بسمه‌تعالي

تقطیع (Segmentation)

Segmentation

تقطيع (Segmentation)

- تقطيع چيست؟ فرايند تقسيم يك تصوير به تعدادي ناحيه و يا قرار دادن دنباله اي از تصاوير در يك دسته
- ناحيه: دسته اي از پيكسلهاي متصل به هم كه داراي خصيصه‌اي مشترك هستند.
- خصيصه: سطح خاكستري، رنگ، بافت، حركت، پيوستگي لبه و ...

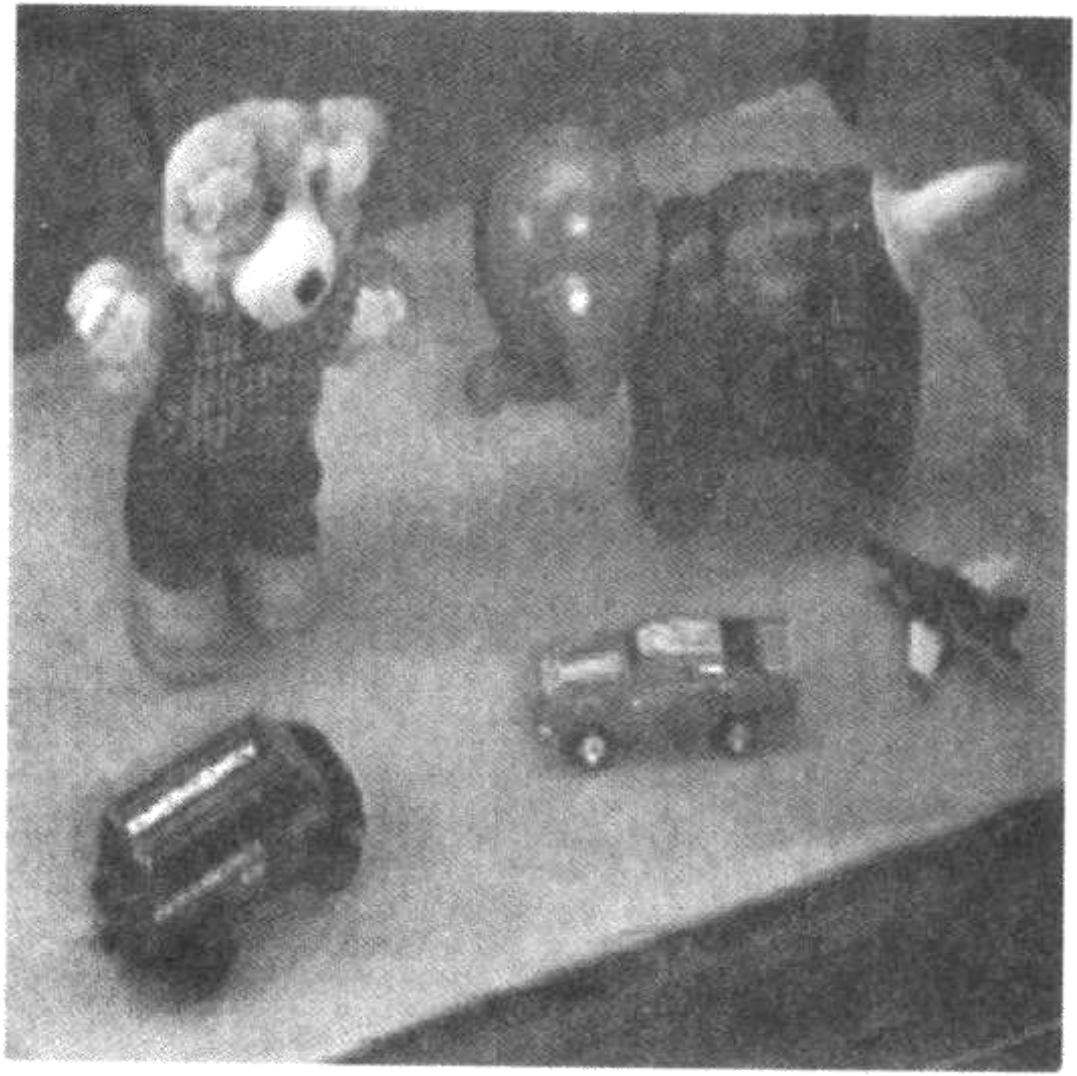
روشهاي تقطيع:

- تقطيع بر اساس نواحي
- تقطيع بر اساس لبه‌ها

لبه ها و نواحي

- در تصاوير ايده‌آل يك ناحيه توسط يك كانتور بسته محصور شده است
  - يك كانتور بسته ممكن است از روي يك ناحيه و به كمك آشكارسازي لبه‌ها بدست آيد.
  - يك ناحيه ممكن است از روي يك كانتور بسته و به كمك پركردن بدست آيد.

- نواحي در تفسير تصاوير از اهميت بالايي برخوردارند چرا كه اين نواحي مي‌توانند متناظر با اشياء صحنه باشند.
- يك تصوير ممكن است شامل چندين شيء و هر شيء ممكن است شامل چند ناحيه باشد كه اين نواحي معرف اجزاء شيء هستند
- بنابه برخي دلايل (نويز، نورپردازي نامناسب، سه بعدي بودن دنيا و ..) ممكن است تقطيع بخوبي انجام نشود.
- تفسير تصاوير نياز به دانش در مورد اشياء دارد.



- تصويري با چندين شيء
- هر شيء شامل چندين ناحيه

تقطيع ناحيه

- تقطيع ناحيه: پيكسل‌هاي يك ناحيه با هم يك دسته شده و با انتساب يك برچسب به آن يك ناحيه را مي‌سازند

- معيار تقطيع ناحيه: پيكسل ها به يك ناحيه منتسب مي شوند اگر علاوه برداشتن شباهت به هم بر اساس يك خصوصيت، به يكديگر نزديك نيز باشند

- تقطيع ناحيه به دو شكل ميتواند انجام شود
  - كلاس بندي پيكسلها (مثلاً به كمک يک مقدار آستانه)
  - خوشه‌بندي پيكسلها

كلاس بندي – به كمك Thresholding

- كلاس‌بندي بر اساس استفاده از يك معيار خاص مانند سطح خاكستري، رنگ، بافت و ... انجام مي‌شود (در حالت رايج ما فقط هيستوگرام را براي سطوح خاكستري مي‌شناسيم)

- تقسيم تصوير به دسته‌هايي كه داراي سطح خاكستري مشابه هستند مي‌تواند به كمك استفاده از يك مقدار آستانه انجام شود. در اين حال فرض مي شود كه :
  - اشياء داراي سطح خاكستري كاملاً متفاوت از زمينه هستند
  - سطوح خاكستري اشياء و زمينه مي‌تواند به كمك يك مقدار آستانه از هم تفكيك شود
  - با انتخاب يك سطح آستانه مناسب، تصوير با سطح خاكستري مي‌تواند به يك تصوير باينري تبديل شود كه در آن **0** برچسب اشياء (زمينه) و **1** برچسب زمينه (اشياء) است.

Thresholding

- روشهاي استفاده از مقدار آستانه

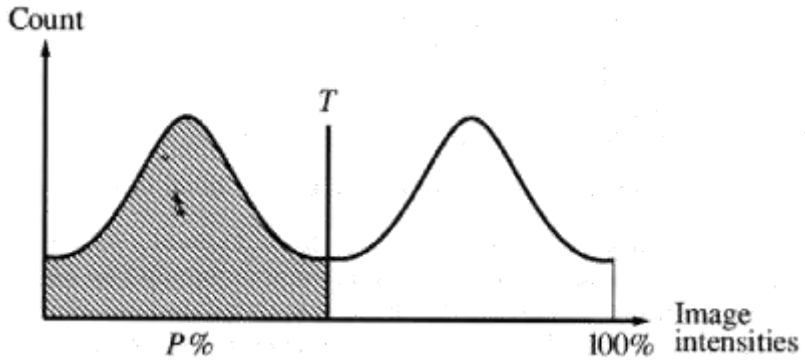
$$g(i,j)=\begin{cases}1 & for\ f(i,j)\geq T\\ 0 & for\ f(i,j)<T\end{cases}$$

Band thresholding

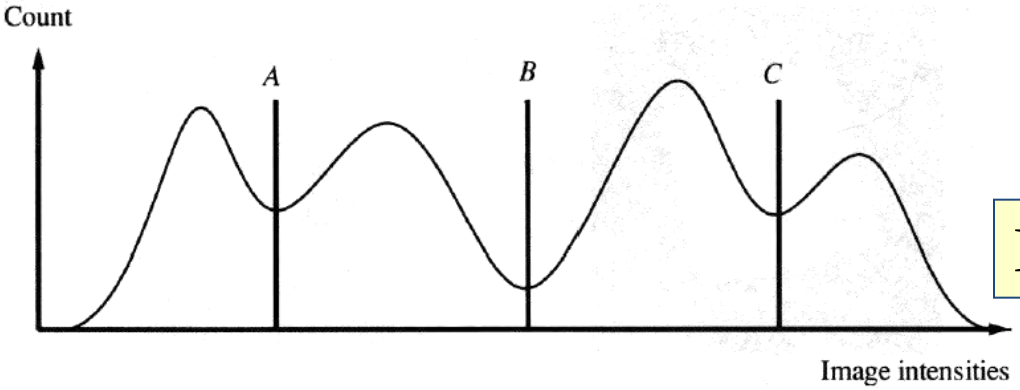
$$g(i,j)=\begin{cases}1 & for\ f(i,j)\in D\\ 0 & otherwise\end{cases}$$

روشهاي تعيين مقدار آستانه

- بر اساس هيستوگرام
  - آستانه‌اي كردن مي تواند بصورت منتخب انجام شود (مثلا لاپلاسين از حدي بيشتر باشد)



Bimodal



Multimodal

روشهاي تعيين مقدار آستانه بر اساس هيستوگرام

Peakiness Detection Algorithm

- در هيستوگرام دو مقدار ماكزيمم محلي g_i و g_j را چنان پيدا كنيد كه حداقل به اندازة **d** از هم فاصله داشته باشند
  - مقدار **d** توسط استفاده كننده تعيين مي شود
- بين دو مقدار g_i و g_j ، پايينترين نقطة دره g_k را پيدا كنيد.

$$\text{Peakiness} = \min\{H(g_i),H(g_j)\} / H(g_k)$$

- تركيبي از (g_i,g_j,g_k) با بيشترين **Peakiness** را انتخاب كنيد
- از آستانة $T=g_k$ استفاده كنيد

روشهاي تعيين مقدار آستانه بر اساس هيستوگرام

الگوريتم تكراري

1) يك مقدار آستانه را محاسبه كنيد
   - مثلاً ميانگين تصوير
2) به كمك اين مقدار آستانه تصوير را به دو ناحيه R_1 و R_2 تقسيم كنيد
3) ميانگين سطوح خاكستري نواحي R_1 و R_2 يعني μ_1 و μ_2 را بدست آوريد
4) آستانه جديد را مقدار $T=(\mu_1+\mu_2)/2$ انتخاب كنيد
5) مراحل 2 تا 4 را آنقدر تكرار كنيد تا ديگر ميانگين‌ها تغيير نكنند

روشهاي تعيين مقدار آستانه بر اساس هيستوگرام

آستانه يابي وفقي

- يك مقدار آستانه مناسب براي استفاده در تمام نقاط تصوير نيست (نور دهي غيريكنواخت)

1) تصوير را به نواحي m×m تقسيم كنيد
2) براي هر زيرتصوير مقدار آستانه T_{ij} راتعيين كنيد (در صورتيكه در يک ناحيه هيستوگرام تک‌قله‌اي بود تصميم‌گيري بر اساس نقاط مجاور انجام شود)
3) تصوير واحدي را با استفاده از زير تصوير آستانه‌اي شده بدست آوريد

روشهاي تعيين مقدار آستانه بر اساس هيستوگرام

Double Thresholding

هدف قراردادن پی‌کسلهای با سطح خاکستری نزدی‌ک آستانه در کلاس درست با استفاده از شرط مجاورت

1) مقدار آستانة T را انتخاب كنيد (به كمك يكي از روشهاي قبلي)
2) با يك مقدار ε تعريف شده مقدار $T_1=T-\varepsilon$ و $T_2=T+\varepsilon$ را بدست آوريد
3) نواحي R_1 ، R_2 و R_3 را بدست آوريد
   - R_1 : پيكسلهاي كمتر از T_1
   - R_2 : پيكسلهاي بين T_1 و T_2
   - R_3 : پيكسلهاي بيشتر از T_2
4) به هر يك از پيكسلهاي R_2 نگاه كنيد: اگر پيكسل يك همسايه در R_1 داشت، آنرا در R_1 قرار دهيد.
5) مرحلة 4 را آنقدر تكرار كنيد كه ديگر هيچ يك از پيكسلهاي R_2 به ناحيه R_1 نرود
6) پيكسلهاي باقيمانده در R_2 را در ناحيه R_3 قرار دهيد.

روشهاي تعيين مقدار آستانه بر اساس هيستوگرام

Optimal Thresholding

اگر هيستوگرام **Bimodal** باشد مي‌توان آنرا تركيبي از دو تابع گوسي در نظر گرفت. در اين حال مقدار آستانه **T** از عبارت زير قابل محاسبه است:

$$AT^2+BT+C=0$$

كه در آن:

$$A=\sigma_1^2-\sigma_2^2$$

$$B=2(\mu_1\sigma_2^2-\mu_2\sigma_1^2)$$

$$C=\sigma_1^2\mu_2^2-\sigma_2^2\mu_1^2+2\sigma_1^2\sigma_2^2\ln\frac{\sigma_2 P_1}{\sigma_1 P_2}$$

P_1 و P_2 احتمال وقوع هر كلاس است.

اگر $\sigma_1=\sigma_2$ باشد:

$$T=\frac{\mu_1+\mu_2}{2}+\frac{\sigma^2}{\mu_1-\mu_2}\ln\frac{P_1}{P_2}$$

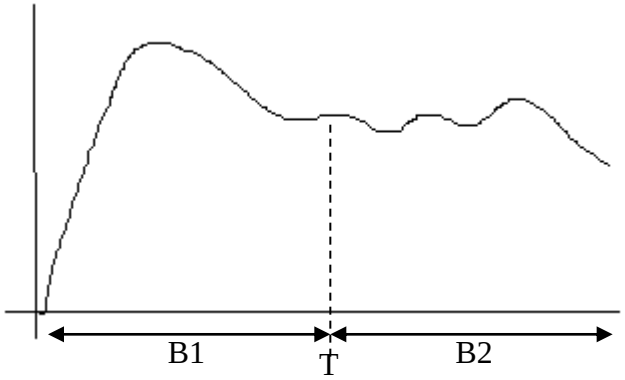
اگر همچنين $P_1=P_2$:

$$T=\frac{\mu_1+\mu_2}{2}$$

روشهاي تعيين مقدار آستانه بر اساس هيستوگرام

- **Global Thresholding**

سطوح خاكستري به دو باند تقسيم شده و مقدار آستانه‌اي بين دو باند تصوير را به دو ناحيه بخش‌بندي مي‌كند



مقدار **T** بايد طور ي انتخاب شود كه نقاط B_1 متعلق به زمينه و نقاط B_2 متعلق به اشياء باشد.

تصوير را جاروب كنيد. هرگاه در رفتن از يک نقطه به نقطه ديگر از يک باند به باند ديگر رفتيد, به اين معني است كه نقطه متعلق به مرز شيء است. بدين ترتيب تصوير در دو نوبت جاروب مي‌شود. سپس از نتيجه دو بار جاروب, مرز اشياء بدست مي‌آيد.

روشهاي تعيين مقدار آستانه بر اساس هيستوگرام

Global Thresholding (ادامه)

نوبت اول:

$$g_1(i,j)=\begin{cases} L_E & if\ \ f(i,j-1)\in B_1, f(i,j)\in B_2 \quad or \quad f(i,j-1)\in B_2, f(i,j)\in B_1 \\ L_B & otherwise \end{cases}$$

نوبت دوم:

$$g_2(i,j)=\begin{cases} L_E & if\ \ f(i-1,j)\in B_1, f(i,j)\in B_2 \quad or \quad f(i-1,j)\in B_2, f(i,j)\in B_1 \\ L_B & otherwise \end{cases}$$

مرز تصوير:

$$g_1(i,j)=\begin{cases} L_E & if\ g_1=L_E \quad or \quad g_2=L_E \text{ ،} \\ L_B & otherwise \end{cases}$$

اين روش براي مقادير مختلف دو باند مي‌تواند تكرار شود و مطلوبترين نتيجه انتخاب گردد. اين روش براي چند سطح هم مي‌تواند استفاده شود.

تعيين مقدار آستانه بوسيله آنتروپي

- **آنتروپي**
  - اگر **M** متغير تصادفي $(a_1,a_2,\ldots,a_m)$ با احتمالات $p(a_i)$ داشته باشيم, انتروپي اين متغيرها عبارتند از:

$$H = -\sum_{i=0}^{M} p(a_i)\log p(a_i)$$

  - كه نشان دهنده ميزان اتفاقي بودن متغيرها است.
  - در صورتی که همه پیکسل ها یک مقدار باشند (مثلا فانتومی با مقدار **100**):

H=1*log(1)=0

تعيين مقدار آستانه بوسيله آنتروپي

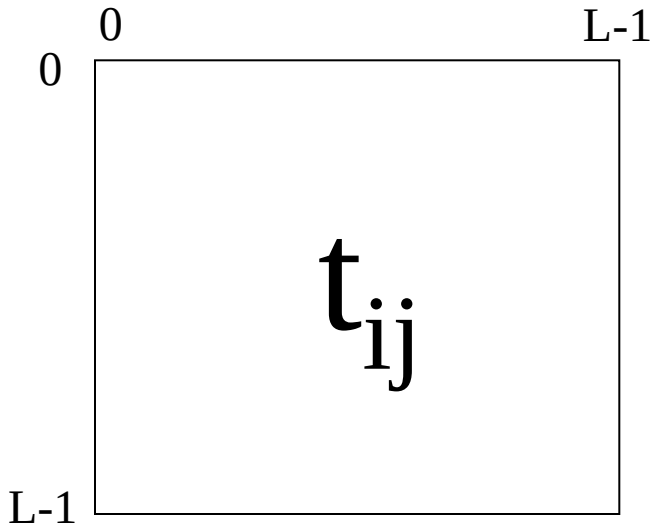
- ماتريس هم وقوعي و برخي احتمالات تعريف شده روي آن:

براي يک تصوير با **L** سطح خاکستري, ماتريس هم وقوعي **T:LxL** با عناصري بصورت زير تعريف مي شود:

برای همه سطوح خاکستری **(i , j =1,.....L-1)**

$$t_{ij} = \sum_{m=1}^{M} \sum_{n=1}^{N} \delta(m,n)$$

$$\delta(m,n) = \begin{cases} 1 & if\ (f(m,n) = i\ \&\ f(m,n+1) = j)\ \ and\,(or)\ \ (f(m,n) = i\ \&\ f(m+1,n) = j) \\ 0 & otherwise \end{cases}$$

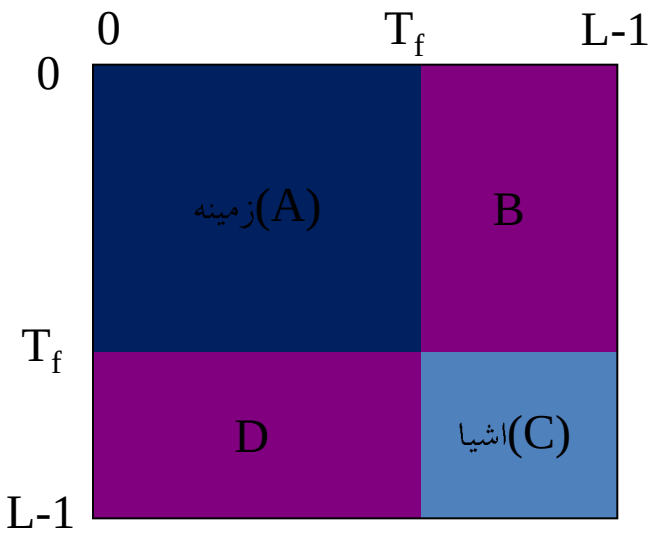


ماتريس **T** يک ماتريس نامتقارن است که مجاورت سطوح مختلف خاکستري در تصوير را نشان مي دهد.

تعيين مقدار آستانه بوسيله آنتروپي

- با استفاده از ماتريس **T** مي‌توان احتمال تغيير سطح خاكستري از **i** به سطح خاكستري **j** در تصوير را از رابطه زير بدست آورد.

$$p_{ij} = \frac{t_{ij}}{\sum_{k=0}^{L-1}\sum_{l=0}^{L-1} t_{kl}}$$



فرض كنيد كه T_f سطح آستانه‌اي است كه اشياء را از زمينه تصوير جدا مي‌كند.

$g(i,j) \geq T_f$ مربوط به اشيا

$g(i,j) < T_f$ مربوط به زمينه

تغييرات در سطوح خاكستري در **A** مربوط به زمينه و در **C** مربوط به اشيا است بخش‌هاي **B** و **D** مربوط به تغييرات مرزهاي اشيا است.

تعيين مقدار آستانه بوسيله آنتروپي

- احتمالات اين بخش ها بصورت زير تعريف مي شود:

$$P^A(T_f)=\sum_{i=0}^{T_f}\sum_{j=0}^{T_f}p_{ij} \qquad P^B(T_f)=\sum_{i=0}^{T_f}\sum_{j=T_f+1}^{L-1}p_{ij}$$

$$P^C(T_f)=\sum_{i=T_f+1}^{L-1}\sum_{j=T_f+1}^{L-1}p_{ij} \qquad P^D(T_f)=\sum_{i=T_f+1}^{L-1}\sum_{j=0}^{T_f}p_{ij}$$

احتمالات اعضا اين بخش ها

$$p_{ij}^A=\frac{p_{ij}}{P^A}=\frac{t_{ij}}{\sum_{k=0}^{T_f}\sum_{l=0}^{T_f}t_{kl}} \quad \begin{cases}0\le i\le T_f\\ 0\le j\le T_f\end{cases}$$

$$p_{ij}^B=\frac{p_{ij}}{P^B}=\frac{t_{ij}}{\sum_{k=0}^{T_f}\sum_{l=T_f+1}^{L-1}t_{kl}} \quad \begin{cases}0\le i\le T_f\\ T_f+1\le j\le L-1\end{cases}$$

$$p_{ij}^C=\frac{p_{ij}}{P^C}=\frac{t_{ij}}{\sum_{k=T_f+1}^{L-1}\sum_{l=T_f+1}^{L-1}t_{kl}} \quad \begin{cases}T_f+1\le i\le L-1\\ T_f+1\le j\le L-1\end{cases}$$

$$p_{ij}^D=\frac{p_{ij}}{P^D}=\frac{t_{ij}}{\sum_{k=T_f+1}^{L-1}\sum_{l=0}^{T_f}t_{kl}} \quad \begin{cases}T_f+1\le i\le L-1\\ 0\le j\le T_f\end{cases}$$

تعيين مقدار آستانه بوسيله آنتروپي

- **آنتروپي محلي**
  - انتروپي مرتبه دو محلي زمينه, اشياء و محلي تصوير را بصورت زير تعريف كردند:

$$H_B^{(2)}(T_f) = -\frac{1}{2}\sum_{i=0}^{T_f}\sum_{j=0}^{T_f} p_{ij}^A \log p_{ij}^A \qquad \textit{Local background entropy}$$

$$H_O^{(2)}(T_f) = -\frac{1}{2}\sum_{i=T_f+1}^{L-1}\sum_{j=T_f+1}^{L-1} p_{ij}^C \log p_{ij}^C \qquad \textit{Local object entropy}$$

$$H_{Local}^{(2)}(T_f) = H_B^{(2)}(T_f) + H_O^{(2)}(T_f)$$

پيشنهاد شده است كه آستانه T_f طوري انتخاب شود كه H_{local} حداكثر شود (ميزان متوسط اطلاعات مربوط به زمينه و اشياء حداكثر شود)

تعيين مقدار آستانه بوسيله آنتروپي

- **آنتروپي مشترک (Joint)**
  - براي دو ناحيه **B** و **D** ماتريس هم وقوعي مشابه حالت قبل انتروپي مشترک را بصورت زير تعريف شده است:

$$H_{B-O}^{(2)}(T_f) = -\frac{1}{2}\sum_{i=0}^{T_f}\sum_{j=T_f+1}^{L-1} p_{ij}^{B}\log p_{ij}^{B}$$

$$H_{O-B}^{(2)}(T_f) = -\frac{1}{2}\sum_{i=T_f+1}^{L-1}\sum_{j=0}^{T_f} p_{ij}^{D}\log p_{ij}^{D}$$

$$H_{Joint}^{(2)}(T_f) = H_{B-O}^{(2)}(T_f) + H_{O-B}^{(2)}(T_f)$$

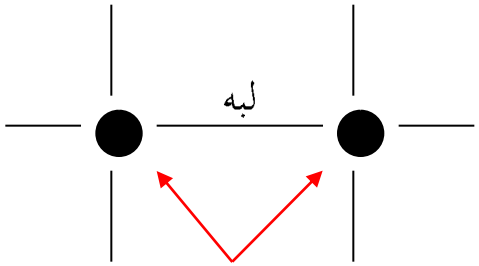
همچنين پيشنهاد شده است که $\mathbf{T_f}$ طوري انتخاب شود که آنتروپي مشترک حداکثر شود.

تقطيع بر اساس لبه

- پيكسل‌هاي قرار گرفته بر روي حاشيه ناحيه پيدا مي‌شوند (به كمك تكنيك‌هاي كشف لبه)
- آشكارسازي لبه
  - هموار سازي گوسي اعمال شود
  - لبه‌ها آشكار شوند
  - لبه‌هاي كاذب حذف شوند
  - لبه‌ها نازك سازي شوند
  - گسستگي لبه‌ها از بين بروند
  - پيكسل‌هاي پيرامون ناحيه در يك ليست قرار گيرند
- در حالت ايده‌آل پيرامون ناحيه بسته است

تقطيع بر اساس لبه (نوع لبه)

نوع لبه: از تركيب نوع راس هاي دو طرف لبه بدست مي آيد و نوع راس نيز از روي شدت لبه‌هاي آن راس مشخص مي شود



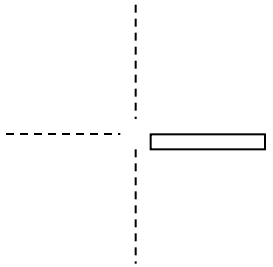
راس‌هاي دو طرف لبه

علائم

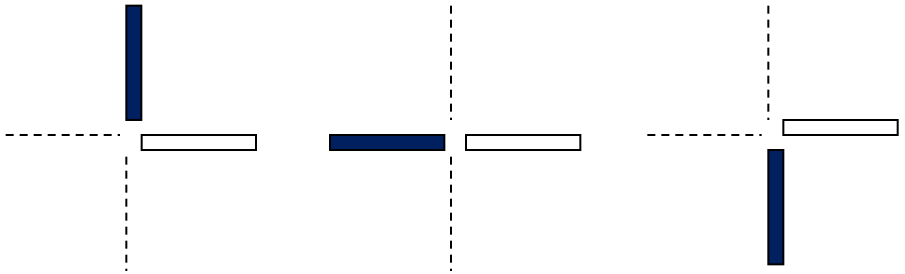
- لبه با قوت نامشخص
- لبه‌اي كه مورد بررسي است
- لبه‌ي قطعي
- محل لبه كه قطعاً لبه‌اي در آن نيست

تقطیع بر اساس لبه (نوع راس)

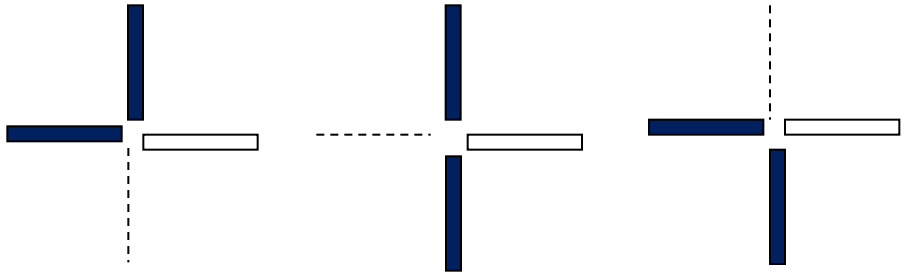
- **با این علائم انواع رئوس به شرح زیر خواهد بود**



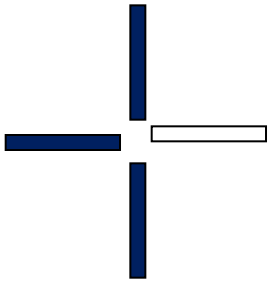
نوع 0: هیچ لبه قطعي به راس نیامده



نوع 1: یك لبه قطعي به راس آمده



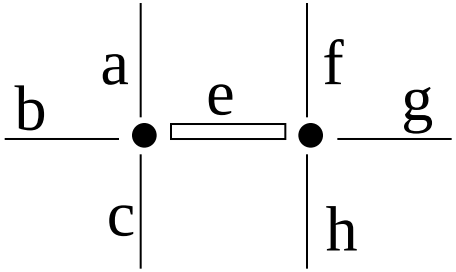
نوع 2: دو لبه قطعي به راس آمده



نوع 3: سه لبه قطعي به راس آمده

تقطيع بر اساس لبه: آرميدگي لبه (Edge Relaxation)

- (تعيين نوع راس):
- a الي h گراديان هاي نرماليزه شده هستند و q عدد ثابتي است مثل 0.1



- m=max(a,b,c,q)
- Type(0)=(m-a)(m-b)(m-c)
- Type(1)=a(m-b)(m-c)
- Type(2)=ab(m-c)
- Type(3)=abc

- با اين تعاريف نوع راس j خواهد بود اگر Type(j) حداكثر باشد
- q اختيار شده در اينجا رئوس ضعيف را به سمت نوع صفر مي برد.

انواع لبه های مختلف

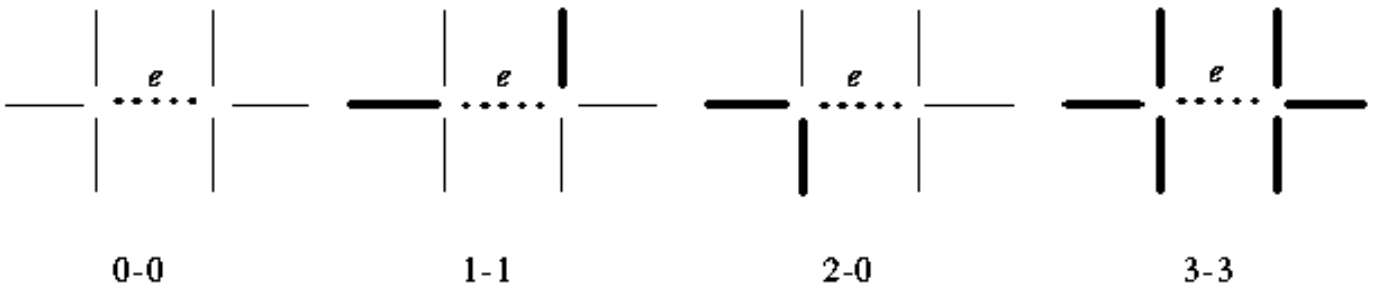


Figure 5.11 *Edge patterns and corresponding edge types.*

- **0-0** isolated edge – negative influence on the edge confidence
- **0-2, 0-3** dead end – negative influence on edge confidence
- **0-1** uncertain – weak positive, or no influence on edge confidence
- **1-1** continuation – strong positive influence on edge confidence
- **1-2, 1-3** continuation to border intersection – medium positive influence on edge confidence
- **2-2, 2-3, 3-3** bridge between borders – not necessary for segmentation, no influence on edge confidence

تقطيع بر اساس لبه: آرميدگي لبه (Edge Relaxation)

- ايجاد بهبود در مقدار نقاط لبه با توجه به مقادير نقاط همسايه آن ميسر است
- مثلا يك نقطه ضعيف بين دو نقطه افقي قوي بايد تقويت شود

- تكنيك حاضر براي لبه‌هاي شكافي پيشنهاد شده است
- در ابتدا مقدار اوليه، براي اطمينان از لبه بودن هر لبه، را برابر گراديان نرماليزه شده با حداكثر گراديان در نظر مي‌گيريم ($C^0(e)$)
- بدين ترتيب الگوريتم آرميدگي لبه به شرح زير است:

1) $k=1$
2) نوع هر لبه را با استفاده از اطمينان لبه هاي اطراف معين كنيد (Edge type)
3) درجه اطمینان (Confidence) لبه ضعیف (مورد بررسی) را بر اساس نوع آن (لبه های اطراف) و اطمینان قبلی ارزیابی می کنیم. اگر $C^k(e)$ برابر صفر يا يك شده‌اند يا نه؟ در صورت مثبت بودن الگوريتم خاتمه يافته و در غير اين صورت $k=k+1$ و سپس به مرحله 2 برويد

تقطيع بر اساس لبه: آرميدگي لبه (Edge Relaxation)

- تغيير در اطمينان به لبه بودن (C^{k+1}) در هر تكرار بصورت زير بايد انجام شود:

  در اين روابط δ يك مقدار ثابت كوچك است

  - اگر نوع لبه 0-0 ، 0-2 و يا 0-3 باشد (dead end)، اطمينان بايد كم شود

    $$C^{k+1}(e)=\max(0,C^{k}(e)-\delta)$$

  - اگر نوع لبه 1-1 ، 1-2 و يا 1-3 باشد (positive edge confidence)، اطمينان بايد اضافه شود

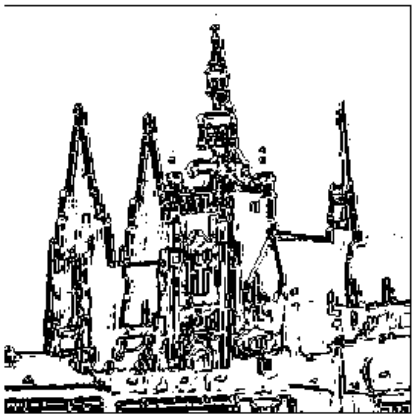
    $$C^{k+1}(e)=\min(1,C^{k}(e)+\delta)$$

  - اگر نوع لبه 0-1 ، 2-2 ، 2-3 و يا 3-3 باشد (weak positive)، اطمينان تغيير نكند

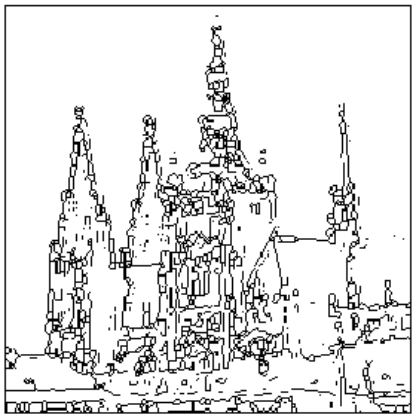
    $$C^{k+1}=C^{k}$$

تقطيع بر اساس لبه

- آرميدگي لبه

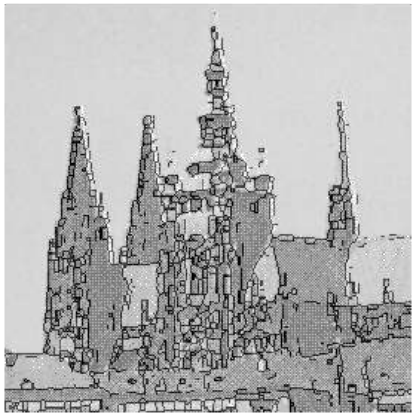


(a)



(b)

(c)



(d)

Edge relaxation:

(a) Resulting borders after 10 itereations; (b) borders after thinning;

(c) Borders after 100 iterations, thinned; (d) borders after 100 iterations overlaid over original

تشخيص پيرامون (Boundary Detection)

- گروه بندي خرده لبه ها براي تفكيک پيرامونهاي مختلف موجود در تصوير
- مشكلات
  - خرده لبه هاي كاذب
  - خرده لبه هاي اعلام نشده
- هر چه اطلاعات بيشتر باشد (ميزان محدوديتها بيشتر باشد) راحتتر مي توان بر مشكلات فوق غلبه كرد.

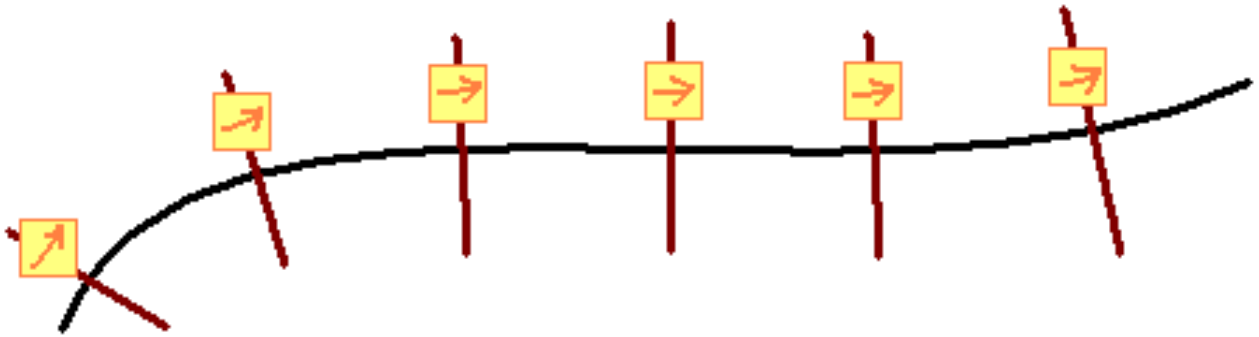
تشخيص پيرامون (Boundary Detection)

- روشهاي مختلف تشخيص پيرامون
  - جستجو در محل تقريبي: محل تقريبي را مي دانيم, مي خواهيم محل دقيق را مشخص كنيم
  - تعيين محل پيرامونهايي با شكل خاص: مي خواهيم مرز داراي يک فرم جبري مشخص باشد. مثلا دايره و ... (استفاده از تبديل هاف)
  - جستجو در گراف: تصوير نقاط روي لبه (خرده لبه ها) با يک گراف نمايش داده مي شود. تعيين مرز در اين حالت, تعيين مسيري است كه در گراف بهينه باشد
  - برنامه ريزي پويا (Dynamic Programming) . با يک فرمولاسيون رياضي بهترين مرز كلي را تعيين مي كند
  - دنبال كردن پيرامون Contour Following. در كاربردهايي كه تصوير داراي نويز زياد نباشد مفيد است

جستجو در حوالي لبه تقريبي

- اگر اطلاعاتي در مورد مکان پيرامون و يا شکل وجود داشته باشد, استفاده از آن مفيد است
- اين اطلاعات ممکن است ناشي از اطلاعات سطح بالا و يا نتيجه حاصل از پردازش رزلوشن پايين تر تصوير باشد.

- تنظيم لبه هاي نادقيق
  - در راستاي عمود بر محل لبه هاي تقريبي قويترين خرده لبه را به عنوان محل مرز انتخاب مي کنيم.



جستجو در حوالي لبه تقريبي

- روش تقسيم و غلبه
  - فرضيات:
    - محل **End-point** را مي دانيم
    - تصوير داراي نويز كم است
    - خطوط تشكيل دهنده پيرامون تقريبا صاف است
  - دو نقطه **end-point** را به يكديگر متصل كنيد. در راستاي عمود بر اين خط به دنبال محلي بگرديد كه شدت لبه از حدي بيشتر باشد
  - اين نقطه را به عنوان يک **end-point** در نظر گرفته و در **end-point** هاي متوالي عمليات فوق را تكرار كنيد.

پيگيري پيرامون (Contour Following)

- الگوريتم

1) نقاط تصوير را جاروب كنيد تا به يك نقطه از ناحيه برسيد
2) اگر نقطه متعلق به يك ناحيه است به سمت چپ پيچيده يك قدم به جلو برويد در غير اين صورت به سمت راست پيچيده يك قدم به جلو برويد
3) الگوريتم با رسيدن به نقطه شروع خاتمه مي يابد

با اين روش، با وجود يك پيرامون براي شيء، الگوريتم بصورت زيگزاگ حركت مي‌كند (زيگزاگ در حد يك پيكسل)

تقطيع مبتني بر رشد نواحي (Region Growing)

- هدف: نسبت دادن هر نقطه به یک ناحیه متمایز, بر اساس یک معیار شباهت.
- روشها:
  - محلي (Local)
  - سراسري (Global)
- يادآوري:
  - نقاط متصل: دو نقطه x_i و x_j را متصل مي گوييم اگر بتوان دنباله‌اي از پيكسل‌ها را كه با x_i شروع و به x_j ختم شده و هر دو پيكسل متوالي پيوسته باشند
  - ناحيه متصل: يک ناحيه متصل است اگر هر زوج پيكسل آن به هم متصل باشند.

تقطيع مبتني بر رشد نواحي

- رشد دادن ناحيه به كمک تركيب كردن نقاط
  - رشد نواحي بر اساس رشد يكسري نقاط هسته (Seed Points)
    - بر اساس يک معيار نقاط همسايه هسته به آن اضافه مي‌شود
    - روشهاي انتخاب نقاط هسته:
      - نقاط روشن
      - مركز خوشه
      - نقاط داراي رنگ خاص
    - توقف رشد نواحي: رشد ناحيه تا آنجا ادامه مي‌يابد كه همسايه جديدي نتوان براي ناحيه پيدا كرد كه معيار شباهت براي آن صادق باشد.

تقطيع مبتني بر رشد نواحي

- **رشد دادن ناحيه به كمک تركيب كردن نقاط**
  - **رشد نواحي بر اساس ذوب كردن مرزها**
    - در اين روش سعي مي شود در صورت امكان مرزهاي بين نواحي ذوب شده و نواحي در هم ادغام شوند.
    - شرطهايي براي ذوب كردن مرز بين دو ناحيه
      - مرز دو ناحيه مجاور برداشته شود اگر:

$$\frac{W}{\min(l_i, l_j)} > T_1$$

كه در آن W تعداد نقاط مرزي ضعيف واقع بر مرز مشترک دو ناحيه و l_i طول پيرامون ناحيه iام است.

- مرز دو ناحيه مجاور برداشته شود اگر:

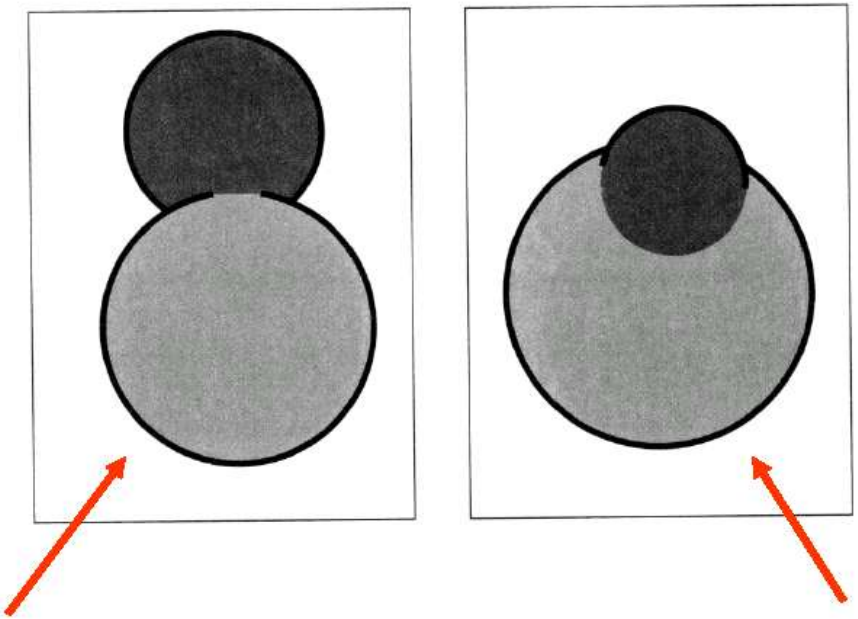
$$\frac{W}{l} > T_2$$

كه در آن l طول مرز مشترک دو ناحيه است.

- مرز دو ناحيه مجاور برداشته شود اگر:

$$W > T_3$$

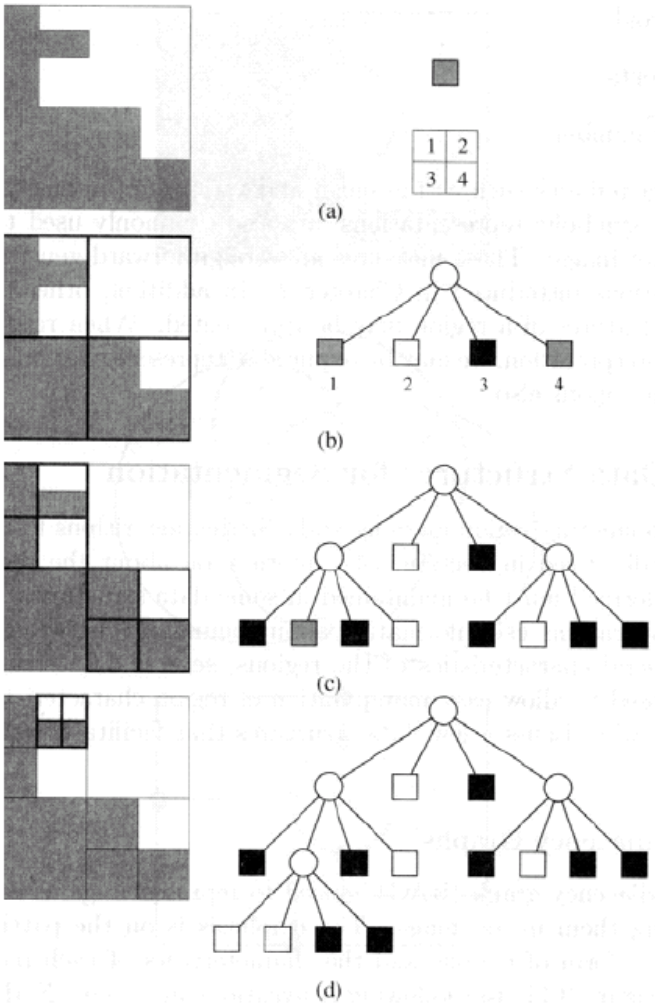
تقطيع مبتني بر رشد نواحي (ذوب كردن مرزها)



دو ناحيه بايستي ادغام شوند

دو ناحيه نبايستي ادغام شوند

تقطيع مبتني بر رشد نواحي (split and merge)



- رشد دادن ناحيه به كمک تركيب و تقسيم نواحي
  - در اين روش از يک معيار همگني استفاده مي شود:

$$\begin{cases} H(R_k) = T & \forall k \\ H(R_i \cup R_j) = F & \forall i \neq j \end{cases}$$

  - كار با تصوير اصلي شروع شده و با تقسيم هاي چهارگانه ضمن تشكيل يک درخت چهارتايي, در هر مرحله با چک كردن معيار همگني تصميم بگيريد كه آيا يک ناحيه را تقسيم كنيد يا نه

خوشه بندي (Clustering)

- پيكسل‌هاي يك تصوير را مي‌توان براساس يك معيار شباهت (در سطح خاكستري، بافت و ...) خوشه‌بندي كرد
- معيار مناسب به كاربرد وابسته است.
- دو موضوع مهم در خوشه‌بندي
  - معيار مناسب براي تعيين فاصله درون خوشه
  - تعداد خوشه‌هاي موجود

خوشه بندي

- **K-means Algorithm** (یک تکنیک تکراری است که اجازه می دهد تصویر به **k** ناحیه مجزا تقسیم شود)

1) تعداد **k** خوشه را مد نظر قرار دهید.
2) مرکز هر خوشه را تعیین کنید (میانگین خوشه)
3) هر نقطه از تصویر را در خوشه‌اي قرار دهید که مقدار پیکسل به مرکز آن نزدیکتر است
4) میانگین جدید را بدست آورید و هر نطقه از تصویر را برای قرار دادن در خوشه جدید بررسی کنید (تکرار مراحل 2 و 3)

- می توان:

1. ابتدا **k** مرکز را انتخاب نمود
2. هر پیکسل را به مرکزی (خوشه ای) اختصاص داد که کمترین فاصله اقلیدسی را به آن دارد.
3. مرکز جدید هر خوشه را از روی میانگین مقادیر پیکسل داخل آن بدست آورد.
4. مراحل 2 و3 را انقدر تکرار کرد تا هیچ پیکسلی تغییر در خوشه ایجاد نکند.

یک آلگوریتم نمونه K-means

- The aim is to minimize the within-cluster sum of squares.

$$\arg\min_{S} \sum_{i=1}^{k} \sum_{x_j \in S_i} \left\| x_j - \mu_i \right\|^2$$

- a set of observations $(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \ldots, \mathbf{x}_n)$,
- to partition n observations into k sets $(k \leq n)$ $\mathbf{S} = \{S_1, S_2, \ldots, S_k\}$
- where $\boldsymbol{\mu}_i$ is the mean of points in S_i.

یک آلگوریتم نمونه K-means

- Assignment: Assign each observation to the cluster with the closest mean:

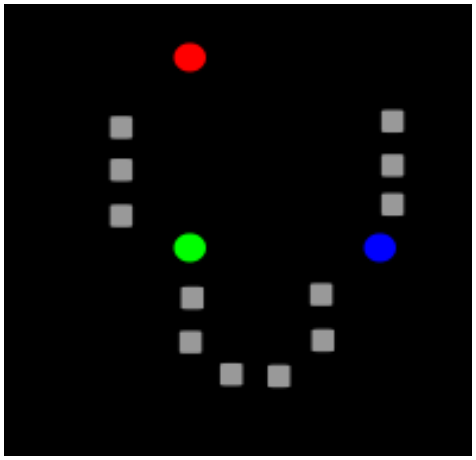
$$S_i^{(t)} = \left\{ \mathbf{x}_j : \left\| \mathbf{x}_j - \mathbf{m}_i^{(t)} \right\| \leq \left\| \mathbf{x}_j - \mathbf{m}_{i^*}^{(t)} \right\| \text{ for all } i^* = 1, \ldots, k \right\}$$

- Update step: Calculate the new means to be the centroid of the observations in the cluster.

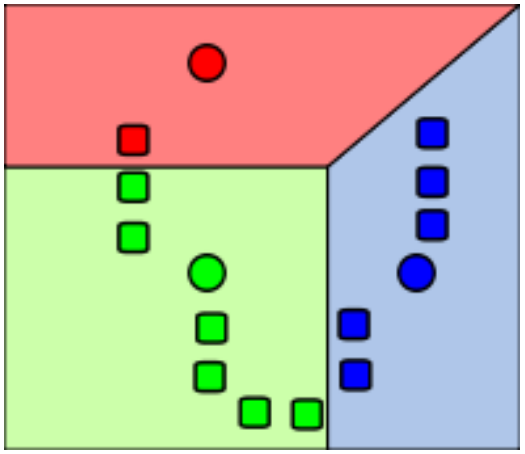
$$\mathbf{m}_i^{(t+1)} = \frac{1}{|S_i^{(t)}|} \sum_{\mathbf{x}_j \in S_i^{(t)}} \mathbf{x}_j$$

- Termination: the algorithm is deemed to have converged when the assignments no longer change.

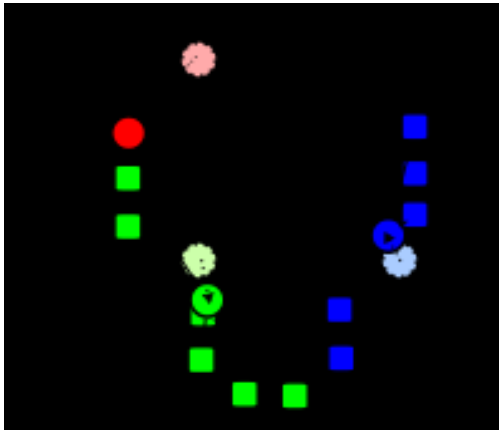
یک آلگوریتم نمونه K-means



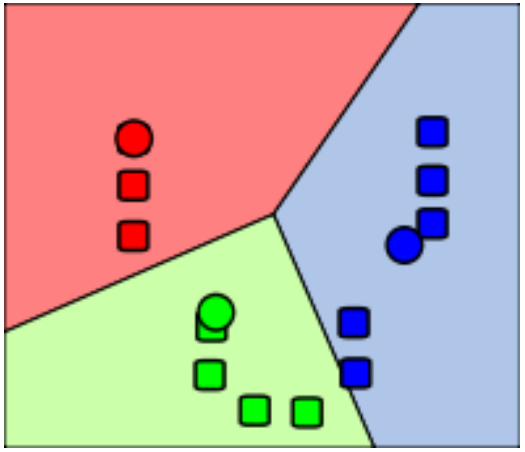
1) *k* =3 initial "means“ are randomly selected from the data.



2) *k* clusters are created by associating every observation with the nearest mean.



3) The centroid of each *k* clusters becomes the new means



4) Steps 2 and 3 are repeated until convergence has been reached

خوشه بندي

- **K-means Algorithm** (براي انتخاب چند مقدار آستانه)

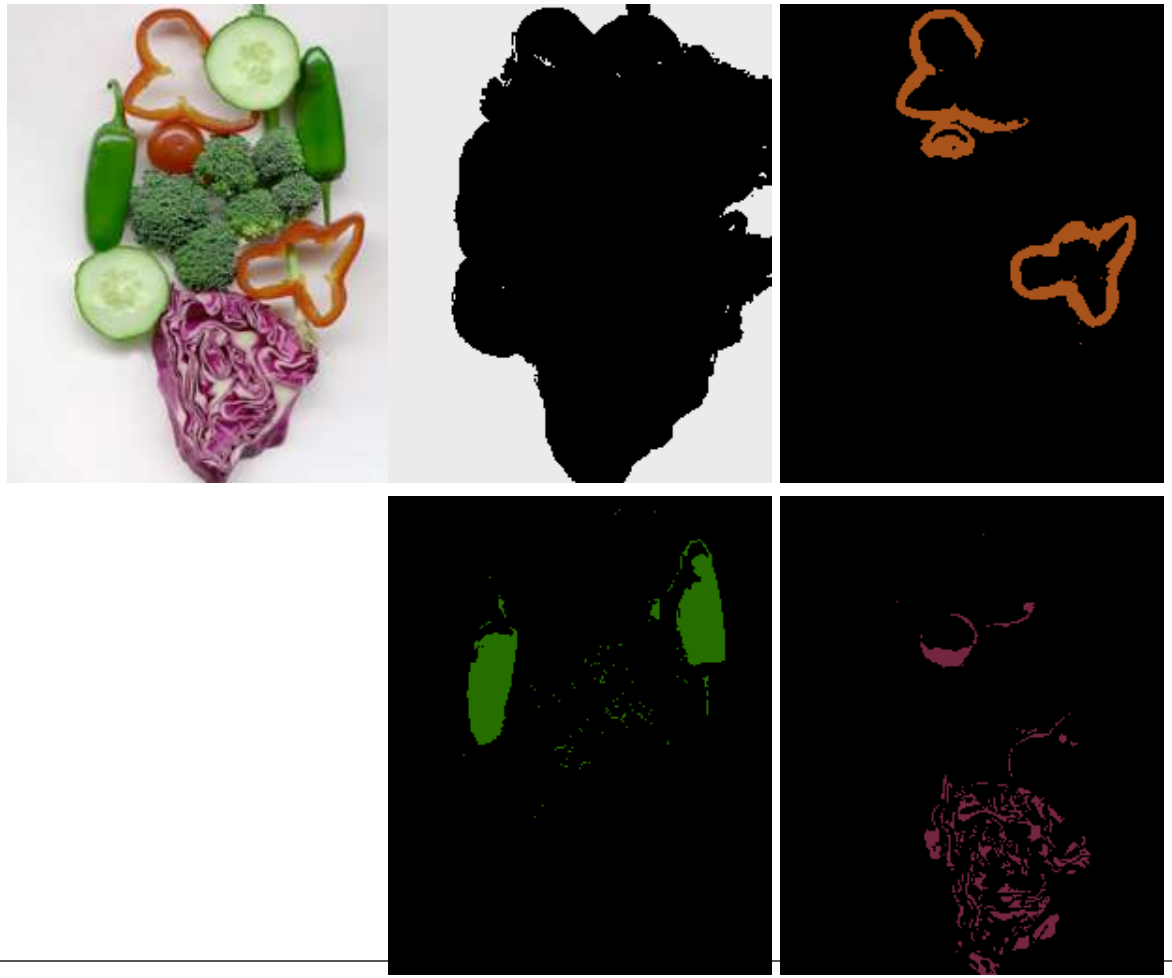
Image

Clusters on intensity

Clusters on color

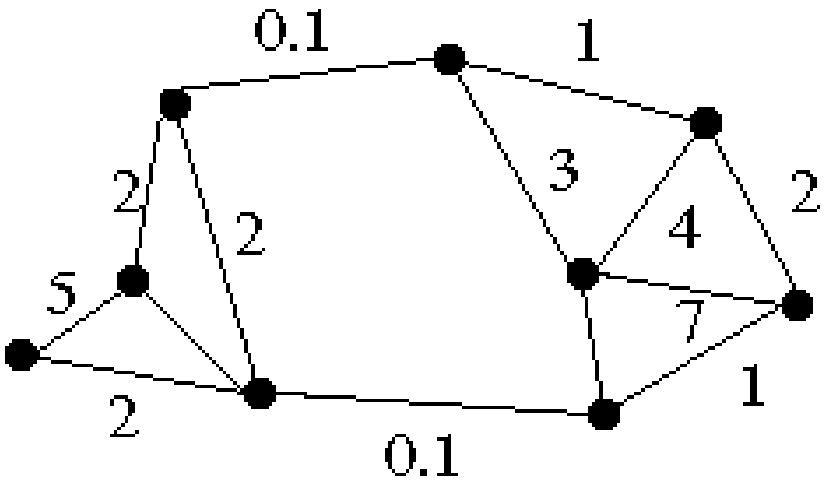
خوشه بندي

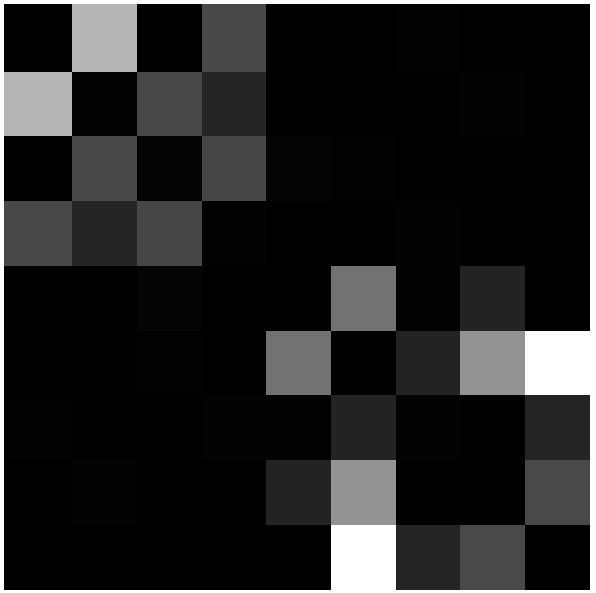
- **K-means Algorithm** با استفاده از رنگ، **11** خوشه

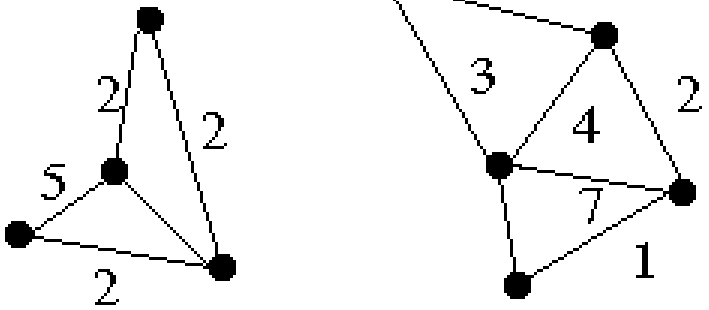


خوشه بندي مبتني بر تئوري گراف

- هر پیکسل یا گروهی از پیکسل ها به یك راس در گراف وزندار نسبت داده می شود **(Affinity Matrix)**
- وزن بزرگتر روي رابطها به معني شباهت بيشتر است
- با بريدن رابطهاي با وزن كم، اجزاي متصل به هم با وزن زياد بدست مي‌آيد

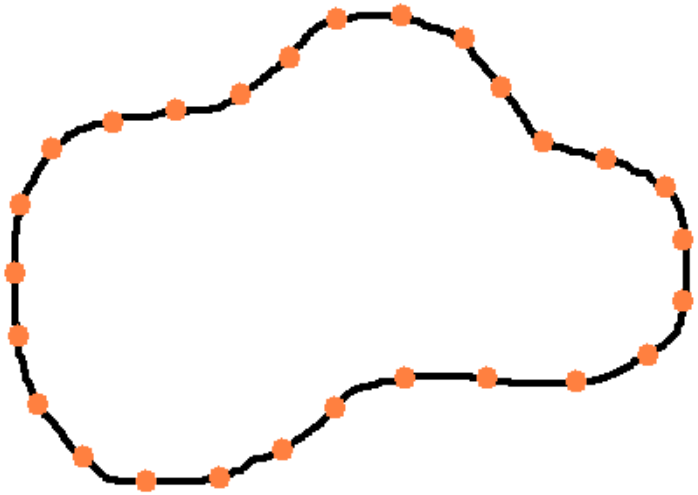






جستجو در حوالي لبه تقريبي

- همبستگي غير خطي در فضاي لبه ها
  - در اين روش مرز تقريبي را بصورت يک کليشه جامد در نظر بگيريد. کليشه را در نقاط مختلف تصوير بگذاريد. در محل تقريبي لبه, خرده لبه هايي که داراي راستاي تقريبي يکساني با کليشه بوده و ضمنا شدت آن نيز از حدي بيشتر باشد را شمارش کنيد. ميزان نقاط منطبق در هر جا از حدي بيشتر شد, آن محل را به عنوان محلي پيراموني با چنين شکلي در آن قرار دارد در نظر بگيريد



تعيين پيرامون هايي با شكل خاص – برازش (Fitting)

- روشي كه در بدو امر به ذهن مي‌رسد استفاده از كليشه است, اما مشكلاتي چون جهت, اندازه, همپوشاني اشياء و ... اين روش را دچار مشكل مي كند
- مي‌توان يك مدل پارامتريك براي بيان خرده‌لبه‌هاي تصوير در نظر گرفت
- در اينجا سعي مي شود خرده‌لبه‌ها در مدل‌هاي با پارامترهاي خاص دسته بندي شوند.
- با يك نگاه سراسري به خرده نقاط مي‌توان مسائلي چون گسستگي خرده لبه ها و همپوشاني اشياء حل نمود.

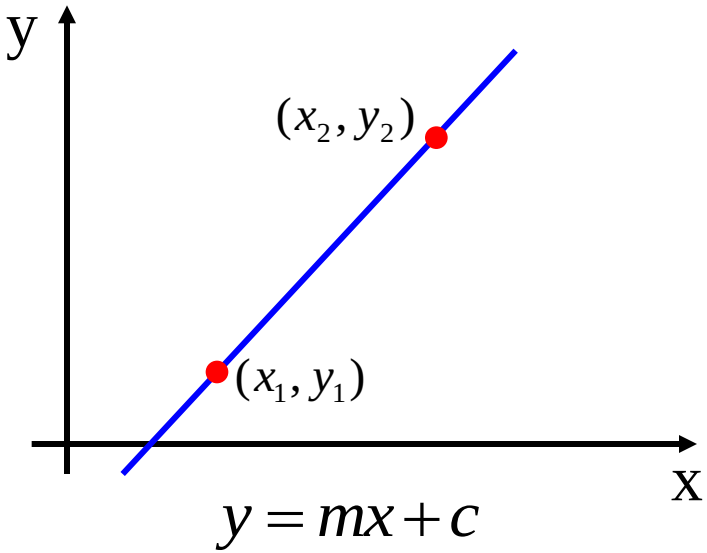
- در اينجا سه سؤال اساسي وجود دارد
  - چه شيئي (مدلي) مي تواند مجموعه‌اي از خرده لبه‌ها را بيان كند؟
  - يك خرده لبه در چند شيء (مدل با پارامترهاي مختلف) مي‌تواند قرار گيرد؟
  - چند شي وجود دارد؟

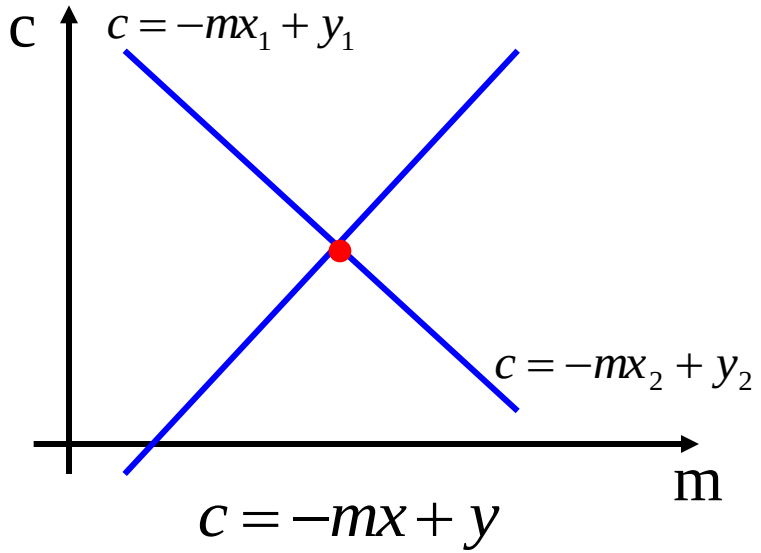
برازش و تبديل Hough

- بدنبال يافتن اشيائي هستيم كه شكل آن داراي يك مدل خاص باشد.
- با استفاده از يك مدل پارامتريك بدنبال تعيين پارامترهاي مدل هستيم
  - خط، دايره، بيضي و ...
  - خط: $y=mx+c$
  - دايره: $(x-a)^2 + (y-b)^2 = r^2$

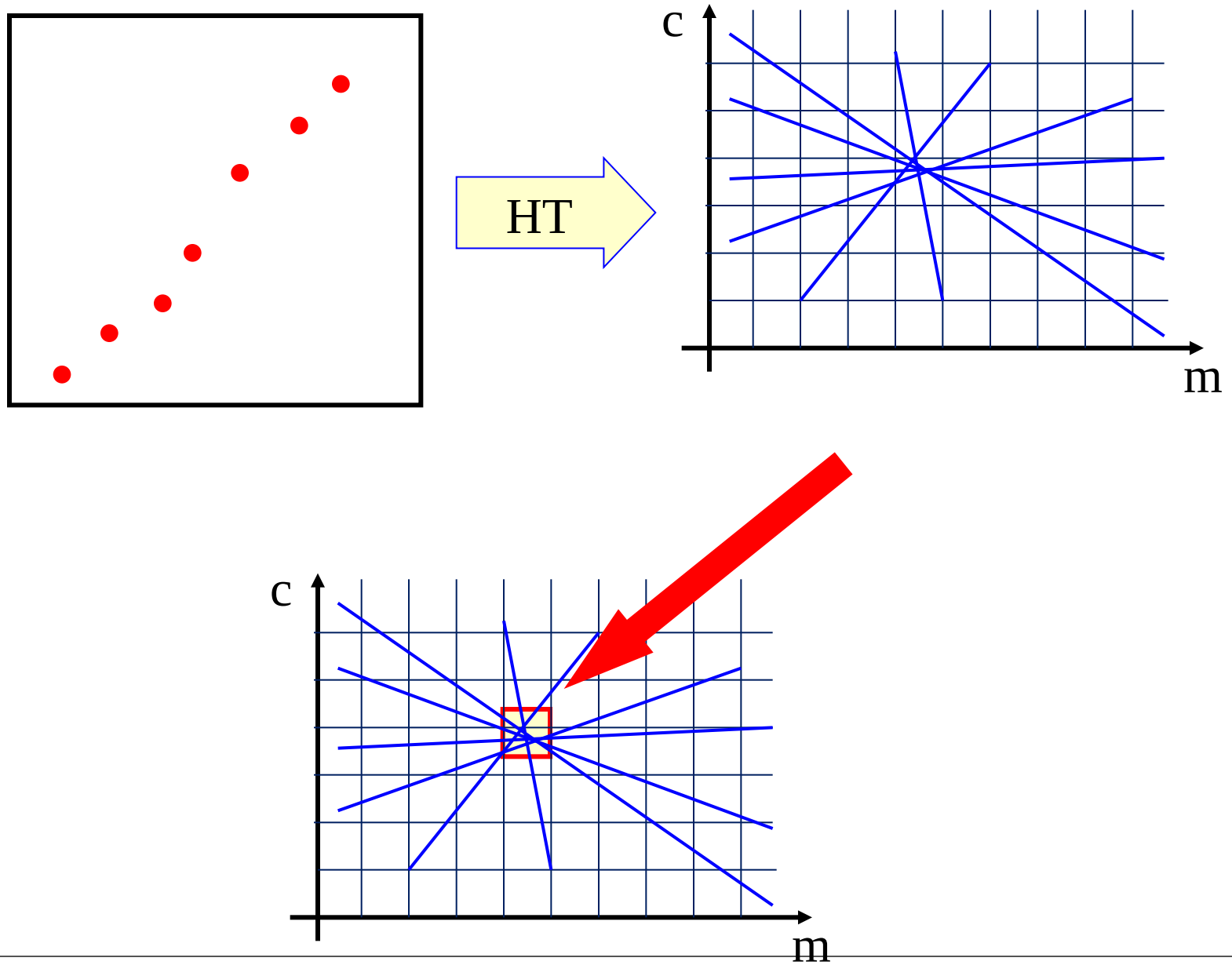
- تبديل، خرده لبه‌ها را از فضاي مكان به فضاي پارامترها مي‌برد مثلاً
  - براي خط از فضاي (x,y) به فضاي (m,c)
  - براي دايره از فضاي (x,y) به فضاي (a,b,r)

تبدیل Hough – تشخیص خط





تبدیل Hough – تشخیص خط



الگوريتم Hough براي تشخيص خط

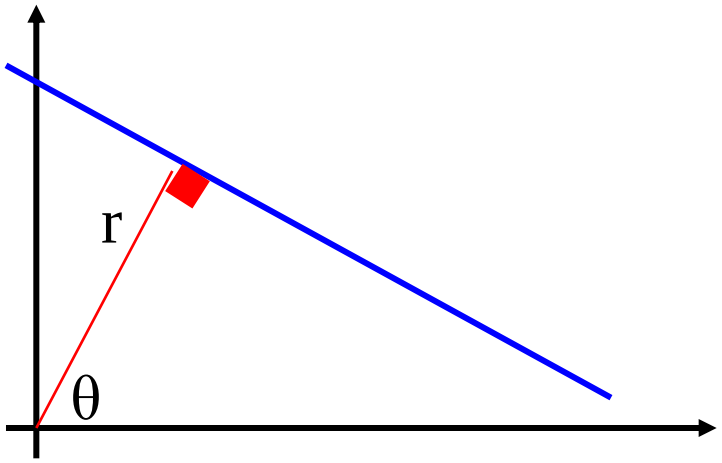
1) فضاي پارامترها را بصورت مناسبي كوانتايز كنيد
2) يك آرايه **A(m,c)** را برابر صفر كنيد
3) براي هر خرده لبه‌ي قرار گرفته در (x_1 , y_1) تمام مقادير **A(m,c)** كه در رابطة $c=-mx_1+ y_1$ صدق مي‌كنند را يك واحد افزايش دهيد
4) در آراية **A(m,c)** ماكزيمم‌هاي محلي نشان دهنده‌ي خطوط هستند
5)

الگوريتم Hough براي تشخيص خط

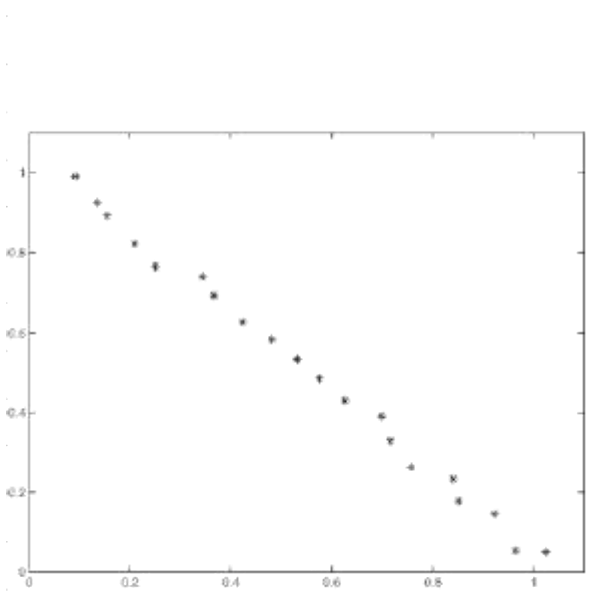
- مشكلات عملي
  - خطاي كوانتيزيشن: كوانتيزيشن درشت، قدرت تمايز خطوط را از بين مي‌برد و كوانتيزيشن ريز محاسبات زياد و انعطاف كم مي‌شود (براي تشخيص خط، انحراف نقاط نبايستي از خط زياد باشد)
  - خرده لبه‌هاي كاذب
- راه حل
  - كاهش خرده لبه‌هاي كاذب به كمك افزايش سطح آستانه در فرايند كشف خرده لبه‌ها
  - انتخاب درست ميزان گامهاي كوانتيزيشن در فضاي پارامترها (با سعي و خطا)

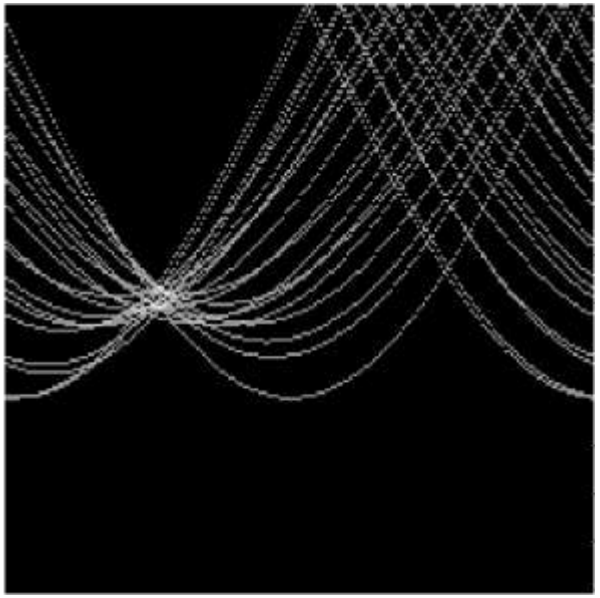
الگوريتم Hough براي تشخيص خط

- استفاده از فضاي **(m,c)** داراي اين اشكال است كه **m** مي تواند مقدار بي نهايت را شامل شود
- براي رفع اين مشكل مي توان از فضاي **(r,θ)** استفاده كرد
- بدين ترتيب هر نقطه تبديل به يك سينوس مي‌شود

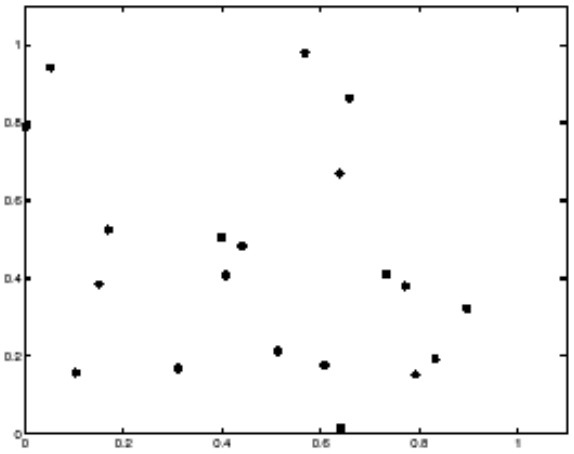


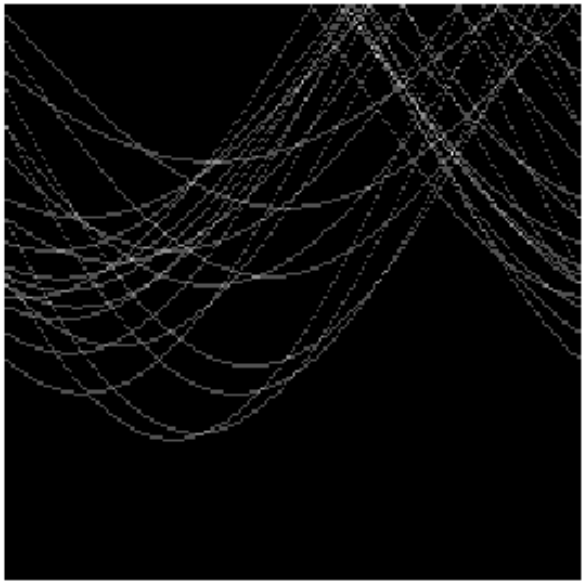
الگوريتم Hough براي تشخيص خط





در فضاي (r,θ)





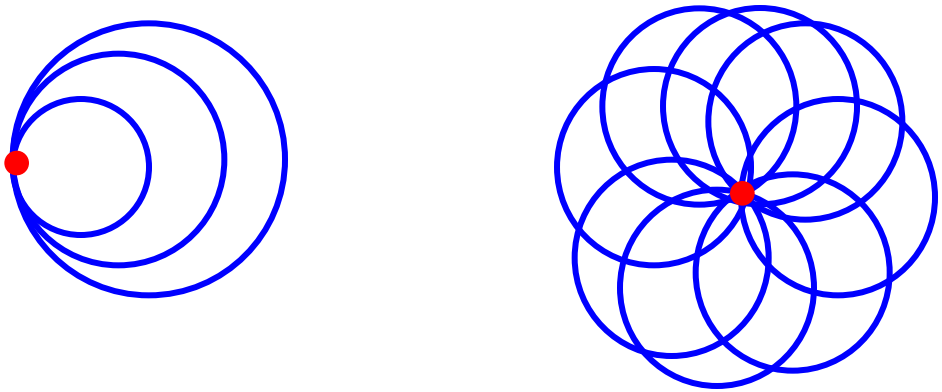
در تصوير خط وجود ندارد

الگوريتم Hough براي تشخيص خط با كمک گراديان

- براي كاهش عمليات تبديل هاف مي‌توان از اطلاعات جهت گراديان استفاده كرد:
  - ورودي: گراديان $\nabla f(x,y) = (g(x,y), \theta(x,Y))$
  - خروجي: آرايه **A(m,c)**
    - براي هر نقطه در تصوير گراديان عمليات زير انجام شود:
      - **m=tan(θ(x,y))**
      - **c= -mx+y**
      - **A(m,c)=A(m,c)+g(x,y)** كه در آن **g(x,y)** به ازاء لبه قويتر مقدار بيشتري ارائه مي‌كند
    - ماكزيمم‌هاي محلي **A(m,c)** خطهاي تصوير را مشخص مي‌كنند

الگوريتم Hough براي تشخيص دايره

- براي دايره داريم: $(x-a)^2+(y-b)^2=r^2$



- در حالت عمومي، تبديل هاف تصوير را به يك فضاي سه پارامتري **A(a,b,r)** مي برد كه كار نسبتاً مشكل است. محدود كردن مساله باعث ساده شدن مي‌شود. مثلا يافتن دايره‌هاي با شعاع خاص.

تبديل هاف

- مزايا:
  - آشكار سازي اشياء حتي در حضور نويز
  - اشياء مي‌توانند حتي همپوشاني داشته باشند
  - در مدل‌هاي با پارامتر كم بطور موثري كار مي‌كند
- معايب:
  - شكل بايستي شناخته شده باشد
  - براي اشكال پيچيده، الگوريتم بشدت كند است
  - اشكال پيچيده به فضاهايي با ابعاد بزرگ تبديل مي‌شوند