

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

در فرمول قبلی ، واحد سرعت بر حسب پیکسل در کل زمان فریم است. به عنوان مثال ،  $V_1 = 10$  حرکت 10 پیکسل را در فریم K نشان می دهد. برای فریم هایی که به طور یکنواخت گرفته می شوند ، سرعت فیزیکی واقعی بستگی به نرخ فریم و فاصله بین پیکسل ها دارد. بنابراین ، اگر  $V_1 = 10$  ، و  $K = 30$  ، نرخ فریم دو تصویر در ثانیه است و فاصله بین پیکسل ها 0.5 متر است ، در این صورت سرعت فیزیکی واقعی در جهت X برابر است

$$V_1 = (10 \text{ pixels})(0.5 \text{ m/pixel})(2 \text{ frames/s})(30 \text{ frames})$$

علامت جزء X سرعت با محاسبه بدست می آید

$$S_{1x} = \left. \frac{d^2 \text{Re}[g_x(t, a_1)]}{dt^2} \right|_{t=n} \quad (10-125)$$

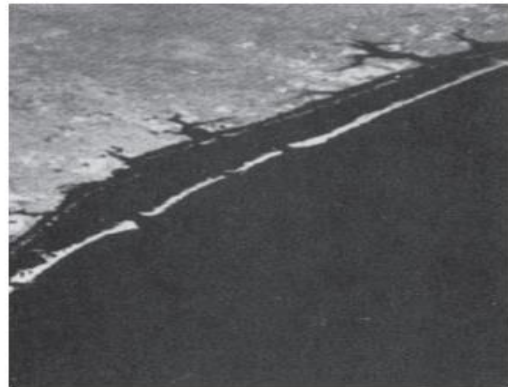
$$S_{2x} = \left. \frac{d^2 \text{Im}[g_x(t, a_1)]}{dt^2} \right|_{t=n} \quad (10-126)$$

از آنجا که  $g_x$  سینوسی است ، می توان نشان داد (به مسئله 10.53 مراجعه کنید) که  $S_{1x}$  و  $S_{2x}$  در یک نقطه دلخواه در زمان علامت یکسانی خواهند داشت ،  $n$  ، اگر جزء سرعت  $V_1$  مثبت باشد. برعکس ، علائم مخالف در  $S_{1x}$  و  $S_{2x}$  یک جزء سرعت منفی را نشان می دهد. اگر  $S_{1x}$  یا  $S_{2x}$  صفر باشد ، نزدیک ترین نقطه بعدی را در نظر می گیریم  $t = n \pm \Delta t$ . نظرات مشابه برای محاسبه علامت  $V_2$  اعمال می شود.

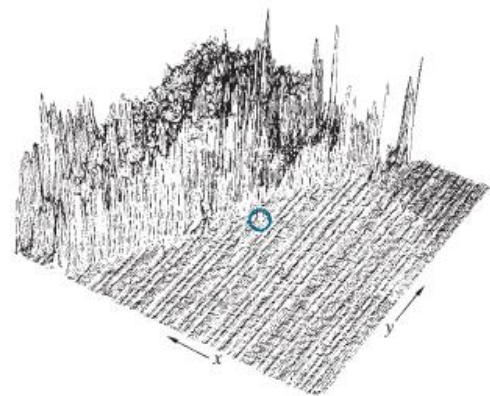
مثال 10.29: تشخیص یک جسم متحرک کوچک از طریق تجزیه و تحلیل حوزه فرکانس.

شکلهای 10.64 تا 10.66 موثر بودن رویکردی است که به تازگی توسعه داده شده است. شکل 10.64 یکی از توالی 32 فریمی از تصاویر LANDSAT را نشان می دهد که با افزودن نویز سفید به یک تصویر مرجع ایجاد می شود. این دنباله شامل یک هدف اضافه شده است که با 0.5 پیکسل در هر فریم در جهت X و 1 پیکسل در هر فریم در جهت Y حرکت می کند. هدف ، که در شکل 10.65 نشان داده شده است ، دارای توزیع شدت گاوسی است که در یک منطقه کوچک (9 پیکسل) پخش شده است و به راحتی با چشم قابل تشخیص نیست. شکل 10.66 نتایج محاسبه معادله را نشان می

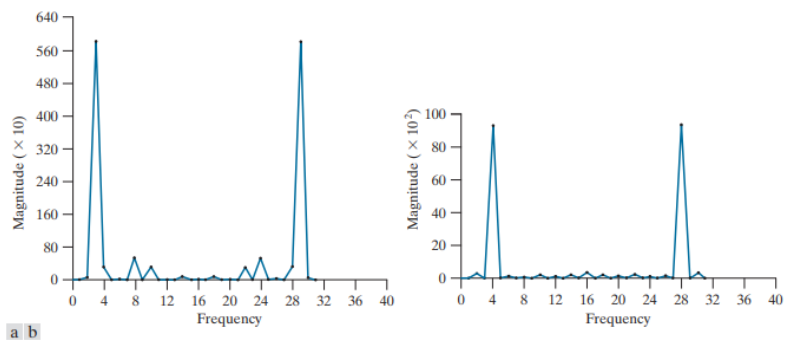
دهد.  $(121-10)$  و  $(122-10)$  به ترتیب با  $a_1 = 6$  و  $a_2 = 4$  پیک در  $u_1 = 3$  در شکل ۱۰.۶۶  
 $(0,5)$  را از معادل  $(123-10)$  تولید می کند. به طور مشابه ، پیک در  $u_2 = 4$  در شکل  
 ۱۰.۶۶  $(1,0, 2, 72)$  را از معادل  $(124-10)$  تولید می کند.



شکل ۱۰.۶۴ LANDSAT قاب (کوارت ، اسنایدر و رودجر).



شکل ۱۰.۶۵ نمودار شدت تصویر در شکل ۱۰.۶۴ ، با هدف دور زد (راجالا ، ریدل و اسنایدر).



شکل ۱۰.۶۶ (الف) طیف معادله (۱۰-۱۲۱) نشان دادن قله در  $(u=3)$  (ب) طیف معادله (۱۰-۱۲۲) نشان دادن قله در  $(u=4)$  راجالا، ریدل و اسنایدن.

دستورالعمل های انتخاب  $a_1$  و  $a_2$  را می توان با کمک شکل ۱۰.۶۶ توضیح داد. به عنوان مثال، فرض کنید که ما از  $a_2 = 15$  به جای  $a_2 = 4$  استفاده کرده بودیم. در این صورت، قله های شکل ۱۰.۶۶ (b) در حال حاضر در  $u_2 = 15$  و  $u_2 = 17$  به دلیل  $V_2 = 1,0$  خواهد بود. این می تواند یک نام مستعار جدی باشد. همانطور که در بخش ۴.۵ مورد بحث قرار گرفت، نامگذاری به دلیل نمونه گیری نادرست ایجاد می شود (در بحث حاضر فریم های بسیار کمی وجود دارد، زیرا محدوده  $u$  با  $K$  تعیین می شود).

از آنجا که  $u = aV$ ، یک احتمال این است که  $a$  را به عنوان صحیح نزدیک به  $a = u_{\max}/V_{\max}$  انتخاب کنیم، جایی که  $u_{\max}$  محدودیت فرکانس الایزینگ است که توسط  $K$  تعیین شده است، و  $V_{\max}$  حداکثر سرعت مورد انتظار شی است.

### خلاصه، منابع، و خواندن بیشتر

قطعه بندی به دلیل نقش اصلی آن در پردازش خودکار تصویر، موضوعی است که در اکثر کتابها به پردازش تصویر، تجزیه و تحلیل تصویر و بینایی رایانه پرداخته شده است. کتابهای زیر خواندن مکمل و/یا تکمیلی را برای پوشش این موضوع ارائه می دهند: آمباغ [۲۰۱۰]؛ شاهزاده [۲۰۱۲]؛ نیکسون و آگوادو، الف [۲۰۱۲]؛ پرات [۲۰۱۴]؛ و پترو و پترو [۲۰۱۰].

کارهای مربوط به استفاده از هسته برای تشخیص ناپیوستگی های شدید (بخش ۱۰.۲ را ببینید) سابقه طولانی دارد. در طول سالها هسته های متعددی پیشنهاد شده است: رابرتز [۱۹۶۵]؛ Prewitt [۱۹۷۰]؛ و کرش [۱۹۷۱]. عملگرهای Sobel اهل [Sobel] هستند. همچنین Danielsson و [۱۹۹۰] Seger را ببینید. ارائه ما از ویژگیهای عبور صفر لاپلاسی بر اساس Marr [۱۹۸۲] است. آشکارساز لبه Canny مورد بحث در بخش ۱۰.۲ به دلیل [۱۹۸۶] Canny است. مرجع اساسی برای تغییر Hough Hough است [۱۹۶۲]. برای تعمیم به اشکال دلخواه به

بالارد [۱۹۸۱] مراجعه کنید. رویکردهای دیگر که برای مقابله با تأثیرات روشنایی و بازتاب بر آستانه استفاده می شود ، توسط کارهای پرز و گونزالز [۱۹۸۷] ، درو و همکاران نشان داده شده است. [۱۹۹۹] ، و تورو و فونت [۲۰۰۷]. رویکرد آستانه مطلوب با توجه به [۱۹۷۹] Otsu مورد استقبال قابل توجهی قرار گرفته است زیرا عملکرد عالی را با سادگی اجرا ترکیب می کند و فقط نیاز به برآورد هیستوگرام های تصویر دارد. ایده اولیه استفاده از پیش پردازش برای بهبود آستانه به مقاله اولیه وایت و روهر [۱۹۸۳] برمی گردد ، که ترکیب آستانه ، شیب ، و لاپلاسیان در حل مشکل قطعه بندی دشوار.

برای بررسی اولیه درباره موضوع قطعه بندی منطقه محور ، به Fu و [۱۹۸۱] Mui مراجعه کنید. کارهای هادون و بویس [۱۹۹۰] و پاولیدیس و لیو [۱۹۹۰] از اولین تلاش ها برای یکپارچه سازی اطلاعات منطقه ای و مرزی به منظور قطعه بندی هستند. رشد منطقه همچنان یک منطقه فعال تحقیقاتی در زمینه پردازش تصویر است ، که توسط Liangjia و همکاران مثال زده شده است. [۲۰۱۳]. مرجع اساسی در مورد الگوریتم k-means ارائه شده در بخش ۱۰.۵ به چندین دهه قبل برمی گردد به گزارش مبهم Bell Labs ۱۹۵۷ توسط لوید ، که بعداً در لوید [۱۹۸۲] منتشر کرد. این الگوریتم قبلاً در زمینه هایی مانند تشخیص الگو در دهه ۱۹۶۰ و ۷۰ استفاده می شد (تو و گونزالز [۱۹۷۴]). الگوریتم سوپر پیکسل ارائه شده در بخش ۱۰.۵ از Achanta و همکاران است. [۲۰۱۲]. برای فهرست بندی و مقایسه سایر رویکردهای سوپر پیکسل به مقاله آنها مراجعه کنید. مطالب برش گراف بر اساس مقاله شی و مالک [۲۰۰۰] است. برای نمونه پیاده سازی سریعتر به Hochbaum [۲۰۱۰] مراجعه کنید.

قطعه بندی بر اساس حوزه های آبخیز در بخش ۱۰.۷ به عنوان یک مفهوم قدرتمند نشان داده شد. منابع اولیه مربوط به قطعه بندی حوضه ها عبارتند از [۱۹۸۸] Serra و Beucher and Meyer [۱۹۹۲]. همانطور که در بحث ما در بخش ۱۰.۷ نشان داده شد ، یکی از موضوعات کلیدی حوزه های آبخیز مشکل تقسیم بیش از حد است. مقالات [۲۰۰۰] Bleau and Leon و Gaetano et al. [۲۰۱۵]. روش های برخورد با این مشکل را نشان می دهد.

مطالب بخش ۱۰.۸ که به تفاوت‌های تجمعی می‌پردازد از جین، آر [۱۹۸۱] است. همچنین به Jain ، Kasturi و [۱۹۹۵] Schunck مراجعه کنید. مواد مربوط به حرکت از طریق تکنیک‌های فوریه از راجالا، ریدل و اسنایدر [۱۹۸۳] است. کتاب‌های اسنایدر و چی [۲۰۰۴]، و چاکرابارتی و همکاران. [۲۰۱۵]، قرائت اضافی در مورد برآورد حرکت ارائه دهید. برای جزئیات بیشتر در مورد جنبه‌های نرم‌افزاری بسیاری از مثال‌های این فصل، به Woods, Gonzalez, and Eddins [۲۰۰۹] مراجعه کنید.

## چالش‌ها و مسائل

راه حل مشکلاتی که با علامت (\*) مشخص شده اند در بسته پشتیبانی دانشجویی DIP $\epsilon$ E وجود دارد (به وب‌سایت کتاب مراجعه کنید: [www.ImageProcessingPlace.com](http://www.ImageProcessingPlace.com)).

۱۰.۱\* در تقریب سری تیلور، مابقی (همچنین خطای کوتاه شدن نامیده می‌شود) شامل همه اصطلاحاتی است که در تقریب استفاده نمی‌شود. اصطلاح اول در باقی مانده تقریب تفاوت نهایی نشان دهنده خطا در تقریب است.

هرچه ترتیب مشتق آن عبارت بیشتر باشد، خطا در تقریب کمتر خواهد بود. هر سه تقریب به مشتق اول داده شده در معادله (۴-۱۰)-(۶-۱۰) با استفاده از همان تعداد نمونه نمونه محاسبه می‌شود. با این حال، خطای تقریب تفاوت مرکزی کمتر از دو مورد دیگر است. نشان دهید که این درست است.

۱۰.۲ موارد زیر را انجام دهید:

(الف) \* نحوه معادله (۸-۱۰) را نشان دهید

(ب) نحوه معادله (۹-۱۰) را نشان دهید

۱۰.۳ یک تصویر باینری شامل خطوط مستقیم جهت افقی، عمودی، در ۴۵ درجه، و در -۴۵ درجه است. مجموعه‌ای از هسته‌های  $3 \times 3$  را که می‌توان برای تشخیص شکستگی‌های یک

پیکسلی در این خطوط استفاده کرد ، ارائه دهید. فرض کنید که شدت خطوط و پس زمینه به ترتیب ۱ و ۰ است.

۱۰.۴ تکنیکی را برای تشخیص شکاف های طول بین ۱ تا K پیکسل در بخشهای خطی یک تصویر باینری پیشنهاد دهید. فرض کنید ضخامت خطوط یک پیکسل است. روش خود را بر اساس تجزیه و تحلیل اتصال ۸ همسایه ، به جای تلاش برای ساختن هسته برای تشخیص شکاف ، پایه گذاری کنید.

۱۰.۵ \* با توجه به شکل ۱۰.۶ ، چه زاویه هایی (با توجه به محور X کنوانسیون محور کتاب در شکل ۲.۱۹) اندازه گیری می شوند. ۱۰.۶ (الف) و (ج) بیشتر پاسخگو هستند؟  
۱۰.۶ در پاسخ به سوالات زیر به شکل ۱۰.۷ مراجعه کنید.

(الف) \* برخی از خطوطی که به پدها و عنصر مرکزی در شکل ۱۰.۷ (ه) متصل می شوند ، تنها خطوط هستند ، در حالی که برخی دیگر دو خط هستند. توضیح دهد که چرا.

(ب) روشی برای حذف اجزای موجود در شکل ۱۰.۷ (f) که بخشی از خط جهت  $45^\circ$  نیستند ، پیشنهاد دهید.

۱۰.۷ با اشاره به مدل های لبه در شکل ۱۰.۸ ، موارد زیر را بدون ایجاد تصاویر زاویه دار و زاویه دار پاسخ دهید. به سادگی طرح هایی از پروفایل ها را ارائه دهید که نشان می دهد شما انتظار دارید که پرولتهای اندازه و زاویه تصاویر چگونه به نظر برسند.

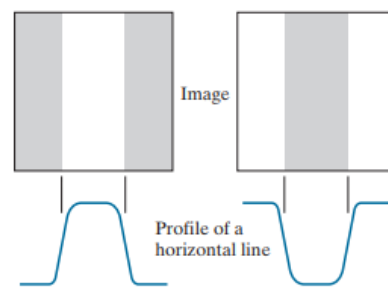
(الف) \* فرض کنید که ما گرادیان گرادیان هر یک از این مدل ها را با استفاده از هسته های Prewitt در شکل ۱۰.۱۴ محاسبه می کنیم. یک پروفایل افقی را در مرکز هر تصویر گرادیان به تصویر بکشید.

(ب) برای هر تصویر زاویه متناظر یک پروفایل افقی ترسیم کنید.

۱۰.۸ یک پروفایل شدت افقی را در وسط یک تصویر باینری در نظر بگیرید که شامل یک لبه قدم واقعی از مرکز تصویر است. پس از محو شدن تصویر توسط یک هسته متوسط با اندازه  $n*n$  با

ضرایب معادل  $n_2$  ۱ ، تصویر را بنویسید. برای سادگی ، فرض کنید که تصویر به گونه ای مقیاس شده است که میزان شدت آن در سمت چپ لبه ۰ و در سمت راست آن ۱ باشد. همچنین ، فرض کنید که اندازه هسته بسیار کوچکتر از تصویر است ، بنابراین جلوه های حاشیه تصویر در نزدیکی مرکز تصویر نگران کننده نیست.

۱۰.۹ \* فرض کنید ما از مدل های لبه در تصویر زیر ، به جای سطح شیب دار در شکل ۱۰.۱۰ استفاده کرده بودیم. گرادیان و لاپلاسیان هر پروفایل را ترسیم کنید.



۱۰.۱۰ موارد زیر را انجام دهید:

(الف) \* نشان دهید که جهت تندترین (حداکثر) صعود یک تابع  $f$  در نقطه  $(x, y)$  توسط بردار  $\nabla f(x, y)$  در معادله (۱۰-۱۶) ، داده شده است.

و اینکه نرخ آن نزول  $\|\nabla f(x, y)\|$  است ، تعریف شده در معادله (۱۰-۱۷).

(ب) نشان دهید که جهت تندترین نزول توسط بردار  $-\nabla f(x, y)$  داده می شود و میزان شیب دارترین نزول  $\|\nabla f(x, y)\|$  است.

(ج) شرح تصویری را بدهید که اندازه بزرگ آن یکسان باشد ، خواه با استفاده از معادله (۱۰-۱۷) یا (۱۰-۲۶) آن را محاسبه کرده باشیم. یک تصویر ثابت پاسخ قابل قبول نیست.

۱۰.۱۱ موارد زیر را انجام دهید.

(الف) چگونه می توانید هسته Sobel و Prewitt را در شکل ۱۰.۱۴ تغییر دهید تا قوی ترین پاسخ شیب خود را برای لبه هایی که در  $-45^\circ$  درجه قرار دارند ارائه دهند؟



(ب) \* نشان دهید که هسته Prewitt و Sobel

در شکل ۱۰.۱۴ ، و (الف) بالا ، و نتایج ایزگرد را فقط برای لبه های افقی و عمودی ، و برای لبه های جهت شده در -۴۵ درجه ، به ترتیب ارائه دهید.

۱۰.۱۲ نتایج حاصل از یک عبور از تصویر برخی از هسته های دوبعدی را می توان با دو گذر با استفاده از هسته  $D-1$  به دست آورد. به عنوان مثال ، همان نتیجه استفاده از هسته هموار کننده  $3*3$  با ضرایب  $9 \ 1 \ 1$  را می توان با عبور از هسته  $[1 \ 1 \ 1]$  از طریق یک تصویر ، و سپس گذر نتیجه با هسته  $[1 \ 1 \ 1]$  تی. نتیجه نهایی سپس با  $9 \ 1$  مقیاس بندی می شود. نشان دهید که پاسخ هسته Sobel (شکل ۱۰.۱۴) را می توان به طور مشابه با یک گذر از هسته متفاوت  $[1 \ 0 \ 0]$  (یا طرف عمودی آن) و به دنبال آن پیاده سازی کرد. هسته هموار  $[1 \ 2 \ 1]$  (یا همتای عمودی آن).

۱۰.۱۳ تنوع محبوب هسته های قطب نما نشان داده شده در شکل ۱۰.۱۵ بر اساس استفاده از ضرایب با مقادیر  $0$  ،  $1$  و  $-1$  است.

(الف) \* با استفاده از این ضرایب ، فرم هشت هسته قطب نما را بیان کنید. مانند شکل ۱۰.۱۵ ، اجازه دهید  $N$  ،  $NW$  ، به به نشان دهنده جهت لبه است که قوی ترین پاسخ را می دهد.

(ب) جهت بردار گرادیان لبه های تشخیص داده شده توسط هر هسته در (a) را مشخص کنید.

۱۰.۱۴ مستطیل تصویر باینری زیر دارای اندازه  $m * n$  پیکسل است.



(الف) \* میزان شیب این تصویر بر اساس استفاده از تقریب در معادله چگونه خواهد بود. (۱۰-۲۶)؟ فرض کنید که  $g_x$  و  $g_y$  با استفاده از کربن های Sobel بدست می آیند. نمایش همه مقادیر پیکسل های مختلف مربوطه در تصویر گرادیان.

(ب) با اشاره به معادله (۱۰-۱۸) و شکل ۱۰.۱۲، هیستوگرام جهت های لبه را ترسیم کنید. در برچسب گذاری ارتفاع هر یک از اجزای هیستوگرام دقیق باشید.

(ج) لاپلاسیان این تصویر بر اساس استفاده از معادله (۱۰-۱۴) چگونه خواهد بود؟ همه مقادیر مختلف پیکسل های مربوطه را در تصویر لاپلاسیان نشان دهید.

۱۰.۱۵ فرض کنید که یک تصویر  $(x, y)$  با هسته ای به اندازه  $n \times n$  با ضرایب ضریب ۱  $(n \times n)$  ترکیب شده تا تصویری هموار  $f(x, y)$  تولید شود.

(\*)  $a$  یک عبارت برای قدرت لبه (مقدار لبه) به عنوان تابعی از  $n$  بدست آورید. فرض کنید که  $n$  فرد است و مشتقات جزئی با استفاده از معادلات (۱۰-۱۹) و (۱۰-۲۰) محاسبه می شوند.

(ب) نشان دهید که نسبت حداکثر قدرت لبه تصویر هموار شده به حداکثر قدرت لبه تصویر اصلی ۱ نانومتر است. به عبارت دیگر، همانطور که انتظار می رود، مقاومت لبه با اندازه هسته هموار متناسب است.

۱۰.۱۶ با اشاره به معادله (۱۰-۲۹)،  $(a)^*$  نشان دهید که مقدار متوسط عملگر  $\nabla^2 G(x, y)$ ، LOG صفر است.

(ب) نشان دهید که مقدار متوسط هر تصویری که با این عملگر ترکیب شده است صفر است. (راهنمایی: حل این مشکل در حوزه فرکانس، با استفاده از قضیه کانولوشن و این واقعیت که مقدار متوسط یک تابع متناسب با تبدیل فوریه آن است که در مبدا ارزیابی شده است.)

(ج) فرض کنید که ما: (۱) از هسته در شکل ۱۰.۴ (الف) برای تقریب لاپلاسیان ایی یک گاوسی استفاده کردیم و (۲) این نتیجه را با هر تصویری جمع کردیم. به طور کلی در مورد مقادیر تصویر بدست آمده چه چیزی صادق است؟ توضیح. (نکته: به مشکل ۳.۳۲ نگاهی بیندازید.)

۱۰.۱۷ به شکل ۱۰.۲۲ (ج) مراجعه کنید.

(الف) توضیح دهید که چرا لبه ها کانورتر بسته را تشکیل می دهند.

(ب) \* آیا روش عبور صفر برای یافتن مکان لبه همیشه منجر به تورهای بسته می شود؟ توضیح.

۱۰.۱۸ اغلب در ادبیات مشتق از لاپلاسین گاوس (LOG) است که با عبارت شروع می شود.  $G(r) = e^{-r^2/2\sigma^2}$  جایی که  $\text{LOG} r^2 = x^2 + y^2$ . سپس با در نظر گرفتن دومین مشتق جزئی نسبت به  $r$  مشتق می شود:  $\nabla^2 G(r) = \partial^2 G(r) / \partial r^2$  در نهایت،  $x^2 + y^2$  برای  $r^2$  جایگزین شده است تا نتیجه نهایی (نادرست) را بدست آورد:

$$\nabla^2 G(x,y) = \left[ \frac{(x^2 + y^2 - \sigma^2)}{\sigma^4} \right] \exp\left[-(x^2 + y^2)/2\sigma^2\right]$$

این نتیجه را بدست آورید و دلیل تفاوت بین این عبارت و معادله (۱۰-۲۹) را توضیح دهید.

۱۰.۱۹ موارد زیر را انجام دهید:

(a) معادل مشتق (۱۰-۳۳).

(b) اجازه دهید  $k = \sigma_1/\sigma_2$  نسبت انحراف استاندارد مورد بحث در ارتباط با عملکرد DOG را نشان دهد و معادله (۱۰-۳۳) را بیان کند. از نظر  $k$  و  $s_2$ .

۱۰.۲۰ در زیر، فرض کنید که  $G$  و  $f$  به ترتیب آرایه های گسسته ای با اندازه  $n \times n$  و  $M \times N$  هستند.

(الف) نشان دهید که انقباض دو بعدی تابع گاوس  $G(x, y)$  در معادله (۱۰-۲۷) با یک تصویر  $f(x, y)$  می تواند بصورت ۱ بعدی در امتداد سطرها (ستون ها)  $f(x, y)$  و سپس یک پیچش ۱ بعدی در امتداد ستون بیان شود. (ردیف) نتیجه. نکات: در مورد پیچیدگی مجزا و تفکیک پذیری به بخش ۳.۴ مراجعه کنید).

(ب) \* با استفاده از رویکرد تحول  $D-1$  در (الف) و در مقابل اجرای مستقیم کانولوشن ۲ بعدی، عبارتی را برای مزیت محاسباتی بدست آورید. فرض کنید که  $G(x, y)$  برای تولید یک آرایه با اندازه  $n \times n$  و  $f(x, y)$  از اندازه  $M \times N$  نمونه برداری می شود. مزیت محاسباتی نسبت تعداد ضرب های مورد نیاز برای  $D-2$  است کانولوشن به تعداد مورد نیاز برای کانولوشن ۱ بعدی (نکته: زیر بخش مربوط به هسته های قابل تفکیک را در بخش ۳.۴ مرور کنید).

۱۰.۲۱ موارد زیر را انجام دهید.

(الف) نشان دهید که مراحل ۱ و ۲ الگوریتم Marr-Hildreth را می توان با استفاده از چهار پیچش  $D-1$  پیاده سازی کرد. (نکات: به مسئله ۱۰.۲۰ (الف) مراجعه کنید و عملگر لاپلاسیان را به عنوان مجموع دو مشتق جزئی که توسط معادله  $(10-10)$  و  $(11-10)$  داده شده بیان کنید و هر مشتق را با استفاده از یک هسته  $1$  بعدی پیاده سازی کنید، همانطور که در مسئله ۱۰.۱۲.)

(ب) برای مزیت محاسباتی استفاده از رویکرد پیچیدگی  $D-1$  در (الف) در مقایسه با اجرای مستقیم کانولوشن  $2-D$ ، بیان کنید. فرض کنید که  $G(x, y)$  برای تولید یک آرایه با اندازه  $n*n$  و  $f(x, y)$  از اندازه  $M * N$  نمونه برداری می شود. مزیت محاسباتی نسبت تعداد ضرب های مورد نیاز برای  $2-D$  است کانولوشن به تعداد مورد نیاز برای پیچیدگی  $1$  بعدی (به مسئله ۱۰.۲۰ مراجعه کنید).

۱۰.۲۲ موارد زیر را انجام دهید.

(الف) \* مرحله ۱ و محاسبه گرادیان گرادیان تصویر را در مرحله ۲ الگوریتم Canny با استفاده از  $D-1$  به جای پیچیدگی  $D-2$  فرمول بندی کنید.

(ب) مزیت محاسباتی استفاده از روش یکپارچه سازی یک بعدی در مقایسه با اجرای یک پیچیدگی دو بعدی چیست؟ فرض کنید که فیلتر دو بعدی گاوسی در مرحله ۱ در یک آرایه با اندازه  $n*n$  نمونه برداری می شود و تصویر ورودی دارای اندازه  $M * N$  است. مزیت محاسباتی را به عنوان نسبت تعداد ضرب های مورد نیاز هر روش بیان کنید.

۱۰.۲۳ با اشاره به سه مدل لبه عمودی و پروفایل مربوطه در شکل ۱۰.۸، طرح هایی از پروفایل ها را که از هر یک از روشهای زیر به دست می آید، ارائه می دهیم. شما می توانید پروفایل ها را به صورت دستی ترسیم کنید.

(الف) \* فرض کنید که مقدار شیب هر یک از تصاویر مدل سه لبه را با استفاده از هسته Sobel محاسبه کنیم. پروفایل شدت افقی سه تصویر گرادیان حاصل را ترسیم کنید.

(ب) مسئله های شدت افقی را که از استفاده از هسته  $3 \times 3$  لاپلاسیان در شکل ۱۰.۱۰.۴ (الف) حاصل می شود ترسیم کنید.

(ج) \* (ب) را فقط با استفاده از دو مرحله اول آشکارساز لبه Marr-Hildreth تکرار کنید.

(د) با دو مرحله اول آشکارساز لبه Canny تکرار کنید (ب). ممکن است تصاویر زاویه دار را نادیده بگیرید.

(ه) پروفایل های افقی تصاویر زاویه ای را که ناشی از استفاده از آشکارساز لبه Canny است ترسیم کنید.

۱۰.۲۴ در مثال ۱۰.۹ ، ما از یک هسته هموار کننده به ابعاد  $19 \times 19$  برای تولید شکل ۱۰.۲۶ (C) و یک هسته با اندازه  $13 \times 13$  برای تولید شکل ۱۰.۲۶ (d) استفاده کردیم. چه منطقی منجر به انتخاب این ارزشها شد؟ (نکته: توجه داشته باشید که هر دو هسته گاوسی هستند و به بحث هسته گاوسی کم گذر در بخش ۳.۵ مراجعه کنید).

۱۰.۲۵ به بخش H.۲ در بخش ۱۰.۲ مراجعه کنید.

(الف) یک روش کلی برای بدست آوردن نمایش طبیعی یک خط از شکل قطع شیب آن ،  $y = ax + b$  پیشنهاد دهید.

(ب) \* نمایش عادی خط را بیابید

$$y = -2x + 1$$

۱۰.۲۶ به تبدیل Hough در بخش ۱۰.۲ مراجعه کنید.

(الف) \* توضیح دهید که چرا نگاشت Hough نقطه با برچسب ۱ در شکل ۱۰.۳۰ (الف) یک خط مستقیم در شکل ۱۰.۳۰ (ب) است.

(ب) \* آیا این تنها نکته ای است که چنین نتیجه ای را ایجاد می کند؟ توضیح.

(ج) رابطه مجاورت انعکاسی را که برای مثال با منحنی برچسب Q در شکل ۱۰.۳۰ (ب) نشان داده شده است توضیح دهید.

۱۰.۲۷ نشان دهید که تعداد عملیات مورد نیاز برای پیاده سازی رویکرد سلول انباشته که در بخش ۱۰.۲ مورد بحث قرار گرفته است در  $n$  خطی است، تعداد نقاط غیر زمینه ای در صفحه تصویر (یعنی صفحه  $xy$ ).

۱۰.۲۸ کاربرد مهم قطعه بندی تصویر در پردازش تصاویر ناشی از رویدادهای حباب حبابی است. این تصاویر ناشی از آزمایشات فیزیک پرنرژی است که در آن پرتو ای از ذرات با خواص شناخته شده به سمت هدف هسته های شناخته شده هدایت می شود. یک رویداد معمولی شامل آهنگهای ورودی است که هر یک از آنها، هنگام برخورد، به قطعات ثانویه ذرات منشعب از محل برخورد منشعب می شود. پیشنهاد یک رویکرد قطعه بندی برای تشخیص همه مسیرهای زاویه دار در هر یک از شش جهت زیر افقی:

$\pm 5^\circ$ ,  $\pm 25^\circ$ ,  $\pm 50^\circ$ , and  $\pm 75^\circ$  خطای تخمین مجاز در هر یک از این شش مورد جهت است  $\pm 5^\circ$ . برای اینکه یک آهنگ معتبر باشد باید حداقل ۱۰۰ پیکسل طول داشته باشد و بیش از سه فاصله نداشته باشد، هر کدام از ۱۰ پیکسل تجاوز نکند. ممکن است فرض کنید که تصاویر از پیش پردازش شده اند به این صورت که دوتایی هستند و همه آهنگها ۱ ضخامت دارند، به جز در نقطه برخورد که از آن ناشی می شوند. روش شما باید بتواند آهنگهایی را که جهت یکسانی دارند اما منشاء متفاوتی دارند، تشخیص دهد. (نکته: راه حل خود را بر مبنای تبدیل Hough قرار دهید).

۱۰.۲۹ \* الگوریتم اصلی آستانه بندی عمومی را دوباره بیان کنید

۱۰.۳۰ \* ثابت کنید که الگوریتم اصلی آستانه گذاری عمومی در بخش ۱۰.۳ در تعداد نامحدودی از مراحل همگرا می شود. (نکته: از فرمول هیستوگرام مسئله ۱۰.۲۹ استفاده کنید).

۱۰.۳۱ توضیح دهید که چرا آستانه اولیه در الگوریتم اصلی آستانه گذاری عمومی در بخش ۱۰.۳ باید بین حداقل و حداکثر مقادیر در تصویر باشد. (نکته: ساختن مثالی که نشان می دهد الگوریتم برای مقدار آستانه ای که خارج از این محدوده انتخاب شده است شکست می خورد).

۱۰.۳۲ \* فرض کنید که آستانه اولیه در الگوریتم اصلی آستانه گذاری عمومی در بخش ۱۰.۳ به عنوان مقداری بین حداقل و حداکثر شدت در یک تصویر انتخاب شده است. آیا فکر می کنید ارزش نهایی آستانه در همگرایی بستگی به مقدار اولیه اولیه مورد استفاده دارد؟ توضیح. (برای اثبات نتیجه گیری می توانید از یک تصویر ساده استفاده کنید.)

۱۰.۳۳ ممکن است در هر دو مورد زیر فرض کنید که آستانه اولیه در بازه باز است  $(0, L-1)$ .

(الف) \* نشان دهید که اگر هیستوگرام یک تصویر در تمام سطوح شدت ممکن یکنواخت باشد ، الگوریتم اصلی آستانه گذاری عمومی با شدت متوسط تصویر مطابقت دارد.

(ب) نشان دهید که اگر هیستوگرام یک تصویر دو حالتی باشد ، با حالت های یکسان که از نظر وسایل آنها متقارن هستند ، الگوریتم اساسی آستانه گذاری عمومی در نقطه ای بین وسایل حالتها همگرا می شود.

۱۰.۳۴ به الگوریتم اساسی آستانه گذاری عمومی در بخش ۱۰.۳ مراجعه کنید. فرض کنید در یک مشکل معین ، هیستوگرام دو حالتی با حالت های گاوس است

منحنی های  $A_1 \exp[-(z - m_1)^2 / 2\sigma_1^2]$  و  $A_2 \exp[-(z - m_2)^2 / 2\sigma_2^2]$  فرض کنید که  $m$  بزرگتر از  $m_2$  است و  $T$  اولیه بین شدت حداکثر و حداقل تصویر است. شرایطی را (از نظر پارامترهای این منحنی ها) برای صحیح بودن موارد زیر در زمان همگرایی الگوریتم ارائه دهید:

(الف) \* آستانه برابر  $(m_1 + m_2) / 2$  است.

(ب) \* آستانه در سمت چپ  $m_2$  است.

ج آستانه در فاصله داده شده توسط معادله  $(m_1 + m_2 / 2) < T < m_1$  است.

۱۰.۳۵ موارد زیر را انجام دهید:

(الف) \* نحوه نمایش اولین خط در معادله (۱۰-۶۰) را نشان دهید. موارد زیر از معادله (۱۰-۵۵) ، (۱۰-۵۶) و (۱۰-۵۹).

(ب) نحوه نمایش خط دوم در معادله (۶۰-۱۰) را نشان دهید. از اول دنبال می شود.

۱۰.۳۶ نشان دهید که حداکثر مقدار برای معادله (۶۳-۱۰) همیشه برای  $k$  در محدوده  $0 \leq k \leq L-1$  وجود دارد.

۱۰.۳۷ \* با اشاره به معادله (۶۵-۱۰)، استدلالی را پیش بینی کنید که ثابت می کند  $0 \leq \eta(k) \leq 1$  برای  $k$  در محدوده  $0 \leq k \leq L-1$ ، که در آن حداقل با تصاویر با شدت ثابت و حداکثر قابل دستیابی است. فقط برای تصاویر ۲ ارزشی با مقادیر ۰ و  $(L-1)$  رخ می دهد.

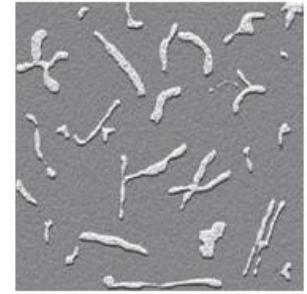
۱۰.۳۸ موارد زیر را انجام دهید:

(الف) \* فرض کنید که شدت یک تصویر دیجیتالی  $f(x, y)$  در محدوده  $[0, 1]$  است و یک آستانه  $T$ ، تصویر را با موفقیت به اشیاء و پس زمینه تقسیم می کند. نشان دهید که آستانه  $T' = 1 - T$  با موفقیت منفی  $f(x, y)$  را در همان مناطق تقسیم می کند. اصطلاح منفی در اینجا به معنای تعریف شده در بخش ۳.۲ استفاده می شود.

(ب) تابع تبدیل شدت در الف) که یک تصویر را به منفی آن ترسیم می کند یک تابع خطی با شیب منفی است. شرایطی را که یک تابع تبدیل شدت دلخواه باید برآورده کند، برای حفظ قطعه بندی تصویر اصلی نسبت به آستانه  $T$ ، حفظ شود. ارزش آستانه پس از تبدیل شدت چقدر خواهد بود؟

۱۰.۳۹ اجسام و پس زمینه در تصویر زیر به ترتیب ۱۷۰ و ۶۰ شدت متوسط در مقیاس  $[0, 255]$  دارند. نویز گاوسی با میانگین ۰ و انحراف استاندارد ۱۰ سطح شدت تصویر خراب می شود. یک روش آستانه بندی با نرخ قطعه بندی صحیح ۹۰٪ یا بیشتر پیشنهاد دهید. (به یاد بیاورید که ۹۹.۷٪ مساحت منحنی گاوسی در فاصله  $3\sigma$  در مورد میانگین قرار دارد، جایی که  $S$  انحراف استاندارد است.)





۱۰.۴۰ به تصویر سطح شیب دار در شکل ۱۰.۳۴ (ب) و الگوریتم میانگین متحرک مورد بحث در بخش ۱۰.۳ مراجعه کنید. فرض کنید اندازه تصویر  $۷۰۰ * ۵۰۰$  پیکسل است و حداقل و حداکثر مقادیر آن ۰ و ۱ است، در صورتی که صفرها فقط در ستون اول وجود دارد.

(الف) \* قطعه بندی این تصویر با الگوریتم میانگین متحرک با استفاده از  $b = ۰$  و مقدار دلخواه برای  $n$  چه می تواند باشد. توضیح دهید که تصویر قطعه بندی شده چگونه خواهد بود.

(ب) حال جهت شیب دار را برعکس کنید تا چپ ترین مقدار آن ۱ و راست ترین مقدار ۰ باشد و (الف) را تکرار کنید.

(ج) تکرار (الف) اما با  $b = ۱$  و  $n = ۲$ .

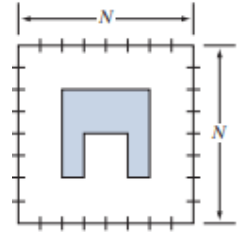
(د) تکرار (الف) اما با  $b = ۱$  و  $n = ۱۰۰$ .

۱۰.۴۱ یک الگوریتم در حال رشد منطقه برای تقسیم تصویر در مسئله ۱۰.۳۹ پیشنهاد دهید.

۱۰.۴۲ \* تصویر نشان داده شده را با استفاده از روش تقسیم و ادغام مورد بحث در بخش ۱۰.۴ قطعه بندی کنید. اجازه دهید

$Q(R_i) = \text{TRUE}$  اگر همه پیکسل های  $R_i$  یکسان باشند

شدت. درخت چهارگانه مربوط به قطعه بندی خود را نشان دهید.



۱۰.۴۳ ناحیه ۱ را ناشی از قطعه بندی مناطق پراکنده در تصویر حلقه Cygnus در مثال ۱۰.۲۱ در نظر بگیرید. تکنیکی را برای استفاده از این منطقه به عنوان ماسک برای جداسازی سه جزء اصلی تصویر پیشنهاد کنید:

۱. پس زمینه؛ (۲) منطقه داخلی متراکم؛ و (۳) ناحیه بیرونی پراکنده.

۱۰.۴۴ اجازه دهید پیکسل های ردیف اول یک تصویر  $3 \times 3$ ، مانند شکل ۱۰.۵۳ (a)، با ۱، ۲، ۳ برچسب گذاری شوند و پیکسل های ردیف دوم و سوم ۴، ۵ برچسب گذاری شوند. به ترتیب ۶ و ۷، ۸، ۹ اجازه دهید شدت این پیکسل ها  $[90, 80, 30, 70, 5, 20, 80, 20, 30]$  که برای مثال، شدت پیکسل  $2 \times 80$  و پیکسل  $4 \times 70$  است. وزن های لبه های نمودار را در شکل ۱۰.۵۳ (ج) محاسبه کنید، با استفاده از فرمول  $w(i, j) = 30[1/(|I(n_i) - I(n_j)| + c)]$  در متن در رابطه با آن تصویر توضیح داده شد (ما فرمول را تا ۳۰ اندازه گیری کردیم تا تفسیر نتایج عددی آسان تر شود). اجازه دهید ۰ در این مورد.

۱۰.۴۵ \* نحوه معادل (۱۰۶-۱۰) تا (۱۰۸-۱۰) سازی را نشان دهید. از معادله (۱۰۵-۱۰) دنبال کنید.

۱۰.۴۶ درستی معادله (۱۰۲-۱۰) را نشان دهید.

۱۰.۴۷ به بحث بخش ۱۰.۷ مراجعه کنید.

(الف) \* نشان دهید که عناصر  $C_n(M_i)$  و  $T[n]$  هرگز در حین اجرای الگوریتم قطعه بندی حوضه جایگزین نمی شوند.

(ب) نشان دهید که تعداد عناصر در مجموعه های  $C_n(M_i)$  و  $T[n]$  یا افزایش می یابد و یا با افزایش  $n$  یکسان می ماند.

۱۰.۴۸ در بخش ۱۰.۷ ملاحظه کردید که مرزهایی که با استفاده از الگوریتم قطعه بندی حوضه به دست می آیند حلقه های بسته را تشکیل می دهند (برای مثال ، شکلها را ببینید. ۱۰.۵۹ و ۱۰.۶۱). استدلالی را پیش ببرید که تعیین می کند آیا همیشه محدوده های بسته ناشی از کاربرد این الگوریتم است یا خیر.

۱۰.۴۹ \* اجرای گام به گام روش سدسازی برای مقطع شدت یک بعدی در زیر نشان داده شده است. در هر مرحله یک نقاشی از سطح مقطع را نشان دهید ، سطوح "آب" و سدهای ساخته شده را نشان دهید.



اگر ما در معادله برابر (T به جای آزمایش بر علیه (T) آزمایش کنیم ، تصویر منفی ADI نشان داده شده در شکل ۱۰.۶۲ (C) چگونه خواهد بود. (۱۰-۱۱۷)؟

۱۰.۵۱ آیا عبارت های زیر درست یا غلط هستند؟ دلیل پاسخ خود را در هر یک توضیح دهید.

(الف) \* مدخل های غیر صفر در ADI مطلق همچنان در ابعاد خود رشد می کنند ، به شرطی که جسم در حال حرکت باشد.

(ب) ورودی های غیر صفر در ADI مثبت همیشه بدون در نظر گرفتن حرکتی که جسم انجام می دهد مساحت یکسانی را اشغال می کند.

(ج) ورودی های غیر صفر در ADI منفی همچنان در ابعاد رشد می کنند ، به شرطی که جسم در حال حرکت باشد.

۱۰.۵۲ فرض کنید در مثال ۱۰.۲۹ حرکت در راستای محور X صفر است. این جسم اکنون فقط در طول محور Y با سرعت ۱ پیکسل در هر فریم برای ۳۲ فریم حرکت می کند و سپس (آنی) جهت را برعکس می کند و برای ۳۲ فریم دیگر دقیقاً در جهت مخالف حرکت می کند. شکل چه خواهد کرد. ۱۰.۶۶ (الف) و (ب) تحت این شرایط به نظر می رسد؟

۱۰.۵۳ \*استدلالی را پیش ببرید که نشان می دهد وقتی علائم  $S1x$  و  $S2x$  در معادله (۱۰-۱۲۵) و (۱۰-۱۲۶) یکسان هستند ، جزء سرعت  $V$  مثبت است.

۱۰.۵۴ یک کارخانه داروسازی خودکار از پردازش تصویر برای اندازه گیری شکل قرص های دارویی به منظور کنترل کیفیت استفاده می کند. مرحله قطعه بندی سیستم بر اساس روش Otsu است. سرعت خطوط بازرسی به حدی زیاد است که برای توقف حرکت به روشنایی خاکستر بسیار بالا نیاز است. هنگامی که جدید هستند ، لامپهای روشنایی الگوی یکنواختی از نور را نشان می دهند. با این حال ، با افزایش سن لامپ ها ، الگوی روشنایی به عنوان تابعی از زمان و مختصات فضایی با توجه به معادله بدتر می شود.

$$i(x,y) = A(t) - t^2 e^{-[(x - M/2)^2 + (y - N/2)^2]}$$

جایی که  $(M/2, N/2)$  مرکز ناحیه مشاهده است و  $t$  با افزایش ماه اندازه گیری می شود. لامپ ها هنوز آزمایشی هستند و رفتار  $A(t)$  توسط سازنده کاملاً درک نشده است. تنها چیزی که مشخص است این است که در طول عمر لامپ ها ،  $A(t)$  همیشه بزرگتر از جزء منفی در معادله قبلی است زیرا روشنایی نمی تواند منفی باشد. مشاهده شده است که الگوریتم Otsu هنگامی که لامپ ها جدید هستند خوب کار می کند و الگوی روشنایی آنها در کل تصویر تقریباً ثابت است. با این حال ، عملکرد قطعه بندی با گذشت زمان بدتر می شود. از نظر تجربی ، لامپ ها فوق العاده گران هستند ، بنابراین شما به عنوان مشاور برای حل مشکل با استفاده از تکنیک های پردازش تصویر دیجیتالی برای جبران تغییرات روشنایی و در نتیجه افزایش عمر مفید لامپ ها استخدام شده اید. به شما اجازه داده می شود که نشانگرهای ویژه یا سایر نشانه های بصری را در قسمت مشاهده دوربین های تصویربرداری نصب کنید. راه حلی با جزئیات کافی ارائه دهید که مدیر کارخانه مهندسی بتواند رویکرد شما را درک کند. (نکته: مدل تصویر مورد بحث در بخش ۲.۳ را مرور کرده و از یک یا چند هدف با بازتاب شناخته شده استفاده کنید).

۱۰.۵۵ سرعت گلوله در نور با استفاده از تکنیک های تصویربرداری با سرعت بالا برآورد می شود. روش انتخابی شامل استفاده از دوربین CCD و خاکستر است که صحنه را برای  $K$  ثانیه در معرض دید قرار می دهد. طول گلوله ۲.۵ سانتی متر است ، عرض آن ۱ سانتی متر است و دامنه سرعت

آن ۷۵۰ ۲۵۰ متر بر ثانیه است. نوری دوربین تصویری تولید می کند که در آن گلوله ۱۰٪ وضوح افقی تصویر دیجیتال ۲۵۶\*۲۵۶ را اشغال می کند.

(الف) \* حداکثر مقدار K را تعیین کنید که تضمین می کند تاری از حرکت از ۱ پیکسل تجاوز نکند.

(ب) حداقل تعداد فریم در ثانیه را که باید بدست آورید تعیین کنید تا اطمینان حاصل شود که حداقل دو تصویر کامل از گلوله در طول مسیر آن در میدان دید دوربین به دست آمده است.

(ج) \* یک روش قطعه بندی برای استخراج خودکار گلوله از دنباله ای از فریم ها پیشنهاد دهید.

(د) روشی را برای تعیین خودکار سرعت گلوله پیشنهاد دهید

## فصل یازدهم استخراج ویژگی

خوب ، اما منعکس کنید ؛ آیا ما چندین بار تصدیق نکرده ایم که نامهایی که به درستی ذکر شده است شبیه تصویر چیزهایی است که آنها نام می برند؟

### پیش نمایش

پس از اینکه یک تصویر با استفاده از روش هایی مانند فصل های ۱۰ و ۱۱ به مناطق یا مرزهای آنها تقسیم شد ، مجموعه های پیکسل های تقسیم شده معمولاً باید به فرمی مناسب برای پردازش بیشتر رایانه تبدیل شوند. به طور معمول ، مرحله بعد از قطعه بندی ، استخراج ویژگی است که شامل تشخیص ویژگی و شرح ویژگی است. تشخیص ویژگی به معنی یافتن ویژگی های یک تصویر ، منطقه یا مرز است. شرح ویژگی ویژگی های کمی را به ویژگی های شناسایی شده اختصاص می دهد. به عنوان مثال ، ما ممکن است گوشه هایی را در یک محدوده منطقه تشخیص دهیم و آن گوشه ها را با جهت و موقعیت آنها توصیف کنیم ، که هر دو ویژگی کمی هستند. روشهای پردازش ویژگیهایی که در این فصل مورد بحث قرار گرفته است ، بسته به اینکه در محدوده ها ، مناطق یا کل تصاویر قابل اجرا هستند ، به سه دسته اصلی تقسیم می شوند. برخی از ویژگی ها برای بیش از یک دسته کاربرد دارد. توصیف کننده های ویژگی باید تا حد ممکن نسبت به تغییرات پارامترهایی مانند مقیاس ، انتقال ، چرخش ، روشنایی و دیدگاه حساس نباشند. توصیف کننده هایی که در

این فصل مورد بحث قرار گرفته اند یا نسبت به تغییرات یک یا چند مورد از این پارامترها بی حس هستند یا می توانند عادی شوند.

### پس از اتمام این فصل ، خوانندگان باید:

درک معنا و کاربرد طیف وسیعی از ویژگی های مناسب برای پردازش تصویر.

درک مفاهیم بردارهای ویژگی و فضای ویژگی ها و نحوه ارتباط آنها با توصیف کننده های مختلف توسعه یافته در این فصل.

در ابزارهای ریاضی مورد استفاده در الگوریتم های استخراج ویژگی مهارت داشته باشید.

با محدودیتهای روشهای مختلف استخراج ویژگی مورد بحث آشنا باشید.

مراحل اصلی مورد استفاده در حل مشکلات استخراج ویژگی را درک کنید.

بتواند الگوریتم های استخراج ویژگی را تدوین کند.

نسبت به انواع ویژگی هایی که شانس خوبی برای موفقیت در یک برنامه خاص دارند ، "احساس" کنید.

### ۱۱.۱ سابقه و هدف

اگرچه هیچ تعریف رسمی پذیرفته شده و رسمی از آنچه یک ویژگی تصویر را تشکیل می دهد وجود ندارد ، اما استدلال کمی وجود دارد که به طور شهودی ، ما عموماً یک ویژگی را به عنوان یک ویژگی متمایز یا توصیف "چیزی" می دانیم که می خواهیم برچسب گذاری یا تمایز قائل شویم. برای اهداف ما ، کلمات کلیدی در اینجا برچسب گذاری و تمایز هستند. "چیزی" مورد توجه در این فصل یا به اشیاء تصویری منفرد ، یا حتی به کل تصاویر یا مجموعه ای از تصاویر اشاره دارد. بنابراین ، ما ویژگی ها را به عنوان ویژگی هایی در نظر می گیریم که به ما کمک می کند برچسب های منحصر به فرد را به اشیاء در یک تصویر اختصاص دهیم یا به طور کلی ، در تمایز بین کل تصاویر یا خانواده تصاویر دارای ارزش خواهد بود.

دو جنبه اصلی در استخراج ویژگی تصویر وجود دارد: تشخیص ویژگی و شرح ویژگی. یعنی وقتی به استخراج ویژگی اشاره می‌کنیم، هم به تشخیص ویژگی‌ها و هم به شرح آنها اشاره می‌کنیم. برای مفید بودن، فرآیند استخراج باید هر دو را شامل شود. اصطلاحاتی که احتمالاً در پردازش و تجزیه و تحلیل تصویر برای توصیف تشخیص و توصیف ویژگی‌ها با آن روبرو می‌شوید متفاوت است، اما یک مثال ساده به روشن شدن استفاده ما از این اصطلاح کمک می‌کند. فرض کنید که ما از گوشه‌های شی به عنوان ویژگی‌هایی برای برخی از کارهای پردازش تصویر استفاده می‌کنیم. در این فصل، تشخیص به یافتن گوشه‌های یک منطقه یا تصویر اشاره دارد. از طرف دیگر، توصیف به اختصاص ویژگی‌های کمی (یا گاهی کیفی) به ویژگی‌های شناسایی شده، مانند جهت گوشه، و مکان نسبت به سایر گوشه‌ها اشاره دارد. به عبارت دیگر، دانستن اینکه گوشه‌هایی در یک تصویر وجود دارد، بدون اطلاعات اضافی کاربرد محدودی دارد که می‌تواند به ما در تمایز بین اشیاء موجود در تصویر یا بین تصاویر، بر اساس گوشه‌ها و ویژگی‌های آنها کمک کند.

با توجه به اینکه می‌خواهیم از ویژگی‌ها برای اهداف تمایز استفاده کنیم، سوال بعدی این است: این ویژگی‌ها باید در حوزه پردازش تصویر دیجیتال چه ویژگی‌هایی داشته باشند؟ شما قبلاً با برخی از این ویژگی‌ها آشنا هستید. به طور کلی، ویژگی‌ها باید مستقل از مکان، چرخش و مقیاس باشند. عوامل دیگر، مانند استقلال سطوح روشنایی و تغییرات ناشی از دیدگاه بین سنسورهای تصویربرداری و صحنه، نیز مهم هستند. در صورت امکان، باید از پیش پردازش برای عادی سازی تصاویر ورودی قبل از استخراج ویژگی استفاده کرد. به عنوان مثال، در شرایطی که تغییرات روشنایی به حدی شدید است که باعث ایجاد مشکل در تشخیص ویژگی‌ها می‌شود، منطقی است که یک تصویر را برای جبران این تغییرات از پیش پردازش کنیم. یکسان سازی یا مشخص کردن هیستوگرام به عنوان تکنیک‌های خودکار به ذهن می‌آید که می‌دانیم در این زمینه مفید است. ایده این است که تا آنجا که ممکن است از اطلاعات پیشینی برای پیش پردازش تصاویر استفاده شود تا شانس استخراج ویژگی دقیق افزایش یابد.

وقتی کلمه "مستقل" در یک ویژگی استفاده می‌شود، معمولاً یکی از دو معنی را دارد: ثابت یا متغیر. یک توصیف کننده ویژگی نسبت به مجموعه‌ای از تغییرات ثابت است اگر مقدار آن پس از



اعمال (برای نهادی که توصیف می شود) هرگونه تغییر از خانواده بدون تغییر باقی بماند. یک توصیف کننده ویژگی با توجه به مجموعه ای از تغییرات در صورت اعمال هرگونه تغییر از مجموعه ، نتیجه مشابهی را در توصیف کننده ایجاد می کند. مثلاً، این مجموعه تغییرات بعدی را در نظر بگیرید: {انتقال ، بازتاب ، چرخش} ، و فرض کنید که یک منطقه بیضوی داریم که منطقه توصیف ویژگی را به آن اختصاص می دهیم. بدیهی است که اعمال هر یک از این تحولات در منطقه ، مساحت آن را تغییر نمی دهد.

### جدول ۲.۳ را در مورد تغییرات بعدی مشاهده کنید

بنابراین ، ناحیه یک توصیف کننده ویژگی تغییر ناپذیر با توجه به خانواده تغییر شکل داده شده است. با این حال ، اگر مقیاس تبدیل بعدی را به خانواده اضافه کنیم ، منطقه توصیف کننده نسبت به خانواده بزرگ تغییرناپذیر می شود. توصیف کننده در حال حاضر از نظر خانواده متغیر است ، زیرا مقیاس بندی مساحت منطقه با هر عاملی ، ارزش توصیف کننده را با همان عامل افزایش می دهد. به طور مشابه ، جهت توصیف کننده (محور اصلی منطقه) متغیر است زیرا چرخش منطقه با هر زاویه تأثیر مشابهی بر ارزش توصیف کننده دارد. اکثر توصیف کننده های ویژگی که در این فصل استفاده می کنیم به طور کلی متغیر هستند ، به این معنا که ممکن است در برخی از تغییرات مورد علاقه تغییرناپذیر باشند ، اما در مورد برخی دیگر که ممکن است به همان اندازه مهم باشند ، متغیر نیستند. همانطور که به زودی خواهید دید ، خوب است که تا آنجا که ممکن است تغییرات نامتعارف را از طریق کواریانس عادی کنیم. به عنوان مثال ، ما می توانیم تغییرات جهت یک منطقه را با محاسبه جهت واقعی آن و چرخاندن ناحیه به طوری که محور اصلی آن در جهت از پیش تعیین شده نشان دهد ، جبران کنیم. اگر این کار را برای هر ناحیه ای که در یک تصویر شناسایی شده است انجام دهیم ، چرخش دیگر از هم متغیر است.

طبقه بندی عمده دیگر ویژگی ها ، محلی در برابر عمومی است. به احتمال زیاد شما تلاش های متفاوتی برای طبقه بندی ویژگی ها به عنوان یکی از این دو دسته مشاهده خواهید کرد. آنچه این مشکل را ایجاد می کند این است که بسته به کاربرد ، ممکن است یک ویژگی به هر دو تعلق داشته باشد. به عنوان مثال ، منطقه توصیف کننده را دوباره در نظر بگیرید و فرض کنید که ما آن را برای

بررسی میزان پر بودن بطری هایی که از یک سنسور تصویربرداری در خط تولید عبور می کنند ، مایع استفاده می کنیم. این سنسور و نرم افزار همراه آن قادرند همزمان از ده بطری تصاویری تولید کنند که در آنها مایع در هر بطری به عنوان یک منطقه روشن و بقیه تصویر به عنوان پس زمینه تیره به نظر می رسد.

مساحت یک ناحیه در این هندسه ثابت با مقدار مایع در یک بطری متناسب است و در صورت تشخیص و اندازه گیری قابل اطمینان ، مساحت تنها ویژگی مورد نیاز برای حل مشکل بازرسی است. هر تصویر دارای ده منطقه است ، بنابراین ما ناحیه را یک ویژگی محلی می دانیم ، به این معنا که برای عناصر (مناطق) یک تصویر قابل اجرا است. اگر مشکل این بود که مقدار (مساحت) مایع موجود در یک تصویر را تشخیص دهیم ، اکنون منطقه را یک توصیف کننده عمومی می دانیم. اما داستان به همین جا ختم نمی شود. فرض کنید کار بازرسی مایع دوباره تنظیم شده است به طوری که کل مقدار مایع در روز را که از ایستگاه تصویربرداری عبور می کند محاسبه می کند.

ما دیگر به مساحت مناطق جداگانه به خودی خود اهمیتی نمی دهیم. واحدهای ما اکنون تصویر هستند. اگر مساحت کل یک تصویر را بدانیم و تعداد تصاویر را بدانیم ، محاسبه مقدار کل مایع در یک روز بی اهمیت است. اکنون مساحت یک تصویر کامل یک ویژگی محلی است و مساحت کل در پایان روز عمومی است. بدیهی است ، ما می توانیم کار را به گونه ای تغییر دهیم که منطقه در پایان یک روز به یک توصیف کننده ویژگی های محلی تبدیل شود و منطقه برای همه خطوط مونتاژ به یک معیار عمومی تبدیل شود. و غیره ، بی پایان. در این فصل ، یک ویژگی را در صورتی که برای عضوی از یک مجموعه کاربردی باشد ، محلی می نامیم و اگر در کل مجموعه اعمال شود ، جایی که "عضو" و "مجموعه" توسط برنامه تعیین می شوند ، عمومی می نامیم.

به ندرت ویژگی هایی برای مصرف انسان ایجاد می شود ، مگر در برنامه هایی مانند پردازش تصویر تعاملی ، موضوعاتی که در جریان اصلی این کتاب نیست. در واقع ، همانطور که بعداً خواهید دید ، برخی از روشهای استخراج ویژگیها دهها ، صدها یا حتی هزاران مقدار توصیف کننده ایجاد می کنند که اگر از نظر بصری مورد بررسی قرار گیرند بی معنی به نظر می رسند. در عوض ، توصیف ویژگی معمولاً به عنوان یک مرحله پیش پردازش برای کارهای سطح بالاتر ، مانند ثبت تصویر ، تشخیص

شی برای بازرسی خودکار ، جستجوی الگوها (به عنوان مثال ، چهره های فردی و/یا اثر انگشت) در دیتابیس های تصویر و برنامه های خودکار ، مانند به عنوان ناوبری ربات و خودرو برای این برنامه ها ، ویژگی های عددی معمولاً "به صورت بردار ویژگی" (یعنی ماتریس  $n-1$  یا  $(1 \ 1)$ ) که عناصر آنها توصیف کننده هستند "بسته بندی" می شوند. تصویر RGB یکی از ساده ترین نمونه ها است. همانطور که از فصل ۶ می دانید ، هر پیکسل یک تصویر RGB را می توان به عنوان بردار سه بعدی بیان کرد ،

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix}$$

که در آن  $x_1$  مقدار شدت تصویر قرمز در یک نقطه است و سایر اجزا مقدار شدت تصاویر سبز و آبی در یک نقطه هستند. اگر رنگ به عنوان یک ویژگی استفاده شود ، یک منطقه در یک تصویر RGB به عنوان مجموعه ای از بردارهای ویژگی (نقاط) در فضای سه بعدی نشان داده می شود. هنگامی که از  $n$  توصیف کننده استفاده می شود ، بردارهای ویژگی  $n$  بعدی می شوند و فضای حاوی آنها به عنوان یک فضای ویژگی  $n$  بعدی شناخته می شود. شما می توانید مجموعه ای از ویژگیهای  $n$ -بعدی را به عنوان "ابر ابری" نقاط در فضای اقلیدسی  $n$  بعدی "تجسم" کنید.

در این فصل ، ما ویژگی ها را در سه دسته اصلی گروه بندی می کنیم: محدوده ، منطقه و ویژگی های کل تصویر. این یارانه بر اساس کاربرد روشهایی نیست که در مورد آن بحث می کنیم. بلکه بر این واقعیت استوار است که برخی از دسته ها وقتی در چارچوب آنچه در حال توصیف است در نظر گرفته شوند ، نسبت به گروه های دیگر منطقی تر می شوند. به عنوان مثال ، به طور ضمنی گفته می شود که وقتی به "طول مرز" اشاره می کنیم ، به "طول مرز یک منطقه" اشاره می کنیم ، اما اشاره به "طول" یک تصویر منطقی نیست. روشن خواهد شد که بسیاری از ویژگی هایی که در مورد آنها بحث خواهیم کرد ، در محدوده ها و مناطق قابل اجرا هستند و برخی دیگر در مورد کل تصاویر نیز کاربرد دارد.

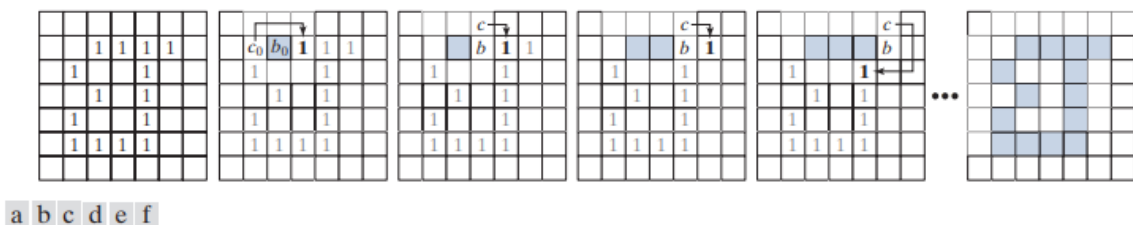
## ۱۱.۲ پیش آماده سازی محدوده

تکنیک های قطعه بندی مورد بحث در دو فصل قبلی داده های خام را به شکل پیکسل در امتداد مرز یا پیکسل های موجود در یک منطقه به دست می دهد. این یک روش استاندارد است که از طرح هایی استفاده می کند که داده های قطعه قطعه شده را به نمایشی تسهیل می کند که محاسبه توصیف کننده ها را تسهیل می کند. در این بخش ، ما رویکردهای مختلف پیش پردازش مرزی مناسب برای این منظور را مورد بحث قرار می دهیم.

### پیروی از محدوده (ردیابی)

چندین الگوریتم مورد بحث در این فصل مستلزم این است که نقاط در محدوده یک منطقه در جهت عقربه های ساعت یا خلاف جهت عقربه های ساعت مرتب شوند. در نتیجه ، ما بحث خود را با معرفی یک الگوریتم پیروی از مرز آغاز می کنیم که خروجی آن ترتیب متوالی نقاط است. ما فرض می کنیم (۱) که ما با تصاویر دوتایی کار می کنیم که در آنها شیء و پس زمینه به ترتیب ۱ و ۰ برچسب گذاری شده اند. و (۲) که تصاویر با حاشیه ۰ درجه بندی شده اند تا احتمال ادغام یک شیء با حاشیه تصویر از بین برود. برای وضوح ، ما بحث را به مناطق واحد محدود می کنیم. این رویکرد با پردازش مناطق به صورت جداگانه به مناطق متعدد و جدا از هم گسترش می یابد.

بررسی بحث در بخشهای ۲.۵ در مورد همسایگی ، مجاورت و ارتباط ، و بحث در بخش ۹.۶ در مورد اجزای متصل ، مفید خواهد بود.



a b c d e f

شکل ۱۱.۱ تصویر چند مرحله اول در الگوریتم پیروی از مرز. نقطه ای که باید در مرحله بعد مورد بررسی قرار گیرد با رنگ پررنگ و مشکی برچسب گذاری شده است. نقاطی که هنوز پردازش نشده اند خاکستری هستند؛ و نقاطی که توسط الگوریتم یافت می شود سایه دار می شوند. مربع های بدون برچسب مقادیر پس زمینه (۰) در نظر گرفته می شوند. الگوریتم زیر مرز یک منطقه با ارزش  $R$ ، ۱ را در یک تصویر باینری ردیابی می کند.

۱. اجازه دهید نقطه شروع<sup>۴۹</sup>،  $b_0$ ، بالاترین سمت چپ ترین نقطه در تصویر باشد که برچسب آن ۱. با  $c_0$  همسایه غربی  $b_0$  را مشخص کنید [شکل ۱۱.۱ (b) را ببینید]. واضح است که  $c_0$  همیشه یک نقطه پس زمینه است. ۸ همسایه  $b_0$  را از  $c_0$  شروع کرده و در جهت عقربه های ساعت حرکت کنید. اجازه دهید  $b_1$  نشان دهنده اولین همسایه ای باشد که مقدار آن ۱ است و اجازه دهید  $c_1$  نقطه (پس زمینه) بلافاصله قبل از  $b_1$  در دنباله باشد. مکان های  $b_0$  را برای استفاده در مرحله ۵ ذخیره کنید.

۲. اجازه دهید  $b = b_0$  و  $c = c_0$ .

۳. اجازه دهید ۸ همسایه  $b$  با شروع از  $c$  و حرکت در جهت عقربه های ساعت، با  $n_1$ ،  $n_2$ ، ...،  $n_8$  نشان داده شوند. اولین همسایه با برچسب ۱ را پیدا کنید و آن را با  $nk$  نشان دهید.

۴. اجازه دهید  $b = nk$  و  $c = nk - 1$ .

۵. مراحل ۳ و ۴ را تا  $b = b_0$  تکرار کنید. دنباله ای از نقاط  $b$  که هنگام متوقف شدن الگوریتم یافت می شود مجموعه نقاط مرزی مرتب شده است.

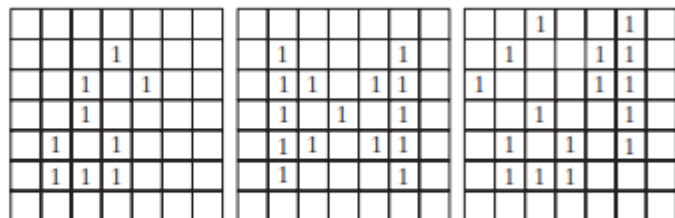
توجه داشته باشید که  $c$  در مرحله ۴ همیشه یک نقطه پس زمینه است زیرا  $nk$  اولین نقطه ۱ ارزشی است که در اسکن عقربه های ساعت یافت می شود. این الگوریتم پس از ادوارد اف مور، پیشگام در نظریه اتوماتای سلولی، به عنوان الگوریتم ردیابی مرز مور شناخته می شود.

<sup>۴۹</sup> همانطور که بعداً در این فصل و در مسئله ۱۱.۸ خواهید دید، بالاترین و چپ ترین نقطه در یک مرز ۱ دارای ویژگی مهمی است که تقریب چند ضلعی به مرز دارای یک راس محدب در آن مکان است. همچنین، همسایه های چپ و شمالی نقطه به عنوان نقاط پس زمینه تضمین شده اند. این ویژگی ها آن را به یک نقطه "استاندارد" خوب برای شروع الگوریتم های پیروی از مرز تبدیل می کند.

شکل ۱۱.۱ چند مرحله اول الگوریتم را نشان می دهد. به راحتی می توان تأیید کرد (به مسئله ۱۱.۱ مراجعه کنید) که ادامه این روش باعث ایجاد مرز صحیح می شود، که در شکل ۱۱.۱ (f) نشان داده شده است، نقاط آن به ترتیب ساعتگرد مرتب شده است. الگوریتم با مرزهای پیچیده تر به خوبی عمل می کند، مانند مرز با شاخه متصل در شکل ۱۱.۲ (الف) یا مرز خود متقاطع در شکل ۱۱.۲ (ب). مرزهای متعدد [شکل ۱۱.۲ (ج)] با پردازش یک مرز در یک زمان مدیریت می شوند. اگر به جای یک مرز با یک منطقه دوتایی شروع کنیم، الگوریتم مرز خارجی منطقه را استخراج می کند.

به طور معمول، ضخامت مرز یک پیکسل خواهد بود، اما نه همیشه [به مسئله ۱۱.۱ (ب) مراجعه کنید]. اگر هدف پیدا کردن مرزهای حفره در یک منطقه است (که به آنها مرزهای داخلی یا داخلی ناحیه گفته می شود)، یک رویکرد مستقیم این است که حفره ها را استخراج کنید (بخش ۹.۶ را ببینید) و آنها را به عنوان ناحیه هایی با ارزش ۱ در نظر بگیرید. پس زمینه ۰ اعمال الگوریتم متعاقب مرزها در این مناطق، مرزهای داخلی ناحیه اصلی را به همراه خواهد داشت.

ما می توانیم الگوریتم را به همین سادگی بر اساس پیروی از یک مرز در جهت خلاف جهت عقربه های ساعت بیان کنیم، اما شما فقط یک الگوریتم را آسان تر می کنید و سپس جهت نتیجه را معکوس می کنید تا دنباله ای در جهت مخالف بدست آورید. ما در بخشهای زیر از هر دو جهت به جای یکدیگر (اما به طور مداوم) استفاده می کنیم تا به شما در آشنایی با هر دو رویکرد کمک کنیم.



a b c

شکل ۱۱.۲ نمونه هایی از مرزهایی که می توانند با استفاده از الگوریتم مرزی زیر پردازش شوند. (الف) مرز بسته با یک شاخه. (ب) مرز خود متقاطع. (ج) مرزهای متعدد (پردازش یکی در یک زمان).

## کدهای زنجیره ای

از کدهای زنجیره ای برای نشان دادن مرز توسط یک دنباله متصل از بخشهای مستقیم با طول و جهت مشخص استفاده می شود. در این بخش فرض می کنیم که همه منحنی ها منحنی های بسته و ساده هستند (یعنی منحنی هایی که بسته هستند و خود متقاطع نیستند).

## کدهای زنجیره ای فریمن

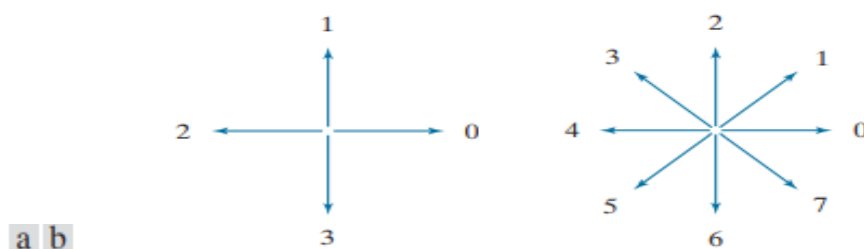
به طور معمول ، نمایش کد زنجیره ای بر اساس ۴- یا ۸ اتصال سگمنت ها است. جهت هر بخش با استفاده از طرح شماره گذاری ، مانند شکل ، کدگذاری می شود.

**۱۱.۳ یک کد مرزی که به عنوان دنباله ای از چنین اعدادی جهت دار شکل می گیرد ، کد زنجیره ای فریمن نامیده می شود.**

تصاویر دیجیتال معمولاً در قالب شبکه و با فاصله مساوی در جهت X و Y بدست می آیند و پردازش می شوند ، بنابراین یک کد زنجیره ای را می توان با پیروی از یک مرز ، مثلاً در جهت عقربه های ساعت و اختصاص یک جهت به بخشهای همگن ، ایجاد کرد. هر جفت پیکسل را از بین ببرید این سطح از جزئیات عموماً به دو دلیل اصلی مورد استفاده قرار نمی گیرد: (۱) زنجیره حاصله بسیار طولانی خواهد بود و (۲) هرگونه اختلال کوچکی در طول مرز به دلیل نویز یا قطعه بندی ناقص باعث تغییراتی در کد می شود که ممکن است مرتبط نباشند. به ویژگی های اصلی شکل مرز.

روشی که برای رسیدگی به این مشکلات استفاده می شود ، نمونه برداری مجدد از مرز با انتخاب فاصله شبکه بزرگتر است ، مانند شکل ۱۱.۴ (الف). سپس ، با عبور از مرز ، یک نقطه مرزی بسته به مجاورت نقطه مرزی اصلی با آن گره ، مانند شکل ۱۱.۴ (ب) ، به یک گره از شبکه درشت تر اختصاص داده می شود. محدوده نمونه مجدد بدست آمده از این طریق را می توان با یک کد ۴- یا ۸ نشان داد. شکل ۱۱.۴ (ج) نقاط مرزی درشت تر را نشان می دهد که توسط یک کد زنجیره ای ۸ جهت نشان داده شده است. تبدیل یک کد ۸ به ۴ کد و بالعکس یک موضوع ساده است (به مسائل ۲.۱۵ ، ۹.۲۷ و ۹.۲۹ مراجعه کنید).

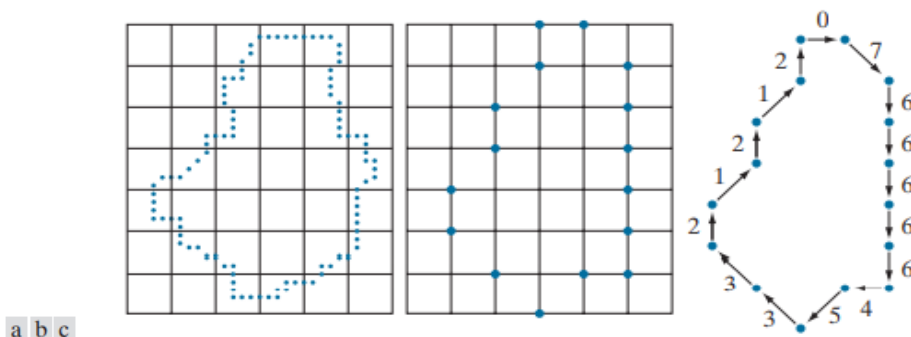
به همان دلیلی که هنگام بحث در مورد ردگیری مرزها در این بخش ذکر شد ، ما نقطه شروع را در شکل ۱۱.۴ (C) به عنوان بالاترین و چپ ترین نقطه مرز انتخاب کردیم ، که کد زنجیره ای ۰۷۶۶...۱۲۱۲ را نشان می دهد. همانطور که ممکن است مشکوک باشید ، فاصله شبکه نمونه گیری توسط برنامه ای که در آن کد زنجیره ای استفاده می شود تعیین می شود.



شکل ۱۱.۳ شماره جهت برای (الف) کد زنجیره ای ۴ جهت ، و (ب) کد زنجیره ای ۸ جهته.

اگر شبکه نمونه برداری برای بدست آوردن منحنی دیجیتالی متصل چهار ضلعی یکنواخت باشد (شکل ۲.۱۹ را ببینید) تمام نقاط یک کد فریم بر اساس شکل ۱۱.۳ تضمین می شود که با نقاط منحنی منطبق است. اگر یک منحنی دیجیتال با استفاده از همان نوع شبکه نمونه برداری ، مانند شکل ۱۱.۴ (ب) نمونه برداری شود ، همین امر صادق است. این به این دلیل است که نمونه های منحنی تولید شده با استفاده از چنین شبکه هایی دارای آرایش مشابه شکل ۱۱.۳ هستند ، بنابراین همه نقاط قابل دسترسی هستند زیرا ما یک منحنی را از نقطه ای به نقطه دیگر می پیمايیم تا کد تولید شود. مقدار عددی یک کد زنجیره ای به نقطه شروع بستگی دارد. با این حال ، کد را می توان با توجه به نقطه شروع با یک روش ساده عادی کرد: ما به سادگی کد زنجیره ای را به عنوان دنباله ای دایره ای از اعداد جهت در نظر می گیریم و نقطه شروع را بازنویسی می کنیم تا توالی حاصل از اعداد یک عدد صحیح حداقل را تشکیل دهد. اندازه. ما همچنین می توانیم با استفاده از اولین تفاوت کد زنجیره ای به جای خود کد ، چرخش را (در زوایایی که مضرب صحیح جهت ۱۱.۳ هستند) عادی کنیم. این تفاوت با شمارش تعداد تغییرات جهت (در جهت خلاف جهت عقربه های ساعت در شکل ۱۱.۳) بدست می آید که دو عنصر مجاور کد را جدا می کند. اگر کد را به عنوان یک دنباله دایره ای در نظر بگیریم تا نسبت به نقطه شروع آن را عادی کنیم ، اولین عنصر تفاوت با استفاده از انتقال بین آخرین و اولین اجزای زنجیره محاسبه می شود.





شکل ۱۱.۴ (الف) مرز دیجیتالی با شبکه نمونه گیری مجدد. (ب) نتیجه نمونه گیری مجدد. (ج) مرز ۸ جهت دار با کد زنجیره ای

به عنوان مثال ، اولین تفاوت کد زنجیره ای ۴ جهت ۱۰۱۰۳۳۲۲ ۳۱۳۳۰۳۰ است. نرمال سازی اندازه را می توان با تغییر فاصله شبکه نمونه گیری مجدد به دست آورد.

عادی سازی هایی که فقط مورد بحث قرار گرفتند تنها در صورتی دقیق هستند که مرزها در چرخش (دوباره ، در زوایایی که مضرب صحیح جهتهای شکل ۱۱.۳ هستند) و تغییر مقیاس ، که در عمل به ندرت اتفاق می افتد ، ثابت باشند. به عنوان مثال ، یک شیء دیجیتالی شده در دو جهت مختلف به طور کلی دارای اشکال مرزی متفاوت خواهد بود و میزان عدم شباهت متناسب با وضوح تصویر است.

این اثر را می توان با انتخاب عناصر زنجیره ای که متناسب با فاصله بین پیکسل ها در تصویر دیجیتالی هستند ، و/یا با جهت گیری شبکه نمونه برداری در امتداد محورهای اصلی شی مورد کدگذاری ، مطابق بخش ۱۱.۳ توضیح داد ، یا در امتداد محورهای ویژه خود ، همانطور که در بخش ۱۱.۵ مورد بحث قرار گرفته است.

#### مثال ۱۱.۱: کد زنجیره ای فریمن و برخی از تغییرات آن

شکل ۱۱.۵ (الف) تصویری در مقیاس خاکستری  $570 * 570$  پیکسل و ۸ بیت از یک ضربه مدور را نشان می دهد که در قطعات کوچک دیدنی توزیع شده به طور تصادفی تعبیه شده است. هدف این مثال بدست آوردن یک زنجیره فریمن است کد ، عدد صحیح متناظر با حداقل قدر ، و اولین تفاوت مرز بیرونی از سگته مغزی از آنجا که شی مورد نظر در قطعات کوچک جاسازی شده است ، استخراج

مرز آن منجر به ایجاد یک منحنی پر نویز می شود که توصیف کننده شکل کلی شی نیست. همانطور که می دانید ، هموار کردن یک فرآیند معمول هنگام کار با مرزهای پر نویز است. شکل ۱۱.۵ (ب) تصویر اصلی را که با استفاده از هسته جعبه ای با اندازه  $9 \times 9$  پیکسل هموار شده است (برای بحث در مورد هموارسازی فضایی به بخش ۳.۵ مراجعه کنید) ، و شکل ۱۱.۵ (ج) نتیجه آستانه گذاری این تصویر با آستانه گذاری عمومی با استفاده از روش Otsu به دست آمد. توجه داشته باشید که تعداد مناطق به دو مورد کاهش یافته است (یکی از آنها نقطه ای است) ، که به طور قابل توجهی مشکل را ساده می کند.

شکل ۱۱.۵ (د) مرز بیرونی منطقه در شکل ۱۱.۵ (ج) است. به دست آوردن کد زنجیره ای این مرز به طور مستقیم منجر به یک دنباله طولانی با تغییرات کوچک می شود که نمایانگر شکل عمومی مرز نیست ، بنابراین قبل از به دست آوردن کد زنجیره ای آن را دوباره نمونه می کنیم. این امر تنوع ناچیز را کاهش می دهد. شکل ۱۱.۵ (e) نتیجه استفاده از یک شبکه نمونه گیری با گره هایی با فاصله ۵۰ پیکسل (تقریباً ۱۰٪ عرض تصویر) و شکل ۱۱.۵ (f) حاصل پیوند نقاط نمونه با خطوط مستقیم است. این تقریب ساده تر ویژگی های اصلی مرز اصلی را حفظ کرد.

کد زنجیره ای ۸ جهته فریمن از مرز ساده شده است

00006066666666444444242222202202

نقطه شروع مرز در مختصات (۲ ، ۵) در شبکه زیر نمونه است (از شکل ۲.۱۹ به یاد داشته باشید که منبع تصویر در بالا ، سمت چپ). این بالاترین سمت چپ ترین نقطه در شکل ۱۱.۵ (f) است. عدد صحیح حداقل قدر کد در این مورد همان کد زنجیره ای است:

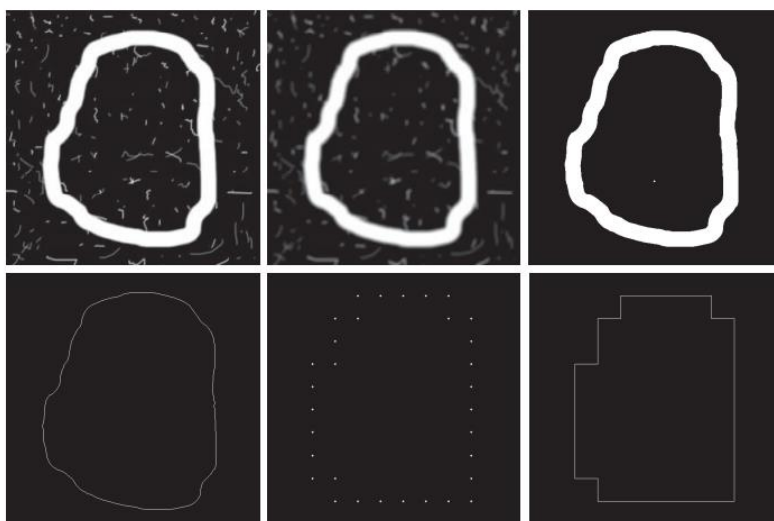
00006066666666444444242222202202

اولین تفاوت کد در این است

0006260000006000006260000620626

استفاده از این کد برای نشان دادن مرز منجر به کاهش قابل توجهی در میزان داده های مورد نیاز برای ذخیره مرز می شود. علاوه بر این ، کار با اعداد کد یک راه واحد برای تجزیه و تحلیل شکل

یک مرز ارائه می دهد ، همانطور که در بخش ۱۱.۳ بحث کردیم. در نهایت ، به خاطر داشته باشید که محدوده نمونه زیر را می توان از هر یک از کدهای قبلی بازیابی کرد.



a b c  
d e f

تصویر ۱۱.۵ (الف) تصویر پر نویز با اندازه  $۵۷۰ \times ۵۷۰$  پیکسل. (ب) تصویر با هسته  $۹ \times ۹$  هموار شده است. (ج) تصویر هموار ، با استفاده از روش Otsu در آستانه. (د) طولانی ترین مرز بیرونی (ج). (ه) مرز نمونه برداری شده (نقاط برای وضوح بزرگتر نشان داده شده اند). (و) نقاط متصل از (ه).

### کدهای زنجیره ای شیب

استفاده از کدهای زنجیره ای فریمن به طور کلی مستلزم نمونه برداری مجدد از مرز برای هموارسازی تغییرات کوچک است ، فرآیندی که مستلزم تعریف شبکه و متعاقباً اختصاص تمام نقاط مرزی به نزدیکترین همسایگان آنها در شبکه است. جایگزین این رویکرد استفاده از کدهای زنجیره ای شیب SCCs است (بریبیسکا [۱۹۹۲ ، ۲۰۱۳]). SCC منحنی دو بعدی با قرار دادن قطعات خط مستقیم با طول مساوی در اطراف منحنی و لمس نقاط انتهایی قطعات با منحنی بدست می آید.

بدست آوردن SSC مستلزم محاسبه تغییرات شیب بین بخشهای خط مجاور و عادی سازی تغییرات در بازه پیوسته (باز) (-۱ ، ۱) است. این رویکرد مستلزم تعیین طول بخش های خط است ، بر خلاف کدهای فریمن ، که نیاز به تعریف شبکه و اختصاص نقاط منحنی به آن دارد- یک روش بسیار

پیچیده تر. مانند کدهای فریمن ، SCC ها مستقل از چرخش هستند ، اما طیف وسیع تری از تغییرات احتمالی شیب ، بازنمایی دقیق تری از چرخش را نسبت به استقلال چرخشی کدهای فریمن ارائه می دهد که در شکل ۱۱.۳ (ب) به هشت جهت محدود شده است. به مانند کدهای فریمن ، SCC ها مستقل از انتقال نیستند و می توانند برای تغییرات مقیاس عادی شوند (به مسئله ۱۱.۸ مراجعه کنید).

شکل ۱۱.۶ نحوه ایجاد SCC را نشان می دهد. اولین قدم این است که طول قسمت خط را برای استفاده در تولید کد انتخاب کنید [شکل ۱۱.۶ (ب) را ببینید]. سپس ، نقطه شروع (مبدأ) مشخص می شود (برای منحنی باز ، نقطه شروع منطقی یکی از نقاط پایانی آن است). همانطور که شکل ۱۱.۶ (ج) نشان می دهد ، هنگامی که مبدأ انتخاب شد ، یک سر یک خط خطی در مبدأ قرار می گیرد و انتهای دیگر آن هم زمان با منحنی تنظیم می شود. این نقطه به نقطه شروع جداسازی خط بعدی تبدیل می شود و ما این روش را تا رسیدن به نقطه شروع (یا نقطه پایان در مورد منحنی باز) تکرار می کنیم. همانطور که در تصویر نشان داده شده است ، می توانید این فرایند را دنباله ای از دایره های یکسان (با شعاع برابر طول بخش خط) که از منحنی عبور می کنند ، در نظر بگیرید. تقاطع دایره ها و منحنی ، گره های تقریبی خط مستقیم به منحنی را تعیین می کنند.

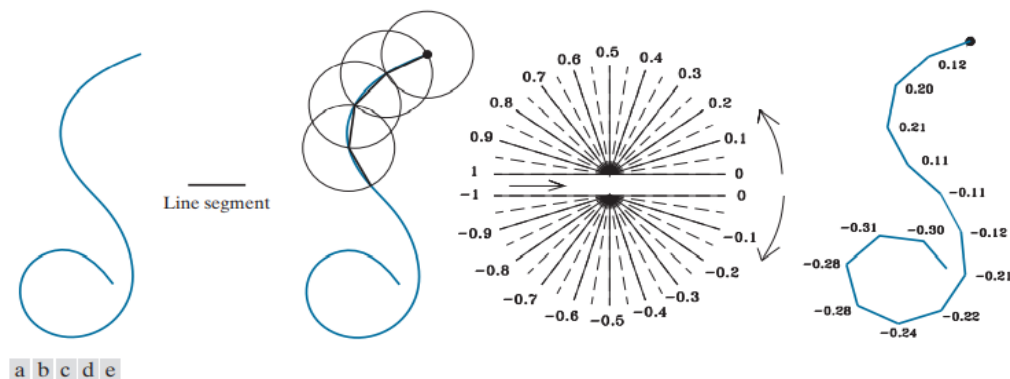
هنگامی که تقاطع دایره ها مشخص شد ، تغییرات شیب بین بخشهای خط مجاور را تعیین می کنیم. تغییرات شیب مثبت و صفر تا نیمه باز باز [۰ ، ۱] عادی می شود ، در حالی که تغییرات شیب منفی تا فاصله باز نرمال می شود ( -۱ ، ۰). عدم اجازه دادن به تغییرات شیب ۱ - مسائل مربوط به پیاده سازی را که ناشی از مجبور شدن به این واقعیت است که چنین تغییراتی منجر به یک بخش خطی با جهت های مخالف می شود ، حذف می کند.

توالی تغییرات شیب ، زنجیره ای است که تقریب SCC را به منحنی اصلی مشخص می کند. به عنوان مثال ، کد منحنی در شکل ۱۱.۶

0.21, 0.11, -0.11, -0.12, -0.21, -0.22, -0.24, -0.28, -0.28, -0.31, -0.30.  
0.12, 0.20, است به دقت تغییرات شیب که در شکل ۱۱.۶ (d) تعریف شده است  $10^{-2}$  است و در نتیجه "الفبای" ۱۹۹ نماد ممکن (تغییرات شیب) ایجاد می شود. البته دقت را می توان تغییر داد.

به عنوان مثال ، و دقت  $10^{-1}$  الفبایی از ۱۹ نماد تولید می کند (به مسئله ۱۱.۶ مراجعه کنید). برخلاف کد فریمن ، هیچ تضمینی وجود ندارد که آخرین نقطه منحنی کدگذاری شده با آخرین نقطه خود منحنی مطابقت داشته باشد. با این حال ، کوتاه کردن طول خط و/یا افزایش وضوح زاویه اغلب مشکل را حل می کند ، زیرا نتایج محاسبات به نزدیکترین عدد صحیح گرد می شود (به یاد داشته باشید که ما با مختصات صحیح کار می کنیم).

معکوس SCC زنجیره دیگری با همان طول است که با تغییر جهت نمادها و علائم آنها بدست می آید. تصویر آینه ای یک زنجیره با شروع از مبدا و معکوس شدن علائم نمادها به دست می آید. در نهایت ، ما اشاره می کنیم که بحث قبلی مستقیماً برای منحنی های بسته کاربرد دارد. منحنی زیر از یک نقطه دلخواه شروع می شود (به عنوان مثال ، بالاترین و چپ ترین نقطه منحنی) و در جهت عقربه های ساعت یا خلاف جهت حرکت می کند و با رسیدن به نقطه شروع متوقف می شود. ما استفاده از SSC ها را در مثال ۱۱.۶ نشان می دهیم.



شکل ۱۱.۶ (الف) منحنی باز. (ب) یک بخش خط مستقیم. (ج) پیمایش منحنی با استفاده از محیط برای تعیین تغییرات شیب ؛ نقطه مبدا (نقطه شروع) است. (د) محدوده تغییرات شیب در فاصله باز (۱-، ۱) (پیکان در مرکز نمودار جهت حرکت را نشان می دهد). بین اعداد شیب نشان داده شده ده فاصله می تواند وجود داشته باشد. (ه) منحنی کدگذاری شده که دنباله عددی مربوط به تغییرات شیب را نشان می دهد. (حوزه پروفیسور ارنستو برییسکا ، IIMAS-UNAM ، مکزیک).

تقریب های چندضلعی با بکاربردن چندضلعی های حداقل محیطی

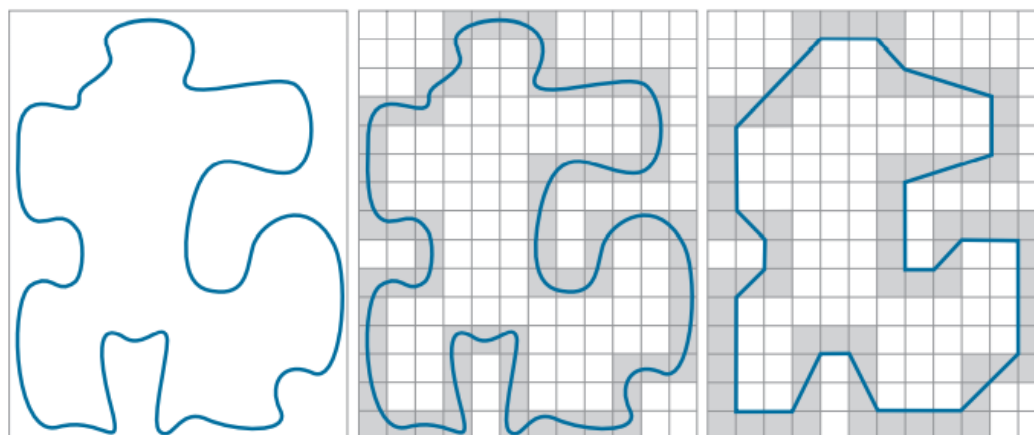
مرزهای دیجیتالی را می توان با چند ضلعی با دقت دلخواه تقریب زد. برای یک منحنی بسته ، تقریب زمانی دقیق می شود که تعداد قسمت های چند ضلعی برابر با تعداد نقاط مرز باشد ، بنابراین هر جفت نقطه مجاور قسمتی از چند ضلعی را تعریف می کند. هدف از تقریب چند ضلعی این است که با استفاده از کمترین تعداد قطعه ، ذات شکل را در یک مرز معین به تصویر بکشد. به طور کلی ، این مشکل بی اهمیت نیست و می تواند به یک جستجوی تکراری زمان بر تبدیل شود. با این حال ، تکنیک های تقریبی با پیچیدگی متوسط برای کارهای پردازش تصویر مناسب هستند. در میان این موارد ، یکی از قدرتمندترین ها نشان دادن مرز توسط چند ضلعی حداقل محیط (MPP) است ، همانطور که در بحث زیر مشخص شده است.

## مبانی

یک رویکرد شهودی برای محاسبه MPP ها این است که یک محدوده (مانند تصویر ۱۱.۷ (الف)) توسط مجموعه ای از سلولهای به هم پیوسته ، مانند شکل ۱۱.۷ (ب) را در بر بگیرد. مرز را به عنوان یک نوار لاستیکی که در سلولهای خاکستری در شکل ۱۱.۷ (ب) وجود دارد در نظر بگیرید. همانطور که مجاز به کوچک شدن است ، نوار لاستیکی با راس دیواره های داخلی و خارجی ناحیه سلولهای خاکستری محدود می شود. در نهایت ، این کوچک شدن شکل یک چند ضلعی از محیط کوچک (با توجه به این آرایش هندسی) را ایجاد می کند که ناحیه محصور شده توسط نوار سلول را محدود می کند ، مانند شکل ۱۱.۷ (ج). در این شکل توجه داشته باشید که همه راسهای MPP با گوشه های دیوار داخلی یا خارجی مطابقت دارد.

اندازه سلول ها دقت تقریب چند ضلعی را تعیین می کند. در محدوده ، اگر اندازه هر سلول (مربع) با پیکسلی در مرز مطابقت داشته باشد ، حداکثر خطا در هر سلول بین مرز و تقریب ۲ MPP روز خواهد بود ، در صورتی که  $d$  حداقل فاصله ممکن بین پیکسل ها باشد. (یعنی فاصله بین پیکسل ها با وضوح مرز نمونه اصلی تعیین می شود). این خطا را می توان با فشار دادن هر سلول در تقریب چند ضلعی بر روی پیکسل متناظر آن در مرز اصلی ، به نصف کاهش داد. هدف این است که از بزرگترین اندازه سلول قابل قبول در یک برنامه مشخص استفاده شود ، بنابراین MPP با کمترین تعداد راس تولید می شود. هدف ما در این بخش تدوین روشی برای یافتن این رئوس MPP است.

رویکرد سلولی که به تازگی توضیح داده شده ، شکل جسم محصور شده در مرز اصلی را به ناحیه ای محدود می کند که در دیوارهای خاکستری در شکل ۱۱.۷ (ب) مشخص شده است.



a b c

شکل ۱۱.۷ (الف) محدوده شی. (ب) مرز محصور در سلولها (سایه دار). (ج) چند ضلعی حداقل محیطی که با اجازه دادن به کوچک شدن مرز بدست می آید. راس های چند ضلعی توسط گوشه های دیوارهای داخلی و خارجی منطقه خاکستری ایجاد می شود.

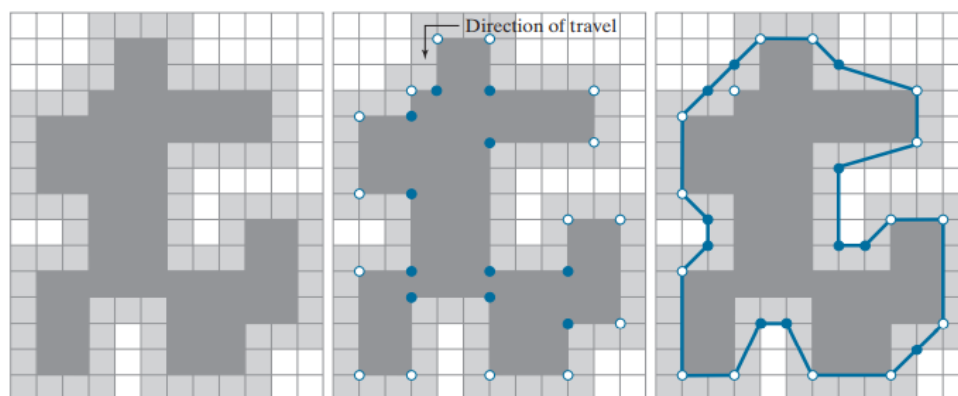
شکل ۱۱.۸ (الف) این شکل را به رنگ خاکستری تیره نشان می دهد. فرض کنید ما مرز ناحیه خاکستری تیره را در جهت خلاف جهت عقربه های ساعت می پیماییم. هر چرخشی که در پیمایش رخ می دهد ، یک راس محدب یا مقعر خواهد بود (زاویه یک راس به عنوان زاویه داخلی مرز در آن راس تعریف می شود). راسهای محدب و مقعر به ترتیب به صورت نقاط سفید و آبی در شکل ۱۱.۸ (ب) نشان داده شده است. توجه داشته باشید که این رأس ها راس های دیواره داخلی ناحیه محدود کننده خاکستری روشن در شکل ۱۱.۸ (ب) هستند و هر راس مقعر (آبی) در ناحیه خاکستری تیره دارای یک راس مقعر مقعر در "آینه" است. دیوار خاکستری روشن ، مورب در مقابل راس واقع شده است. شکل ۱۱.۸ (ج) آینه های تمام رأس مقعر را نشان می دهد ، در حالی که MPP از شکل ۱۱.۷ (ج) برای مرجع روی هم قرار گرفته است. ما می بینیم که رأس های MPP یا با رأس های محدب در دیواره داخلی (نقاط سفید) یا با آینه های رأس مقعر (نقاط آبی) در دیواره بیرونی منطبق است. فقط راسهای محدب دیواره داخلی و راسهای مقعر دیواره بیرونی می توانند راس MPP باشند. بنابراین ، الگوریتم ما باید تنها بر روی آن راس ها تمرکز کند.

## الگوریتم یافتن MPP

مجموعه سلول‌هایی که مرز دیجیتالی را در بر می‌گیرند (به عنوان مثال سلول‌های خاکستری در شکل ۱۱.۷ (ب)) مجموعه سلولی نامیده می‌شود. ما فرض می‌کنیم که مجتمع‌های سلولی به سادگی متصل هستند، به این معنا که مرزهایی که آنها در بر می‌گیرند خود متقاطع نیستند. بر اساس این فرض، و اجازه می‌دهیم سفید ( $W$ ) رأس‌های محدب و آبی ( $b$ ) نشان‌دهنده رأس‌های مقعر آینه‌ای باشد، ما مشاهدات زیر را بیان می‌کنیم:

۱. MPP محدود شده توسط یک مجموعه سلولی به سادگی متصل، خود متقاطع نیست.

۲. هر رأس محدب MPP یک رأس  $W$  است، اما هر رأس  $W$  یک محدوده رأس MPP نیست.



a b c

شکل ۱۱.۸ (الف) منطقه (خاکستری تیره) ناشی از محصور نمودن مرز اصلی توسط سلول‌ها (شکل ۱۱.۷ (ب) را ببینید). (ب) رأس‌های محدب (نقاط سفید) و مقعر (نقاط آبی) که با پیروی از مرز ناحیه خاکستری تیره در جهت خلاف جهت عقربه‌های ساعت بدست می‌آیند. (ج) رأس‌های مقعر (نقاط آبی) که به محل آینه‌قطری خود در دیواره بیرونی ناحیه محدود کننده منتقل شده‌اند. رأس محدب تغییر نمی‌کند (MPP مرز جامد) برای مرجع اضافه شده است

۳. هر رأس مقعر MPP یک رأس  $B$  است، اما هر رأس  $B$  یک مرز رأس MPP نیست.

۴. همه رأس‌های  $B$  روی یا خارج از MPP قرار دارند و همه رؤس  $W$  روی یا داخل MPP قرار دارند.



۵. بالاترین سمت چپ راس در دنباله ای از راس های موجود در یک مجموعه سلولی همیشه یک راس W MPP است (به مسئله ۱۱.۸ مراجعه کنید).

این ادعاها را می توان به صورت رسمی ثابت کرد (اسکلانسکی و همکاران [۱۹۷۲] ، اسلوبودا و همکاران [۱۹۹۸] ، و کلت و روزنفلد [۲۰۰۴]). با این حال ، درستی آنها برای اهداف ما مشهود است (شکل ۱۱.۸ را ببینید) ، بنابراین ما در اینجا به اثبات نمی پردازیم. بر خلاف زوایای راس های منطقه خاکستری تیره در شکل ۱۱.۸ ، زوایای حفظ شده توسط رأس های MPP لزوماً مضرب ۹۰ درجه نیستند.

در بحث بعدی ، ما باید جهت سه گانه نقاط را محاسبه کنیم. سه گانه از نقاط  $(a, b, c)$  را در نظر بگیرید و مختصات این نقاط را  $a = (a_x, a_y)$ ,  $b = (b_x, b_y)$ , and  $c = (c_x, c_y)$  بگذارید. اگر این نقاط را به عنوان سطرهای ماتریس مرتب کنیم

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_x & a_y & 1 \\ b_x & b_y & 1 \\ c_x & c_y & 1 \end{bmatrix} \quad (11-1)$$

سپس ، از تجزیه و تحلیل ماتریس نتیجه می گیرد که

$$\det(\mathbf{A}) = \begin{cases} > 0 & \text{if } (a, b, c) \text{ is a counterclockwise sequence} \\ 0 & \text{if the points are colinear} \\ < 0 & \text{if } (a, b, c) \text{ is a clockwise sequence} \end{cases} \quad (11-2)$$

جایی که  $\det(\mathbf{A})$  تعیین کننده A است. از نظر این معادله ، حرکت در جهت خلاف جهت عقربه های ساعت یا جهت عقربه های ساعت نسبت به یک سیستم مختصات راست دست است (پاورقی را در بحث شکل ۲.۱۹ ببینید). به عنوان مثال ، با استفاده از سیستم مختصات تصویر شکل ۲.۱۹ (که در آن مبدأ در بالا سمت چپ است ، محور X مثبت به صورت عمودی به سمت پایین و محور Y مثبت به صورت افقی به سمت راست گسترش می یابد) ، دنباله  $a = (3, 4)$ ,  $b = (2, 3)$ , and  $c = (3, 2)$  در جهت خلاف جهت عقربه های ساعت است. هنگامی که به معادله (۲-۱۱) جایگزین شود  $\det(\mathbf{A}) > 0$  می دهد. هنگام توصیف الگوریتم تعریف مناسب است

به طوری که  $\text{sgn}(a, b, c) < 0$  معادله  $\cdot$  برای یک توالی خلاف جهت عقربه های ساعت ،  $\text{sgn}(a, b, c) > 0$  برای یک توالی جهت عقربه های ساعت و  $\text{sgn}(a, b, c) = 0$  هنگامی که نقاط خطی هستند به از نظر هندسی ،  $\text{sgn}(a, b, c) > 0$  نشان می دهد که نقطه  $C$  در طرف مثبت جفت  $(A, B)$  قرار دارد (یعنی  $C$  در سمت مثبت خطی است که از نقاط  $a$  و  $b$  عبور می کند). به طور مشابه ، اگر  $\text{sgn}(a, b, c) < 0$  ، نقطه  $C$  در سمت منفی خط قرار دارد. اگر دنباله  $(c, a, b)$  or  $(b, c, a)$  استفاده شود ، معادلات  $(2-11)$  و  $(3-11)$  نتیجه یکسانی می دهند زیرا جهت حرکت در دنباله همان است که برای  $(a, b, c)$  با این حال ، تفسیر هندسی متفاوت است. به عنوان مثال ،  $\text{sgn}(c, a, b) > 0$  نشان می دهد که نقطه  $b$  از طرف نقاط  $C$  و  $a$  در سمت مثبت خط قرار دارد.

برای آماده سازی داده ها برای الگوریتم MPP ، ما لیستی از سه قلو شامل یک برچسب راس تشکیل می دهیم (به عنوان مثال ،  $V_0$  ،  $V_1$  و غیره). مختصات هر راس ؛ و یک عنصر اضافی که نشان می دهد که راس  $W$  است یا  $B$ . مهم این است که روایت های مقعر مانند شکل ۱۱.۸ (C) آینه شوند ، که راس ها به ترتیب متوالی باشند ،  $V_0$  و اولین راس باشد بالاترین سمت چپ راس ، که از ویژگی ۵ می دانیم یک راس  $W$  از MPP است. اجازه دهید  $V_0$  این راس را نشان دهد. فرض می کنیم که رأس ها در جهت خلاف جهت عقربه های ساعت مرتب شده اند. الگوریتم برای پیدا کردن MPP ها از دو نقطه "خزنده" استفاده می کند: خزنده سفید ( $WC$ ) و خزنده آبی ( $BC$ ). در کنار آن می خزد رئوس محدب ( $W$ ) و  $BC$  در امتداد رئوس مقعر ( $b$ ) می خزد. این دو نقاط خزنده ، آخرین راس MPP پیدا شده و راس مورد بررسی همه موارد لازم برای پیاده سازی الگوریتم است.

الگوریتم با تنظیم  $WC = BC = V_0$  شروع می شود (به یاد بیاورید که  $V_0$  یک راس MPP است). سپس ، در هر مرحله از الگوریتم ، اجازه دهید  $VL$  نشان دهنده آخرین راس MPP پیدا شده باشد ، و اجازه دهید  $Vk$  راس فعلی مورد بررسی را نشان دهد. یکی از سه شرط زیر می تواند بین  $VL$  ،  $Vk$  و دو نقطه خزنده وجود داشته باشد:

<sup>۵۰</sup> با ردیابی مرز با استفاده از الگوریتم پیروی از مرزها که قبلاً مورد بحث قرار گرفت ، می توان رأس یک مرز را مرتب کرد.

(الف)  $V_k$  در طرف مثبت خط از طریق جفت نقاط  $(V_L, W_C)$  قرار دارد ، در این حالت

$$\text{sgn}(V_L, W_C, V_k) > 0.$$

(ب) در سمت منفی خط است هر چند جفت  $(V_L, B_C)$  یا هم خط با آن است. که

$$\text{sgn}(V_L, W_C, V_k) \leq 0$$

به طور همزمان ،  $V_k$  در سمت مثبت خط از طریق قرار دارد یا با آن خطی است. یعنی

$$\text{sgn}(V_L, B_C, V_k) \geq 0.$$

(ج)  $V_k$  در سمت منفی خط قرار دارد  $(V_L, W_C)$  هر چند جفت  $\text{sgn}(V_L, B_C, V_k) < 0$

که در این صورت اگر شرط (a) برقرار باشد ، راس MPP بعدی  $W_C$  است و ما به  $V_L = W_C$  اجازه می دهیم. سپس با تنظیم  $W_C = B_C = V_L$  ، الگوریتم را مجدداً راه اندازی می کنیم و با راس بعدی پس از  $V_L$  تازه تغییر یافته شروع می کنیم.

اگر شرط (b) برقرار باشد ،  $V_k$  راس MPP کاندید می شود. در این حالت ،  $W_C = V_k$  را اگر  $V_k$  محدب است (یعنی یک راس  $W$  است) تنظیم می کنیم. در غیر این صورت ما  $B_C = V_k$  را تنظیم می کنیم. سپس با راس بعدی در لیست ادامه می دهیم.

اگر شرط (c) صادق باشد ، راس MPP بعدی  $B_C$  است و به  $V_L = B_C$  اجازه می دهیم. سپس با تنظیم  $W_C = B_C = V_L$  الگوریتم را مجدداً راه اندازی می کنیم و پس از  $V_L$  تازه تغییر یافته با راس بعدی شروع می کنیم.

هنگامی که الگوریتم دوباره به رأس اول می رسد ، متوقف می شود و بنابراین پردازش می شود تمام راس های چند ضلعی رئوس  $V_L$  که توسط الگوریتم یافت می شود ، درستی MPP است. کلت و روزنفلد [۲۰۰۴] ثابت کرده اند که این الگوریتم تمام رئوس MPP یک چند ضلعی را در بر می گیرد که توسط یک مجموعه سلولی به سادگی متصل شده است.

مثال ۱۱.۲: یک مثال عددی که جزئیات نحوه عملکرد الگوریتم MPP را نشان می دهد.

یک مثال ساده که در آن می توانیم الگوریتم را گام به گام دنبال کنیم به روشن شدن مفاهیم قبلی کمک می کند. رأس های شکل ۱۱.۸ (ج) را در نظر بگیرید. در سیستم مختصات تصویر ما ، نقطه

سمت چپ بالای شبکه در مختصات  $(0, 0)$  است. با فرض فاصله بین واحد شبکه، چند راس اول (خلاف جهت عقربه های ساعت) عبارتند از:

$$V_0 (1,4) W | V_1 (2,3) B | V_2 (3,3) W | V_3 (3,2) B | V_4 (4,1) W | V_5 (7,1) W | V_6 (8,2) B | V_7 (9,2) B$$

جایی که سه قلوها با خطوط عمودی از هم جدا می شوند و رئوس B همانطور که الگوریتم مورد نیاز است، آینه می شوند. بالاترین سمت چپ راس همیشه اولین راس MPP است، بنابراین ما با اجازه دادن به  $V_L$  و  $V_0$  شروع می کنیم برابر باشد،  $V_L = V_0 = (1,4)$  و مقداردهی دیگر متغیرها:  $W_C = B_C = V_L = (1,4)$  راس بعدی  $V_1 = (2,3)$  است. در این حالت ما  $\text{sgn}(V_L, W_C, V_1) = 0$  and  $\text{sgn}(V_L, B_C, V_1) = 0$  داریم، بنابراین شرط (b) برقرار است. از آنجا که (V یک راس (B مقعر) است، ما خزنده آبی را به روز می کنیم:  $B_C = V_1 = (2,3)$  در این مرحله، ما  $V_L = (1,4)$ ,  $W_C = (1,4)$ , and  $B_C = (2,3)$  داریم.

بعد، ما به  $V_2 = (3,3)$  نگاه می کنیم. در این مورد،  $V_L = (1,4)$ ,  $W_C = (3,3)$ , and  $B_C = (2,3)$ ، بنابراین شرط (b) دارای. از آنجا که  $\text{sgn}(V_L, W_C, V_2) = -2$  است، ما خزنده سفید را به روز می کنیم:  $V_3 = (3,2)$  راس بعدی،  $V_L = (1,4)$ ,  $W_C = (3,3)$ , and  $B_C = (2,3)$  است. در این اتصال ما  $\text{sgn}(V_L, W_C, V_3) = -2$  and  $\text{sgn}(V_L, B_C, V_3) = 0$  و  $B_C = V_3 = (4,3)$  داریم. سپس، بنابراین شرط (b) دوباره برقرار می شود. از آنجا که  $V_3$  B است، ما اجازه می دهیم  $B_C = V_3 = (4,3)$  و به راس بعدی نگاه کنید.

راس بعدی  $V_4 = (4,1)$  است. ما با  $V_L = (1,4)$ ,  $W_C = (3,3)$ , and  $B_C = (3,2)$  کار می کنیم. ارزش ها از  $\text{sgn}$  عبارتند از  $\text{sgn}(V_L, W_C, V_4) = -3$  and  $\text{sgn}(V_L, B_C, V_4) = 0$  بنابراین، شرط (b) دوباره برقرار است، و ما اجازه می دهیم  $W_C = V_4 = (4,1)$  زیرا  $V_4$  راس W است.

راس بعدی  $V_5 = (7,1)$  است. با استفاده از مقادیر مرحله قبل،  $\text{sgn}(V_L, W_C, V_5) = 9$  را بدست می آوریم، بنابراین شرط (الف) راضی است بنابراین، ما به  $V_L = W_C = (4,1)$  (این  $V_4$  است) اجازه می دهیم و دوباره راه اندازی کنیم:

$\text{sgn}(V_L, W_C, V_5) > 0$  ما  $B_C = W_C = V_L = (4,1)$  توجه داشته باشید که هنگامی که می دانستیم که دیگر زحمت محاسبه عبارت  $\text{sgn}$  دیگر را نداریم. همچنین، راه اندازی مجدد به این معنی است که ما دوباره با بررسی راس بعدی به دنبال راس MPP تازه پیدا شده، کار جدیدی را شروع می کنیم. در این مورد، آن راس بعدی  $V_5$  است، بنابراین ما دوباره از آن بازدید می کنیم.

با  $V_5 = (7,1)$  و با استفاده از مقادیر جدید  $\text{sgn}(V_L, W_C, V_5) = 0$ ، نتیجه می شود که  $\text{sgn}(V_L, B_C, V_5) = 0$  و  $\bar{W}_C = V_5 = (7,1)$ ، بنابراین شرط (b) صادق است. بنابراین، ما به  $\text{sgn}(V_L, W_C, V_5) = 0$  اجازه می دهیم زیرا  $V_5$  راس  $W$  است.

راس بعدی  $V_6 = (8,2)$  و  $\text{sgn}(V_L, B_C, V_6) = 0$  است، بنابراین شرط (a) صادق است. بنابراین، ما اجازه می دهیم

$V_L = W_C = (7,1)$  و با تنظیم  $W_C = B_C = V_L$  الگوریتم را دوباره راه اندازی کنید.

از آنجا که الگوریتم در  $V_5$  مجدداً راه اندازی شد، راس بعدی دوباره  $V_6 = (8,2)$  است. استفاده از نتایج مرحله قبل به ما  $\text{sgn}(V_L, W_C, V_6) = 0$  و  $\text{sgn}(V_L, B_C, V_6) = 0$  می دهد، بنابراین شرط (b) این زمان برقرار است. چون  $B = V_6 = (8,2)$  است اجازه می دهیم. به طور خلاصه، ما سه رأس MPP را تا اینجا پیدا کرده ایم:  $V_1 = (1,4)$ ،  $V_4 = (4,1)$  و  $V_5 = (7,1)$  ادامه در بالا با رؤس باقی مانده منجر به ایجاد رؤس MPP در شکل ۱۱.۸ (ج) می شود (به مسئله ۱۱.۹ مراجعه کنید). رأس  $B$  در  $(2, 3)$ ،  $(3, 2)$  و در سمت راست پایین در  $(10, 13)$ ، در مرز MPP قرار دارند. با این حال، آنها خطی هستند و بنابراین راس MPP محسوب نمی شوند. به طور مناسب، الگوریتم آنها را به عنوان چنین تشخیص نداد.

مثال ۱۱.۳: اعمال الگوریتم MPP.

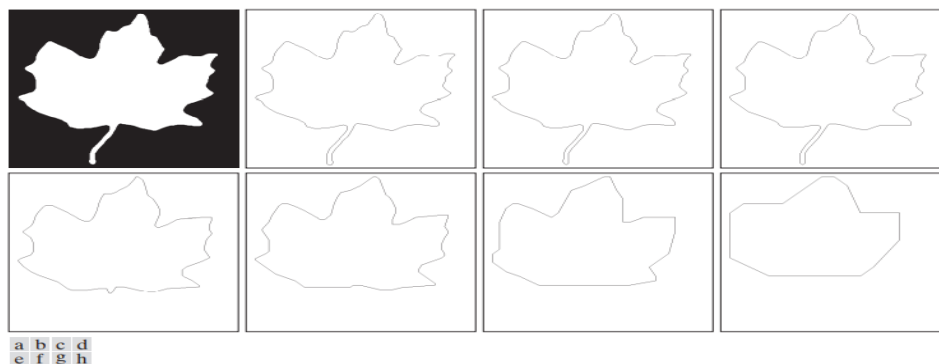
شکل ۱۱.۹ (الف) یک تصویر دوتایی  $566 * 566$  از یک برگ افرا است و شکل ۱۱.۹ (ب) مرز ۸ متصل آن است. دنباله در شکل ها. ۱۱.۹ (c) تا (h) نمایش MPP این مرز را به ترتیب با استفاده از سلولهای پیچیده سلولی مربع با اندازه های ۲، ۴، ۶، ۸، ۱۶ و ۳۲ نشان می دهد (راس های

هر تصویر با خطوط مستقیم متصل شده اند تا شکل بگیرند. مرز بسته) برگ دارای دو ویژگی اصلی است: ساقه و سه لوب اصلی. همانطور که شکل ۱۱.۹ (e) نشان می دهد ، ساقه برای اندازه سلولهای بزرگتر از  $4 * 4$  شروع به از دست دادن می کند. همانطور که در شکل ۱۱.۹ (g) نشان داده شده است ، سه لوب اصلی حتی به اندازه سلول  $16 * 16$  به خوبی نگهداری می شوند. با این حال ، در شکل ۱۱.۸ (h) می بینیم که زمانی که اندازه سلول به  $32 * 32$  افزایش یافته است ، این ویژگی متمایز تقریباً از بین رفته است. تعداد نقاط در مرز اصلی [شکل. ۱۱.۹ ۱۹۰۰ (b) است. تعداد رئوس در شکل. ۱۱.۹ (ج) تا (ح) به ترتیب ۲۰۶ ، ۱۲۷ ، ۹۲ ، ۶۶ ، ۳۲ و ۱۳ است. شکل ۱۱.۹ (e) ، که دارای ۱۲۷ نسخه است ، تمام ویژگیهای اصلی مرز اصلی را حفظ کرده و در عین حال به کاهش بیش از ۹۰ data داده ها دست یافته است. بنابراین در اینجا ما مزیت قابل توجهی از MMP ها را برای نشان دادن یک مرز مشاهده می کنیم. مزیت مهم دیگر این است که MPP ها هموارسازی مرز را انجام می دهند. همانطور که در بخش قبل توضیح داده شد ، این یک الزام معمول هنگام نمایش یک مرز توسط یک کد زنجیره ای است.

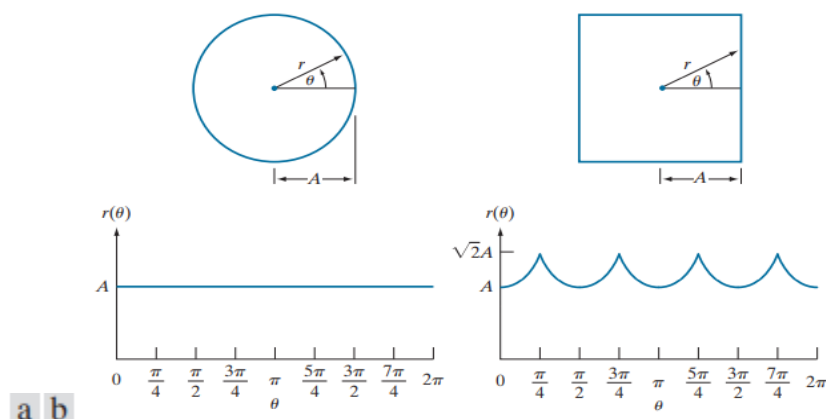
## امضا

امضا یک نمایش عملکردی یک بعدی از یک مرز دو بعدی است و ممکن است به روش های مختلف ایجاد شود. یکی از ساده ترین آنها ترسیم فاصله از مرکز تا مرز به عنوان تابعی از زاویه است ، همانطور که در شکل ۱۱.۱۰ نشان داده شده است. ایده اصلی استفاده از امضاها این است که بازنمایی مرزها را به یک تابع ۱ بعدی کاهش دهیم که احتمالاً توصیف آن آسان تر از مرز دو بعدی است. بر اساس مفروضات یکنواختی در مقیاس بندی نسبت به هر دو محور ، و این که نمونه گیری در فواصل مساوی u انجام می شود ، تغییرات در اندازه یک شکل منجر به تغییر در مقادیر دامنه امضای مربوطه می شود. یک راه برای این عادی این است که همه توابع را به گونه ای مقیاس بندی کنیم که همیشه دامنه مقادیر یکسانی داشته باشند ، به عنوان مثال ، [۰، ۱]. مزیت اصلی این روش سادگی است ، اما این مزیت را دارد که مقیاس بندی کل عملکرد فقط به دو مقدار بستگی دارد: حداقل و حداکثر. اگر اشکال پر نویز هستند ، این می تواند منبع خطای قابل توجهی از شی به شیء باشد. یک روش سختگیرانه تر (اما همچنین از نظر محاسباتی بیشتر) این است که هر نمونه

را بر واریانس امضا تقسیم کنیم ، با این فرض که واریانس صفر نباشد - مانند مورد ۱۱.۱۰(a) یا بسیار کوچک که باعث ایجاد محاسبات می شود. مشکلات با استفاده از واریانس یک عامل مقیاس بندی متغیر به دست می آید که با تغییرات اندازه متناسب است و مانند کنترل نویزی خودکار عمل می کند. از هر روشی که استفاده می شود ، ایده اصلی حذف وابستگی به اندازه و حفظ شکل اصلی شکل موج است.



شکل ۱۱.۹ (الف) تصویر دوتایی  $566 * 566$  . (ب) مرز ۸ متصل. (ج) تا (h) ، MMP ها به ترتیب با استفاده از سلولهای مربع اندازه ۲ ، ۴ ، ۶ ، ۸ ، ۱۶ و ۳۲ بدست آمدند (رأسها با بخشهای مستقیم برای نمایش به هم متصل شدند). تعداد نقاط مرزی در (ب) ۱۹۰۰ است. تعداد راس های (ج) تا (ح) به ترتیب ۲۰۶ ، ۱۲۷ ، ۹۲ ، ۶۶ ، ۳۲ و ۱۳ است. تصاویر (ب) تا (ح) به صورت منفی نشان داده می شوند تا مرزها راحت تر دیده شوند.



شکل ۱۱.۱۰ امضای فاصله در برابر زاویه در (a) ،  $r(u)$  ثابت است. در (ب) ، امضا شامل تکرار الگو است  $r(\theta) = A \sec \theta$  و  $r(\theta) = A \csc \theta$  برای  $\pi/4 < \theta \leq \pi/2$ .

فاصله در برابر زاویه تنها راه تولید امضا نیست. به عنوان مثال ، راه دیگر عبور از مرز و مطابق با هر نقطه در مرز ، ترسیم زاویه بین خط مماس به مرز در آن نقطه و خط مرجع است. امضای حاصله ، اگرچه با منحنی های (u) ۲ در شکل ۱۱.۱۰ کاملاً متفاوت است ، اما اطلاعاتی در مورد ویژگی های اصلی شکل ارائه می دهد. به عنوان مثال ، بخشهای افقی در منحنی با خطوط مستقیم در امتداد مرز مطابقت دارند زیرا زاویه مماس در آنجا ثابت است. یکی از انواع این روش استفاده از تابع چگالی شیب به عنوان یک امضا است. این تابع هیستوگرام مقادیر زاویه مماس است. از آنجا که هیستوگرام اندازه گیری غلظت ارزشها است ، تابع چگالی شیب به زاویه های مماس ثابت (بخشهای مستقیم یا تقریباً مستقیم) به بخشهای مرز به شدت پاسخ می دهد و دارای دره های عمیق در مقاطعی است که زوایای متغیر سریع تولید می کنند (گوشه یا گوشه های دیگر). انفجارهای تیز

مثال ۱۱.۴: امضای دو منطقه.

شکل ۱۱.۱۱ (a) و (d) دو شی دوتایی را نشان می دهد ، و شکل ها. ۱۱.۱۱ (b) و (e) مرزهای آنها است. امضای (u) ۲ مربوطه در شکل ها. ۱۱.۱۱ (ج) و (و) از ۰ تا ۳۶۰ درجه با افزایش ۱ درجه متغیر است. تعداد قله های برجسته در امضا برای تمایز بین شکل دو شیء کافی است.

### اسکلت ، وسایل نقلیه و انتقال فاصله

مانند مرزها ، اسکلت ها به شکل یک منطقه مربوط می شوند. اسکلت ها را می توان از یک مرز با پر کردن ناحیه محصور شده با مقادیر پیش زمینه محاسبه کرد و نتیجه را به عنوان یک منطقه دوتایی در نظر گرفت.

به عبارت دیگر ، یک اسکلت با استفاده از مختصات نقاط در کل منطقه ، از جمله مرز آن محاسبه می شود. ایده این است که با محاسبه اسکلت یک منطقه را به درخت یا نمودار تقلیل دهیم. همانطور که در بخش ۹.۵ توضیح دادیم (شکل ۹.۲۵ را ببینید) ، اسکلت یک منطقه مجموعه نقاطی از منطقه است که از مرز منطقه با هم فاصله دارند.

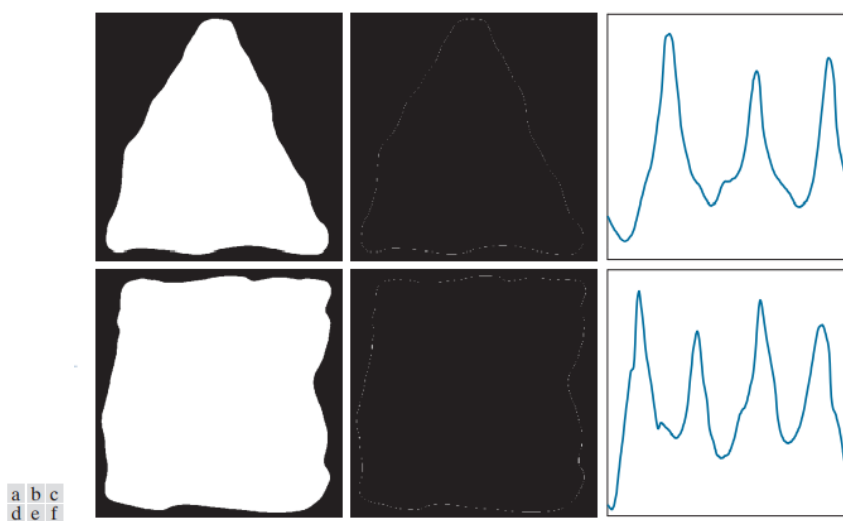
این اسکلت با استفاده از یکی از دو رویکرد اصلی بدست می آید: (۱) با نازک شدن متوالی منطقه (به عنوان مثال ، با استفاده از فرسایش شکل شناسی) ضمن حفظ نقاط انتهایی و اتصال خط (به



این نازک شدن توپولوژی گفته می شود). یا (۲) با محاسبه محور داخلی منطقه از طریق اجرای موثر تغییر محور داخلی (MAT) که توسط بلوم پیشنهاد شده است [۱۹۶۷]. ما در مورد نازک شدن در بخش ۹.۵ بحث کردیم. MAT یک منطقه R با مرز B به شرح زیر است: برای هر نقطه  $p$  در R ، ما نزدیکترین همسایه آن را در B پیدا می کنیم. اگر  $p$  دارای بیش از یک چنین همسایه ای باشد ، گفته می شود که متعلق به محور میانی R است. مفهوم "نزدیکترین" (و بنابراین MAT حاصله) بستگی به تعریف معیار فاصله دارد (بخش ۲.۵ را ببینید).

شکل ۱۱.۱۲ چند مثال را با استفاده از فاصله اقلیدسی نشان می دهد. اگر از فاصله اقلیدسی استفاده شود ، اسکلت حاصل همان چیزی است که با استفاده از حداکثر دیسک های بخش ۹.۵ به دست می آید. اسکلت یک منطقه به عنوان محور داخلی آن تعریف شده است. MAT یک منطقه دارای یک تفسیر بصری مبتنی بر مفهوم "چمنزار" است که در بخش ۱۱.۳ مورد بحث قرار گرفته است (شکل ۱۱.۱۵ را ببینید).

یک منطقه تصویری را به عنوان دشتی از چمن یکنواخت و خشک در نظر بگیرید و فرض کنید که یک آتش به طور همزمان در تمام نقاط حاشیه آن روشن می شود. تمام جبهه های آتش با سرعت یکسان وارد منطقه می شوند. MAT منطقه مجموعه نقاطی است که بیش از یک جبهه همزمان به آن می رسد.



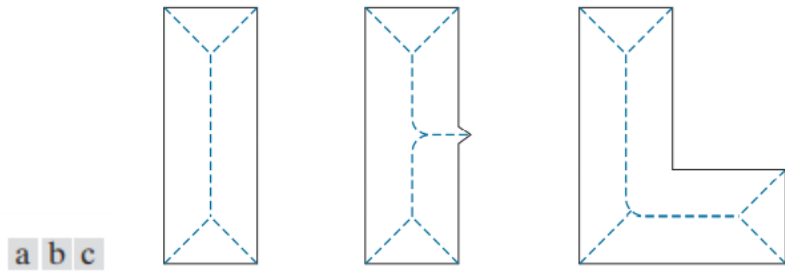
شکل ۱۱.۱۱ (a) و (d) دو منطقه دوتایی ، (ب) و (ه) مرزهای خارجی آنها ، و (c) و (f) امضای  $r(u)$  مربوطه آنها. محورهای افقی در (c) و (f) به زوایای  $0^\circ$  تا  $360^\circ$  درجه پاسخ می دهد ، در افزایش  $1^\circ$  درجه

به طور کلی ، MAT به میزان قابل توجهی به تولید اسکلت هایی که "منطقی" هستند نزدیک می شود. با این حال ، محاسبه MAT یک منطقه مستلزم محاسبه فاصله از هر نقطه داخلی تا هر نقطه در مرز منطقه است - در اکثر برنامه ها یک تلاش غیر عملی است. در عوض ، رویکرد بدست آوردن اسکلت به طور معادل از تبدیل فاصله است ، که الگوریتم های کارآمد متعددی برای آن وجود دارد.

تغییر فاصله ناحیه ای از پیکسل های پیش زمینه در پس زمینه صفر ، فاصله هر پیکسل تا نزدیکترین پیکسل با ارزش غیر صفر است. شکل ۱۱.۱۳ (الف) یک تصویر دوتایی کوچک را نشان می دهد و شکل ۱۱.۱۳ (ب) تغییر فاصله آن است. توجه داشته باشید که هر پیکسل  $1^\circ$  ارزش دارای مقدار تبدیل فاصله  $0^\circ$  است زیرا نزدیکترین پیکسل با مقدار غیر صفر خود آن است. به منظور یافتن اسکلت های معادل MAT ، ما به فاصله پیکسل های ناحیه ای از پیکسل های پیش زمینه (سفید) تا نزدیکترین پس زمینه (صفر) پیکسل آنها ، که مرز منطقه را تشکیل می دهند ، علاقه مند هستیم. بنابراین ، ما تغییر فاصله مکمل تصویر را محاسبه می کنیم. ۱۱.۱۳ (ج) و (د) نشان می دهد.

با مقایسه شکلها. ۱۱.۱۳ (d) و ۱۱.۱۲ (a) ، ما در قسمت اول می بینیم که MAT (اسکلت) معادل خط الراس تبدیل فاصله است (یعنی خط الراس در تصویر در شکل ۱۱.۱۳ (d)). این خط الراس مجموعه حداکثرهای محلی است [در شکل ۱۱.۱۳ (d) برجسته نشان داده شده است]. شکل ۱۱.۱۳ (e) و (f) همان تأثیر را بر روی یک تصویر دوتایی بزرگتر  $704 * 4$  (۱۴ نشان می دهد).

یافتن رویکردهایی برای محاسبه تبدیل فاصله به طور موثر سالها موضوع تحقیق بوده است. رویکردهای متعددی وجود دارد که می تواند تبدیل فاصله را با پیچیدگی زمانی خطی  $O(K)$  برای یک تصویر دودویی با پیکسل  $K$  محاسبه کند. به عنوان مثال ، الگوریتم Maurer و همکاران. [۲۰۰۳] نه تنها می تواند تبدیل فاصله را در  $O(K)$  محاسبه کند ، بلکه می تواند آن را در  $O(K)$  (P) با استفاده از پردازنده های P محاسبه کند.



شکل ۱۱.۱۲ رسانه های سبک (خط کشی شده) سه منطقه ساده

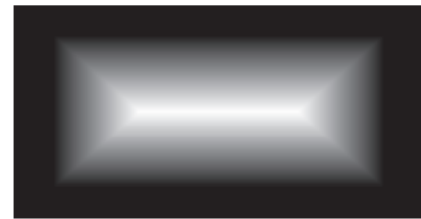
0	0	0	0	0
0	1	1	1	0
0	1	1	1	0
0	0	0	0	0

1.41	1	1	1	1.41
1	0	0	0	1
1	0	0	0	1
1.41	1	1	1	1.41

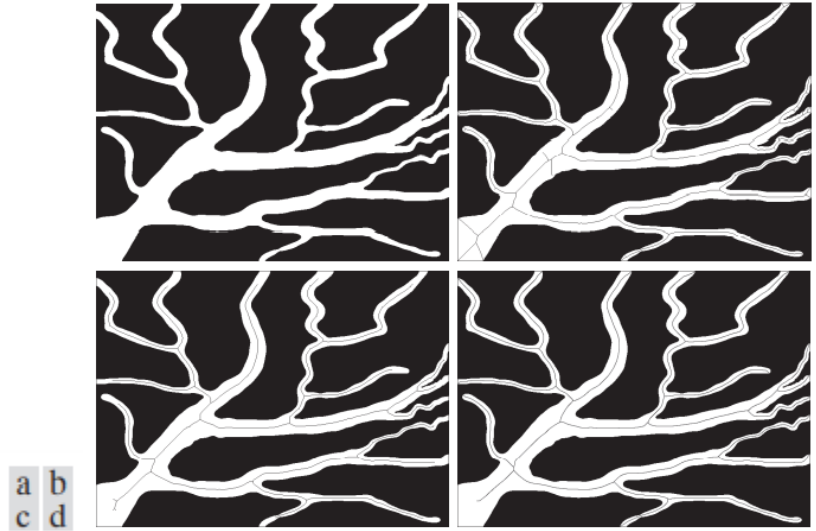
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	1	1	1	1	1	1	1	0
0	1	1	1	1	1	1	1	0
0	1	1	1	1	1	1	1	0
0	1	1	1	1	1	1	1	0
0	1	1	1	1	1	1	1	0
0	1	1	1	1	1	1	1	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0

0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	1	1	1	1	1	1	1	0
0	1	2	2	2	2	2	1	0
0	1	2	3	3	3	2	1	0
0	1	2	2	2	2	2	1	0
0	1	1	1	1	1	1	1	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0

a	b
c	d
e	f



شکل ۱۱.۱۳ (الف) یک تصویر کوچک و (ب) تغییر فاصله آن. توجه داشته باشید که همه پیکسل های ۱ ارزش در (a) دارای ۰ ص در (b) هستند. (ج) یک تصویر کوچک ، و (د) تغییر فاصله مکمل آن. (ه) یک تصویر بزرگتر ، و (و) تبدیل فاصله مکمل آن. فاصله اقلیدسی از راه دور استفاده شد



شکل ۱۱.۱ الف) تصویر آستانه ای از عروق خونی. (ب) اسکلت حاصل از نازک شدن، روی عکس نشان داده شده است (به خارها توجه کنید). (ج) نتیجه ۴۰ پاس حذف خار. (د) اسکلت بدست آمده با استفاده از تبدیل فاصله.

مثال ۱۱.۵: اسکلت های بدست آمده با استفاده از نازک شدن و هرس در مقابل تغییر فاصله.

شکل ۱۱.۱۴ الف) تصویر قطعه بندی شده از رگ های خونی را نشان می دهد، و شکل ۱۱.۱۴ ب) اسکلت بدست آمده با استفاده از نازک شدن شکل شناسی را نشان می دهد. همانطور که در فصل ۹ بحث کردیم، نازک شدن به طور مشخص با خارها همراه است، که مطمئناً در اینجا چنین است. شکل ۱۱.۱۴ ج) نتیجه چهل پاس حذف خار را نشان می دهد. به جز چند خار کوچک که در پایین سمت چپ تصویر قابل مشاهده است، هرس یک کار منطقی در تمیز کردن اسکلت انجام داد. یکی از اشکالات نازک شدن، از بین رفتن ویژگی های بالقوه مهم است. در اینجا این مورد وجود نداشت، مگر اینکه اسکلت هرس شده وسعت کامل تصویر را پوشش ندهد. شکل ۱۱.۱۴ ج) اسکلت بدست آمده با استفاده از محاسبات تبدیل فاصله بر اساس راهپیمایی سریع را نشان می دهد (به لی و همکاران [۲۰۰۵] و شی و کارل [۲۰۰۸] مراجعه کنید). روشی که الگوریتم مورد استفاده ما برای پیاده سازی نسل شاخه ها به طور خودکار ابهاماتی مانند خار را برطرف می کند.

نتیجه در شکل ۱۱.۱۴ (d) کمی برتر از نتیجه در شکل ۱۱.۱۴ (c) است، اما هر دو اسکلت مطمئناً ویژگی‌های مهم تصویر را در این مورد به تصویر می‌کشند. یک مزیت کلیدی روش نازک شدن، ساده بودن اجرا است که می‌تواند در برنامه‌های اختصاصی مهم باشد. به طور کلی، فرمولاسیون‌های تبدیل فاصله تمایل به تولید اسکلت کمتر مستعد ناپیوستگی دارند، اما غلبه بر بار محاسباتی تبدیل فاصله منجر به پیاده‌سازی‌هایی می‌شود که بطور قابل ملاحظه‌ای پیچیده‌تر از نازک شدن هستند.

### ۱۱.۳ توصیف کننده ویژگی‌های محدوده

ما بحث خود را درباره توصیف کننده‌های ویژگی با در نظر گرفتن چندین رویکرد اساسی برای توصیف مرزهای منطقه آغاز می‌کنیم.

#### برخی توصیف کننده‌های اساسی

طول مرز یکی از ساده‌ترین توصیف کننده‌های آن است. تعداد پیکسل‌ها در طول مرز تقریبی از طول آن است. برای یک منحنی کدگذاری شده با فاصله واحد در هر دو جهت، تعداد اجزای عمودی و افقی به اضافه ۲ ضرب در تعداد اجزای مورب طول دقیق آن را می‌دهد. اگر مرز با یک منحنی چند ضلعی نشان داده شود، طول برابر است با مجموع طول بخش‌های چند ضلعی.

قطر یک مرز  $B$  به عنوان تعریف شده است

$$diameter(B) = \max_{i,j} [D(p_i, p_j)] \quad (11-4)$$

جایی که  $D$  اندازه‌گیری فاصله است (بخش ۲.۵ را ببینید) و  $p_i$  و  $p_j$  نقاطی در مرز هستند. مقدار قطر و جهت قطعه خطی که دو نقطه افراطی را شامل می‌شود، محور اصلی (یا طولانی‌ترین وتر) مرز می‌نامند. یعنی اگر محور اصلی با نقاط  $(x_1, y_1)$  و  $(x_2, y_2)$  تعریف شود، طول و جهت محور اصلی توسط

$$length_m = [(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2]^{1/2} \quad (11-5)$$

$$angle_m = \tan^{-1} \left[ \frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1} \right]$$

محور فرعی (که طولانی ترین آکورد عمود بر آن نیز نامیده می شود) خطی است که عمود بر محور اصلی است و به حدی است که یک جعبه از چهار نقطه تلاقی خارجی مرز با دو محور به طور کامل عبور می کند. مرز را در بر می گیرد جعبه ای که به تازگی توضیح داده شده است مستطیل اصلی یا جعبه محدود کننده نامیده می شود و نسبت محور اصلی به فرعی را مرکزیت خارج از مرکز می نامند. ما نمونه هایی از این توصیف کننده را در بخش ۱۱.۴ ارائه می دهیم.

انحنای یک مرز به عنوان میزان تغییر شیب تعریف می شود. به طور کلی ، بدست آوردن اندازه های قابل اعتماد انحنا در نقطه ای از یک مرز دیجیتالی خام دشوار است زیرا این مرزها به طور محلی "نامرتب" هستند. هموارسازی می تواند کمک کننده باشد ، اما اندازه گیری خشن تر این است که از تفاوت بین دامنه های بخشهای مرزی مجاور که به صورت خطوط مستقیم نشان داده شده اند استفاده کنید. تقریب های چند ضلعی برای این روش مناسب است [شکل ۱۱.۸ (ج) را ببینید] ، در این صورت ما فقط به انحنای راس ها توجه داریم. هنگامی که ما چند ضلعی را در جهت عقربه های ساعت می پیماییم ، یک نقطه راس  $p$  محدب گفته می شود اگر تغییر شیب در  $p$  منفی نباشد. در غیر این صورت ،  $p$  مقعر نامیده می شود. توضیحات را می توان با استفاده از محدوده ها برای تغییرات شیب بیشتر توضیح داد. به عنوان مثال ، اگر تغییر مطلق شیب در آن نقطه کمتر از ۱۰ درجه باشد ،  $p$  می تواند به عنوان بخشی از یک بخش خط مستقیم برچسب گذاری شود ، یا اگر تغییر مطلق در محدوده باشد ، می تواند به عنوان نقطه "گوشه مانند" برچسب گذاری شود. ۹۰ درجه ، -۳۰ درجه سانتیگراد توصیف کننده های مبتنی بر تغییرات شیب را می توان به راحتی با بیان مرز در قالب کد زنجیره شیب (SSC)، همانطور که قبلاً مورد بحث قرار گرفت ، فرموله کرد (شکل ۱۱.۶ را ببینید). توصیف کننده مرزی بسیار مفید که به راحتی با استفاده از SSC پیاده سازی می شود ،  $tortuosity$  است که معیاری برای پیچ و خم های منحنی است. پیچیدگی ،  $t$  ، منحنی نشان داده شده توسط SSC به عنوان مجموع مقادیر مطلق عناصر زنجیره ای تعریف می شود:

$$\tau = \sum_{i=1}^n |a_i| \quad (11-6)$$

جایی که  $n$  تعداد عناصر در SCC است و  $a_i$  مقادیر است (تغییرات شیب) عناصر موجود در کد مثال بعدی یک مورد استفاده از این توصیف کننده را نشان می دهد

مثال ۱۱.۶: استفاده از کدهای زنجیره ای شیب برای توصیف نازکی .

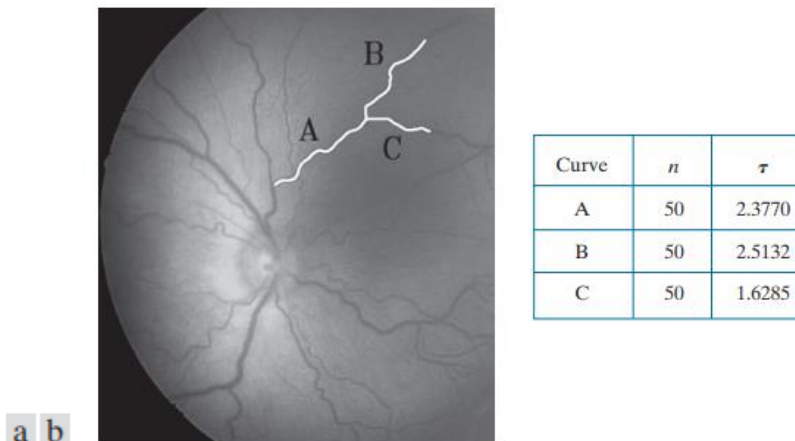
معیارهای مهم شکل شناسی رگ های خونی ، پیچ خوردگی آن است. این معیار می تواند در تشخیص رتینوپاتی نارس (ROP)، یک بیماری چشمی که نوزادان متولد شده را تحت تأثیر قرار می دهد ، به کمک رایانه کمک کند ROP. (Bribiesca [۲۰۱۳]) باعث رشد عروق خونی غیرطبیعی در شبکیه می شود (بخش ۲.۱ را ببینید). این رشد می تواند باعث جدا شدن شبکیه از پشت چشم شود که به طور بالقوه منجر به نابینایی می شود.

شکل ۱۱.۱۵ (الف) تصویری از شبکیه (که تصویر فوندوس نامیده می شود) از نوزاد تازه متولد شده را نشان می دهد. چشم پزشکان بر اساس ظاهر عروق خونی شبکیه تشخیص و تصمیم گیری در مورد درمان اولیه ROP می کنند. اتساع و افزایش پیچیدگی عروق شبکیه نشانه ROP بسیار محتمل است. عروق خونی که در شکل ۱۱.۱۵ A، B و C نشان داده شده اند ، برای نشان دادن پتانسیل تبعیض آمیز SCC ها برای تعیین میزان شکنجه انتخاب شده اند (هر رگ نشان داده شده یک ناحیه بلند و نازک است ، نه یک بخش خطی).

حاشیه هر کشتی استخراج و طول آن (تعداد پیکسل) ،  $P$  محاسبه شد. برای معنادار کردن مقایسه SCC ، این سه مرز عادی شد به طوری که هر یک از آنها دارای تعداد واحد ، متر ، از بخشهای مستقیم بودند. طول ،  $L$  ، بخش خط بعنوان  $L = m/P$  محاسبه شد. بدین ترتیب تعداد عناصر هر  $m-1$  SCC است. پیچیدگی ،  $t$  ، منحنی نشان داده شده توسط SCC به عنوان مجموع تعریف می شود. از مقادیر مطلق عناصر زنجیره ، همانطور که در معادله (۱۱-۶) ذکر شده است..

جدول شکل ۱۱.۱۵ (b) مقادیر  $t$  را برای کشتی های A، B و C بر اساس ۵۱ بخش خط مستقیم نشان می دهد (همانطور که در بالا ذکر شد ،  $n = m - 1$ ) ارزش های شکنجه با تجزیه و تحلیل

بصری ما از سه رگ هماهنگ است و نشان می دهد که B نسبت به A کمی شلوغ تر است و C دارای کمترین پیچ و خم است.



شکل ۱۱.۱۵ (الف) تصویر فوندوس از نوزاد نارس با ROP. (ب) پیچیدگی عروق A، B و C. با احترام پروفیسور ارنستو بریسیکا، IIMAS- UNAM، مکزیک.

### اعداد شکلی

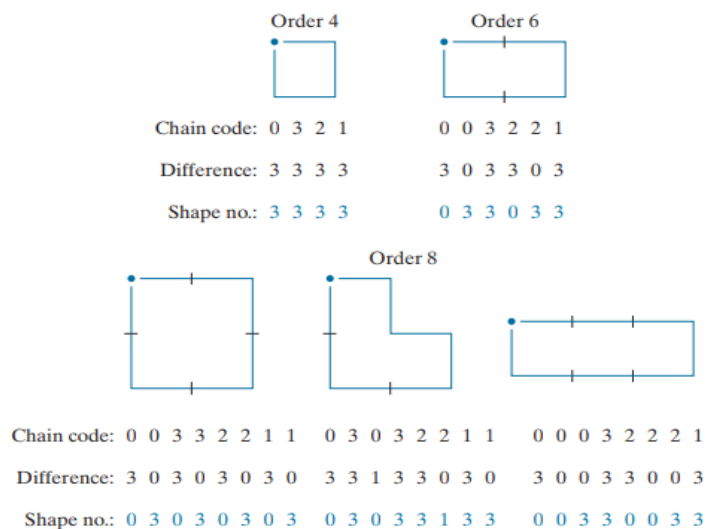
شماره شکل یک رمز گذاری شده توسط فریمن، بر اساس کد ۴ جهته شکل ۱۱.۳ (a)، به عنوان اولین تفاوت کوچکترین اندازه تعریف شده است. ترتیب،  $n$ ، یک عدد شکل به عنوان تعداد ارقام در نمایش آن تعریف می شود. علاوه بر این،  $n$  حتی برای یک رمز بسته است و مقدار آن تعداد اشکال مختلف ممکن را محدود می کند. شکل ۱۱.۱۶ تمام اشکال مرتبه ۴، ۶ و ۸ را به همراه نمایش کد زنجیره ای آنها، اولین تفاوت ها و اعداد شکل مربوطه نشان می دهد. اگرچه اولین تفاوت یک کد زنجیره ای ۴ جهت مستقل از چرخش (در افزایش ۹۰ درجه) است، اما رمز کد گذاری شده بطور کلی به جهت شبکه بستگی دارد. یک راه برای عادی سازی جهت شبکه، تراز کردن شبکه کد زنجیره ای با اضلاع مستطیل اصلی تعریف شده در قسمت قبل است. در عمل، برای یک ترتیب شکل دلخواه، مستطیل مرتبه ای را پیدا می کنیم که مرکزیت آن (که در بخش ۱۱.۴ تعریف شده است) به بهترین شکل با مستطیل اصلی تقریب دارد، و از این مستطیل جدید برای تعیین اندازه شبکه استفاده می کنیم. به عنوان مثال، اگر  $n = ۱۲$  باشد، تمام مستطیل های مرتبه ۱۲ (یعنی آنهایی که طول محیط آنها ۱۲ است) دارای اندازه های  $۲ * ۴$ ،  $۳ * ۳$  و  $۱ * ۵$  هستند. اگر مرکزیت



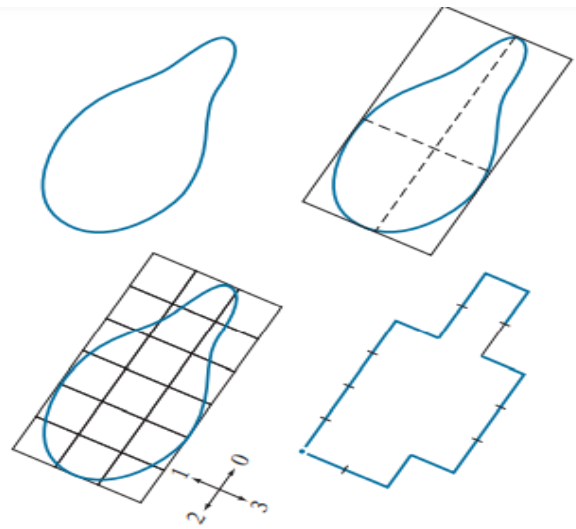
مستطیلی  $2 * 4$  باشد بهتر است با مرکزیت مستطیل پایه برای یک مرز مشخص مطابقت داشته باشد، ما یک شبکه  $2 * 4$  با محوریت مستطیل اصلی ایجاد می کنیم و از روش ذکر شده در بخش ۱۱.۲ برای بدست آوردن کد زنجیره ای فریمن استفاده می کنیم. شماره شکل از اولین تفاوت این کد ناشی می شود.

اگرچه ترتیب تعداد شکل حاصل معمولاً به دلیل نحوه انتخاب فاصله شبکه برابر  $n$  است، اما مرزهایی با فرورفتگی های قابل مقایسه با این فاصله، گاهی اوقات اعداد شکلی از نظم بیشتر از  $n$  را ایجاد می کنند. در این حالت، ما یک مستطیل مرتبه کمتر از  $n$  را مشخص می کنیم و روش را تکرار می کنیم تا زمانی که شماره شکل به ترتیب  $n$  باشد. ترتیب یک عدد شکل از ۴ شروع می شود و همیشه یکسان است زیرا ما با اتصال ۴ کار می کنیم و نیاز داریم که مرزها بسته شوند.

همانطور که توضیح داده شد بخش ۱۱.۲، اولین تفاوت کوچکترین جغرافیایی باعث می شود که یک کد زنجیره ای فریمن مستقل از نقطه شروع باشد و در صورت افزایش ۹۰ درجه به چرخش حساس نباشد. از کد ۴ جهت استفاده می شود.



شکل ۱۱.۱۶ مه اشکال از ترتیب ۴، ۶ و ۸ جهت ها از شکل ۱۱.۳ (a) هستند، و نقطه نقطه شروع را نشان می دهد.



Chain code: 0 0 0 0 3 0 0 3 2 2 3 2 2 2 1 2 1 1  
 Difference: 3 0 0 0 3 1 0 3 3 0 1 3 0 0 3 1 3 0  
 Shape no.: 0 0 0 3 1 0 3 3 0 1 3 0 0 3 1 3 0 3

a b  
c d

شکل ۱۱.۱۷ مراحل ایجاد یک عدد شکل

مثال ۱۱.۷: محاسبه اعداد شکل

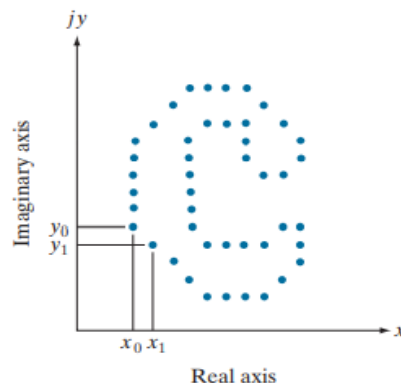
فرض کنید که  $n = ۱۸$  برای مرز در شکل ۱۱.۱۷ (a) مشخص شده است. برای به دست آوردن شماره شکل این سفارش، مراحل را که قبلاً مورد بحث قرار گرفت دنبال می کنیم. ابتدا، مستطیل اصلی را پیدا می کنیم، همانطور که در شکل ۱۱.۱۷ (ب) نشان داده شده است. در ادامه نزدیکترین مستطیل مرتبه ۱۸ را می یابیم. این مستطیل  $۳ * ۶$  است که مستلزم قطعه بندی مستطیل اصلی نشان داده شده در شکل ۱۱.۱۷ (ج) است. جهت های کد زنجیره ای با شبکه حاصل تراز می شود. مرحله نهایی بدست آوردن کد زنجیره ای و استفاده از اولین تفاوت آن برای محاسبه شماره شکل است، همانطور که در شکل ۱۱.۱۷ (d) نشان داده شده است.

توضیف گرهای فوریه

شکل ۱۱.۱۸ یک مرز دیجیتالی در صفحه  $xy$ ، متشکل از نقاط  $K$  را نشان می دهد. شروع از یک نقطه دلخواه  $(x_0, y_0)$ ، جفت مختصات  $(x_0, y_0), (x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_{K-1}, y_{K-1})$  در عبور از مرز، مثلاً در خلاف جهت عقربه های ساعت، مواجه می شوند. جهت. این مختصات را می توان به صورت  $x(k) = x_k$   $y(k) = y_k$  بیان کرد. با استفاده از این نماد، مرز را می توان به عنوان دنباله مختصات نشان داد  $s(k) = [x(k), y(k)]$  for  $k = 0, 1, 2, \dots, K - 1$ . علاوه بر این، هر جفت مختصات را می توان به عنوان یک عدد مختلط در نظر گرفت به طوری که

$$s(k) = x(k) + jy(k) \quad (11-7)$$

برای  $k = 0, 1, 2, \dots, K - 1$  یعنی، محور  $x$  به عنوان محور واقعی و محور  $y$  به عنوان محور خیالی دنباله ای از اعداد مختلط در نظر گرفته می شود. اگرچه تفسیر دنباله مجدداً بیان شد، اما ماهیت مرز تغییر نکرده است. البته، این نمایندگی یک مزیت بزرگ دارد: این یک مشکل توصیف دو بعدی را به یک حالت یک بعدی کاهش می دهد.



شکل ۱۱.۱۸ مرز دیجیتالی و نمایش آن به عنوان دنباله ای از اعداد مختلط. نقاط  $(x_0, y_0)$  و  $(x_1, y_1)$  (خودسرانه) دو نقطه اول توالی هستند.

ما از معادله (۴-۴۴) می دانیم که تبدیل فوریه گسسته  $S^s(k)$  (DFT) است

$$a(u) = \sum_{k=0}^{K-1} s(k) e^{-j2\pi uk/K} \quad (11-8)$$

برای  $u = 0, 1, 2, \dots, K-1$  ضرایب پیچیده  $a(u)$  توصیف کننده فوریه مرز نامیده می شوند. تبدیل فوریه معکوس این ضرایب  $s(k)$  را بازیابی می کند. یعنی از معادله (۴-۴۵) ،

$$s(k) = \frac{1}{K} \sum_{u=0}^{K-1} a(u) e^{j2\pi uk/K} \quad (11-9)$$

برای  $k = 0, 1, 2, \dots, K-1$  ، ما از فصل ۴ می دانیم که عکس معکوس با ورودی اصلی است ، به شرطی که همه ضرایب فوریه در معادله استفاده شود. (۹-۱۱). با این حال ، فرض کنید به جای همه ضرایب فوریه ، فقط اولین ضرایب  $P$  استفاده می شود. این معادل تنظیم  $a(u) = 0$  for  $u > P-1$  در معادله (۹-۱۱) است. نتیجه تقریبی زیر به  $s(k)$  است:

$$\hat{s}(k) = \frac{1}{K} \sum_{u=0}^{P-1} a(u) e^{j2\pi uk/K} \quad (11-10)$$

برای  $k = 0, 1, 2, \dots, K-1$  اگرچه برای بدست آوردن هر جزء از  $\hat{s}(k)$  فقط از عبارات  $P$  استفاده می شود ، پارامتر  $k$  هنوز از ۰ تا  $K-1$  متغیر است.

در مرز تقریبی وجود دارد ، اما در بازسازی هر نقطه از اصطلاحات زیادی استفاده نمی شود. حذف ضرایب فرکانس بالا همان تغییر فیلتر تبدیل با یک فیلتر ایده آل پایین گذر است. شما در فصل ۴ آموختید که دوره ای بودن DFT مستلزم آن است که ما قبل از فیلتر کردن ، ضرب آن را در  $(-1)^x$  متمرکز کنیم. بنابراین ، ما هنگام اجرای معادله (۸-۱۱) ، از این روش استفاده می کنیم. و مجدداً از آن برای معکوس کردن مرکز هنگام محاسبه معکوس در معادله (۱۰-۱۱) استفاده کنید. به دلیل ملاحظات تقارن در DFT ، تعداد نقاط در مرز و عکس آن باید زوج باشد. این بدان معناست که تعداد ضرایب حذف شده (روی ۰ تنظیم شده است) قبل از محاسبه معکوس باید زوج باشد. از آنجا که تبدیل متمرکز است ، برای حفظ تقارن ، نصف تعداد ضرایب در هر انتهای تبدیل را تنظیم می کنیم. البته DFT و معکوس آن با استفاده از الگوریتم FFT محاسبه می شود. در بحث تغییر فوریه در فصل ۴ به یاد بیاورید که اجزای فرکانس بالا جزئیات دقیق را تشکیل می دهند و اجزای فرکانس پایین شکل کلی را تعیین می کنند. بنابراین ، هر چه  $P$  را در معادله کوچکتر کنیم. (۱۰-۱۱) ، جزئیات بیشتری از دست می رود. در مرز ، همانطور که مثال زیر نشان می دهد.

مثال ۱۱.۸: استفاده از توصیف کننده های فوریه.

شکل ۱۱.۱۹ (الف) مرز یک کروموزوم انسان را شامل ۲۸۶۸ نقطه نشان می دهد. متناظر ۲۸۶۸ توصیف کننده فوریه با استفاده از معادله (۱۱-۸) به دست آمد. هدف این مثال بررسی اثرات بازسازی مرز با استفاده از توصیف کننده های فوریه کمتر است. شکل ۱۱.۱۹ (ب) مرز بازسازی شده را با استفاده از نیمی از ۲۸۶۸ توصیف کننده در معادله (۱۱-۱۰) نشان می دهد. توجه داشته باشید که هیچ تفاوت محسوسی بین این مرز و اصل وجود ندارد. شکل ۱۱.۱۹ (ج) تا (ح) مرزهای بازسازی شده را نشان می دهد که تعداد توصیف کنندگان فوریه به ترتیب ۱۰، ۵، ۲.۵، ۱.۲۵، ۰.۶۳ and ۰.۲۸ of ۲۸۶۸ است. هنگامی که به نزدیکترین عدد صحیح گرد شود، این درصدها به ترتیب برابر با ۲۸۶، ۱۴۴، ۷۲، ۳۶، ۱۸ و ۸ توصیف کننده است. نکته مهم این است که ۱۸ توصیف کننده، فقط شش دهم یک درصد از ۲۸۶۸ توصیف کننده اصلی، برای حفظ ویژگی های اصلی شکل مرز اصلی کافی بودند: چهار برجستگی بلند و دو خلیج عمیق. شکل ۱۱.۱۹ (h)، که با ۸ توصیف کننده بدست آمده است، غیر قابل قبول است زیرا ویژگی های اصلی از بین رفته است. کاهش بیشتر به ۴ و ۲ توصیف کننده به ترتیب منجر به بیضی و دایره می شود (به مسئله ۱۱.۱۸ مراجعه کنید).

همانطور که مثال قبل نشان می دهد، از چند توصیف فوریه می توان برای درک ماهیت یک مرز استفاده کرد. این ویژگی ارزشمند است، زیرا این ضرایب اطلاعات شکل را حمل می کنند. بنابراین، ایجاد یک بردار ویژگی از این ضرایب می تواند برای تمایز بین اشکال مرزی مورد استفاده قرار گیرد، همانطور که در فصل ۱۲ بحث خواهیم کرد.

ما چندین بار اعلام کرده ایم که توصیف کننده ها باید تا آنجا که ممکن است نسبت به انتقال، چرخش و تغییرات مقیاس حساس نباشند. در مواردی که نتایج بستگی به ترتیب پردازش نقاط دارد، یک محدودیت دیگر این است که توصیف کنندگان باید نسبت به نقطه شروع حساس نباشند. توصیف کننده های فوریه به این تغییرات هندسی مستقیم حساس نیستند، اما تغییرات در این پارامترها می تواند مربوط به تغییراتی ساده در توصیف کننده ها باشد.

به عنوان مثال ، چرخش را در نظر بگیرید و از تجزیه و تحلیل ریاضی پایه یادآوری کنید که چرخش یک نقطه با زاویه  $u$  در مورد مبدأ صفحه پیچیده با ضرب نقطه در  $e^{j\theta}$  انجام این کار در هر نقطه از  $s(k)$ ، کل دنباله را در مورد مبدأ می چرخاند. دنباله چرخشی  $(-1)^x$  است ، توصیف کننده های فوریه آن هستند

$$\begin{aligned} a_r(u) &= \sum_{k=0}^{K-1} s(k) e^{j\theta} e^{-j2\pi uk/K} \\ &= a(u) e^{j\theta} \end{aligned} \quad (11-11)$$

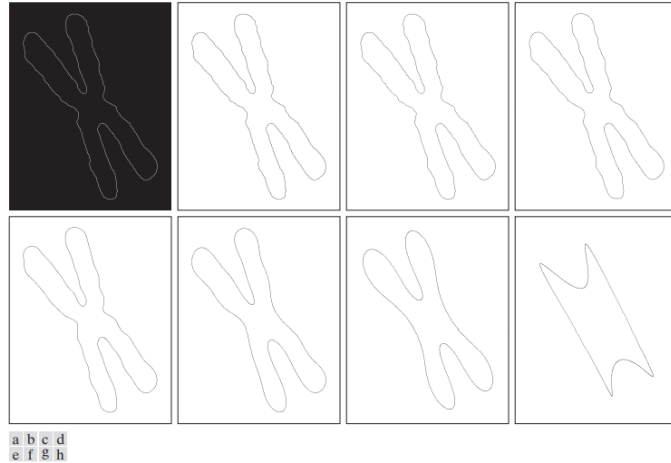
برای  $u = 0, 1, 2, \dots, K - 1$  بنابراین ، چرخش به سادگی با ضریب ثابت ضرب  $e^{j\theta}$  روی همه ضرایب تأثیر می گذارد.

جدول ۱۱.۱ توصیف کننده های فوریه را برای یک دنباله مرزی به شرح زیر خلاصه می کند. چرخش ، انتقال ، مقیاس بندی و تغییر در نقطه شروع را تجربه می کند.  $\Delta_{xy}$  به عنوان  $\Delta_{xy} = \Delta x + j\Delta y$  ، تعریف شده است ، بنابراین نماد  $s_t(k) = s(k) + \Delta_{xy}$  نشان دهنده بازنویسی (انتقال) دنباله به عنوان

$$s_t(k) = [x(k) + \Delta x] + j[y(k) + \Delta y] \quad (11-12)$$

توجه داشته باشید که انتقال هیچ تاثیری بر توصیف کننده ها نمی گذارد ، به جز  $\delta(0)$  که دارای این است. مقدار  $(\cdot)$  در نهایت ، عبارت  $s_p(k) = s(k - k_0)$  به معنی بازتعریف دنباله است

$$s_p(k) = x(k - k_0) + jy(k - k_0) \quad (11-13)$$



شکل ۱۱.۱۹ (الف) محدوده کروموزوم انسان (۲۸۶۸ نقطه). (ب) - (ح) مرزهای بازسازی شده به ترتیب با استفاده از ۱۴۳۴ ، ۲۸۶ ، ۱۴۴ ، ۷۲ ، ۳۶ ، ۱۸ و ۸ توصیف فوریه. این اعداد تقریباً ۵۰ ، ۱۰ ، ۵ ، ۲.۵ ، ۱.۲۵ ، ۰.۶۳ ، و ۰.۲۸ از ۲۸۶۸ است. تصاویر (ب) - (ح) به صورت منفی نشان داده می شوند تا مرزها راحت تر دیده شوند.

جدول ۱۱.۱ برخی از ویژگی های اساسی توصیف کننده های فوریه.

Transformation	Boundary	Fourier Descriptor
Identity	$s(k)$	$a(u)$
Rotation	$s_r(k) = s(k)e^{j\theta}$	$a_r(u) = a(u)e^{j\theta}$
Translation	$s_t(k) = s(k) + \Delta_{xy}$	$a_t(u) = a(u) + \Delta_{xy}\delta(u)$
Scaling	$s_s(k) = \alpha s(k)$	$a_s(u) = \alpha a(u)$
Starting point	$s_p(k) = s(k - k_0)$	$a_p(u) = a(u)e^{-j2\pi k_0 u/K}$

که نقطه شروع دنباله را از  $k = 0$  to  $k = k_0$  تغییر می دهد. آخرین مدخل در جدول ۱۱.۱ نشان می دهد که تغییر نقطه شروع بر همه توصیف کنندگان به شیوه ای متفاوت (اما شناخته شده) تأثیر می گذارد ، به این معنا که عبارت ضرب  $a(u)$  به  $u$  بستگی دارد.

## لحظات آماری

لحظات آماری یک متغیر توصیف کننده های مفیدی هستند که می توانند برای ارائه های ۱ بعدی از مرزهای ۲ بعدی ، مانند امضا استفاده شوند. برای مشاهده نحوه انجام این کار ، شکل ۱۱.۲۰ را

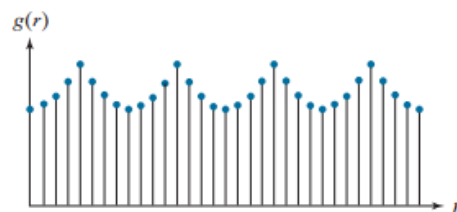
در نظر بگیرید که امضای شکل ۱۱.۱۰ (b) نمونه برداری شده را نشان می دهد و به عنوان یک تابع گسسته معمولی  $g(r)$  از یک متغیر  $r$  نشان داده شده است.

فرض کنید که ما دامنه  $g$  را به عنوان یک متغیر تصادفی گسسته در نظر می گیریم و هیستوگرام دامنه  $p(z_i), i = 0, 1, 2, \dots, A - 1$  را تشکیل می دهیم ، جایی که  $A$  تعداد افزایش دامنه گسسته است که در آن ما مقیاس دامنه را تقسیم کنید اگر  $p$  نرمال شود به طوری که مجموع عناصر آن برابر ۱ باشد ،  $p(z_i)$  برآوردی از احتمال وجود مقدار شدت  $Z_i$  است. سپس از معادله (۳-۲۴) برآمده است. که نهمین لحظه  $Z$  در مورد میانگین آن است

$$\mu_n(z) = \sum_{i=0}^{A-1} (z_i - m)^n p(z_i) \quad (11-14)$$

$$m = \sum_{i=0}^{A-1} z_i p(z_i) \quad (11-15)$$

همانطور که می دانید ،  $m$  مقدار متوسط (متوسط)  $Z$  و  $m^2$  واریانس آن است. به طور کلی ، فقط چند لحظه اول برای تمایز بین امضاهای با اشکال مشخص متمایز لازم است.



شکل ۱۱.۲۰ نمونه امضا شده از شکل ۱۱.۱۰ (ب) به عنوان یک تابع معمولی و مجزا از یک متغیر در نظر گرفته شده است.

یک رویکرد جایگزین این است که مساحت  $g(r)$  را در شکل ۱۱.۲۰ عادی کرده و آن را به عنوان هیستوگرام در نظر بگیرید. به عبارت دیگر ،  $g(r_i)$  در حال حاضر به عنوان احتمال وقوع مقدار  $r_i$  در نظر گرفته می شود. در این مورد ،  $r$  به عنوان متغیر تصادفی در نظر گرفته می شود و گشتاورها چنین هستند



$$\mu_n(r) = \sum_{i=0}^{K-1} (r_i - m)^n g(r_i) \quad (11-16)$$

$$m = \sum_{i=0}^{K-1} r_i g(r_i) \quad (11-17)$$

در این معادلات ،  $K$  تعداد نقاط روی مرز است و  $mn(r)$  مستقیماً به شکل امضای  $g(r)$  مربوط می شود. به عنوان مثال ، لحظه دوم  $m^2(r)$  گسترش منحنی را در مورد مقدار متوسط  $r$  اندازه گیری می کند و لحظه سوم  $m^3(r)$  تقارن خود را با توجه به میانگین اندازه گیری می کند.

اگرچه از لحظات اغلب برای توصیف امضا استفاده می شود ، اما آنها تنها توصیف کننده هایی نیستند که برای این منظور استفاده می شوند. به عنوان مثال ، رویکرد دیگر محاسبه تبدیل گسسته فوریه ۱ بعدی از  $g(r)$  ، بدست آوردن طیف آن و استفاده از چند جزء اول به عنوان توصیف کننده است. مزیت لحظات نسبت به سایر تکنیک ها این است که اجرای آنها ساده است و آنها همچنین دارای یک تفسیر "فیزیکی" از امضا (و از لحاظ دلالت) هستند.

عدم حساسیت این رویکرد به چرخش ناشی از این واقعیت است که امضا مستقل از روال است ، به شرطی که نقطه شروع همیشه در امتداد مرز یکسان باشد. عادی سازی اندازه را می توان با مقیاس بندی مقادیر  $g$  و  $r$  به دست آورد.

#### ۱۱.۴ توصیف کننده ویژگی های منطقه

همانطور که با مرزها انجام دادیم ، بحث ویژگی های منطقه ای را با برخی توصیف کننده های اصلی منطقه آغاز می کنیم.

#### برخی از توصیف کننده های اصلی

محورهای اصلی و فرعی یک منطقه ، و همچنین ایده جعبه محدود ، همانطور که قبلاً برای مرزها تعریف شده است. مساحت یک منطقه به عنوان تعداد پیکسل های منطقه تعریف می شود. محیط یک منطقه طول مرز آن است. وقتی مساحت و محیط به عنوان توصیف کننده استفاده می شوند ، معمولاً فقط وقتی عادی می شوند معنا پیدا می کنند (مثال ۱۱.۹ چنین کاربردی را نشان می دهد).

استفاده مکرر از این دو توصیف کننده در اندازه گیری فشردگی یک منطقه است که به صورت مربع بر روی مساحت تعریف شده است:

$$\text{compactness} = \frac{p^2}{A} \quad (11-18)$$

این یک اندازه بدون بعد است که برای یک دایره (۴) حداقل مقدار آن) و ۱۶ برای یک مربع است. یک اندازه بی اندازه مشابه ، مدور بودن (که گردی نیز نامیده می شود) است که به عنوان تعریف شده است

$$\text{circularity} = \frac{4\pi A}{p^2} \quad (11-19)$$

مقدار  $e$  این توصیف کننده ۱ برای یک دایره (حداکثر مقدار آن) و  $e$  برای یک مربع است. توجه داشته باشید که این دو اندازه مستقل از اندازه ، جهت و انتقال نیستند. اندازه گیری دیگر بر اساس یک دایره ، قطر موثر است:

$$d_e = 2\sqrt{\frac{A}{\pi}} \quad (11-20)$$

این قطر دایره ای است که مساحت یکسانی با  $A$  دارد ، همانطور که منطقه در حال پردازش است. این معیار نه بدون بعد است و نه مستقل از اندازه منطقه ، اما مستقل از جهت و انتقال است. می توان آن را از نظر اندازه عادی کرد و با تقسیم بر بزرگترین قطر مورد انتظار در یک برنامه معین ، بدون ابعاد ساخت.

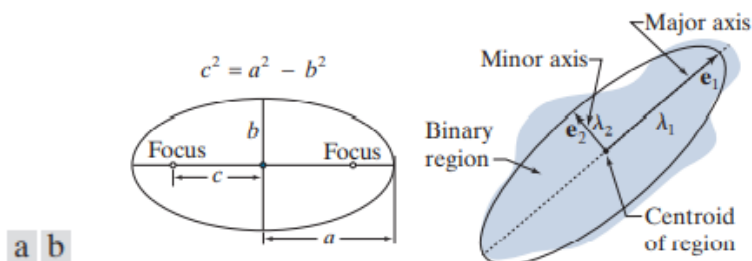
به شیوه ای که ما فشردگی و دایره بودن را نسبت به یک دایره تعریف کردیم ، خارج از مرکز بودن یک منطقه نسبت به بیضی را به عنوان گریز از مرکز یک بیضی تعریف می کنیم که دارای دومین گشتاور مرکزی مشابه ناحیه است. برای  $D-1$  ، دومین لحظه مرکزی واریانس است. برای داده های گسسته دو بعدی ، ما باید واریانس هر متغیر و همچنین کواریانس بین آنها را در نظر بگیریم. اینها اجزای ماتریس کواریانس هستند که از نمونه ها با استفاده از معادله (۱۱-۲۱) برآورد شده است. زیر ، با نمونه هایی که در این مورد بردارهای دو بعدی هستند و مختصات داده ها را نشان می دهند.

شکل ۱۱.۲۱ (الف) بیضی را به صورت استاندارد نشان می دهد (یعنی بیضی که محورهای اصلی و فرعی آن با محورهای مختصات هم تراز است). گریز از مرکز چنین بیضی به عنوان نسبت فاصله بین کانونها (C۲ در شکل ۱۱.۲۱)، و طول محور اصلی آن ( $2a$ )، که نسبت  $c/2a = c/a$  را می دهد ، تعریف می شود. به این معنا که،

$$\text{eccentricity} = \frac{c}{a} = \frac{\sqrt{a^2 - b^2}}{a} = \sqrt{1 - (b/a)^2} \quad a \geq b$$

با این حال ، ما به خارج از مرکز یک بیضی که دارای دومین گشت مرکزی مرکزی در یک ناحیه دو بعدی است علاقه مند هستیم ، به این معنی که بیضی های ما می توانند جهت گیری خودسرانه داشته باشند. همانطور که در شکل ۱۱.۲۱ (ب) نشان داده شده است ، بصورت بصری ، آنچه ما سعی داریم انجام دهیم این است که داده های دو بعدی خود را با یک منطقه بیضوی تقریبی کنیم. همانطور که در بخش ۱۱.۵ خواهید آموخت (به مثال ۱۱.۱۷ مراجعه کنید) ، محورهای اصلی بردارهای ویژه ماتریس کوواریانس ، C داده ها هستند که توسط موارد زیر ارائه شده است:

$$\mathbf{C} = \frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^K (\mathbf{z}_k - \bar{\mathbf{z}})(\mathbf{z}_k - \bar{\mathbf{z}})^T \quad (11-21)$$



شکل ۱۱.۲۱ (الف) آن بیضی به شکل استاندارد (ب) بیضی که منطقه ای را در جهت دلخواه تقریب می زند.

جایی که  $\mathbf{z}_k$  یک بردار دو بعدی است که عناصر آن دو مختصات مکانی یک نقطه در منطقه است ، K تعداد کل نقاط است و Z میانگین بردار است:

$$\bar{\mathbf{z}} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{z}_k \quad (11-22)$$

عناصر مورب اصلی C واریانس مقادیر مختصات نقاط منطقه و عناصر خارج از مورب کواریانس آنها است. بیضی که در راستای محورهای اصلی منطقه قرار دارد را می توان به عنوان تلاقی یک تابع دو بعدی گاوسی با صفحه XY تفسیر کرد. جهت محورهای بیضی نیز در جهت بردارهای ویژه ماتریس کواریانس است و فاصله از مرکز بیضی تا تقاطع آن با محورهای اصلی و فرعی آن برابر بزرگترین و کوچکترین ارزشهای ویژه آن است. ماتریس کواریانس به ترتیب ، همانطور که در شکل ۱۱.۲۱ (ب) نشان داده شده است. با اشاره به شکل ۱۱.۲۱ ، و معادله خارج از مرکز بودن آن در بالا ، به قیاس می بینیم که مرکزیت یک بیضی با همان لحظات دوم منطقه ، توسط





$$\begin{aligned} \text{eccentricity} &= \frac{\sqrt{\lambda_2^2 - \lambda_1^2}}{\lambda_2} \\ &= \sqrt{1 - (\lambda_1/\lambda_2)^2} \quad \lambda_2 \geq \lambda_1 \end{aligned} \quad (11-23)$$

برای مناطق دایره ای ،  $\lambda_1 = \lambda_2$  و گریز از مرکز ۰ است. برای یک خط ،  $\lambda_1 = 0$  و مرکزیت ۱ است. بنابراین ، مقادیر این توصیف کننده در محدوده [۰، ۱] است.

مثال ۱۱.۹: مقایسه توصیف کننده های ویژگی.

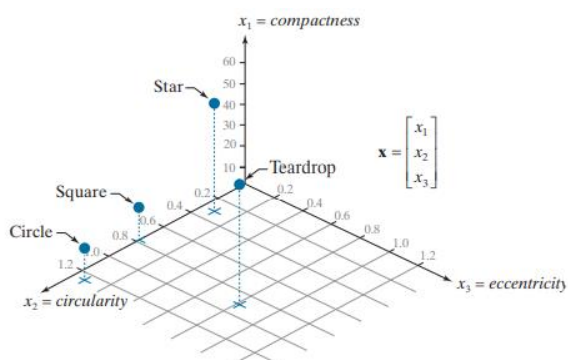
شکل ۱۱.۲۲ مقادیر توصیف کننده های قبلی را برای چندین شکل منطقه نشان می دهد. هیچ یک از توصیف کننده های دایره دقیقاً برابر ارزش نظری آن نبود زیرا دیجیتالی سازی یک دایره خطایی را در محاسبه وارد می کند و زیرا ما طول یک مرز را به عنوان تعداد عناصر آن تقریب می زنیم. خارج از مرکز بودن مربع دارای مقدار دقیق ۰ بود ، زیرا مربع بدون چرخش کاملاً با شبکه نمونه گیری هماهنگ است. دو توصیف کننده دیگر برای مربع نیز به ارزشهای نظری آنها نزدیک بودند. مقادیر ذکر شده در دو ردیف اول شکل ۱۱.۲۲ اطلاعات یکسانی را حمل می کنند. به عنوان مثال ، می توانیم بگوییم که ستاره نسبت به اشکال دیگر فشرده و دایره ای کمتر است. به همین ترتیب ، به راحتی می توان از اعداد ذکر شده تشخیص داد که منطقه قطره اشک دارای بیشترین مرکز گریز از مرکز است ، اما تشخیص آن از سایر اشکال با استفاده از فشرده گی یا مدور بودن دشوارتر است.

همانطور که در بخش ۱۱.۱ بحث کردیم ، توصیف کننده های ویژگی معمولاً در قالب بردارهای ویژگی برای پردازش بعدی مرتب شده اند. شکل ۱۱.۲۳ فضای مشخصه توصیف کننده ها را در شکل ۱۱.۲۲ نشان می دهد.

Descriptor				
Compactness	10.1701	42.2442	15.9836	13.2308
Circularity	1.2356	0.2975	0.7862	0.9478
Eccentricity	0.0411	0.0636	0	0.8117

a b c d

تصویر ۱۱.۲۲ فشردگی ، دایره بودن و خارج از مرکز بودن برخی از مناطق ساده دوتایی.



شکل ۱۱.۲۳ توصیف کنندگان شکل ۱۱.۲۲ در فضای ویژگی سه بعدی. هر نقطه نشان داده شده مربوط به بردار ویژگی که اجزای آن سه توصیف کننده شکل ۱۱.۲۲ هستند.

هر نقطه در فضای ویژگی سه مقدار توصیف کننده برای هر شی را "محصور" می کند. اگرچه با نگاه کردن به مقادیر توصیف کنندگان در تصویر می توان فهمید که دایره و مربع بسیار بیشتر از دو شیء دیگر هستند ، اما توجه داشته باشید که این واقعیت در فضای ویژگی چقدر واضح تر است.

می توانید تصور کنید که اگر نمونه های متعددی از آن اجسام با نویز خراب شده بود ، تفاوت بین بردارها (نقاط) مربوط به مربع ها یا دایره ها دشوار می شد. در مقابل ، اجسام ستاره و قطره اشک از یکدیگر و از دایره و مربع فاصله دارند ، بنابراین کمتر احتمال دارد که در صورت وجود نویز طبقه

بندی اشتباه شوند. وقتی در مورد طبقه بندی الگوی تصویر بحث می کنیم ، فضای ویژه نقش مهمی در فصل ۱۲ ایفا خواهد کرد.

مثال ۱۱.۱۰: استفاده از ویژگی های منطقه.

حتی یک توصیف کننده ساده مانند منطقه نرمال شده می تواند برای استخراج اطلاعات از تصاویر بسیار مفید باشد. برای مثال ، شکل ۱۱.۲۴ یک تصویر مادون قرمز ماهواره ای شبانه از قاره آمریکا را نشان می دهد. همانطور که در بخش ۱.۳ بحث کردیم ، چنین تصاویری موجودی عمومی سکونتگاه های انسانی را ارائه می دهد. سنسورهای تصویربرداری مورد استفاده برای جمع آوری این تصاویر دارای قابلیت تشخیص انتشارات مادون قرمز قابل مشاهده و نزدیک مانند چراغ ها ، شعله ها و نورها هستند. جدول کنار تصاویر (بر اساس منطقه از بالا به پایین) نسبت ناحیه اشغال شده توسط رنگ سفید (چراغ ها) به مساحت کل نور در هر چهار منطقه را نشان می دهد. برای مثال ، اندازه گیری ساده ای از این قبیل می تواند برآورد نسبی بر حسب منطقه مصرف انرژی الکتریکی را ارائه دهد. داده ها را می توان با عادی سازی نسبت به جرم زمین در هر منطقه ، با توجه به تعداد جمعیت و غیره بازسازی کرد.

### توصیف کنندگان توپولوژیک

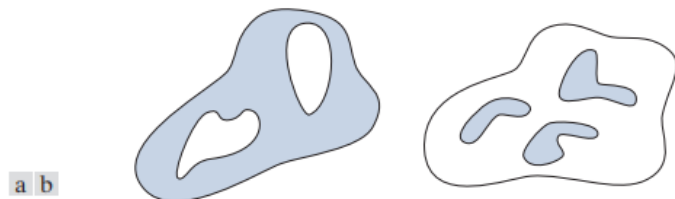
توپولوژی مطالعه خواص یک شکل است که تحت هیچ گونه تغییر شکل قرار نمی گیرد ، به شرطی که هیچ گونه پارگی یا پیوندی در شکل وجود نداشته باشد (گاهی اوقات به اینها اعوجاج ورق لاستیکی گفته می شود). به عنوان مثال ، شکل ۱۱.۲۵ (الف) منطقه ای با دو سوراخ را نشان می دهد. بدیهی است ، یک توصیف کننده توپولوژیکی که به عنوان تعداد حفره های منطقه تعریف می شود ، تحت تأثیر تغییر شکل کشش یا چرخش قرار نمی گیرد. با این حال ، در صورت پاره شدن یا چین خوردگی ، تعداد سوراخ ها می تواند تغییر کند. از آنجا که کشش بر فاصله تأثیر می گذارد ، خواص توپولوژیکی به مفهوم فاصله یا هر ویژگی که به طور ضمنی بر اساس مفهوم اندازه گیری فاصله بستگی ندارد ، بستگی دارد.



شکل ۱۱.۲۴ تصاویر مادون قرمز از قاره آمریکا در شب. (با احترام NOAA.)

یکی دیگر از ویژگیهای توپولوژیکی مفید برای توصیف منطقه، تعداد اجزای متصل شده یک تصویر یا منطقه است. شکل ۱۱.۲۵ (ب) منطقه ای را با سه جزء متصل به هم نشان می دهد. از تعداد حفره های H و اجزای متصل شده C در یک تصویر می توان برای تعریف عدد اوپلر، E استفاده کرد:

$$E = C - H \quad (11-24)$$



شکل ۱۱.۲۵ (الف) منطقه ای با دو سوراخ. (ب) منطقه ای با سه جزء متصل به هم.

عدد اوپلر نیز یک ویژگی توپولوژیکی است. به عنوان مثال، مناطق نشان داده شده در شکل ۱۱.۲۶ دارای اوپلر به ترتیب برابر با ۰ و ۱- هستند، زیرا "A" دارای یک جزء متصل و یک حفره و "B" دارای یک جزء متصل اما دو سوراخ است.

مناطق نشان داده شده توسط بخش های مستقیم (که به آنها شبکه های چند ضلعی گفته می شود) از نظر اوپلر تفسیر ساده ای دارند. شکل ۱۱.۲۷ یک شبکه چند ضلعی را نشان می دهد. طبقه بندی مناطق داخلی چنین شبکه ای به صورت و حفره اغلب مهم است. با نشان دادن تعداد رأس ها با  $V$  ، تعداد لبه ها با  $Q$  و تعداد صورتها با  $F$  رابطه زیر به دست می آید که فرمول اوپلر نامیده می شود:

$$V - Q + F = C - H \quad (11-25)$$

که با توجه به معادله (۱۱-۲۴) ، می تواند به صورت بیان شود

$$V - Q + F = E \quad (11-26)$$

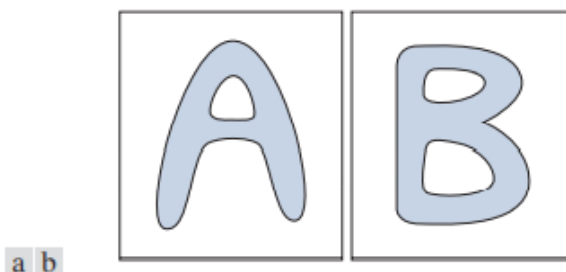
شبکه در شکل ۱۱.۲۷ دارای هفت رأس ، یازده لبه ، دو صورت ، یک ناحیه متصل و سه حفره است.

$$7 - 11 + 2 = 1 - 3 = -2$$

بنابراین عدد اوپلر ۲- است (یعنی  $-2$ )

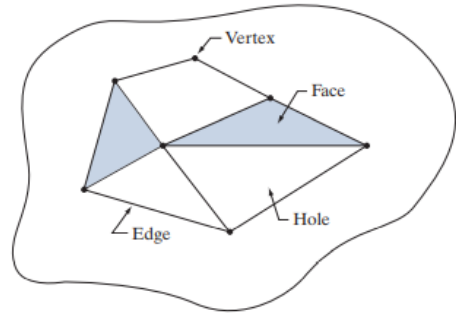
مثال ۱۱.۱۱: استخراج و توصیف بزرگترین ویژگی در یک تصویر قطعه بندی شده.

شکل ۱۱.۲۸ (الف) تصویر ۸ بیتی  $512 \times 512$  از واشنگتن دی سی را نشان می دهد که توسط ماهواره ناسا LANDSAT گرفته شده است. این تصویر در باند مادون قرمز نزدیک است (برای جزئیات به شکل ۱.۱۰ مراجعه کنید). فرض کنید ما می خواهیم رودخانه را فقط با استفاده از این تصویر قطعه بندی کنیم (برخلاف استفاده از چندین تصویر چند طیفی ، که کار را ساده تر می کند ، همانطور که بعداً در این فصل خواهید دید). از آنجا که رودخانه نسبت به بقیه تصویر یک منطقه تاریک و یکنواخت است ، آستانه یک روش آشکار برای امتحان است. نتیجه آستانه گذاری تصویر با بالاترین مقدار آستانه ممکن قبل از تبدیل شدن رودخانه به منطقه ای قطع شده در شکل نشان داده شده است.



شکل ۱۱.۲۶ مناطق دارای اوپلر به ترتیب برابر با ۰ و ۱-.





شکل ۱۱.۲۷ منطقه ای که دارای شبکه چند ضلعی است.

۱۱.۲۸ (ب) آستانه به صورت دستی انتخاب شد تا این نکته را نشان دهد که در این حالت جدا کردن رودخانه به خودی خود بدون وجود نواحی دیگر تصویر در نتیجه آستانه غیرممکن است.

تصویر شکل ۱۱.۲۸ (ب) دارای ۱۵۹۱ جزء متصل است (که با استفاده از اتصال ۸ به دست آمده است) و عدد اوایلر آن ۱۵۵۲ است که از آن نتیجه می گیریم که تعداد سوراخ ها ۳۹ عدد است. شکل ۱۱.۲۸ (ج) جزء متصل شده با بیشترین تعداد پیکسل (۸۴۷۹). این نتیجه مطلوب است ، که ما قبلاً می دانیم نمی توان آن را به تنهایی از تصویر با استفاده از یک آستانه جدا کرد. توجه کنید که این نتیجه چقدر تمیز است. تعداد حفره های موجود در منطقه که توسط اجزای متصل شده تعیین شده است ، تعداد توده های زمینی داخل رودخانه را به ما می دهد. اگر بخواهیم اندازه گیری هایی را انجام دهیم ، مانند طول هر شاخه از رودخانه ، می توانیم از اسکلت جزء متصل استفاده کنیم [شکل]. ۱۱.۲۸ (د) انجام این کار.

## بافت

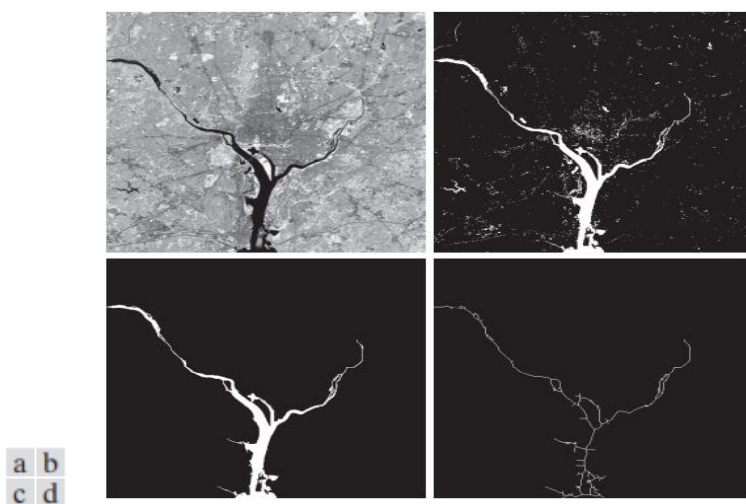
یک رویکرد مهم برای توصیف منطقه ، تعیین مقدار بافت آن است. در حالی که هیچ تعریف رسمی از بافت وجود ندارد ، این توصیف کننده به طور شهودی معیارهایی از ویژگی هایی مانند همواری ، درشتی و منظم بودن را ارائه می دهد (شکل ۱۱.۲۹ چند نمونه را نشان می دهد). در این بخش ، ما رویکردهای آماری و طیفی برای توصیف بافت یک منطقه را مورد بحث قرار می دهیم. رویکردهای آماری ویژگی های بافت را به صورت هموار ، درشت ، دانه دار و غیره ارائه می دهد. تکنیک های

طیفی بر اساس طیف فوریه است و در درجه اول برای تشخیص تناوب عمومی در یک تصویر با شناسایی قله های پرنرزی و باریک در طیف آن استفاده می شود.

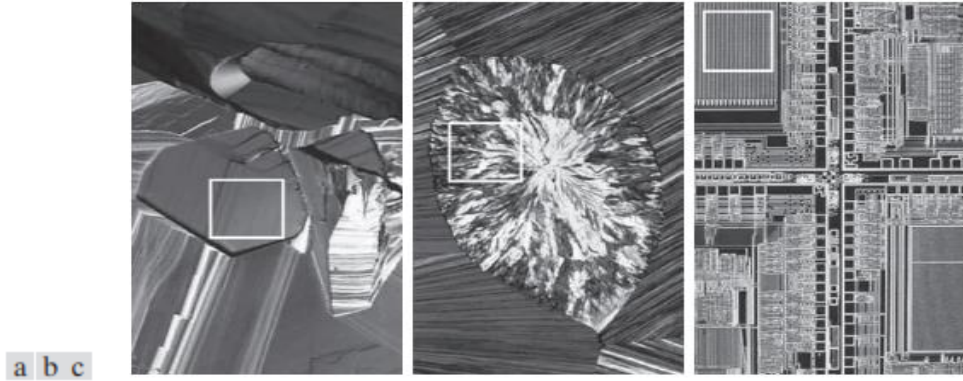
## رویکردهای آماری

یکی از ساده ترین رویکردها برای توصیف بافت ، استفاده از لحظه های آماری هیستوگرام شدت یک تصویر یا منطقه است. اجازه دهید  $Z$  یک متغیر تصادفی باشد و شدت  $p(z_i), i = 0, 1, 2, \dots, L - 1$  ، نرمال شده هیستوگرام ، جایی که  $L$  تعداد سطوح شدت مجزا است. از معادله (۳-۲۴) ، نهمین لحظه  $Z$  در مورد میانگین است

$$\mu_n(z) = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^n p(z_i) \quad (11-27)$$



شکل ۱۱.۲۸ (الف) تصویر مادون قرمز واشنگتن ، منطقه D.C. (ب) تصویر آستانه دار. (ج) بزرگترین جزء متصل شده (ب). (د) اسکلت (ج). (تصویر اصلی از ناسا گرفته شده است).



شکل ۱۱.۲۹ مربع های سفید از سمت چپ علامت گذاری می کنند به بافت راست ، هموار ، درشت و منظم. اینها تصاویر میکروسکوپ نوری از یک ابررسانا ، کلسترول انسان و یک ریزپردازنده هستند. (با اجازه دکتر مایکل د. دیویدسون ، دانشگاه ایالت فلوریدا).

جایی که  $m$  میانگین مقدار  $Z$  است (یعنی شدت متوسط تصویر یا منطقه):

$$m = \sum_{i=0}^{L-1} z_i p(z_i) \quad (11-28)$$

یادداشت از معادله (۱۱-۲۷) که  $m \cdot 0 = 1$  و  $m \cdot 1 = 0$  لحظه دوم [واریانس  $\mu_2(z) = \sigma^2(z)$  در توصیف بافت اهمیت ویژه ای دارد. این اندازه گیری کنتراست شدت است که می تواند برای ایجاد توصیف کننده های شدت نسبی مورد استفاده قرار گیرد همواری به عنوان مثال ، اندازه گیری

$$R(z) = 1 - \frac{1}{1 + \sigma^2(z)} \quad (11-29)$$

برای مناطق با شدت ثابت  $0$  است (واریانس در آنجا صفر است) و برای مقادیر بزرگ  $\sigma^2(z)$  به  $1$  نزدیک می شود. از آنجا که مقادیر واریانس برای تصاویر مقیاس خاکستری با مقادیر زیاد است ، به عنوان مثال ، در محدوده  $0$  تا  $255$  ، ایده خوبی است که تغییرات فاصله  $(0, 1)$  را برای استفاده در معادله (۱۱-۲۹) عادی کنیم. این امر به سادگی با تقسیم  $\sigma^2(z)$  بر  $(L-1)^2$  در معادل (۱۱-۲۹) انجام می شود. انحراف استاندارد  $S(Z)$  نیز اغلب به عنوان  $a$  استفاده می شود. اندازه بافت زیرا مقادیر آن بصری تر است.

همانطور که در بخش ۲.۶ بحث شد ، سومین لحظه ،  $\mu_3(z)$  ، معیاری برای کج بودن هیستوگرام است ، در حالی که لحظه چهارم ،  $\mu_4(z)$  ، اندازه گیری میزان نسبی آن است. لحظات پنجم و

بالتر به این راحتی به شکل هیستوگرام مربوط نمی شوند ، بلکه آنها تبعیض کمی بیشتری در محتوای بافت ارائه می دهند. برخی از اندازه گیری های بافتی مفید بر اساس هیستوگرام ها شامل اندازه گیری یکنواختی ، تعریف شده است

$$U(z) = \sum_{i=0}^{L-1} p^2(z_i) \quad (11-30)$$

و اندازه ای از آنتروپی متوسط که ، همانطور که از نظریه اطلاعات به یاد می آورید ، به عنوان تعریف شده است

$$e(z) = -\sum_{i=0}^{L-1} p(z_i) \log_2 p(z_i) \quad (11-31)$$

از آنجا که مقادیر  $p$  در محدوده  $[0, 1]$  و مجموع آنها برابر ۱ است ، مقدار توصیفگر  $U$  برای تصویری که در آن تمام سطوح شدت برابر (حداکثر یکنواخت) است حداکثر است و از آنجا کاهش می یابد. آنتروپی معیار تغییرپذیری است و برای یک تصویر ثابت ۰ است.

مثال ۱۱.۱۲: توصیف گرهای بافت بر اساس هیستوگرام.

جدول ۱۱.۲ مقادیر توصیف کننده های قبلی را برای سه نوع بافت برجسته شده در شکل ۱۱.۲۹ نشان می دهد. میانگین فقط شدت متوسط هر منطقه را توصیف می کند و فقط به عنوان یک ایده خشن از شدت مفید است ، نه بافت. انحراف استاندارد آموزنده تر است. اعداد به وضوح نشان می دهند که بافت اول نسبت به دو تکنیک دیگر دارای تنوع قابل ملاحظه ای در شدت (نرم تر) است. بافت درشت در این اندازه به وضوح نشان داده می شود. همانطور که انتظار می رفت ، نظرات مشابهی در مورد  $R$  وجود دارد ، زیرا در اصل همان چیزی است که انحراف استاندارد را اندازه گیری می کند. لحظه سوم برای تعیین تقارن هیستوگرام ها و انحراف آنها به چپ (مقدار منفی) یا راست (مقدار مثبت) مفید است. این نشان می دهد که آیا شدت شدت به سمت تاریک یا روشن میانگین متمایل است. از نظر بافت ، اطلاعات بدست آمده از لحظه سوم تنها زمانی مفید است که تغییرات بین اندازه گیری ها زیاد باشد. با نگاهی به اندازه گیری یکنواختی ، دوباره نتیجه می گیریم که اولین زیر تصویر هموار تر (یکنواخت تر از بقیه) است و تصادفی ترین (کمترین یکنواختی) مربوط به بافت درشت است. سرانجام ، می بینیم که با کاهش یکنواختی ، مقادیر آنتروپی افزایش می یابد و ما را در مورد

بافت مناطق به نتیجه مشابهی با اندازه گیری وحدت می رساند. اولین تصویر فرعی کمترین تنوع را در سطوح شدت و تصویر درشت بیشترین میزان را دارد. بافت منظم با توجه به هر دو این اقدامات بین دو حالت افراطی قرار دارد.

جدول ۱۱.۲ اندازه های بافت آماری برای زیر تصاویر در شکل ۱۱.۲۹.

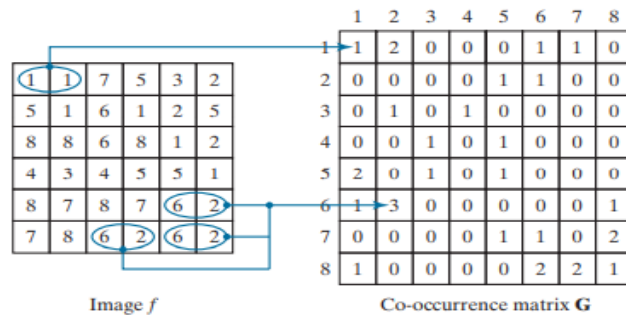
Texture	بافت	میانگین	انحراف معیار	نرمالیزه (R)	لحظه سوم	یکنواختی	آنتروپی
Smooth	نرم	11.79	0.002	-0.105	0.026	5.434	
Coarse	ضخیم	74.63	0.079	-0.151	0.005	7.783	
Regular	عادی	33.73	0.017	0.750	0.013	6.674	

اندازه گیری بافت که تنها با استفاده از هیستوگرام محاسبه می شود هیچ اطلاعاتی در مورد روابط فضایی بین پیکسل ها ندارد ، که هنگام توصیف بافت مهم است. یکی از راههای استفاده از این نوع اطلاعات در فرایند تجزیه و تحلیل بافت این است که نه تنها توزیع شدتها ، بلکه موقعیت نسبی پیکسلها در تصویر را نیز در نظر بگیرید.

بگذارید  $Q$  یک عملگر باشد که موقعیت دو پیکسل را نسبت به یکدیگر تعریف می کند و تصویری را با ضریب  $L$  برای شدت در نظر می گیرد. فرض کنید  $G$  ماتریسی باشد که عنصر آن  $g_{ij}$  تعداد دفعاتی است که جفت پیکسل با شدتهای  $Z$  و  $Z_j$  در تصویر  $f$  در موقعیت مشخص شده توسط  $Q$  ، جایی که  $1 \leq i, j \leq L$  ماتریسی در این شکل گرفته است

از این روش به عنوان ماتریس همزمانی سطح (یا شدت) یاد می شود. هنگامی که معنی واضح است ،  $G$  فقط به عنوان ماتریس هم رخداد نامیده می شود. شکل ۱۱.۳۰ نمونه ای از نحوه ساخت یک ماتریس همزمان با استفاده از  $L = 8$  و عملگر موقعیت  $Q$  را به عنوان "یک پیکسل بلافاصله در سمت راست" تعریف می کند (یعنی همسایه پیکسل به عنوان پیکسل بلافاصله در سمت راست آن تعریف می شود) (آرایه سمت چپ یک تصویر کوچک است و آرایه سمت راست ماتریس  $G$  ما می بینیم که عنصر  $(1,1)$   $G$  است ، زیرا در  $f$  یک پیکسل با ارزش ۱ تنها یک مورد با پیکسل ارزش دارد ۱ بلافاصله در سمت راست آن به طور مشابه ، عنصر  $(2,6)$   $G$  است ، زیرا سه بار در  $f$  یک

پیکسل با مقدار ۶ وجود دارد که پیکسل آن ۲ در سمت راست آن است. سایر عناصر  $G$  نیز به طور مشابه محاسبه می شوند. اگر  $Q$  را مثلاً "یک پیکسل در سمت راست و یک پیکسل در بالا" تعریف می کردیم، موقعیت  $(1,1)$  در  $G$  بود زیرا هیچ موردی در  $f$  از ۱ با ۱ دیگر در موقعیت وجود ندارد. توسط  $Q$  در موقعیتی که توسط  $Q$  مشخص شده است - هر یک یک مورد. به عنوان یک تمرین، شما باید تمام عناصر  $G$  را با استفاده از این تعریف از  $Q$  محاسبه کنید.



تصویر ۱۱.۳۰ نحوه ساخت ماتریس همزمانی

تعداد سطوح شدت احتمالی در تصویر اندازه ماتریس  $G$  را تعیین می کند. برای یک تصویر ۸ بیتی (۲۵۶ سطح شدت ممکن)،  $G$  دارای اندازه  $۲۵۶ * ۲۵۶$  خواهد بود. این مشکل هنگام کار با یک ماتریس نیست، اما، همانطور که در مثال ۱۱.۱۳ ملاحظه می کنید، ماتریس های هم وقوع گاهی در دنباله ها استفاده می شوند. یک روش برای کاهش محاسبات این است که شدت ها را در چند نوار اندازه گیری کنید تا اندازه  $G$  را قابل کنترل نگه دارید. به عنوان مثال، در مورد ۲۵۶ شدت، ما می توانیم این کار را با اجازه دادن به ۳۲ سطح اول شدت برابر ۱، ۳۲ بعدی برابر ۲ و غیره انجام دهیم. این منجر به ایجاد یک ماتریس همزمان در اندازه  $۸ * ۸$  می شود. مجموع،  $n$ ، جفت پیکسل هایی که  $Q$  را برآورده می کنند، برابر است با مجموع عناصر  $G$  (مثال شکل ۱۱.۳۰). سپس، مقدار

$$p_{ij} = \frac{g_{ij}}{n}$$

برآورد احتمال این است که یک جفت نقطه که  $Q$  را برآورده می کند دارای مقادیر باشد  $Z_i$ ،  $Z_j$ . این احتمالات در محدوده  $[0, 1]$  و مجموع آنها ۱ است:

$$\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K p_{ij} = 1$$

جایی که  $K$  ابعاد سطر و ستون ماتریس مربع  $G$  است. از آنجا که  $G$  به  $Q$  بستگی دارد ، با انتخاب یک عملگر موقعیت مناسب و تجزیه و تحلیل عناصر  $G$  می توان وجود الگوهای بافت شدید را در جدول ۱۱.۳ فهرست کرد. مقادیر مورد استفاده در توصیف کننده همبستگی (ردیف دوم) به شرح زیر تعریف می شود:

$$m_r = \sum_{i=1}^K i \sum_{j=1}^K p_{ij}$$

$$m_c = \sum_{j=1}^K j \sum_{i=1}^K p_{ij}$$

جدول ۱۱.۳ توصیف کننده هایی برای توصیف ماتریس های هم وقوع در اندازه  $K \times K$  استفاده می

فرمول	عبارت $i$ -th از $G$ است که	جموع عناصر $G$ تقو	توصیفگر
-------	-----------------------------	--------------------	---------

Descriptor	Explanation	Formula
Maximum probability	حداکثر احتمال	قوی‌ترین پاسخ G را اندازه‌گیری می‌کند. محدوده مقادیر [۰، ۱] است.
Correlation	همبستگی	معیاری از میزان همبستگی یک پیکسل با همسایه خود در کل تصویر. دامنه مقادیر ۱- تا ۱- مربوط به همبستگی‌های مثبت کامل و منفی کامل است. اگر انحراف معیار صفر باشد، این معیار تعریف نمی‌شود.
Contrast	تقابل (تضاد)	اندازه‌گیری کنتراست شدت بین یک پیکسل و همسایه آن در کل تصویر. محدوده مقادیر [۰، ۱] و وقتی G ثابت است (تا ) است.
Uniformity called Energy	یکنواختی (که انرژی نیز نامیده می‌شود)	اندازه‌گیری یکنواختی در محدوده [۰، ۱]. یکنواختی برای یک تصویر ثابت ۱ است.
Homogeneity	همگنی	نزدیکی فضایی به مورب توزیع عناصر در G را اندازه‌گیری می‌کند. محدوده مقادیر [۰، ۱] است، با حداکثر زمانی که G یک ماتریس مورب باشد.
Entropy	آنتروپی	تصادفی بودن عناصر G را اندازه‌گیری می‌کند. آنتروپی زمانی که همه pij ها ۰ هستند ۰ است و زمانی که pij ها به طور یکنواخت توزیع می‌شوند حداکثر است. بنابراین حداکثر مقدار ۲ log ۲ است.

$$\sigma_r^2 = \sum_{i=1}^K (i - m_r)^2 \sum_{j=1}^K p_{ij}$$

$$\sigma_c^2 = \sum_{j=1}^K (j - m_c)^2 \sum_{i=1}^K p_{ij}$$

$$P(i) = \sum_{j=1}^K p_{ij}$$

$$P(j) = \sum_{i=1}^K p_{ij}$$

سپس معادلات قبلی را می‌توان به صورت زیر نوشت



$$m_r = \sum_{i=1}^K iP(i)$$

$$m_c = \sum_{j=1}^K jP(j)$$

$$\sigma_r^2 = \sum_{i=1}^K (i - m_r)^2 P(i)$$

$$\sigma_c^2 = \sum_{j=1}^K (j - m_c)^2 P(j)$$

با اشاره به معادلات (۱۱-۲۷) ، (۱۱-۲۸) ، و به توضیح آنها ، می بینیم که  $m_r$  به شکل میانگین محاسبه شده در ردیف های  $G$  نرمال شده است و  $m_c$  میانگین محاسبه شده در طول ستون ها است. به طور مشابه ،  $S_r$  و  $S_c$  به شکل انحرافات استاندارد (ریشه های مربع واریانس) به ترتیب در ردیف ها و ستون ها محاسبه می شوند. هر یک از این اصطلاحات مستقل از اندازه  $G$  مقیاس پذیر است.

هنگام مطالعه جدول ۱۱.۳ توجه داشته باشید که "همسایه ها" با توجه به نحوه تعریف  $Q$  به عنوان مثال ، لزوماً همسایه ها مجبور نیستند در مجاورت یکدیگر باشند) ، و همچنین این که پیچ چیزی بیشتر از شمارش نرمال تعداد نیست بارهایی که پیکسل هایی با شدت  $Z_i$  و  $Z_j$  در  $f$  نسبت به موقعیت خاص رخ می دهند. در  $Q$  بنابراین ، تمام کاری که ما در اینجا انجام می دهیم این است که سعی کنیم الگوهای (بافت) را در آنها پیدا کنیم به حساب می آید

مثال ۱۱.۱۳: استفاده از توصیف کننده ها برای توصیف ماتریس های هم رخداد.

شکل ۱۱.۳۱ (الف) تا (ج) به ترتیب تصاویری متشکل از الگوهای تصادفی ، دوره ای (سینوسی) و پیکسل های مخلوط را نشان می دهد. این مثال دارای دو هدف است: (۱) نشان دادن مقادیر توصیف کننده ها در جدول ۱۱.۳ برای سه ماتریس همزمان ،  $G_1$  ،  $G_2$  ، و  $G_3$  ، مربوط (از بالا به پایین) به این تصاویر. و (۲) برای نشان دادن نحوه استفاده از توالی ماتریس های هم زمان برای تشخیص الگوهای بافت در یک تصویر.

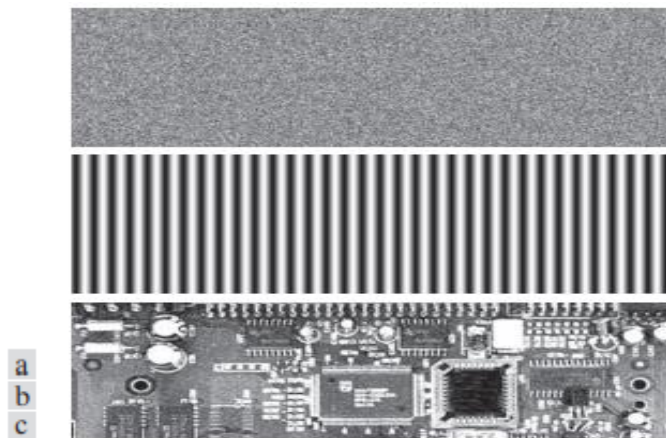
شکل ۱۱.۳۲ ماتریس های رخداد  $G_1$ ،  $G_2$  و  $G_3$  را نشان می دهد که به صورت تصویر نمایش داده شده است. این ماتریس ها با استفاده از  $L-256$  و عملگر موقعیت "یک پیکسل بلافاصله در سمت راست" به دست آمد. مقدار مختصات  $(j, i)$  در این تصاویر تعداد دفعاتی است که جفت پیکسل با شدتهای  $Z$  و  $Z_j$  در  $f$  در موقعیتی که  $Q$  تعیین کرده است رخ می دهد، بنابراین تعجب آور نیست که شکل ۱۱.۳۲ (a) تصادفی باشد تصویر، با توجه به ماهیت تصویری که از آن به دست آمده است. شکل ۱۱.۳۲ (ب) جالب تر است. اولین ویژگی بارز تقارن در مورد قطر اصلی است. به دلیل تقارن موج سینوسی، تعداد شمارش برای یک جفت  $(Z_i, Z_j)$  برابر است برای جفت  $(Z_j, Z_i)$  که یک ماتریس هم وقوع متقارن تولید می کند.

عناصر غیر صفر  $G_2$  کمیاب هستند زیرا تفاوت های بین پیکسل های افقی مجاور در موج سینوسی افقی نسبتاً کوچک است. کمک می کند تا در تفسیر این مفاهیم به خاطر بسپارید که موج سینوسی دیجیتالی شده یک راه پله است که ارتفاع و عرض هر مرحله بستگی به فرکانس موج سینوسی و تعداد سطوح آمپلی استفاده شده در نمایش تابع دارد.

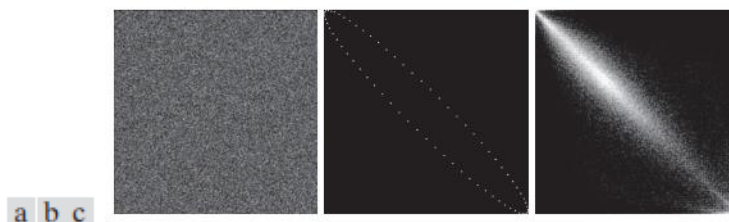
ساختار ماتریس  $G_3$  در شکل ۱۱.۳۲ (ج) پیچیده تر است. مقادیر شمارش بالا در امتداد قطر اصلی نیز گروه بندی می شوند، اما توزیع آنها متراکم تر از  $G_2$  است، این ویژگی نشان دهنده یک تصویر با تنوع زیاد در مقادیر شدت است، اما تعداد اندکی جهش در شدت بین پیکسل های مجاور است. با بررسی شکل ۱۱.۳۲ (ج)، می بینیم که مناطق وسیعی وجود دارد که دارای تنوع کمی در شدت ها هستند. تغییرات زیاد در شدت در مرزهای شیء رخ می دهد، اما این تعداد در رابطه با انتقال شدت متوسط در مناطق بزرگ کم است، بنابراین آنها با توجه به توانایی نمایش تصویر برای نشان دادن مقادیر بالا و پایین به طور همزمان مبهم می مانند، همانطور که در فصل ۳ بحث کردیم. مشاهدات قبلی کیفی هستند. برای تعیین مقدار "محتوا" ماتریس های همزمان، به توصیف کننده هایی مانند جدول ۱۱.۳ نیاز داریم. جدول ۱۱.۴ مقادیر این توصیف کننده ها را برای سه ماتریس هم رخداد در شکل ۱۱.۳۲ نشان می دهد.

برای استفاده از این توصیف کننده ها، ماتریس های همزمان باید با تقسیم آنها بر مجموع عناصر آنها، همانطور که قبلاً مورد بحث قرار گرفت، عادی شود. مدخل های جدول ۱۱.۴ با آنچه که از

تصاویر در شکل ۱۱.۳۱ انتظار می رود و ماتریس های همزمان آنها در شکل ۱۱.۳۲ مطابقت دارد. برای مثال ، ستون حداکثر احتمال را در جدول ۱۱.۴ در نظر بگیرید. بیشترین احتمال مربوط به سومین ماتریس همزمانی است ، که به ما می گوید این ماتریس دارای بیشترین تعداد شمارش (بیشترین تعداد جفت پیکسل در تصویر نسبت به موقعیت های (Q) نسبت به دو ماتریس دیگر است. این با تجزیه و تحلیل ما از  $G^3$  موافق است. ستون دوم نشان می دهد که بالاترین همبستگی مربوط به  $G^2$  است ، که به نوبه خود به ما می گوید که شدت در تصویر دوم بسیار مرتبط است. تکرارپذیری الگوی سینوسی در شکل ۱۱.۳۱ (ب) نشان می دهد که چرا چنین است. توجه داشته باشید که همبستگی برای  $G^1$  در اصل صفر است ، نشان می دهد که عملاً هیچ پیوندی بین پیکسل های مجاور وجود ندارد ، مشخصه تصاویر تصادفی مانند تصویر ۱۱.۳۱ (الف).



شکل ۱۱.۳۱ تصاویری که پیکسل آنها وجود دارد (الف) تصادفی ، (ب) دوره ای و (ج) الگوهای بافت مختلط. اندازه هر تصویر  $263 * 800$  پیکسل است.



شکل ۱۱.۳۲  $256 * 256$  ماتریس های هم وقوع  $G^1$ ،  $G^2$  و  $G^3$  ، که از چپ به راست به تصاویر داخل مربوط می شوند شکل ۱۱.۳۱.

جدول ۱۱.۴ توصیف کننده ها با استفاده از ماتریس های هم رخداد نشان داده شده در شکل ۱۱.۳۲ ارزیابی شده اند.

Normalized Co-occurrence Matrix	ماتریس همزمانی عادی شده	حداکثر احتمال	همبستگی	تضاد	یکنواختی	همگنی	آنتروپی
$G_1/n_1$	0.00006	-0.0005	10838	0.00002	0.0366	15.75	
$G_2/n_2$	0.01500	0.9650	00570	0.01230	0.0824	06.43	
$G_3/n_3$	0.06860	0.8798	01356	0.00480	0.2048	13.58	

توصیف کنتراست برای  $G_1$  بیشترین و برای  $G_2$  کمترین است. بنابراین ، می بینیم که هرچه تصادفی تصویری کمتر باشد ، کنتراست آن کمتر است. با مطالعه ماتریسی که در شکل ۱۱.۳۲ نشان داده شده است ، دلیل آن را می بینیم. اصطلاحات  $(i - j)^2$  عبارتند از: ارزش کنتراست اگرچه  $G_1$  کمترین حداکثر احتمال را دارد ، اما دو ماتریس دیگر احتمالات صفر یا نزدیک به صفر بسیار بیشتری دارند (مناطق تاریک در شکل ۱۱.۳۲). از آنجا که مجموع مقادیر  $G_n$  است ، به راحتی می توان فهمید که چرا توصیف کننده کنتراست به عنوان تابعی از تصادفی تمایل به افزایش دارد.

سه توصیف کننده باقی مانده به روشی مشابه توضیح داده شده است. یکنواختی به عنوان یک تابع از مقادیر مربعات احتمالات افزایش می یابد. بنابراین ، هرچه تصادفی بودن در تصویر کمتر باشد ، توصیف کننده یکنواختی بیشتر خواهد بود ، همانطور که ستون پنجم جدول ۱۱.۴ نشان می دهد. همگنی غلظت مقادیر  $G$  را با توجه به قطر اصلی اندازه گیری می کند. مقادیر عبارت مخرج  $1 \leq i, j \leq L$  برای هر سه ماتریس هم وقوع یکسان است و با نزدیک شدن مقدار  $(1 + |i - j|)$  یعنی نزدیک به قطر اصلی) کاهش می یابد. بنابراین ، ماتریسی با بالاترین مقادیر احتمالات (اصطلاحات شمارنده) نزدیک مورب اصلی دارای بالاترین مقدار همگنی خواهد بود. همانطور که قبلاً بحث کردیم ، چنین ماتریسی مربوط به تصاویری با محتوای "غنی" در سطح خاکستری و مناطق با مقادیر شدت به آرامی متغیر است. نوشته های ستون ششم جدول ۱۱.۴ با این تفسیر سازگار است. مدخل های موجود در ستون آخر جدول ، معیارهای تصادفی بودن در ماتریس های هم اتفاق است که به نوبه خود به معیارهای تصادفی در تصاویر مربوطه تبدیل می شود. همانطور که انتظار می رفت ،  $G_1$

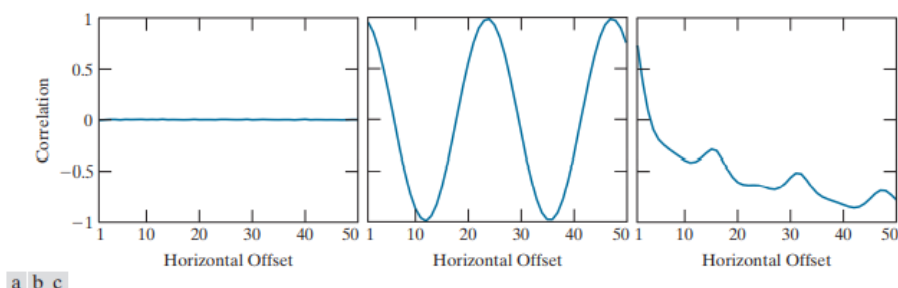
بالاترین مقدار را داشت زیرا تصویری که از آن گرفته شده بود کاملاً تصادفی بود. دو مدخل دیگر خود توضیحی است. توجه داشته باشید که اندازه آنتروپی برای  $G_1$  نزدیک به حداکثر نظری ۱۶ است ( $16 (2 \log_2 256 = 16)$  تصویر شکل ۱۱.۳۱ (الف) از نویز یکنواخت تشکیل شده است ، بنابراین هر سطح شدت احتمال وقوع تقریباً برابر است ، که شرط ذکر شده در جدول ۱۱.۳ برای حداکثر آنتروپی است.

تا اینجا ، ما به تصاویر تک و ماتریس های هم زمان آنها پرداخته ایم. فرض کنید ما می خواهیم "بدون نگاه کردن به تصاویر" "اگر" بخشی در این تصاویر وجود دارد که حاوی اجزای تکراری است (یعنی بافت های دوره ای) "کشف" کنیم. یکی از راه های دستیابی به این هدف ، بررسی توصیف ارتباط برای توالی ماتریس های هم اتفاقی است که از این تصاویر با افزایش فاصله بین همسایگان به دست آمده است. همانطور که قبلاً ذکر شد ، معمول است که هنگام کار با توالی ماتریس های همزمان ، تعداد شدت ها را به منظور کاهش اندازه ماتریس و بار محاسبه شده اندازه گیری کنیم. نتایج زیر با استفاده از  $L=8$  به دست آمد.

شکل ۱۱.۳۳ نمودارهایی از توصیف کننده های همبستگی را به صورت تابعی از "افست" افقی (یعنی فاصله افقی بین همسایگان) از ۱ (برای پیکسل های مجاور) تا ۵۰ نشان می دهد. شکل ۱۱.۳۳ (الف) نشان می دهد که همه مقادیر همبستگی نزدیک به ۰ هستند. نشان می دهد که چنین الگوهایی در تصویر تصادفی یافت نشد. شکل همبستگی در شکل ۱۱.۳۳ (ب) نشانگر واضح این است که تصویر ورودی در جهت افقی سینوسی است. توجه داشته باشید که تابع همبستگی از مقدار بالایی شروع می شود ، سپس با افزایش فاصله بین همسایگان کاهش می یابد و سپس خود را تکرار می کند.

شکل ۱۱.۳۳ (ج) نشان می دهد که توصیف کننده همبستگی مربوط به تصویر برد مدار در ابتدا کاهش می یابد ، اما دارای پیک قوی برای فاصله افست ۱۶ پیکسل است. تجزیه و تحلیل تصویر در شکل ۱۱.۳۱ (ج) نشان می دهد که اتصالات لحیم کاری فوقانی یک الگوی تکراری را با فاصله تقریباً ۱۶ پیکسل تشکیل می دهند (شکل ۱۱.۳۴ را ببینید). قله اصلی بعدی ۳۲ است که ناشی از همان

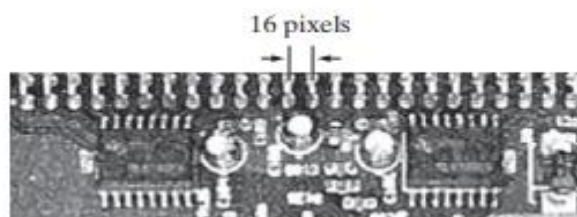
الگو است ، اما دامنه قله کمتر است زیرا تعداد تکرارها در این فاصله کمتر از ۱۶ پیکسل است. مشاهدات مشابه قله حتی کوچکتر را در جبران ۴۸ پیکسل توضیح می دهد.



شکل ۱۱.۳۳ مقادیر توصیف کننده همبستگی به عنوان تابع افست (فاصله بین پیکسل های "مجاور") که مربوط به (الف) پر نویز ، (ب) سینوسی و (ج) تصاویر برد مدار در شکل ۱۱.۳۱ است.

### رویکردهای طیفی

همانطور که در بخش ۵.۴ بحث کردیم ، طیف فوریه برای توصیف جهت گیری الگوهای دوبعدی دوره ای یا نیمه دوره ای در یک تصویر مناسب است. این الگوهای بافت عمومی به آسانی به عنوان غلظت انفجارهای پراثری در طیف قابل تشخیص است. در اینجا ، ما سه ویژگی طیف فوریه را که برای توصیف بافت مفید است در نظر می گیریم: (۱) قله های برجسته در طیف جهت اصلی الگوهای بافت را نشان می دهد. (۲) موقعیت قله ها در صفحه فرکانس دوره فضایی اساسی الگوها را ارائه می دهد. و (۳) از بین بردن اجزای پرپودیک از طریق فیلتر کردن ، عناصر تصویر غیر دوره ای را بر جای می گذارد ، که می توانند با تکنیک های آماری توصیف شوند. به یاد بیاورید که طیف از نظر مبدا متقارن است ، بنابراین فقط نیمی از سطح فرکانس باید در نظر گرفته شود. بنابراین ، به منظور تجزیه و تحلیل ، هر الگوی دوره ای تنها با یک قله در طیف همراه است ، نه دو.



شکل ۱۱.۳۴ یک قسمت بزرگنمایی شده از تصویر برد مدار ، دوره ای بودن اجزا را نشان می دهد.

تشخیص و تفسیر ویژگیهای طیفی که اغلب ذکر شد اغلب با بیان طیف در مختصات قطبی برای ایجاد یک عملکرد ساده می شود.  $S(r, \theta)$ ، جایی که  $S$  تابع طیف است و  $r$  و  $\theta$  متغیرهای این سیستم هماهنگ هستند. برای هر جهت  $\theta$ ،  $S(r, \theta)$  ممکن است یک تابع  $D-1-S_r(\theta)$  در نظر گرفته شود. به طور مشابه، برای هر فرکانس  $S_\theta(r)$  یک تابع  $1$  بعدی است. تجزیه و تحلیل  $S_\theta(r)$  مقدار  $\theta$  رفتار طیف (به عنوان مثال، وجود قله ها) در امتداد یک جهت شعاعی از مبدا را نشان می دهد، در حالی که تجزیه و تحلیل  $S_r(\theta)$  برای یک مقدار ثابت  $r$ ، رفتار را در امتداد یک دایره متمرکز بر مبدا ایجاد می کند. توصیف کلی با ادغام (جمع بندی برای متغیرهای گسسته) این توابع به دست می آید

$$S(r) = \sum_{\theta=0}^{\pi} S_\theta(r) \quad (11-32)$$

$$S(\theta) = \sum_{r=1}^{R_0} S_r(\theta) \quad (11-33)$$

جایی که  $R_0$  شعاع دایره ای است که در مبدأ متمرکز شده است.

نتایج معادلات (۱۱-۳۲) و (۱۱-۳۳) یک جفت مقدار  $[S(r), S(\theta)]$  برای هر جفت مختصات  $(r, \theta)$  تشکیل می دهند. با تغییر این مختصات، ما می توانیم دو تابع یک بعدی،  $S(r)$  و  $S(\theta)$  ایجاد کنیم که توصیف طیفی-انرژی یافت را تشکیل می دهند.

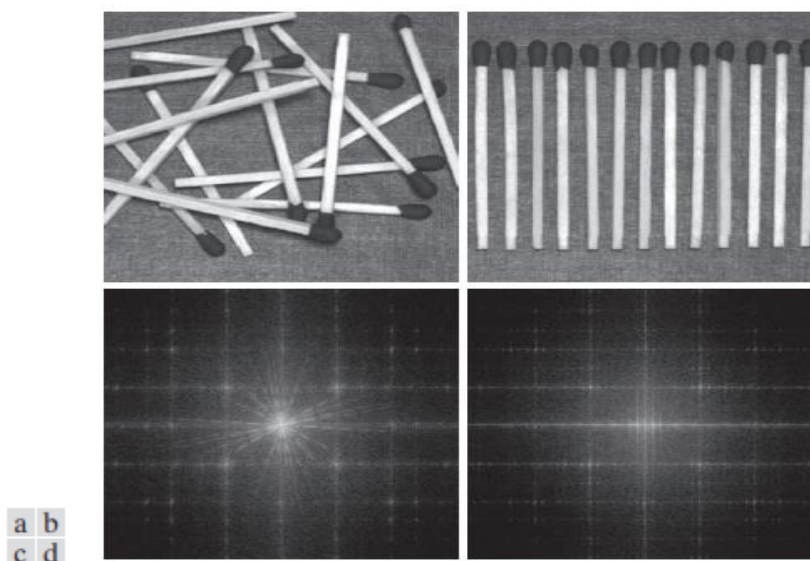
برای کل تصویر یا منطقه مورد بررسی علاوه بر این، توصیف کننده های این توابع را می توان به منظور توصیف کمی رفتار آنها محاسبه کرد. توصیف کننده هایی که برای این منظور مفید هستند عبارتند از مکان بالاترین مقدار، میانگین و واریانس دامنه و تغییرات محوری و فاصله بین میانگین و بالاترین مقدار تابع.

مثال ۱۱.۱۴: بافت طیفی.

شکل ۱۱.۳۵ (الف) تصویری حاوی اجسام توزیع شده تصادفی را نشان می دهد و شکل ۱۱.۳۵ (ب) تصویری را نشان می دهد که این اجسام در آن مرتباً مرتب شده اند. شکل ۱۱.۳۵ (ج) و (د) طیف های مربوط به فوریه را نشان می دهد. انفجارهای دوره ای انرژی که به صورت چهار ضلعی در دو

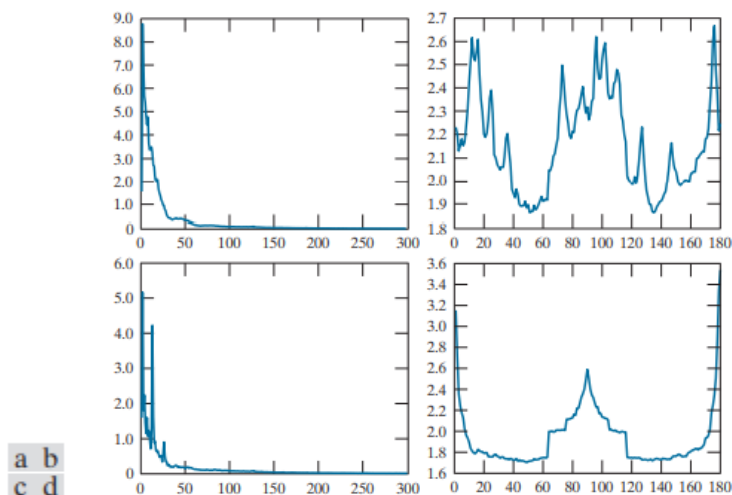
بعد در هر دو طیف چهارگانه گسترش می یابد ، ناشی از بافت دوره ای مواد درشت زمینه ای است که اجسام بر روی آن قرار دارند.

سایر اجزای غالب در طیف های شکل ۱۱.۳۵ (ج) ناشی از جهت گیری تصادفی لبه های جسم در شکل ۱۱.۳۵ (الف) است. از طرف دیگر ، انرژی اصلی در شکل ۱۱.۳۵ (d) که با پس زمینه مرتبط نیست ، در امتداد محور افقی است ، که مربوط به لبه های عمودی قوی در شکل ۱۱.۳۵ (ب) است. شکل ۱۱.۳۶ (a) و (b) نمودارهای  $S(r)$  و  $S(\theta)$  برای اجسام تصادفی هستند و به طور مشابه در (c) و (د) برای اشیاء سفارش داده شده. نمودار  $S(r)$  برای اشیاء تصادفی هیچ ترکیب دوره ای قوی را نشان نمی دهد. گره ها یعنی قله های غالب در طیف به جز قله در مبدا ، که جزء dc است) وجود ندارد. برعکس ، نمودار  $S(r)$  برای اجسام مرتب یک قله قوی در نزدیکی  $r = 15$  و یک کوچکتر نزدیک به  $r = 25$  را نشان می دهد که مربوط به تکرار دوره ای افقی نور (اجسام) و مناطق تیره (پس زمینه) در شکل ۱۱.۳۵ (ب). به طور مشابه ، ماهیت تصادفی انرژی در شکل ۱۱.۳۵ (ج) در نمودار  $S(\theta)$  در شکل ۱۱.۳۶ (ب) کاملاً آشکار است. در مقابل ، نمودار در شکل ۱۱.۳۶ (d) نشان می دهد. اجزای انرژی قوی در منطقه نزدیک مبدا و در دمای ۹۰ و ۱۸۰ درجه. این با توزیع انرژی طیف در شکل ۱۱.۳۵ (d) مطابقت دارد.





شکل ۱۱.۳۵ (الف) و (ب) تصاویر اجسام تصادفی و مرتب شده. (ج) و (د) پاسخگویی طیف های فوریه اندازه همه تصاویر  $600 * 600$  پیکسل است.



شکل ۱۱.۳۶ (a) و (b) نمودارهای  $r()$  و  $u()$  برای شکل ۱۱.۳۵ (الف). (c) و (d) نمودارهای  $S$   $r()$  و  $u()$  برای شکل ۱۱.۳۵ (ب) همه محورهای عمودی ۱۰۵ پوند است

### تغییر ناپذیر لحظه ای

لحظه دو بعدی نظم  $(p+q)$  یک تصویر دیجیتالی  $M * N$ ،  $f(x, y)$ ، به صورت زیر تعریف می شود:

$$m_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} x^p y^q f(x, y) \quad (11-34)$$

جایی که  $p = 0, 1, 2, \dots$  and  $q = 0, 1, 2, \dots$  عدد صحیح هستند. لحظه مرکزی مربوطه از نظم  $(p+q)$  به صورت تعریف شده است

$$\mu_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \quad (11-35)$$

برای  $p = 0, 1, 2, \dots$  and  $q = 0, 1, 2, \dots$  جایی که

$$\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}} \text{ and } \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}} \quad (11-36)$$

لحظه مرکزی عادی نظم  $(p+q)$  نشان دهنده  $\eta_{pq}$ ، به صورت زیر تعریف می شود

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}} \quad (11-37)$$

$$\gamma = \frac{p+q}{2} + 1 \quad (11-38)$$

برای  $p+q = 2, 3, \dots$  مجموعه ای از هفت تغییر ناپذیر لحظه ای دو بعدی را می توان از دومین و سومین گشتاور مرکزی نرمال گرفته شده است:<sup>۵۱</sup>

$$\phi_1 = \eta_{20} + \eta_{02} \quad (11-39)$$

$$\phi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \quad (11-40)$$

$$\phi_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \quad (11-41)$$

$$\phi_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \quad (11-42)$$

$$\begin{aligned} \phi_5 = & (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12}) \left[ (\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2 \right] \\ & + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03}) \left[ 3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \right] \end{aligned} \quad (11-43)$$

$$\begin{aligned} \phi_6 = & (\eta_{20} - \eta_{02}) \left[ (\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \right] \\ & + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \end{aligned} \quad (11-44)$$

$$\begin{aligned} \phi_7 = & (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12}) \left[ (\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2 \right] \\ & + (3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{03}) \left[ 3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \right] \end{aligned} \quad (11-45)$$

این مجموعه لحظه ها در انتقال ، تغییر مقیاس ، آینه کاری (در علامت منفی) و چرخش تغییر نمی کند. ما می توانیم به برخی از متغیرهای لحظه ای درجه پایین معنی فیزیکی بدهیم. به عنوان مثال ،  $f_1$  مجموع دو لحظه دوم با توجه به محورهای اصلی انتشار داده ها است ، بنابراین این لحظه را می توان به عنوان اندازه گیری گسترش داده ها تفسیر کرد. به طور مشابه ،  $f_3$  تفاوت لحظه های دوم است و ممکن است به عنوان اندازه ای از "ظرافت" تفسیر شود. با این حال ، با افزایش ترتیب

<sup>۵۱</sup> استخراج این نتایج مستلزم مفاهیمی است که از حوصله این بحث خارج است. کتاب بل [۱۹۶۵] و مقاله هو [۱۹۶۲] شامل بحث های مفصل در مورد این مفاهیم است. برای ایجاد متغیرهای لحظه ای از سفارش بالاتر از هفت ، [Flusser ۲۰۰۰] را ببینید. متغیرهای لحظه ای را می توان به  $n$  ابعاد تعمیم داد (رجوع کنید به Mamistvalov [۱۹۹۸]).

لحظه های تغییر ناپذیر ، پیچیدگی فرمول آنها باعث از بین رفتن معنای فیزیکی می شود. اهمیت معادله (۱۱-۳۹) تا (۱۱-۴۵) تغییر ناپذیری آنها است ، نه معنای فیزیکی آنها.

مثال ۱۱.۱۵: تغییرات لحظه ای.

هدف این مثال محاسبه و مقایسه متغیرهای لحظه قبل با استفاده از تصویر در شکل ۱۱.۳۷ (a) است. حاشیه سیاه (۰) اضافه شد تا همه تصاویر در این مثال یک اندازه باشند. صفرها بر محاسبه متغیرهای لحظه تأثیر نمی گذارند. شکل ۱۱.۳۷ (ب) تا (و) تصویر اصلی انتقال شده ، مقیاس ۰.۵ را در هر دو بعد فضایی ، آینه کاری ، چرخش ۴۵ درجه و چرخش ۹۰ درجه را نشان می دهد. جدول ۱۱.۵ به طور خلاصه مقادیر تغییر ناپذیرهای هفت گانه را برای این شش تصویر نشان می دهد. برای کاهش دامنه دینامیکی و در نتیجه ساده سازی تفسیر ، مقادیر نشان داده شده مقیاس بندی می شوند

با استفاده از عبارت  $-\text{sgn}(\phi_i) \log_{10}(|\phi_i|)$  مقدار مطلق برای رسیدگی به اعدادی که ممکن است منفی باشند مورد نیاز است. اصطلاح  $\text{sgn}(\phi_i)$  علامت  $\phi_i$  را حفظ می کند و علامت منفی در جلو برای رسیدگی وجود دارد. کسری در محاسبه ورود ایده این است که تفسیر اعداد آسان تر شود. توجه به این مثال بر روی تغییر ناپذیری و علائم نسبی لحظه ها است ، نه بر ارزشهای واقعی آنها. دو نکته کلیدی در جدول ۱۱.۵ عبارتند از: (۱) نزدیک بودن مقادیر لحظه ها ، مستقل از انتقال ، تغییر مقیاس ، بازتاب و چرخش. و (۲) این واقعیت که علامت  $\phi_i$  برای تصویر آینه متفاوت است.

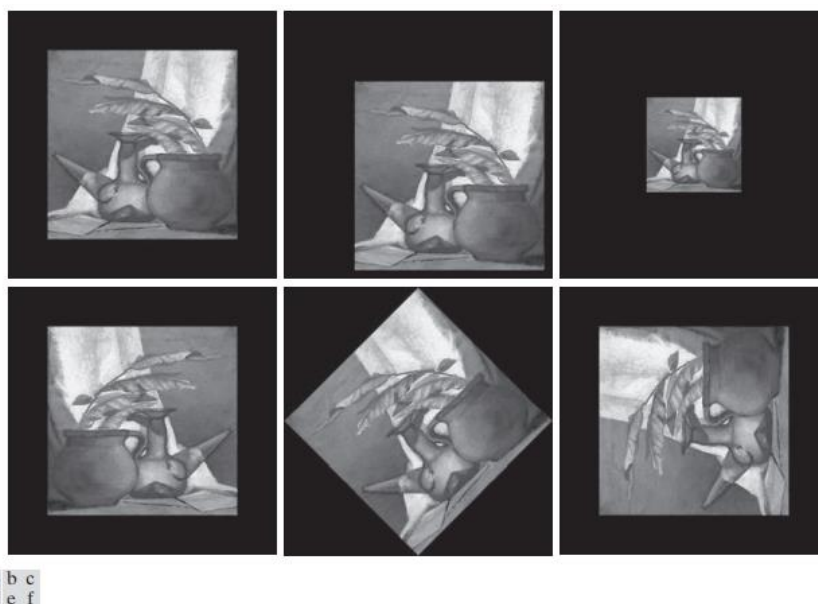
## ۱۱.۵ مولفه های اصلی به عنوان توصیف کننده های ویژگی

مطالب موجود در این بخش برای مرزها و مناطق قابل اجرا است. با بحث ما تا کنون متفاوت است ، به این معنا که ویژگی ها بر اساس بیش از یک تصویر است. فرض کنید سه تصویر جزء یک تصویر رنگی به ما داده شده است.

با بیان هر گروه از سه پیکسل متناظر به عنوان بردار ، همانطور که در بخش ۱۱.۱ توضیح داده شده است ، می توان از سه تصویر به عنوان یک واحد استفاده کرد. اگر در مجموع  $n$  تصویر ثبت شده

داشته باشیم ، پیکسل های مربوطه در همان مکان فضایی در همه تصاویر می توانند به عنوان بردار  $n$  بعدی مرتب شوند:

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \quad (11-46)$$



شکل ۱۱.۳۷ (الف) تصویر اصلی. (ب)-(و) تصاویر به ترتیب انتقال ، مقیاس نصف ، آینه کاری ، چرخش ۴۵ درجه و چرخش ۹۰ درجه به ترتیب.

جدول ۱۱.۵ تغییرات لحظه ای برای تصاویر در شکل ۱۱.۳۷.

Moment Invariant	Original Image	Translated	Half Size	Mirrored	Rotated 45°	Rotated 90°
$\phi_1$	2.8662	2.8662	2.8664	2.8662	2.8661	2.8662
$\phi_2$	7.1265	7.1265	7.1257	7.1265	7.1266	7.1265
$\phi_3$	10.4109	10.4109	10.4047	10.4109	10.4115	10.4109
$\phi_4$	10.3742	10.3742	10.3719	10.3742	10.3742	10.3742
$\phi_5$	21.3674	21.3674	21.3924	21.3674	21.3663	21.3674
$\phi_6$	13.9417	13.9417	13.9383	13.9417	13.9417	13.9417
$\phi_7$	-20.7809	-20.7809	-20.7724	20.7809	-20.7813	-20.7809

در طول این بخش ، فرض بر این است که همه بردارها بردارهای ستون هستند (یعنی ماتریس های مرتبه  $(n * ۱)$  ما می توانیم آنها را به سادگی با بیان روی خطی از متن بنویسیم. آنها به صورت

$\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$  هستند، جایی که  $T$  نشان می‌دهد. ما می‌توانیم بردارها را به عنوان کمیت‌های تصادفی در نظر بگیریم، درست مانند زمانی که در ساخت یک هیستوگرام شدت انجام دادیم. تنها تفاوت این است که ما به جای صحبت درباره کمیت‌هایی مانند میانگین و واریانس متغیرهای تصادفی، اکنون در مورد بردارهای میانگین و ماتریس‌های کوواریانس صحبت می‌کنیم. میانگین بردار جمعیت به عنوان تعریف شده است

$$\mathbf{m}_x = E\{\mathbf{x}\} \quad (11-47)$$

جایی که  $E\{\mathbf{x}\}$  مقدار مورد انتظار  $\mathbf{x}$  است و زیرنویس نشان می‌دهد که  $m$  با جمعیت بردارهای  $\mathbf{x}$  مرتبط است. به یاد بیاورید که مقدار مورد انتظار یک بردار یا ماتریس با در نظر گرفتن مقدار مورد انتظار هر عنصر به دست می‌آید. ماتریس کوواریانس جمعیت بردار به صورت تعریف شده است

$$\mathbf{C}_x = E\{(\mathbf{x} - \mathbf{m}_x)(\mathbf{x} - \mathbf{m}_x)^T\} \quad (11-48)$$

از آنجا که  $\mathbf{x}$   $n$  بعدی است،  $\mathbf{C}_x$  یک ماتریس  $n \times n$  است. عنصر  $C_{ij}$  واریانس  $x_i$  است، جزء بردارهای  $\mathbf{x}$  در جمعیت، و عنصر  $C_{ij}$  کوواریانس بین عناصر  $x_i$  و  $x_j$  این بردارها است.  $\mathbf{C}_x$  واقعی و متقارن است. اگر عناصر  $x_i$  و  $x_j$  بدون همبستگی باشند، کوواریانس آنها صفر است و بنابراین،  $C_{ij} = 0$ ، و در نتیجه ماتریس کوواریانس مورب ایجاد می‌شود.

از آنجا که  $\mathbf{C}_x$  واقعی و متقارن است، مجموعه‌ای از  $n$  بردارهای اختصاصی متعارف را پیدا می‌کند. همیشه ممکن است (نوبل و دانیل [۱۹۸۸]). اجازه دهید  $\mathbf{e}_i$ ،  $i = 1, 2, \dots, n$ ، بردارهای ویژه و مقادیر ویژه  $\mathbf{C}_x$  باشند، (برای راحتی) به ترتیب نزولی ترتیب داده شده‌اند به طوری که  $\lambda_j \geq \lambda_{j+1}$  برای  $j = 1, 2, \dots, n-1$  اجازه دهید  $\mathbf{A}$  یک ماتریس باشد که ردیف‌های آن از بردارهای اختصاصی  $\mathbf{C}_x$  تشکیل شده است، که بر اساس مقدار نزولی آنها تنظیم شده است. مقادیر ویژه، به طوری که اولین ردیف  $\mathbf{A}$  بردار ویژه مربوط به بزرگترین ارزش ویژه است. فرض کنید ما از  $\mathbf{A}$  به عنوان ماتریس تبدیل برای ترسیم نقشه  $\mathbf{x}$  ها به بردارهایی که با  $\gamma$  نشان داده شده‌اند استفاده می‌کنیم:

با تعریف، بردار ویژه و مقادیر ویژه یک ماتریس  $n \times n$  معادله  $\mathbf{C}\mathbf{e}_i = \lambda_i \mathbf{e}_i$  را برآورده می‌کند.

$$y = A(x - m_x) \quad (11-49)$$

نشان دادن (مسئله ۱۱.۲۵ را ببینید) دشوار نیست که میانگین بردارهای  $y$  ناشی از این تغییر صفر باشد. به این معنا که،

$$m_y = E\{y\} = 0 \quad (11-50)$$

از نظریه ماتریس پایه نتیجه می شود که ماتریس کواریانس  $y$  ها بر حسب  $A$  و  $C_x$  با عبارت

$$C_y = AC_x A^T \quad (11-51)$$

علاوه بر این ، به دلیل نحوه شکل گیری  $A$  ،  $C_y$  یک ماتریس مورب است که عناصر آن در امتداد مورب اصلی ، مقادیر ویژه  $C_x$  هستند. به این معنا که،

$$C_y = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & 0 \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ 0 & & & \lambda_n \end{bmatrix} \quad (11-52)$$

عناصر خارج از قطر این ماتریس کواریانس ۰ است ، بنابراین عناصر بردارهای  $y$  بدون همبستگی هستند. به خاطر داشته باشید که لی مقادیر ویژه  $C_x$  هستند و عناصر در امتداد قطر اصلی ماتریس مورب ، مقادیر ویژه آن هستند (نوبل و دانیل [۱۹۸۸]). بنابراین ،  $C_x$  و  $C_y$  دارای ارزش ویژه یکسانی هستند. یکی دیگر از ویژگیهای مهم تبدیل هتلینگ به بازسازی مربوط می شود. مقدار  $x$  از  $y$  از آنجا که ردیف های  $A$  بردارهای متعارف هستند ، نتیجه می شود که  $A^{-1} = A^T$  ، و هر بردار  $x$  را می توان با استفاده از عبارت  $y$  از متناظر آن بازیابی کرد.

$$x = A^T y + m_x \quad (11-53)$$

اما ، فرض کنید ، به جای استفاده از تمام بردارهای اختصاصی  $C_x$  ، ما یک ماتریس  $A_k$  از  $k$  بردارهای اختصاصی مربوط به  $k$  بزرگترین مقادیر ویژه ایجاد می کنیم و یک ماتریس تبدیل به ترتیب  $k = n$  به دست می آوریم. بردارهای  $y$  سپس  $k$  بعدی و بازسازی در معادله (۱۱-۵۳) داده

می شود. دیگر دقیق نخواهد بود (این تا حدودی مشابه روشی است که در بخش ۱۱.۳ برای توصیف مرز با چند ضریب فوریه استفاده کردیم). بردار بازسازی شده با استفاده از  $Ak$  است

$$\hat{x} = A_k^T y + m_x \quad (11-54)$$

می توان نشان داد که خطای میانگین مربع بین  $X$  و  $\hat{X}$  با بیان داده می شود

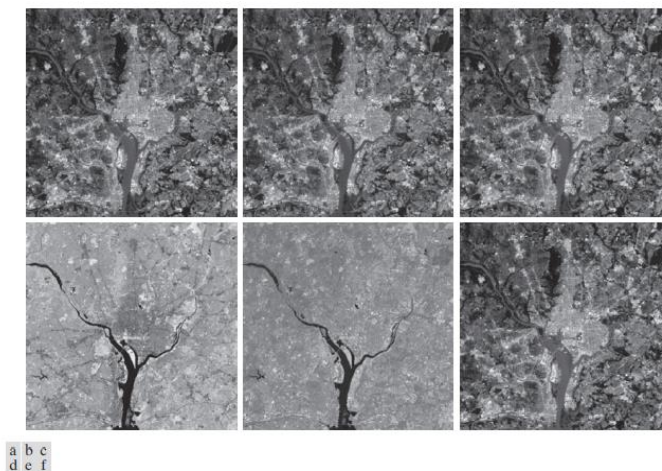
$$e_{ms} = \sum_{j=1}^n \lambda_j - \sum_{j=1}^k \lambda_j = \sum_{j=k+1}^n \lambda_j \quad (11-55)$$

معادله (۱۱-۵۵) نشان می دهد که خطا در صورت  $k = n$  صفر است (یعنی اگر همه بردارهای ویژه در تبدیل استفاده شوند). از آنجا که  $h_j$  ها به طور یکنواخت کاهش می یابد ، معادله (۱۱-۵۵) همچنین نشان می دهد که می توان با انتخاب  $k$ -vevever های مرتبط با بزرگترین مقادیر ویژه ، خطا را به حداقل رساند. بنابراین ، تبدیل هوتلینگ به این معنا مطلوب است که خطای میانگین مربع بین بردارهای  $X$  و تقریب آنها  $\hat{X}$  را به حداقل برساند. با توجه به ایده استفاده از بردارهای اختصاصی مربوط به بزرگترین ارزشهای ویژه ، تبدیل هوتلینگ نیز به عنوان تبدیل اجزای اصلی شناخته می شود.

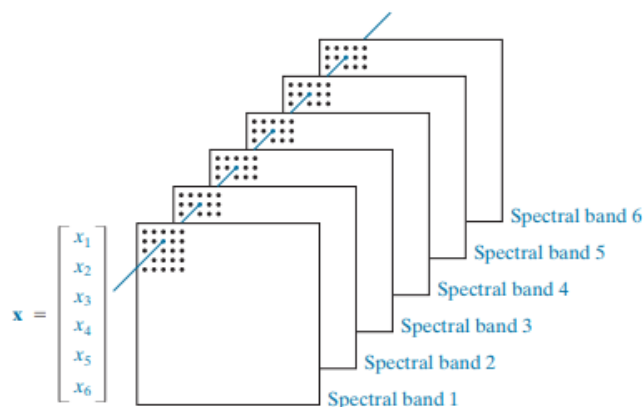
مثال ۱۱.۱۶: استفاده از اجزای اصلی برای توصیف تصویر.

شکل ۱۱.۳۸ شش تصویر ماهواره ای چند طیفی مربوط به شش نوار طیفی را نشان می دهد: آبی قابل مشاهده (۴۵۰-۵۲۰ نانومتر) ، سبز قابل مشاهده (۵۲۰-۶۰۰ نانومتر) ، قرمز قابل مشاهده (۶۳۰-۶۹۰ نانومتر) ، نزدیک مادون قرمز (۷۶۰-۹۰۰ نانومتر) ، وسط مادون قرمز (۱۱۵۰-۱۷۵۰ نانومتر) و مادون قرمز حرارتی (۱۰۴۰۰ - ۱۲۵۰۰ نانومتر). هدف این مثال نشان دادن نحوه استفاده از اجزای اصلی به عنوان ویژگی های تصویر است. سازماندهی تصاویر مانند شکل ۱۱.۳۹ منجر به تشکیل یک بردار شش عنصر  $X$  از هر مجموعه پیکسل مربوطه در تصاویر می شود ، همانطور که قبلاً در این بخش مورد بحث قرار گرفت. تصاویر موجود در این مثال اندازه  $564 * 564$  پیکسل هستند ، بنابراین جمعیت شامل  $318,096 = (564)^2$  بردار است که از آنها میانگین بردار ، ماتریس کوواریانس ، و مقادیر ویژه و بردارهای اختصاصی مربوطه محاسبه شد. سپس بردارهای ویژه به عنوان

سطرهای ماتریس  $A$  مورد استفاده قرار گرفتند ، و مجموعه ای از بردارهای  $\gamma$  با استفاده از معادله (۱۱-۴۹) به دست آمد. به طور مشابه ، ما از معادله (۱۱-۵۱) استفاده کردیم. برای به دست آوردن  $C\gamma$  جدول ۱۱.۶ مقادیر ویژه این ماتریس را نشان می دهد. به تسلط دو ارزش ویژه اول توجه کنید.



شکل ۱۱.۳۸ تصاویر چند طیفی در (الف) آبی قابل مشاهده ، (ب) سبز قابل مشاهده ، (ج) قرمز قابل مشاهده ، (د) نزدیک مادون قرمز ، (ه) مادون قرمز متوسط ، و (و) نوارهای مادون قرمز حرارتی. (تصاویر از ناسا گرفته شده است.)



شکل ۱۱.۳۹ تشکیل بردار ویژگی از پیکسل های مربوطه در شش تصویر مجموعه ای از تصاویر جزء اصلی با استفاده از بردارهای  $\gamma$  ذکر شده در پاراگراف قبلی ایجاد شد (تصاویر با استفاده از شکل ۱۱.۳۹ به صورت معکوس از بردارها تهیه شده اند). شکل ۱۱.۴۰ نتایج را نشان می دهد. شکل ۱۱.۴۰ (a) از اولین جزء از ۳۱۸،۰۹۶ بردارهای  $\gamma$  ، شکل ۱۱.۴۰ (b) از جزء



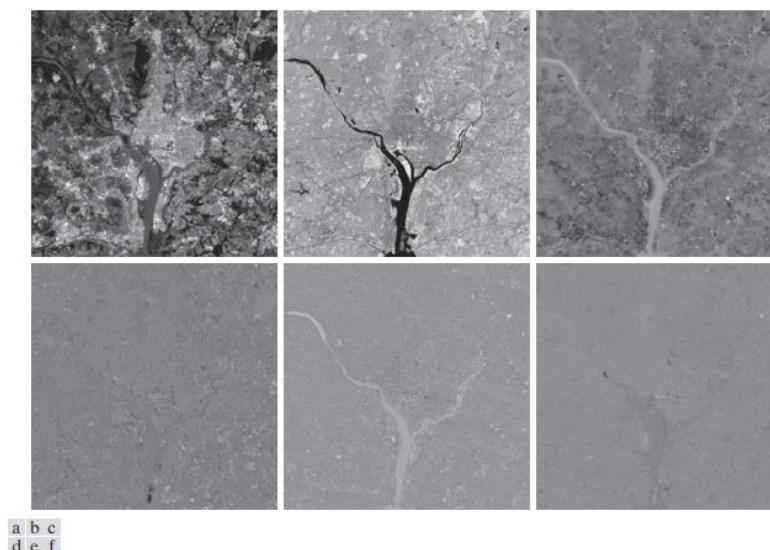
دوم این بردارها، و غیره تشکیل شده است، بنابراین اندازه این تصاویر با تصاویر اصلی در یک اندازه است. شکل ۱۱.۳۸. بارزترین ویژگی در تصاویر اصلی این است که بخش قابل توجهی از جزئیات کنتراست در دو تصویر اول موجود است و از آنجا به سرعت کاهش می یابد. علت را می توان با نگاه به مقادیر ویژه توضیح داد. همانطور که جدول ۱۱.۶ نشان می دهد، اولین دو ارزش ویژه بسیار بزرگتر از بقیه است. از آنجا که مقادیر ویژه واریانس عناصر بردارهای  $V$  هستند و واریانس اندازه گیری کنتراست شدت است، دور از انتظار نیست که تصاویر تشکیل شده از اجزای بردار مربوط به بزرگترین مقادیر ویژه، بالاترین کنتراست را نشان دهند. در واقع، دو تصویر اول در شکل ۱۱.۴۰ حدود ۸۹٪ از کل واریانس را به خود اختصاص داده اند. چهار تصویر دیگر دارای جزئیات کنتراست کم هستند زیرا تنها ۱۱ درصد باقی مانده را به خود اختصاص داده اند.

با توجه به معادله (۱۱-۵۴) و (۱۱-۵۵)، اگر از تمام بردارهای اختصاصی در ماتریس  $A$  استفاده کنیم، می توانیم تصاویر اصلی را از تصاویر جزء اصلی با خطای صفر بین تصاویر اصلی و بازسازی شده (یعنی تصاویر همسان). اگر هدف ذخیره و/یا انتقال تصاویر اصلی و ماتریس تبدیل برای بازسازی بعدی تصاویر اصلی باشد، ذخیره و/یا ارسال تمام تصاویر اصلی جزء منطقی نخواهد بود زیرا هیچ چیزی بدست نمی آید. با این وجود، فرض کنید که ما فقط دو تصویر اصلی را ذخیره کرده و یا ارسال می کنیم. سپس صرفه جویی قابل توجهی در ذخیره سازی و/یا انتقال (ماتریس  $A$  اندازه ۶×۲، ۶ خواهد بود، بنابراین تأثیر آن ناچیز خواهد بود).

شکل ۱۱.۴۱ نتایج بازسازی شش تصویر چند طیفی از دو تصویر مولفه اصلی مربوط به بزرگترین مقادیر ویژه را نشان می دهد. اولین تصاویر از نظر ظاهر بسیار شبیه به تصاویر اصلی در شکل ۱۱.۳۸ هستند، اما این برای تصویر ششم صادق نیست. دلیل آن این است که تصویر ششم اصلی تار است، اما دو تصویر اصلی که در بازسازی استفاده می شوند واضح هستند، بنابراین "جزئیات" تار از بین می رود. شکل ۱۱.۴۲ تفاوت بین تصاویر اصلی و بازسازی شده را نشان می دهد. تصاویر شکل ۱۱.۴۲ برای برجسته سازی تفاوت بین آنها افزایش یافته است. اگر بدون ارتقاء نشان داده شوند، اولین تصاویر تقریباً همه سیاه خواهند بود، و تصویر ششم (تفاوت) بیشترین تنوع را نشان می دهد.

جدول ۱۱.۶ مقادیر ویژه  $CX$  بدست آمده از تصاویر در شکل ۱۱.۳۸.

$\lambda_1$	$\lambda_2$	$\lambda_3$	$\lambda_4$	$\lambda_5$	$\lambda_6$
10344	2966	1401	203	94	31



شکل ۱۱.۴۰ شش تصویر اصلی که از بردارها با استفاده از معادله (۱۱-۴۹) محاسبه شده بدست آمده است. با استفاده از شکل ۱۱.۳۹ برعکس، بردارها به تصاویر تبدیل می شوند.

مثال ۱۱.۱۷: استفاده از اجزای اصلی برای عادی سازی تغییرات اندازه، انتقال و چرخش.

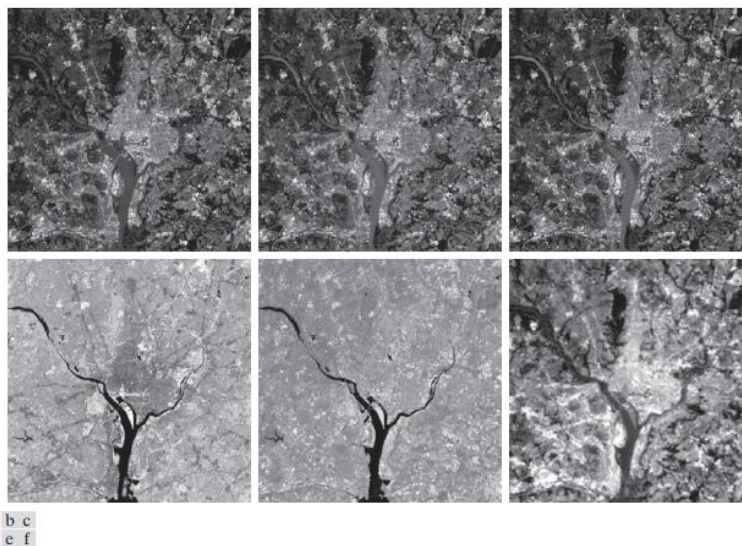
همانطور که قبلاً در این فصل اشاره کردیم، توصیف کننده های ویژگی باید تا حد امکان مستقل از تغییرات اندازه، انتقال و چرخش باشند. اجزای اصلی راهی مناسب برای عادی سازی مرزها و/یا مناطق برای تغییرات در این سه متغیر ارائه می دهند. شی را در شکل ۱۱.۴۳ در نظر بگیرید و فرض کنید که اندازه، مکان و جهت آن (چرخش) دلخواه است. نقاط منطقه (یا آن مرز) ممکن است به عنوان بردارهای دو بعدی،  $\mathbf{x} = (x_1, x_2)^T$  در نظر گرفته شود، جایی که  $X$  و  $X$  مختصات هر جسم هستند.

نقطه. همه نقاط منطقه یا مرز یک جمعیت بردار دو بعدی را تشکیل می دهند که می توان برای محاسبه ماتریس کوواریانس  $CX$  و میانگین بردار  $mX$  استفاده کرد. همانطور که در شکل ۱۱.۴۳ (ب) نشان داده شده است، یک بردار اختصاصی  $CX$  در جهت حداکثر واریانس (انتشار داده) جمعیت

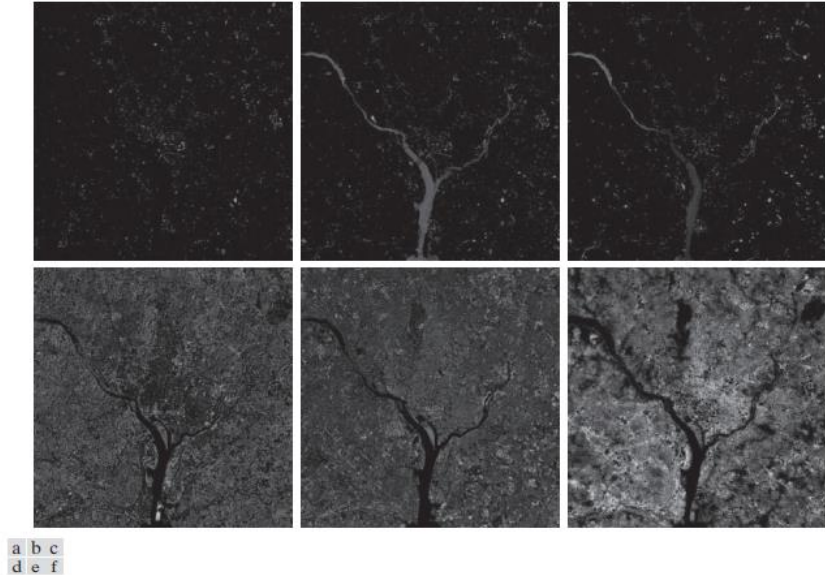
است. از نظر بحث حاضر ، اجزای اصلی در معادله (۱۱-۴۹) تغییر می کنند. دو کار را انجام می دهد:

(۱) مرکز سیستم مختصات تبدیل شده را به عنوان مرکز (میانگین) جمعیت ایجاد می کند زیرا  $mx$  از هر  $x$  کم می شود. و (۲) مختصات  $(y_1, y_2)$  بردارها) که تولید می کند ، نسخه های چرخشی  $X$  هستند ، به طوری که داده ها با بردارهای ویژه هم تراز می شوند. اگر ما یک سیستم محور  $(y_1, y_2)$  تعریف کنید به طوری که  $y_1$  در امتداد بردار ویژه اول و  $y_2$  در امتداد دوم ، و سپس شکل هندسی که در شکل ۱۱.۴۳ (c) نشان داده شده است. یعنی جهت های غالب داده ها با سیستم محور جدید هماهنگ است. بدون در نظر گرفتن اندازه ، انتقال یا چرخش جسم ، همان نتیجه به دست می آید ، مشروط بر اینکه همه نقاط منطقه یا مرز متحول شوند. اگر بخواهیم داده های تبدیل شده را عادی کنیم ، مختصات را بر مقادیر ویژه مربوطه تقسیم می کنیم.

در شکل ۱۱.۴۳ (ج) توجه کنید که نقاط سیستم محور  $y$  می توانند دارای ارزش مثبت و منفی باشند. برای تبدیل همه مختصات به مقادیر مثبت ، ما به سادگی بردار  $(y_{1min}, y_{2min})^T$  را از تمام بردارهای  $y$  کم می کنیم. برای جابجایی نقاط بدست آمده به طوری که همه آنها بزرگتر از ۰ باشند ، مانند شکل ۱۱.۴۳ (d)، بردار  $(a, b)^T$  را که  $a$  و  $b$  بزرگتر از ۰ هستند به آنها اضافه می کنیم.



شکل ۱۱.۴۱ تصاویر چند طیفی تنها با استفاده از دو تصویر مولفه اصلی مربوط به دو بردار جزء اصلی با بزرگترین ارزش ویژه بازسازی شده اند. این تصاویر را با تصویر اصلی شکل ۱۱.۳۸ مقایسه کنید.



شکل ۱۱.۴۲ تفاوت بین تصاویر اصلی و بازسازی شده. برای تسهیل تجزیه و تحلیل بصری ، همه تصاویر با مقیاس بندی کامل به دامنه [۰ ، ۲۵۵] افزایش یافتند.

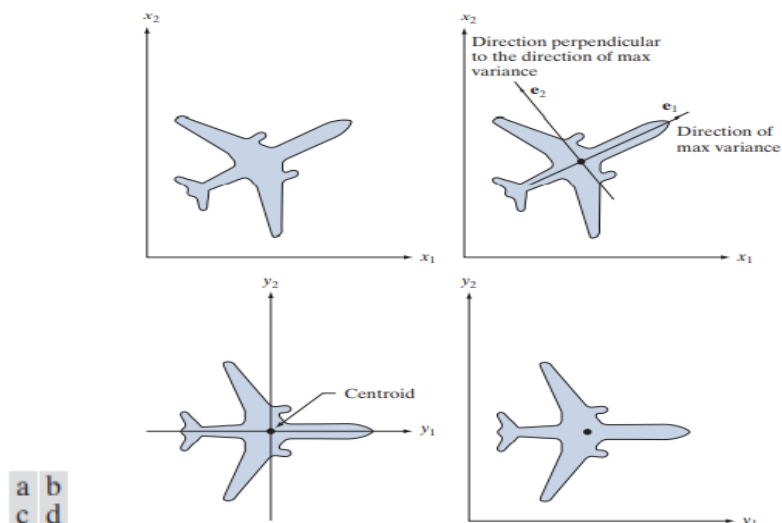
اگرچه بحث قبلی در اصل ساده است ، اما مکانیک ها اغلب منبع سردرگمی هستند. بنابراین ، ما این مثال را با یک تصویر ساده دستی به پایان می رسانیم. شکل ۱۱.۴۴ (الف) چهار نقطه را با مختصات (۱ ، ۱) ، (۲ ، ۴) ، (۴ ، ۲) و (۵ ، ۵) نشان می دهد. میانگین بردار ، ماتریس کوواریانس و بردارهای ویژه طبیعی (طول واحد) این جمعیت عبارتند از:

$$\mathbf{m}_x = \begin{bmatrix} 3 \\ 3 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{C}_x = \begin{bmatrix} 3.333 & 2.00 \\ 2.00 & 3.333 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{e}_1 = \begin{bmatrix} 0.707 \\ 0.707 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{e}_2 = \begin{bmatrix} -0.707 \\ 0.707 \end{bmatrix}$$

مقادیر ویژه مربوطه  $\lambda_1 = 5.333$  and  $\lambda_2 = 1.333$  است. شکل ۱۱.۴۴ (ب) حرکات ویژه ای را که روی داده ها قرار گرفته اند نشان می دهد. از معادله (۱۱-۴۹) ، نقاط تبدیل شده  $(y's)$  عبارتند از  $(-2.828, 0)^T$  ،  $(2.828, 0)^T$  ،  $(0, 1.414)^T$  ، and  $(0, -1.414)^T$  این نقاط در شکل ۱۱.۴۴ (ج) ترسیم شده است. توجه داشته باشید که آنها هستند با محورهای  $y$  همسو شده و دارای مقادیر کسری هستند. هنگام کار با تصاویر ، مقادیر مختصات اعداد صحیح هستند ، بنابراین لازم است همه مقادیر را به

نزدیکترین مقدار صحیح خود گرد کنید. شکل ۱۱.۴۴ (د) نقاط گرد شده به نزدیکترین عدد صحیح را نشان می دهد و مکان آنها به گونه ای تغییر مکان داده است که همه مقادیر مختصات مانند شکل اولیه صحیح بزرگتر از ۰ هستند.



شکل ۱۱.۴۳ (الف) یک شیء (ب) نشان دادن بردارهای ویژه ماتریس کوواریانس آن. (ج) شیء تبدیل شده ، با استفاده از معادله (۱۱-۴۹) به دست آمده (d) شیء به گونه ای انتقال شده است که تمام مقادیر مختصات آن از ۰ بیشتر باشد.

هنگام تغییر پیکسل های تصویر ، به خاطر داشته باشید که مختصات تصویر همان مختصات ماتریسی هستند. یعنی  $(X, Y)$  نشان دهنده  $(2, C)$  است ، و مبدا در بالا سمت چپ است. محورهای اجزای اصلی که فقط نشان داده شده است در شکلها نشان داده شده است. ۱۱.۴۳ (الف) و (د) شما باید این را در تفسیر نتایج استفاده از تبدیل اجزای اصلی به اشیاء در تصویر در نظر داشته باشید.

## ۱۱.۶ ویژگی های کل تصویر

توصیف کننده هایی که در بخشهای ۱۱.۲ تا ۱۱.۴ معرفی شده اند برای کاربردها (به عنوان مثال ، بازرسی صنعتی) مناسب هستند ، که در آنها مناطق جداگانه را می توان با استفاده از روشهایی مانند آنچه در فصلهای ۱۰ و ۱۱ مورد بحث قرار گرفته است ، به استثنای موارد کاربرد در مثال ۱۱.۱۷ ، بردارهای اصلی اجزای اصلی در بخش ۱۱.۵ با مواد قبلی متفاوت است ، به این معنا که بر اساس