمز است و z_2 و z_3 به ترتیب شدت پیکسل را در تصاویر سبز و آبی نشان می دهند. بنابراین ، یک تصویر رنگی RGB با اندازه $M * N$ می تواند با سه تصویر مولفه در این اندازه ، یا در مجموع بردارهای MN با اندازه $3 * 1$ نشان داده شود. یک مورد چند طیفی کلی شامل n تصاویر جزء (به عنوان مثال ، شکل ۱.۱۰ را ببینید) منجر به بردارهای n بعدی می شود:

$$\mathbf{z} = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \vdots \\ z_n \end{bmatrix} \quad (2-49)$$

به یاد بیاورید که یک بردار n بعدی می تواند به عنوان نقطه ای در فضای اقلیدسی n بعدی در نظر گرفته شود.

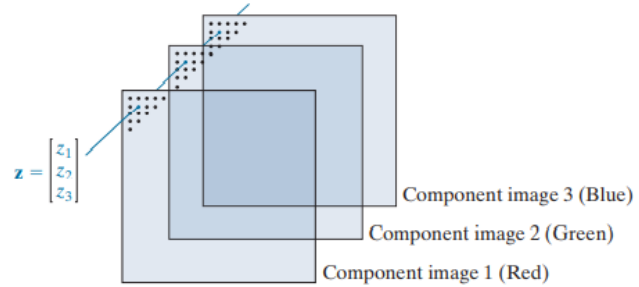


شکل ۲.۴۲ ثبت تصویر. الف) تصویر مرجع (ب) ورودی (تصویر تحریف شده هندسی). نقاط مربوط به کراوات به صورت مربع های سفید کوچک در نزدیکی گوشه ها نشان داده شده است. (ج) تصویر ثبت شده (خروجی) (به خطاهای موجود در حاشیه توجه کنید). (د) تفاوت بین (الف) و (ج) ، نشان دادن خطاهای ثبت نام بیشتر. ما از این نوع نمایش بردار در طول کتاب استفاده خواهیم کرد. محصول داخلی (که محصول نقطه ای نیز نامیده می شود) دو ناحیه ستون n بعدی و a و b به صورت زیر تعریف شده است.

$$\begin{aligned} \mathbf{a} \cdot \mathbf{b} &\triangleq \mathbf{a}^T \mathbf{b} \\ &= a_1 b_1 + a_2 b_2 + \dots + a_n b_n \\ &= \sum_{i=1}^n a_i b_i \end{aligned} \quad (2-50)$$

محصول $\mathbf{a}^T \mathbf{b}$ را محصول بیرونی a و b می نامند. این ماتریس اندازه $n \times n$ است جایی که T انتقال را نشان می دهد. هنجار بردار اقلیدسی ، با تعریف به عنوان ریشه مربع محصول داخلی: Z است

$$\|\mathbf{z}\| = (\mathbf{z}^T \mathbf{z})^{\frac{1}{2}} \quad (2-51)$$



شکل ۲.۴۳ تشکیل بردار از مقادیر پیکسل مربوطه در سه تصویر جزء RGB.

ما این عبارت را به عنوان طول بردار z تشخیص می دهیم.

ما می توانیم از نماد بردار برای بیان چندین مفهوم که قبلاً مورد بحث قرار گرفتند استفاده کنیم. به عنوان مثال ، فاصله اقلیدسی ، $D(z, a)$ ، بین نقاط (بردارها) z و a در فضای n -بعدی به عنوان هنجار بردار اقلیدسی تعریف می شود:

$$D(z, a) = \|z - a\| = \left[(z - a)^T (z - a) \right]^{\frac{1}{2}} \quad (2-52)$$

$$= \left[(z_1 - a_1)^2 + (z_2 - a_2)^2 + \dots + (z_n - a_n)^2 \right]^{\frac{1}{2}}$$

این یک تعمیم از فاصله اقلیدسی ۲ بعدی است که در معادله تعریف شده است. (۲-۱۹). مزیت دیگر بردارهای پیکسلی در تبدیل خطی است که به صورت زیر نمایش داده می شود

$$w = A(z - a) \quad (2-53)$$

جایی که A یک ماتریس اندازه $n * m$ است و z و a بردارهای ستون با اندازه $n * ۱$ هستند.

همانطور که در معادله ذکر شد (۲-۱۰) ، کل تصاویر را می توان به عنوان ماتریس (یا معادل آن به عنوان بردار) در نظر گرفت ، واقعیتی که در حل بسیاری از مشکلات پردازش تصویر پیامدهای مهمی دارد. به عنوان مثال ، ما می توانیم تصویری با اندازه $M * N$ را به عنوان بردار ستون با ابعاد MN با اجازه دادن به اولین عناصر M بردار برابر با اولین ستون تصویر ، عناصر M بعدی برابر ستون دوم ، بیان کنیم. و غیره با تصاویری که به این شکل شکل گرفته اند ، می توانیم طیف وسیعی از فرایندهای خطی اعمال شده بر روی تصویر را با استفاده از نماد بیان کنیم

$$g = Hf + n \quad (2-54)$$

جایی که f یک بردار $MN * ۱$ است که یک تصویر ورودی را نشان می دهد ، n یک بردار $MN * ۱$ است که یک الگوی نویز $M * N$ را نشان می دهد ، g یک بردار $MN * ۱$ است که یک تصویر پردازش شده را نشان می دهد و H یک ماتریس $MN * MN$ است. نمایانگر یک فرایند خطی اعمال شده بر روی تصویر ورودی (بحث قبلی را در این فصل در مورد فرایندهای خطی مشاهده کنید). به عنوان مثال ، ممکن است مجموعه ای از تکنیک های

عمومی برای ترمیم تصویر با معادله توسعه داده شود. (۲-۵۴)، همانطور که در بخش ۵.۹ بحث می کنیم. ما در بخش بعدی دوباره استفاده از ماتریس ها را ذکر کرده و سایر کاربردهای ماتریس ها را برای پردازش تصویر در فصل های متعدد کتاب نشان می دهیم.

$$T(u, v) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) r(x, y, u, v) \quad (2-55)$$

جایی که $f(x, y)$ یک تصویر ورودی است، x, y, u, v یک کرنل تبدیل به جلو نامیده می شود و معادله (۲-۵۵) برای $u = 0, 1, 2, \dots, M - 1$ and $v = 0, 1, 2, \dots, N - 1$ مانند قبل، x و y متغیرهای مکانی هستند، در حالی که M و N ابعاد سطر و ستون f هستند. متغیرهای u و v متغیرهای تبدیل نامیده می شوند. $T(u, v)$ تبدیل جلو $f(x, y)$ نامیده می شود. با توجه به $T(u, v)$ می توانیم $f(x, y)$ را با استفاده از تبدیل معکوس $T(u, v)$ بازیابی کنیم:

$$f(x, y) = \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} T(u, v) s(x, y, u, v) \quad (2-56)$$

برای $x = 0, 1, 2, \dots, M - 1$ and $y = 0, 1, 2, \dots, N - 1$ جایی که $s(x, y, u, v)$ هسته تبدیل معکوس نامیده می شود. با هم، معادله (۲-۵۵) و (۲-۵۶) جفت تبدیل نامیده می شود.

شکل ۲.۴۴ مراحل اساسی برای انجام پردازش تصویر در حوزه تبدیل خطی را نشان می دهد. ابتدا، تصویر ورودی تبدیل می شود، سپس تبدیل با یک عملیات از پیش تعیین شده اصلاح می شود و در نهایت، تصویر خروجی با محاسبه معکوس تبدیل تغییر یافته به دست می آید. بنابراین، ما می بینیم که این فرایند از حوزه مکانی به حوزه تبدیل می شود و سپس به حوزه مکانی باز می گردد.

گفته می شود که هسته تغییر شکل جلو قابل تفکیک است

$$r(x, y, u, v) = r_1(x, u) r_2(y, v) \quad (2-57)$$

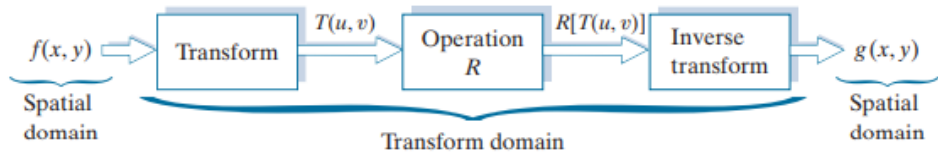
علاوه بر این، گفته می شود که هسته متقارن است اگر $r_1(x, u)$ از نظر عملکرد برابر با $r_2(y, v)$ به طوری که

$$r(x, y, u, v) = r_1(x, u) r_1(y, v) \quad (2-58)$$

نظرات مشابه برای هسته معکوس اعمال می شود. (۲-۵۸) ماهیت تبدیل توسط هسته آن تعیین می شود. یک تغییر با اهمیت ویژه در پردازش تصویر دیجیتال، تبدیل فوریه است که دارای هسته های زیر و ربه جلو است:

$$r(x, y, u, v) = e^{-j2\pi(ux/M + vy/N)} \quad (2-59)$$

$$s(x, y, u, v) = \frac{1}{MN} e^{j2\pi(ux/M + vy/N)} \quad (2-60)$$



شکل ۲.۴۴ رویکرد کلی برای کار در حوزه تبدیل خطی

به ترتیب، جایی که $j = \sqrt{-1}$ ، بنابراین این هسته توابع پیچیده هستند. جایگزینی هسته های قبلی به فرمولاسیون تبدیل کلی در معادله (۲-۵۵) و (۲-۵۶) جفت تبدیل گسسته فوریه را به ما می دهد:

$$T(u, v) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) e^{-j2\pi(ux/M + vy/N)} \quad (2-61)$$

$$f(x, y) = \frac{1}{MN} \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} T(u, v) e^{j2\pi(ux/M + vy/N)} \quad (2-62)$$

اصطلاحات نمایی در هسته های تبدیل فوریه را می توان به صورت سینوس و کسینوس با فرکانس های مختلف گسترش داد. در نتیجه، حوزه تبدیل فوریه را حوزه فرکانس می نامند.

می توان نشان داد که هسته های فوریه قابل تفکیک و متقارن هستند (مسئله ۲.۳۹) و اینکه هسته های قابل تفکیک و متقارن اجازه می دهد تا تبدیل های دو بعدی با استفاده از تبدیل های ۱ بعدی محاسبه شود (به مسأله ۲.۴۰ مراجعه کنید). دو معادله قبلی در پردازش تصویر دیجیتال از اهمیت اساسی برخوردار است، همانطور که در فصل ۴ و ۵ خواهید دید.

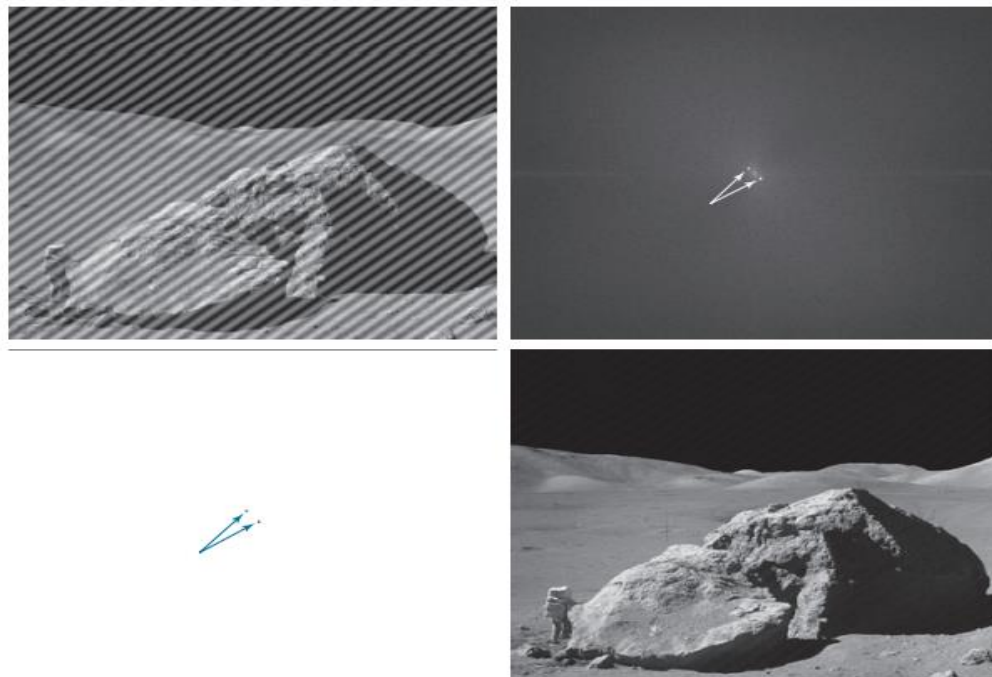
مثال ۲.۱۱: پردازش تصویر در حوزه تبدیل.

شکل ۲.۴۵ (الف) تصویری را نشان می دهد که توسط تداخل دوره ای (سینوسی) خراب شده است. این نوع تداخل می تواند به عنوان مثال، ناشی از خرابی سیستم تصویربرداری باشد. ما در فصل ۵ در مورد آن بحث خواهیم کرد. در حوزه مکانی، تداخل به صورت امواج شدت ظاهر می شود. در حوزه فرکانس، تداخل خود را به صورت انفجارهای شدید نشان می دهد، که محل آن توسط فراوانی تداخل سینوسی تعیین می شود (ما در مفاهیم ۴ و ۵ این مفاهیم را با جزئیات بیشتری بحث خواهیم کرد). به طور معمول، انفجارها به راحتی در تصویری از اندازه تبدیل فوریه، $T(u, v)$ قابل مشاهده هستند. با توجه به نمودار شکل ۲.۴۴، تصویر خراب $f(x, y)$ است، تبدیل در سمت چپ جعبه تبدیل فوریه است و شکل ۲.۴۵ (ب) است $T(u, v)$.

بصورت تصویر نمایش داده می شود نقاط روشن نشان داده شده است. انفجارهای شدید ذکر شده در بالا هستند. شکل ۲.۴۵ (ج) یک تصویر ماسک (که فیلتر نامیده می شود) را نشان می دهد که رنگ سفید و سیاه به ترتیب

نشان دهنده ۱ و ۰ است. برای این مثال ، عملیات در کادر دوم شکل ۲.۴۴ این است که فیلتر را در تبدیل ضرب کنید تا انفجارهای مرتبط با تداخل حذف شود. شکل ۲.۴۵ (d) نتیجه نهایی را نشان می دهد که با محاسبه عکس تغییر شکل تغییر یافته به دست آمده است. تداخل دیگر قابل مشاهده نیست و جزئیات تصویر دیده نشده قبلاً اکنون کاملاً واضح شده است. به عنوان مثال ، علامت های دبی (صلیب های کم رنگ) را که برای ثبت تصویر استفاده می شود ، همانطور که قبلاً مورد بحث قرار گرفت ، مشاهده کنید.

هنگامی که هسته های رو به جلو و معکوس یک تبدیل قابل تفکیک و متقارن هستند ، و $f(x,y)$ یک تصویر مربع به اندازه $M \times M$ ، معادله ۲-۵۵ و (۲-۵۶) است. (را می توان به شکل ماتریس بیان کرد:



a	b
c	d

شکل ۲.۴۵ (الف) تصویر توسط تداخل سینوسی خراب شده است. (ب) بزرگی تبدیل فوریه که انفجارهای انرژی ناشی از تداخل را نشان می دهد. (انفجارها برای اهداف نمایش بزرگ شدند). (ج) ماسک مورد استفاده برای از بین بردن انفجار انرژی. (د) نتیجه محاسبه معکوس تبدیل فوریه اصلاح شده. (اصلی تصویر از ناسا گرفته شده است)

$$T = AFA \quad (2-63)$$

جایی که F یک ماتریس $M \times M$ است که حاوی عناصر $f(x,y)$ است [معادله را ببینید (۲-۹)] ، A یک ماتریس $M \times M$ با عناصر $a_{ij} = r_1(i,j)$ است و T یک ماتریس تبدیل $M \times M$ با عناصر $T(u,v)$ ، برای $u, v = 0, 1, 2, \dots, M-1$ ، بدست آوردن تبدیل معکوس ، معادله را قبل و بعد ضرب می کنیم. (۲-۶۳) توسط یک ماتریس تبدیل معکوس B :

$$\mathbf{BTB} = \mathbf{BAFAB} \quad (2-64)$$

$$\text{If } \mathbf{B} = \mathbf{A}^{-1},$$

$$\mathbf{F} = \mathbf{BTB} \quad (2-65)$$

نشان می دهد که F یا معادل آن $f(x,y)$ می تواند به طور کامل از تبدیل رو به جلو خود بازیابی شود. اگر B برابر A^{-1} نباشد، معادله (۲-۶۵) تقریبی را بدست می آورد:

$$\hat{\mathbf{F}} = \mathbf{BAFAB} \quad (2-66)$$

علاوه بر تبدیل فوریه، تعدادی از تغییرات مهم، از جمله والش، هادامارد، کسینوس گسسته، هار و تبدیل کج، می توانند به صورت معادله (۲-۵۵) و (۲-۵۶)، بیان شوند. یا معادل آن، به صورت معادله (۲-۶۳) و (۲-۶۵). ما در فصل های بعدی در مورد این و انواع دیگر تغییر تصویر صحبت خواهیم کرد.

شدت تصویر به عنوان متغیرهای تصادفی

ما در نقاط متعدد کتاب، شدت تصویر را به عنوان مقدار تصادفی در نظر می گیریم. به عنوان مثال، اجازه دهید $z_i, i = 0, 1, 2, \dots, L-1$ مقادیر تمام شدت های ممکن را در یک تصویر دیجیتالی $N * M$ نشان دهد. احتمال، $p(z_k)$ میزان شدت z_k در زمان وقوع به عنوان تخمین زده می شود

$$p(z_k) = \frac{n_k}{MN} \quad (2-67)$$

شاید برای شما مفید باشد که به بخش آموزش های کتاب مراجعه کنید. وب سایت برای بررسی مختصر احتمال. جایی که n_k تعداد دفعاتی است که شدت z_k در تصویر رخ می دهد و MN تعداد کل پیکسل ها است. به وضوح،

$$\sum_{k=0}^{L-1} p(z_k) = 1 \quad (2-68)$$

هنگامی که $p(z_k)$ داریم، می توانیم تعدادی از ویژگی های مهم تصویر را تعیین کنیم. به عنوان مثال، شدت متوسط (متوسط) توسط

$$m = \sum_{k=0}^{L-1} z_k p(z_k) \quad (2-69)$$

به طور مشابه، واریانس شدت ها برابر است

$$\sigma^2 = \sum_{k=0}^{L-1} (z_k - m)^2 p(z_k) \quad (2-70)$$

واریانس معیاری برای گسترش مقادیر Z در مورد میانگین است، بنابراین اندازه گیری مفیدی از کنتراست تصویر است. به طور کلی، نهمین لحظه مرکزی متغیر تصادفی Z در مورد میانگین به صورت زیر تعریف می شود

$$\mu_n(z) = \sum_{k=0}^{L-1} (z_k - m)^n p(z_k) \quad (2-71)$$

ما می بینیم که $\mu_0(z) = 1$ ، $\mu_1(z) = 0$ ، and $\mu_2(z) = \sigma^2$. در حالی که میانگین و واریانس رابطه ای فوری با ویژگی های بصری تصویر دارند، لحظه های مرتبه بالاتر ظریف تر هستند. به عنوان مثال، یک سومین لحظه مثبت نشان می دهد که شدت ها به مقادیر بیشتر از میانگین متمایل هستند، یک سوم منفی وضعیت مخالف را نشان می دهد، و یک لحظه صفر سوم به ما می گوید که شدت ها تقریباً به طور مساوی در هر دو طرف توزیع شده اند. از میانگین این ویژگی ها برای اهداف محاسباتی مفید هستند، اما به طور کلی اطلاعات زیادی در مورد ظاهر یک تصویر به ما نمی دهند.

همانطور که در فصلهای بعدی خواهید دید، مفاهیم احتمال احتمالاً در طیف وسیعی از برنامه های پردازش تصویر نقش محوری دارند. به عنوان مثال، معادله (۲-۶۷) در فصل ۳ به عنوان مبنایی برای تکنیک های افزایش تصویر بر اساس برنامه های او استفاده می شود. در فصل ۵، ما از احتمال برای توسعه الگوریتم های ترمیم تصویر، در فصل ۱۰ از احتمال برای تقسیم بندی تصویر، در فصل ۱۱ از آن برای توصیف بافت و در فصل ۱۲ از احتمال به عنوان مبنایی برای بدست آوردن الگوریتم های بهینه تشخیص الگو استفاده می کنیم.

خلاصه، منابع، و مطالعه بیشتر

مطالب این فصل پایه و اساس بقیه کتاب است. برای مطالعه بیشتر در مورد ادراک بصری، به اسنودن و همکاران مراجعه کنید. [۲۰۱۲]، و کتاب کلاسیک توسط Cornsweet [۱۹۷۰]. بورن و ولف [۱۹۹۹] درباره نور از نظر نظریه الکترومغناطیس بحث می کنند. Vrhel و Trussell [۲۰۰۸] یک منبع اساسی برای مطالعه بیشتر در زمینه تشخیص تصویر است. مدل شکل گیری تصویر مورد بحث در بخش ۲.۳ از Oppenheim و همکاران است. [۱۹۶۸]. کتابچه راهنمای روشنایی IES [۲۰۱۱] مرجعی برای مقادیر روشنایی و بازتاب مورد استفاده در آن بخش است. مفاهیم نمونه برداری از تصویر که در بخش ۲.۴ معرفی شده اند، به طور مفصل در فصل ۴ توضیح داده شده است. بحث در مورد آزمایشات مربوط به رابطه بین کیفیت تصویر و نمونه برداری بر اساس نتایج Huang [۱۹۶۵] است. برای مطالعه بیشتر در مورد موضوعات مورد بحث در بخش ۲.۵، Kak و Rosenfeld [۱۹۸۲] و Rosenfeld و Klette [۲۰۰۴] را ببینید.

برای مطالعه بیشتر در مورد سیستم های خطی در زمینه پردازش تصویر به Castleman [۱۹۹۶] مراجعه کنید. روش کاهش نویز با میانگین تصویر برای اولین بار توسط Howell و Kohler [۱۹۶۳] پیشنهاد شد. راس [۲۰۱۴] را در مورد مقدار مورد انتظار میانگین و واریانس مجموع متغیرهای تصادفی ببینید. برای مطالعه بیشتر منطق و مجموعه ها به شرودر [۲۰۱۰] مراجعه کنید. برای مطالعه بیشتر در مورد تغییرات مکانی هندسی، به وولبرگ

[۱۹۹۰] و هیوز و اندریس [۲۰۱۳] مراجعه کنید. برای مطالعه بیشتر در مورد ثبت تصویر به Goshtasby [۲۰۱۲] مراجعه کنید. برونسون و کاستا [۲۰۰۹] مرجع خوبی برای مطالعه بیشتر بردارها و ماتریس ها است. برای بررسی دقیق تبدیل فوریه به فصل ۴ و برای جزئیات سایر تبدیلات تصویر به فصل ۷، ۸ و ۱۱ مراجعه کنید. برای جزئیات بیشتر در مورد جنبه های نرم افزاری بسیاری از مثالهای این فصل، Woods, Gonzalez، و Eddins [۲۰۰۹] را ببینید.

چالش ها و مسائل

راه حل مشکلاتی که با علامت (*) مشخص شده اند در بسته پشتیبانی دانشجویی DIP ϵ E وجود دارد (به وب سایت کتاب مراجعه کنید: www.ImageProcessingPlace.com).

۲.۱ اگر هنگام نگاه مستقیم به خورشید از یک ورق کاغذ سفید برای محافظت از چشم خود استفاده می کنید، طرف ورق رو به روی شما سیاه می شود. کدام یک از فرآیندهای بصری مورد بحث در بخش ۲.۱ مسئول این امر است؟

۲.۲ * با استفاده از اطلاعات پس زمینه ارائه شده در بخش ۲.۱، و صرفاً در نظر هندسی، قطر کوچکترین نقطه چاپ شده را که چشم می تواند تشخیص دهد، در صورتی که صفحه ای که نقطه روی آن چاپ شده است، ۰.۲ متر از چشم فاصله داشته باشد، تخمین بزنید. به سادگی فرض کنید که سیستم بینایی هنگامی که تصویر نقطه از حفره کوچکتر از قطر یک گیرنده (مخروط) در آن ناحیه شبکه می شود، تشخیص نقطه را متوقف می کند. فرض کنید فرورفتگی را می توان به صورت یک آرایه مربع با اندازه ۱.۵ میلی متر در طرف مدل کرد و مخروط ها و فاصله بین مخروط ها به طور یکنواخت در سراسر این آرایه توزیع شده است.

۲.۳ اگرچه در شکل ۲.۱۰ نشان داده نشده است، اما جریان متناوب بخشی از طیف الکترومغناطیسی است. جریان متناوب تجاری در ایالات متحده دارای فرکانس ۶۰ هرتز است. طول موج در کیلومتر این جزء از طیف چقدر است؟

۲.۴ شما برای طراحی قسمت جلویی یک سیستم تصویربرداری برای مطالعه شکل سلولها، باکتریها، ویروسها و پروتئینها استخدام شده اید. قسمت جلویی در این مورد شامل منبع روشنایی (ها) و دوربین (های) تصویربرداری است. قطر دایره های مورد نیاز برای محصور کردن کامل نمونه های فردی در هر یک از این دسته ها ۵۰، ۱، ۰.۱ و به ترتیب ۰.۰۱ میلی متر برای انجام تجزیه و تحلیل خودکار، کوچکترین جزئیات قابل تشخیص روی نمونه باید ۰.۰۰۱ میلی متر باشد.

(الف) * آیا می توانید جنبه های تصویربرداری این مشکل را با یک سنسور و دوربین واحد حل کنید؟ اگر پاسخ شما مثبت است، نوار طول موج روشنایی و نوع دوربین مورد نیاز را مشخص کنید. منظور ما از "نوع" نوار طیف الکترومغناطیسی است که دوربین به آن حساس تر است (به عنوان مثال، مادون قرمز).

(ب) اگر پاسخ شما در (الف) منفی است، چه نوع منابع روشنایی و سنسورهای تصویر مربوطه را توصیه می کنید؟ همانطور که در قسمت (الف) درخواست شده است منابع نور و دوربین ها را مشخص کنید. از حداقل تعداد منابع و دوربین های روشنایی مورد نیاز برای حل مشکل استفاده کنید. (نکته: از بحث در بخش ۲.۲، روشنایی مورد نیاز برای "دیدن" یک جسم باید دارای طول موج به اندازه یا کوچکتر از جسم باشد).

۲.۵ شما در حال تهیه گزارش هستید و باید تصویری با اندازه $۲۰۴۸ * ۲۰۴۸$ پیکسل در آن وارد کنید. (الف) * با فرض عدم محدودیت در چاپگر، تفکیک جفت خط در میلی متر چقدر باید باشد تا تصویر در مکانی به ابعاد $۵ * ۵$ سانتی متر t باشد؟

(ب) وضوح تصویر در dpi چقدر است تا تصویر در $۲ * ۲$ اینچ باشد؟

۲.۶ * یک تراشه دوربین CCD با ابعاد $۷ * ۷$ میلی متر و عناصر حسگر $۱۰۲۴ * ۱۰۲۴$ ، بر روی مربع $f\ell$ در منطقه، واقع در ۰.۵ متر فاصله متمرکز شده است. این دوربین مجهز به لنز ۳۵ میلی متری است. این دوربین چند جفت خط در میلی متر قادر به حل خواهد بود؟ (نکته: فرایند تصویربرداری را مانند شکل ۲.۳ مدل سازی کنید، با فاصله کانونی لنز دوربین به جای فاصله کانونی چشم).

۲.۷ یک سازنده خودرو در حال خودکار قرار دادن اجزای خاصی بر روی سپرهای خط تولید خودروهای اسپرت محدود است. قطعات با رنگ هماهنگ هستند، بنابراین روبات های مونتاژ باید رنگ هر خودرو را بدانند تا بتوانند قطعه سپر مناسب را انتخاب کنند. مدل ها تنها در چهار رنگ آبی، سبز، قرمز و سفید وجود دارند. شما استخدام شده اید تا راه حلی را بر اساس تصویر ارائه دهید. چگونه می توانید مشکل تعیین رنگ هر خودرو را حل کنید، در نظر داشته باشید که هزینه مهمترین نکته در انتخاب قطعات شما است؟

۲.۸ * فرض کنید یک برنامه تصویربرداری خودکار معین به حداقل ۵ جفت خط در میلی متر نیاز دارد تا بتواند ویژگی های مورد علاقه در اشیاء مشاهده شده توسط دوربین را تشخیص دهد. فاصله بین مرکز کانونی لنز دوربین و ناحیه موردنظر برای تصویر ۱ متر است. مساحت مورد تصویر $۰.۵ * ۰.۵$ متر است. شما یک لنز ۲۰۰ میلی متری دارید و وظیفه شما انتخاب یک تراشه تصویربرداری CCD مناسب است. حداقل عدد چقدر است

عناصر سنسور و اندازه مربع $d * d$ ، تراشه CCD که الزامات این برنامه را برآورده می کند؟ (نکته: فرایند تصویربرداری را مانند شکل ۲.۳ مدل سازی کنید و برای سادگی فرض کنید که ناحیه تصویر مربع است).

۲.۹ اندازه گیری متداول انتقال داده های دیجیتال نرخ بود است که به عنوان نماد (در مورد ما بیت) در ثانیه تعریف شده است. به عنوان حداقل، انتقال در بسته های متشکل از یک بیت شروع، یک بایت (۸ بیت) اطلاعات و یک بیت توقف انجام می شود. با استفاده از این حقایق، موارد زیر را پاسخ دهید:

(الف) * چند ثانیه طول می کشد تا توالی ۵۰۰ تصویر با اندازه $۱۰۲۴ * ۱۰۲۴$ پیکسل با شدت ۲۵۶ با استفاده از مودم باود ۳ M-baud (۱۰۶ بیت/ثانیه) ارسال شود؟ (این یک سرعت متوسط برای خطوط مسکونی DSL (Digital Subscriber Line) است.

(ب) زمان استفاده از مودم ۳۰ G-baud (۱۰۹ بیت/ثانیه) چند ساعت است؟ (این یک سرعت متوسط نماینده برای یک خط تجاری است).

۲.۱۰ * تلویزیون با کیفیت بالا (HDTV) تصاویری با ۱۱۲۵ خط افقی تلویزیونی درهم آمیخته ایجاد می کند (به عنوان مثال ، در جایی که هر خط دیگر روی هر دو زمینه روی صفحه "نقاشی" می شود ، که هر یک از آنها به مدت ۶۰۶۰ ثانیه است). نسبت عرض به ارتفاع تصاویر ۱۶:۹ است. این واقعیت که تعداد خطوط افقی ثابت شده است ، وضوح عمودی تصاویر را تعیین می کند. یک شرکت سیستمی را طراحی کرده است که تصاویر دیجیتالی را از ویدئوهای HDTV استخراج می کند.

وضوح هر خط افقی در سیستم آنها متناسب با وضوح عمودی HDTV است و نسبت آن نسبت عرض به ارتفاع تصاویر است. هر پیکسل در تصویر رنگی دارای ۲۴ بیت شدت ، ۸ بیت برای تصویر قرمز ، سبز و آبی است. این سه تصویر "اصلی" یک تصویر رنگی را تشکیل می دهند. چند بیت طول می کشد تا تصاویر استخراج شده از یک فیلم دو ساعته HDTV ذخیره شود؟

۲.۱۱ هنگام بحث نمایه سازی خطی در بخش ۲.۴ ، به شاخص خطی در معادله رسیدیم. (۲-۱۴) با بازرسی همان آرگومان مورد استفاده در آنجا می تواند به یک آرایه سه بعدی با مختصات x, y, z و گسترش یابد و ابعاد متناظر M, N, P . شاخص خطی برای هر (x, y, z) $s = x + M(y + Nz)$ با این عبارت شروع کنید و (a)* معادله (۲-۱۵). بدست آورید (ب) معادله مشتق (۲-۱۶).

۲.۱۲ * فرض کنید که a در ناحیه با مرکز (x_0, y_0) توسط منبع نوری با توزیع شدت روشن می شود

$$i(x, y) = Ke^{-[(x-x_0)^2 + (y-y_0)^2]}$$

برای سادگی فرض کنید که بازتاب منطقه ثابت و برابر ۱.۰ است و K را بگذارید. اگر شدت تصویر بدست آمده با استفاده از k بیت اندازه گیری شود و چشم بتواند تغییر ناگهانی هشت سطح شدت بین پیکسل های مجاور را تشخیص دهد. ، بالاترین مقدار k چیست که باعث ایجاد خطوط کاذب قابل مشاهده می شود؟

۲.۱۳ تصویر را در مسئله ۲.۱۲ برای $k = 2$ ترسیم کنید.

۲.۱۴ دو زیر مجموعه تصویر S_1 و S_2 را در شکل زیر در نظر بگیرید. با اشاره به بخش ۲.۵ ، و با فرض اینکه $V = \{1\}$ ، تعیین کنید که آیا

این دو زیر مجموعه عبارتند از: (الف) * ۴-مجاور. (ب) ۸-مجاور. (ج) متر مجاور

	S_1					S_2				
0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0
1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1
1	0	0	1	0	1	1	0	0	0	0
0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0
0	0	1	1	1	0	0	1	1	1	1

۲.۱۵ * ایجاد یک الگوریتم برای تبدیل مسیر ۸ ضخامت یک پیکسل به ۴ مسیر.

۲.۱۶ ایجاد یک الگوریتم برای تبدیل مسیر m به ضخامت یک پیکسل به ۴ مسیر.

۲.۱۷ به بحث در انتهای بخش ۲.۵ مراجعه کنید ، جایی که ما پس زمینه یک تصویر را به عنوان $C(RU)$ تعریف کردیم ، مکمل اتحاد همه مناطق در تصویر. در برخی از برنامه ها ، تعریف پس زمینه به عنوان زیر مجموعه پیکسل های $C(RU)$ که پیکسل حفره ای نیستند (به طور غیررسمی ، سوراخ ها را مانند مجموعه ای از پیکسل های پس زمینه احاطه شده توسط پیکسل های پیش زمینه تصور کنید) سودمند است. چگونه می توانید تعریف را برای حذف پیکسل های سوراخ از $C(RU)$ تغییر دهید؟ پاسخی مانند "پس زمینه زیر مجموعه پیکسل های $C(RU)$ است که پیکسل حفره نیستند" قابل قبول نیست. (نکته: از مفهوم اتصال استفاده کنید).

۲.۱۸ بخش تصویر نشان داده شده در تصویر زیر را در نظر بگیرید.

(الف) * همانطور که در بخش ۲.۵ ، $V = \{0,1\}$ مجموعه مقادیر شدت است که برای تعریف مجاورت استفاده می شود. طول کوتاهترین مسیر -4 ، 8 و m بین p و q را در تصویر زیر محاسبه کنید. اگر مسیر خاصی بین این دو نقطه وجود ندارد ، دلیل آن را توضیح دهید.

3	1	2	1(q)
2	2	0	2
1	2	1	1
(p)1	0	1	2

(ب) تکرار (a) اما با استفاده از $V = \{1,2\}$

۲.۱۹ دو نقطه p و q را در نظر بگیرید.

(الف) * شرایط (شرایط) را بیان کنید که تحت آن فاصله D_4 بین p و q برابر کوتاهترین ۴ مسیر بین این نقاط است.

(ب) آیا این مسیر منحصر به فرد است؟

۲.۲۰ مسأله ۲.۱۹ را برای فاصله D_8 تکرار کنید.

۲.۲۱ دو تصویر یک بعدی f و g با اندازه یکسان در نظر بگیرید. در مورد جهت دهی این تصاویر برای محصولات عنصری و ماتریسی مورد بحث در بخش ۲.۶ چه چیزی باید صادق باشد؟ هر یک از این دو تصویر می تواند اولین بار در شکل گیری محصول باشد.

۲.۲۲ * در فصل بعد ، به اپراتورهایی می پردازیم که عملکرد آنها محاسبه مجموع مقادیر پیکسل در یک ناحیه کوچک زیر تصویر ، SXY ، مانند معادله است. (۲-۴۳).

نشان دهید که اینها عملگرهای خطی هستند.

۲.۲۳ رجوع به معادله شود. (۲-۲۴) در پاسخ به موارد زیر:

(الف) * نشان دهید که جمع تصویر یک عمل خطی است.

(ب) نشان دهید که تفریق تصویر یک عمل خطی است.

(ج) * ضرب تصویر را در یک عملیات غیر خطی نشان دهید.

(د) نشان دهید که تقسیم تصویر یک عمل غیر خطی است.

۲.۲۴ میانگین Z ، مجموعه اعداد به گونه ای است که نیمی از مقادیر مجموعه زیر Z و نیمی دیگر بالای آن هستند. برای مثال، میانگین مجموعه مقادیر $\{2, 3, 8, 20, 21, 25, 31\}$ ۲۰ است. نشان دهید که عملگری که میانگین ناحیه زیر تصویر S را محاسبه می کند، غیرخطی است. (نکته: کافی است نشان دهید که Z در آزمون خطی بودن برای مثال عددی ساده شکست می خورد.)

۲.۲۵ * نشان دهید که میانگین تصویر را می توان به طور مکرر انجام داد. به این معنا که نشان دهید اگر $a(k)$ میانگین k تصاویر است، متوسط تصاویر $k=1$ را می توان از میانگین محاسبه شده قبلی، $a(k)$ و تصویر جدید $fk=1$ بدست آورد.

۲.۲۶ با اشاره به مثال ۲.۵:

(الف) * اعتبار معادله را اثبات کنید (۲-۲۷). (ب) اعتبار معادله را اثبات کنید. (۲-۲۸).

برای قسمت (ب) شما به احتمالات به موارد زیر نیاز دارید: (۱) واریانس ثابت بر یک متغیر تصادفی برابر است با مربع ثابت بر ضریب واریانس متغیر تصادفی. (۲) واریانس مجموع متغیرهای تصادفی غیر مرتبط با مجموع واریانس های متغیرهای تصادفی فردی برابر است.

۲.۲۷ دو تصویر ۸ بیتی را در نظر بگیرید که شدت آنها بین ۰ تا ۲۵۵ است

(الف) * در مورد اثر محدودکننده فرو کشیدن مکرر تصویر (۲) از تصویر (۱) بحث کنید. فرض کنید که نتایج نیز باید در هشت بیت نمایش داده شوند.

(ب) آیا تغییر ترتیب عکس ها نتیجه متفاوتی به همراه خواهد داشت؟

۲.۲۸ * از تفریق تصویر اغلب در برنامه های صنعتی برای تشخیص اجزای از دست رفته در مونتاژ محصول استفاده می شود. رویکرد این است که یک تصویر "طلایی" را که مربوط به یک مجموعه صحیح است ذخیره کنید. این تصویر سپس از تصاویر ورودی همان محصول کم می شود. در صورت ایده آل، اگر محصولات جدید به طور صحیح مونتاژ شوند، تفاوت ها صفر خواهد بود. تفاوت تصاویر برای محصولاتی که اجزای آن از دست رفته است در منطقه ای که با تصویر طلایی متفاوت است صفر خواهد بود. به نظر شما برای عملی شدن این روش چه شرایطی باید در عمل رعایت شود؟

۲.۲۹ با اشاره به معادله (۲-۳۲)، a یک فرمول کلی برای مقدار K ارائه دهید به عنوان تابعی از تعداد بیت، k ، در یک تصویر، به طوری که K منجر به یک تصویر مقیاس شده می شود که شدت آن در محدوده کامل k -bit است. (ب) K را برای تصاویر ۱۶ و ۳۲ بیتی بیابید.

۲.۳۰ نمودارهای ون را برای توضیحات زیر ارائه دهید:

(a)* $(A \cap C) - (A \cap B \cap C)$.

(b) $(A \cap C) \cup (B \cap C)$.

(c) $B - [(A \cap B) - (A \cap B \cap C)]$

(d) $B - B \cap (A \cup C)$; Given that $A \cap C = \emptyset$.

۲.۳۱ برای اثبات اعتبار عبارات زیر از نمودارهای ون استفاده کنید

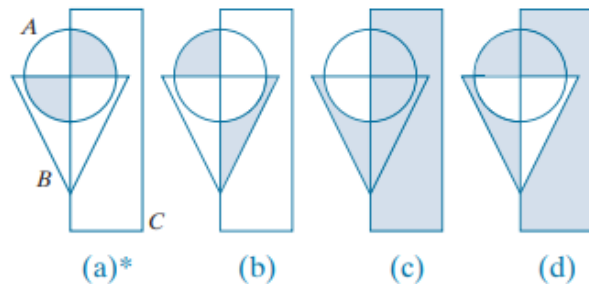
(a)* $(A \cap B) \cup [(A \cap C) - A \cap B \cap C] = A \cap (B \cup C)$

(b) $(A \cup B \cup C)^c = A^c \cap B^c \cap C^c$

(c) $(A \cup C)^c \cap B = (B - A) - C$

(d) $(A \cap B \cap C)^c = A^c \cup B^c \cup C^c$

۲.۳۲ عبارات (بر حسب مجموعه A، B و C) را برای مجموعه هایی که در شکل های زیر سایه نشان داده شده است، بیان کنید. مناطق سایه دار در هر تصویر یک مجموعه را تشکیل می دهند، بنابراین برای هر چهار تصویر فقط یک عبارت بیان کنید.



۲.۳۳ با توجه به بحث مجموعه ها در بخش ۲.۶، موارد زیر را انجام دهید:

(الف) * بگذارید S مجموعه ای از اعداد واقعی باشد که با رابطه "کمتر یا مساوی" (\leq) مرتب شده اند. نشان دهید که S یک مجموعه تا حدی مرتب شده است. یعنی نشان دهید که خواص تجدیدپذیر، گذرا و ضد متقارن وجود دارد. (ب) * نشان دهید که تغییر رابطه "کمتر یا مساوی" به "کمتر از" ($<$) مجموعه ای دقیق و منظم ایجاد می کند. (ج) حالا بگذارید S مجموعه حروف کوچک در الفبای انگلیسی باشد. نشان دهید که تحت ($<$) S یک مجموعه دقیق منظم است.

۲.۳۴ برای هر عدد صحیح غیر صفر m و n، ما می گوئیم که m بر n تقسیم می شود، $m \mid n$ نوشته شده است، اگر یک عدد صحیح وجود داشته باشد که $kn = m$ باشد. به عنوان مثال، ۴۲ (m) بر ۷ (n) بخش پذیر است زیرا یک ۶-k درون آن وجود دارد به طوری که $kn = m$. نشان دهید که مجموعه اعداد صحیح مثبت مجموعه ای تا حدی مرتب تحت رابطه "قابل تقسیم بر" است. به عبارت دیگر، موارد زیر را انجام دهید:
نشان دهید که ویژگی بازتاب تحت این رابطه است.
(ب) نشان دهید که خاصیت گذرا صادق است.

(ج) نشان دهید که ضد تقارن صادق است.

۲.۳۵ به طور کلی، اگر تصویر معادله را تغییر دهیم، $g(x,y)$ چگونه خواهد بود. (۲-۴۳)، به شرح زیر:

$$g(x,y) = \frac{1}{mn} \sum_{(r,c) \in S_{xy}} T[f(r,c)]$$

جایی که T تابع تبدیل شدت در شکل ۲.۳۸ (b) است؟

۲.۳۶ با استناد به جدول ۲.۳، توابع تبدیل واحد و کامپوزیتی را برای انجام عملیات زیر ارائه دهید:

(الف) * مقیاس بندی و انتقال .

(ب) * مقیاس بندی، انتقال و چرخش.

(ج) برش عمودی، مقیاس بندی، انتقال و چرخش.

(د) آیا ترتیب ضرب ماتریس های جداگانه برای تولید یک تغییر، تفاوتی ایجاد می کند؟ مثالی را بر اساس تغییر

مقیاس/انتقال ارائه دهید تا از پاسخ شما پشتیبانی کند.

۲.۳۷ ما از معادله می دانیم. (۲-۴۵) که پس از آن تبدیل مختصات به دست آمده است

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{A} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}$$

جایی که (x', y') مختصات تبدیل شده، (x, y) مختصات اصلی هستند، و عناصر A در جدول ۲.۳ برای انواع

مختلف تبدیل آورده شده است. تبدیل معکوس، A^{-1} ، برای تبدیل از حالت تبدیل شده به مختصات اصلی،

برای انجام نگاشت معکوس به همان اندازه مهم است.

(الف) * تبدیل مقیاس معکوس را بیابید.

(ب) تبدیل انتقال معکوس را بیابید.

(ج) تبدیل برشی معکوس عمودی و افقی را بیابید.

(د) * تبدیل چرخش معکوس را بیابید.

(ه) * یک انتقال ترکیبی معکوس/تبدیل چرخش را نشان دهید.

۲.۳۸ معادلات معادل معادله چیست؟ (۲-۴۶) و (۲-۴۷)، که ناشی از استفاده از مثلث به جای مناطق چهارضلعی

است؟

۲.۳۹ موارد زیر را انجام دهید.

(الف) * ثابت کنید که هسته فوریه در معادله. (۲-۵۹) قابل تفکیک و متقارن است.

(a)(b) را برای هسته در معادله تکرار کنید. (۲-۶۰).

۲.۴۰ * نشان دهید که تبدیل های دو بعدی با هسته های متقارن قابل تفکیک را می توان با: و (۲) محاسبه ۱-
D در امتداد ستون ها (سطرها) حاصل از مرحله (۱) تبدیل می شود.

۲.۴۱ یک کارخانه مربع های پلیمری مینیاتوری تولید می کند که باید ۱۰۰٪ تحت بازرسی بصری قرار گیرند. بازرسی نیمه خودکار است. در هر ایستگاه بازرسی ، یک روبات هر مربع پلیمری را روی یک سیستم نوری قرار می دهد که تصویری بزرگ از مربع تولید می کند. تصویر به طور کامل یک صفحه نمایش با اندازه ۸۰ * ۸۰ میلی متر را کامل می کند. نقص ها به صورت لکه های دایره ای تیره ظاهر می شوند و وظیفه بازرسی انسانی این است که به صفحه نگاه کند و هر نمونه ای را که دارای یک یا چند حباب تیره با قطر ۰.۸ میلی متر یا بیشتر است ، اندازه گیری کرده و آن را در مقیاس صفحه اندازه گیری کند. مدیر تولید معتقد است که اگر بتواند راهی برای خودکارسازی کامل این روند پیدا کند ، سود ۵۰ درصد افزایش می یابد و موفقیت در این پروژه به او کمک می کند تا از نردبان شرکت بالا برود. پس از تحقیقات گسترده ، مدیر تصمیم می گیرد که راه حل مشکل این است که هر صفحه بازرسی را با یک دوربین تلویزیونی CCD مشاهده کنید و خروجی دوربین را وارد یک سیستم پردازش تصویر کنید که قادر به تشخیص لکه ها ، اندازه گیری قطر آنها و فعال کردن دکمه قبول/رد قبلا توسط یک بازرسی انسانی است. به او می تواند یک سیستم مناسب را پیدا کند ، به شرطی که کوچکترین نقص مساحت حداقل ۲ * ۲ پیکسل را در تصویر دیجیتال اشغال کند. مدیر شما را برای کمک به او در تعیین دوربین و سیستم لنز برای برآوردن این نیاز ، با استفاده از اجزای خارج از قفسه ، استخدام می کند. لنزهای خارج از قفسه دارای فاصله کانونی هستند که مضرب صحیح ۲۵ میلی متر یا ۳۵ میلی متر ، تا ۲۰۰ میلی متر است. دوربین های موجود اندازه تصویر ۵۱۲ ۵۱۲ ، ۱۰۲۴ ۱۰۲۴ یا ۲۰۴۸ ۲۰۴۸ پیکسل را ارائه می دهند. عناصر تصویربرداری جداگانه در این دوربین ها مربع هایی با ابعاد ۸ * ۸ میلی متر ، و فضاهای بین عناصر تصویربرداری ۲ میلی متر است. برای این برنامه ، هزینه دوربین ها بسیار بیشتر از لنزها است ، بنابراین شما باید از کمترین وضوح دوربین ممکن و مطابق با یک لنز مناسب استفاده کنید. به عنوان یک مشاور ، شما باید یک توصیه کتبی ارائه دهید و تجزیه و تحلیل هایی را که منجر به انتخاب اجزای شما شده است با جزئیات معقول نشان دهید. از هندسه تصویربرداری پیشنهاد شده در مسئله ۲.۶ استفاده کنید.

فصل سوم : تحولات شدید و فیلترینگ مکانی

این تفاوت را دارد که آیا فرد تاریکی را از طریق نور یا روشنایی را از طریق سایه ها می بیند.
دیوید لیندسی

پیشگفتار

اصطلاح حوزه مکانی به خود صفحه تصویر اشاره دارد و روش های پردازش تصویر در این دسته بر اساس دستکاری مستقیم پیکسل ها در یک تصویر است. این برخلاف پردازش تصویر در یک حوزه ترانسفورماتور است ، همانطور که در فصل ۴ و ۶ بحث خواهیم کرد ، شامل تبدیل یک تصویر به حوزه تبدیل ، پردازش در آنجا و بدست آوردن تبدیل معکوس برای بازگرداندن نتایج است. به حوزه مکانی دو دسته اصلی پردازش مکانی عبارتند از تغییرات شدید و تغییرات مکانی. تغییرات شدید بر روی پیکسل های یک تصویر برای کارهایی مانند دستکاری کنتراست و آستانه تصویر انجام می شود. فیلترینگ مکانی عملیات را بر روی همسایگی هر پیکسل در یک تصویر انجام می دهد. نمونه هایی از فیلترینگ مکانی شامل صاف و وضوح تصویر است. در بخش های بعدی ، ما تعدادی از تکنیک های "کلاسیک" برای تغییر شدت و فیلتر مکانی را مورد بحث قرار می دهیم.

پس از اتمام این فصل ، خوانندگان باید:

معنی پردازش حوزه مکانی و تفاوت آن با پردازش حوزه تبدیل را درک کنید.

با تکنیک های اصلی مورد استفاده برای تبدیل شدید آشنا باشید.
 درک معنای فیزیکی هیستوگرام های تصویر و نحوه دستکاری آنها برای افزایش تصویر.
 مکانیک های فیلترینگ مکانی و نحوه تشکیل فیلترهای مکانی را بشناسید.
 درک اصول همبستگی و همبستگی مکانی.
 با انواع اصلی فیلترهای مکانی و نحوه کاربرد آنها آشنا باشید.
 از روابط بین فیلترهای مکانی و نقش اساسی فیلترهای کم گذر آگاه باشید.
 نحوه استفاده از ترکیب روشهای تقویت در مواردی که یک رویکرد واحد ناکافی است را درک کنید.

۳.۱ زمینه

همه تکنیک های پردازش تصویر مورد بحث در این فصل در حوزه مکانی پیاده سازی شده است ، که ما از بحث در بخش ۲.۴ می دانیم که صفحه حاوی پیکسل های یک تصویر است. تکنیک های حوزه مکانی مستقیماً بر روی پیکسل های یک تصویر عمل می کنند ، برعکس ، مثلاً با حوزه فرکانس (مبحث فصل ۴) که در آن عملیات بر روی تبدیل فوریه یک تصویر انجام می شود ، نه بر روی خود تصویر. همانطور که با پیشرفت کتاب یاد می گیرید ، اجرای برخی از وظایف پردازش تصویر در حوزه مکانی آسان تر یا معنی دارتر است ، در حالی که برخی دیگر برای رویکردهای دیگر مناسب ترند.

مبانی انتقال شدت و فیلترینگ مکانی

فرآیندهای حوزه مکانی که در این فصل بحث می کنیم بر اساس عبارت است

$$g(x,y) = T[f(x,y)] \quad (3-1)$$

جایی که $f(x,y)$ یک تصویر ورودی است ، $g(x,y)$ تصویر خروجی است ، و T یک عملگر روی f است که بر روی یک محله از نقطه (x,y) تعریف شده است. اپراتور را می توان روی پیکسل های یک تصویر واحد (تمرکز اصلی ما در این فصل) یا پیکسل های مجموعه ای از تصاویر ، مانند انجام مجموع عنصری یک دنباله از تصاویر برای کاهش نویز ، همانطور که در مورد آن بحث شده است ، اعمال کرد. بخش ۲.۶ شکل ۳.۱ پیاده سازی اولیه معادله را نشان می دهد. (۱-۳) روی یک تصویر واحد. نقطه (x_0, y_0) نشان داده شده یک مکان دلخواه در تصویر است و منطقه کوچک نشان داده شده محله ای از (x_0, y_0) است ، همانطور که در بخش ۲.۶ توضیح داده شده است. به طور معمول ، محله مستطیل شکل است ، مرکز آن (x_0, y_0) و اندازه آن بسیار کوچکتر از تصویر است.

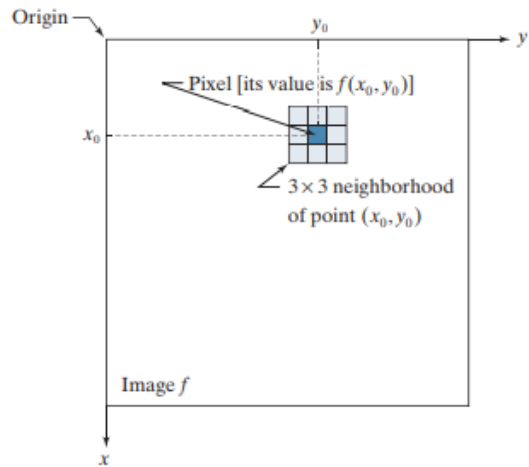
فرایندی که شکل ۳.۱ نشان می دهد شامل انتقال مرکز محله از پیکسل به پیکسل و اعمال اپراتور T به پیکسل های موجود در همسایگی برای تولید مقدار خروجی در آن مکان است. بنابراین ، برای هر مکان خاص (x, y) ، مقدار تصویر خروجی g در مختصات برابر با نتیجه اعمال T در محله با مبدأ (x, y) در f است. برای مثال ، فرض کنید که محله مربعی به اندازه $3 * 3$ است و عملگر T به عنوان "محاسبه شدت متوسط پیکسل ها در محله" تعریف شده است. مثلاً یک محل دلخواه را در یک تصویر در نظر بگیرید $(100, 150)$. نتیجه در آن محل در تصویر خروجی ، $g(100, 150)$ ، مجموع $f(100, 150)$ و ۸ همسایه آن ، تقسیم بر ۹ است. سپس مرکز محله به مکان مجاور بعدی منتقل می شود و روش تکرار می شود تا مقدار بعدی تصویر خروجی g تولید شود. به طور معمول ، این فرایند در بالا سمت چپ تصویر ورودی شروع می شود و پیکسل به پیکسل در یک اسکن افقی (عمودی) ، یک ردیف (ستون) در یک زمان ادامه می یابد. ما در مورد این نوع پردازش همسایگی در بخش ۳.۴ بحث خواهیم کرد.

کوچکترین محله ممکن اندازه $1 * 1$ است. در این مورد ، g فقط بستگی دارد به روی مقدار f در یک نقطه واحد (x, y) و T در معادله (۳-۱) تبدیل به یک تابع تغییر شکل (که سطح خاکستری نیز نامیده می شود) می شود

$$s = T(r) \quad (3-2)$$

جایی که برای سادگی در نماد ، از s و r برای نشان دادن به ترتیب شدت g و f در هر نقطه (x, y) استفاده می کنیم. به عنوان مثال ، اگر $T(r)$ در شکل ۳.۲ (a) شکل داشته باشد ، نتیجه اعمال تبدیل به هر پیکسل در f برای تولید پیکسل های مربوطه در g ، ایجاد تصویری با کنتراست بالاتر از اصلی ، با تیره کردن سطوح شدت زیر k و روشن کردن سطوح بالای k . در این تکنیک ، که گاهی اوقات گسترش کنتراست نامیده می شود (بخش ۳.۲ را ببینید) ، مقادیر r کمتر از k مقادیر s را به سمت سیاه کاهش می دهد (تیره می کند). برعکس برای مقادیر r بالاتر از k صادق است. مشاهده کنید که چگونه مقدار شدت r برای به دست آوردن مقدار پاسخگویی s نگاشت شده است. در مورد محدود کننده نشان داده شده در شکل ۳.۲ (ب) ، $T(r)$ تصویری دو سطحی (دوتایی) ایجاد می کند. نگاشت این فرم را تابع **thresholding** می نامند.

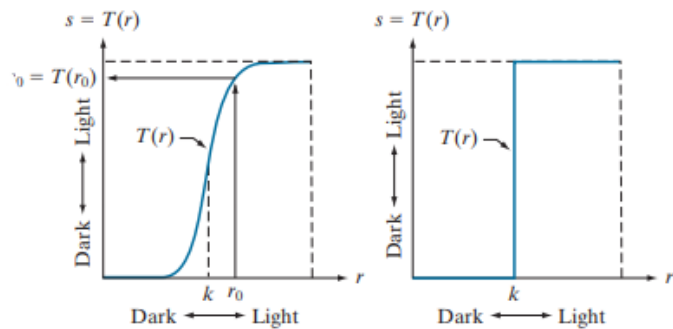
برخی از روشهای پردازش نسبتاً ساده و در عین حال قدرتمند را می توان با توابع تبدیل شدت فرموله کرد. در این فصل ، ما از تغییرات اصلی به طور عمده برای افزایش تصویر استفاده می کنیم. در فصل ۱۰ ، ما از آنها برای تقسیم بندی تصویر استفاده می کنیم. برخلاف تکنیک های پردازش محله ای که در پاراگراف قبلی مورد بحث قرار گرفت ، گاهی به روش هایی که نتایج آنها فقط به شدت در یک نقطه بستگی دارد ، تکنیک های پردازش نقطه می گویند.



شکل ۳.۱.۳ محله در مورد یک نقطه (x_0, y_0) در یک تصویر. محله از آنجا منتقل شده است پیکسل به پیکسل در تصویر برای ایجاد یک تصویر خروجی. از فصل ۲ به یاد بیاورید که مقدار پیکسل در محل $f(x_0, y_0)$ است ، مقدار از تصویر در آن مکان بسته به اندازه یک محله و موقعیت آن ، قسمتی از محله ممکن است خارج از تصویر قرار گیرد. برای این کار دو راه حل وجود دارد:

(۱) نادیده گرفتن مقادیر خارج از تصویر ، یا (۲) برای قرار دادن تصویر ، همانطور که در بخش ۳.۴ مورد بحث قرار گرفته است. روش دوم ترجیح داده می شود.

a d



شکل ۳.۲ توابع تبدیل شدت (الف) عملکرد گسترش کنتراست. (ب) تابع آستانه گذاری.

در مورد مثالهای این فصل

اگرچه روشهای تبدیل شدت و فیلترینگ مکانی طیف وسیعی از برنامه ها را در بر می گیرد ، اما اکثر مثالهای این فصل کاربردهایی برای افزایش تصویر هستند. بهبود ، فرایند دستکاری یک تصویر است به طوری که نتیجه مناسب تر از نسخه اصلی برای یک برنامه خاص است.

کلمه خاص مهم است ، زیرا در ابتدا ثابت می کند که تکنیک های تقویت مسئله محور هستند. بنابراین ، برای مثال ، روشی که برای افزایش تصاویر اشعه ایکس بسیار مفید است ، ممکن است بهترین روش برای افزایش تصاویر مادون قرمز نباشد. هیچ "نظریه" کلی در مورد بهبود تصویر وجود ندارد. وقتی تصویری برای تفسیر بصری پردازش می شود ، بیننده داور نهایی نحوه عملکرد یک روش خاص است. هنگام برخورد با ادراک ماشین ، اندازه گیری پیشرفت آسان تر است.

به عنوان مثال ، در یک سیستم تشخیص شخصیت خودکار ، مناسب ترین روش افزایش روشی است که بهترین نرخ تشخیص را به همراه داشته باشد ، ملاحظات دیگر مانند الزامات محاسباتی یک روش در مقابل روش دیگر را کنار بگذاریم. صرف نظر از کاربرد یا روش مورد استفاده ، افزایش تصویر یکی از جذاب ترین زمینه های پردازش تصویر است. مبتدیان در پردازش تصویر عموماً برنامه های تقویت کننده را جالب و نسبتاً ساده می دانند. بنابراین ، استفاده از مثال هایی برای افزایش تصویر برای نشان دادن روش های پردازش مکانی توسعه یافته در این فصل ، نه تنها باعث صرفه جویی در داشتن یک فصل اضافی در کتاب مربوط به افزایش تصویر می شود ، بلکه مهمتر از همه ، یک رویکرد موثر برای معرفی تازه واردان به تکنیک های پردازش تصویر در مکانی است. دامنه. همانطور که در بقیه کتاب پیش می روید ، متوجه خواهید شد که مطالبی که در این فصل تهیه شده است دارای دامنه ای است که بسیار گسترده تر از افزایش تصویر است.

۳.۲ برخی از عملکردهای اساسی انتقال نیرو

تغییرات شدت از ساده ترین روش های پردازش تصویر است. همانطور که در قسمت قبل اشاره شد ، مقادیر پیکسل ها را قبل و بعد از پردازش به ترتیب با 2 و S نشان می دهیم. این مقادیر با یک تبدیل T مرتبط هستند ، همانطور که در معادله (۳-۲) ، داده شده است. که مقدار پیکسل 2 را به مقدار پیکسل S نشان می دهد. از آنجا که ما با کمیت های دیجیتالی سروکار داریم ، مقادیر یک تابع تبدیل شدت معمولاً در یک جدول ذخیره می شود و نگاشت ها از 2 به S از طریق جستجوی جدول پیاده سازی می شوند. برای یک تصویر 8 بیتی ، یک جدول جستجوی حاوی مقادیر T دارای 256 مدخل است.

به عنوان مقدمه ای بر دگرگونی های شدید ، شکل ۳.۳ را در نظر بگیرید ، که سه نوع عملکرد اصلی را که اغلب در پردازش تصویر استفاده می شود نشان می دهد: خطی (تحولات منفی و هویت) ، لگاریتمی (تحولات ورود به سیستم و معکوس ورود به سیستم) و قانون قدرت (قدرت نهم) و تبدیل ریشه نهم). عملکرد هویت یک مورد بی اهمیت است که در آن شدت ورودی و خروجی یکسان است.

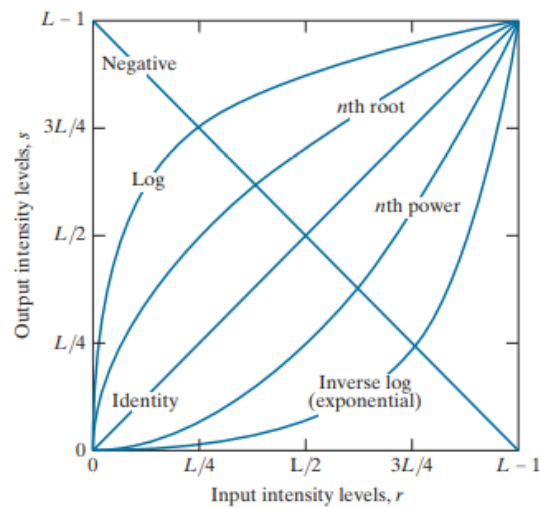
نگاتیوهای تصویر

منفی یک تصویر با سطوح شدت در محدوده $[0, 1]$ ، [۱-] با استفاده از تابع تبدیل منفی نشان داده شده در شکل ۳.۳ بدست می آید که دارای شکل زیر است:

$$s = L - 1 - r$$

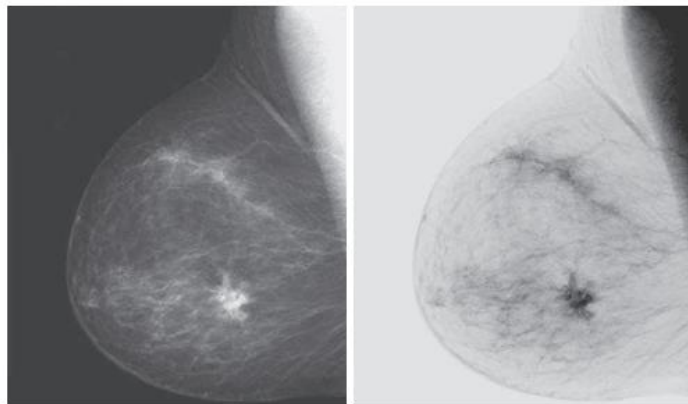
(3-3)

معکوس کردن سطح شدت تصویر دیجیتال به این ترتیب معادل منفی نگاتیو عکاسی ایجاد می کند. این نوع پردازش ، به عنوان مثال ، در افزایش جزئیات سفید یا خاکستری تعبیه شده در مناطق تاریک تصویر ، به ویژه هنگامی که مناطق سیاه از نظر اندازه غالب هستند ، استفاده می شود. شکل ۳.۴ نمونه ای را نشان می دهد. تصویر اصلی یک ماموگرافی دیجیتالی است که یک ضایعه کوچک را نشان می دهد. علیرغم این واقعیت که محتوای بصری در هر دو تصویر یکسان است ، برخی از بینندگان تجزیه و تحلیل جزئیات ریز بافت پستان را با استفاده از تصویر منفی آسان تر می کنند.



شکل ۳.۳ برخی از توابع تبدیل شدت اولیه. هر منحنی به طور مستقل مقیاس بندی شد تا همه منحنی ها در یک نمودار قرار بگیرند. علاقه ما در اینجا به اشکال منحنی ها است ، نه ارزشهای نسبی آنها.

a b



شکل ۳.۴ الف) دیجیتال ماموگرافی (ب) تصویر منفی بدست آمده با استفاده از معادله (۳-۳). (تصویر الف) از سیستم های پزشکی جنرال الکتریک استفاده شده است

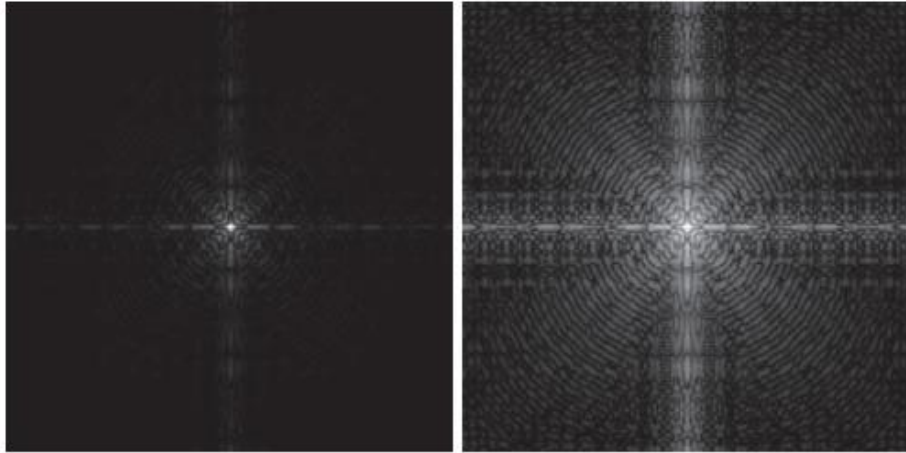
تبدیل ورود به سیستم

شکل کلی تحول سیاهه‌های مربوط در شکل ۳.۳ به شرح زیر است

$$s = c \log(1+r) \quad (3-4)$$

جایی که c یک ثابت است و فرض بر این است که $r \geq 0$ شکل منحنی \log در شکل ۳.۳ نشان می‌دهد که این تبدیل محدوده باریکی از مقادیر شدت کم در ورودی را به طیف وسیع تری از سطوح خروجی ترسیم می‌کند. به عنوان مثال، توجه داشته باشید که چگونه سطوح ورودی در محدوده $[0, \infty)$ ، ∞ به سطوح خروجی در محدوده $[0, 3L/4]$ می‌رسند. برعکس، مقادیر بالاتر سطوح ورودی در محدوده باریک تری در خروجی ترسیم می‌شود. ما از این نوع تغییر شکل برای گسترش مقادیر پیکسل‌های تیره در یک تصویر استفاده می‌کنیم، در حالی که مقادیر سطح بالاتر را فشرده می‌کنیم. عکس این امر در مورد تبدیل لاگ معکوس (نمایی) صادق است. هر منحنی با شکل کلی تابع \log که در شکل ۳.۳ نشان داده شده است، این گسترش/فشرده سازی سطوح شدت را در یک تصویر انجام می‌دهد، اما تحولات قدرت قانون مورد بحث در بخش بعدی برای این منظور بسیار متنوع تر است. تابع \log دارای ویژگی مهمی است که محدوده دینامیکی مقادیر پیکسل را فشرده می‌کند. مثالی که در آن مقادیر پیکسل دارای محدوده دینامیکی زیادی هستند، طیف فوریه است که در فصل ۴ به آن خواهیم پرداخت. پردازش اعداد مانند این هیچ مشکلی برای رایانه ایجاد نمی‌کند، اما نمایشگرهای تصویر نمی‌توانند چنین طیف وسیعی از مقادیر را به طور صادقانه بازتولید کنند. اثر خالص آن شدت است. جزئیات را می‌توان در نمایش طیف معمولی فوریه از دست داد.

شکل ۳.۵ (الف) طیف فوریه با مقادیر در محدوده ۰ تا $10^6 \cdot 1.5$ را نشان می‌دهد. هنگامی که این مقادیر به صورت خطی برای نمایش در یک سیستم ۸ بیتی مقیاس بندی می‌شوند، روشن ترین پیکسل‌ها بر صفحه نمایش تسلط می‌یابند که هزینه آن کمتر است (و فقط به عنوان مهم) ارزشهای طیف. تأثیر این غلبه به وضوح توسط ناحیه نسبتاً کوچک تصویر در شکل ۳.۵ (الف) نشان داده می‌شود که سیاه به نظر نمی‌رسد. اگر به جای نمایش مقادیر به این روش، ابتدا معادله را اعمال کنیم. (۳-۴) (با $c = 1$ در این مورد) به مقادیر طیف، سپس محدوده مقادیر نتیجه ۰ تا 6.2 می‌شود. تبدیل مقادیر به این ترتیب دامنه بیشتری از شدت‌ها را بر روی صفحه نمایش نشان می‌دهد. شکل ۳.۵ (ب) نتیجه مقیاس بندی دامنه شدت به صورت خطی تا فاصله $[0, 255]$ و نمایش طیف در همان صفحه نمایش ۸ بیتی را نشان می‌دهد. سطح جزئیات قابل مشاهده در این تصویر در مقایسه با صفحه نمایش اصلاح نشده طیف از این دو تصویر مشهود است. بیشتر طیف‌های فوریه در نشریات پردازش تصویر، از جمله این کتاب، به این ترتیب مقیاس بندی شده‌اند.



a b

شکل ۳.۵ (الف) طیف فوریه به عنوان تصویر مقیاس خاکستری نمایش داده می شود. (ب) نتیجه اعمال تحول \log در معادله (۳-۴) با $\gamma = 1$ هر دو تصویر تا محدوده $[0, 255]$ مقیاس بندی می شوند.

تبدیل قدرت (GAMMA)

تحولات قانون قدرت شکل دارد

$$s = cr^\gamma \quad (3-5)$$

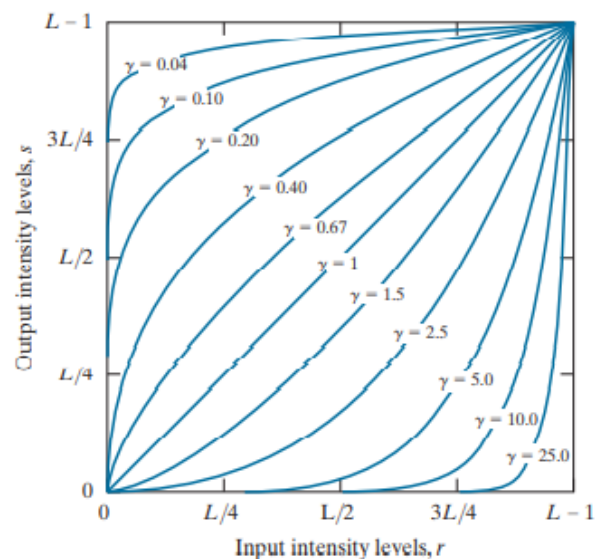
جایی که c و g ثابت مثبت هستند. گاهی اوقات معادله (۳-۵) به عنوان $s = c(r + \epsilon)^\gamma$ برای جبران جبران (یعنی خروجی قابل اندازه گیری هنگامی که ورودی صفر است) نوشته شده است. با این حال، آفست ها معمولاً مسئله کالیبراسیون صفحه نمایش هستند و در نتیجه معمولاً در معادله نادیده گرفته می شوند. (۳-۵). شکل ۳.۶ نمودارهای s را به عنوان تابعی از r برای مقادیر مختلف g نشان می دهد. همانند تغییرات ورودی به سیستم، منحنی های قدرت قانون با مقادیر کسری g ، محدوده باریکی از مقادیر ورودی تاریک را به طیف وسیع تری از مقادیر خروجی ترسیم می کند، و عکس آن در مقادیر بالاتر سطوح ورودی صادق است.

در شکل ۳.۶ نیز توجه داشته باشید که به سادگی با تغییر g می توان خانواده ای از تغییرات را بدست آورد. منحنی هایی که با مقادیر $g < 1$ تولید می شوند دقیقاً عکس عکس آنهایی هستند که با مقادیر $g = 1$ ایجاد می شوند. وقتی $g = 1$ معادل (۳-۵) به تحول هویت کاهش می دهد.

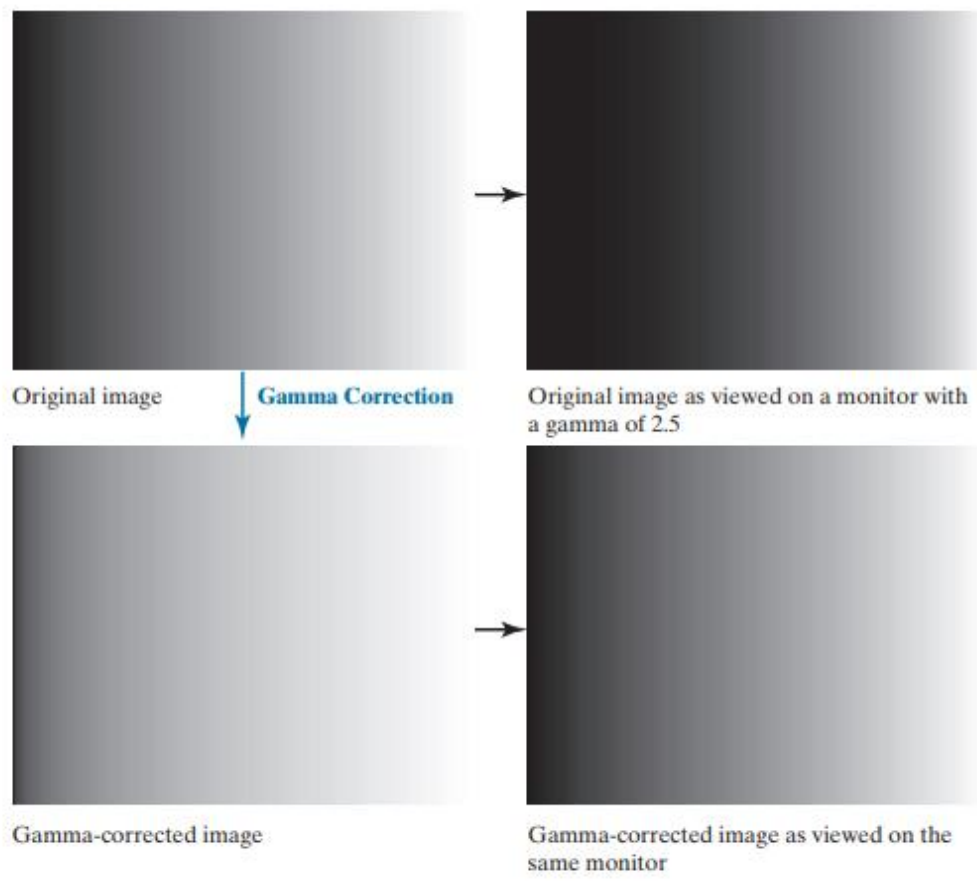
پاسخ بسیاری از دستگاه های مورد استفاده برای ضبط تصویر، چاپ و نمایش از قانون قدرت پیروی می کند. بر اساس قرارداد، توان در معادله قانون قدرت گاما نامیده می شود [بنابراین ما از این نماد در معادله استفاده می کنیم]. (۳-۵). به فرایندی که برای تصحیح این پدیده های پاسخ قدرت استفاده می شود تصحیح گاما یا کدگذاری گاما گفته می شود. به عنوان مثال، دستگاه های لوله اشعه کاتدی (CRT) دارای پاسخ شدت به ولتاژ هستند که یک تابع قدرت است، و توان آنها از ۱.۸ تا ۲.۵ متغیر است. همانطور که منحنی $g = 2.5$ در شکل ۳.۶ نشان می دهد، چنین سیستم های نمایشی تمایل به ایجاد تصاویر تیره تر از آنچه که تصور می شود، دارند. شکل ۳.۷ این

اثر را نشان می دهد. شکل ۳.۷ (الف) تصویری از سطح شیب دار شدید است که در مانیتور با گامای ۲.۵ نشان داده شده است. همانطور که انتظار می رفت ، خروجی مانیتور تیره تر از ورودی است ، همانطور که در شکل ۳.۷ (ب) نشان داده شده است.

در این مورد ، تصحیح گاما شامل استفاده از تبدیل $S = r^{1/2.5} = r^{0.4}$ برای پیش پردازش تصویر قبل از وارد کردن آن به مانیتور است. شکل ۳.۷ (ج) نتیجه است. همانطور که در شکل ۳.۷ (د) نشان داده می شود ، هنگامی که وارد همان مانیتور می شوید ، تصویر تصحیح شده با گاما خروجی تولید می کند که از نظر ظاهری نزدیک به تصویر اصلی است. تجزیه و تحلیل مشابه در مورد سایر دستگاه های تصویربرداری مانند اسکنرها و چاپگرها اعمال می شود که تفاوت آن وابسته به دستگاه گاما است (پوینتون [۱۹۹۶]).



شکل ۳.۶ نمودارهای معادله گاما $s = cr^\gamma$ برای مقادیر مختلف c ($c = 1$) در همه موارد. هر منحنی به طور مستقل مقیاس بندی شد تا همه منحنی ها در یک نمودار قرار بگیرند. علاقه ما اینجاست بر روی شکل منحنی ها ، نه بر روی مقادیر نسبی آنها.



a b
c d

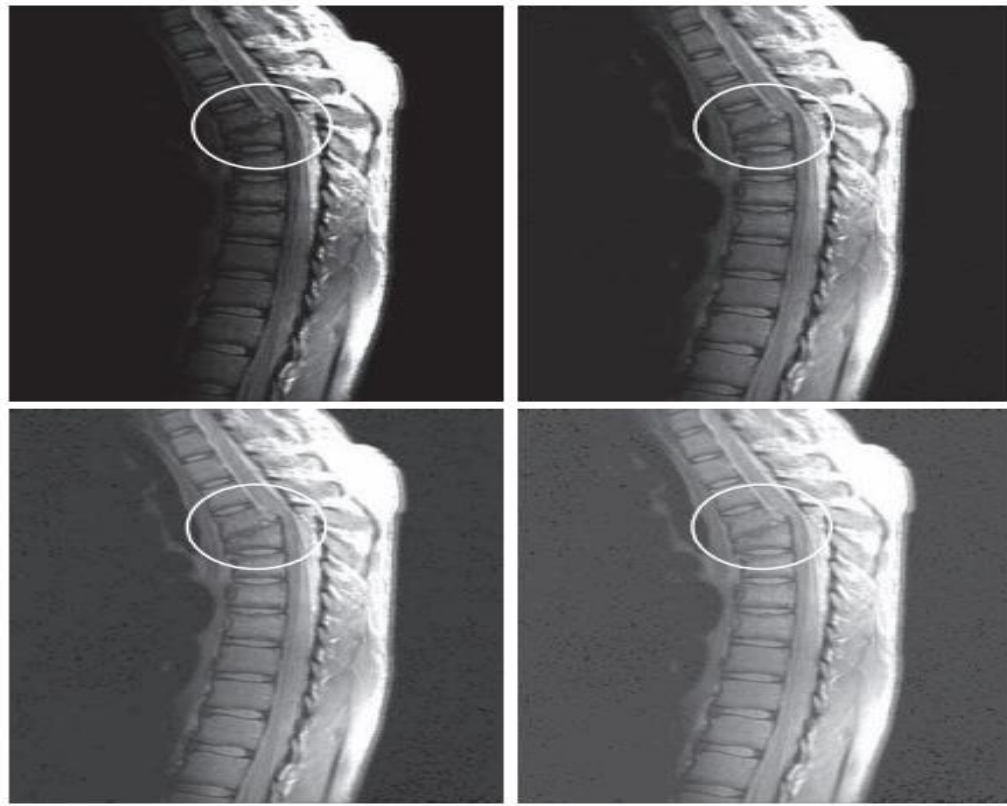
شکل ۳.۷ (الف) شدت تصویر سطح شیب دار. (ب) تصویری که در مانیتور شبیه سازی شده با گاما مشاهده می شود ۲.۵ (ج) تصحیح تصحیح گاما. (د) تصحیح تصویری که در همان مانیتور مشاهده شده است. مقایسه کنید (د) و (الف).

گاهی اوقات ، گامای بالاتر باعث می شود تصویر نمایش داده شده به دلیل افزایش کنتراست ، بهتر از تصویر اصلی به نظر برسد. با این حال ، هدف از تصحیح گاما تولید یک تصویر وفادار از یک تصویر ورودی است.

مثال ۳.۱: افزایش کنتراست با استفاده از تبدیلات شدت.

علاوه بر تصحیح گاما ، تحولات قانون شدت برای دستکاری کنتراست همه منظوره مفید است. شکل ۳.۸ (الف) تصویر رزونانس مغناطیسی (MRI) ستون فقرات فوقانی قفسه سینه انسان با دررفتگی شکستگی را نشان می دهد. شکستگی در ناحیه برجسته شده توسط دایره قابل مشاهده است. از آنجا که تصویر عمدتاً تاریک است ، گسترش سطوح شدت مطلوب است. این را می توان با استفاده از تبدیل قانون شدت با توان کسری انجام داد. سایر تصاویر نشان داده شده در تصویر با پردازش شکل ۳.۸ (الف) با عملکرد تبدیل قانون شدت به دست آمده است. (۳-۵). مقادیر گامای مربوط به تصاویر (ب) تا (د) به ترتیب ۰.۶ ، ۰.۴ و ۰.۳ است (در همه موارد ۱). (C) توجه داشته باشید که با کاهش گاما از ۰.۶ به ۰.۴ ، جزئیات بیشتری نمایان می شود. کاهش بیشتر گاما به ۰.۳ ، جزئیات

بیشتری را در پس زمینه افزایش داد ، اما شروع به کاهش کنتراست کرد تا جایی که تصویر ظاهری بسیار ناچیز داشت ، به ویژه در پس زمینه. بهترین بهبود از نظر کنتراست و جزئیات قابل تشخیص با $g = 0.4$ به دست آمد. مقدار $g = 0.3$ محدودیت تقریبی است که در زیر آن کنتراست در این تصویر خاص تا حد غیرقابل قبولی کاهش می یابد.



شکل ۳.۸ (الف) رزونانس مغناطیسی تصویر (MRI) از ستون فقرات شکسته شده انسان (ناحیه شکستگی توسط دایره محصور شده است). (ب) - (د) نتایج اعمال تغییر در معادله (۳-۵) با $g = 0.1$ و $g = 0.6$ و $g = 0.4$ و به ترتیب ۰.۳ (تصویر اصلی از دکتر دیوید آر پیکنز ، گروه رادیولوژی و علوم رادیولوژی ، مرکز پزشکی دانشگاه وندربیلت گرفته شده است).

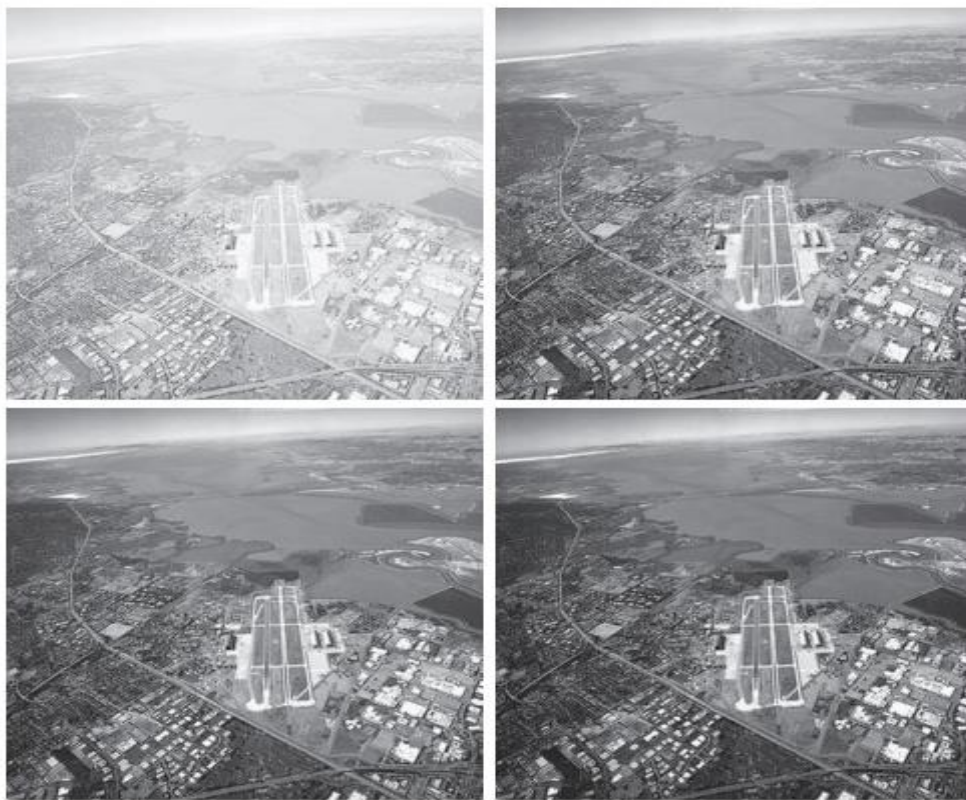
مثال ۳.۲: تصویر دیگری از تحولات قانون شدت.

شکل ۳.۹ (الف) مشکل مخالف آنچه در شکل ۳.۸ (الف) ارائه شده است را نشان می دهد. تصویری که در حال حاضر پردازش می شود ظاهری شسته شده دارد و نشان می دهد که فشردگی سازی سطوح شدت مطلوب است. این را می توان با معادله انجام داد. (۳-۵) با استفاده از مقادیر g بیشتر از ۱. نتایج پردازش شکل ۳.۹ (a) با $g = 3.0$ ، 4.0 و 5.0 در شکل ها نشان داده شده است. ۳.۹ (ب) تا (د) به ترتیب. نتایج مناسب با استفاده از مقادیر گاما 3.0 و 4.0 به دست آمد. نتیجه اخیر کمی جذاب تر است زیرا کنتراست بالاتری دارد. این امر همچنین در

مورد نتیجه به دست آمده با $g_{0.0} \text{ true}$ صادق است. به عنوان مثال ، باند فرودگاه نزدیک به وسط تصویر در شکل ۳.۹ (d) واضح تر از هر سه تصویر دیگر به نظر می رسد.

عملکردهای انتقال خط PIECEWISE

رویکرد مکمل روشهای مورد بحث در سه بخش قبل ، استفاده از توابع خطی قطعه قطعه است. مزیت این توابع نسبت به مواردی که تا به حال مورد بحث قرار گرفته این است که شکل توابع قطعه ای می تواند به طور دلخواه پیچیده باشد. در واقع ، همانطور که به زودی خواهید دید ، اجرای عملی برخی از دگرگونی های مهم تنها به صورت توابع خطی قطعه بندی می شود. نقص اصلی این توابع این است که مشخصات آنها نیاز به ورودی قابل توجه کاربر دارد.



شکل ۳.۹ الف) تصویر هوایی (ب) - (د) نتایج اعمال تغییر در معادله (۳-۵) به ترتیب با $g_{0.0}$ ، $g_{0.4}$ و $g_{0.5}$. (۱) در همه موارد.) (تصویر اصلی از ناسا گرفته شده است.)

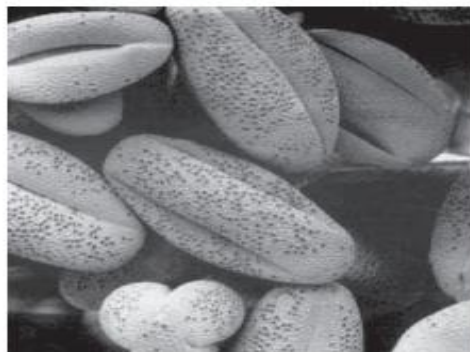
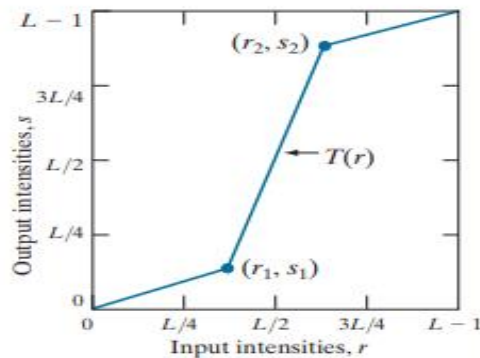
گسترش کنتراست

تصاویر با کنتراست پایین می توانند ناشی از روشنایی ضعیف ، عدم وجود محدوده دینامیکی در سنسور تصویربرداری یا حتی تنظیم اشتباه دیافراگم لنز در حین تصویر برداری باشد. گسترش کنتراست دامنه سطوح

شدت را در یک تصویر افزایش می دهد به طوری که دامنه کامل ایده آل شدت ضبط یا دستگاه نمایش را در بر می گیرد.

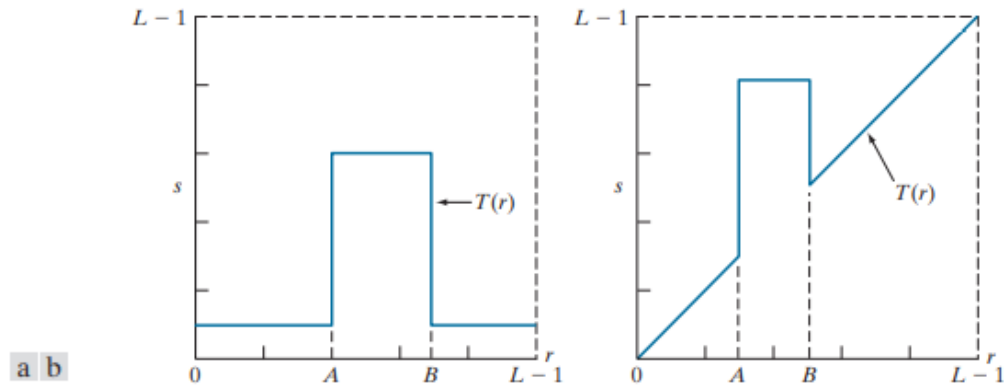
شکل ۳.۱۰ (الف) یک تغییر معمولی را نشان می دهد که برای گسترش کنتراست استفاده می شود. مکان نقاط (r_1, s_1) و (r_2, s_2) شکل عملکرد تغییر شکل را کنترل می کند. اگر $r_1 = s_1$ و $r_2 = s_2$ تبدیل یک تابع خطی است که هیچ تغییری ایجاد نمی کند

در شدت اگر $r_1 = r_2, s_1 = 0, s_2 = L - 1$ تبدیل تبدیل به یک آستانه می شود- عملکردی که یک تصویر دوتایی ایجاد می کند [شکل ۳.۲ (b) را ببینید]. مقادیر متوسط (r_1, s_1) و (r_2, s_2) درجات مختلفی از گسترش را در سطوح شدت تصویر خروجی ایجاد می کنند ، بنابراین کنتراست آن را تحت تأثیر قرار می دهند. به طور کلی ، $r_1 \leq r_2$ و $s_1 \leq s_2$ به گونه ای فرض می شود که تابع یک مقدار واحد و یکنواخت در حال افزایش است. این امر سطح سطوح را حفظ می کند ، بنابراین از ایجاد مصنوعات شدت جلوگیری می کند. شکل ۳.۱۰ (ب) تصویری ۸ بیتی با کنتراست پایین نشان می دهد. شکل ۳.۱۰ (ج) نتیجه کنتراست را نشان می دهد. گسترش با تنظیم $(r_1, s_1) = (r_{min}, 0)$ and $(r_2, s_2) = (r_{max}, L - 1)$ ، جایی که r_{min} و r_{max} به ترتیب حداقل و حداکثر شدت را در تصویر ورودی نشان می دهند. این تحول سطوح شدت را به صورت خطی تا محدوده شدت کامل ، $[0, L - 1]$ افزایش داد. در نهایت ، شکل ۳.۱۰ (d) نتیجه استفاده از تابع **thresh-thinging** را نشان می دهد ، با $(r_1, s_1) = (m, 0)$ and $(r_2, s_2) = (m, L - 1)$ که میانگین شدت در تصویر است.



a b
c d

شکل ۳.۱۰ گسترش کنتراست. (الف) تابع تبدیل خطی قطعه به راست. (ب) تصویر میکروسکوپ الکترونی با کنتراست پایین از گرده، که ۷۰۰ بار بزرگنمایی شده است. (ج) نتیجه گسترش کنتراست. (د) نتیجه آستانه. (تصویر اصلی از دکتر راجر هدی، دانشکده تحقیقات علوم زیستی، دانشگاه ملی استرالیا، کانبرا، استرالیا گرفته شده است.)



شکل ۳.۱۱ (الف) این تابع تبدیل محدوده را برجسته می کند [A, B] و تمام شدت های دیگر را به سطح پایین تری کاهش می دهد. (ب) این تابع محدوده [A, B] را برجسته می کند و شدت های دیگر را بدون تغییر می گذارد

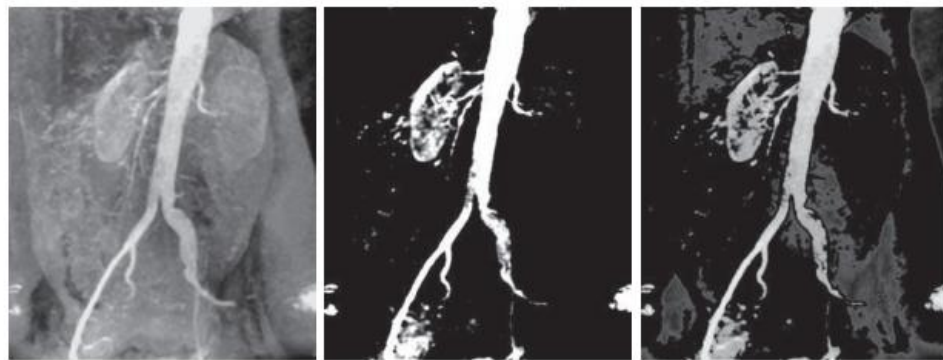
برش سطح شدید

برنامه های کاربردی وجود دارد که در آنها توجه به طیف وسیعی از شدتها در یک تصویر مورد توجه است. برخی از این برنامه ها شامل افزایش ویژگی های تصاویر ماهواره ای، مانند حجم آب، و افزایش نقص در تصاویر اشعه ایکس است. این روش، که برش سطح شدید نامیده می شود، می تواند به روش های مختلف پیاده سازی شود، اما بیشتر آنها متغیرهای دو موضوع اساسی هستند. یکی از رویکردها این است که همه مقادیر مورد علاقه را در یک مقدار (مثلاً سفید) و در شدت های دیگر (مثلاً سیاه) همه را نشان دهید. این دگرگونی، که در شکل ۳.۱۱ (a) نشان داده شده است، یک تصویر دوتایی ایجاد می کند. رویکرد دوم، بر اساس تغییر شکل ۳.۱۱ (ب)، دامنه شدت مورد نظر را روشن یا تیره می کند، اما تمام سطوح شدت دیگر را در تصویر بدون تغییر می گذارد.

مثال ۳.۳: برش در سطح شدت.

شکل ۳.۱۲ (الف) آنژیوگرافی آئورت نزدیک ناحیه کلیه است (برای توضیحات بیشتر در این تصویر به بخش ۱.۳ مراجعه کنید). هدف این مثال استفاده از برش در سطح شدید برای تقویت عروق خونی اصلی است که در نتیجه یک ماده حاجب تزریق شده، روشن تر از زمینه به نظر می رسند. شکل ۳.۱۲ (ب) نتیجه استفاده از تغییر شکل در شکل ۳.۱۱ (الف) را نشان می دهد. نوار انتخابی نزدیک به بالای مقیاس شدت بود زیرا محدوده مورد نظر از پس زمینه روشن تر است. نتیجه خالص این دگرگونی این است که رگ خونی و قسمت هایی از کلیه ها سفید

رنگ به نظر می رسند ، در حالی که سایر شدت ها سیاه هستند. این نوع تقویت یک تصویر دوتایی تولید می کند و برای مطالعه ویژگی های شکل جریان محیط کنتراست (برای تشخیص انسداد ، به عنوان مثال) مفید است. اگر علاقه در مقادیر شدت واقعی ناحیه مورد نظر است ، می توانیم از تغییر شکل نشان داده شده در شکل ۳.۱۱ (ب) استفاده کنیم. شکل ۳.۱۲ (ج) نتیجه استفاده از چنین دگرگونی را نشان می دهد که در آن یک باند شدت در ناحیه خاکستری میانی در اطراف شدت متوسط روی سیاه تنظیم شده است ، در حالی که سایر شدت ها بدون تغییر باقی مانده است. در اینجا ، می بینیم که میزان رنگ خاکستری عروق خونی اصلی و بخشی از ناحیه کلیه دست نخورده باقی مانده است. چنین نتیجه ای زمانی ممکن است مفید واقع شود که علاقه به اندازه گیری جریان واقعی ماده حاجب به عنوان تابعی از زمان در دنباله ای از تصاویر باشد.



a b c

شکل ۳.۱۲ (الف) آنژیوگرافی آئورت. (ب) نتیجه استفاده از تبدیل برشی از نوع نشان داده شده در شکل ۳.۱۱ (a)، با محدوده شدت مورد علاقه در انتهای بالای مقیاس خاکستری. (ج) نتیجه استفاده از تبدیل در شکل ۳.۱۱ (ب) ، با محدوده انتخاب شده در نزدیکی رنگ سیاه ، به طوری که خاکستری ها در ناحیه عروق خونی و کلیه حفظ می شوند. (تصویر اصلی از دکتر توماس آر. گست ، دانشکده پزشکی دانشگاه میشیگان تهیه شده است.)

برش هواپیمای بیتی

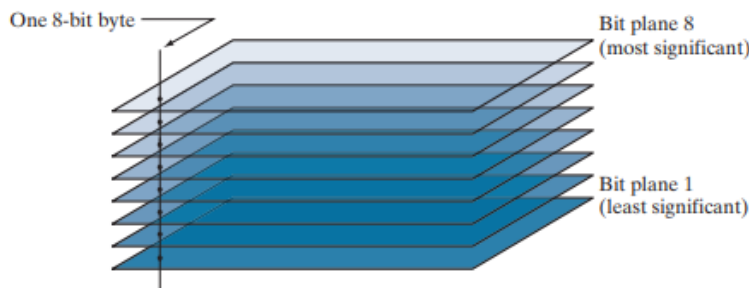
مقادیر پیکسل اعداد صحیح متشکل از بیت هستند. به عنوان مثال ، مقادیر در یک تصویر مقیاس خاکستری در سطح ۲۵۶ از ۸ بیت (یک بایت) تشکیل شده است. به جای برجسته کردن محدوده های سطح شدت ، به عنوان ۳.۳ ، می توانیم سهم ایجاد شده توسط کل بیت را در ظاهر کلی تصویر برجسته کنیم. همانطور که در شکل ۳.۱۳ نشان داده شده است ، یک تصویر ۸ بیتی ممکن است شامل هشت صفحه یک بیتی باشد که صفحه ۱ حاوی کمترین مرتبه بیت از تمام پیکسل های تصویر و صفحه ۸ همه بالاترین مرتبه بیت ها است.

شکل ۳.۱۴ (a) یک تصویر مقیاس خاکستری ۸ بیتی و شکلها را نشان می دهد. ۳.۱۴ (b) تا (i) هشت صفحه یک بیتی آن هستند ، شکل ۳.۱۴ (b) مربوط به بالاترین مرتبه بیت است. توجه داشته باشید که چهار صفحه بیت مرتبه بالاتر ، به ویژه دو مورد اول ، دارای مقدار قابل توجهی از داده های دارای اهمیت بصری هستند. صفحات

درجه پایین به جزئیات شدت ظریف تری در تصویر کمک می کنند. تصویر اصلی دارای مرز خاکستری است که شدت آن ۱۹۴ است. توجه داشته باشید که حاشیه های مربوط به برخی از صفحات بیت سیاه (۰) و برخی دیگر سفید (۱) هستند. برای پی بردن به علت ، یک پیکسل را مثلاً در وسط مرز پایین شکل ۳.۱۴ (a) در نظر بگیرید. پیکسل های مربوطه در صفحات بیتی ، با بالاترین مرتبه شروع می شوند ، دارای مقادیر ۱۱۰۰۰۰۰۰ هستند ، که نمایش دوتایی اعشار ۱۹۴ است. مقدار هر پیکسل در تصویر اصلی را می توان به طور مشابه از پیکسل های دوتایی مربوط به آن در صفحات بیت با تبدیل یک دنباله باینری ۸ بیتی به اعشاری. تصویر دودویی برای صفحه ۸ بیتی یک تصویر ۸ بیتی را می توان با تثبیت تصویر ورودی با یک تابع تبدیل که به ۰ مقدار شدت بین ۰ تا ۱۲۷ و ۱ را بین ۱۲۸ تا ۲۵۵ نشان می دهد ، بدست آورد. تصویر باینری در شکل ۳.۱۴ (b) به این روش بدست آمده است. برای دستیابی به توابع تبدیل برای تولید صفحات بیت دیگر ، به عنوان یک تمرین (به مسئله ۳.۳ مراجعه کنید) باقی می ماند.

تجزیه تصویر در سطوح بیتی آن برای تجزیه و تحلیل اهمیت نسبی هر بیت در تصویر مفید است ، فرایندی که به تعیین کفایت تعداد بیت های مورد استفاده برای کمی سازی تصویر کمک می کند. همچنین ، این نوع تجزیه برای فشرده سازی تصویر مفید است (مبحث فصل ۸) ، که در آن کمتر از همه سطوح در بازسازی تصویر استفاده می شود. به عنوان مثال ، شکل ۳.۱۵ (الف) تصویری را نشان می دهد که با استفاده از صفحات بیت ۸ و ۷ تجزیه قبلی بازسازی شده است. بازسازی با ضرب پیکسل های سطح n در ثابت 2^{12-n} انجام می شود. با این کار نهم بیت دودویی معنی دار به اعشار تبدیل می شود. هر صفحه بیت در ثابت مربوطه ضرب می شود و همه صفحات حاصله برای بدست آوردن تصویر مقیاس خاکستری اضافه می شوند.

بنابراین ، برای به دست آوردن شکل ۳.۱۵ (a) ، صفحه بیت ۸ را در ۱۲۸ ، صفحه بیت ۷ را در ۶۴ ضرب کرده و دو صفحه را اضافه می کنیم. اگرچه ویژگی های اصلی تصویر اصلی بازیابی شد ، اما تصویر بازسازی شده به ویژه در پس زمینه ظاهر می شود. این تعجب آور نیست ، زیرا دو هواپیما می توانند تنها چهار سطح شدت متمایز تولید کنند. افزودن صفحه ۶ به بازسازی به وضعیت کمک کرد ، همانطور که در شکل ۳.۱۵ (ب) نشان داده شده است. توجه داشته باشید که پس زمینه این تصویر دارای کانتورهای کاذب محسوس است. این اثر با افزودن صفحه پنجم به بازسازی ، به طور قابل توجهی کاهش می یابد ، همانطور که در شکل ۳.۱۵ (ج) نشان داده شده است. استفاده از هواپیماهای بیشتر در بازسازی به طور قابل توجهی به ظاهر این تصویر کمک نمی کند. بنابراین ، نتیجه می گیریم که در این مثال ، ذخیره چهار صفحه بیت مرتبه بالا به ما امکان می دهد تصویر اصلی را با جزئیات قابل قبول بازسازی کنیم. ذخیره این چهار صفحه به جای تصویر اصلی به ۵۰٪ فضای ذخیره سازی کمتر نیاز دارد.



شکل ۳.۱۳ سطوح بیتی یک تصویر ۸ بیتی



a b c
d e f
g h i

شکل ۳.۱۴ (الف) تصویر ۸ بیتی در مقیاس خاکستری با اندازه 550×1192 پیکسل. (ب) از طریق (من) صفحات بیت ۸ تا ۱، با صفحه بیت ۱ مربوط به کمترین بیت قابل توجه. هر صفحه بیت یک تصویر دوتایی است.



a b c

شکل ۳.۱۵ تصویر بازسازی شده از صفحات بیت: (الف) ۸ و ۷؛ (ب) ۸، ۷، ۶ و ۵؛ (ج) ۸، ۷، ۶ و ۵.

۳.۳ پردازش هیستوگرام

اجازه دهید r_k ، $k = 0, 1, 2, \dots, L-1$ ، نشان دهنده شدت یک تصویر دیجیتالی در سطح L باشد $f(x, y)$ هیستوگرام غیر عادی f به صورت زیر تعریف شده است

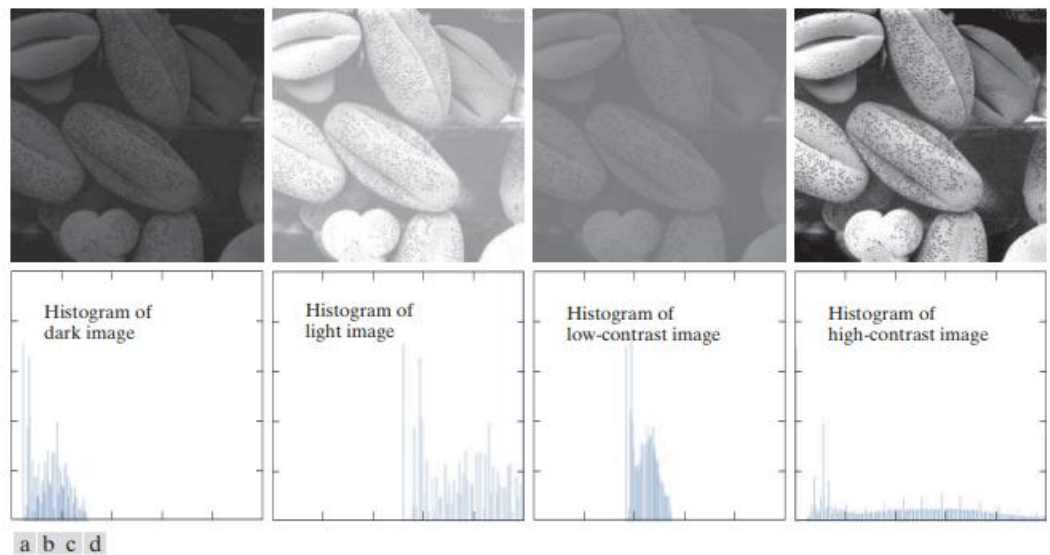
$$h(r_k) = n_k \quad \text{for } k = 0, 1, 2, \dots, L-1 \quad (3-6)$$

جایی که n_k تعداد پیکسل های f با شدت r_k است و زیرمجموعه های مقیاس شدت را سطوح هیستوگرام می نامند. به طور مشابه، هیستوگرام نرمال شده f به صورت زیر تعریف شده است

$$p(r_k) = \frac{h(r_k)}{MN} = \frac{n_k}{MN} \quad (3-7)$$

جایی که طبق معمول M و N به ترتیب تعداد سطرها و ستون های تصویر هستند. عمدتاً، ما با هیستوگرام های نرمال کار می کنیم، که از آنها به عنوان هیستوگرام یا هیستوگرام تصویر یاد می کنیم. مجموع $p(r_k)$ برای همه

مقادیر k همیشه ۱ است. اجزای $p(rk)$ برآورد احتمالات سطوح شدت در یک تصویر هستند. همانطور که در این بخش خواهید آموخت، دستکاری هیستوگرام یک ابزار اساسی در پردازش تصویر است. محاسبه هیستوگرام ساده است و همچنین برای پیاده سازی سریع سخت افزار مناسب است، بنابراین تکنیک های مبتنی بر هیستوگرام را به یک ابزار محبوب برای پردازش تصویر در زمان واقعی تبدیل می کند. شکل هیستوگرام به ظاهر تصویر مربوط می شود. به عنوان مثال، شکل ۳.۱۶ تصاویری را با چهار ویژگی شدت اصلی نشان می دهد: تاریکی، روشنایی، کنتراست کم و کنتراست بالا. هیستوگرام های تصویر نیز نشان داده می شود. ما در تصویر تاریک توجه داریم که پرتین سطل های هیستوگرام در انتهای پایین (تاریک) مقیاس شدت متمرکز شده اند. به طور مشابه، پرجمعیت ترین سطل های تصویر نور به سمت انتهای بالاتر مقیاس تعصب دارند. همانطور که شکل ۳.۱۶ (C) نشان می دهد، یک تصویر با کنتراست کم دارای یک هیستوگرام باریک است که معمولاً در وسط مقیاس شدت قرار دارد. برای یک تصویر تک رنگ، این نشان دهنده یک ظاهر خاکستری کسل کننده و شسته شده است. در نهایت، ما می بینیم که اجزای هیستوگرام تصویر با کنتراست بالا طیف وسیعی از مقیاس شدت را پوشش می دهند و توزیع پیکسل ها از یکنواختی چندان دور نیست، زیرا سطل های زنجیره ای کمی بسیار بیشتر از بقیه است. از نظر بصری، منطقی است که به این نتیجه برسیم که تصویری که پیکسل های آن تمایل دارد تمام طیف وسیعی از سطوح شدت احتمالی را اشغال کند و علاوه بر این، به طور یکنواخت توزیع می شود، ظاهری با کنتراست بالا دارد و تنوع زیادی از خاکستری را نشان می دهد. تن جلوه خالص تصویری خواهد بود که مقدار زیادی از جزئیات سطح خاکستری را نشان می دهد و دامنه دینامیکی بالایی دارد. همانطور که به زودی خواهید دید، ممکن است یک تابع تبدیل ایجاد شود که بتواند به طور خودکار با استفاده از هیستوگرام یک تصویر ورودی، به این اثر برسد.



شکل ۳.۱۶ چهار نوع تصویر و هیستوگرام مربوط به آنها. (تاریک؛ (ب) نور؛ (ج) کنتراست کم؛ (د) رقابت بالا. محور افقی هیستوگرامها مقادیر rk و محور عمودی مقادیر $p(rk)$ است.

برابری هیستوگرام

با فرض مقادیر شدت پیوسته در ابتدا، اجازه دهید متغیر r نشان دهنده شدت یک تصویر برای پردازش باشد. طبق معمول، فرض می‌کنیم که r در محدوده $[0, L-1]$ است، با $r=0$ نمایانگر رنگ سیاه و $r=L-1$ نشان دهنده سفید. برای برآوردن این شرایط، ما توجه خود را بر تغییرات (نگاشت شدت) فرم متمرکز می‌کنیم

$$s = T(r) \quad 0 \leq r \leq L-1 \quad (3-8)$$

که مقدار شدت خروجی، s را برای مقدار شدت داده شده r در تصویر ورودی تولید می‌کند. ما فرض می‌کنیم که $T(r)$ (a) یک تابع افزایش یکنواخت^۶ در فاصله $0 \leq r \leq L-1$ است. و (ب) $0 \leq T(r) \leq L-1$ for $0 \leq r \leq L-1$. در برخی از فرمول‌ها که به زودی مورد بحث قرار می‌گیرد، از تبدیل معکوس استفاده می‌کنیم

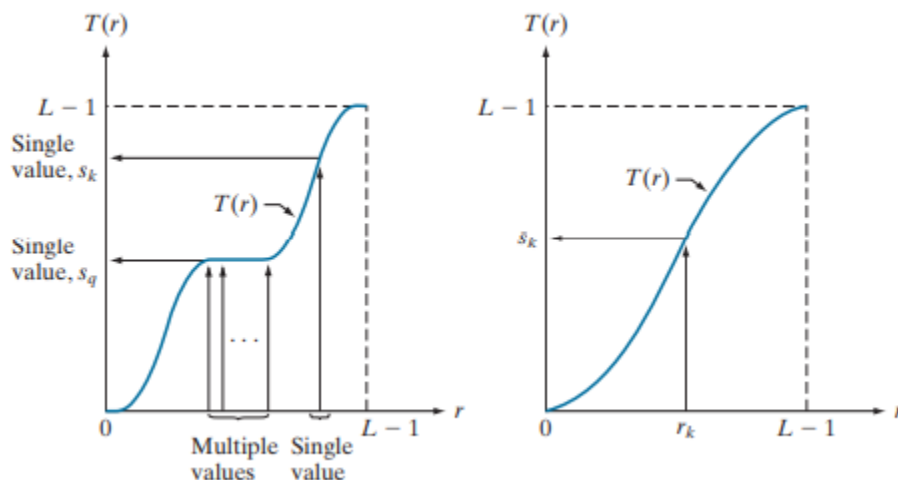
$$r = T^{-1}(s) \quad 0 \leq s \leq L-1 \quad (3-9)$$

در این صورت ما شرایط (a) را به: $T^{-1}(a)$ یک تابع افزایش یکنواخت در فاصله $0 \leq r \leq L-1$ است. شرط (الف) که $T(r)$ یکنواخت در حال افزایش است تضمین می‌کند که مقادیر شدت خروجی هرگز کمتر از مقادیر ورودی مربوطه نخواهد بود، بنابراین از مصنوعات ایجاد شده توسط معکوس شدن شدت جلوگیری می‌کند. شرط (ب) تضمین می‌کند که دامنه شدت خروجی با ورودی یکسان باشد. در نهایت، شرط a' تضمین می‌کند که نگاشت‌ها از s به عقب به r یک به یک باشد، بنابراین از ابهامات جلوگیری می‌کند. شکل ۳.۱۷ (الف) تابعی را نشان می‌دهد که شرایط (الف) و (ب) را برآورده می‌کند. در اینجا، می‌بینیم که ممکن است چندین مقدار ورودی به یک مقدار خروجی واحد ترسیم شده و همچنان این دو شرط را برآورده کنند. یعنی یک تابع تبدیل یکنواخت، نگاشت یک به یک یا چند به یک را انجام می‌دهد. این هنگام نگاشت از r به s کاملاً مشخص است.

با این حال، اگر بخواهیم مقادیر r را به طور منحصر به فرد از مقادیر نگاشت شده بازیابی کنیم، شکل ۳.۱۷ (a) مشکلی را نشان می‌دهد (نقشه معکوس را می‌توان با معکوس جهت فلش‌ها تجسم کرد). این امر برای نگاشت معکوس s_k در شکل ۳.۱۷ (a) امکان‌پذیر است، اما نگاشت معکوس s_q محدوده‌ای از مقادیر است که البته به طور کلی ما را از بازیابی مقدار اولیه r که منجر به s_q می‌شود، باز می‌دارد. به همانطور که در شکل ۳.۱۷ (ب) نشان داده می‌شود، نیاز به این که $T(r)$ کاملاً یکنواخت باشد، تضمین می‌کند که نگاشت‌های معکوس تک ارزش داشته باشند (یعنی نقشه برداری در هر دو جهت یک به یک باشد). این یک الزام نظری است که به ما این امکان را می‌دهد که بعداً در این فصل برخی از تکنیک‌های مهم پردازش هیستوگرام را بدست آوریم. از آنجا که

^۶ function یک تابع $T(r)$ یک تابع افزایش یکنواخت است اگر $T(r_2) > T(r_1)$ برای $r_2 > r_1$. $T(r)$ یک تابع افزایش یکنواخت است اگر $T(r_2) > T(r_1)$ برای $r_2 > r_1$. تعاریف مشابهی در مورد عملکرد کاهش یکنواخت اعمال می‌شود.

تصاویر با استفاده از مقادیر شدت صحیح ذخیره می شوند ، ما مجبور می شویم همه نتایج را به نزدیکترین مقادیر صحیح آنها گرد کنیم. این اغلب منجر به عدم یکنواختی شدید می شود ، که مستلزم تغییرات معکوس است که ممکن است منحصر به فرد نباشد. خوشبختانه رسیدگی به این مشکل در مورد جداگانه دشوار نیست ، همانطور که مثال ۳.۷ در این بخش نشان می دهد.



a b

شکل ۳.۱۷ (الف) تابع افزایش یکنواخت ، نشان می دهد که چگونه مقادیر متعدد می توانند به یک مقدار واحد ترسیم شوند. (ب) عملکرد افزایش یکنواخت.

این نقشه یک به یک است ، از هر دو جهت شدت یک تصویر ممکن است به عنوان یک متغیر تصادفی در بازه $[0, L-1]$ در نظر گرفته شود. اجازه دهید $p_r(r)$ و PDF $p_s(s)$ های مقادیر شدت r و s را در دو تصویر متفاوت نشان دهند. زیرنویسهای p نشان می دهد که p_r و p_s توابع متفاوتی هستند. یک نتیجه اساسی از نظریه احتمال این است که اگر $p_r(r)$ و $T(r)$ شناخته شده باشند ، و $T(r)$ در محدوده مقادیر مورد علاقه پیوسته و متغیر باشد ، سپس PDF متغیر تغییر یافته (نقشه برداری) می تواند به عنوان به دست آید

$$p_s(s) = p_r(r) \left| \frac{dr}{ds} \right| \quad (3-10)$$

بنابراین ، ما می بینیم که PDF متغیر شدت خروجی s ، توسط PDF شدت ورودی و تابع تبدیل استفاده می شود [به یاد بیاورید که r و s با $T(r)$ مرتبط هستند]. تابع تحول از اهمیت ویژه ای در پردازش تصویر برخوردار است

$$s = T(r) = (L-1) \int_0^r p_r(w) dw \quad (3-11)$$

جایی که w یک متغیر ساختگی یکپارچه سازی است. انتگرال در سمت راست تابع توزیع تجمعی (CDF متغیر تصادفی r است. از آنجا که PDF ها همیشه مثبت هستند ، و انتگرال یک تابع ناحیه زیر تابع است ، نتیجه می شود که تابع تبدیل معادله (۳-۱۱) شرط (الف) را برآورده می کند. این به این دلیل است که سطح زیر تابع نمی

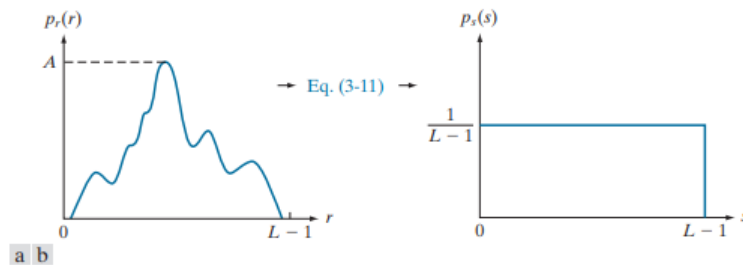
تواند با افزایش r کاهش یابد. هنگامی که حد بالایی در این معادله $r = (L - 1)$ است ، انتگرال به عنوان ۱ برای PDF ارزیابی می شود. بنابراین ، حداکثر مقدار $L - 1$ است و شرط (b) نیز برآورده می شود. ما از معادله استفاده می کنیم (۳-۱۰) برای یافتن $Ps(S)$ مربوط به تغییراتی که تازه بحث شده است. ما از قاعده لایب نیتس در محاسبه می دانیم که مشتق یک انتگرال معین با توجه به حد بالایی آن ، انتگرال ارزیابی شده در حد است. به این معنا که،

$$\begin{aligned} \frac{ds}{dr} &= \frac{dT(r)}{dr} \\ &= (L-1) \frac{d}{dr} \left[\int_0^r p_r(w) dw \right] \\ &= (L-1)p_r(r) \end{aligned} \quad (3-12)$$

جایگزینی این نتیجه برای دکتر ds در معادله (۳-۱۰) ، و توجه به اینکه همه مقادیر احتمال مثبت هستند ، نتیجه را می دهد

$$\begin{aligned} p_s(s) &= p_r(r) \left| \frac{dr}{ds} \right| \\ &= p_r(r) \left| \frac{1}{(L-1)p_r(r)} \right| \\ &= \frac{1}{L-1} \quad 0 \leq s \leq L-1 \end{aligned} \quad (3-13)$$

ما شکل $ps(s)$ را در آخرین خط این معادله به عنوان یک تابع چگالی احتمال یکسان تشخیص می دهیم. بنابراین ، انجام تبدیل شدت در معادله (۳-۱۱) یک متغیر تصادفی ، s ، با PDF یکنواخت مشخص می شود. آنچه مهم است این است که $Ps(S)$ در معادله (۳-۱۳) همیشه مستقل از شکل $pr(r)$ یکنواخت خواهد بود. شکل ۳.۱۸ و مثال زیر این مفاهیم را نشان می دهد.



شکل ۳.۱۸ (الف) PDF دلخواه. (ب) نتیجه استفاده از معادله (۳-۱۱) به PDF ورودی. PDF حاصل همیشه مستقل از شکل ورودی یکنواخت است.

مثال ۳.۴: تصویر معادلات (۳-۱۱) و (۳-۱۳). فرض کنید مقادیر شدت (پیوسته) در یک تصویر دارای PDF باشد

$$p_r(r) = \begin{cases} \frac{2r}{(L-1)^2} & \text{for } 0 \leq r \leq L-1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

از معادله (۱۱-۳)

$$s = T(r) = (L-1) \int_0^r p_r(w) dw = \frac{2}{L-1} \int_0^r w dw = \frac{r^2}{L-1}$$

فرض کنید که ما تصویری جدید با شدتهای S ایجاد می کنیم که با استفاده از این تبدیل بدست آمده است. یعنی مقادیر S با مربع قرار دادن مقادیر شدت مربوط به تصویر ورودی و سپس تقسیم آنها بر $L-1$ شکل می گیرد. ما می توانیم با جایگزینی پی دی اف شدت های تصویر جدید، $P_s(S)$ ، یکنواخت باشیم. $p_r(r)$ به معادله (۱۳-۳) ، و با استفاده از این واقعیت که $s = r^2 (L-1)$ ؛ به این معنا که،

$$\begin{aligned} p_s(s) &= p_r(r) \left| \frac{dr}{ds} \right| = \frac{2r}{(L-1)^2} \left| \left[\frac{ds}{dr} \right]^{-1} \right| \\ &= \frac{2r}{(L-1)^2} \left| \left[\frac{d}{dr} \frac{r^2}{L-1} \right]^{-1} \right| = \frac{2r}{(L-1)^2} \left| \frac{(L-1)}{2r} \right| = \frac{1}{L-1} \end{aligned}$$

آخرین مرحله به این دلیل دنبال می شود که r غیر منفی و $L-1$ است. همانطور که انتظار می رفت ، نتیجه یک PDF یکنواخت است. برای مقادیر گسسته ، ما با احتمالات و جمع ها به جای توابع چگالی احتمال و انتگرال کار می کنیم (اما الزام یکنواختی که قبلاً بیان شد هنوز هم صدق می کند). به یاد بیاورید که احتمال وقوع سطح شدت r_k در یک تصویر دیجیتالی به صورت تقریبی تخمین زده می شود

$$p_r(r_k) = \frac{n_k}{MN} \quad (3-14)$$

جایی که MN تعداد کل پیکسل های تصویر است و n_k تعداد پیکسل هایی را نشان می دهد که دارای شدت r_k هستند. همانطور که در ابتدای این بخش ذکر شد ، $p_r(r_k)$ ، با $r_k \in [0, L-1]$ ، معمولاً به عنوان هیستوگرام تصویر نرمال شناخته می شود. شکل گسسته تحول در معادله (۱۱-۳) است

$$s_k = T(r_k) = (L-1) \sum_{j=0}^k p_r(r_j) \quad k = 0, 1, 2, \dots, L-1 \quad (3-15)$$

جایی که مانند قبل ، L تعداد سطوح شدت احتمالی در تصویر است (به عنوان مثال ، ۲۵۶ برای یک تصویر ۸ بیتی). بنابراین ، یک تصویر پردازش شده (خروجی) با استفاده از معادله به دست می آید. (۱۵-۳) برای نگاشتن هر پیکسل در تصویر ورودی با شدت r_k به پیکسل متناظر با سطح s_k در تصویر خروجی ، این را یکسان سازی هیستوگرام یا تبدیل خطی سازی هیستوگرام می نامند. دشوار نیست نشان دهید (به مسئله ۳.۹ مراجعه کنید) که این تغییر شرایط (الف) و (ب) قبلاً در این بخش را برآورده می کند.

مثال ۳.۵: تصویر مکانیک های یکسان سازی هیستوگرام.

کار با یک مثال ساده مفید خواهد بود. فرض کنید یک تصویر ۳ بیتی ($L = 8$ با اندازه $64 * 64$ پیکسل (MN $64 * 64$ پیکسل) 4096 * دارای توزیع شدت در جدول ۳.۱ است ، جایی که سطوح شدت در محدوده $[0, \dots, L - 1]$ = $[0, \dots, 7]$. هیستوگرام این تصویر در شکل ۳.۱۹ (a) ترسیم شده است. مقادیر تابع تبدیل برابر سازی هیستوگرام با استفاده از معادله به دست می آید. (۳-۱۵). برای مثال ،

$$s_0 = T(r_0) = 7 \sum_{j=0}^0 p_r(r_j) = 7 p_r(r_0) = 1.33$$

به طور مشابه $s_1 = T(r_1) = 3.08, s_2 = 4.55, s_3 = 5.67, s_4 = 6.23, s_5 = 6.65, s_6 = 6.86, \text{ and } s_7 = 7.00$. این عملکرد تبدیل شکل پلکانی است که در شکل ۳.۱۹ (ب) نشان داده شده است.

در این مرحله ، مقادیر s کسری هستند زیرا با جمع بندی مقادیر احتمال ایجاد شده اند ، بنابراین آنها را به نزدیکترین مقادیر صحیح آنها در محدوده $[0, \dots, 7]$ گرد می کنیم:

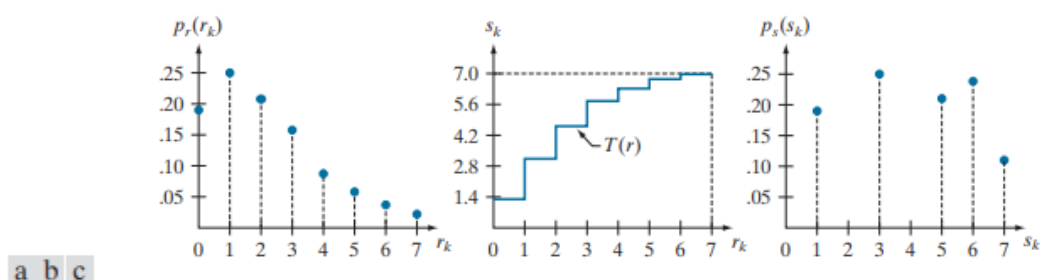
$$\begin{array}{cccc} s_0 = 1.33 \rightarrow 1 & s_2 = 4.55 \rightarrow 5 & s_4 = 6.23 \rightarrow 6 & s_6 = 6.86 \rightarrow 7 \\ s_1 = 3.08 \rightarrow 3 & s_3 = 5.67 \rightarrow 6 & s_5 = 6.65 \rightarrow 7 & s_7 = 7.00 \rightarrow 7 \end{array}$$

اینها مقادیر هیستوگرام برابر شده هستند. توجه داشته باشید که این تغییر تنها پنج سطح شدت متمایز را به همراه داشته است. از آنجا که $20 = 0$ به $50 = 1$ نگاشت شده است ، 790 پیکسل در تصویر با این مقدار با هیستوگرام برابر شده است (جدول ۳.۱ را ببینید). همچنین ، 1023 پیکسل با مقدار $3 + 51$ و 850 پیکسل با مقدار $5 = 52$ وجود دارد. با این حال ، هر دو 23 و 24 به یک مقدار ، 6 ، نگاشت شده اند ، بنابراین $656 + 985 = 329$ پیکسل وجود دارد. در تصویر برابر با این مقدار به طور مشابه ، $248 + 448 + 122 + 81$ + پیکسل با مقدار 7 در تصویر مساوی شده با هیستوگرام وجود دارد. تقسیم این اعداد بر $4096 - MN$ باعث ایجاد هیستوگرام برابر در شکل ۳.۱۹ (ج) شد.

از آنجا که هیستوگرام تقریبی به یک PDF است و هیچ سطح مجاز جدیدی در این فرآیند ایجاد نمی شود ، کاملاً در هیستوگرام ها در کاربردهای عملی یکسان سازی هیستوگرام با استفاده از روشی که اخیراً مورد بحث قرار گرفته است ، بسیار نادر است. بنابراین ، بر خلاف همتای پیوسته آن ، نمی توان به طور کلی ثابت کرد که یکسان سازی هیستوگرام گسسته با استفاده از معادله. (۳-۱۵) منجر به هیستوگرام یکنواخت می شود (بعدها در این بخش روشی را برای رفع این محدودیت معرفی خواهیم کرد). با این حال ، همانطور که به زودی خواهید دید ، با استفاده از معادله. (۳-۱۵) تمایل کلی برای پخش هیستوگرام تصویر ورودی دارد به طوری که سطوح شدت تصویر برابر شده طیف وسیع تری از مقیاس شدت را در بر می گیرد. نتیجه خالص افزایش کنتراست است.

جدول ۳.۱ توزیع شدت و مقادیر هیستوگرام برای یک تصویر دیجیتالی ۳ بیتی ، $64 * 64 * 64$

r_k	n_k	$p_r(r_k) = n_k / MN$
$r_0 = 0$	790	0.19
$r_1 = 1$	1023	0.25
$r_2 = 2$	850	0.21
$r_3 = 3$	656	0.16
$r_4 = 4$	329	0.08
$r_5 = 5$	245	0.06
$r_6 = 6$	122	0.03
$r_7 = 7$	81	0.02



شکل ۳.۱۹ برابری هیستوگرام الف) هیستوگرام اصلی (ب) تابع تبدیل. (ج) هیستوگرام مساوی

ما قبلاً مزایای داشتن مقادیر شدت را که در کل مقیاس خاکستری قرار دارد، مورد بحث قرار دادیم. روشی که تازه به دست آمده است شدتهایی را ایجاد می کند که این گرایش را دارند و همچنین دارای مزیتی است که کاملاً خودکار است. به عبارت دیگر، فرایند همسان سازی برنامه کلی کاملاً شامل اجرای معادله است. (۳-۱۵)، که بر اساس اطلاعاتی است که می توان مستقیماً از یک تصویر معین، بدون نیاز به مشخصات پارامتر، استخراج کرد. این ویژگی "خاموش" خودکار مهم است.

تبدیل معکوس از S پشت به r با علامت مشخص می شود

$$r_k = T^{-1}(s_k) \quad (3-16)$$

می توان نشان داد (مسئله ۳.۹ را ببینید) که این تبدیل معکوس شرایط (a) و (b) را که قبلاً تعریف شده اند تنها در صورتی که تمام سطوح شدت در تصویر ورودی وجود داشته باشد، برآورده می کند. این بدان معناست که هیچ یک از سطوح های هیستوگرام تصویر خالی نیستند. اگرچه تبدیل معکوس در یکسان سازی هیستوگرام استفاده نمی شود، اما نقش اصلی را در طرح تطبیق هیستوگرام ایجاد می کند که پس از مثال زیر ایجاد شده است.

مثال ۳.۶: یکسان سازی هیستوگرام.

ستون سمت چپ در شکل ۳.۲۰ چهار تصویر از شکل ۳.۱۶ را نشان می دهد و ستون مرکزی نتیجه انجام یکسان سازی هیستوگرام بر روی هر یک از این تصاویر را نشان می دهد. سه نتیجه اول از بالا به پایین بهبود چشمگیری را نشان می دهد. همانطور که انتظار می رفت ، برابری هیستوگرام تأثیر چندانی بر تصویر چهارم نداشت زیرا شدت آن تقریباً در مقیاس کامل در حال حاضر است. شکل ۳.۲۱ عملکردهای تبدیل مورد استفاده برای ایجاد تصاویر برابر را در شکل ۳.۲۰ نشان می دهد. این توابع با استفاده از معادله تولید می شوند. (۳-۱۵). مشاهده کنید که تغییر شکل (۴) تقریباً خطی است ، نشان می دهد که ورودی ها تقریباً با خروجی های یکسان ترسیم شده اند. نمایش نگاشت مقدار ورودی r_k به مقدار خروجی مربوطه s_k است. در این مورد ، نگاشت برای تصویر ۱ (در بالا سمت چپ شکل ۳.۲۱) بود ، و نشان می دهد که یک مقدار تاریک به یک مقدار بسیار روشن تر نگاشت شده است ، بنابراین به روشنایی تصویر خروجی کمک می کند.

ستون سوم در شکل ۳.۲۰ هیستوگرام تصاویر برابر شده را نشان می دهد. در حالی که همه هیستوگرام ها متفاوت هستند ، تصاویر برابر با هیستوگرام خود از نظر بصری بسیار شبیه هستند. این کاملاً غیر منتظره نیست زیرا تفاوت اساسی بین تصاویر موجود در ستون سمت چپ تفاوت است ، نه محتوا. از آنجا که تصاویر دارای محتوای یکسانی هستند ، افزایش کنتراست ناشی از یکسان سازی هیستوگرام به اندازه ای بود که تفاوت شدید بین تصاویر برابر را از نظر بصری غیرقابل تشخیص می کرد. با توجه به دامنه قابل توجهی از تفاوت های کنتراست در تصاویر اصلی ، این مثال قدرت یکسان سازی هیستوگرام را به عنوان یک ابزار تطبیقی و افزایش کنتراست نشان می دهد.

تطابق هیستوگرام (مشخصات)

همانطور که در قسمت گذشته توضیح داده شد ، یکسان سازی هیستوگرام یک تابع تبدیل ایجاد می کند که به دنبال ایجاد یک تصویر خروجی با یک هیستوگرام یکنواخت است. وقتی افزایش اتوماتیک مورد نظر است ، این رویکرد خوبی است که باید در نظر گرفته شود زیرا نتایج حاصل از این تکنیک قابل پیش بینی است و روش اجرای آن ساده است. با این حال ، برنامه هایی وجود دارد که در آنها یکسان سازی هیستوگرام مناسب نیست. به طور خاص ، گاهی اوقات مفید است که بتوانیم شکل هیستوگرام را که می خواهیم تصویر پردازش شده داشته باشد ، مشخص کنیم. روشی که برای تولید تصاویر دارای هیستوگرام مشخص استفاده می شود ، تطبیق هیستوگرام یا مشخصات هیستوگرام نامیده می شود.

برای یک لحظه شدتهای پیوسته r و Z را در نظر بگیرید که مانند قبل ، ما به ترتیب با PDF های $pr(r)$ و $p_z(z)$ (به عنوان متغیرهای تصادفی رفتار می کنیم. در اینجا ، r و Z به ترتیب سطوح شدت تصاویر ورودی و خروجی پردازش شده) را نشان می دهند. ما می توانیم $pr(r)$ را از تصویر ورودی داده شده تخمین بزنیم و $p_z(z)$ مشخص شده ای است که می خواهیم تصویر خروجی داشته باشد.

اجازه دهید یک متغیر تصادفی با ویژگی باشد

$$s = T(r) = (L-1) \int_0^r p_r(w) dw \quad (3-17)$$

جایی که w متغیر ساختگی ادغام است. این همان معادله (۳-۱۱) ، است. که برای راحتی در اینجا تکرار می کنیم.

یک تابع G را روی متغیر Z با ویژگی تعریف کنید

$$G(z) = (L-1) \int_0^z p_z(v) dv = s \quad (3-18)$$

جایی که v یک متغیر ساختگی یکپارچه سازی است. از دو معادله قبلی نتیجه می شود که $s = T(r) - G(z)$ و بنابراین ، Z باید شرایط را برآورده کند

$$z = G^{-1}(s) = G^{-1}[T(r)] \quad (3-19)$$

تابع تبدیل $T(r)$ را می توان با استفاده از معادله (۳-۱۷) بدست آورد. پس از تخمین $pr(r)$ با استفاده از تصویر ورودی. به طور مشابه ، تابع $G(z)$ را می توان از معادله بدست آورد. (۳-۱۸) زیرا $pz(z)$ داده شده است. معادلات (۳-۱۷) تا (۳-۱۹) نشان می دهد که تصویری که سطوح شدت آن وجود دارد با استفاده از روش زیر می توانید PDF مشخص شده را تهیه کنید:

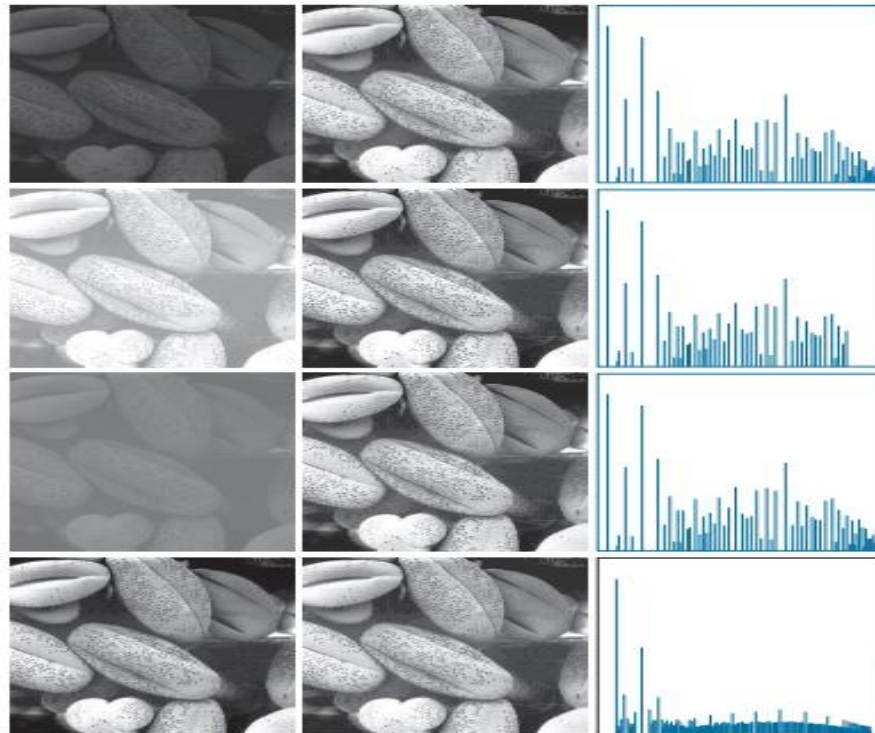
۱. از تصویر ورودی $pr(r)$ بدست آورید تا در معادله (۳-۱۷). استفاده شود.

۲. از PDF مشخص شده ، $pz(z)$ ، در معادله. (۳-۱۸) استفاده کنید برای بدست آوردن تابع $G(z)$.

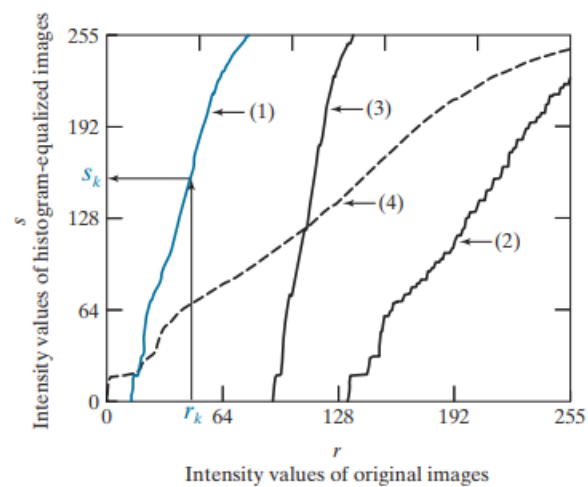
۳. محاسبه تبدیل معکوس $z = G^{-1}(s)$ ؛ این نگاشت از S به Z است ، دومی مقادیری است که دارای PDF مشخص شده است.

۴. با یکسان سازی تصویر ورودی با استفاده از معادله ، تصویر خروجی را بدست آورید. (۳-۱۷) ؛ مقادیر پیکسل در این تصویر مقادیر S هستند. برای هر پیکسل با مقدار S در تصویر برابر ، نگاشت معکوس $z = G^{-1}(s)$ را انجام دهید تا پیکسل مربوطه را در تصویر خروجی بدست آورید. وقتی همه پیکسل ها با این تبدیل پردازش شوند ، PDF تصویر خروجی ، $pz(z)$ ، برابر با PDF مشخص شده خواهد بود.

از آنجا که S با $r(T)$ مرتبط است ، ممکن است نگاشتی که Z را از S به دست می آورد مستقیماً بر حسب r بیان شود. با این حال ، به طور کلی ، یافتن بیانات تحلیلی برای G^{-1} کار ساده ای نیست. خوشبختانه این کار هنگام کار با مقادیر گسسته مشکلی ایجاد نمی کند ، همانطور که به زودی خواهید دید.



تصویر ۳.۲۰ ستون سمت چپ: تصاویر از شکل ۳.۱۶. ستون وسط: تصاویر مربوط به مساوی با هیستوگرام. ستون سمت راست: هیستوگرام تصاویر در ستون وسط (با هیستوگرامهای شکل ۳.۱۶ مقایسه کنید).



شکل ۳.۲۱ توابع تبدیل برای برابر سازی هیستوگرام. تحولات (۱) از طریق (۴) با استفاده از معادله به دست آمد. (۳-۱۵) و هیستوگرام تصاویر در سمت چپ ستون شکل ۳.۲۰. نگاشت یک مقدار شدت r_k در تصویر ۱ به مقدار آن مقدار پاسخ s_k نشان داده شده است.

مانند گذشته، ما باید نتیجه پیوسته ای را که به دست آمده است به یک شکل مجزا تبدیل کنیم. این بدان معناست که ما با هیستوگرام به جای PDF کار می کنیم. همانطور که در یکسان سازی هیستوگرام، ما در تبدیل

این توانایی را از دست می دهیم که بتوانیم نتیجه ای را که هیستوگرام مشخص شده را تضمین می کند ، تضمین کنیم. با وجود این ، برخی نتایج بسیار مفید را می توان حتی با تقریب به دست آورد. فرمول گسسته معادله (۳-۳) (۱۷) تغییر مساوی هیستوگرام در معادله (۳-۱۵) ، است. که برای راحتی در اینجا تکرار می کنیم:

$$s_k = T(r_k) = (L-1) \sum_{j=0}^k p_r(r_j) \quad k = 0, 1, 2, \dots, L-1 \quad (3-20)$$

جایی که اجزای این معادله مانند قبل هستند. به طور مشابه ، با توجه به مقدار خاصی از s_k ، فرمول گسسته معادله (۳-۱۸) شامل محاسبه تابع تبدیل است

$$G(z_q) = (L-1) \sum_{i=0}^q p_z(z_i) \quad (3-21)$$

برای مقدار q به طوری که

$$G(z_q) = s_k \quad (3-22)$$

جایی که $p_z(z_i)$ مقدار i th هیستوگرام مشخص است. در نهایت ، مقدار مطلوب z_q را از تبدیل معکوس بدست می آوریم:

$$z_q = G^{-1}(s_k) \quad (3-23)$$

هنگامی که روی تمام پیکسل ها انجام می شود ، این یک نگاهت از مقادیر s در تصویر برابر با هیستوگرام به مقادیر z مربوطه در تصویر خروجی است.

در عمل ، نیازی به محاسبه معکوس G نیست زیرا ما با سطوح شدت که صحیح هستند برخورد می کنیم ، محاسبه همه مقادیر احتمالی G با استفاده از معادله (۳-۲۱) ساده است. برای $q = 0, 1, 2, \dots, L-1$ این مقادیر به نزدیکترین مقادیر صحیح خود که محدوده $[0, L-1]$ را گرد می آورند گرد می شوند و در یک جدول جستجو ذخیره می شوند. سپس ، با توجه به مقدار خاصی از s_k ، ما به دنبال نزدیکترین مطابقت در جدول هستیم. برای به عنوان مثال ، اگر بیست و هفتمین ورودی در جدول نزدیکترین مقدار به s_k باشد ، سپس $q = ۲۶$ فراخوان که ما شروع به شمارش شدت ها در 0 می کنیم و $z_{۲۶}$ بهترین راه حل برای معادله (۳-۲۳) است. بنابراین ، مقدار داده شده s_k به $z_{۲۶}$ ترسیم می شود. از آنجا که z ها در محدوده $[0, L-1]$ اعداد صحیح هستند ، نتیجه می شود که $z_0 = 0$ ، $z_s = L-1$ و به طور کلی $z_q = q$ بنابراین ، $z_{۲۶}$ مقدار شدت برابر خواهد بود ۲۶ . ما این روش را برای پیدا کردن نقشه از آن تکرار می کنیم. هر مقدار s_k به مقدار z_q نزدیک ترین مطابقت در جدول است. این نگاهت ها راه حلی برای مشکل مشخصات هیستوگرام هستند.

با توجه به یک تصویر ورودی ، یک هیستوگرام مشخص شده ، $p_z(z_i)$ ، $i = 0, 1, 2, \dots, L-1$ و یادآوری این که s_k 's مقادیر حاصل از معادله (۳-۲۰) ، هستند. ما ممکن است روش مشخصات هیستوگرام گسسته را به شرح زیر خلاصه کنیم:

۱. هیستوگرام ، $pr(r)$ تصویر ورودی را محاسبه کرده و از آن در معادله (۳-۲۰) استفاده کنید. برای نشان دادن شدت در تصویر ورودی به شدت در تصویر برابر با هیستوگرام. مقادیر به دست آمده ، sk را در محدوده صحیح $[0, L-1]$ گرد کنید.

۲. همه مقادیر تابع $G(zq)$ را با استفاده از معادله (۳-۲۱) محاسبه کنید. برای $q = 0, 1, 2, \dots, L-1$ جایی که $pz(zi)$ مقادیر هیستوگرام مشخص است. مقادیر G را به اعداد صحیح در محدوده $[0, L-1]$ گرد کنید. مقادیر گرد G را در یک جدول جستجو ذخیره کنید.

۳. برای هر مقدار $sk, k = 0, 1, 2, \dots, L-1$ ، از مقادیر ذخیره شده G از مرحله ۲ استفاده کنید تا مقدار مربوط به zq را پیدا کنید تا $G(zq)$ نزدیک به sk باشد. این نگاشت ها را از s تا Z ذخیره کنید. هنگامی که بیش از یک مقدار zq تطابق یکسانی دارد (یعنی نقشه برداری منحصر به فرد نیست) ، کوچکترین مقدار را طبق قرارداد انتخاب کنید.

۴. با نگاشت هر پیکسل برابر با ارزش sk به پیکسل مربوطه با مقدار zq در تصویر مشخص شده از طریق هیستوگرام ، تصویر مشخص شده با هیستوگرام را با استفاده از نگاشتهای موجود در مرحله ۳ ایجاد کنید. همانطور که در حالت پیوسته ، مرحله میانی برابر سازی تصویر ورودی مفهومی است. همانطور که مثال ۳.۷ زیر نشان می دهد ، می توان با ترکیب دو تابع تبدیل ، T و G^{-1} ، آن را رد کرد.

ما در ابتدای بحث در مورد یکسان سازی هیستوگرام اشاره کردیم که علاوه بر شرط (b) ، توابع معکوس (G^{-1}) در بحث حاضر) باید کاملاً یکنواخت باشند تا شرایط (a') برآورده شود. از نظر معادله (۳-۲۱) ، این بدان معناست که هیچ یک از مقادیر $pz(zi)$ در هیستوگرام مشخص نمی تواند صفر باشد (به مسئله ۳.۹ مراجعه کنید). هنگامی که این شرط برآورده نمی شود ، ما از روش "work-around" در مرحله ۳ استفاده می کنیم. مثال زیر این را به صورت عددی نشان می دهد.

مثال ۳.۷: تصویر مکانیک مشخصات هیستوگرام.

تصویر فرضی $64 * 64$ را از مثال ۳.۵ در نظر بگیرید ، که هیستوگرام آن در شکل ۳.۲۲ (a) تکرار شده است. مطلوب است که این هیستوگرام تبدیل شود تا مقادیر مشخص شده در ستون دوم جدول ۳.۲ را داشته باشید. شکل ۳.۲۲ (ب) این هیستوگرام را نشان می دهد.

اولین قدم بدست آوردن مقادیر برابر با هیستوگرام است که در مثال ۳.۵ انجام دادیم:

$$s_0 = 1; s_1 = 3; s_2 = 5; s_3 = 6; s_4 = 6; s_5 = 7; s_6 = 7; s_7 = 7$$

در مرحله بعد ، مقادیر $G(zq)$ را با استفاده از مقادیر $pz(zq)$ از جدول ۳.۲ در معادله (۳-۲۱) محاسبه می کنیم:

$$G(z_0) = 0.00 \quad G(z_2) = 0.00 \quad G(z_4) = 2.45 \quad G(z_6) = 5.95$$

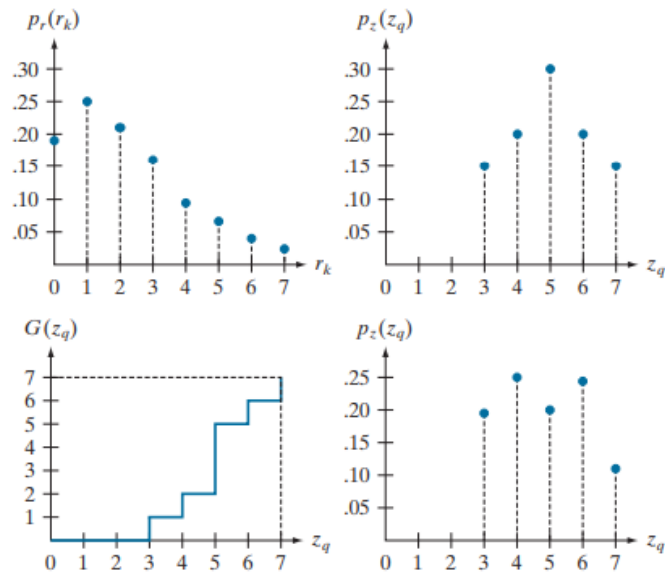
$$G(z_1) = 0.00 \quad G(z_3) = 1.05 \quad G(z_5) = 4.55 \quad G(z_7) = 7.00$$

مانند مثال ۳.۵، این مقادیر کسری به عدد صحیح در محدوده [۰، ۷] گرد می‌شوند:

این نتایج در جدول ۳.۳ خلاصه شده است. تابع تبدیل، $G(zq)$ ، در شکل ۳.۲۳ (c) ترسیم شده است. از آنجا که سه مقدار اول آن برابر است، G کاملاً یکنواخت نیست، بنابراین شرط (a') نقض می‌شود. بنابراین، ما از رویکردی که در مرحله ۳ الگوریتم بیان شده است برای رسیدگی به این وضعیت استفاده می‌کنیم. طبق این مرحله، ما کوچکترین مقدار zq را پیدا می‌کنیم به طوری که مقدار $G(zq)$ نزدیک‌ترین به sk است. ما این کار را برای هر مقدار از sk انجام می‌دهیم تا نقشه‌های مورد نیاز از s تا Z ایجاد شود. به عنوان مثال، $s_0 = 1$ ، و ما می‌بینیم که $G(z_3) = 1$ ، که در این مورد مطابقت کامل دارد، بنابراین ما مکاتبات $s_0 = z_3$ را داریم. هر پیکسلی که مقدار آن در تصویر برابر شده با هیستوگرام ۱ است، به پیکسلی به ارزش ۳ در تصویر مشخص شده از هیستوگرام تبدیل می‌شود. با ادامه این روش، به نگاشت‌های جدول ۳.۴ می‌رسیم.

در مرحله نهایی روش، ما از نگاشت‌های جدول ۳.۴ برای ترسیم هر پیکسل در تصویر مساوی شده در برنامه به پیکسل مربوطه در تصویر تازه ایجاد شده با مشخصات هیستوگرام استفاده می‌کنیم. مقادیر هیستوگرام به دست آمده در ستون سوم جدول ۳.۲ و هیستوگرام در شکل ۳.۲۲ (d) نشان داده شده است. مقادیر $p_z(zq)$ با استفاده از روش مشابهی در مثال ۳.۵ به دست آمد. به عنوان مثال، ما در جدول ۳.۴ می‌بینیم که sk به $zq-3$ نقشه می‌دهد و ۷۹۰ پیکسل در تصویر مساوی با هیستوگرام با مقدار ۱ وجود دارد.

$$p_z(z_3) = 790/4096 = 0.19. \quad \text{بنابراین،}$$



a b
c d

شکل ۳.۲۲ الف) هیستوگرام یک تصویر ۳ بیتی. (ب) هیستوگرام اختصاصی (ج) تابع تبدیل به دست آمده از هیستوگرام مشخص شده. (د) نتیجه مشخصات هیستوگرام. هیستوگرام های (b) و (d) را مقایسه کنید. جدول ۳.۲ هیستوگرامهای مشخص و واقعی (مقادیر موجود در ستون سوم در مثال ۳.۷ محاسبه شده است).

z_q	Specified $p_z(z_q)$	Actual $p_z(z_q)$
$z_0 = 0$	0.00	0.00
$z_1 = 1$	0.00	0.00
$z_2 = 2$	0.00	0.00
$z_3 = 3$	0.15	0.19
$z_4 = 4$	0.20	0.25
$z_5 = 5$	0.30	0.21
$z_6 = 6$	0.20	0.24
$z_7 = 7$	0.15	0.11

جدول ۳.۳ مقادیر گرد شده عملکرد $G(z_q)$.

z_q	$G(z_q)$
$z_0 = 0$	0
$z_1 = 1$	0
$z_2 = 2$	0
$z_3 = 3$	1
$z_4 = 4$	2
$z_5 = 5$	5
$z_6 = 6$	6
$z_7 = 7$	7

جدول ۳.۴ نگاشت مقادیر s_k به مقادیر متناظر z_q .

s_k	→	z_q
1	→	3
3	→	4
5	→	5
6	→	6
7	→	7

اگرچه نتیجه نهایی در شکل ۳.۲۲ (d) دقیقاً با هیستوگرام مشخص مطابقت ندارد، اما روند کلی حرکت شدت ها به سمت انتهای بالای مقیاس شدت به طور قطع به دست آمد. همانطور که قبلاً ذکر شد، بدست آوردن تصویر

برابر با هیستوگرام به عنوان یک مرحله متوسط برای توضیح روش مفید است ، اما این ضروری نیست. در عوض ، ما می توانیم نداشت ها را از S به Z در جدول سه ستون لیست کنیم. سپس ، ما از این نگاشت ها برای ترسیم پیکسل های اصلی به طور مستقیم در پیکسل های تصویر مشخص شده با هیستوگرام استفاده می کنیم. مثال ۳.۸: مقایسه بین برابری هیستوگرام و مشخصات هیستوگرام.

شکل ۳.۲۳ (الف) تصویری از ماه مریخ ، فوبوس را نشان می دهد که توسط نقشه بردار جهانی مریخ ناسا گرفته شده است. شکل ۳.۲۳ (ب) هیستوگرام شکل ۳.۲۳ (الف) را نشان می دهد. تصویر دارای مناطق بزرگ و تاریک است که منجر به هیستوگرام می شود که با غلظت زیاد پیکسل در انتهای تاریک مقیاس خاکستری مشخص می شود. در نگاه اول ، ممکن است به این نتیجه برسیم که یکسان سازی هیستوگرام روش خوبی برای افزایش این تصویر خواهد بود ، به طوری که جزئیات در مناطق تاریک بیشتر نمایان می شود. در بحث زیر نشان داده شده است که اینطور نیست.

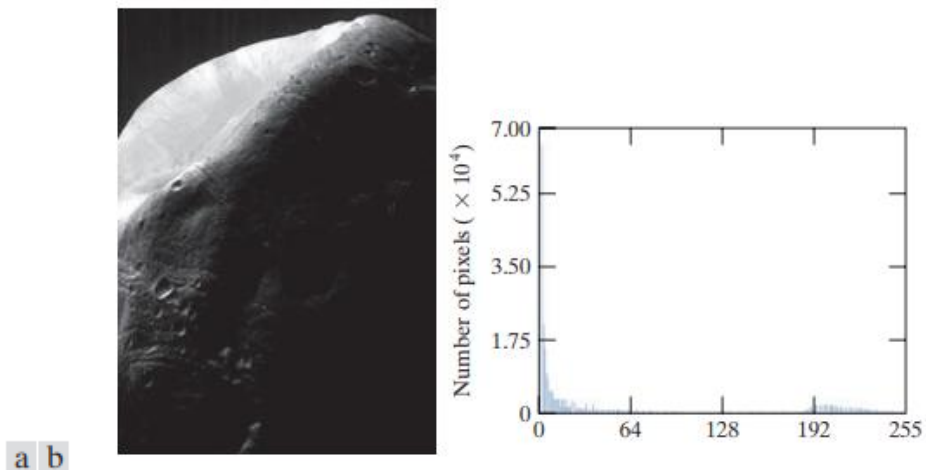
شکل ۳.۲۴ (الف) تغییر برابر سازی هیستوگرام را نشان می دهد [معادله (۳-۲۰)] با استفاده از هیستوگرام در شکل ۳.۲۳ (ب) بدست آمده است. مهمترین ویژگی این تابع تبدیل این است که چقدر سریع از سطح شدت \cdot به سطح نزدیک به 190 می رسد. این به دلیل غلظت زیاد پیکسل ها در هیستوگرام ورودی است که دارای سطوح نزدیک به \cdot است.

هنگامی که این تحول در سطوح برای به دست آوردن نتیجه ای برابر با هیستوگرام ، تصویر ورودی برای ایجاد یک فاصله بسیار باریک از پیکسل های تیره در انتهای بالای مقیاس خاکستری تصویر خروجی ترسیم می شود. از آنجا که پیکسل های متعدد در تصویر ورودی دارای سطوح دقیق در این فاصله هستند ، ما انتظار داریم که نتیجه یک تصویر با ظاهری سبک و شسته شده باشد. همانطور که در شکل ۳.۲۴ (ب) نشان داده می شود ، این واقعاً صادق است. هیستوگرام این تصویر در شکل ۳.۲۴ (ج) نشان داده شده است. توجه داشته باشید که چگونه تمام سطوح شدت به سمت نیمه بالای مقیاس خاکستری سوق داده شده است.

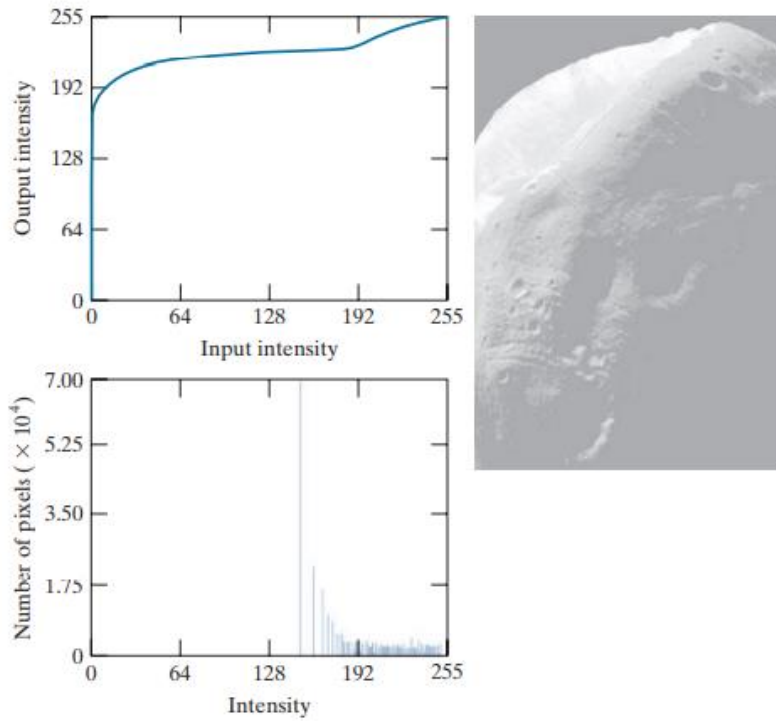
از آنجا که مشکل تابع تبدیل در شکل ۳.۲۴ (a) ناشی از تمرکز زیاد پیکسل ها در تصویر اصلی با سطوح نزدیک به \cdot است ، یک رویکرد منطقی این است که هیستوگرام آن تصویر را طوری اصلاح کنیم که آن را نداشته باشد. این خاصیت شکل ۳.۲۵ (الف) یک عملکرد مشخص شده دستی را نشان می دهد که شکل کلی هیستوگرام اصلی را حفظ می کند ، اما سطوح نرم تری را در ناحیه تاریک مقیاس خاکستری حفظ می کند. نمونه برداری از این تابع در 256 مقدار گسسته با فاصله مساوی ، هیستوگرام مشخص مورد نظر را تولید کرد. تابع تبدیل ، $G(zq)$ ، از این به دست آمده است

هیستوگرام با استفاده از معادله (۳-۲۱) در شکل ۳.۲۵ (ب) تبدیل (۱) برچسب گذاری شده است. به طور مشابه ، انتقال معکوس $G^{-1}(sk)$ ، از معادله (۳-۲۳) (با استفاده از روش گام به گام که قبلاً مورد بحث قرار

گرفت) در شکل ۳.۲۵ (ب) تبدیل (۲) برچسب گذاری شده است. تصویر تقویت شده در شکل ۳.۲۵ (ج) با اعمال تبدیل (۲) به پیکسل های تصویر برابر با هیستوگرام در شکل ۳.۲۴ (ب) به دست آمده است. بهبود تصویر مشخص شده با هیستوگرام نسبت به نتیجه بدست آمده از همسان سازی هیستوگرام با مقایسه این دو تصویر مشهود است. توجه به این نکته ضروری است که یک تغییر نسبتاً اندک در هیستوگرام اولیه تنها چیزی بود که برای به دست آوردن بهبود چشمگیر ظاهر لازم بود. شکل ۳.۲۵ (د) هیستوگرام شکل ۳.۲۵ (ج) را نشان می دهد. متمایزترین ویژگی این هیستوگرام این است که چگونه انتهای پایینی آن به دلخواه به سمت ناحیه روشن تر مقیاس خاکستری (اما نه بیش از حد) حرکت کرده است.

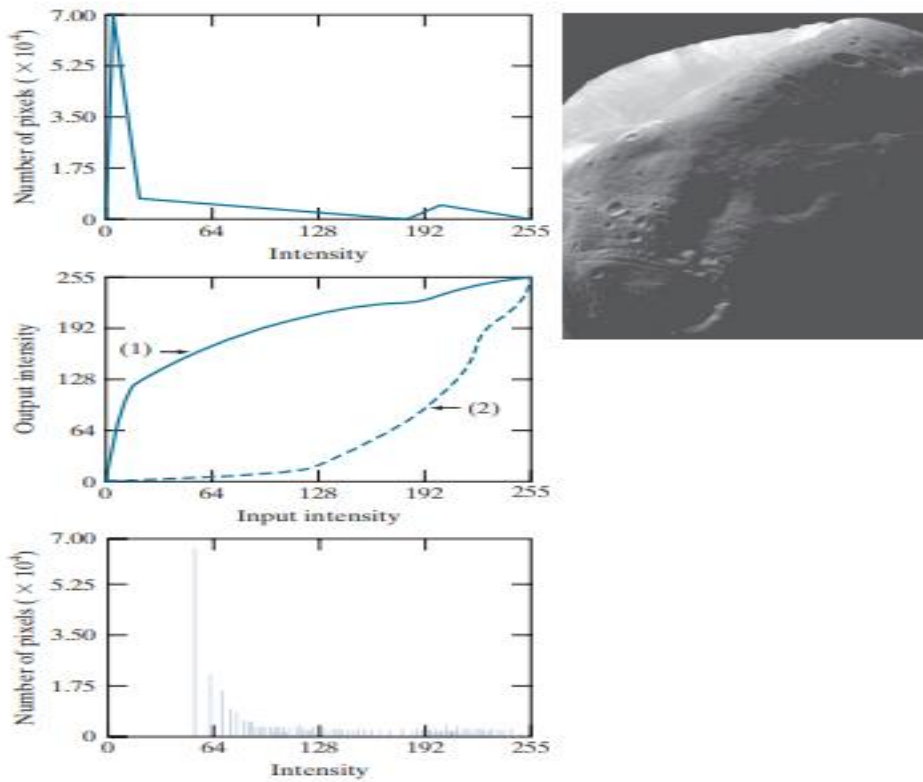


شکل ۳.۲۳ (الف) یک تصویر ، و (ب) هیستوگرام آن



a b
c

شکل ۳.۲۴ (الف) تبدیل همسان سازی هیستوگرام با استفاده از هیستوگرام شکل ۳.۲۳ (ب) بدست می آید. (ب) هیستوگرام تصویر را برابر کرده (ج) هیستوگرام تصویر برابر شده



a c
b d

شکل ۳.۲۵ مشخصات هیستوگرام (الف) هیستوگرام نویسی مشخص شده. (ب) تبدیل $G(zq)$ ، دارای برچسب (۱)، و $G^{-1}(sk)$ ، دارای برچسب (۲) (ج) نتیجه مشخصات هیستوگرام. (د) هیستوگرام تصویر (ج).

پردازش هیستوگرام چه محلی

روشهای پردازش هیستوگرام که تا کنون مورد بحث قرار گرفته اند جهانی هستند، به این معنا که پیکسل ها با یک تابع تبدیل بر اساس توزیع شدت یک تصویر کامل تغییر می کنند. این رویکرد جهانی برای بهبود کلی مناسب است، اما به طور کلی زمانی شکست می خورد که هدف افزایش جزئیات در مناطق کوچک در یک تصویر باشد. این به این دلیل است که تعداد پیکسل ها در مناطق کوچک تأثیر ناچیزی در محاسبه تحولات جهانی دارند. راه حل این است که توابع تبدیل بر اساس توزیع شدت محله های پیکسل طراحی شود.

تکنیک های پردازش هیستوگرام که قبلاً توضیح داده شد می تواند با افزایش موضعی سازگار باشد. روش این است که یک محله را تعریف کرده و مرکز آن را از پیکسل به پیکسل در جهت افقی یا عمودی منتقل کنید. در هر مکان، هیستوگرام نقاط در همسایگی محاسبه می شود و یا یک تابع تبدیل و یا تغییر شکل مشخصات هیستوگرام بدست می آید. این تابع برای ترسیم شدت پیکسل با محوریت در محله استفاده می شود. سپس مرکز محله به محل پیکسل مجاور منتقل می شود و روش تکرار می شود. از آنجا که فقط یک سطر یا ستون از محله در انتقال یک پیکسلی محله تغییر می کند، به روز رسانی هیستوگرام بدست آمده در مکان قبلی با داده های جدید معرفی شده در هر مرحله حرکت امکان پذیر است (به مسئله ۳.۱۴ مراجعه کنید). این رویکرد مزایای آشکاری نسبت به محاسبه مکرر هیستوگرام همه پیکسل ها در منطقه همسایگی دارد، هر بار که ناحیه یک موقعیت پیکسلی را جابجا می کند. رویکرد دیگری که گاهی برای کاهش محاسبات استفاده می شود، استفاده از مناطق غیر پوششی است، اما این روش معمولاً یک اثر "مسدود کننده" نامطلوب ایجاد می کند.

مثال ۳.۹: یکسان سازی هیستوگرام محلی.

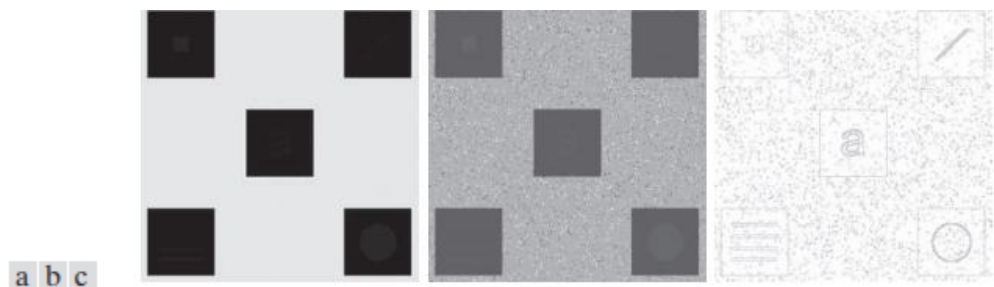
شکل ۳.۲۶ (الف) یک تصویر ۸ بیتی، 512×512 است که از پنج مربع سیاه در زمینه خاکستری روشن تشکیل شده است. تصویر کمی پر نویز است، اما نویز نامحسوس است. اجسامی در مربع های تاریک تعبیه شده اند، اما برای همه اهداف کاربردی نامرئی هستند.

شکل ۳.۲۶ (ب) نتیجه یکسان سازی هیستوگرام جهانی است. همانطور که اغلب در مورد همسان سازی هیستوگرام مناطق صاف و پر نویز اتفاق می افتد، این تصویر افزایش قابل توجهی از نویز را نشان می دهد. با این حال، به غیر از نویز، شکل ۳.۲۶ (ب) هیچ گونه جزئیات مهم جدیدی را از اصل نشان نمی دهد. شکل ۳.۲۶ (c) با استفاده از همسان سازی هیستوگرام موضعی شکل ۳.۲۶ (a) با محله ای به ابعاد $3 \times 3 \times 3$ بدست آمده است. در اینجا، ما جزئیات قابل توجهی را در تمام مربع های تاریک مشاهده می کنیم. مقادیر شدت این اجسام بیش از حد به شدت

مربع های تاریک نزدیک است و اندازه آنها بسیار کوچک است ، به گونه ای که برابری هیستوگرام جهانی را به میزان قابل توجهی تحت تأثیر قرار دهد تا این سطح از جزئیات شدت را نشان دهد.

استفاده از آمارهای هیستوگرام ی برای بهبود تصویر

از آمار ی که مستقیماً از هیستوگرام تصویر بدست می آید می توان برای افزایش تصویر استفاده کرد. اجازه دهید ۲ یک متغیر تصادفی گسسته را نشان دهد که مقادیر شدت را در محدوده $[0, L - 1]$ نشان می دهد ، و اجازه دهید $p(r_i)$ مولفه هیستوگرام نرمال شده مربوط به مقدار شدت r_i را نشان دهد. همانطور که قبلاً نشان داده شد ، ممکن است $p(r_i)$ را به عنوان تخمینی از احتمال اینکه شدت r_i در تصویری که هیستوگرام از آن بدست آمده است ، رخ دهد ، در نظر بگیریم.



شکل ۳.۲۶ الف) تصویر اصلی (ب) نتیجه یکسان سازی هیستوگرام جهانی. (ج) نتیجه یکسان سازی هیستوگرام موضعی.

برای تصویری با سطوح شدت در محدوده $[0, L - 1]$ ، لحظه نهم r در مورد میانگین آن ، m ، به عنوان تعریف شده است

$$\mu_n = \sum_{i=0}^{L-1} (r_i - m)^n p(r_i) \quad (3-24)$$

جایی که m توسط آن داده می شود

$$m = \sum_{i=0}^{L-1} r_i p(r_i) \quad (3-25)$$

میانگین اندازه گیری شدت متوسط و واریانس (یا انحراف استاندارد ، σ) ، داده شده توسط

$$\sigma^2 = \mu_2 = \sum_{i=0}^{L-1} (r_i - m)^2 p(r_i) \quad (3-26)$$

اندازه گیری کنتراست تصویر است.

ما دو مورد از میانگین و واریانس را برای اهداف افزایش در نظر می گیریم. میانگین و واریانس جهانی امعادلات. (۳-۲۵) و (۳-۲۶) در کل تصویر محاسبه می شوند و برای تنظیم ناخالص در شدت و کنتراست کلی مفید هستند. استفاده قوی تر از این پارامترها در افزایش محلی است ، جایی که میانگین و واریانس محلی به عنوان

مبنایی برای ایجاد تغییراتی بستگی دارد که به ویژگی های تصویر در یک محله در مورد هر پیکسل در یک تصویر بستگی دارد.

اجازه دهید (X,Y) مختصات هر پیکسل در یک تصویر معین را نشان دهد ، و اجازه دهید S_{XY} نشان دهنده همسایگی با اندازه مشخص ، با محوریت (X,Y) باشد. مقدار میانگین پیکسل ها در این محله توسط عبارت داده می شود

$$m_{S_{xy}} = \sum_{i=0}^{L-1} r_i p_{S_{xy}}(r_i) \quad (3-27)$$

جایی که p_{XY} هیستوگرام پیکسل های منطقه S_{XY} است. این هیستوگرام دارای سطل L است که مربوط به مقادیر شدت L در تصویر ورودی است. با این حال ، بسیاری از سطل ها بسته به اندازه S_{XY} عدد خواهند داشت. به عنوان مثال ، اگر محله دارای اندازه $3 * 3$ و $L = 256$ باشد ، فقط بین ۱ تا ۹ از ۲۵۶ سطل هیستوگرام محله غیر صفر خواهد بود (حداکثر تعداد شدت های مختلف ممکن در $3 * 3$ منطقه ۹ است و حداقل ۱). این مقادیر غیر صفر با تعداد شدت های مختلف در S_{XY} مطابقت دارد. واریانس پیکسل ها در محله به طور مشابه توسط

$$\sigma_{S_{xy}}^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (r_i - m_{S_{xy}})^2 p_{S_{xy}}(r_i) \quad (3-28)$$

مانند گذشته ، میانگین محلی اندازه گیری شدت متوسط در محله S_{XY} است و واریانس محلی (یا انحراف استاندارد) معیار کنتراست شدت در آن محله است. همانطور که مثال زیر نشان می دهد ، جنبه مهمی از پردازش تصویر با استفاده از میانگین و واریانس محلی ، انعطاف پذیری این پارامترها در تدوین قوانین افزایش ساده و در عین حال قدرتمند بر اساس اقدامات آماری است که مطابقت نزدیک و قابل پیش بینی با ظاهر تصویر دارد.

مثال ۳.۱۰: افزایش موضعی با استفاده از آمار هیستوگرام.

شکل ۳.۲۷ (a) همان تصویری است که در شکل ۳.۲۶ (a) وجود دارد ، که ما آن را با استفاده از یکسان سازی هیستوگرام محلی تقویت کرده ایم. همانطور که قبلاً اشاره شد ، مربع های تیره حاوی نمادهای تعبیه شده هستند که تقریباً نامرئی هستند. مانند گذشته ، ما می خواهیم تصویر را افزایش دهیم تا این ویژگی های پنهان ظاهر شود.

ما می توانیم از مفاهیم ارائه شده در این بخش برای تدوین رویکردی برای افزایش جزئیات کم طرفدار که در پس زمینه ای با شدت مشابه تعبیه شده است ، استفاده کنیم. مشکل موجود این است که جزئیات کم کنتراست را در مناطق تاریک تصویر افزایش دهید ، در حالی که پس زمینه روشن را بدون تغییر باقی می گذارید.

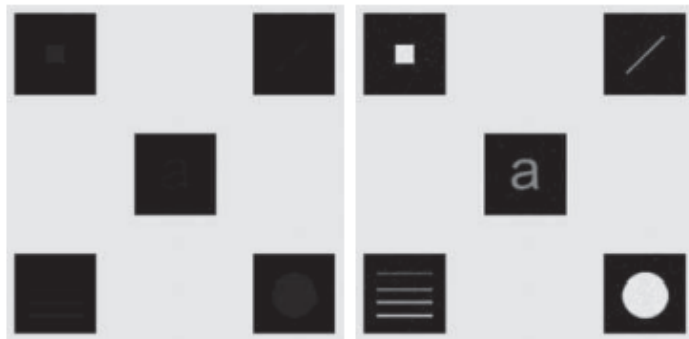
روشی که برای تعیین روشنایی یا تاریکی یک منطقه در نقطه ای (X,Y) استفاده می شود ، باید میانگین شدت محلی ، m_S ، به میانگین شدت تصویر (میانگین جهانی) ، نشان داده شده است

mG یا mG را با استفاده از معادله (۳-۲۵) بدست می آوریم. با هیستوگرام کل تصویر. بنابراین ، ما اولین عنصر طرح تقویت خود را داریم: اگر پیکسل را در (X,Y) به عنوان یک نامزد برای پردازش در نظر بگیریم $k_0 m_G \leq m_{S_{xy}} \leq k_1 m_G$ ، جایی که k_0 و k_1 ثابتهای غیر منفی و $k_0 < k_1$ هستند. به عنوان مثال ، اگر تمرکز ما روی آن باشد

در مناطق تیره تر از یک چهارم شدت متوسط ، ما $k_1 = 0.25$ و $k_0 = 0$ را انتخاب می کنیم. از آنجا که ما علاقه مند به افزایش مناطقی هستیم که کنتراست پایینی دارند ، ما همچنین به اندازه گیری نیاز داریم تا مشخص کنیم که آیا کنتراست یک منطقه آن را کاندیدای افزایش می کند یا خیر. ما در نظر می گیریم .پیکسل در (X,Y) به عنوان نامزد در صورت $k_2 \sigma_G \leq \sigma_{S_{xy}} \leq k_3 \sigma_G$ ، جایی که k_2 و k_3 انحراف استاندارد جهانی به دست آمده است با معادله (۳-۲۶) با استفاده از هیستوگرام کل تصویر ، و k_2 و k_3 ثابت های منفی هستند ، با $k_2 < k_3$. به عنوان مثال ، برای افزایش یک منطقه تاریک با کنتراست کم ، ممکن است $k_2 = 0$ و $k_3 = 0.1$ را انتخاب کنیم. پیکسلی که تمام شرایط قبلی را برای بهبود محلی برآورده می کند ، با ضرب آن در یک ثابت مشخص C ، برای افزایش (یا کاهش) مقدار شدت آن نسبت به بقیه تصویر پردازش می شود. پیکسل هایی که شرایط بهبود را ندارند ، تغییر نمی کنند.

ما رویکرد قبلی را به شرح زیر خلاصه می کنیم. اجازه دهید (X,Y) مقدار یک تصویر را در هر مختصات تصویر (x, y) نشان دهد و $g(x, y)$ مقدار مربوطه در تصویر تقویت شده در آن مختصات باشد. سپس،

$$g(x, y) = \begin{cases} Cf(x, y) & \text{if } k_0 m_G \leq m_{S_{xy}} \leq k_1 m_G \text{ AND } k_2 \sigma_G \leq \sigma_{S_{xy}} \leq k_3 \sigma_G \\ f(x, y) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3-29)$$



a b

شکل ۳.۲۷ الف) تصویر اصلی (ب) نتیجه افزایش محلی بر اساس آمار هیستوگرام محلی. (ب) را با شکل ۳.۲۶ (ج) مقایسه کنید.

برای $x = 0, 1, 2, \dots, M - 1$ and $y = 0, 1, 2, \dots, N - 1$ ، جایی که ، همانطور که در بالا نشان داده شد ، C ، k_0 ، k_1 ، k_2 و k_3 ثابت های مشخص شده ، mG هستند میانگین جهانی تصویر ورودی است و SG انحراف

استاندارد آن است. پارامترها S به ترتیب میانگین محلی و انحراف استاندارد، که برای هر مکان تغییر می کند (X) ، (طبق معمول ، M و N تعداد سطرها و ستون ها در تصویر ورودی هستند.

عواملی مانند مقادیر میانگین جهانی و واریانس نسبت به مقادیر در نواحی که باید افزایش یابد ، نقش کلیدی در انتخاب پارامترهای معادله (۲۹-۲-۳) ، ایفا می کند. و همچنین دامنه تفاوت بین شدت مناطق موردنظر و زمینه آنها. در مورد شکل ۳.۲۷ (a) ، $m_G = 161$ ، $\sigma_G = 103$ ، حداکثر مقادیر شدت تصویر و نواحی که باید افزایش یابد به ترتیب ۲۲۸ و ۱۰ است و حداقل مقادیر ۰ در هر دو مورد است.

ما می خواهیم حداکثر مقدار ویژگی های پیشرفته با حداکثر مقدار تصویر یکسان باشد ، بنابراین $C = 22,8$ را انتخاب می کنیم. مناطقی که باید افزایش یابد نسبت به بقیه تصویر کاملاً تاریک هستند و کمتر از یک سوم مساحت تصویر را اشغال می کنند. بنابراین ، ما انتظار داریم شدت متوسط در مناطق تاریک بسیار کمتر از میانگین جهانی باشد. بر این اساس ، ما $k_0 = 0$ و $k_1 = 0,1$ را اجازه می دهیم. از آنجا که نواحی که باید افزایش یابد کنتراست بسیار کمی دارند ، ما $k_2 = 0$ می گذاریم. برای حد بالای مقادیر قابل قبول انحراف استاندارد ، $0,1$ ، $k_3 = 0,1$ را تنظیم می کنیم ، که یک دهم انحراف استاندارد جهانی را به ما می دهد. شکل ۳.۲۷ (ب) نتیجه استفاده از معادله (۳-۲۹) است. با این پارامترها. با مقایسه این تصویر با شکل ۳.۲۶ (ج) ، می بینیم که روش مبتنی بر آمارهای محلی همان ویژگی های پنهان را که برابر سازی هیستوگرام محلی تشخیص داده است ، تشخیص داده است. اما رویکرد فعلی جزئیات بیشتری را استخراج کرد. به عنوان مثال ، ما می بینیم که همه اجسام جامد هستند ، اما فقط مرزها با یکسان سازی هیستوگرام محلی تشخیص داده می شوند. علاوه بر این ، توجه داشته باشید که شدت اجسام یکسان نیست ، در حالی که اجسام در بالا سمت چپ و پایین سمت راست از دیگران روشن تر هستند. همچنین ، مستطیل های افقی در مربع پایین سمت چپ ظاهراً دارای شدت های متفاوتی هستند. در نهایت ، توجه داشته باشید که پس زمینه در تصویر و مربع های تیره در شکل ۳.۲۷ (b) تقریباً مشابه تصویر اصلی است.

در مقایسه ، همان مناطق در شکل ۳.۲۶ (ج) سر و صدای قابل مشاهده تری را نشان می دهند و محتوای سطح خاکستری خود را از دست داده اند. بنابراین ، پیچیدگی اضافی مورد نیاز برای استفاده از آمارهای محلی در این مورد نتایجی را به ارمغان می آورد که برابری هیستوگرام محلی برتر است.

۳.۴ مبانی فیلترینگ مکانی

در این بخش ، ما در مورد استفاده از فیلترهای مکانی برای پردازش تصویر بحث می کنیم. فیلترینگ مکانی در طیف گسترده ای از برنامه های پردازش تصویر استفاده می شود ، بنابراین درک جامع اصول فیلترینگ مهم است. همانطور که در ابتدای این فصل ذکر شد ، نمونه های فیلترینگ در این بخش بیشتر با افزایش تصویر سروکار دارند. سایر کاربردهای فیلترینگ مکانی در فصلهای بعدی مورد بحث قرار گرفته است.

نام فیلتر از پردازش دامنه فرکانسی (مبحث فصل ۴) وام گرفته شده است که در آن "فیلتر کردن" به عبور، اصلاح یا رد اجزای مشخص فرکانس یک تصویر اشاره دارد. به عنوان مثال، فیلتری که فرکانس های پایین را عبور می دهد، فیلتر پایین گذر نامیده می شود.

اثر خالص تولید شده توسط یک فیلتر پایین گذر، صاف کردن یک تصویر با تار شدن آن است. ما می توانیم صاف سازی مشابهی را مستقیماً بر روی خود تصویر با استفاده از فیلترهای مکانی انجام دهیم.

فیلترهای مکانی با جایگزینی مقدار هر پیکسل با تابع مقادیر پیکسل و همسایه های آن، تصویر را تغییر می دهد. اگر عملیات انجام شده بر روی پیکسل های تصویر خطی باشد، آن فیلتر را فیلتر مکانی خطی می نامند. در غیر این صورت، فیلتر یک فیلتر مکانی غیر خطی است. ما ابتدا توجه خود را بر روی فیلترهای خطی متمرکز کرده و سپس چند فیلتر اصلی غیر خطی را معرفی می کنیم. بخش ۵.۳ شامل یک لیست جامع تر از فیلترهای غیر خطی و کاربرد آنها است.

مکانیک فیلترینگ مکانی خطی

یک فیلتر مکانی خطی عمل مجموع محصولات را بین تصویر f و هسته فیلتر w انجام می دهد. هسته آرایه ای است که اندازه آن همسایگی عملکرد را مشخص می کند و ضرایب آن ماهیت فیلتر را تعیین می کند. دیگر اصطلاحاتی که برای اشاره به هسته فیلتر مکانی مورد استفاده قرار می گیرد ماسک، الگو و پنجره است. ما از اصطلاح هسته فیلتر یا به سادگی هسته استفاده می کنیم.

شکل ۳.۲۸ مکانیک فیلترینگ مکانی خطی را با استفاده از سرنل 3×3 نشان می دهد. در هر نقطه (X, Y) در تصویر، پاسخ $g(x, y)$ از فیلتر، مجموع محصولات ضرایب هسته و پیکسل های تصویری است که توسط هسته محاسبه شده است:

$$g(x, y) = w(-1, -1)f(x - 1, y - 1) + w(-1, 0)f(x - 1, y) + \dots + w(0, 0)f(x, y) + \dots + w(1, 1)f(x + 1, y + 1) \quad (3-30)$$

از آنجا که مختصات X و Y متفاوت هستند، مرکز هسته از پیکسل به پیکسل حرکت می کند و تصویر فیلتر شده g ، را در این فرآیند^۷ تولید می کند.

توجه داشته باشید که ضریب مرکزی هسته، $w(0, 0)$ ، با پیکسل در محل (X, Y) هم تراز است. برای یک هسته با اندازه $m \times n$ ، ما فرض می کنیم که $n = 2b + 1$ و $m = 2a + 1$ ، جایی که a و b اعداد صحیح غیر منفی هستند. این بدان معناست که تمرکز ما بر هسته هایی با اندازه فرد در هر دو جهت مختصات است. به طور کلی، تصفیه مکانی خطی یک تصویر با اندازه $M \times N$ با هسته ای به اندازه $m \times n$ با عبارت

^۷ مقدار پیکسل فیلتر شده معمولاً به یک مکان مربوطه در یک تصویر جدید که برای نگه داشتن نتایج فیلترینگ ایجاد شده است، اختصاص داده می شود. به ندرت پیش می آید که پیکسل های فیلتر شده مقادیر محل مربوطه را در تصویر اصلی جایگزین کنند، زیرا این امر باعث تغییر محتوای تصویر در حین انجام فیلتر می شود.

$$g(x, y) = \sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b w(s, t) f(x+s, y+t) \quad (3-31)$$

جایی که x و y متفاوت هستند به طوری که مرکز (مبدأ) هسته هر پیکسل را در f یکبار بازدید می کند. برای مقدار ثابت (x, y) ، معادله (۳-۳۱) مجموع محصولات فرم نشان داده شده در معادله (۳-۳۰)، را پیاده سازی می کند. اما برای هسته ای با اندازه عجیب و غریب دلخواه. همانطور که در قسمت زیر خواهید آموخت، این معادله یک ابزار اصلی در فیلترینگ خطی است.

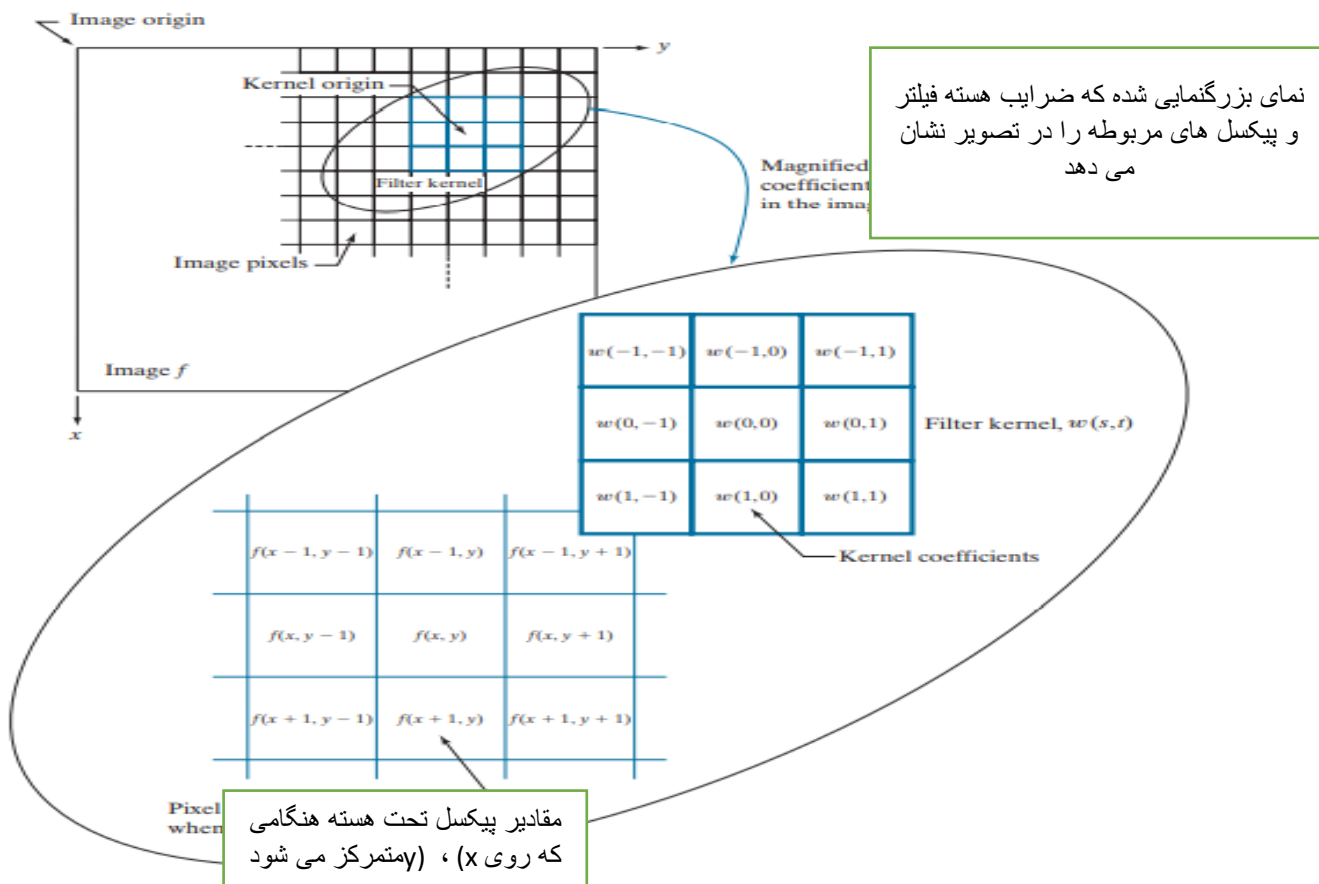
همبستگی و تحول مکانی

همبستگی مکانی به صورت گرافیکی در شکل ۳.۲۸ نشان داده شده است و به طور ریاضی توسط معادله (۳-۳۱) توصیف شده است. همبستگی شامل حرکت مرکز یک هسته بر روی یک تصویر و محاسبه مجموع محصولات در هر مکان است. مکانیک پیچش مکانی یکسان است، با این تفاوت که هسته همبستگی ۱۸۰ درجه می چرخد. بنابراین، وقتی مقادیر یک هسته در مورد مرکز آن متقارن باشد، همبستگی و پیچیدگی نتیجه یکسانی را به همراه دارد. دلیل چرخش هسته در بحث زیر روشن می شود. بهترین روش برای توضیح تفاوت بین این دو مفهوم مثال است.

ما با یک تصویر یک بعدی شروع می کنیم، در این صورت معادله (۳-۳۱) می شود

$$g(x) = \sum_{s=-a}^a w(s) f(x+s) \quad (3-32)$$

مطمئناً می توان با هسته های اندازه زوج یا اندازه های زوج و فرد مخلوط کار کرد. با این حال، کار با اندازه های عجیب ساده نمایه سازی می شود و همچنین بصری تر است زیرا هسته ها دارای مقادیر صحیح هستند و از نظر مکانی متقارن هستند

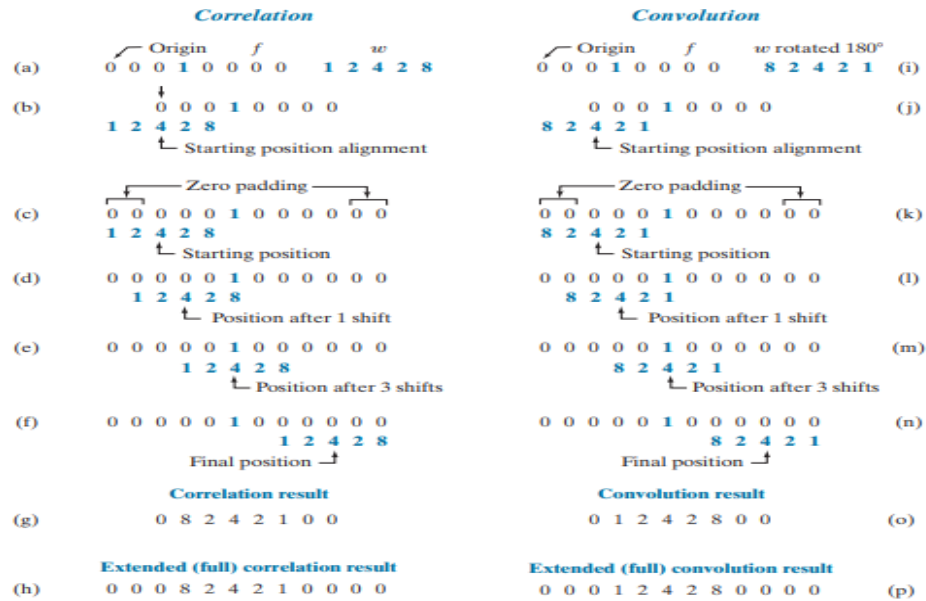


شکل ۳.۲۸ مکانیک فیلترینگ مکانی خطی با استفاده از هسته 3×3 پیکسل ها برای ساده تر کردن نمودار به صورت مربع نشان داده می شوند iCS توجه داشته باشید که منشاء تصویر در بالا سمت چپ است ، اما منشاء هسته در مرکز آن است. قرار دادن مبدأ در مرکز هسته متقارن مکانی ، نوشتن عبارتها را برای فیلترهای خطی ساده می کند.

شکل ۳.۲۹ w یک تابع 1 بعدی ، f و یک هسته ، w را نشان می دهد. اندازه هسته 1×5 است ، بنابراین در این مورد $a = 2$ و $b = 0$ است. شکل ۳.۲۹ (ب) موقعیت شروع مورد استفاده برای ایجاد همبستگی را نشان می دهد ، که در آن w به گونه ای قرار گرفته است که ضریب مرکز آن با مبدأ f منطبق باشد.

اولین چیزی که ما متوجه می شویم این است که قسمتی از w خارج از f قرار دارد ، بنابراین جمع در آن منطقه تعریف نشده است. راه حلی برای این مشکل این است که تابع f را با 0 صفر در هر دو طرف قرار دهید. به طور کلی ، اگر اندازه هسته $1 \times m$ باشد ، ما به $(m - 1) / 2$ صفر در دو طرف f نیاز داریم تا تنظیمات ابتدا و انتهای w را در رابطه با f انجام دهیم. شکل ۳.۲۹ (ج) یک عملکرد مناسب را نشان می دهد. در این پیکر بندی اولیه ، همه ضرایب هسته با مقادیر معتبر همپوشانی دارند.

روکش صفر تنها گزینه پر کردن نیست ، زیرا بعداً در این فصل به طور مفصل بحث خواهیم کرد.



شکل ۳.۲۹ تصویر همبستگی ۱ بعدی و انقباض یک هسته w ، با یک تابع f متشکل از یک تکانه گسسته واحد. توجه داشته باشید که همبستگی و کانولوشن توابع متغیر x هستند که برای جابجایی یک تابع نسبت به تابع دیگر عمل می کنند. برای نتایج همبستگی و پیچیدگی گسترده، پیکر بندی آغازین، بیشترین عنصر هسته را با منشاء f منطبق می کند. باید از پد اضافی استفاده شود.

اولین مقدار همبستگی مجموع محصولات در این موقعیت اولیه است که با استفاده از معادله (۳-۳۲) محاسبه می شود. با $x = 0$:

$$g(0) = \sum_{s=-2}^2 w(s)f(s+0) = 0$$

این مقدار در سمت چپ ترین نتیجه حاصل از همبستگی در شکل ۳.۲۹ (g) قرار دارد. برای بدست آوردن مقدار دوم همبستگی، موقعیت های نسبی w و f یک مکان پیکسل را به راست جابجا می کنیم [یعنی $x = 1$ را در معادله بگذاریم. (۳-۳۲)] و مجموع محصولات را دوباره محاسبه کنید. نتیجه $g(1) = 8$ است، همانطور که در سمت چپ، موقعیت غیر صفر در شکل ۳.۲۹ (g) نشان داده شده است. وقتی $x = 2$ ، $g(2) = 2$ بدست می آوریم، وقتی $x = 3$ ، $g(3) = 4$ می گیریم [شکل ۳.۲۹ (e) را ببینید]. به این ترتیب با تغییر x یک نوبت در یک زمان، نتیجه همبستگی را در شکل ۳.۲۹ ("g ایجاد" می کنیم. توجه داشته باشید که ۸ مقدار x یعنی $x = 0, 1, 2, \dots, 7$) طول کشید تا w به طور کامل از f گذشته تغییر کند، بنابراین ضریب مرکزی در w از هر پیکسل در f بازدید می کند. گاهی اوقات مفید است که همه عناصر w از هر پیکسل در f بازدید کنند.

برای این منظور، ما باید با راست ترین عنصر w همزمان با مبدا f شروع کنیم و با چپ ترین عنصر w همزمان باشیم، (آخرین عنصر f پد اضافی نیاز است). شکل ۳.۲۹ (h) نتیجه این ارتباط گسترده یا کامل را نشان می

دهد. همانطور که شکل ۳.۲۹ (g) نشان می دهد ، ما می توانیم با بریدن همبستگی کامل در شکل ۳.۲۹ (h) ، همبستگی "استاندارد" را بدست آوریم.^۸

در بحث قبل به دو نکته مهم توجه می شود. اول ، ارتباط تابع جابجایی هسته فیلتر نسبت به تصویر است. به عبارت دیگر ، اولین مقدار همبستگی مربوط به جابجایی صفر هسته ، دومی مربوط به یک واحد جابجایی و غیره است. تک ۱ یک نسخه از w را ارائه می دهد ، اما ۱۸۰ درجه چرخانده می شود. به تابع که شامل ۱ واحد است و بقیه آن ۰ است ، تکانه گسسته واحد نامیده می شود. ارتباط یک هسته با یک ضربه واحد جداگانه ، یک نسخه چرخشی از هسته را در محل ضربه ایجاد می کند. سمت راست شکل ۳.۲۹ توالی مراحل انجام حرکت را نشان می دهد (به زودی معادله پیچیدگی را ارائه می دهیم). تنها تفاوت در اینجا این است که هسته قبل از انجام عملیات جابجایی/مجموع محصولات ۱۸۰ درجه پیش چرخیده است. همانطور که در شکل ۳.۲۹ (o) نشان داده شده است ، نتیجه چرخش پیش از هسته این است که اکنون ما یک کپی دقیق از هسته در محل واحد ضربه داریم. در واقع ، مبنای نظریه سیستم خطی این است که پیچاندن یک تابع با یک ضربه ، یک کپی از تابع را در محل ضربه ایجاد می کند. خواهیم کرد در فصل ۴ از این ویژگی به طور گسترده استفاده کنید.

چرخاندن یک هسته ۱ بعدی به میزان ۱۸۰ درجه معادل تخلیه هسته در محور آن است.

همانطور که در شکل ۳.۳۰ نشان داده شده است ، مفاهیم ۱ بعدی که به تازگی مورد بحث قرار گرفته است ، به راحتی به تصاویر نیز سرایت می کند. برای یک هسته با اندازه $m * n$ ، تصویر را با حداقل $(m - 1) / 2$ ردیف ۰ در بالا و پایین و $(n - 1) / 2$ ستون ۰ در سمت چپ و راست قرار می دهیم. در این حالت ، m و n برابر ۳ هستند ، بنابراین f را با یک ردیف ۰ بالا و پایین و یک ستون ۰ از چپ و راست ، مانند شکل ۳.۳۰ (b) نشان می دهیم. شکل ۳.۳۰ (c) موقعیت اولیه هسته را برای انجام همبستگی نشان می دهد ، و شکل ۳.۳۰ (d) نتیجه نهایی را پس از بازدید مرکز w از هر پیکسل در f نشان می دهد و مجموع محصولات را در هر مکان محاسبه می کند. مانند گذشته ، نتیجه یک کپی از هسته است که ۱۸۰ درجه چرخانده شده است. ما به زودی در مورد نتیجه همبستگی گسترده بحث خواهیم کرد.

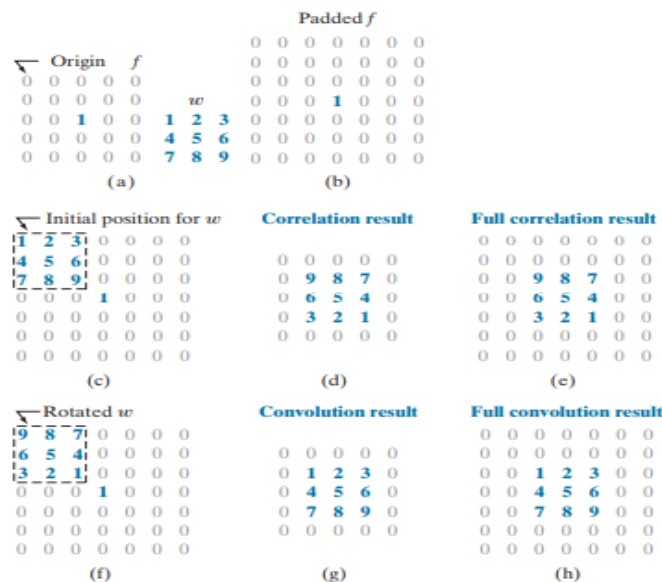
برای پیچیدگی ، هسته را از قبل می چرخانیم و مجموع کشویی محصولات را که توضیح داده شد ، تکرار می کنیم. شکل ۳.۳۰ (f) تا (h) نتیجه را نشان می دهد. دوباره می بینید که با یک تابع ، را در محل ضربه کپی می کند. همانطور که قبلاً ذکر شد ، اگر مقادیر هسته در مورد مرکز متقارن باشند ، همبستگی و کانولوشن نتیجه

^۸ در حقیقت ، ما هر بار که x را در معادله افزایش می دهیم f را به چپ w تغییر می دهیم. (۳-۳۲). با این حال ، تصور این که هسته کوچکتر دقیقاً روی آرایه بزرگتر f حرکت می کند ، بصری تر است. حرکت این دو نسبی است ، بنابراین هر یک از دو نوع نگاه به حرکت قابل قبول است. دلیل افزایش f و نه w این است که نمایه سازی معادلات مربوط به همبستگی و تحول به این ترتیب بسیار ساده تر (و واضح تر) است ، به ویژه هنگام کار با آرایه های دو بعدی.

یکسانی را به همراه دارند. مفهوم ضربه در نظریه سیستم خطی اساسی است و در بسیاری از نقاط کتاب استفاده شده است. یک ضربه گسسته از قدرت (دامنه) A واقع در مختصات (x_0, y_0) به عنوان تعریف می شود

$$\delta(x - x_0, y - y_0) = \begin{cases} A & \text{if } x = x_0 \text{ and } y = y_0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3-33)$$

در حالت دو بعدی چرخش 180° درجه معادل تخلیه هسته در یک محور و سپس محور دیگر است



شکل ۳.۳۰ همبستگی (ردیف وسط) و تحول (ردیف آخر) یک هسته ۲ بعدی با تصویری متشکل از یک ضربه واحد گسسته. صفرها به رنگ خاکستری نشان داده شده اند تا تجزیه و تحلیل بصری را ساده تر کنند. توجه داشته باشید که همبستگی و کانولوشن توابع X و هستند

Y با تغییر این متغیر، آنها نیز تغییر می کنند. یک عملکرد را نسبت به کارکرد دیگر جابجا کنید. بحث معادلات (۳-۳۶) و (۳۷-۳) را در مورد همبستگی و تحول کامل مشاهده کنید.

به عنوان مثال، تکانه واحد در شکل ۳.۲۹ (a) با $d(x-3)$ در نسخه D-1 معادله قبلی داده شده است. به طور مشابه، ضربه در شکل ۳.۳۰ (a) با $d(x-2)$ ، داده می شود [به یاد داشته باشید، مبدا در $(0,0)$ است.

به طور خلاصه بحث قبلی در قالب معادله، همبستگی یک هسته w با اندازه $m * n$ با یک تصویر $f(x,y)$ نشان داده شده به عنوان $(w \star f)(x,y)$ ، توسط معادل (۳-۳۱)، داده می شود. که برای راحتی در اینجا تکرار می کنیم:

$$(w \star f)(x, y) = \sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b w(s, t) f(x + s, y + t) \quad (3-34)$$

از آنجا که هسته های ما به (X, Y) وابسته نیستند ، ما گاهی اوقات این واقعیت را با نوشتن سمت چپ معادله قبلی به صورت $w \star f(x, y)$ توضیح می دهیم. معادله (۳-۳۴) برای همه مقادیر متغیرهای جابجایی X و Y ارزیابی می شود به طوری که نقطه مرکزی w از هر پیکسل در f بازدید می کند ، \uparrow جایی که ما فرض می کنیم که f به طور مناسب پر شده است.

به یاد بیاورید که $A = 1$ برای واحد ضربه.

همانطور که قبلاً توضیح داده شد ، $a = (m-1)/2, b = (n-1)/2$ ، و ما فرض می کنیم که m و n اعداد صحیح فرد هستند. به روش مشابه ، تراکم یک هسته w با اندازه $m * n$ با یک تصویر $f(x, y)$ نشان داده شده با $(w \star f)(x, y)$ ، به صورت

$$(w \star f)(x, y) = \sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b w(s, t) f(x-s, y-t) \quad (3-35)$$

جایی که علامت های منهای مختصات f و w را هنگامی که یکی از توابع 180° درجه می چرخد ، تراز می کنند (به مسئله ۳.۱۷ مراجعه کنید). این معادله مجموع فرآیندهای محصول را که در طول کتاب به عنوان فیلترینگ مکانی خطی به آن اشاره می کنیم ، پیاده سازی می کند. یعنی فیلترینگ مکانی خطوط و پیچیدگی مکانی مترادف هستند.

از آنجا که کانولوشن تغییرپذیر است (به جدول ۳.۵ مراجعه کنید) ، چرخاندن w یا f اهمیتی ندارد ، اما چرخش هسته به صورت قراردادی مورد استفاده قرار می گیرد. هسته های ما به (X, Y) وابسته نیستند ، حقیقتی که ما گاهی اوقات با نوشتن سمت چپ معادله صریح می کنیم. (۳-۳۵) به عنوان $w \star f(x, y)$ ، (وقتی معنی روشن شد ، اجازه می دهیم وابستگی دو معادله قبلی به X و Y ضمنی باشد و از علامت ساده شده $w \star f$ استفاده کنیم. همانطور که با همبستگی ، معادله (۳-۳۵) برای همه مقادیر متغیرهای جابجایی X و Y ارزیابی می شود به طوری که مرکز w از هر پیکسل در f بازدید می کند ، که ما فرض می کنیم پر شده است. مقادیر X و Y برای بدست آوردن یک ترکیب کامل $x = 0, 1, 2, \dots, M-1$ و $y = 0, 1, 2, \dots, N-1$ است. اندازه نتیجه M است N ما می توانیم همبستگی و چرخش را تعریف کنیم تا هر عنصر w به جای مرکز آن از هر پیکسل در f بازدید کند. این امر مستلزم این است که پیکر بندی اولیه به گونه ای باشد که گوشه سمت راست و پایین هسته با اصل تصویر مطابقت داشته باشد. به طور مشابه ، پیکر بندی پایانی با گوشه سمت چپ بالای هسته است که با گوشه سمت راست پایین تصویر همپوشانی دارد. اگر هسته و تصویر به ترتیب اندازه $m * n$ و $M * N$

^۹ همانطور که قبلاً اشاره کردیم ، حداقل تعداد عناصر لزوم مورد نیاز برای همبستگی دو بعدی $(m \times n)$ ردیف بالا و پایین f و $(n \times 1)$ ستون در سمت چپ و راست است. با استفاده از این پد و با فرض اینکه f در اندازه $M \times N$ باشد ، مقادیر X و Y برای بدست آوردن همبستگی کامل $(0 \times X, 1, 2, \dots, M)$ و $(0 \times Y, 1, 2, \dots, N)$ این فرض را بر این می گذارد که پیکر بندی اولیه به گونه ای است که مرکز هسته با اصل تصویر همزمان شده است ، که ما آن را در بالا ، سمت چپ تعریف کرده ایم (شکل ۲.۱۹ را ببینید).

داشته باشند ، لبه باید به ($m - 1$) المان های بالا و پایین تصویر و ($n - 1$) عناصر در سمت چپ افزایش یابد. و درست در این شرایط ، اندازه آرایه همبستگی یا انحراف کامل به اندازه $S_v \times S_h$ خواهد بود ، جایی که (شکل ۳.۳۰) و (e) و (h) ، و مسئله ۳.۱۹ را ببینید) ،

$$S_v = m + M - 1 \quad (3-36)$$

$$S_h = n + N - 1 \quad (3-37)$$

اغلب ، الگوریتم های فیلتر مکانی بر اساس همبستگی هستند و بنابراین معادله (۳-۳۴) را پیاده سازی می کنند. در عوض. برای استفاده از الگوریتم همبستگی ، W را در آن وارد می کنیم. برای همدلی ، W را 180° درجه می چرخانیم. برعکس برای الگوریتمی که معادله (۳-۳۵) را پیاده سازی می کند صادق است. بنابراین ، یا معادله (۳-۳۴) یا معادله (۳-۳۵) را می توان با چرخاندن هسته فیلتر ، عملکرد دیگری را انجام داد. با این حال ، به خاطر داشته باشید که ترتیب توابع ورودی در یک الگوریتم همبستگی تفاوت ایجاد می کند ، زیرا همبستگی نه جابجایی است و نه تداعی (به جدول ۳.۵ مراجعه کنید). جدول ۳.۵ برخی از ویژگی های اساسی پیچیدگی و همبستگی. خط تیره به این معنی است که این ویژگی نگه نمی دارد.

ویژگی	کانولوشن	همبستگی
رفت و آمد	$f \star g = g \star f$	—
تداعی کننده	$f \star (g \star h) = (f \star g) \star h$	—
توزیع کننده	$f \star (g + h) = (f \star g) + (f \star h)$	$f \star (g + h) = (f \star g) + (f \star h)$

شکل ۳.۳۱ دو هسته را برای هموارسازی شدت تصویر نشان می دهد. برای فیلتر کردن یک تصویر با استفاده از یکی از این هسته ها ، ما یک کانولوشن هسته را با تصویر به روشی که توضیح داده شد انجام می دهیم. هنگام صحبت در مورد فیلترها و کرنل ها ، به احتمال زیاد با اصطلاحات فیلتر کانولوشن ، ماسک کانولوشن یا هسته کانولوشن روبرو می شوید تا نشانگر فیلترهای هسته ای از نوع مورد بحث ما باشد. به طور معمول ، این اصطلاحات در ادبیات برای نشان دادن یک هسته فیلتر مکانی مورد استفاده قرار می گیرد و نه به این معنی که لزوماً از هسته برای انقباض استفاده می شود. به طور مشابه ، "پیچاندن یک هسته با یک تصویر" اغلب برای نشان دادن فرآیند کشویی و مجموع محصولاتی که توضیح دادیم استفاده می شود و لزوماً بین همبستگی و تحول فرق نمی گذارد. بلکه به طور کلی برای نشان دادن هر یک از این دو عمل استفاده می شود. این اصطلاحات دقیق منبع گیجی

مکرر است. در این کتاب ، وقتی از واژه فیلترینگ مکانی خطی استفاده می کنیم ، منظور ما پیچاندن یک هسته با یک تصویر است.

گاهی اوقات یک تصویر به صورت متوالی ، با استفاده از یک هسته متفاوت در هر مرحله ، فیلتر می شود (یعنی پیچیده می شود). به عنوان مثال ، فرض کنید تصویر f با هسته w_1 فیلتر شده است ، نتیجه با هسته w_2 تغییر یافته است ، این نتیجه با هسته سوم و به همین ترتیب برای مراحل Q فیلتر شده است. این فیلتر چند مرحله ای را می توان به دلیل خاصیت جابجایی پیچیدگی در یک عملیات فیلتر ، $w \star f$ ، در جایی که

$$w = w_1 \star w_2 \star w_3 \star \dots \star w_Q \quad (3-38)$$

اندازه w از اندازه هسته های جداگانه با کاربردهای متوالی معادلات (۳-۳۶) و (۳-۳۷) بدست می آید. اگر اندازه تمام هسته ها $n \times m$ باشد ، از این معادلات نتیجه می شود که اندازه $w_v \times w_h$ خواهد بود ، جایی که

$$w_v = Q \times (m - 1) + m \quad (3-39)$$

$$w_h = Q \times (n - 1) + n \quad (3-40)$$

این معادلات فرض می کنند که هر مقدار یک هسته از هر مقداری از آرایه حاصل از کانولوشن در مرحله قبل بازدید می کند. یعنی پیکر بندی های اولیه و پایانی ، همانطور که در رابطه با معادلات (۳-۳۶) و (۳-۳۷) توضیح داده شده است.

از آنجا که مقادیر این هسته ها در مورد مرکز متقارن است ، قبل از انقباض نیازی به چرخش نیست. ما نمی توانیم معادله مشابهی را برای همبستگی بنویسیم زیرا این مبادله ای نیست.

$$\frac{1}{9} \times \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad \frac{1}{4.8976} \times \begin{bmatrix} 0.3679 & 0.6065 & 0.3679 \\ 0.6065 & 1.0000 & 0.6065 \\ 0.3679 & 0.6065 & 0.3679 \end{bmatrix}$$

a b

شکل ۳.۳۱ نمونه هایی از هسته های صاف کننده (a) یک هسته جعبه ای است ؛ (ب) گوسی است هسته

هسته های فیلتر قابل جدا شدن

همانطور که در بخش ۲.۶ ذکر شد ، یک تابع دو بعدی $G(x,y)$ قابل تفکیک است اگر بتوان آن را به عنوان حاصلضرب دو تابع $G_1(x)$ و $G_2(y)$ نوشت. یعنی $G(x,y) = G_1(x) \cdot G_2(y)$ یک هسته فیلتر مکانی

یک ماتریس است و یک هسته قابل تفکیک یک ماتریس است که می تواند به عنوان محصول خارجی دو بردار بیان شود. به عنوان مثال ، هسته $2 * 3$

$$w = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

قابل تفکیک است زیرا می تواند به عنوان محصول خارجی بردارها بیان شود

$$c = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad \text{and} \quad r = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$cr^T = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} = w$$

یک هسته قابل تفکیک با اندازه $n * m$ را می توان به عنوان محصول خارجی دو وکتور v و w بیان کرد:

$$w = vv^T \quad (3-41)$$

جایی که v و w به ترتیب بردارهای اندازه $m - 1$ و $n - 1$ هستند. برای یک هسته مربع به اندازه $m * m$ ، می نویسیم

$$w = vv^T \quad (3-42)$$

به نظر می رسد که محصول یک بردار ستون و یک بردار ردیف همان کانولوشن 2 بعدی بردارها باشد (به مسئله ۳.۲۴ مراجعه کنید).

اهمیت هسته های قابل تفکیک در مزایای محاسباتی ناشی از خاصیت تداومی پیچیدگی نهفته است. اگر ما یک هسته w داشته باشیم که می تواند به دو هسته ساده تر تجزیه شود ، مانند $w = w_1 * w_2$ ، پس از خواص جابجایی و تداومی در جدول ۳.۵ نتیجه می گیریم که

$$w * f = (w_1 * w_2) * f = (w_2 * w_1) * f = w_2 * (w_1 * f) = (w_1 * f) * w_2 \quad (3-43)$$

برای سازگاری کامل در نشانه گذاری ، باید از نمادهای بزرگ و پررنگ برای هسته ها استفاده کنیم وقتی از آنها به عنوان ماتریس یاد می کنیم. با این حال ، هسته ها در کتاب بیشتر به این صورت رفتار می شوند توابع دو بعدی ، که ما آنها را به صورت کج نشان می دهیم. برای جلوگیری از سردرگمی ، ما همچنان در این قسمت کوتاه از کج برای هسته استفاده می کنیم ، با این درک که در این مورد این دو نشانه معادل هستند ما فرض می کنیم که مقادیر M و N شامل هرگونه پر کردن f قبل از انجام حرکت است

این معادله می گوید که پیچاندن یک هسته قابل تفکیک با یک تصویر همان است که ابتدا w_1 را با f جمع می کند و سپس نتیجه را با w_2 می پیچد.

برای تصویری با اندازه $N * M$ و هسته ای با اندازه $m * n$ ، پیاده سازی معادله (۳-۳۵) به ترتیب ضرب و جمع $MNmn$ نیاز است. این به این دلیل است که مستقیماً از آن معادله نتیجه می گیرد که هر پیکسل در تصویر خروجی (فیلتر شده) بستگی به همه ضرایب هسته فیلتر دارد. اما اگر هسته قابل تفکیک باشد و از معادله استفاده کنیم. (۳-۴۳)، سپس اولین حرکت، $w_1 \star f$ ، به ترتیب ضرب و افزودن MNm نیاز دارد زیرا w_1 دارای اندازه $m * 1$ است. نتیجه اندازه $M * N$ است، بنابراین تراکم w_2 با نتیجه برای انجام عملیات ضرب و جمع MN $(m * n)$ ، به چنین عملیات MNn نیاز است. بنابراین، مزیت محاسباتی انجام پیچیدگی با تفکیک پذیر، بر خلاف کارلن غیر قابل تفکیک، به صورت زیر تعریف می شود:

$$C = \frac{MNmn}{MN(m+n)} = \frac{mn}{m+n} \quad (3-44)$$

برای یک هسته با اندازه متوسط، مثلاً $11 * 11$ ، مزیت محاسباتی (و در نتیجه مزیت زمان اجرا) ۵.۲ قابل احترام است. برای هسته هایی با صدها عنصر، زمان اجرا را می توان با ضریب صد یا بیشتر کاهش داد، که قابل توجه است. ما استفاده از چنین هسته های بزرگی را در مثال ۳.۱۶ نشان می دهیم.

ما از نظریه ماتریس می دانیم که ماتریسی که حاصل ضرب بردار ستون و بردار ردیف است همیشه دارای رتبه ۱ است. بر اساس تعریف، یک هسته قابل تفکیک توسط چنین محصولی تشکیل می شود. بنابراین، برای تعیین اینکه آیا یک هسته قابل تفکیک است یا خیر، تنها کاری که باید انجام دهیم این است که تعیین کنیم آیا رتبه آن ۱ است یا خیر. به طور معمول، ما رتبه یک ماتریس را با استفاده از یک تابع از پیش برنامه ریزی شده در زبان رایانه مورد استفاده می یابیم. به عنوان مثال، اگر از MATLAB استفاده می کنید، رتبه عملکرد کار را انجام می دهد.

هنگامی که تعیین کردید که رتبه یک ماتریس هسته ۱ است، یافتن دو بردار v و w به گونه ای دشوار نیست که محصول خارجی آنها، vwt ، برابر هسته باشد. این رویکرد تنها شامل سه مرحله است:

۱. هر عنصر غیر صفر را در هسته پیدا کنید و اجازه دهید E مقدار آن را نشان دهد.
۲. بردارهای C و t را به ترتیب برابر با ستون و سطر در هسته حاوی عنصر موجود در مرحله ۱ قرار دهید.
۳. با اشاره به معادله (۳-۴۱)، اجازه دهید $w^T = r/E$. $v = c$ باشد.

دلیل عملکرد این روش سه مرحله ای ساده این است که سطرها و ستون های ماتریسی که رتبه آنها ۱ است بطور خطی وابسته هستند. یعنی سطرها فقط با ضرب ثابت و به طور مشابه برای ستونها متفاوت هستند. کار با مکانیک این روش با استفاده از یک هسته کوچک آموزنده است (به مسائل ۳.۲۰ و ۳.۲۲ مراجعه کنید).

همانطور که در بالا توضیح دادیم ، هدف پیدا کردن دو هسته ۱ بعدی ، w_1 و w_2 ، به منظور پیاده سازی یکپارچه ۱ بعدی است. از نظر نماد قبلی ، $w_1 = \mathbf{c} = \mathbf{v}$ و $w_2 = \mathbf{r}/E = \mathbf{w}^1$. برای هسته های متقارن دایره ای ، ستون مرکز هسته کل هسته را توصیف می کند. یعنی $w = \mathbf{v}\mathbf{v}^T/c$ جایی که c مقدار ضرایب مرکزی است. سپس ، اجزای $w_1 = \mathbf{v}$ ؛ $w_2 = \mathbf{v}^T/c$ هستند.

همانطور که بعداً در این فصل بحث خواهیم کرد ، تنها هسته هایی که قابل تفکیک هستند و مقادیر آنها به طور دایره ای با مرکز متقارن هستند ، هسته های گوسی هستند که دارای ضریب مرکزی غیر صفر (یعنی $c > 0$) برای این هسته ها) هستند.

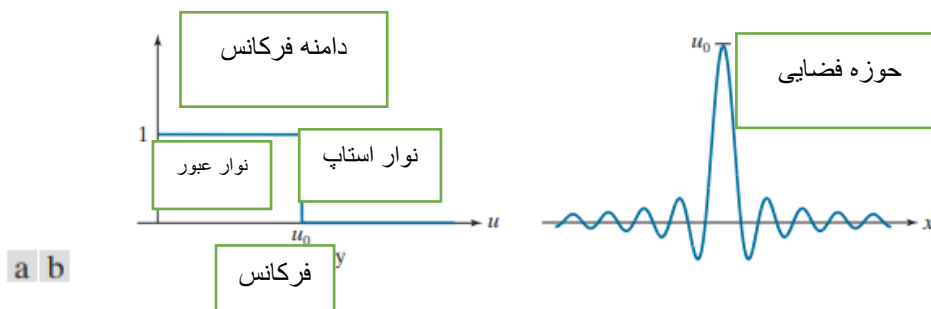
برخی از مقایسه های مهم بین فیلترینگ در حوزه های مکانی و فرکانسی

اگرچه فیلتر کردن در حوزه فرکانس موضوع فصل ۴ است ، اما ما در این اتصال برخی مفاهیم مهم از حوزه فرکانس را معرفی می کنیم که به شما در تسلط بر مطالب بعدی کمک می کند.

ارتباط بین پردازش مکانی و حوزه فرکانسی ، تبدیل فوریه است. برای تبدیل از حوزه مکانی به حوزه فرکانس از تبدیل فوریه استفاده می کنیم ؛ برای بازگشت به حوزه مکانی از تبدیل معکوس فوریه استفاده می کنیم. این مورد به تفصیل در فصل ۴ توضیح داده خواهد شد. تمرکز در اینجا بر دو ویژگی اساسی مربوط به حوزه های مکانی و فرکانسی است:

۱. تحول ، که اساس فیلترینگ در حوزه مکانی است ، معادل ضرب در حوزه فرکانس است و بالعکس.
 ۲. یک انگیزه قدرت A در حوزه مکانی ثابت مقدار A در حوزه فرکانس است و بالعکس.
- همانطور که در فصل ۴ توضیح داده شد ، یک عملکرد (به عنوان مثال ، یک تصویر) که برخی شرایط ملایم را برآورده می کند ، می تواند به عنوان مجموع سینوسی ها با فرکانس ها و آمپول های مختلف بیان شود. بنابراین ، ظاهر یک تصویر به فرکانس های اجزای سینوسی آن بستگی دارد - فرکانس آن اجزا را تغییر دهید و شما ظاهر تصویر را تغییر خواهید داد. آنچه این مفهوم را قدرتمند می کند این است که می توان باندهای فرکانسی خاصی را با ویژگی های تصویر مرتبط کرد. به عنوان مثال ، مناطقی از یک تصویر با شدت که به آرامی متغیر است (به عنوان مثال ، دیوارهای یک تصویر از یک اتاق) با سینوسهای فرکانس پایین مشخص می شوند. به طور مشابه ، لبه ها و سایر انتقالهای شدید با فرکانسهای بالا مشخص می شوند. بنابراین ، کاهش اجزای فرکانس بالای یک تصویر باعث تار شدن آن می شود.

تصفیه خطی به دنبال یافتن راه های مناسب برای تغییر محتوای فرکانس یک تصویر است. در حوزه مکانی ما این کار را از طریق فیلتر متغیر انجام می دهیم. در حوزه فرکانس ما این کار را با فیلترهای ضرب انجام می دهیم. روش دوم یک رویکرد بسیار شهودی تر است ، که یکی از دلایلی است که عملاً درک درست فیلترینگ مکانی بدون داشتن حداقل دانش ابتدایی از حوزه فرکانس غیرممکن است.



شکل ۳.۳۲ الف) عملکرد ایده آل انتقال فیلتر $D-1$ کم عبور در حوزه فرکانس. (ب) هسته فیلتر مربوطه در حوزه مکانی.

یک مثال به روشن شدن این ایده ها کمک می کند. برای سادگی ، یک عملکرد یک بعدی (مانند خط اسکن شدت از طریق یک تصویر) را در نظر بگیرید و فرض کنید که ما می خواهیم تمام فرکانس های آن را در بالای مقدار قطع ، u_0 حذف کنیم ، در حالی که همه فرکانس های زیر این مقدار را "عبور" می دهیم. به شکل ۳.۳۲ (a) یک عملکرد فیلتر دامنه فرکانس را برای انجام این کار نشان می دهد. (اصطلاح تابع انتقال فیلتر برای نشان دادن توابع فیلتر در حوزه فرکانس استفاده می شود - این مشابه استفاده ما از اصطلاح "هسته فیلتر" در حوزه مکانی است.) به طور مناسب ، تابع شکل ۳.۳۲ (a) نامیده می شود عملکرد انتقال فیلتر پایین گذر در واقع ، این یک تابع فیلتر پایین گذر ایده آل است زیرا همه فرکانسهای بالاتر از u_0 را حذف می کند ، در حالی که فرکانسهای زیر این مقدار را عبور می دهد. چنین عملکردهای فیلتری با اجزای فیزیکی قابل اجرا نیست و هنگام اجرای دیجیتالی با "زنگ زدن" مشکلی دارد. با این حال ، فیلترهای ایده آل برای نشان دادن پدیده های مختلف فیلتر بسیار مفید هستند ، همانطور که در فصل ۴ یاد خواهید گرفت. برای فیلتر کردن سیگنال مکانی در حوزه فرکانس ، ابتدا آن را با محاسبه تبدیل فوریه به حوزه فرکانس تبدیل می کنیم و سپس نتیجه را در تابع انتقال فیلتر در شکل ۳.۳۲ (a) ضرب می کنیم تا اجزای فرکانس با مقادیر بالاتر حذف شود. از u_0 برای بازگشت به حوزه مکانی ، تبدیل معکوس فوریه سیگنال فیلتر شده را انجام می دهیم^{۱۰}. نتیجه یک تابع حوزه مکانی مبهم خواهد بود.

به دلیل دوگانگی بین حوزه های مکانی و فرکانسی ، ما می توانیم با یکپارچه سازی هسته فیلترهای حوزه مکانی معادل با عملکرد مکانی ورودی ، نتیجه مشابهی را در حوزه مکانی به دست آوریم. هسته فیلتر مکانی معادل تبدیل فوریه معکوس تابع انتقال فیلتر دامنه فرکانس است. شکل ۳.۳۲ (ب) هسته فیلتر مکانی مربوط به عملکرد انتقال فیلتر حوزه فرکانس را در شکل ۳.۳۲ الف) نشان می دهد. ویژگی های زنگ زدن هسته در تصویر مشهود است.

^{۱۰} همه فیلترهای حوزه فرکانسی که ما به آنها علاقه داریم در مورد مبدا متقارن هستند و فرکانس های مثبت و منفی را شامل می شوند ، همانطور که در بخش ۴.۳ توضیح خواهیم داد (شکل ۴.۸ را ببینید). در حال حاضر ، ما برای سادگی در این توضیح کوتاه فقط سمت راست (فرکانس های مثبت) فیلترهای $D-1$ را نشان می دهیم.

موضوع اصلی نظریه طراحی فیلم دیجیتال بدست آوردن تقریبهای وفادار (و عملی) به قطع شدید دامنه فرکانس ایده آل است.

با کاهش ویژگی های زنگ ، فیلتر می کند.

همانطور که قبلاً در مورد فیلترهای مکانی انجام دادیم ، وقتی معنا واضح است ، هنگام کار در حوزه فرکانس از اصطلاح فیلتر به طور متغیر با عملکرد انتقال فیلتر استفاده می کنیم.

یک کلمه در مورد چگونگی ساخت هسته های فیلتر مکانی

ما سه رویکرد اساسی برای ساخت فیلترهای مکانی را در بخش های زیر این فصل در نظر می گیریم. یک رویکرد مبتنی بر تنظیم فیلترها بر اساس ویژگی های ریاضی است. به عنوان مثال ، فیلتری که میانگین پیکسل های محله را محاسبه می کند ، تصویر را تار می کند. محاسبه میانگین مشابه یکپارچه سازی است. برعکس ، فیلتری که مشتق محلی یک تصویر را محاسبه می کند ، تصویر را تیز می کند. ما نمونه های متعددی از این روش را در بخشهای بعدی ارائه می دهیم.

رویکرد دوم بر اساس نمونه برداری از یک تابع مکانی دو بعدی است که شکل آن دارای ویژگی مطلوبی است. به عنوان مثال ، در بخش بعدی نشان خواهیم داد که نمونه هایی از یک تابع گوسی می توانند برای ساخت یک فیلتر میانگین وزنی (پایین گذر) استفاده شوند. این توابع مکانی دو بعدی گاهی اوقات به عنوان عکس معکوس فوریه از فیلترهای ۲ بعدی که در حوزه فرکانس مشخص شده اند ، ایجاد می شود. ما چندین مثال از این روش را در این فصل و فصل بعدی ارائه می دهیم.

رویکرد سوم این است که یک فیلتر مکانی با پاسخ فرکانسی مشخص طراحی شود. این رویکرد بر اساس مفاهیمی است که در قسمت قبل مورد بحث قرار گرفته است و در زمینه طراحی فیلترهای دیجیتال قرار دارد. یک فیلتر مکانی ۱ بعدی با پاسخ مورد نظر بدست می آید (معمولاً با استفاده از نرم افزار طراحی فیلتر).

مقادیر فیلتر $D-1$ را می توان به عنوان بردار v بیان کرد و سپس می توان با استفاده از معادله یک هسته جداشدنی دو بعدی را بدست آورد. (۳-۴۲). یا فیلتر $D-1$ می تواند در اطراف مرکز خود بچرخد تا یک هسته ۲ بعدی ایجاد کند که تقریباً یک عملکرد متقارن دایره ای را تقریب می زند. ما این تکنیک ها را در بخش ۳.۷ نشان خواهیم داد.

۳.۵ فیلترهای مکانی نرم کننده (پایین گذر)

از فیلترهای مکانی هموارسازی (که به آن میانگین گیری نیز گفته می شود) برای کاهش تغییرات شدید در شدت استفاده می شود. از آنجا که سر و صدای تصادفی به طور معمول شامل تغییرات شدید در شدت است ، یکی از کاربردهای بارز صاف کردن ، کاهش نویز است. هموارسازی قبل از نمونه گیری مجدد تصویر برای کاهش الایزینگ ، همانطور که در بخش ۴.۵ مورد بحث قرار می گیرد ، همچنین یک برنامه رایج است. از هموارسازی برای کاهش

جزئیات نامربوط در تصویر استفاده می شود ، جایی که "بی ربط" به مناطق پیکسلی اشاره می کند که نسبت به اندازه هسته فیلتر کوچک هستند. کاربرد دیگر برای هموارسازی خطوط کاذب ناشی از استفاده از سطوح شدت ناکافی در تصویر ، همانطور که در بخش ۲.۴ مورد بحث قرار گرفته است. فیلترهای صاف کننده در ترکیب با تکنیک های دیگر برای افزایش تصویر ، مانند تکنیک های پردازش هیستوگرام که در بخش ۳.۳ مورد بحث قرار گرفته است ، و پوشش غیر تیز ، که بعداً در این فصل مورد بحث قرار گرفت ، استفاده می شود. ما بحث فیلترهای صاف کننده را با در نظر گرفتن جزئیات فیلترهای صاف کننده خطی آغاز می کنیم. بعداً در این بخش ، فیلترهای صاف کننده غیر خطی را معرفی می کنیم.

همانطور که در بخش ۳.۴ بحث کردیم ، فیلتر مکانی خطی شامل پیچاندن یک تصویر با یک هسته فیلتر است. ترکیب هسته صاف کننده با یک تصویر باعث تار شدن تصویر می شود و میزان تار شدن آن بر اساس اندازه هسته و مقادیر ضرایب آن تعیین می شود. فیلترهای پایین گذر علاوه بر مفید بودن در کاربردهای بی شمار پردازش تصویر ، اساسی هستند ، به این معنا که سایر فیلترهای مهم ، از جمله وضوح (بالا گذر) ، باند ، و فیلترهای باند ، می توانند از فیلترهای کم گذر مشتق شوند. در بخش ۳.۷ ما در این قسمت فیلترهای کم گذر بر اساس جعبه و هسته گاوس را مورد بحث قرار می دهیم که هر دو از هم جدا هستند. بیشتر بحث ها بر روی هسته های گاوسی به دلیل خواص مفید متعدد و وسعت کاربرد آنها متمرکز خواهد بود. ما سایر فیلترهای صاف کننده را در فصل ۴ و ۵ معرفی می کنیم.

هسته های فیلتر جعبه

ساده ترین و قابل تفکیک هسته فیلتر پایین گذر هسته جعبه است که ضرایب آن مقدار یکسانی دارد (معمولاً ۱). نام "هسته جعبه" از یک هسته ثابت که شبیه یک جعبه است هنگام مشاهده سه بعدی گرفته شده است. ما در شکل ۳.۳۱ (a) فیلتر جعبه 3×3 را نشان دادیم. فیلتر $m \times n$ box یک آرایه $m \times n$ از ۱ است ، با یک نرمال عادی در جلو ، که مقدار آن ۱ بر مجموع مقادیر ضرایب تقسیم می شود (یعنی ۱ mn وقتی همه ضرایب ۱ هستند). این عادی سازی ، که ما برای همه هسته های کم گذر اعمال می کنیم ، دو هدف دارد. اول ، مقدار متوسط یک ناحیه با شدت ثابت ، همانطور که باید با آن شدت در تصویر فیلتر شده برابر است. دوم ، عادی سازی هسته به این طریق از ایجاد تعصب در هنگام فیلتر جلوگیری می کند. یعنی مجموع پیکسل ها در تصاویر اصلی و فیلتر شده یکسان خواهد بود (به مسئله ۳.۳۱ مراجعه کنید). از آنجا که در هسته جعبه همه سطرها و ستونها یکسان هستند ، رتبه این هسته ها ۱ است ، که همانطور که قبلاً بحث کردیم ، به این معنی است که آنها قابل تفکیک هستند.

مثال ۳.۱۱: تصفیه پایین گذر با هسته جعبه.

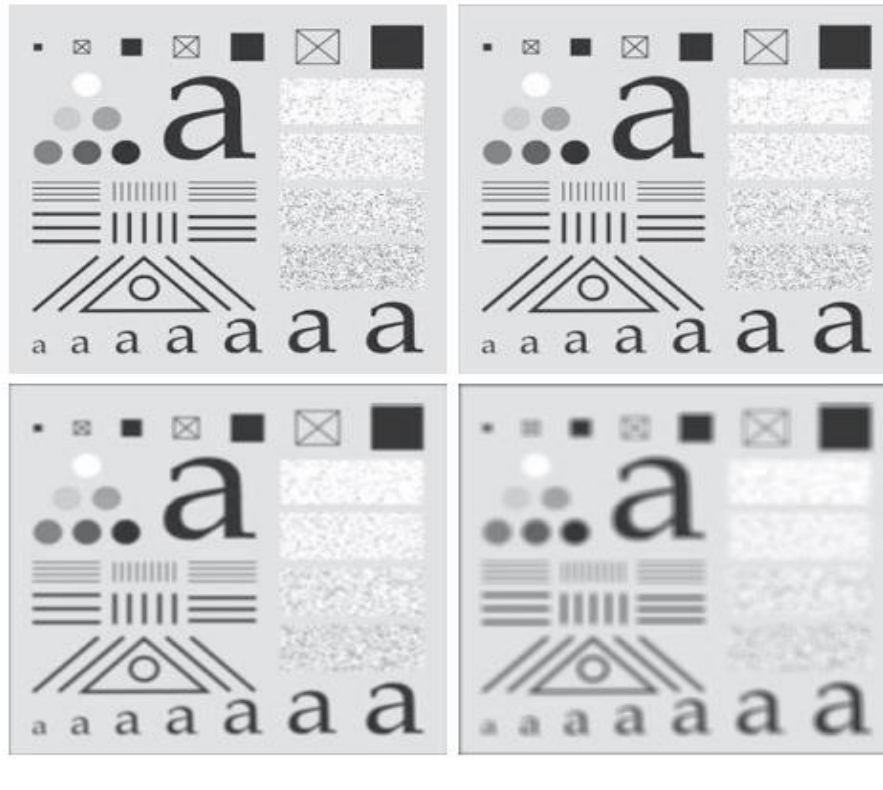
شکل ۳.۳۳ (الف) یک تصویر الگوی آزمایشی با اندازه ۱۰۲۴ × ۱۰۲۴ پیکسل را نشان می دهد. شکل ۳.۳۳ (ب) نتایج بدست آمده با استفاده از فیلترهای جعبه ای به اندازه $m * m$ با $m = 3$ ، ۱۱ و ۲۱ است. برای $m = 3$ ، ما کمی تار کلی تصویر را مشاهده می کنیم، با ویژگی های تصویر که اندازه آنها با اندازه هسته قابل مقایسه است، به طور قابل توجهی بیشتر تحت تأثیر قرار می گیرد. چنین ویژگی هایی شامل خطوط نازک تر در تصویر و پیکسل های نویز موجود در جعبه های سمت راست تصویر است.

تصویر فیلتر شده دارای حاشیه خاکستری نازک است که نتیجه آن پر شدن صفر تصویر قبل از فیلتر شدن است. همانطور که قبلاً نشان داده شد، پدینگ مرزهای یک تصویر را گسترش می دهد تا از عملیات نامعلوم جلوگیری کند، زمانی که قسمت هایی از یک هسته در خارج از مرز تصویر در حین فیلتر قرار دارد. هنگامی که از پد صفر (سیاه) استفاده می شود، نتیجه خالص صاف شدن در مرز یا نزدیک آن یک مرز خاکستری تیره است که از گنجاندن پیکسل های سیاه در فرایند میانگین گیری ناشی می شود. استفاده از هسته $11 * 11$ منجر به محو شدن بیشتر در کل تصویر، از جمله حاشیه تاریک برجسته تر شد. نتیجه با هسته $21 * 21$ تار شدن قابل ملاحظه ای از همه اجزای تصویر را نشان می دهد، از جمله از دست دادن شکل مشخصه برخی از اجزا، از جمله، به عنوان مثال، مربع کوچک در بالا سمت چپ و کاراکتر کوچک در پایین سمت چپ. مرز تیره ناشی از پر کردن صفر نسبتاً ضخیم تر از قبل است. ما در اینجا از پد صفر استفاده کردیم، و چند بار دیگر از آن استفاده خواهیم کرد، تا بتوانید با اثرات آن آشنا شوید. در مثال ۳.۱۴ ما دو رویکرد دیگر را برای پر کردن مورد بحث قرار می دهیم که مصنوع مرز تاریک را که معمولاً ناشی از پر کردن صفر است حذف می کند.

فیلتر گوسی پایین گذر کرنل

فیلترهای جعبه ای به دلیل سادگی، برای آزمایش سریع مناسب هستند و اغلب نتایج صاف کننده ای را ارائه می دهند که از نظر بصری قابل قبول است. آنها همچنین زمانی مفید هستند که بخواهیم اثر صاف شدن روی لبه ها را کاهش دهیم (به مثال ۳.۱۳ مراجعه کنید). با این حال، فیلترهای جعبه دارای محدودیت هایی هستند که آنها را در بسیاری از برنامه ها انتخاب ضعیفی می کند.

به عنوان مثال، یک لنز فاقد فوکوس اغلب به عنوان یک فیلتر پایین گذر مدل می شود، اما فیلترهای جعبه تقریباً ضعیفی نسبت به ویژگی های تار شدن لنزها دارند (به مسئله ۳.۳۳ مراجعه کنید). محدودیت دیگر این واقعیت است که فیلترهای جعبه ای مایل به تار شدن در جهت عمود هستند.



شکل ۳.۳۳ الف) الگوی تست اندازه $1024 * 1024$ پیکسل. (ب)-(د) نتایج فیلترینگ با گذرگاه هسته با اندازه های $3 * 3$ ، $11 * 11$ ، و $21 * 21$ به ترتیب.

در برنامه هایی که شامل تصاویر با جزئیات بالا یا اجزای هندسی قوی هستند، جهت فیلترهای جعبه اغلب نتایج نامطلوبی را ایجاد می کند. (مثال 3.13 این مسئله را نشان می دهد.) اینها فقط دو برنامه هستند که فیلترهای جعبه در آنها مناسب نیستند.

هسته های انتخابی در برنامه هایی مانند موارد ذکر شده به صورت دایره ای متقارن هستند (که ایزوتروپیک نیز نامیده می شود، به این معنی که پاسخ آنها مستقل از جهت گیری است). همانطور که معلوم است، هسته گوسی از فرم

$$w(s,t) = G(s,t) = Ke^{-\frac{s^2+t^2}{2\sigma^2}} \quad (3-45)$$

تنها هسته های متقارن دایره ای هستند که همچنین قابل تفکیک هستند (Sahoo [1990] بنابراین، از آنجا که هسته های گaus از این شکل قابل تفکیک هستند، فیلترهای گaus از مزایای محاسباتی مشابه فیلترهای جعبه برخوردارند، اما دارای مجموعه ای از ویژگی های اضافی هستند که آنها را برای پردازش تصویر ایده آل می کند، همانطور که در بحث زیر خواهید آموخت. متغیرهای s و t در معادله $(3-45)$ ، اعداد واقعی (معمولاً گسسته)

هستند. با اجازه دادن به $r = [s^2 + t^2]^{1/2}$ می توان معادله $(3-45)$ را نوشت. به عنوان

$$G(r) = Ke^{-\frac{r^2}{2\sigma^2}} \quad (3-46)$$

در اینجا علاقه ما به شکل زنگ است ، بنابراین ، ما از ضرب کننده سنتی PDF گوسی صرف نظر می کنیم و به جای آن از یک ثابت کلی ، K استفاده می کنیم. به یاد بیاورید که "گسترش" یک تابع گوسی در مورد میانگین آن را کنترل می کند.

این فرم معادل مشتق عبارات را در این قسمت ساده می کند. این فرم همچنین به ما یادآوری می کند که تابع به صورت دایره ای متقارن است. r متغیر فاصله از مرکز به هر نقطه از تابع G . شکل ۳.۳۴ مقادیر r را برای چندین اندازه هسته با استفاده از مقادیر صحیح برای S و t نشان می دهد. از آنجا که ما به طور کلی با اندازه هسته های عجیب و غریب کار می کنیم ، مراکز چنین هسته هایی بر روی مقادیر صحیح قرار می گیرند و نتیجه می شود که همه مقادیر r نیز عدد صحیح هستند. این را می توانید با تقسیم مقادیر در شکل ۳.۳۴ (برای اثبات رسمی ، به [۲۰۱۱] Padfield مراجعه کنید) مشاهده کنید. به طور خاص توجه داشته باشید که فاصله مربع به نقاط گوشه برای هسته ای به اندازه $m * m$ است

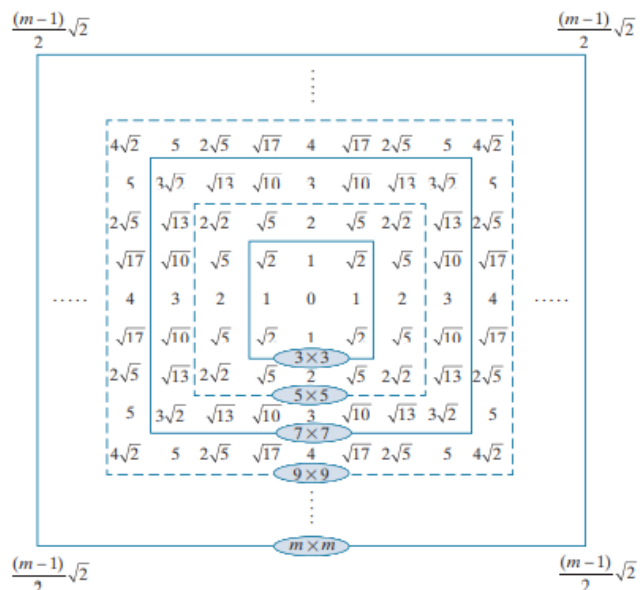
$$r_{\max}^2 = \left[\frac{(m-1)}{2} \sqrt{2} \right]^2 = \frac{(m-1)^2}{2} \quad (3-47)$$

هسته در شکل ۳.۳۱ (b) با نمونه برداری از معادله بدست آمده است. (۳-۴۵) با $K = 1$ و $S = 1$ شکل ۳.۳۵ (الف) نمودار چشم انداز یک تابع گوسی را نشان می دهد و نشان می دهد که نمونه های مورد استفاده برای تولید آن هسته با تعیین مقادیر S و t و سپس "خواندن" مقادیر تابع در آن مختصات به دست آمده است. این مقادیر ضرایب هسته هستند. عادی سازی هسته با تقسیم ضرایب آن بر مجموع ضرایب ، مشخصات هسته را کامل می کند. دلایل عادی سازی هسته در ارتباط با هسته جعبه توضیح داده شده است. از آنجا که هسته های گوسی قابل تفکیک هستند ، ما می توانیم به سادگی نمونه هایی را در یک سطح مقطع از مرکز گرفته و از نمونه ها برای تشکیل بردار v در معادله استفاده کنیم. (۳-۴۲) ، که از آن هسته 2 بعدی را بدست می آوریم.

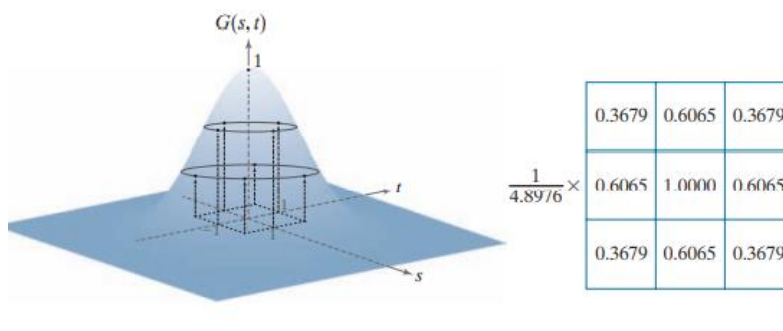
قابلیت جداسازی یکی از خواص اساسی هسته های گوسی متقارن دایره ای است. به عنوان مثال ، ما می دانیم که مقادیر یک تابع گوسی در فاصله ای بزرگتر از 3 ثانیه از میانگین آنقدر کوچک است که نمی توان آنها را نادیده گرفت. این بدان معناست که اگر اندازه هسته گاوس را $[6\sigma] \times [6\sigma]$ انتخاب کنیم (یادداشت LCM tion برای نشان دادن سقف C استفاده می شود. یعنی کوچکترین عدد صحیح نه کمتر از ج) ، ما مطمئن هستیم که در اصل همان نتیجه را می گیریم که گویی از $arbi$ -استفاده کرده ایم

هسته گوسی بسیار وحشتناک با نگاهی دیگر ، این ویژگی به ما می گوید که با استفاده از هسته گوسی بزرگتر از $[6\sigma] \times [6\sigma]$ برای پردازش تصویر ، چیزی به دست نمی آید. از آنجا که ما معمولاً با هسته هایی با ابعاد فرد کار

می کنیم ، از کوچکترین عدد صحیح فرد استفاده می کنیم که این شرایط را برآورده می کند (به عنوان مثال ، اگر $S \vee S$ یک هسته $43 \ 43 \ 43$). دو ویژگی اساسی دیگر توابع گوسی محصول است و انعقاد دو گوسی توابع گوسی نیز هستند. جدول ۳.۶ میانگین و انحراف معیار محصول و پیچیدگی دو تابع گاوسی $f-1, f$ و g را نشان می دهد (به یاد داشته باشید ، به دلیل قابلیت تفکیک ، ما فقط به یک گاوسی 1 بعدی نیاز داریم تا یک تابع دو بعدی متقارن تشکیل دهیم.) میانگین و انحراف استاندارد کاملاً یک گوسی است ، بنابراین پارامترهای جدول ۳.۶ به ما می گوید که همه چیز درباره عملکردهای حاصل از ضرب و انقباض گاوسها باید بدانیم. همانطور که توسط معادلات $(3-45)$ و $(3-46)$ ، نشان داده شده است. هسته گوسی میانگین صفر دارند ، بنابراین علاقه ما در اینجا به انحرافات استاندارد است. نتیجه تحول از اهمیت ویژه ای در فیلترینگ برخوردار است. به عنوان مثال ، ما در رابطه با معادله $(3-43)$ ذکر کردیم. که گاهی اوقات فیلترینگ در مراحل بعدی انجام می شود و نتیجه مشابهی را می توان با یک مرحله فیلتر کردن با یک هسته مرکب که به عنوان کانولوشن تک تک هسته ها تشکیل شده است بدست آورد. اگر هسته ها گوسی باشند ، می توانیم از نتیجه جدول ۳.۶ (که همانطور که اشاره شد مستقیماً به بیش از دو تابع تعمیم می یابد) برای محاسبه انحراف استاندارد هسته مرکب (و بنابراین کاملاً تعریف آن) بدون نیاز به عمل همزمانی همه هسته ها



شکل ۳.۳۴ فاصله از مرکز برای اندازه های مختلف هسته های مربع



a b

شکل ۳.۳۵ الف) نمونه برداری از یک تابع گوسی برای بدست آوردن هسته گاوس گسسته. مقادیر نشان داده شده برای (۱-K) و (۱۰) [۳] ب) نتیجه گیری ۳ [۳] هسته [۳] این همان شکل ۳.۳۱ (ب) است. جدول ۳.۶ میانگین و انحراف معیار محصول ([۳] و پیچیدگی ([۳]) دو تابع ۱-D گوسی، f و g . این نتایج به طور مستقیم به محصول و تجمع بیش از دو تابع ۱-D گوسی تعمیم می یابد (به مسئله ۳.۲۵ مراجعه کنید).

	f	g	$f \times g$	$f \star g$
Mean	m_f	m_g	$m_{f \times g} = \frac{m_f \sigma_g^2 + m_g \sigma_f^2}{\sigma_f^2 + \sigma_g^2}$	$m_{f \star g} = m_f + m_g$
Standard deviation	σ_f	σ_g	$\sigma_{f \times g} = \sqrt{\frac{\sigma_f^2 \sigma_g^2}{\sigma_f^2 + \sigma_g^2}}$	$\sigma_{f \star g} = \sqrt{\sigma_f^2 + \sigma_g^2}$

مغزهای کوچک گوسی نمی توانند شکل زنگ گوسی را نشان دهند و بنابراین بیشتر شبیه هسته جعبه رفتار می کنند. همانطور که در زیر بحث می کنیم، اندازه عملی هسته های گوسی در حدود 6×6 ثانیه است. همانطور که در بخش ۲.۶ توضیح دادیم، نمادها \gg [۳]: نشان می دهد عملکرد سقف و کف موارد یعنی توابع سقف و کف به ترتیب یک عدد واقعی را به کوچکترین عدد صحیح یا بزرگترین عدد صحیح قبلی ترسیم می کنند. اثبات نتایج در جدول ۳.۶ با کار با تبدیل فوریه و حوزه فرکانس، که هر دو موضوعاتی در فصل ۴ هستند، ساده شده است.

مثال ۳.۱۲: فیلترینگ پایین گذر با هسته گوسی .

برای مقایسه فیلترینگ هسته گاوس و جعبه، مثال ۳.۱۱ را با استفاده از هسته گاوس تکرار می کنیم. هسته های گاوس باید بزرگتر از فیلترهای جعبه باشند تا به همان میزان تار شوند. این امر به این دلیل است که در حالی که یک هسته جعبه وزن یکسانی را به همه پیکسل ها اختصاص می دهد، مقادیر ضرایب هسته گاوس (و در نتیجه تأثیر آنها) به عنوان تابعی از فاصله از مرکز هسته کاهش می یابد. همانطور که قبلاً توضیح داده شد،

ما از اندازه ای برابر با نزدیکترین عدد صحیح فرد به $[6\sigma] \times [6\sigma]$ استفاده می کنیم. بنابراین ، برای یک هسته گوسی با اندازه $21 * 21$ ، که اندازه هسته ای است که برای تولید شکل ۳.۳۳ (d) استفاده کردیم ، به $S = 3.5$ نیاز داریم. شکل ۳.۳۶ (ب) نشان می دهد

نتیجه فیلتر پایین گذر که الگوی آزمایش را با این هسته تغییر می دهد. با مقایسه این نتیجه با شکل ۳.۳۳ (d) ، می بینیم که هسته گوس به طور قابل ملاحظه ای تار شد. یک آزمایش کوچک نشان می دهد که برای بدست آوردن نتایج قابل مقایسه به ۷ پوند نیاز داریم. این دلالت بر یک هسته گوسی با اندازه $43 * 43$ دارد. شکل ۳.۳۶ (ج) نتایج فیلتر کردن الگوی آزمایش با این هسته را نشان می دهد. با مقایسه آن با شکل ۳.۳۳ (d) ، می بینیم که نتایج واقعاً بسیار نزدیک هستند.

پیشتر اشاره کردیم که با استفاده از یک هسته گوسی بزرگتر از $[6\sigma] \times [6\sigma]$ نمی توان به دست آورد. برای نشان دادن این موضوع ، ما الگوی آزمایش را در شکل ۳.۳۶ (a) با استفاده از هسته گوسی با $S = 7$ ، اما اندازه $85 * 85$ فیلتر کردیم. شکل ۳.۳۷ (a) همان شکل ۳.۳۶ (c) است ، که ما با استفاده از کوچکترین هسته فرد که شرایط $[6\sigma] \times [6\sigma]$ را برآورده می کند ($43 * 43$) ، برای $S = 7$ تولید کردیم. شکل ۳.۳۷ (b) حاصل استفاده از هسته $85 * 85$ است که اندازه آن دو برابر هسته دیگر است. همانطور که می بینید ، تار شدن اضافی قابل تشخیص رخ نداده است. در واقع ، تصویر تفاوت در شکل ۳.۳۷ (ج) نشان می دهد که این دو تصویر تقریباً یکسان هستند ، حداکثر تفاوت آنها 0.75 است که از 256 کمتر از یک سطح است (اینها تصاویر ۸ بیتی هستند).



a b c

شکل ۳.۳۶ (الف) الگوی آزمایش با اندازه $1024 * 1024$. (ب) نتیجه کم تغییر فیلتر با یک هسته گوسی به ابعاد $21 * 21$ ، با انحراف استاندارد (c) . $S = 3.5$ نتیجه استفاده از هسته ای به ابعاد $43 * 43$ ، با $S = 7$ این نتیجه با شکل ۳.۳۳ (d) قابل مقایسه است. ما در همه موارد از $K = 1$ استفاده کردیم

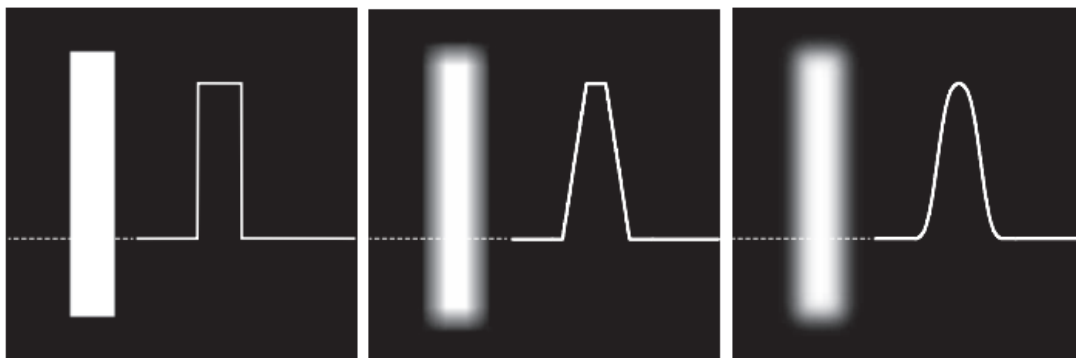
مثال ۳.۱۳: مقایسه ویژگی های صاف کننده گاوس و فیلتر جعبه.

نتایج در مثالهای ۳.۱۱ و ۳.۱۲ تفاوت بصری کمی در محو شدن نشان داد. با وجود این ، برخی تفاوت های ظریف وجود دارد که در نگاه اول آشکار نیست. به عنوان مثال ، حرف بزرگ "a" را در شکلها مقایسه کنید. ۳.۳۳ (د) و ۳.۳۶ (ج) ؛ دومی در اطراف لبه ها بسیار صاف تر است. شکل ۳.۳۸ این نوع رفتار متفاوت را بین جعبه و هسته گاوس به وضوح نشان می دهد. تصویر مستطیل با استفاده از یک جعبه و یک هسته گاوسی با اندازه ها و پارامترهای ذکر شده در تصویر صاف شد. این پارامترها برای نشان دادن مستطیل های تار با عرض و ارتفاع یکسان انتخاب شده اند تا آثار فیلترها را به صورت قابل مقایسه نشان دهند. همانطور که پرونده های شدت نشان می دهد ، فیلتر جعبه صافی خطی ایجاد می کند ، با گذار از سیاه به سفید (یعنی در لبه) شکل یک سطح شیب دار. ویژگیهای مهم در اینجا انتقال سخت در شروع و انتهای سطح شیب دار است. وقتی صاف شدن لبه ها کمتر می شود از این نوع فیلتر استفاده می کنیم. برعکس ، فیلتر گاوسی نتایج قابل ملاحظه ای روان در اطراف تغییرات لبه به همراه داشت. هنگامی که به طور کلی صاف شدن یکنواخت مورد نیاز است ، از این نوع فیلتر استفاده می کنیم.



a b c

شکل ۳.۳۷ (الف) نتیجه فیلتر کردن شکل ۳.۳۶ (الف) با استفاده از هسته های گاوسی با اندازه $43 * 43$ ، با S ($\sigma = 7$) نتیجه استفاده از هسته $85 * 85$ ، با همان مقدار (S) تفاوت تصویر.



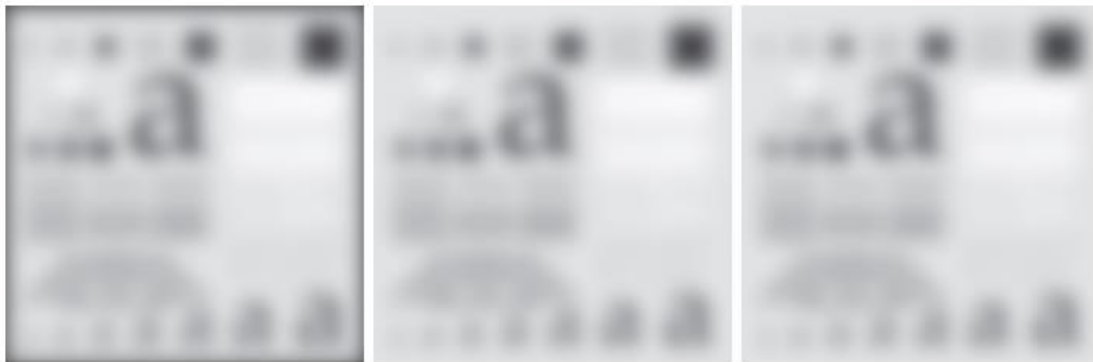
a b c

شکل ۳.۳۸ (الف) تصویری از یک مستطیل سفید در زمینه سیاه و یک پروفایل شدت افقی در امتداد خط اسکن نقطه چین نشان داده شده است. (ب) نتیجه هموارسازی این تصویر با یک هسته جعبه ای به اندازه $71 * 71$ و

پروفایل شدت مربوطه. (ج) نتیجه هموارسازی تصویر با استفاده از هسته گوسی با اندازه ۱۵۱ ۱۵ ۱۵۱، با $K=1$ و $S=25$ صاف بودن پروفایل در (ج) در مقایسه با (ب) توجه کنید. اندازه تصویر و مستطیل به ترتیب $1024 * 768 * 128$ پیکسل است.

همانطور که نتایج مثالهای ۳.۱۱، ۳.۱۲ و ۳.۱۳ نشان می دهد، پر کردن صفر تصویر باعث ایجاد مرزهای تیره در نتیجه فیلتر می شود و ضخامت حاشیه ها بستگی به اندازه و نوع هسته فیلتر استفاده شده دارد. پیشتر، هنگام بحث در مورد همبستگی و تحول، ما به دو روش دیگر برای پر کردن تصویر اشاره کردیم: آینه (که متقارن نیز نامیده می شود)، که در آن مقادیر خارج از مرز تصویر با بازتاب تصویر از طریق مرز آن به دست می آید. و `replicate padding`، که در آن مقادیر خارج از مرز برابر با نزدیکترین مقدار حاشیه تصویر تنظیم شده است. پر کردن اخیر زمانی مفید است که مناطق نزدیک به مرز تصویر ثابت باشند. برعکس، زمانی که مناطق نزدیک مرز حاوی جزئیات تصویر باشد، روکش آینه بیشتر کاربرد دارد. به عبارت دیگر، این دو نوع بالشتک سعی می کند ویژگی های یک تصویر را از مرزهای آن "گسترش" دهد.

شکل ۳.۳۹ این روشهای پر کردن را نشان می دهد، و همچنین اثرات هموارسازی تهاجمی تر را نشان می دهد. شکلهای ۳.۳۹ (الف) تا ۳.۳۹ (ج) نتایج فیلترینگ شکل ۳.۳۶ (الف) را با هسته گوسی با اندازه ۱۸۷ ۱۸۷ ۱۸۷ عنصر با $K=1$ و $S=31$ ، به ترتیب با استفاده از صفحات صفر، آینه و تکرار نشان می دهد. به تفاوت بین حاشیه نتایج با تصویر پر از صفر و دو تصویر دیگر آشکار است و نشان می دهد که آینه و لایه های تکراری با حذف حاشیه های تیره ناشی از پر کردن صفر نتایج جذابیت بیشتری از نظر بصری دارند.



a b c

شکل ۳.۳۹ نتیجه فیلتر کردن الگوی آزمایش در شکل ۳.۳۶ (الف) با استفاده از (الف) پد صفر، (ب) روکش آینه، و (ج) پد جایگزین. در هر سه مورد از هسته گوسی با اندازه $187 * 187$ با $K=1$ و $S=31$ استفاده شد.

مثال ۳.۱۴: هموارسازی عملکرد به عنوان تابعی از هسته و اندازه تصویر.

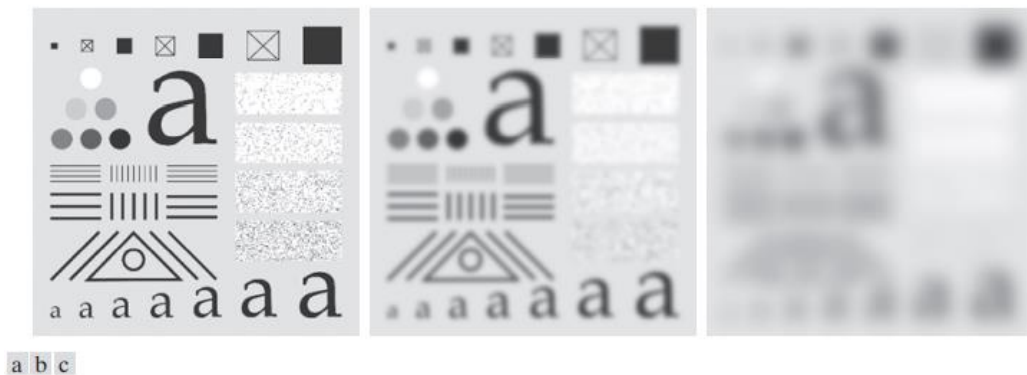
میزان تار شدن نسبی تولید شده توسط یک هسته صاف در اندازه معین بستگی مستقیم به اندازه تصویر دارد. برای توضیح، شکل ۳.۴۰ (الف) همان الگوی آزمایشی را استفاده می کند که قبلاً استفاده شده بود، اما در اندازه

۴۰۹۶ * ۴۰۹۶ پیکسل ، چهار برابر بزرگتر در هر بعد از قبل. شکل ۳.۴۰ (ب) نتیجه فیلتر شدن این تصویر را با همان هسته گوسی و پد مورد استفاده در شکل ۳.۳۹ (ب) نشان می دهد. در مقایسه ، تصویر قبلی به طور قابل ملاحظه ای تار کمتر را برای همان اندازه فیلتر نشان می دهد. در واقع ، شکل ۳.۴۰ (ب) بیشتر شبیه تصویر شکل ۳.۳۶ (د) است که با استفاده از هسته $43 * 43$ گاوس فیلتر شده است. برای به دست آوردن نتایجی که با شکل ۳.۳۹ (ب) قابل مقایسه است ، باید اندازه و انحراف استاندارد هسته گاوس را چهار برابر افزایش دهیم ، همان فاکتور افزایش ابعاد تصویر. این یک هسته (فرد) اندازه $745 * 745$ با $K = 1$ و $S = 124$ می دهد. شکل ۳.۴۰ (ج) نتیجه استفاده از این هسته با روکش آینه را نشان می دهد. این نتیجه کاملاً مشابه شکل ۳.۳۹ (ب) است. پس از واقعیت ، ممکن است این یک مشاهده بی اهمیت به نظر برسد ، اما شما تعجب خواهید کرد که چگونه درک نکردن رابطه بین اندازه هسته و اندازه اشیاء در یک تصویر می تواند منجر به عملکرد ناکارآمد الگوریتم های فیلتر مکانی شود.

شکل ۳.۴۱ (a) تصویری از تلسکوپ هابل $2566 * 2708$ از گروه فشرده Hickson است (به شرح تصویر مراجعه کنید) ، که شدت آن تا محدوده $[0, 1]$ کاهش یافته است. هدف ما نشان دادن فیلترینگ کم گذر همراه با آستانه شدت برای حذف جزئیات نامربوط در این تصویر است. در متن حاضر ، "نامربوط" به مناطق پیکسلی اشاره دارد که در مقایسه با اندازه هسته کوچک هستند.

شکل ۳.۴۱ (ب) نتیجه فیلتر کردن تصویر اصلی با هسته گوسی با اندازه $151 * 151$ تقریباً ۶ درصد از عرض تصویر) و انحراف استاندارد $S = 25$ است. ما این مقدار پارامترها را به منظور ایجاد وضوح بیشتر انتخاب کردیم. ، شکل هسته گوسی انتخابی تر از نمونه های قبلی است. تصویر فیلتر شده چهار منطقه عمدتاً روشن را نشان می دهد. ما می خواهیم فقط آن مناطق را از تصویر استخراج کنیم.

شکل ۳.۴۱ (ج) نتیجه آستانه گذاری تصویر فیلتر شده با آستانه $T = 0.4$ است (در مورد آستانه در فصل ۱۰ بحث خواهیم کرد). همانطور که در تصویر نشان داده شده است ، این رویکرد به طور موثر چهار منطقه مورد علاقه را استخراج کرده و جزئیاتی را که در این برنامه بی ربط به نظر می رسند حذف کرد.



شکل ۳.۴۰ (الف) الگوی آزمایش اندازه $4096 * 4096$ پیکسل. (ب) نتیجه فیلتر کردن الگوی آزمایش با همان هسته گوسی که در شکل ۳.۳۹ استفاده شده است. (ج) نتیجه فیلتر کردن الگو با استفاده از هسته گوسی با اندازه $745 * 745$ عنصر، با $K=1$ و $S=124$ در کل از روکش آینه استفاده شد.



a b c

تصویر ۳.۴۱ (الف) تصویر تلسکوپ هابل $2566 * 2708$ از گروه فشرده هیکسون. (ب) نتیجه فیلترهای گذرگاه پایین با هسته گوسی. (ج) نتیجه آستانه تصویر فیلتر شده (شدتها به محدوده $[0, 1]$ کاهش یافت). گروه فشرده هیکسون شامل کهکشان های کوتوله ای است که گرد هم آمده اند و هزاران خوشه ستاره ای جدید را به وجود آورده اند. (تصویر اصلی از ناسا گرفته شده است).



a b c

شکل ۳.۴۲ (الف) تصویر با سایه ای که در جهت -45° جهت گیری شده است، سایه گرفته است. (ب) برآورد الگوهای سایه زنی به دست آمده با استفاده از فیلترینگ کم گذر. (ج) نتیجه تقسیم (الف) بر (ب). (برای رویکرد مورفولوژیکی اصلاح سایه به بخش ۹.۸ مراجعه کنید).

مثال ۳.۱۶: اصلاح سایه با استفاده از فیلتر کم گذر.

یکی از دلایل اصلی سایه زدن تصویر، نور یکنواخت است. تصحیح سایه (که به آن تصحیح زمین نیز گفته می شود) مهم است زیرا سایه زنی علت متداول اندازه گیری های اشتباه، عملکرد ضعیف الگوریتم های خودکار تجزیه و تحلیل تصویر و مشکل در تفسیر تصویر توسط انسان است. ما اصلاح سایه را در مثال ۲.۷ معرفی کردیم، جایی که یک تصویر سایه دار را با تقسیم بر الگوی سایه سازی تصحیح کردیم. در آن مثال، الگوی سایه داده شد. اغلب

، در عمل اینطور نیست و ما مجبوریم الگو را مستقیماً از نمونه های موجود از تصاویر سایه دار تخمین بزنیم. فیلترینگ پایین گذر یک روش ساده و محکم برای برآورد الگوهای سایه زنی است. تصویر صفحه شطرنج $2048 * 2048$ را در شکل ۳.۴۲ (a) در نظر بگیرید ، که مربع داخلی آن دارای اندازه $128 * 128$ پیکسل است. شکل ۳.۴۲ (ب) نتیجه فیلتر پایین گذر است که تصویر را با هسته گوسی $512 * 512$ (چهار برابر اندازه مربع ها) ، $(K-1)$ و $S = 128$ برابر اندازه مربع ها) تغییر می دهد. این هسته به اندازه ای بزرگ است که مربع ها را محو می کند (هسته ای سه برابر بزرگتر از مربع ها بسیار کوچک است تا به اندازه کافی محو شود). این نتیجه تقریبی خوبی برای الگوی سایه گذاری است که در شکل ۳.۴۲ (a) قابل مشاهده است. در نهایت ، شکل ۳.۴۲ (ج) حاصل تقسیم (الف) بر (ب) است. اگرچه نتیجه کاملاً خوب نیست ، اما به طور قطع بهبود نسبت به تصویر سایه دار است.

در بحث هسته های قابل تفکیک در بخش ۳.۴ ، ما اشاره کردیم که پیشرفت محاسباتی هسته های جداشدنی می تواند برای هسته های بزرگ قابل توجه باشد. برآورد می شود از معادله (۳-۴۴) که مزیت محاسباتی هسته مورد استفاده در این مثال (که البته قابل تفکیک است) 262 تا 1 است.

در نظر گرفتن زمان محاسبه ، اگر پردازش مجموعه ای از تصاویر مشابه تصویر 30 ثانیه به طول انجامد. 3.42 (ب) با استفاده از دو جزء قابل تفکیک 1 بعدی هسته گوس ، 2.2 ساعت طول می کشید تا با استفاده از یک هسته پایین گذر غیر قابل تفکیک به همان نتیجه برسیم ، یا اگر از هسته دو بعدی گوسی به طور مستقیم ، بدون تجزیه و قرار دادن آن در بخشهای جداگانه آن استفاده می کردیم.

فیلترهای نظمی (غیر حضوری)

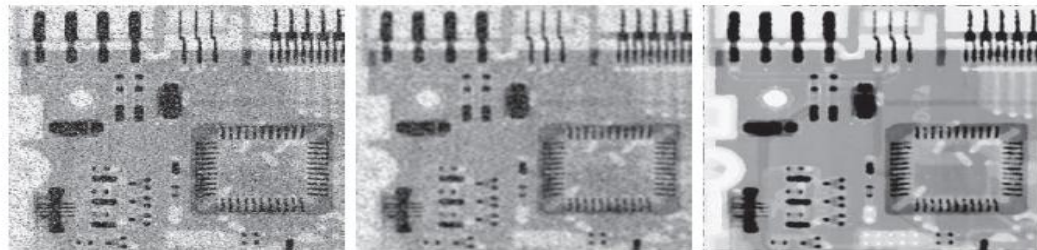
فیلترهای آماری مرتبه فیلترهای مکانی غیر خطی هستند که پاسخ آنها بر اساس ترتیب (رتبه بندی) پیکسل های موجود در منطقه ای است که توسط فیلتر احاطه شده است. هموارسازی با جایگزینی مقدار پیکسل مرکزی با مقدار تعیین شده در نتیجه رتبه بندی به دست می آید. معروف ترین فیلتر در این دسته فیلتر میانی است که همانطور که از نامش مشخص است ، مقدار پیکسل مرکزی را با میانگین مقادیر شدت در همسایگی آن پیکسل جایگزین می کند (مقدار پیکسل مرکزی در محاسبه میانگین) فیلترهای متوسط برای کاهش برخی نویزهای تصادفی ، قابلیت کاهش نویز فوق العاده ای را فراهم می آورند ، به طور قابل ملاحظه ای کمتر از فیلترهای صاف کننده گوش با اندازه مشابه تار می شوند. فیلترهای متوسط در صورت وجود نویز ضربه ای (که گاهی اوقات به عنوان نویز نمک و فلفل نامیده می شود ، هنگامی که خود را به صورت نقاط سفید و سیاه بر روی تصویر نشان می دهد) موثر هستند.

میانگین ، J ، مجموعه ای از مقادیر به گونه ای است که نیمی از مقادیر در مجموعه کمتر یا مساوی J و نیمی بزرگتر یا مساوی J هستند. به منظور انجام میانه فیلتر در نقطه ای از تصویر ، ابتدا مقادیر پیکسل ها را در همسایگی

تمایز دیجیتالی می پردازد. قدرت پاسخ یک عملگر مشتق متناسب با اندازه شدت ناپیوستگی در نقطه ای است که عملگر اعمال می شود. بنابراین ، تمایز تصویر باعث افزایش لبه ها و سایر ناپیوستگی ها (مانند نویز) می شود و بر ناحیه هایی با شدت متغیر آهسته تأکید می کند. همانطور که در بخش ۳.۵ ذکر شد ، صاف کردن اغلب به عنوان فیلترینگ پایین گذر نامیده می شود ، اصطلاحی که از پردازش حوزه فرکانس گرفته شده است. به روش مشابه ، تیز کردن را اغلب فیلترینگ بالا نامیده اند. در این حالت ، فرکانس های بالا (که مسئول جزئیات دقیق هستند) عبور می کنند ، در حالی که فرکانس های پایین ضعیف یا رد می شوند.

پایه

در دو بخش بعدی ، ما فیلترهای تیز کردن را که به ترتیب بر اساس مشتقات مرتبه اول و دوم هستند ، با جزئیات در نظر خواهیم گرفت. با این حال ، قبل از ادامه بحث ، ما به بررسی برخی از خواص اساسی این مشتقات در زمینه دیجیتالی می پردازیم. برای ساده سازی توضیحات ، ابتدا توجه را بر مشتقات تک بعدی متمرکز می کنیم. به طور خاص ، ما به رفتار این مشتقات در مناطق با شدت ثابت ، در شروع و پایان ناپیوستگی ها (ناپیوستگی های پله ای و سطح شیب دار) و در امتداد سطح شیب دار علاقه مند هستیم. همانطور که در فصل ۱۰ خواهید دید ، از این نوع ناپیوستگی ها می توان برای مدل سازی نقاط ، خطوط و لبه های نویز در تصویر استفاده کرد.



a b c

شکل ۳.۴۳ (الف) تصویر اشعه ایکس از صفحه مدار ، خراب شده توسط سر و صدای نمک و فلفل. (ب) کاهش نویز با استفاده از هسته فیلتر پایین $19 * 19$ گوسی با $S=3$ (ج) کاهش نویز با استفاده از فیلتر متوسط $7 * 7$.
۷. تصویر اصلی از آقای Joseph E. Pascente ، Lixi ، Inc. گرفته شده است)

مشتقات یک عملکرد دیجیتالی از نظر تفاوت تعریف شده است. روشهای مختلفی برای تعریف این تفاوتها وجود دارد. با این حال ، ما نیاز داریم که هر تعریفی که برای اولین مشتق استفاده می کنیم:

۱. در مناطق با شدت ثابت باید صفر باشد.
۲. در شروع مرحله یا سطح شیب دار باید صفر باشد.
۳. در امتداد سطح شیب دار باید صفر باشد. به طور مشابه ، هر تعریفی از مشتق دوم ۱. باید در مناطق با شدت ثابت صفر باشد.
۲. باید در شروع و انتهای یک مرحله یا سطح شیب دار غیر صفر باشد.

۳. در امتداد رمپ های شدت باید صفر باشد.

ما با کمیت های دیجیتالی سروکار داریم که مقادیر آنها محدود است. بنابراین ، حداکثر تغییر شدت ممکن نیز محدود است و کوتاهترین فاصله ای که این تغییر می تواند بین پیکسل های مجاور ایجاد شود.

تعریف اساسی مشتق مرتبه اول تابع یک بعدی $f(x)$

$$\frac{\partial f}{\partial x} = f(x+1) - f(x) \quad (3-48)$$

ما از یک مشتق جزئی در اینجا استفاده می کنیم تا علامت را ثابت نگه داریم وقتی یک تابع تصویر از دو متغیر $f(x,y)$ را در نظر می گیریم ، که در آن زمان به معامله می پردازیم- با مشتقات جزئی در امتداد دو محور مکانی.

واضح است ، $\frac{\partial f}{\partial x} = df/dx$ وقتی فقط یک متغیر در تابع وجود دارد. همین امر در مورد مشتق دوم نیز صادق

است. ما مشتق مرتبه دوم $f(x)$ را به عنوان تفاوت تعریف می کنیم

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f(x+1) + f(x-1) - 2f(x) \quad (3-49)$$

به معادله برمی گردیم.

(۳-۴۸) در بخش ۱۰.۲ و نشان دهید که چگونه از گسترش سری تیلور به دست می آید. در حال حاضر ، ما آن

را به عنوان یک تعریف می پذیریم.

این دو تعریف شرایط ذکر شده در بالا را برآورده می کنند ، همانطور که در شکل ۳.۴۴ نشان می دهیم ، که در آن شباهت ها و تفاوت های مشتقات مرتبه اول و دوم یک عملکرد دیجیتال را نیز بررسی می کنیم.

مقادیر نشان داده شده با مربع های کوچک در شکل ۳.۴۴ (الف) مقادیر شدت در امتداد یک پروفایل شدت افقی هستند (خط قطع شده ای که مربع ها را متصل می کند برای کمک به تجسم گنجانده شده است). مقادیر عددی

واقعی خط اسکن در جعبه های کوچک در ۳.۴۴ (b) نشان داده شده است. همانطور که در شکل ۳.۴۴ (a) نشان داده شده است ، خط اسکن شامل سه بخش با شدت ثابت ، یک سطح شیب دار و یک مرحله شدت است. دایره

ها شروع یا پایان تغییرات شدید را نشان می دهند. مشتقات مرتبه اول و دوم ، با استفاده از دو تعریف قبلی ، در زیر خطوط اسکن در شکل ۳.۴۴ (b) نشان داده شده است ، و در شکل ۳.۴۴ (c) رسم شده است. هنگام محاسبه

اولین مشتق در یک مکان x ، مقدار تابع را در آن مکان از نقطه بعدی کم می کنیم ، همانطور که در معادله (۳-۴۸) ، نشان داده شده است. بنابراین این یک عملیات "نگاه به آینده" است. به طور مشابه ، برای محاسبه مشتق

دوم در x ، از نقاط قبلی و بعدی در محاسبه استفاده می کنیم ، همانطور که در معادله (۳-۴۹) نشان داده شده است. برای جلوگیری از موقعیتی که در آن نقاط قبلی یا بعدی خارج از محدوده خط اسکن هستند ، محاسبات

مشتق را در شکل نشان می دهیم.

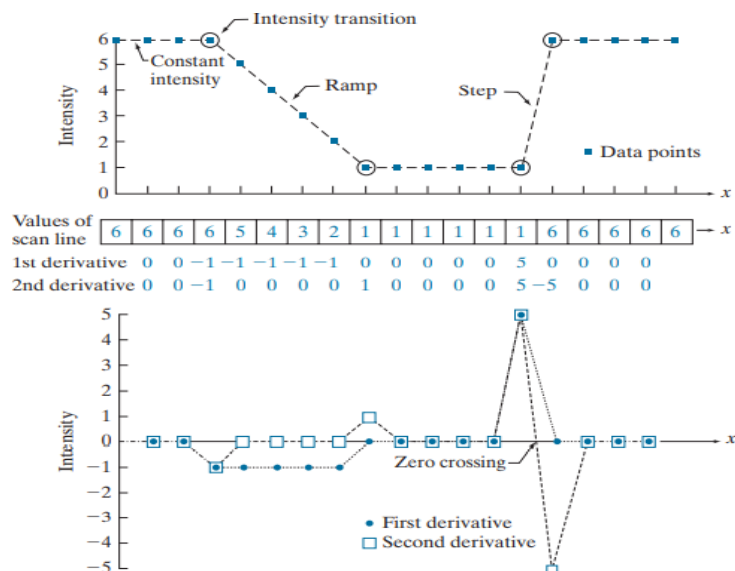
۳.۴۴ از نقطه دوم تا مرحله آخر در دنباله.

در حالی که پروفیل را از چپ به راست می پیماییم ، ابتدا با ناحیه ای با شدت ثابت مواجه می شویم و همانطور که در شکلها آمده است. ۳.۴۴ (b) و (c) نشان می دهد ، هر دو مشتق در آنجا صفر هستند ، بنابراین شرط (۱) برای هر دو رضایت دارد.

در مرحله بعد ، ما با یک سطح شیب دار که به دنبال آن یک مرحله پیش می آید ، برخورد می کنیم و توجه می کنیم که مشتق مرتبه اول در شروع سطح شیب دار و مرحله غیر صفر است. به طور مشابه ، مشتق دوم در ابتدا و انتهای سطح شیب دار و مرحله غیر صفر است. بنابراین ، ویژگی (۲) توسط هر دو مشتق برآورده می شود. در نهایت ، ما می بینیم که ویژگی (۳) توسط هر دو مشتق نیز ارضا می شود زیرا اولین مشتق غیر صفر است و دومی در امتداد سطح شیب صفر است. توجه داشته باشید که علامت مشتق دوم در ابتدا و انتهای یک پله یا سطح شیب دار تغییر می کند.

در واقع ، در شکل ۳.۴۴ (ج) می بینیم که در یک مرحله گام ، خطی که به این دو مقدار متصل می شود ، از محور افقی در وسط بین دو حد عبور می کند. این ویژگی صفر عبور برای مکان یابی کاملاً مفید است ، همانطور که در فصل ۱۰ خواهید دید.

لبه های تصاویر دیجیتالی اغلب از نظر شدت دارای شیب های شیب دار هستند ، در این صورت اولین مشتق تصویر منجر به لبه های ضخیم می شود زیرا مشتق در طول یک سطح شیب دار صفر نیست. از سوی دیگر ، مشتق دوم یک لبه دو ضخامت یک پیکسل ایجاد می کند که توسط صفرها از هم جدا می شود. از اینجا نتیجه می گیریم که مشتق دوم جزئیات را بسیار بهتر از مشتق اول افزایش می دهد ، ویژگی ای که برای وضوح تصاویر بسیار مناسب است. همچنین ، مشتقات دوم نسبت به مشتقات اول به عملیات کمتری نیاز دارند ، بنابراین توجه اولیه ما به اولین مورد است.



شکل ۳.۴۴ (الف) قسمتی از یک خط اسکن افقی از یک تصویر که لبه های سطح شیب دار و پله و قطعات ثابت را نشان می دهد. (ب) ارزش خط اسکن و مشتقات آن. (ج) نمودار مشتقات ، که صفر صفر را نشان می دهد. در (الف) و (ج) نقاط با خطوط خط کشی به عنوان کمک بصری به هم متصل شدند

استفاده از مشتق دوم برای تیز کردن تصویر - لاپلاس

در این بخش ما در مورد پیاده سازی دو بعدی ، مشتقات مرتبه دوم و استفاده از آنها برای وضوح تصویر بحث می کنیم. این رویکرد شامل تعریف فرمول مجزا از مشتق مرتبه دوم و سپس ساختن هسته فیلتر بر اساس آن فرمول است. همانطور که در مورد هسته های پایین گذر گوسی در بخش ۳.۵ ، ما در اینجا به هسته های ایزوتروپیک علاقه داریم ، که پاسخ آنها مستقل از جهت ناپیوستگی های شدید در تصویری است که فیلتر روی آن اعمال شده است.

می توان نشان داد (روزنفلد و کاک [۱۹۸۲]) که ساده ترین عملگر مشتق ایزوتروپیک (هسته) لاپلاسیان است ، که برای تابع (تصویر) $f(x,y)$ دو متغیر ، به عنوان تعریف شده است.

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \quad (3-50)$$

از آنجا که مشتقات هر نظمی عملیات خطی هستند ، لاپلاسیان یک عملگر خطی است. برای بیان این معادله به صورت مجزا ، از تعریف در معادله استفاده می کنیم. (۳-۴۹) ، در نظر داشته باشید که ما در حال حاضر یک متغیر دوم داریم. در جهت x داریم

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f(x+1, y) + f(x-1, y) - 2f(x, y) \quad (3-51)$$

و ، به طور مشابه ، در جهت y ، ما داریم

$$\frac{\partial^2 f}{\partial y^2} = f(x, y+1) + f(x, y-1) - 2f(x, y) \quad (3-52)$$

از سه معادله قبل نتیجه می شود که لاپلاسیان گسسته دو متغیر است

$$\nabla^2 f(x, y) = f(x+1, y) + f(x-1, y) + f(x, y+1) + f(x, y-1) - 4f(x, y) \quad (3-53)$$

این معادله را می توان با استفاده از کانولوشن با هسته در شکل ۳.۴۵ (a) پیاده سازی کرد. بنابراین ، مکانیک های فیلترینگ برای وضوح تصویر همانطور که در بخش ۳.۵ برای فیلترینگ پایین گذر توضیح داده شده است. ما در اینجا به سادگی از ضرایب مختلف استفاده می کنیم.

هسته در شکل ۳.۴۵ (a) برای چرخش های ۹۰ درجه نسبت به محورهای x و y همسانگرد است. جهت های مورب را می توان با افزودن چهار عبارت دیگر به معادله در تعریف لاپلاسیان دیجیتالی گنجانید. (۳-۵۳). از آنجا که هر عبارت مورب شامل یک عبارت $a-2f(x, y)$ است ، مجموع تفکیک شده از شرایط تفاوت اکنون $f-8f(x, y)$

خواهد بود. شکل ۳.۴۵ (ب) هسته مورد استفاده برای پیاده سازی این تعریف جدید را نشان می دهد. این هسته نتایج همسانگرد را در افزایش ۴۵ درجه به ارمغان می آورد. هسته های موجود در شکل ۳.۴۵ (ج) و (د) نیز برای محاسبه لاپلاسیان استفاده می شود. آنها از تعاریف مشتقات دوم بدست می آیند که منفی آنها می هستند که ما در اینجا استفاده کردیم. آنها نتایج معادل خود را به دست می آورند ، اما هنگام ترکیب یک تصویر با فیلتر لاپلاسیان با یک تصویر دیگر ، باید تفاوت در نشانه را در نظر داشت.

از آنجا که لاپلاسیان یک عملگر مشتق است ، تغییرات شدید وضوح را در یک تصویر برجسته می کند و بر مناطق با شدت متغیر تأکید می کند. این امر باعث ایجاد تصاویری می شود که دارای خطوط لبه خاکستری و سایر ناپیوستگی ها هستند که همگی بر روی زمینه ای تیره و بدون ویژگی قرار گرفته اند. با افزودن تصویر لاپلاسیان به اصل ، می توانید ویژگی های پس زمینه را "در حالی که هنوز اثر تیزکننده لاپلاسیان را حفظ کرده اید" بازیابی کنید. همانطور که در پاراگراف قبل اشاره شد ، مهم است که در نظر داشته باشیم که از کدام تعریف لاپلاسیان استفاده می شود. اگر تعریف مورد استفاده ضریب ضریب مرکزی منفی داشته باشد ، ما تصویر لاپلاسیان را از اصل کم می کنیم تا نتیجه واضح تری بدست آوریم. بنابراین ، روش اصلی استفاده از زبان لاپلاسی برای وضوح تصویر این است

$$g(x, y) = f(x, y) + c[\nabla^2 f(x, y)] \quad (3-54)$$

جایی که $f(x, y)$ و $g(x, y)$ به ترتیب تصاویر ورودی و وضوح هستند. در صورت استفاده از هسته های لاپلاسیان در شکل ۳.۴۵ (a) or (b) و در صورت استفاده از هر دو هسته دیگر $c = 1$.

0	1	0	1	1	1	0	-1	0	-1	-1	-1
1	-4	1	1	-8	1	-1	4	-1	-1	8	-1
0	1	0	1	1	1	0	-1	0	-1	-1	-1

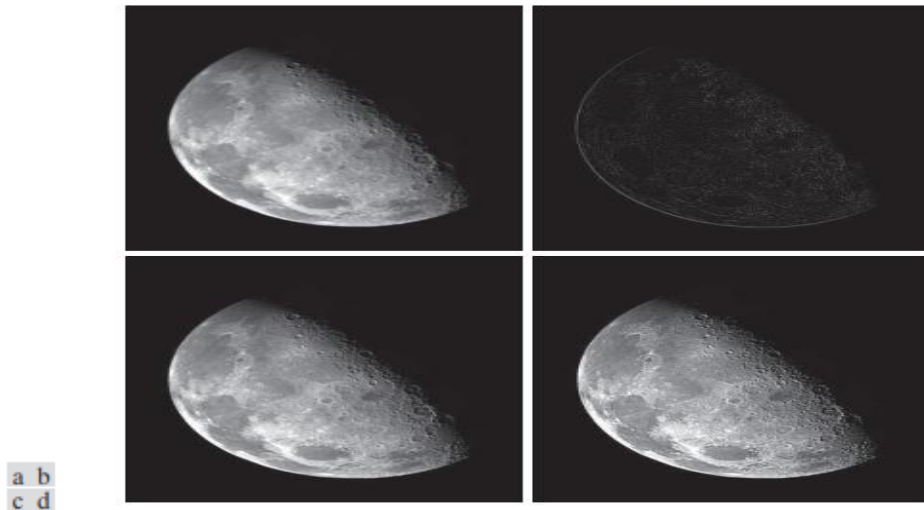
a b c d

شکل ۳.۴۵ (الف) هسته لاپلاسیان مورد استفاده برای اجرای معادله (۳-۵۳). (ب) هسته برای پیاده سازی فرمت این معادله که شامل اصطلاحات مورب است استفاده می شود. (ج) و (د) دو هسته دیگر لاپلاسیان.

مثال ۳.۱۸: وضوح تصویر با استفاده از لاپلاسیان .

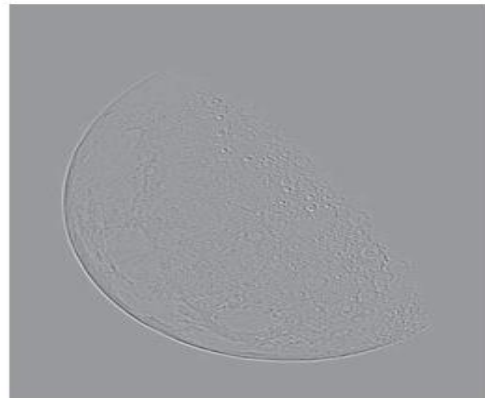
شکل ۳.۴۶ (الف) تصویری کمی تار از قطب شمال ماه نشان می دهد و شکل ۳.۴۶ (ب) نتیجه فیلتر شدن این تصویر با هسته لاپلاسیان در شکل ۳.۴۵ (الف) مستقیم است. قسمت های بزرگ این تصویر سیاه است زیرا تصویر لاپلاسیان دارای مقادیر مثبت و منفی است و همه مقادیر منفی توسط صفحه نمایش در ۰ بریده می شوند. شکل ۳.۴۶ (ج) نتیجه بدست آمده با استفاده از معادله (۳-۵۴) ، را نشان می دهد. با $c = -1$ ، زیرا ما از هسته در شکل ۳.۴۵ (a) برای محاسبه لاپلاسیان استفاده کردیم. جزئیات در این تصویر به وضوح واضح تر و واضح تر از تصویر

اصلی است. افزودن لاپلاسین به تصویر اصلی تغییرات کلی شدت تصویر را بازیابی کرد. افزودن لاپلاسین کنتراست را در محل های قطع ناگهانی شدت افزایش داد. نتیجه خالص تصویری است که در آن جزئیات کوچک افزایش یافته و تنالیده پس زمینه به طور معقول حفظ شده است. در نهایت ، شکل ۳.۴۶ (d) نتیجه تکرار یک روش را نشان می دهد اما از هسته در شکل ۳.۴۵ (b) استفاده می شود. در اینجا ، ما بهبود چشمگیری را در وضوح نسبت به شکل ۳.۴۶ (ج) مشاهده می کنیم. این غیر منتظره نیست زیرا استفاده از هسته در شکل ۳.۴۵ (ب) تمایز (تیز کردن) اضافی را در جهت های مورب ایجاد می کند. نتایجی مانند آنچه در شکل ها آمده است. ۳.۴۶ (C) و (d) لاپلاسین را به یک ابزار انتخابی برای وضوح تصاویر دیجیتال تبدیل کرده است. از آنجا که تصاویر لاپلاسین تاریک و بدون ویژگی هستند ، یک روش معمول برای مقیاس گذاری این تصاویر برای نمایش استفاده از معادلات (۲-۳۱) و (۲-۳۲) معادل است. این منفی ترین مقدار را به ۰ می رساند و دامنه کامل شدت ها را نمایش می دهد. شکل ۳.۴۷ حاصل پردازش شکل ۳.۴۶ (b) به این روش است. ویژگی های غالب تصویر ، لبه ها و ناپیوستگی های شدید است. پس زمینه ، که قبلاً سیاه بود ، اکنون در نتیجه مقیاس بندی خاکستری است. این ظاهر خاکستری معمولی برای تصاویر لاپلاسین است که به درستی مقیاس بندی شده اند.



شکل ۳.۴۶ الف) تصویر مبهم از قطب شمال ماه. (ب) تصویر لاپلاسین با استفاده از هسته در شکل ۳.۴۵ (a) به دست آمده است. (ج) تصویر با استفاده از معیار تیز می شود. (۳-۵۴) با $C = -1$. (د) تصویر با استفاده از همان روش ، اما با هسته در شکل ۳.۴۵ (ب) تیز شده است. (اصلی تصویر از ناسا گرفته شده است) در شکل ۳.۴۵ توجه کنید که ضرایب هر هسته به صفر برسد. فیلترینگ مبتنی بر تحول مجموعه ای از محصولات را پیاده سازی می کند ، بنابراین هنگامی که یک هسته مشتق شده ناحیه ثابتی را در یک تصویر می گذراند ، نتیجه حرکت در آن مکان باید صفر باشد. با استفاده از هسته هایی که ضرایب ضریب آنها به صفر می رسد ، این امر محقق می شود. در بخش ۳.۵ ، ما هسته های هموار را عادی کردیم تا مجموع ضرایب آنها یک باشد. مناطق

ثابت در تصاویر فیلتر شده با این هسته ها نیز در تصویر فیلتر شده ثابت خواهند بود. ما همچنین دریافتیم که مجموع پیکسل ها در تصاویر اصلی و فیلتر شده یکسان است ، بنابراین از ایجاد تعصب با فیلتر جلوگیری می کند (به مسئله ۳.۳۱ مراجعه کنید). هنگام پیچاندن تصویری با هسته ای که ضرایب ضریب آن صفر است ، مشخص می شود که پیکسل های تصویر فیلتر شده نیز به صفر می رسد (به مسئله ۳.۳۲ مراجعه کنید). این بدان معناست که تصاویری که با چنین کرن های فیلتر شده اند دارای ارزش منفی هستند و گاهی اوقات برای به دست آوردن نتایج بصری مناسب نیاز به پردازش اضافی دارند. افزودن تصویر فیلتر شده به اصل ، همانطور که در معادله (۳-۵۴) ، انجام دادیم. نمونه ای از چنین پردازش اضافی است.



شکل ۳.۴۷ تصویر لاپلاسیان از شکل ۳.۴۶ (ب) ، با محدوده کامل [۰ ، ۲۵۵] مقادیر شدت. پیکسل های سیاه مربوط به منفی ترین مقدار در مقیاس بندی نشده است تصویر لاپلاسیان ، خاکستری ها مقادیر میانی هستند و پیکسل های سفید مربوط به بالاترین مقدار مثبت است.

فیلتر بدون علامت و فیلتر HIGHBOOST

تفریق یک نسخه بدون وضوح (صاف) از یک تصویر از رویه اصلی فرایندی است که از دهه ۱۹۳۰ توسط صنعت چاپ و انتشارات برای وضوح تصاویر استفاده می شود. این فرایند ، که به آن ماسک بدون شارپ می گویند ، شامل مراحل زیر است:

۱. تصویر اصلی را تار کنید.
 ۲. تصویر تار را از اصل کم کنید (تفاوت حاصله ماسک نامیده می شود).
 ۳. ماسک را به اصل اضافه کنید.
- اگر (X, Y) نشان دهنده تصویر تار باشد ، ماسک به شکل معادله به شرح زیر است:

$$g_{\text{mask}}(x, y) = f(x, y) - \bar{f}(x, y) \quad (3-55)$$

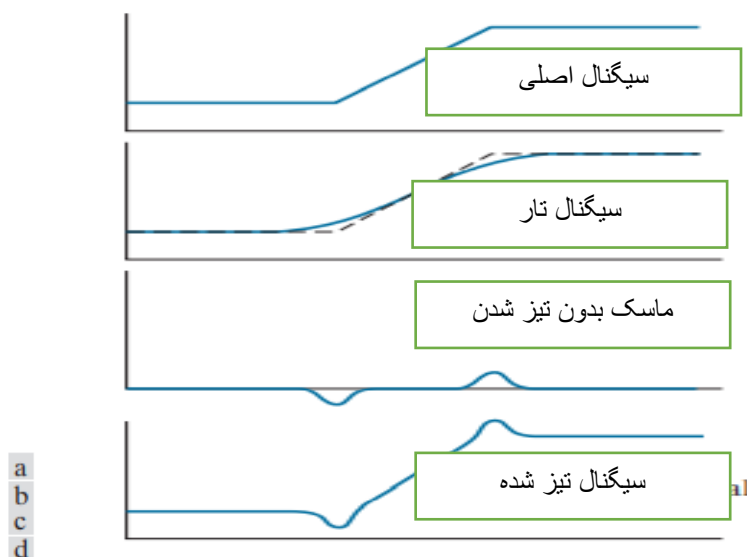
سپس یک قسمت وزنی از ماسک را به تصویر اصلی اضافه می کنیم:

$$g(x, y) = f(x, y) + k g_{\text{mask}}(x, y) \quad (3-56)$$

که در آن وزن ، $k (k \geq 0)$ را برای کلیات در نظر گرفتیم. هنگامی که $k = 1$ دارای پوششی تیز نیست ، همانطور که در بالا تعریف شده است. هنگامی که $k-1$ ، این فرایند به عنوان فیلتر بالا افزایش نامیده می شود. انتخاب k -۱ سهم ماسک بدون شارپ را کاهش می دهد.

شکل ۳.۴۸ مکانیک پوشش غیر تیز را نشان می دهد. قسمت (الف) یک پروفیل شدت افقی در لبه عمودی شیب است که از تاریکی به روشنایی تبدیل می شود. شکل ۳.۴۸ (ب) خط اسکن مبهم را نشان می دهد که روی سیگنال اصلی قرار گرفته است (نشان داده شده است). شکل ۳.۴۸ (ج) این ماسک است که با تفریق سیگنال تار از اصل بدست می آید. با مقایسه این نتیجه با بخش شکل ۳.۴۴ (ج) مربوط به سطح شیب دار در شکل ۳.۴۴ (الف) ، توجه می کنیم که ماسک تیز در شکل ۳.۴۸ (ج) شبیه به چیزی است که با استفاده از یک دوم به دست می آوریم. مشتق سفارش شکل ۳.۴۸ (د) نتیجه نهایی تیز شده است که با افزودن ماسک به سیگنال اصلی بدست می آید. نقاطی که در آنها تغییر شیب در سیگنال اتفاق می افتد ، اکنون مورد تأکید (تیز) قرار گرفته است. توجه داشته باشید که مقادیر منفی به نسخه اصلی اضافه شده است. بنابراین ، اگر تصویر اصلی دارای مقادیر صفر باشد ، ممکن است نتیجه نهایی دارای شدت منفی باشد ، یا اگر مقدار k به اندازه ای بزرگ انتخاب شده باشد که قله های ماسک را در سطحی بزرگتر از حداقل مقدار اصلی تأکید کند. علامت. مقادیر منفی باعث ایجاد هاله های تیره در اطراف لبه ها می شود که اگر k بیش از حد بزرگ باشد ، قابل اعتراض نیست.

روش عکاسی پوشش غیر واضح مبتنی بر ایجاد یک مثبت مبهم و استفاده از آن به همراه نکاتیو اصلی برای ایجاد یک تصویر واضح تر است. علاقه ما معادل دیجیتالی این فرآیند است.



شکل ۳.۴۸ تصویر یک بعدی از مکانیک پوشش غیر تیز (الف) سیگنال اصلی (ب) تار سیگنال با اصل نشان داده شده است برای مرجع. (ج) ماسک تیز (د) سیگنال تیز ، با افزودن (ج) به (الف) بدست می آید.

مثال ۳.۱۹: پوشاندن غیر واضح و فیلتر کردن با شدت بالا.