



Jundi Shapur
University of Technology

پردازش تصاویر رقومی
فصل هشتم: قطعه‌بندی تصویر

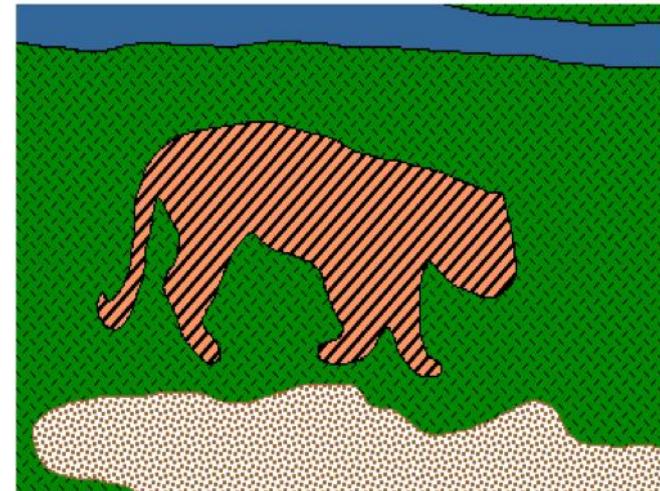
Nurollah Tatar
Digital Image Processing
2021

فهرست مطالب

- مقدمه
- روش‌های مبتنی بر حدآستانه
- روش‌های ناحیه-مبدا
- روش‌های خوشبندی
- روش‌های مبتنی بر توزیع چگالی
- سوپر پیکسل
- تمرین

مقدمه

- قطعه‌بندی یک تصویر عبارت است از تفکیک و جداسازی تصویر به نواحی همگن.
- منظور از نواحی همگن آن دسته از پیکسل‌هایی است که متعلق به یک شی منحصر به فرد باشند.



مقدمه



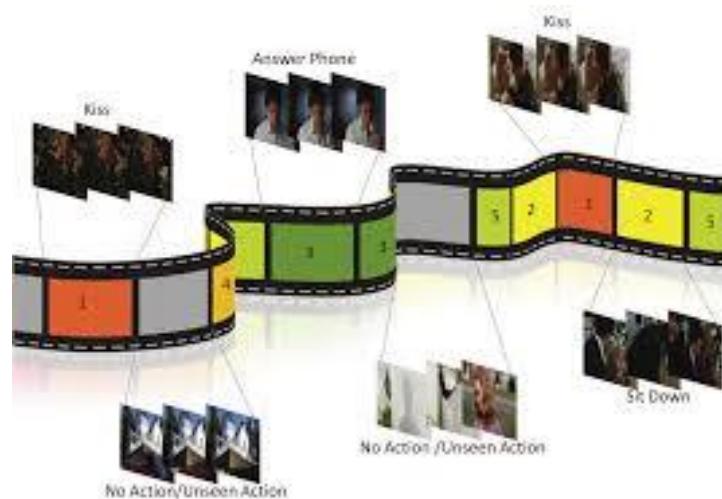
- در قطعه‌بندی تصویر، نواحی همگن یک بر چسب واحد خواهند داشت؛ به عبارتی مقدار درجه خاکستری پیکسل‌های همگن در یک تصویر قطعه‌بندی شده، یک مقدار ثابت خواهد بود.
- لذا حجم تصاویر قطعه‌بندی شده از تصویر اولیه کمتر است.
- اگرچه اساسی ترین ویژگی برای قطعه‌بندی یک تصویر در جات خاکستری آن هستند؛ اما لبه‌ها و اطلاعات بافتی نیز در برخی الگوریتم‌ها به کار گرفته می‌شوند.

مقدمه

- در قطعه‌بندی، تصویر ورودی به قطعات کوچکتری تقسیم می‌شود و به رابطه بین قطعات با هم توجه نمی‌شود.
- علاوه براینکه تصویر قطعه‌بندی شده می‌تواند به عنوان خروجی نهایی معرفی شود؛ اما کاربردهای متعددی وجود دارد که قطعه‌بندی یکی از پیش مراحل آن است.
- قطعه‌بندی یکی از سنگین‌ترین و پیچیده‌ترین مباحث پردازش تصویر است که تاکنون به طور کامل حل نشده است!

مقدمه

- قطعه‌بندی در واقع گروه‌بندی مولفه‌های مشابه است؛ این مولفه می‌تواند پیکسل‌های یک تصویر یا فریم‌های یک ویدیو باشد.
- البته قطعه‌بندی فریم‌های یک ویدیو هدف این فصل نخواهد بود.



- مزایای قطعه‌بندی ویدیو کاهش حجم فایل ویدیویی دسته‌بندی راحت‌تر ویدیو جستجوی بهینه‌تر در ویدیو

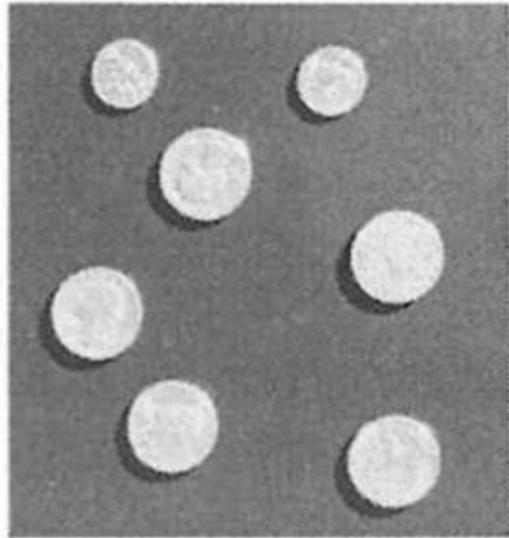
مقدمه



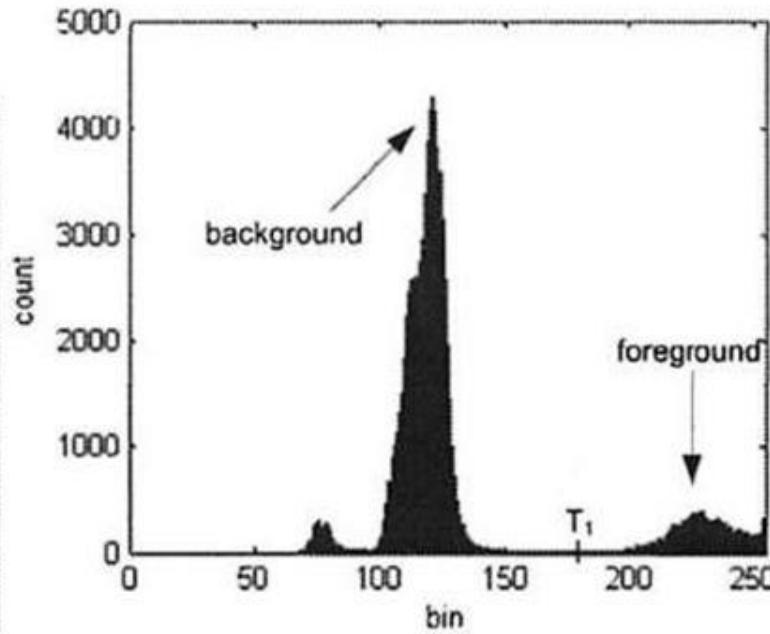
- از جمله کاربردهای قطعه‌بندی می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:
 - در تصاویر پزشکی: شناسایی تومور یا رگ
 - در تصاویر هواپی و ماهواره ای : شناسایی تارگت، جداسازی پوشش‌های مختلف کاربری و ...
 - در تصاویر رانندگی اتوماتیک: شناسایی عابرین پیاده و وسائل نقلیه
 - در دوربین‌های نظارتی: شناسایی افراد
 - همچنین خلاصه‌سازی ویدیو

روش‌های مبتنی بر حد آستانه

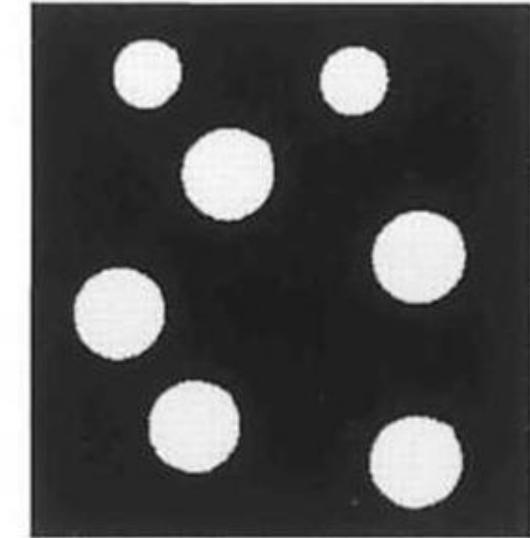
- یکی از ساده‌ترین روش‌های قطعه‌بندی آستانه‌گذاری بر روی درجات خاکستری برای جداسازی شی از پس‌زمینه است.



تصویر اولیه



هیستوگرام تصویر اولیه



تصویر قطعه‌بندی شده

روش‌های مبتنی بر حدآستانه

- در این میان روش Otsu یکی از قدیمی‌ترین و کارآمدترین روش‌های جداسازی پس زمینه از تصویر می‌باشد.
- هدف اصلی این روش پیدا کردن حدآستانه‌ای است که با آن بتوان داده اولیه را به دو کلاس تقسیم کرد به گونه‌ای که واریانس هر کلاس کمترین مقدار را داشته باشد.
- علاوه بر کاهش واریانس هر کلاس به دنبال افزایش واریانس بین کلاسی نیز می‌باشد.

روش‌های مبتنی بر حدآستانه

Otsu ۰ ثابت می‌کند برای تحقق اهداف فوق کافی است مراحل

زیر دنبال شوند:

1. محاسبه هیستوگرام وتابع توزیع احتمال
2. محاسبه میانگین کل داده (μ_T)
3. به ازای هر حدآستانه ممکن (k) مقادیر زیر محاسبه می‌شوند
 - وزن کلاس اول ($\omega(k)$) (از ابتدا تا حدآستانه K آم)
 - میانگین کلاس اول ($\mu(k)$) (از ابتدا تا حدآستانه K آم)
 - محاسبه واریانس بین کلاسی ($\sigma_B^2(k)$)
4. پیدا کردن محل بیشینه واریانس بین کلاسی

روش‌های مبتنی بر حد آستانه

$$\sigma_B^2(k) = \frac{[\mu_T \omega(k) - \mu(k)]^2}{\omega(k)[1 - \omega(k)]}$$

- رابطه واریانس بین کلاسی

- که در آن μ_T , $\omega(k)$ و $\mu(k)$ به ترتیب میانگین کل داده‌ها،

وزن کلاس اول و میانگین کلاس اول نسبت به کل می‌باشد.

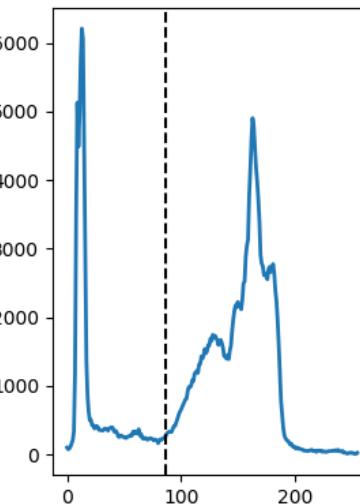
$$\mu_T = \sum_{i=1}^n i \cdot P(i) \quad \omega(k) = \sum_{i=1}^k P(i) \quad \mu(k) = \sum_{i=1}^k i \cdot P(i)$$

- بیانگرتابع توزیع احتمال داده‌هاست که از روی هیستوگرام $P(i)$

$P(i) = \frac{h(i)}{N}$ تقسیم بر تعداد کل (N) بدست آمده است.

روش‌های مبتنی بر حدآستانه

- براساس این روش حدآستانه جایی است که واریانس بین کلاسی بیشترین مقدار را داشته باشد.
- لذا حدآستانه‌ای که مقدار واریانس بین کلاسی برای آن بیشینه باشد به عنوان حدآستانه نهایی انتخاب می‌شود.



روش‌های مبتنی بر حدآستانه

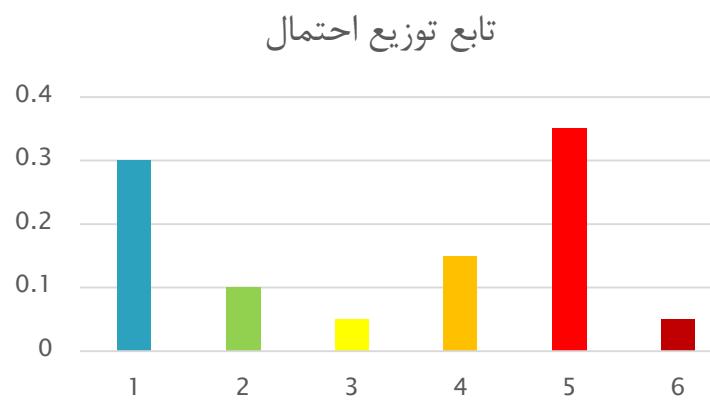
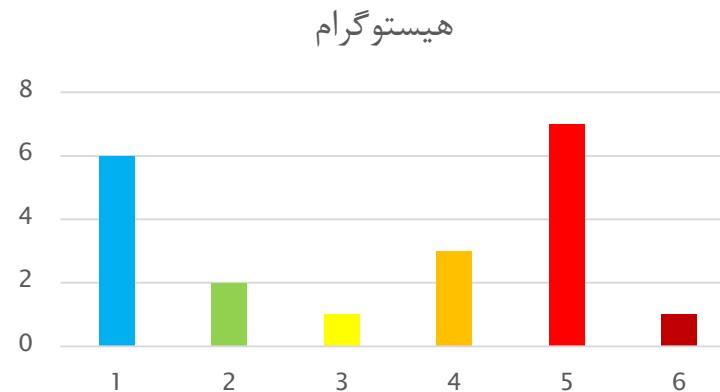
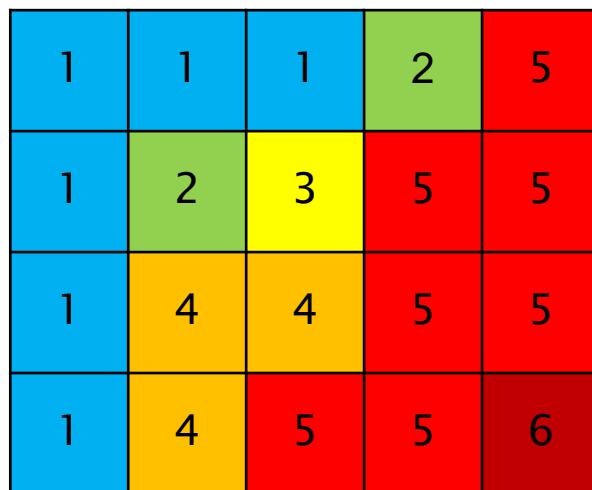
- مثال: فرض کنید ماتریس 4×5 زیر تصویر ورودی است. با استفاده از روش Otsu حدآستانه بهینه را برای آن بیابید.

1	1	1	2	5
1	2	3	5	5
1	4	4	5	5
1	4	5	5	6

4×5

روش‌های مبتنی بر حد آستانه

- حل: در ابتدا هیستوگرام و تابع توزیع احتمال محاسبه می‌شوند



روش‌های مبتنی بر حدآستانه

$$k = 1$$

- ادامه حل مثال قبل:
- چنانچه فرض می‌شود، حدآستانه عدد ۱ می‌باشد، برای این

$$\omega(k) = \sum_{i=1}^k P(i)$$

مقدار واریانس بین کلاسی برابر است با:
تابع توزیع احتمال

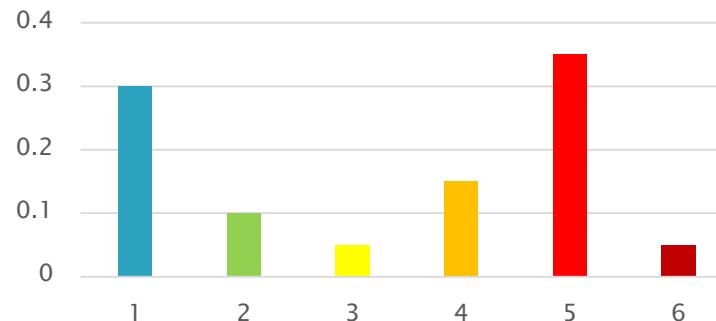
$$\mu(k) = \sum_{i=1}^k i \cdot P(i)$$

$$\mu_T = \sum_{i=1}^6 i \cdot P(i) = 3.35$$

$$\mu(1) = 0.3$$

$$\omega(1) = 0.3$$

$$\sigma_B^2(k) = \frac{[\mu_T \omega(k) - \mu(k)]^2}{\omega(k)[1 - \omega(k)]} \Rightarrow \sigma_B^2(1) = \frac{[3.35 \times 0.3 - 0.3]^2}{0.3 \times [1 - 0.3]} = 2.37$$



روش‌های مبتنی بر حدآستانه

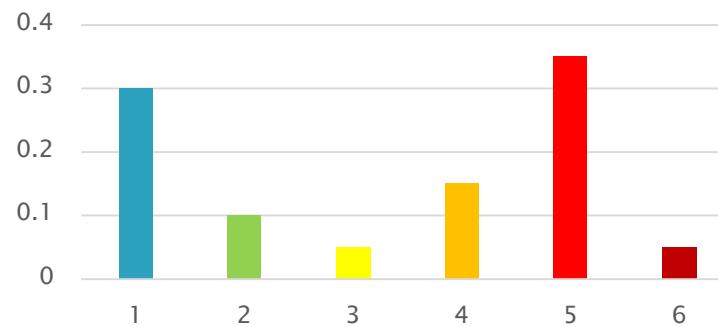
$$k = 2$$

- ادامه حل مثال قبل:
- چنانچه فرض می‌شود، حدآستانه عدد ۲ می‌باشد، برای این

$$\omega(k) = \sum_{i=1}^k P(i)$$

مقدار واریانس بین کلاسی برابر است با:

تابع توزیع احتمال



$$\mu(2) = 0.3 + 0.1 = 0.4$$

$$\omega(2) = 0.3 + 0.05 = 0.35$$

$$\sigma_B^2(k) = \frac{[\mu_T \omega(k) - \mu(k)]^2}{\omega(k)[1 - \omega(k)]} \Rightarrow \sigma_B^2(2) = \frac{[3.35 \times 0.35 - 0.4]^2}{0.35 \times [1 - 0.35]} = 2.62$$

روش‌های مبتنی بر حدآستانه

$$k = 3$$

- ادامه حل مثال قبل:
- چنانچه فرض می‌شود، حدآستانه عدد ۳ می‌باشد، برای این

$$\omega(k) = \sum_{i=1}^k P(i)$$

مقدار واریانس بین کلاسی برابر است با:

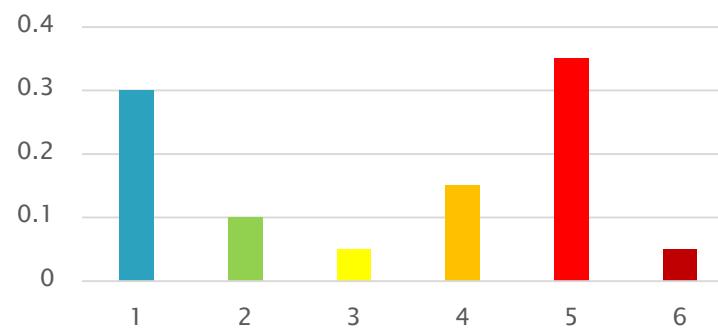
$$\mu(k) = \sum_{i=1}^k i \cdot P(i)$$

$$\mu_T = \sum_{i=1}^6 i \cdot P(i) = 3.35$$

$$\mu(3) = 0.3 + 0.1 + 0.3 = 0.7$$

$$\omega(3) = 0.3 + 0.05 + 0.1 = 0.45$$

$$\sigma_B^2(k) = \frac{[\mu_T \omega(k) - \mu(k)]^2}{\omega(k)[1 - \omega(k)]} \Rightarrow \sigma_B^2(3) = \frac{[3.35 \times 0.45 - 0.7]^2}{0.45 \times [1 - 0.45]} = 2.63$$



روش‌های مبتنی بر حدآستانه

$$k = 4$$

- ادامه حل مثال قبل:
- چنانچه فرض می‌شود، حدآستانه عدد ۴ می‌باشد، برای این

$$\omega(k) = \sum_{i=1}^k P(i)$$

مقدار واریانس بین کلاسی برابر است با:

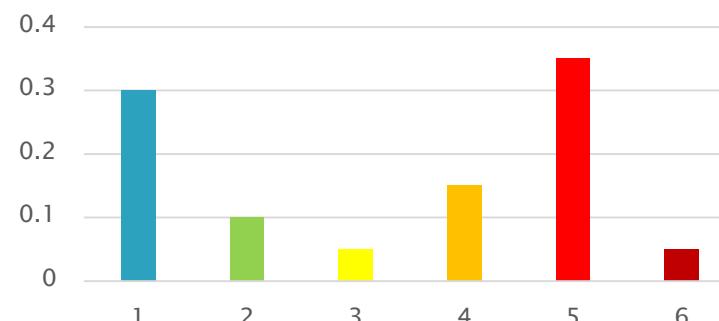
$$\mu(k) = \sum_{i=1}^k i \cdot P(i)$$

$$\mu_T = \sum_{i=1}^6 i \cdot P(i) = 3.35$$

$$\mu(4) = 0.3 + 0.1 + 0.3 + 0.6 = 1.3$$

$$\omega(4) = 0.3 + 0.05 + 0.1 + 0.15 = 0.6$$

$$\sigma_B^2(k) = \frac{[\mu_T \omega(k) - \mu(k)]^2}{\omega(k)[1 - \omega(k)]} \Rightarrow \sigma_B^2(4) = \frac{[3.35 \times 0.6 - 1.3]^2}{0.6 \times [1 - 0.6]} = 2.1$$



روش‌های مبتنی بر حدآستانه

$$k = 5$$

- ادامه حل مثال قبل:
- چنانچه فرض می‌شود، حدآستانه عدد ۵ می‌باشد، برای این

$$\omega(k) = \sum_{i=1}^k P(i)$$

مقدار واریانس بین کلاسی برابر است با:

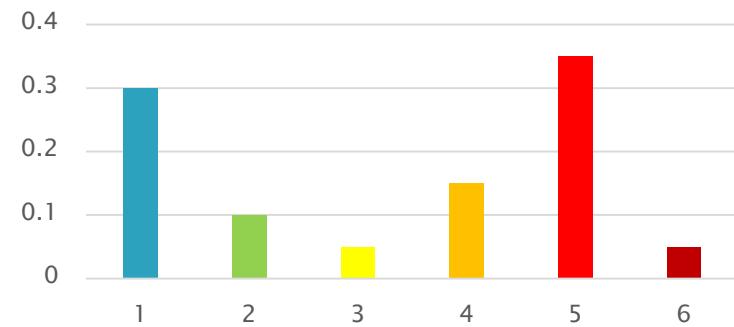
$$\mu(k) = \sum_{i=1}^k i \cdot P(i)$$

$$\mu_T = \sum_{i=1}^6 i \cdot P(i) = 3.35$$

$$\mu(5) = 0.3 + 0.1 + 0.3 + 0.6 + 1.75 = 3.05$$

$$\omega(5) = 0.3 + 0.05 + 0.1 + 0.15 + 0.25 = 0.95$$

$$\sigma_B^2(k) = \frac{[\mu_T \omega(k) - \mu(k)]^2}{\omega(k)[1 - \omega(k)]} \Rightarrow \sigma_B^2(5) = \frac{[3.35 \times 0.95 - 3.05]^2}{0.95 \times [1 - 0.95]} = 0.37$$



روش‌های مبتنی بر حدآستانه

$$k = 6$$

- ادامه حل مثال قبل:
- چنانچه فرض می‌شود، حدآستانه عدد ۶ می‌باشد، برای این

$$\omega(k) = \sum_{i=1}^k P(i)$$

مقدار واریانس بین کلاسی برابر است با:

تابع توزیع احتمال

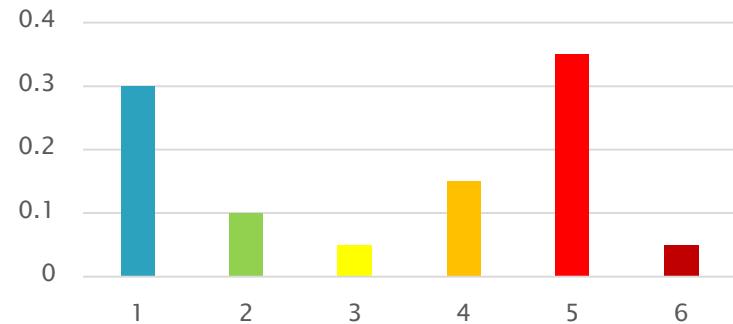
$$\mu(k) = \sum_{i=1}^k i \cdot P(i)$$

$$\mu_T = \sum_{i=1}^6 i \cdot P(i) = 3.35$$

$$\mu(6) = 0.3 + 0.1 + 0.3 + 0.6 + 1.75 + 0.3 = 3.35$$

$$\omega(6) = 0.3 + 0.05 + 0.1 + 0.15 + 0.25 + 0.05 = 1$$

$$\sigma_B^2(k) = \frac{[\mu_T \omega(k) - \mu(k)]^2}{\omega(k)[1 - \omega(k)]} \Rightarrow \sigma_B^2(6) = \frac{[3.35 \times 1 - 3.05]^2}{1 \times [1 - 1]} = 0$$



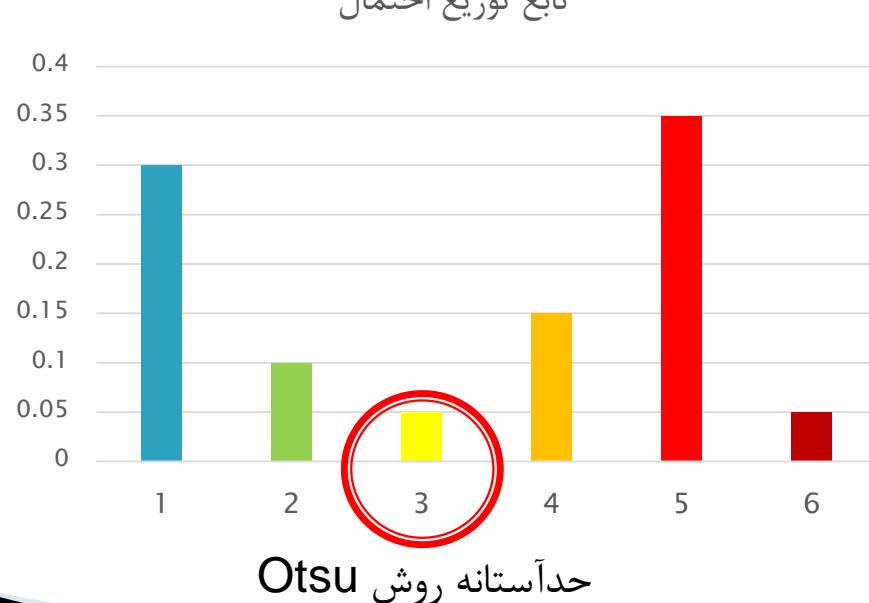
روش‌های مبتنی بر حد آستانه

- ادامه حل مثال قبل:
- پس از محاسبه واریانس بین کلاسی برای همه حد آستانه‌های ممکن، حد آستانه‌ای که بیشترین واریانس بین کلاسی را داشته باشد، حد آستانه بهینه می‌باشد؛ که در این مثال عدد ۳ حد آستانه بهینه بدست می‌آید.

حد آستانه	$T=1$	$T=2$	$T=3$	$T=4$	$T=5$	$T=6$
واریانس بین کلاسی	2.37	2.62	2.63	2.1	0.37	0

روش‌های مبتنی بر حدآستانه

- با نگاه به تابع توزیع احتمال به خوبی می‌توان صحت این روش مبنی بر حدآستانه‌ی عدد ۳ برای جداسازی پس زمینه از زمینه را تایید کرد.

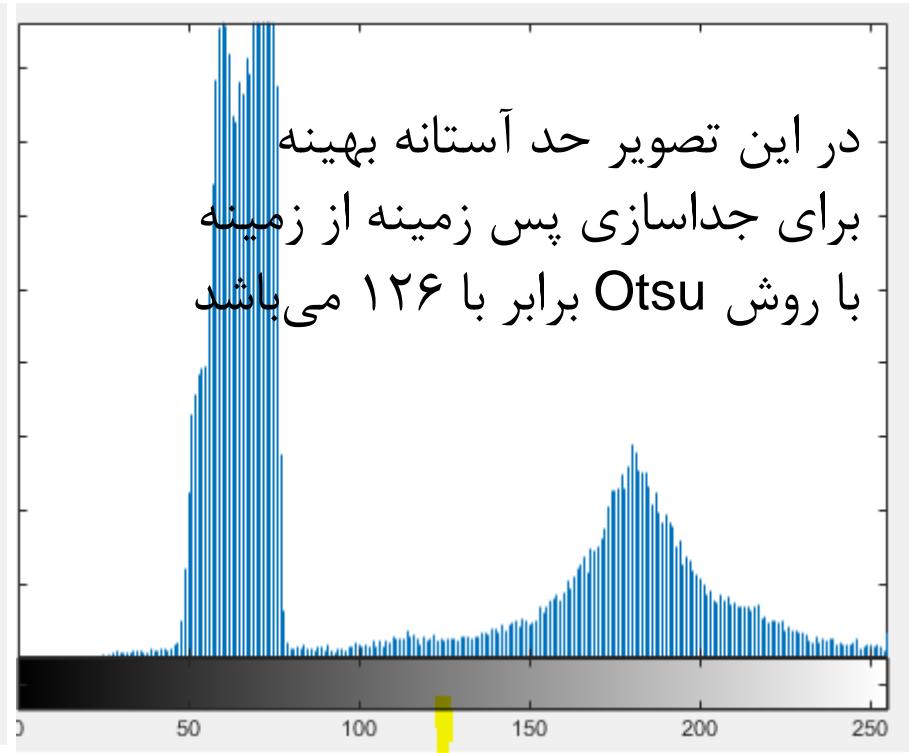


روش‌های مبتنی بر حد آستانه

- مثال: تصویر coins.png



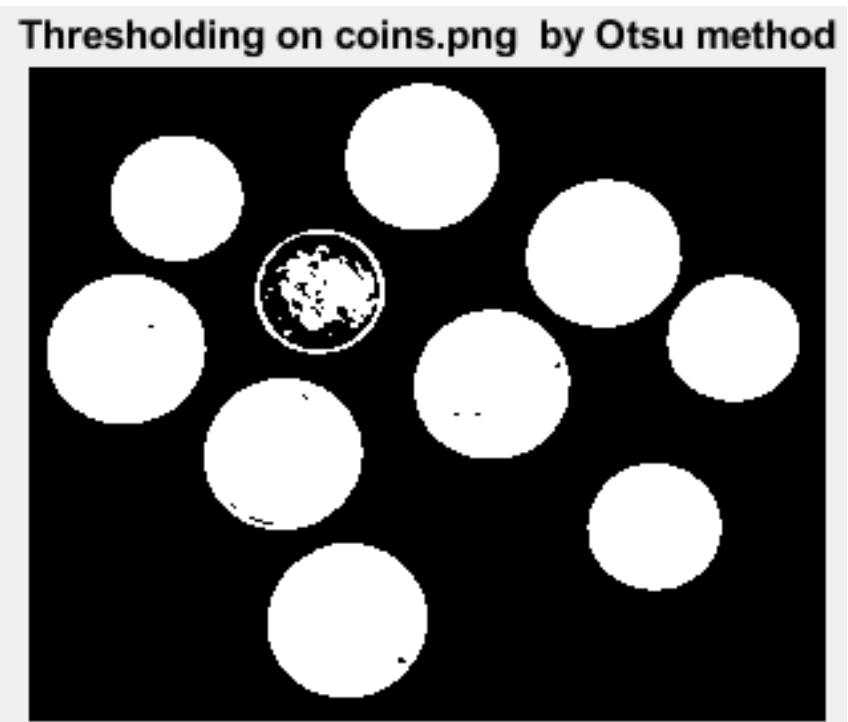
تصویر اولیه



هیستوگرام تصویر

روش‌های مبتنی بر حد آستانه

- قطعه بندی تصویر با روش آستانه گذاری اتوماتیک Otsu.



روش‌های مبتنی بر حد آستانه

Original

Region-based segmentation

Let us first determine markers of the coins and the background. These markers are pixels that we can label unambiguously as either object or background. Here, the markers are found at the two extreme parts of the histogram of grey values:

```
>>> markers = np.zeros_like(coins)
```

Li

Region-based segmentation

Let us first determine markers of the coins and the background. These markers are pixels that we can label unambiguously as either object or background. Here, the markers are found at the two extreme parts of the histogram of grey values:

```
>>> markers = np.zeros_like(coins)
```

Minimum

Region-based segmentation

Let us first determine markers of the coins and the background. These markers are pixels that we can label unambiguously as either object or background. Here, the markers are found at the two extreme parts of the histogram of grey values:

Triangle

Region-based segmentation

Let us first determine markers of the coins and the background. These markers are pixels that we can label unambiguously as either object or background. Here, the markers are found at the two extreme parts of the histogram of grey values:

Isodata

Region-based segmentation

Let us first determine markers of the coins and the background. These markers are pixels that we can label unambiguously as either object or background. Here, the markers are found at the two extreme parts of the histogram of grey values:

```
>>> markers = np.zeros_like(coins)
```

Mean

Region-based segmentation

Let us first determine markers of the coins and the background. These markers are pixels that we can label unambiguously as either object or background. Here, the markers are found at the two extreme parts of the histogram of grey values:

```
>>> markers = np.zeros_like(coins)
```

Otsu

Region-based segmentation

Let us first determine markers of the coins and the background. These markers are pixels that we can label unambiguously as either object or background. Here, the markers are found at the two extreme parts of the histogram of grey values:

```
>>> markers = np.zeros_like(coins)
```

Yen

Region-based segmentation

Let us first determine markers of the coins and the background. These markers are pixels that we can label unambiguously as either object or background. Here, the markers are found at the two extreme parts of the histogram of grey values:

```
>>> markers = np.zeros_like(coins)
```

- روش آستانه گذاری

روش Otsu در تصاویر با

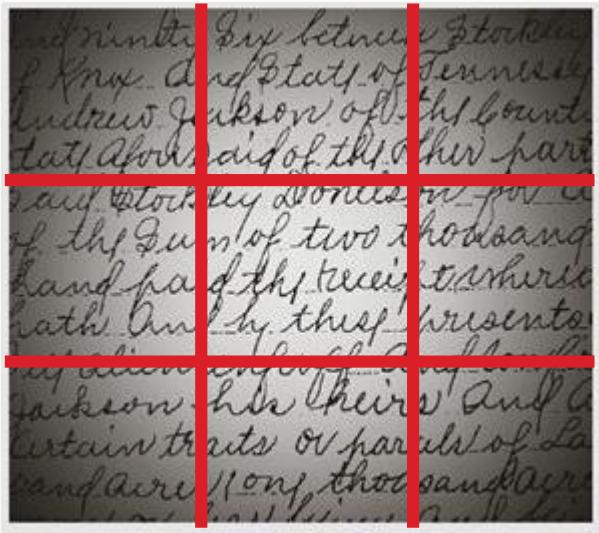
پس زمینه

غیریکنواخت نتیجه

مطلوبی ارائه نمی

دهد.

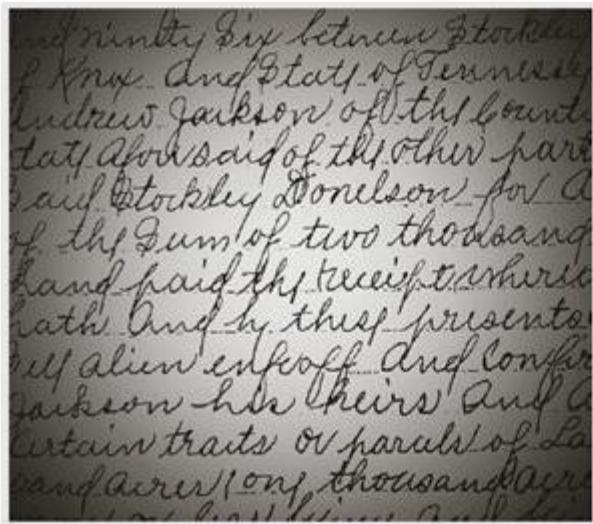
روش‌های مبتنی بر حدآستانه



- آستانه‌گذاری با پنجره متحرک :
- در این روش تصویر ورودی به چند قسمت تقسیم می‌شود و در هر قسمت با الگوریتم Otsu حدآستانه بهینه محاسبه می‌شود.
- در پایان برای هر قسمت حدآستانه خودش اعمال می‌شود.
- در بعضی موارد میانگین همه حدآستانه‌ها، حدآستانه نهایی است.

روش‌های مبتنی بر حد آستانه

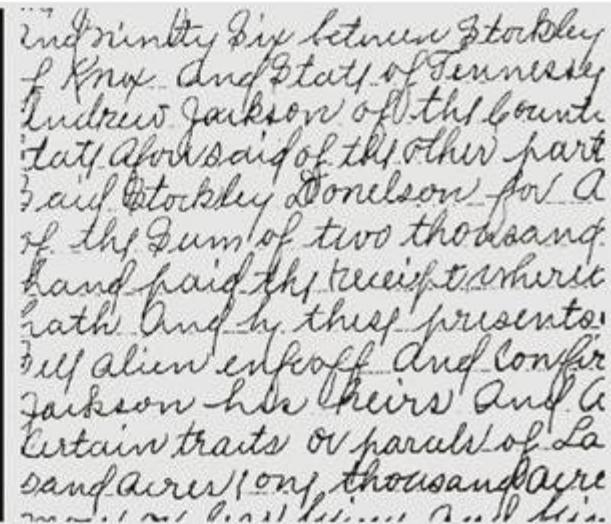
- برای آستانه‌گذاری بر تصاویر پس زمینه غیریکنواخت، به کارگیری پنجره متحرک پیشنهاد شده است.



Input image



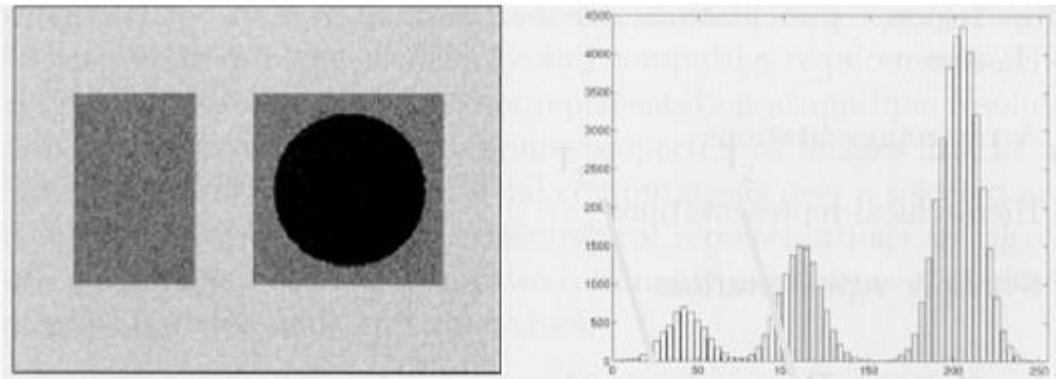
Global thresholding
using Otsu's method



Local thresholding
with moving average

روش‌های مبتنی بر حدآستانه

- روش Otsu برای حدآستانه دوگانه:
- منظور از حدآستانه دوگانه، پیدا کردن دو حدآستانه برای قطعه‌بندی تصاویر سه کلاسه می‌باشد. به عبارتی تصاویری که هیستوگرام آنها سه قله دارد.



روش‌های مبتنی بر حدآستانه

- روش Otsu برای حدآستانه دوگانه:
- برای این کار همان روش Otsu در حالت دو کلاسه، بسط داده می‌شود. به عبارتی موقعیتی که واریانس بین کلاسی در آنجا بیشترین مقدار را داشته باشد به عنوان حدآستانه‌های بهینه

$$\sigma_B^2(t_1, t_2) = \frac{[\mu_T \omega(t_1) - \mu(t_1)]^2}{\omega(t_1)[1 - \omega(t_1)]} + \frac{[\mu_T \omega(t_2) - \mu(t_2)]^2}{\omega(t_2)[1 - \omega(t_2)]}$$

انتخاب می‌شوند.

$$\omega(t_1) = \sum_{i=1}^{t_1} P(i) \quad \mu(t_1) = \sum_{i=1}^{t_1} i \cdot P(i) \quad \omega(t_2) = \sum_{i=t_1}^{t_2} P(i) \quad \mu(t_2) = \sum_{i=t_1}^{t_2} i \cdot P(i)$$

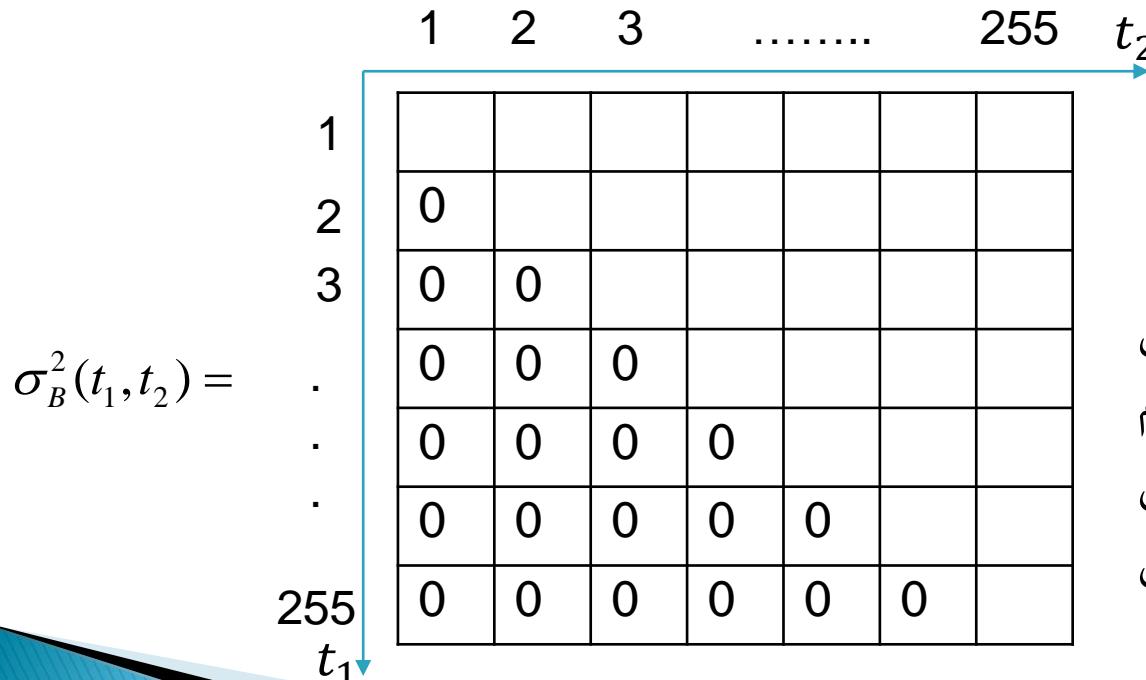
روش‌های مبتنی بر حدآستانه

- روش Otsu برای حدآستانه دوگانه:
- از آنجا که برای تعیین حدآستانه‌ها باید به ازای تمام حدآستانه‌های ممکن، واریانس بین کلاسی محاسبه شود، خروجی حاصل از روش Otsu برای تصاویر سه کلاسه یک ماتریس دو بعدی خواهد بود.
- به عبارتی واریانس بین کلاسی یک ماتریس دو بعدی خواهد بود.

روش‌های مبتنی بر حدآستانه

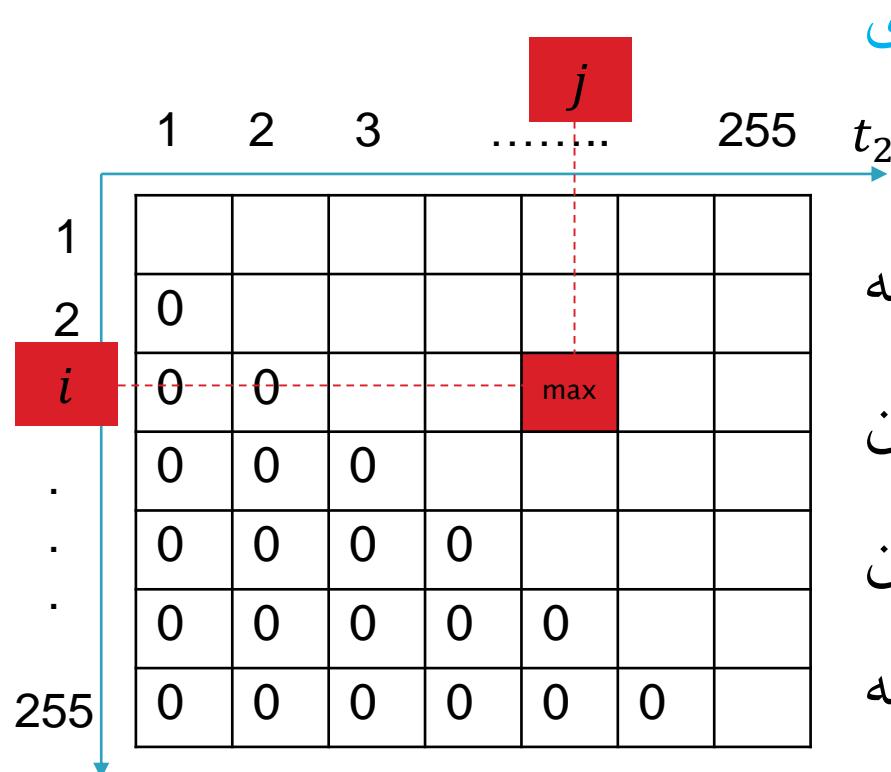
- روش Otsu برای حدآستانه دوگانه:

- واریانس بین کلاسی در حالت حدآستانه دوگانه Otsu



از آنجا که حدآستانه اول از حدآستانه دوم کوچکتر است، ماتریس مربوط به واریانس بین کلاسی، بالا مثلثی است.

روش‌های مبتنی بر حدآستانه



برای

Otsu

روش

حدآستانه دوگانه:

- در حالت حدآستانه دو گانه شماره سطر و ستون ماتریس واریانس بین کلاسی به ترتیب حدآستانه اول و دوم می‌باشند.

$$T_2 = j$$

$$T_1 = i$$

روش‌های مبتنی بر حدآستانه

5

1.2	2.1	2.1	2.3	2.4	2.2
0	1.9	2	2.5	2.9	2.3
0	0	2.9	3.7	3.9	3.0
0	0	0	3.1	3.3	2.8
0	0	0	0	2.5	2.1
0	0	0	0	0	1.6

3

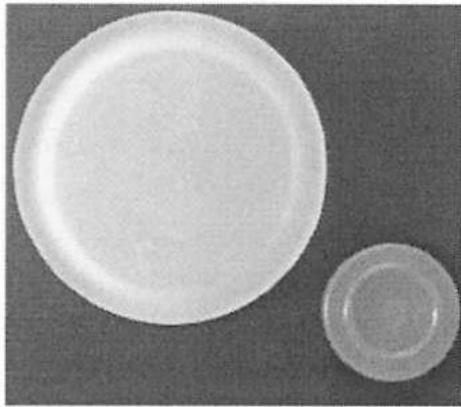
- روش Otsu برای حدآستانه دوگانه:
- مثال: ماتریس واریانس بین کلاسی یک تصویر سه کلاسه به صورت روبروست. حدآستانه‌های روش Otsu را بیابید.

$$T_2 = 5$$

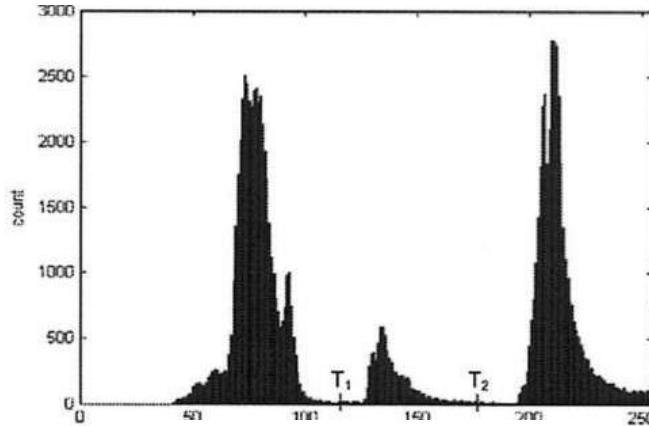
$$T_1 = 3$$

جواب: از آنجا که مقدار بیشنه ماتریس واریانس بین کلاسی ۳.۹ می‌باشد؛ با توجه به شمارنده سطر و ستون این مقدار، حدآستانه اول ۳ و حدآستانه دوم ۵ می‌باشند.

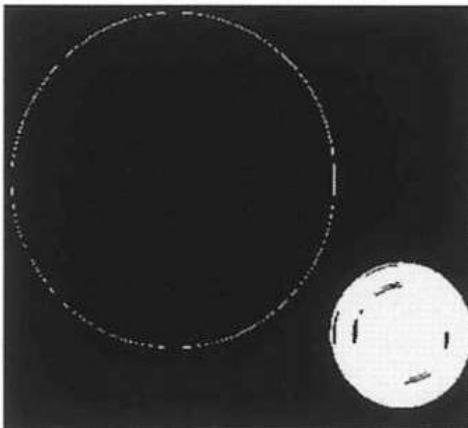
روش‌های مبتنی بر حدآستانه



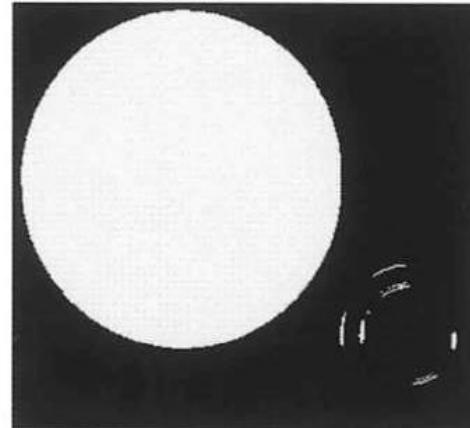
تصویر ورودی



هیستوگرام تصویر ورودی



قطعه‌بندی با یک حدآستانه



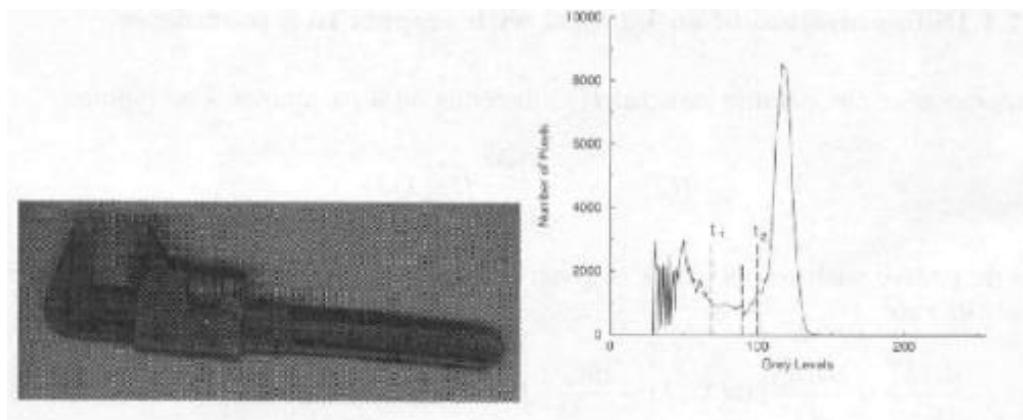
قطعه‌بندی با دو حدآستانه

- روش Otsu برای حدآستانه دوگانه:
- قطعه‌بندی تصاویر سه کلاسه با حدآستانه دوگانه

mentation
di Shapur

روش‌های مبتنی بر حدآستانه

- روش Otsu برای حدآستانه دوگانه:
- علاوه بر تصاویر سه کلاسه، تصاویر با کنترast پایین تک کلاسه نیز با دقت بالایی با روش حدآستانه دوگانه قطعه‌بندی می‌شوند.



روش‌های مبتنی بر حدآستانه

- روش Otsu برای حدآستانه چندگانه:
- در حالت چند کلاسه روش Otsu نیز قابل بسط دادن است. در این حالت واریانس بین کلاسی به ازای تمامی حدآستانه‌ها محاسبه می‌شود. جاهایی که واریانس بین کلاسی بیشترین مقدار را داشته باشد به عنوان حدآستانه‌های بهینه انتخاب می‌شوند.

$$\sigma_B^2(t_1, t_2, \dots, t_M) = \sum_{j=t_1}^{t_M} \frac{[\mu_T \omega(j) - \mu(j)]^2}{\omega(j)[1 - \omega(j)]}$$

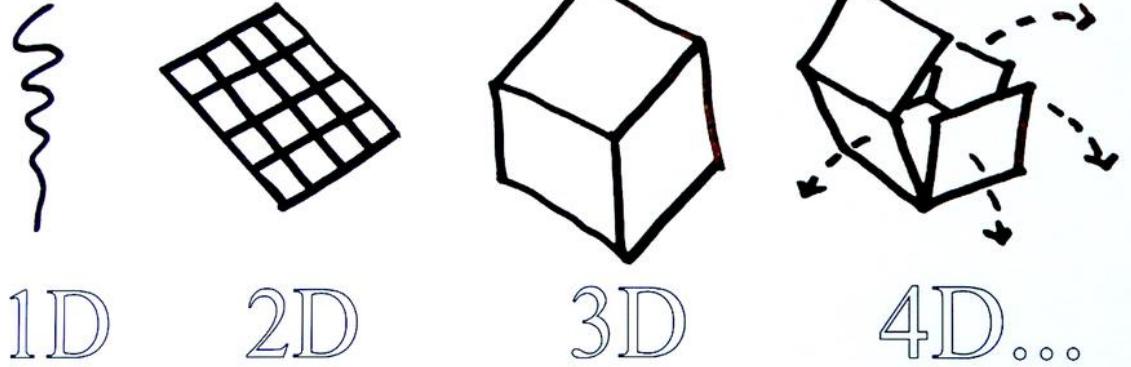
$$\omega(t_1) = \sum_{i=1}^{t_1} P(i) \quad \mu(t_1) = \sum_{i=1}^{t_1} i \cdot P(i) \quad \omega(j) = \sum_{j=t_1}^{t_M} P(j) \quad \mu(j) = \sum_{j=t_1}^{t_M} j \cdot P(j)$$

روش‌های مبتنی بر حدآستانه

- روش Otsu برای حدآستانه چندگانه:
- در حالت چند کلاسه واریانس بین کلاسی یک ماتریس چند بعدی است که محاسبه آن و پیدا کردن محل بیشینه آن امری زمانبر است.
- به عنوان مثال اگر بخواهیم تعداد سه حدآستانه از روی هیستوگرام پیدا کنیم؛ باید برای واریانس بین کلاسی یک ماتریس سه بعدی محاسبه کرد.

روش‌های مبتنی بر حدآستانه

- روش Otsu اگرچه برای قطعه‌بندی تصاویری دو کلاسه (کلاس اول پس زمینه و کلاس دوم زمینه) دقیق مناسبی دارد، اما برای تصاویر با چند کلاس با چالش‌های جدی مواجه است.
- اولین چالش محاسبات سنگین این روش برای تعیین حدآستانه چندگانه است.



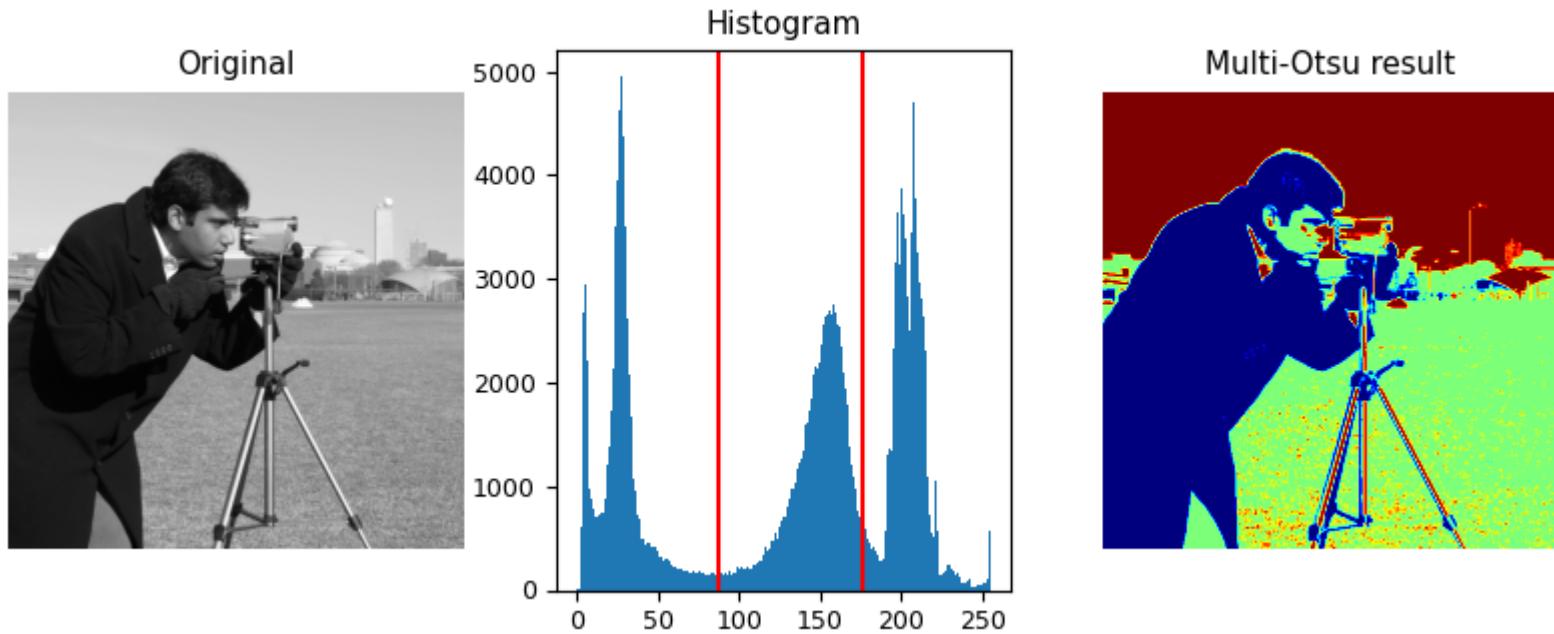
روش‌های مبتنی بر حد آستانه

- برای چالش‌های فوق راه حل‌های مختلفی ارائه شده است که در این میان یکی از این راه حل‌ها عملکرد خوبی داشته است.
- این روش در سال ۲۰۰۱ و برای کاهش حجم محاسبات روش Otsu در تصاویر چندکلاسه ارائه شده است.
- این روش در واقع یک نوع multi-Otsu است.
- منبع این مقاله به آدرس زیر است:

Liao, P. S., Chen, T. S., & Chung, P. C. (2001). **A fast algorithm for multilevel thresholding**. *J. Inf. Sci. Eng.*, 17(5), 713-727.

روش‌های مبتنی بر حد آستانه

- مثال نتیجه آستانگذاری چندگانه با روش multi-Otsu



روش‌های مبتنی بر حد آستانه

- مثال نتیجه آستانگذاری چندگانه با روش multi-Otsu

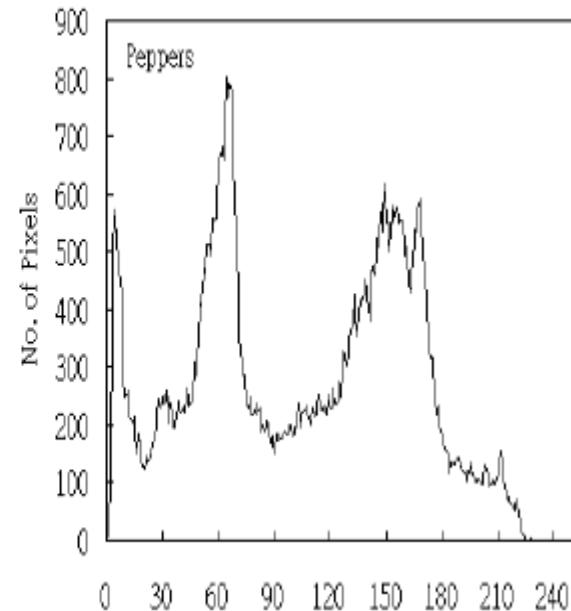
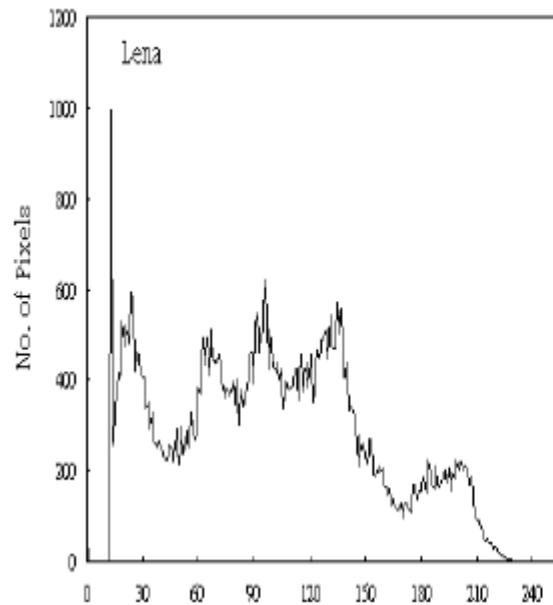


تصویر ورودی



روش‌های مبتنی بر حدآستانه

- دومین چالش تعیین تعداد حدآستانه است.

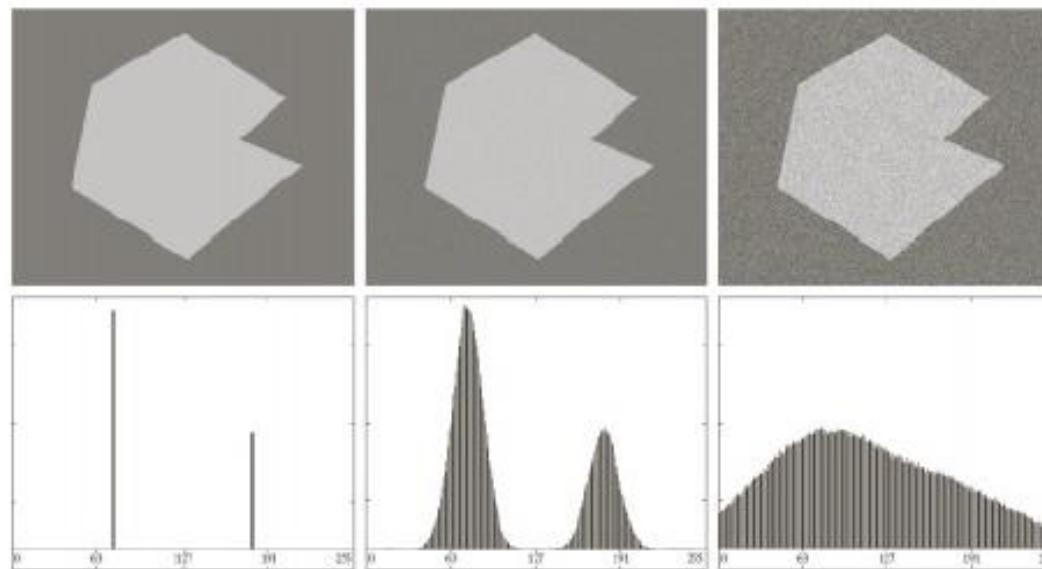


- به طور معمول تعداد حدآستانه توسط کاربر تعیین می‌شود.

روش‌های مبتنی بر حد آستانه

- سومین چالش اثر مخرب نویز بر هیستوگرام و به تبع آن روش‌های آستانه-مبدا است.

Noise role in thresholding



No noise

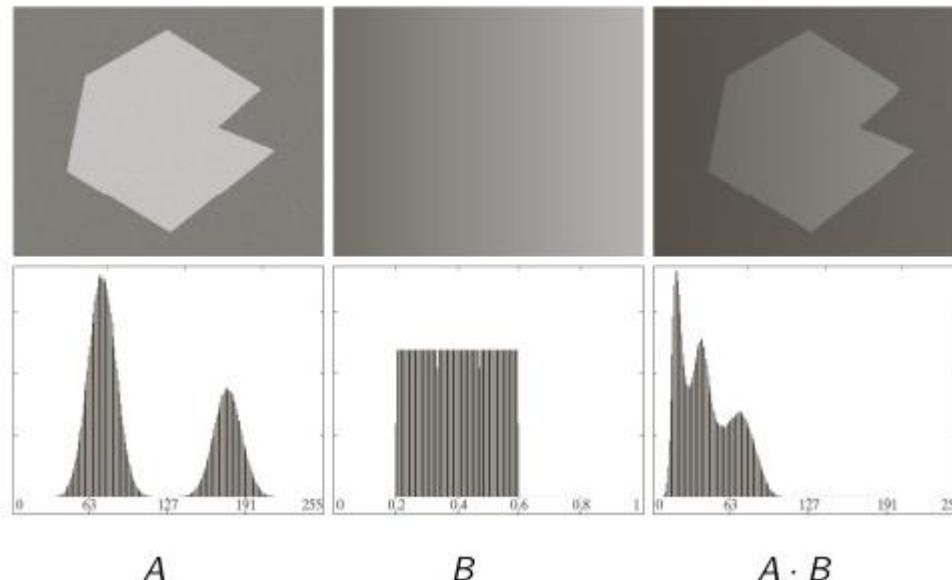
10% noise

50% noise

روش‌های مبتنی بر حدآستانه

- چهارمین چالش اثر تغییرات روشنایی و بازتابش‌های غیر یکنواخت بر حدآستانه است.

Illumination and reflection role in thresholding



تمرین شماره ۸ - قسمت اول

- روش Otsu برای تصاویر دو کلاسه را در محیط برنامه نویسی متلب یا پایتون پیاده سازی کنید.
- نکته: منظور از تصویر دو کلاسه، تصویری است که به یک حد آستانه برای جداسازی پس زمینه از زمینه نیاز دارد.
- نتیجه این فعالیت را در سیستم خود اجرا کرده و از اجرای آن عکس بگیرید.
کدها و عکس را تا دو جلسه بعد به آدرس noorollah.tatar@gmail.com با موضوع "تمرین شماره ۸ درس پردازش تصویر- قسمت اول" ایمیل کنید.

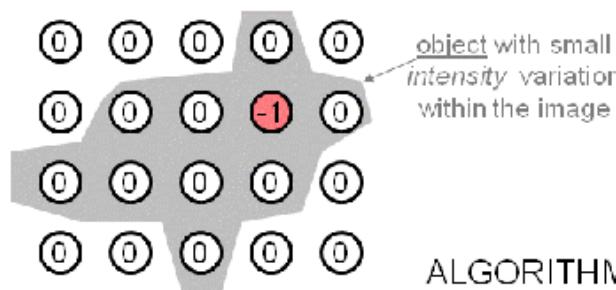
Region-Based Methods

روش‌های ناحیه-مبنای

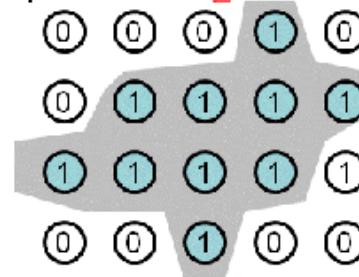
روش‌های ناحیه-مُبنا

growRegion: red nodes are the “**active_front**” (queue or stack)

add seed into **active_front**

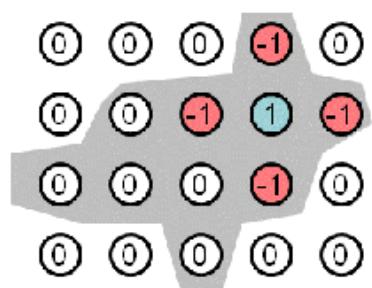


stop when **active_front** is empty



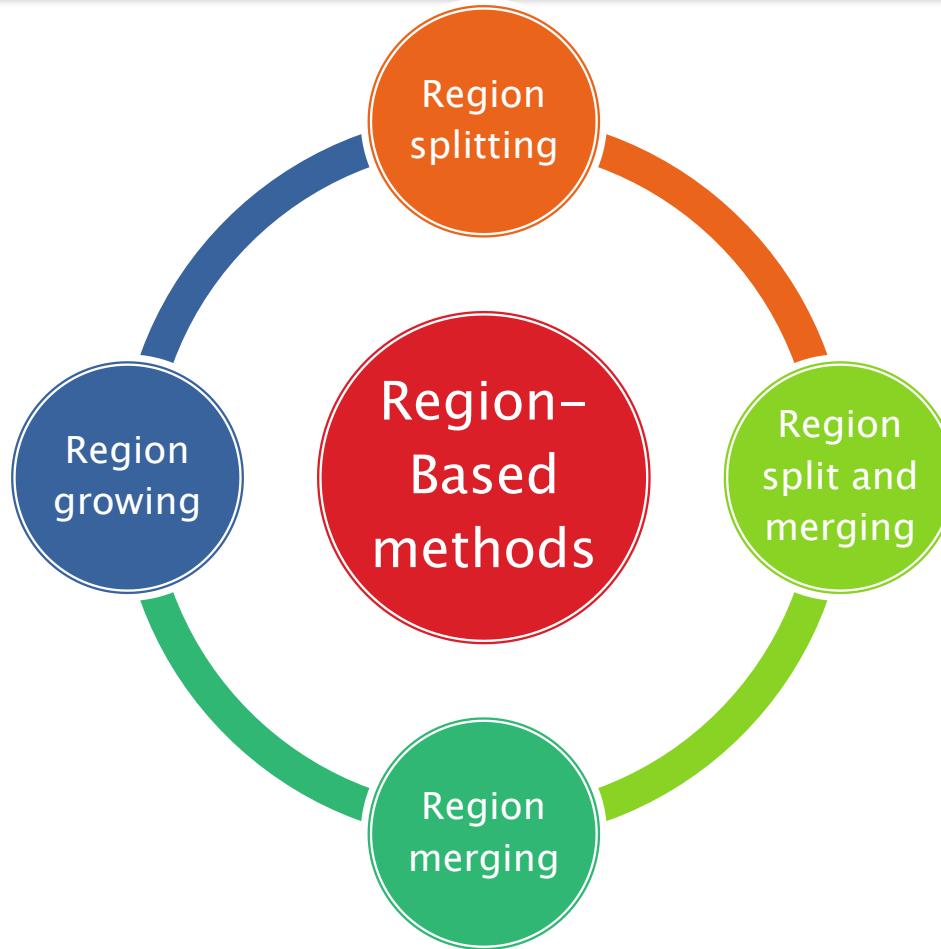
ALGORITHM:

Remove pixel p from **active_front**
and mark it as $\text{region}[p] = 1$.
Add all neighbors q such that:
 $\text{region}[q] = 0$, $|I_p - I_q| < T'$
and set $\text{region}[q] = -1$.



- روش‌های ناحیه مُبنا از یک نقطه یا یک زیرناحیه شروع شده و تا محل ناپیوستگی‌ها رشد می‌کنند

روش‌های ناحیه-مُبنا



• به طور کلی روشهای ناحیه-مُبنا را می‌توان به چهار دسته تقسیم کلی بندی نمود.

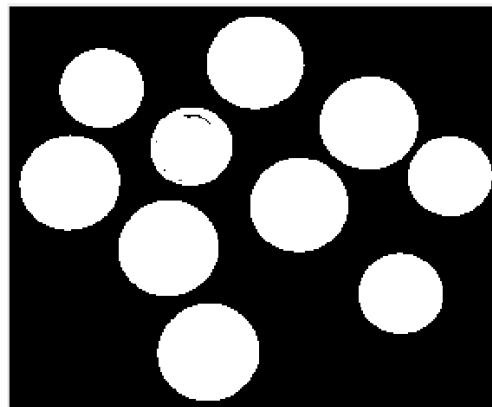
روش‌های ناحیه-مُبنا

- خواص روش‌های ناحیه مُبنا:

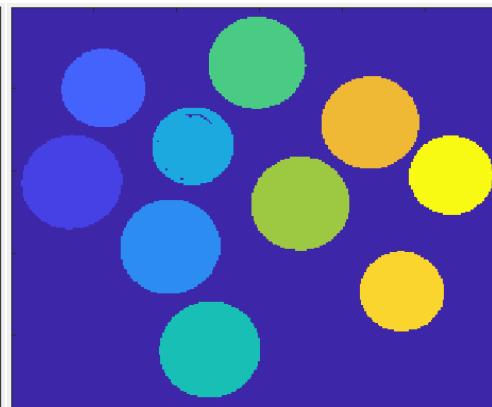
1. برخلاف روش‌های حدآستانه که تصویر فقط از نظر رادیومتریکی قطعه‌بندی می‌شد؛ روش‌های ناحیه-مُبنا هم از نظر مکانی و هم رادیومتریکی تصویر را قطعه‌بندی می‌کنند.



تصویر



قطعه‌بندی با روش‌های آستانه‌مُبنا



قطعه‌بندی با روش‌های ناحیه‌مُبنا

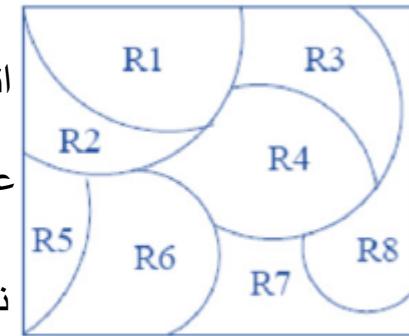
روش‌های ناحیه-مُبنا

- خواص روش‌های ناحیه مُبنا:

2. نواحی تصویر قطعه‌بندی شده با روش‌های ناحیه-مُبنا بایستی

دارای شرایط زیر باشند.

- | | | |
|--|--|----------------------------|
| مُبنا | $(1) R_1 \cup R_2 \cup \dots \cup R_n = R$ | اجتماع |
| نداشت | $(2) R_i$ is connected | اتصال |
| نداشت | $(3) R_i \cap R_j = empty$ | عدم اشتراك |
| نداشت | $(4) P(R_i) = True$ | نداشت ناحیه بدون برچسب |
| نداشت | $(5) P(R_i \cup R_j) = False$ | نداشت نواحی با برچسب یکسان |



روش‌های ناحیه-مُبنا

- روش رشد ناحیه:
- در این روش گروهی از پیکسل‌ها یا گروهی از زیرناوی به نواحی بزرگتری تبدیل می‌شوند.
- در این روش ابتدا یکسری نقاط بذر در نظر گرفته می‌شود.
- نقاط بذر به صورت منظم و در بعضی از روش‌ها به صورت تصادفی هم ایجاد می‌شوند.
- ممکن است چند نقطه بذر در یک ناحیه همگن واقع شوند.

روش‌های ناحیه-مبنای

- روش رشد ناحیه:
- نقاط بذر نقاطی هستند که معمولاً آنتروپی پایینی دارند (به عبارتی با پیکسل‌های همسایه سازگارند).

a)	1	2	3	4	5	6	7
1	5	6	1	1	1	0	(0)
2	6	7	7	1	1	1	6
3	3	(6)	7	7	7	6	5
4	4	3	7	7	7	5	3
5	3	3	2	1	(3)	3	4
6	2	2	1	2	1	2	3
7	1	1	(1)	1	1	2	2

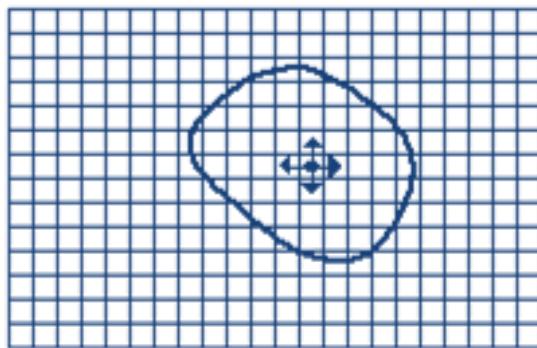
به طور مثال در شکل روی نقاط بذر نقاطی هستند که روی مقدار آنها دایره ترسیم شده است.

روش‌های ناحیه-مُبنا

- روش رشد ناحیه:
- پس از انتخاب بذر شباهت پیکسل‌های همسایه با پیکسل بذر (یا پیکسلی که همسایگی از روی آن تعیین شده) اندازه‌گیری می‌شود؛ اگر پیکسل همسایه شباهت داشت به آن برچسب بذر زده می‌شود.
- فرآیند رشد و شباهت سنجی تا جایی ادامه می‌یابد که دیگر هیچ پیکسلی به پیکسل‌های قطعه با برچسب بذر اضافه نشود.

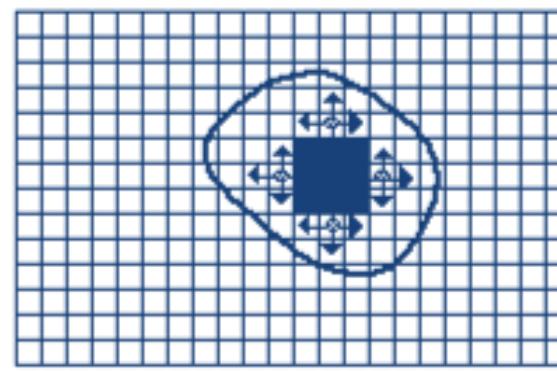
روش‌های ناحیه-مبنا

- روش رشد ناحیه:
- فرآیند شباهت سنجی و رشد تا زمانی که همه پیکسل‌ها دارای بر چسب شوند ادامه می‌یابد.



(a) Start of Growing a Region

- Seed Pixel
- ↑ Direction of Growth



(b) Growing Process After a Few Iterations

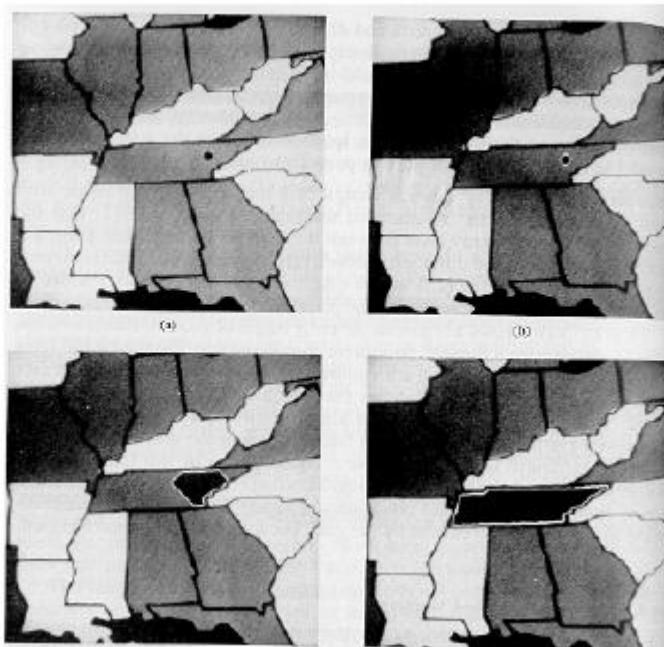
- Grown Pixels
- Pixels Being Considered

روش‌های ناحیه-مبنای

- روش رشد ناحیه:

- مثال

8 neighbors, predicate: $|z - z_{seed}| < 0.1(\max_z - \min_z)$



روش‌های ناحیه-مُبنا

- روش رشد ناحیه (انتخاب نقاط بذر):
- سوال اصلی این است که نقاط بذر چگونه انتخاب می‌شوند؟
- انتخاب نقاط بذر به طبیعت مسئله بر می‌گردد. گاهی اطلاعات طیفی خاصی (مانند باندهای مادون قرمز) به انتخاب درست نقاط بذر کمک می‌کنند.
- این نوع روشهای انتخاب نقاط بذر را روش‌های دانش مُبنا نیز می‌نامند. زیرا برای این کار یک دانش قبلی به کمک می‌آید.

روش‌های ناحیه-مُبنا

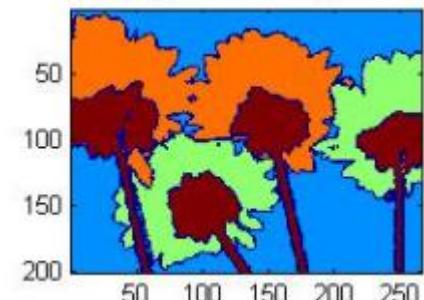
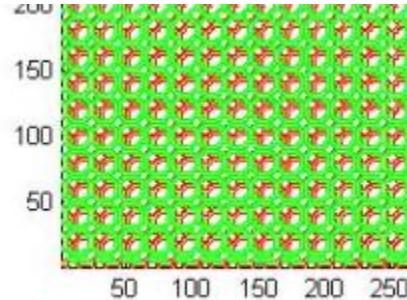
- روش رشد ناحیه (انتخاب نقاط بذر):
- اما مسئله‌ای که وجود دارد این است که همیشه و همه جا اطلاعات طیفی خاص در دسترس نیستند.
- گروهی دیگر از روش‌های انتخاب نقاط بذر، بدون دانش قبلی نقاز بذر را ایجاد می‌کنند.
 1. روش‌های منظم
 2. روش‌های غیر منظم

روش‌های ناحیه-مبنای

- روش رشد ناحیه (انتخاب نقاط بذر):
- در روش‌های منظم یک گرید منظم از نقاط بذر ایجاد می‌شود.
- فاصله آنها از هم به گونه‌ای است که همه عوارض بتوانند قطعه‌بندی شوند.



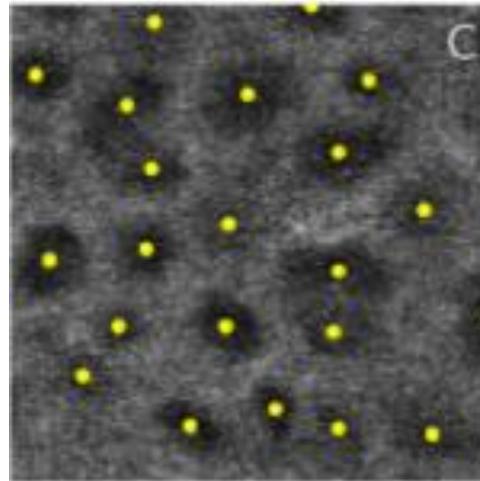
تصویر ورودی



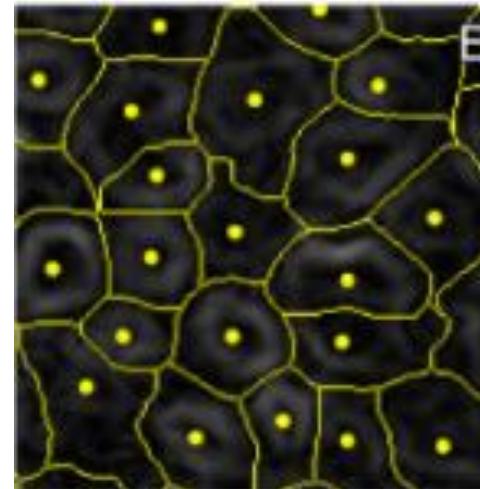
مثال فوق بیشتر در روش منحنی فعال (که یکی از روش‌های رشد ناحیه است)، استفاده می‌شود.

روش‌های ناحیه-مُبنا

- روش رشد ناحیه (انتخاب نقاط بذر):
- در روشهای نامنظم، نقاط بذر از روی الگوی خاصی (مانند قله‌های هیستوگرام) انتخاب می‌شوند.



نقاط بذر نامنظم



تصویر قطعه‌بندی شده

روش‌های ناحیه-مُبنا

- روش رشد ناحیه (معیار قطعه‌بندی):
- سوال بعدی این است که معیار همگنی در قطعه‌بندی چیست؟
- در روش‌های رشد ناحیه درجه خاکستری (یا هر نوع اطلاعاتی) پیکسل‌های همسایه با پیکسل‌های همگن مورد مقایسه قرار می‌گیرد.
- این مقایسه همان معیاری است که به صورت عددی محاسبه می‌شود.

روش‌های ناحیه-مُبنا

- روش رشد ناحیه (معیار قطعه‌بندی):
- برای اندازه‌گیری همگنی معمولاً از معیارهای زیر استفاده می‌شود:
 1. میانگین درجات خاکستری
 2. واریانس یا انحراف معیار
 3. اختلاف رنگ
 4. معیار همگنی بافت

روش‌های ناحیه-مُبنا

- روش رشد ناحیه (معیار قطعه‌بندی):
- در معیار میانگین درجات خاکستری، درجه خاکستری پیکسل همسایه با میانگین درجات خاکستری پیکسل‌های همگن مقایسه می‌شود، اگر از یک حد آستانه کمتر بود آن پیکسل همگن شناخته می‌شود
- همچنین پس از برچسب همگنی به پیکسل همسایه، میانگین درجات خاکستری آن قطعه آپدیت می‌شود.

روش‌های ناحیه-مُبنا

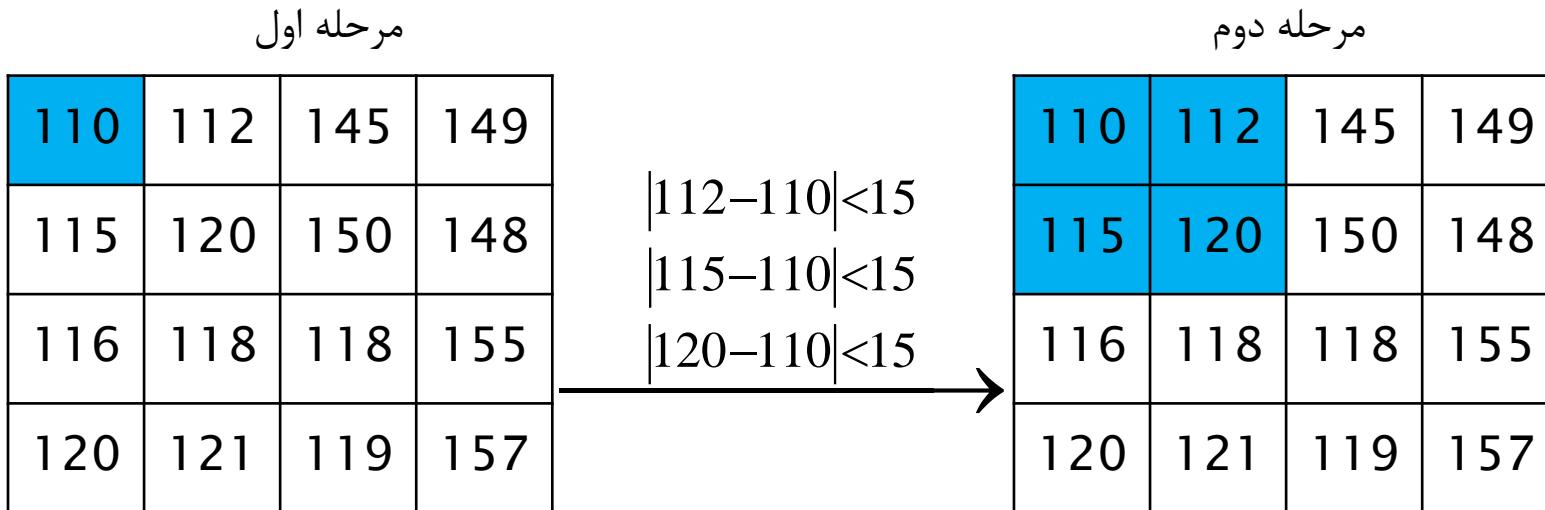
- روش رشد ناحیه (معیار قطعه‌بندی):
- مثال: اگر حدآستانه ۱۵ باشد باتوجه به معیار میانگین درجات خاکستری تصویر زیر را قطعه بندی کنید.

110	112	145	149
115	120	150	148
116	118	118	155
120	121	119	157

روش‌های ناحیه-مبنا

- روش رشد ناحیه (معیار قطعه‌بندی):

- حل مثال:



$$\bar{I} = 110$$

$$T = 15$$

$$\bar{I} = \frac{110 + 112 + 120 + 115}{4} = 114$$

روش‌های ناحیه-مبنا

- روش رشد ناحیه (معیار قطعه‌بندی):

- ادامه حل مثال:

مرحله دوم				مرحله سوم			
110	112	145	149	145–114 >15	110	112	145
115	120	150	148	150–114 >15	115	120	150
116	118	118	155	118–114 <15	116	118	118
120	121	119	157	118–114 <15	120	121	119
				116–114 <15	155		157

$$\bar{I} = 114$$

$$\bar{I} = 114 \times \frac{4}{7} + \frac{118 \times 2 + 116}{7} = 116$$

روش‌های ناحیه-مبنا

- روش رشد ناحیه (معیار قطعه‌بندی):

- ادامه حل مثال:

مرحله سوم				مرحله چهارم			
110	112	145	149	145–116>15	110	112	145
115	120	150	148	150–116>15	115	120	148
116	118	118	155	155–116>15	116	118	118
120	121	119	157	157–116>15	120	121	119
				120–116<15	155	157	
				121–116<15			
				119–116<15			

→

$$\bar{I} = 116$$

$$\bar{I} = 116 \times \frac{7}{10} + \frac{120+121+119}{10} = 117$$

روش‌های ناحیه-مبنای

- روش رشد ناحیه (معیار قطعه‌بندی):
- ادامه حل مثال: برای قطعه دوم نیز به مانند قطعه اول رشد ناحیه انجام می‌گیرد.

110	112	145	149
115	120	150	148
116	118	118	155
120	121	119	157

تصویر اولیه



110	112	145	149
115	120	150	148
116	118	118	155
120	121	119	157

تصویر قطعه‌بندی شده

روش‌های ناحیه-مُبنا

- روش رشد ناحیه:
- روش‌های رشد ناحیه عموماً از معیار شباهت / ناپیوستگی برای قطعه‌بندی استفاده می‌کنند.
- فرآیند رشد ناحیه شبیه همان الگوریتم آنالیزمولفه‌های اصلی در پردازش مورفولوژی است.
- در تصاویر نویزی، روش رشد ناحیه عملکرد بهتری نسبت به روش‌های لبه-مُبنا دارند.

روش‌های ناحیه-مُبنا

- چالش‌های روشنگری ناحیه:
 - این روش با چالش‌های خاصی روبرو است که در زیر به صورت خلاصه ارائه می‌شوند
1. ممکن است نقاط بذر روی لبه‌ها افتاده باشند! در پردازش اتوماتیک چنین اتفاقی طبیعی است. انتخاب نقاط بذر روی لبه‌ها باعث می‌شود قطعه‌بندی با خطأ مواجه شود.

روش‌های ناحیه-مُبنا

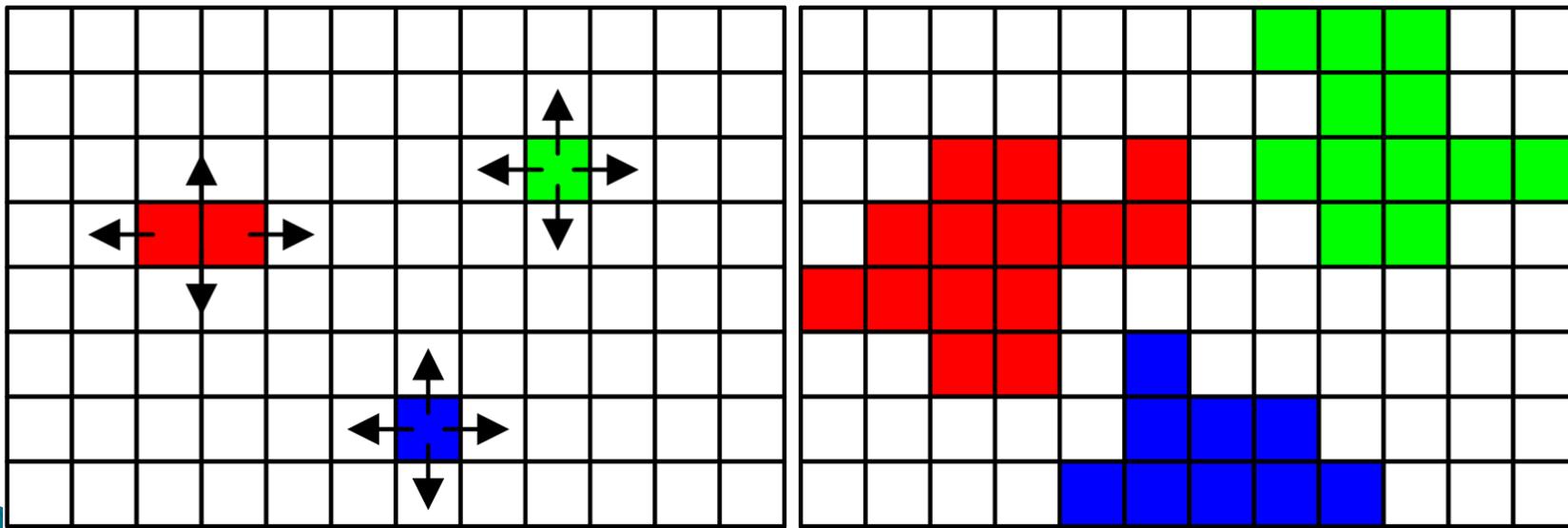
• چالش‌های روش رشد ناحیه:

2. چالش دوم این است که ترتیب انتخاب نقاط بذر نتایج قطعه‌بندی را تغییر می‌دهد! به عبارتی اگر قطعه‌بندی را چند بار و هر بار به صورت تصادفی نقاط بذر ابتدایی تغییر کنند با نتایج قطعه‌بندی مختلفی روبرو خواهیم شد.

3. ابهامات قطعه‌بندی در لبه مرز عوارض ممکن است اتفاق بیافتد. یعنی قطعه‌بندی صحیحی در مرز عوارض شاهد نباشیم

روش‌های ناحیه-مُبنا

- چالش‌های روشنده ناحیه:
- برای حل این چالش‌ها راهکاری که پیشنهاد شده این است که به صورت همزمان و موازی رشد ناحیه از نقاط بذر انجام گیرد.



روش‌های ناحیه-مبنا

- روش رشد ادغام قطعات (Region Merging)
- در این روش پس از قطعه‌بندی موازی یا قطعه‌بندی معمولی، قطعات همسایه همگن را با هم ادغام می‌کنند.
- این روش نیز یک نوع رشد ناحیه محسوب می‌شود.



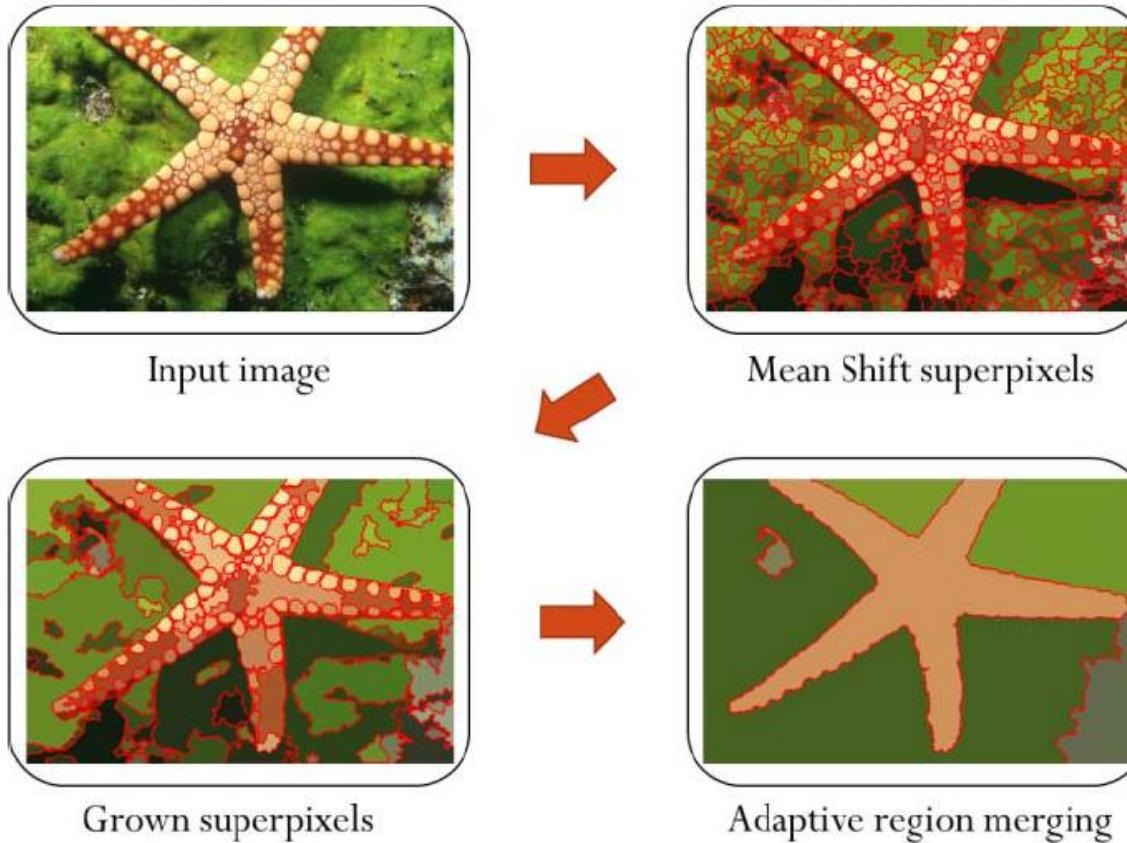
قطعه‌بندی اولیه



قطعه‌بندی نهایی (ادغام قطعات)

روش‌های ناحیه-مبنای

- روش رشد ادغام قطعات : (Region Merging)

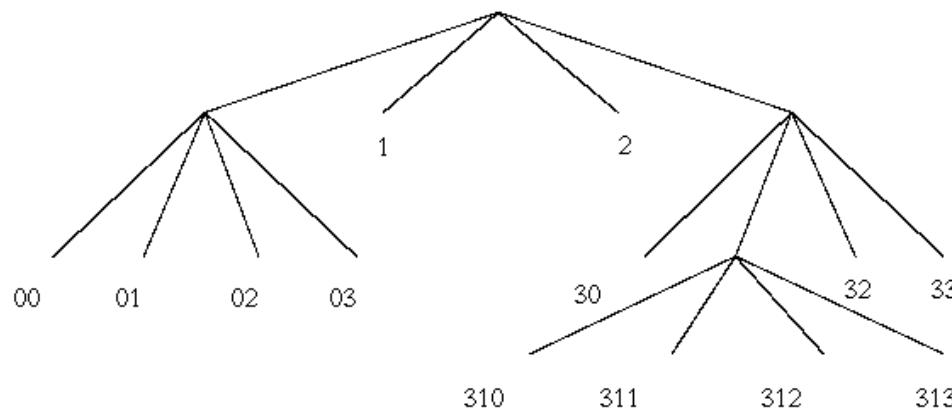
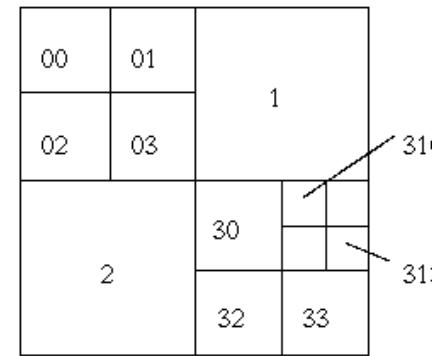
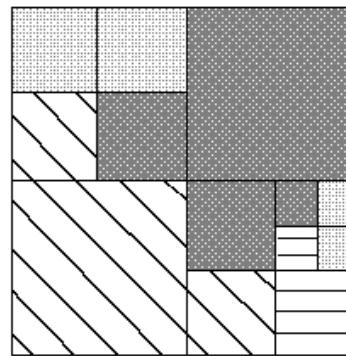


روش‌های ناجهه-مبنا

- روش تکه تکه کردن و ادغام (Region Splitting and Merging)
- در این روش قطعه‌بندی از انتهای ابتداء دنبال می‌شود. به این نحو که تصویر به چهار تکه تقسیم شده و هر قطعه دوباره به چهار تکه تقسیم می‌شود. تا زمانی که قطعات به یک معیار همگنی مناسبی (مانند انحراف معیار پایین درجات خاکستری) برسند، این کار ادامه می‌یابد. در نهایت نیز قطعات همگن با هم ادغام می‌شوند.

روش‌های ناحیه-مبنا

- روش تکه‌تکه کردن و ادغام (Region Splitting and Merging)



روش‌های ناحیه-مبنا

- روش تکه تکه کردن و ادغام (Region Splitting and Merging)
- مثال) فرض کنید تصویر اولیه شما به صورت زیر باشد و بخواهید آن را با روش تکه تکه کردن و ادغام قطعه‌بندی کنید

110	112	145	149
115	120	150	148
116	118	118	155
120	121	119	157

روش‌های ناحیه-مبنا

- روش تکه تکه کردن و ادغام (Region Splitting and Merging)
- حل مثال) مرحله اول و دوم

110	112	145	149
115	120	150	148
116	118	118	155
120	121	119	157

تکه تکه کردن
و محاسبه معیار
برای هر تکه



110	112	145	149
115	120	150	148
116	118	118	155
120	121	119	157

مرحله اول

مرحله دوم

روش‌های ناحیه-مبنا

- روش تکه تکه کردن و ادغام (Region Splitting and Merging)
- حل مثال) مرحله سوم

110	112	145	149
115	120	150	148
116	118	118	155
120	121	119	157

تکه تکه کردن
قطعات فاقد
معیار همگنی



110	112	145	149
115	120	150	148
116	118	118	155
120	121	119	157

مرحله دوم

مرحله سوم

روش‌های ناحیه-مبنا

- روش تکه‌تکه کردن و ادغام (Region Splitting and Merging)
- حل مثال) مرحله نهایی

110	112	145	149
115	120	150	148
116	118	118	155
120	121	119	157



110	112	145	149
115	120	150	148
116	118	118	155
120	121	119	157

مرحله سوم

قطعه‌بندی نهایی

روش‌های ناحیه-مبنای

- مقایسه روش‌های ناحیه مبنای:



نتیجه روش رشد ناحیه

روش‌های ناحیه-مبنای

- مقایسه روش‌های ناحیه مبنای:



نتیجه روش تکه تکه
کردن و ادغام

Clustering Methods

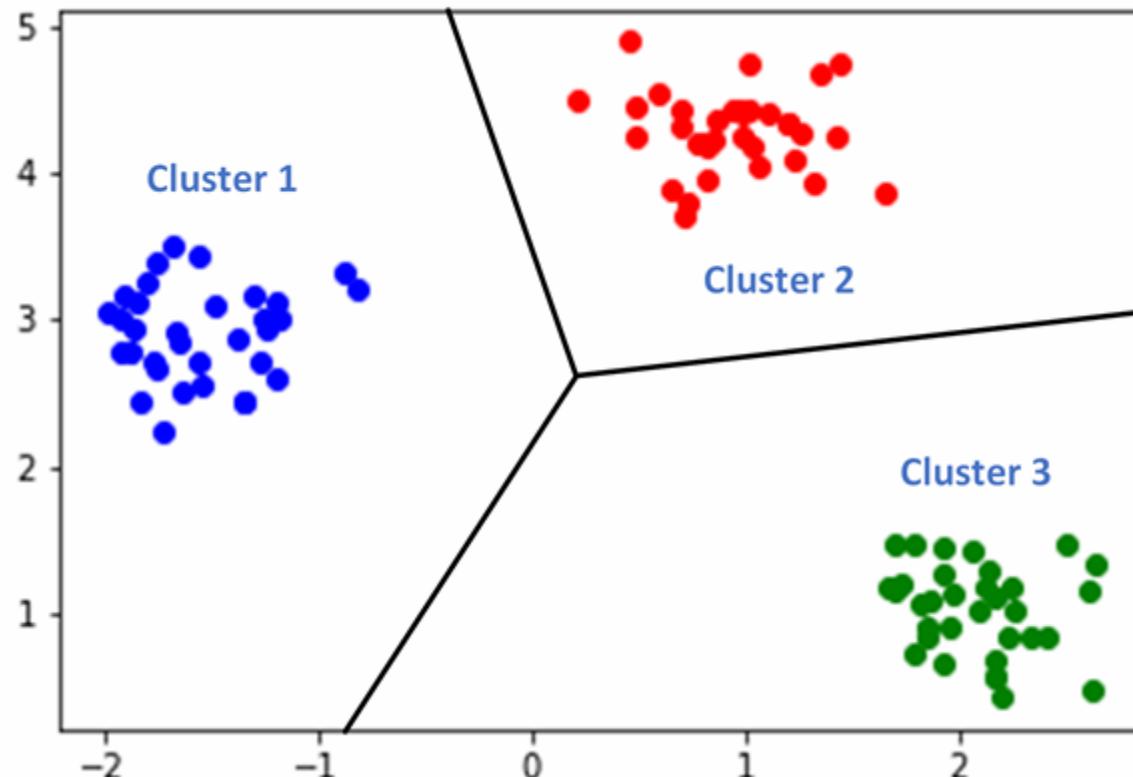
روش‌های خوشه‌بندی

روش‌های خوشبندی

- خوشبندی در واقع عبارت است از گروه بندی داده‌های ورودی به تعدادی برچسب مشخص.
- از خوشبندی برای قطعه‌بندی تصاویر نیز استفاده می‌شود.
- برای خوشبندی روش‌های متعددی وجود دارد؛ مانند:
 - K-means .1
 - ISO data .2
 - FC-means .3
 - روش‌های سلسله مراتبی .4

روش‌های خوشبندی

- در میان روش‌های خوشبندی، روش K-mean به دلیل سادگی و ایده زیبای آن در این درس ارائه می‌شود.



روش‌های خوشبندی

- در این روش داده‌ها طی یک فرآیند تکراری به تعداد k خوش تقسیم‌بندی می‌شوند.
- تعداد خوش‌ها توسط کاربر تعیین می‌شود.
- هدف اصلی این روش کاهش واریانس هر خوش است به نحوی که رابطه زیر برای هر خوش کمترین مقدار باشد

$$\mathbf{c}^*, \boldsymbol{\delta}^* = \operatorname{argmin}_{\mathbf{c}, \boldsymbol{\delta}} \frac{1}{N} \sum_j^K \sum_i^K \boldsymbol{\delta}_{ij} (\mathbf{c}_i - \mathbf{x}_j)^2$$

Cluster center Data
 Whether \mathbf{x}_j is assigned to \mathbf{c}_i

روش‌های خوشبندی

• مراحل روش خوشبندی : K-mean

1. ایجاد k نقطه (مقدار) به صورت تصادفی
2. محاسبه فاصله تمام داده‌ها از این نقاط
3. داده‌ای که کمترین فاصله با نقطه k اوم را داشت به آن برچسب خوش k زده می‌شود. برچسب زنی کل داده‌ها
4. محاسبه میانگین هر خوش و معرفی آن به عنوان مرکز خوش
5. محاسبه فاصله تمام داده‌ها تا مرکز خوش‌ها

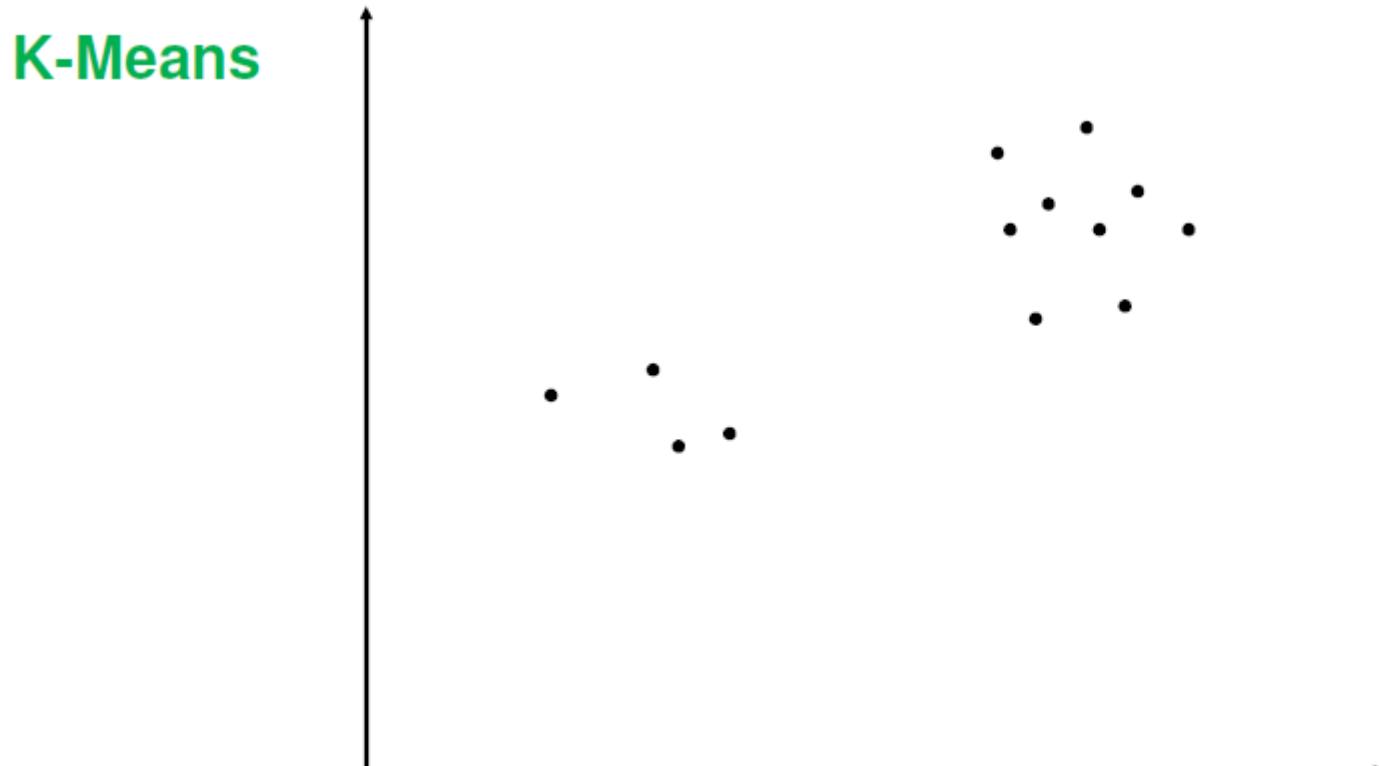
روش‌های خوشبندی

• مراحل روش خوشبندی : K-mean

6. داده‌ای که کمترین فاصله با مرکز خوش k اوم را داشت به آن برچسب خوش k زده می‌شود. انجام این مرحله برای همه داده‌ها دوباره انجام می‌گیرد.
7. انجام مراحل ۴ تا ۶ تا زمانی که تغییری در خوش‌ها بوجود نیاید.

روش‌های خوشبندی

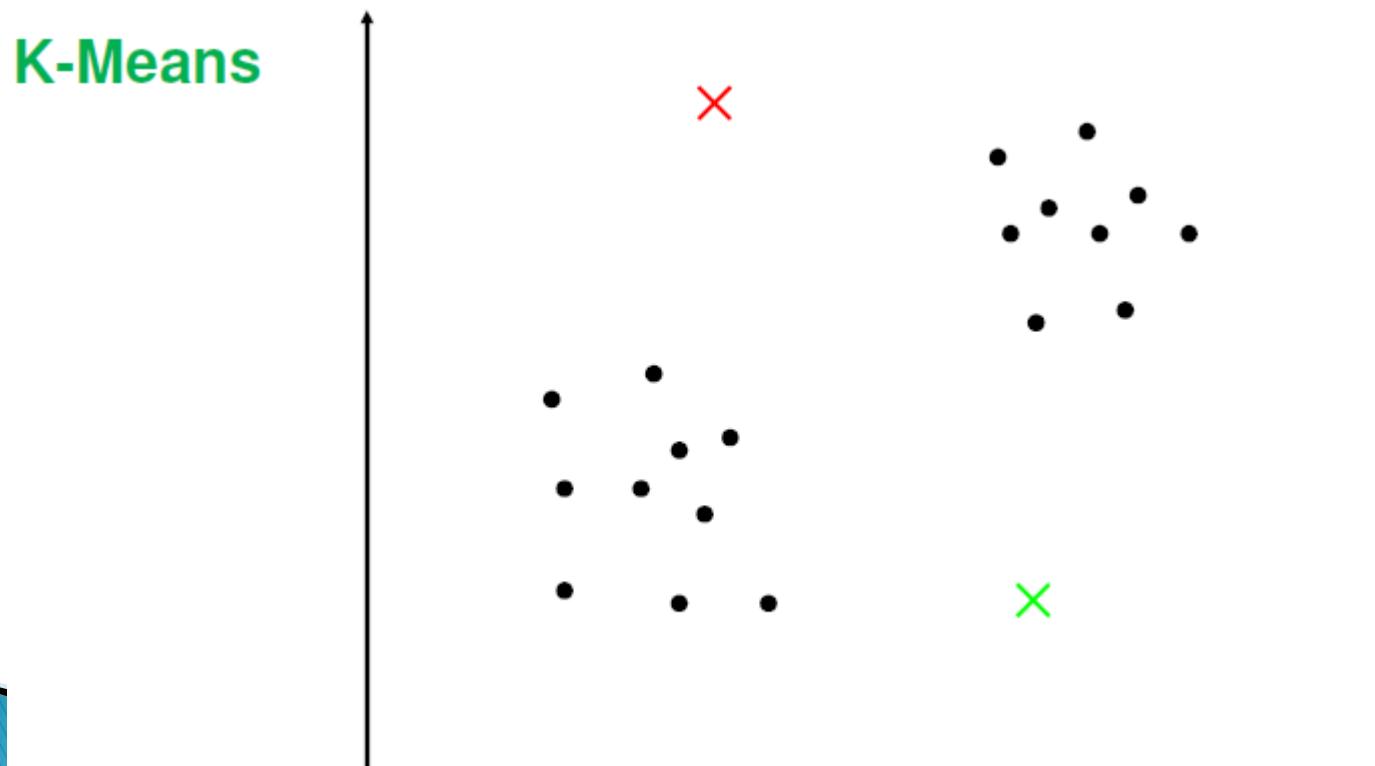
- مراحل روش خوشبندی : K-mean
- شرح روش به صورت گرافیکی



روش‌های خوشبندی

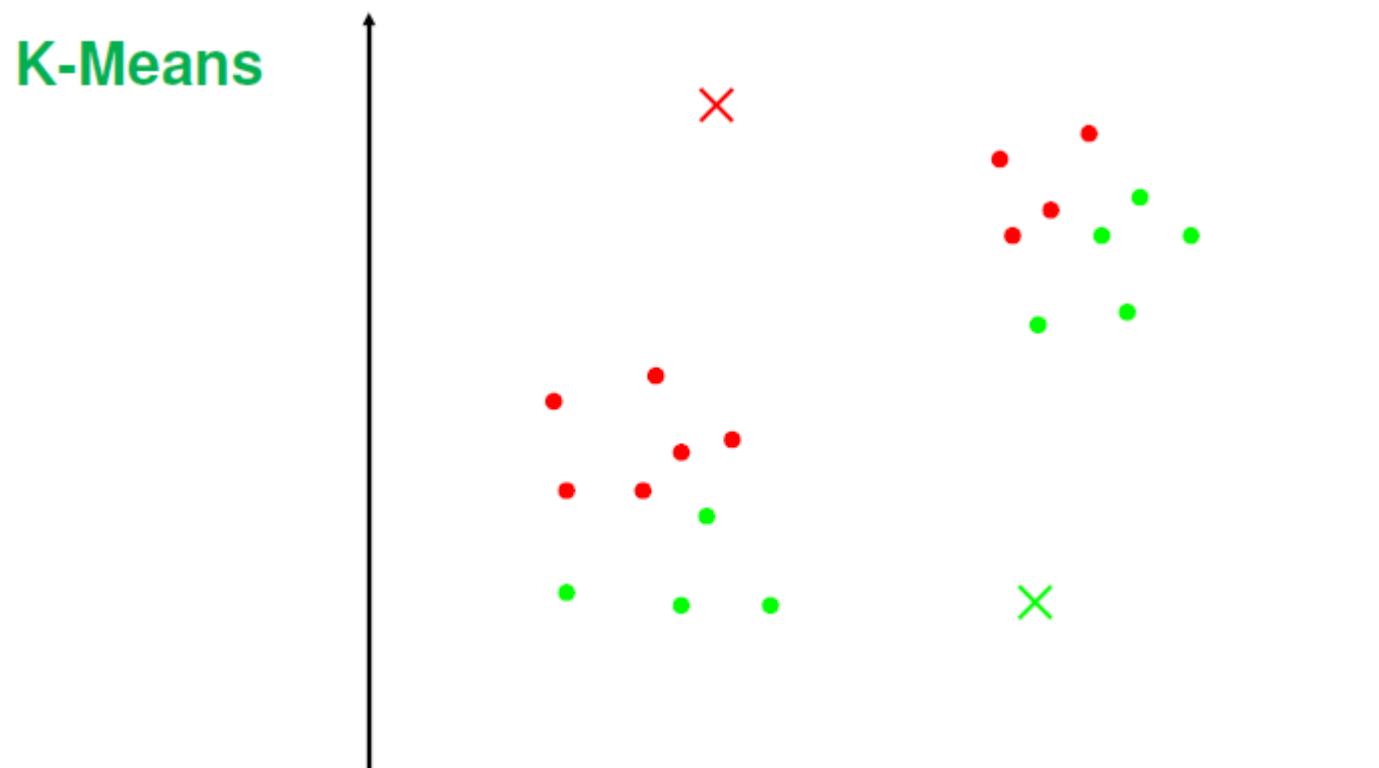
• مراحل روش خوشبندی : K-mean

• شرح روش به صورت گرافیکی (ایجاد دو نقطه تصادفی)



روش‌های خوشبندی

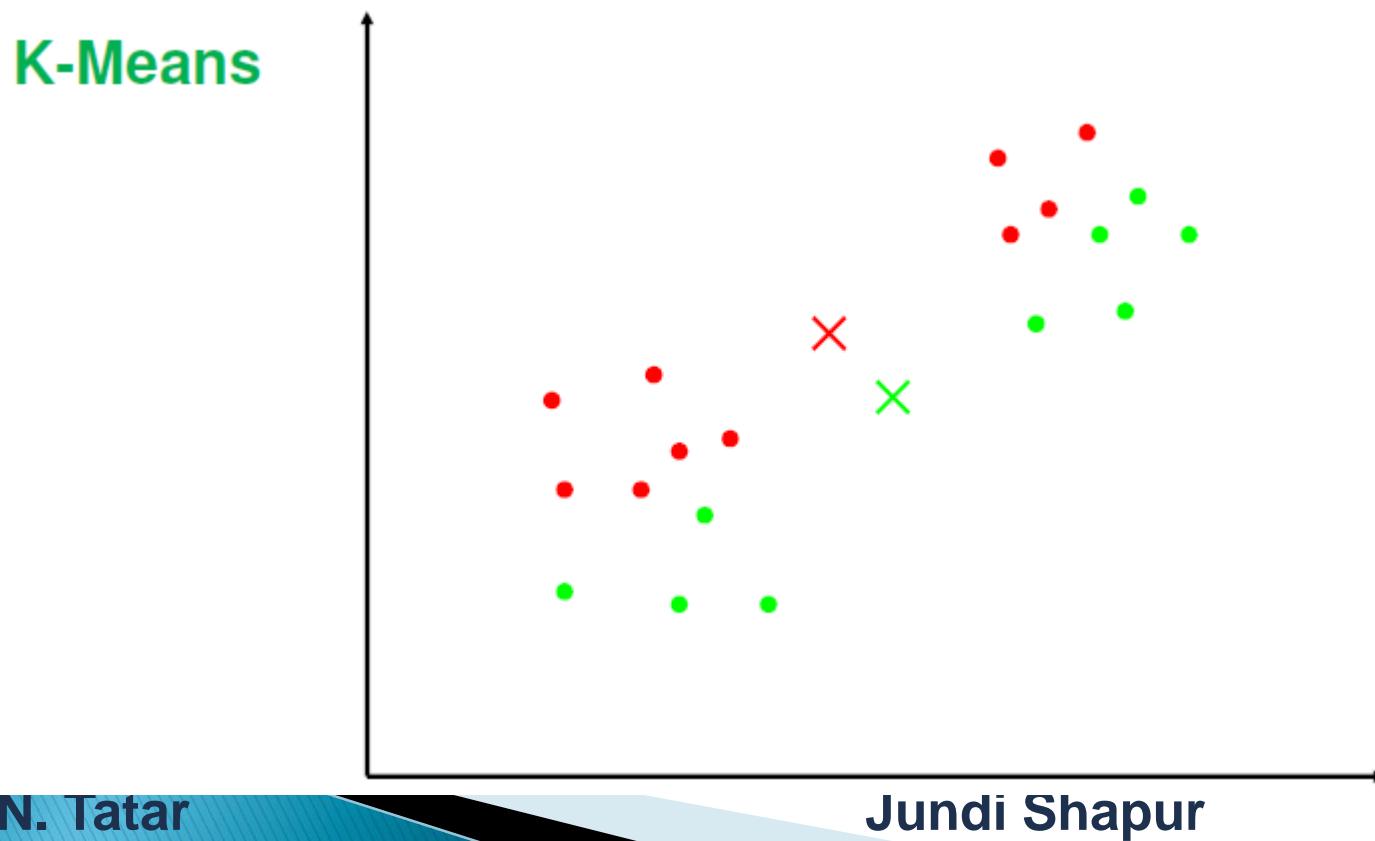
- مراحل روش خوشبندی : K-mean
- شرح روش به صورت گرافیکی (انجام مرحله ۲ و ۳)



روش‌های خوشبندی

- مراحل روش خوشبندی : K-mean

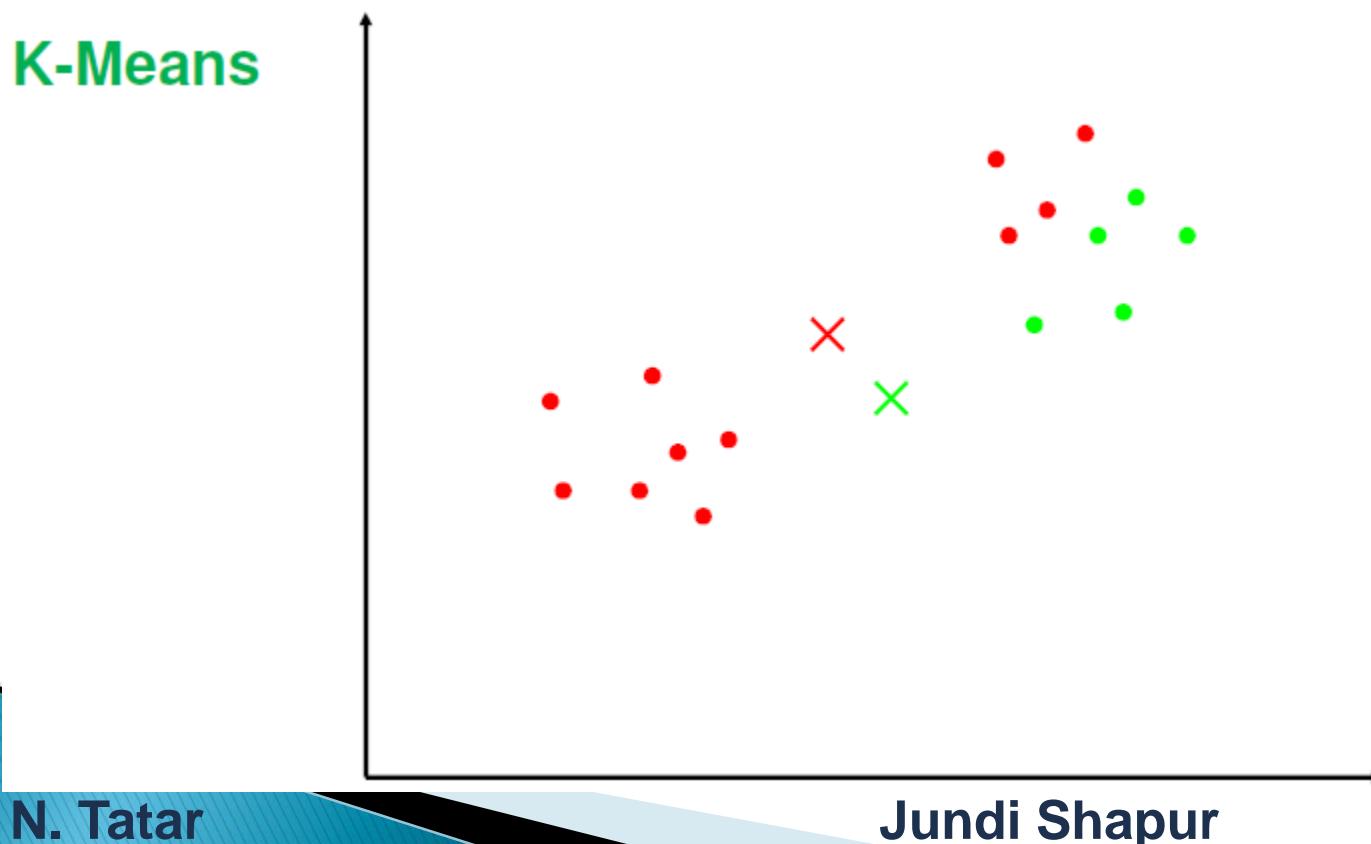
- شرح روش به صورت گرافیکی (مرحله ۴)



روش‌های خوشبندی

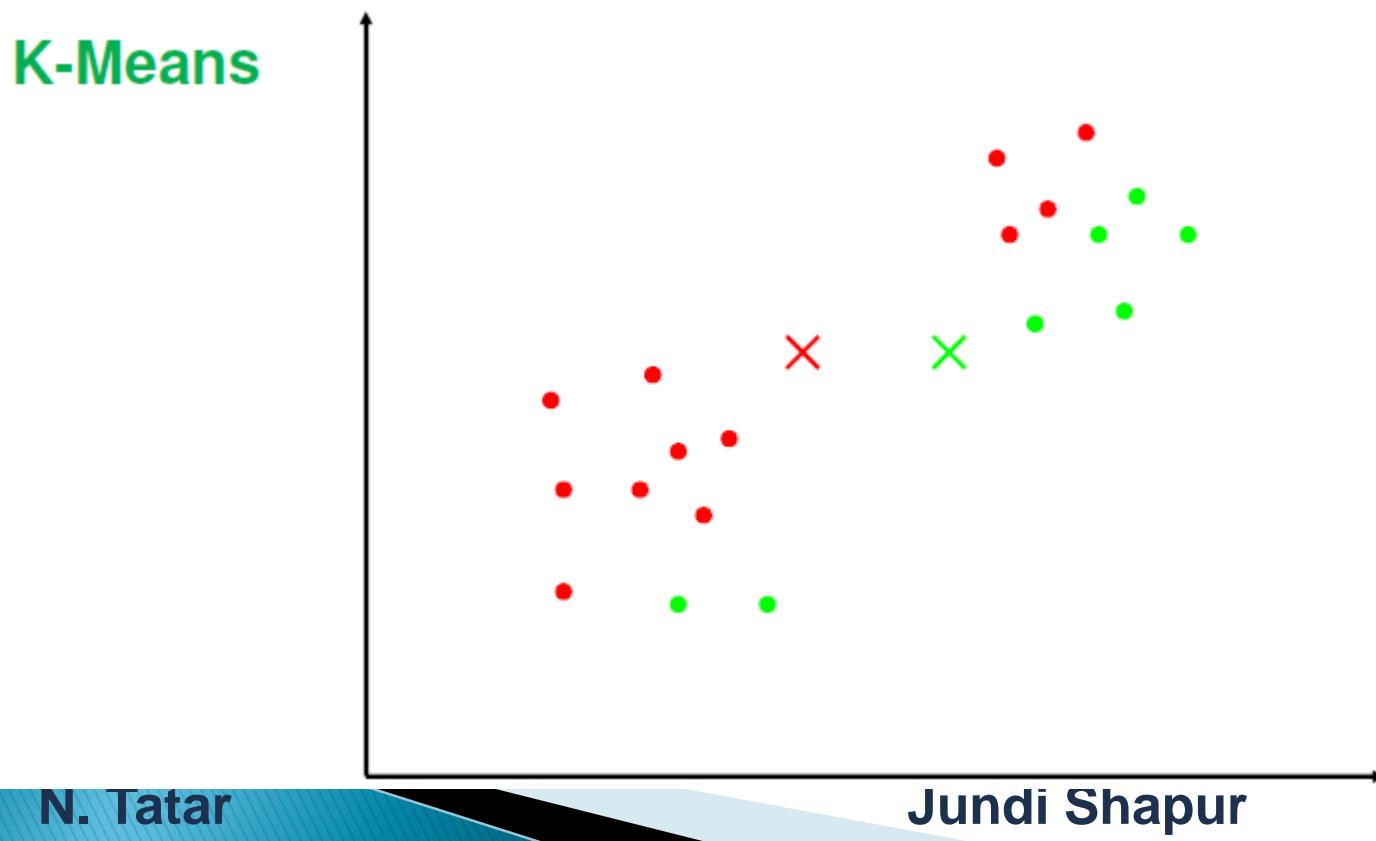
- مراحل روش خوشبندی : K-mean

- شرح روش به صورت گرافیکی (مرحله ۵ و ۶)



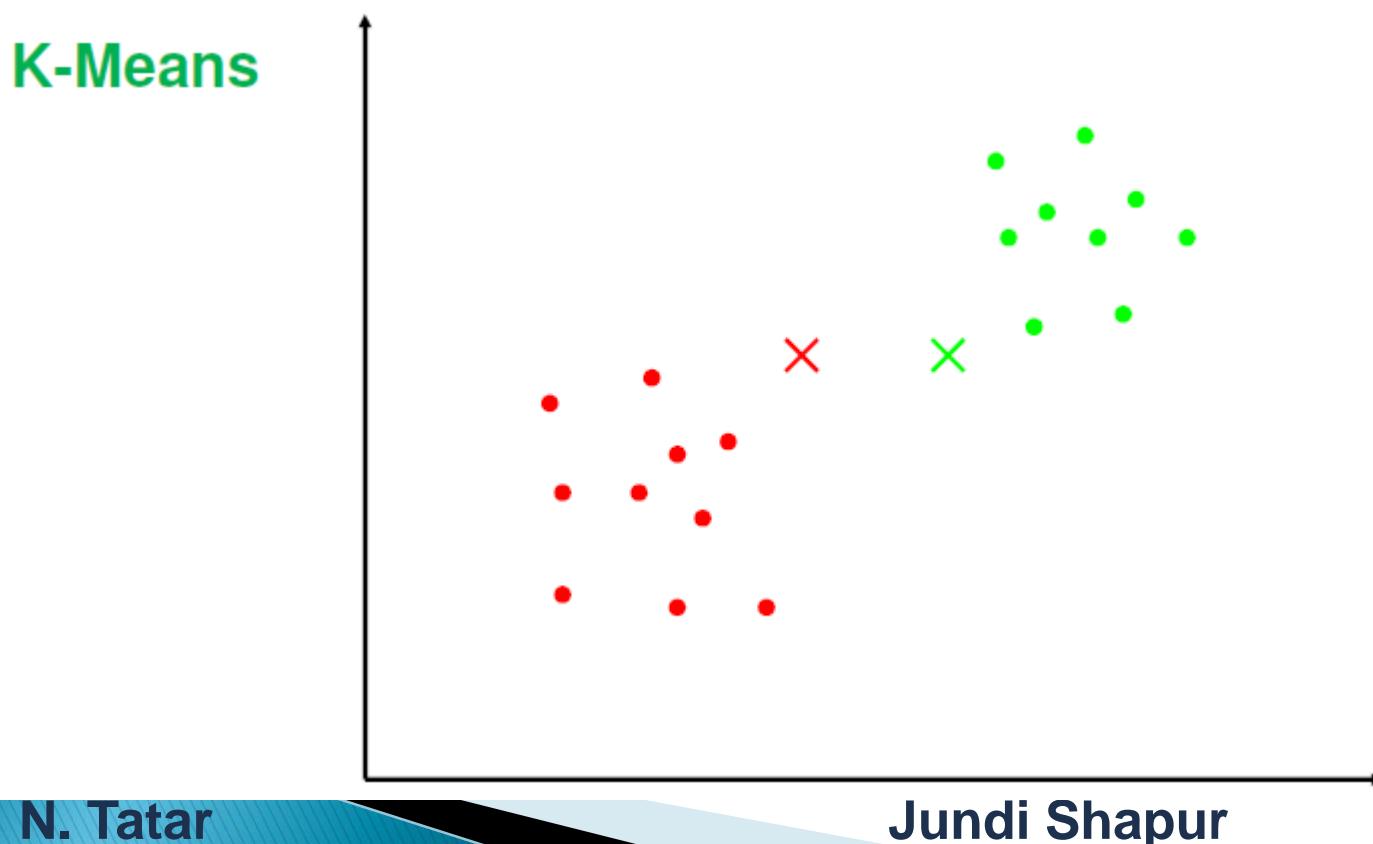
روش‌های خوشبندی

- مراحل روش خوشبندی : K-mean
- شرح روش به صورت گرافیکی (تکرار مرحله ۴)



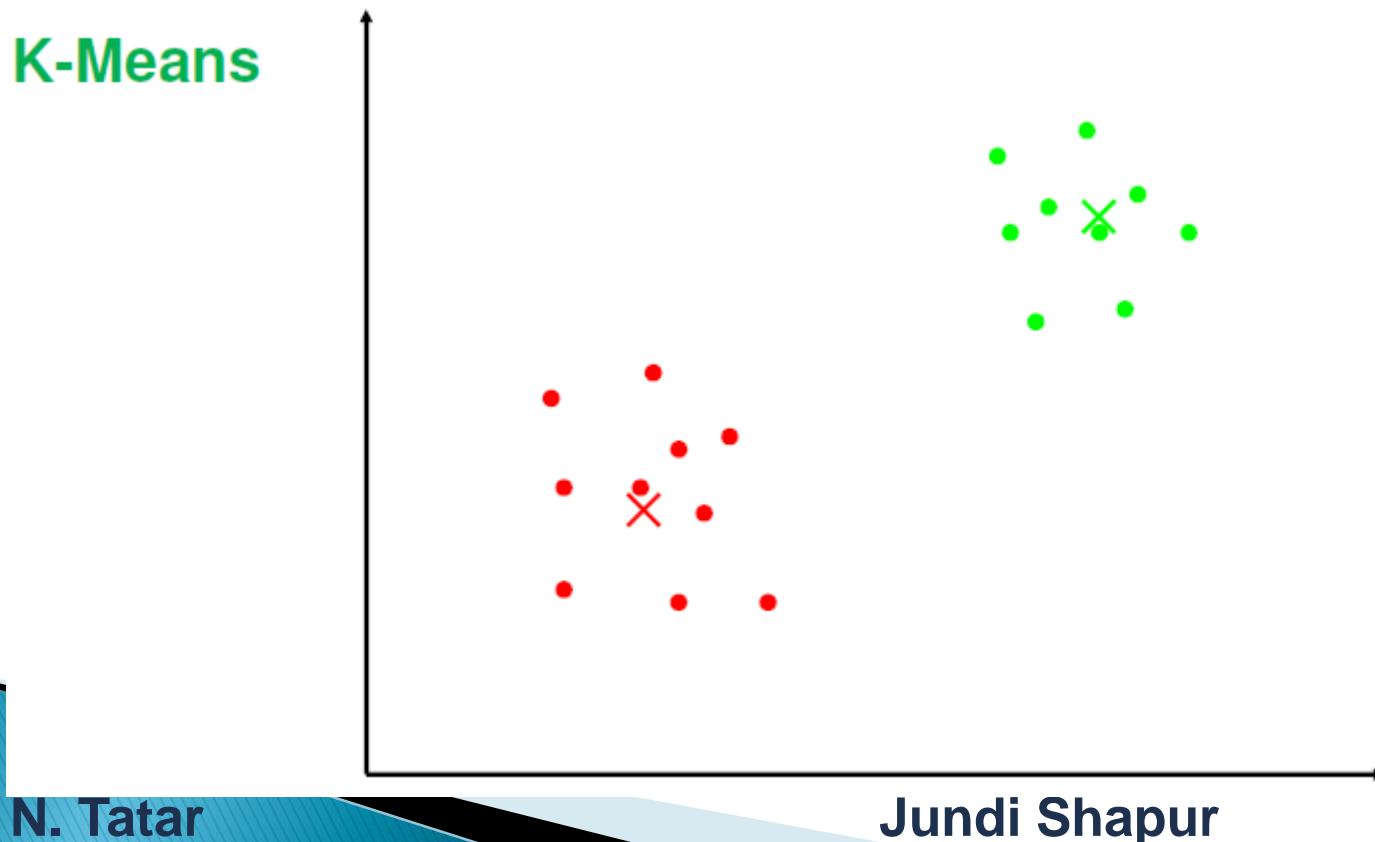
روش‌های خوشبندی

- مراحل روش خوشبندی : K-mean
- شرح روش به صورت گرافیکی (تکرار مرحله ۵ و ۶)



روش‌های خوشبندی

- مراحل روش خوشبندی : K-mean
- شرح روش به صورت گرافیکی (تکرار مرحله ۴ تا ۶)



روش‌های خوشبندی

- روش خوشبندی : K-mean
- مثال عددی) فرض کنید تصویر زیر را بخواهید با روش خوشبندی K-mean به ۲ قطعه، قطعه‌بندی کنید.

110	112	145	149
115	120	150	148
116	118	118	155
120	121	119	157

روش‌های خوشبندی

110	112	145	149
115	120	150	148
116	118	118	155
120	121	119	157

- حل مثال عددی) در ابتدا دو نقطه به صورت تصادفی ایجاد

میشود. مثل ۱۱۷ و ۱۱۴

- سپس فاصله داده‌ها (قدر مطلق اختلافات) از این نقاط محاسبه میشود.

110	112	145	149	115	120	150	148	116	118	118	155	120	121	119	157
7	5	28	32	2	3	33	31	1	1	1	38	3	4	2	40
4	2	31	35	1	6	36	34	2	4	4	41	6	7	5	43

سطر اول: داده‌های اولیه

سطر دوم: فاصله از نقطه ۱۱۷

سطر سوم فاصله از نقطه ۱۱۴

روش‌های خوشه‌بندی

- روش خوشه‌بندی : K-mean
- حل مثال) با توجه به کمترین فاصله خوشه‌بندی می‌شوند.
- خوشه اول به مرکزیت ۱۱۷ و خوشه دوم به مرکزیت ۱۱۴.

110	112	145	149	115	120	150	148	116	118	118	155	120	121	119	157
2	2	1	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

سطر دوم: برچسب خوشه سطر اول: داده‌های اولیه

- در مرحله بعد مرکز ثقل خوشه‌ها محاسبه می‌شود.

$$\bar{I}_1 = \frac{145+149+120+150+148+116+118+118+155+120+121+119+157}{13} \approx 134$$

$$\bar{I}_2 = \frac{110+112+115}{3} \approx 112$$

روش‌های خوشبندی

• روش خوشبندی : K-mean

- حل مثال) در مرحله بعد با توجه به مرکزیت ۱۱۲ و ۱۳۴ فاصله داده‌ها (قدر مطلق اختلافات) از این مرکز محاسبه می‌شود.

110	112	145	149	115	120	150	148	116	118	118	155	120	121	119	157
24	22	11	15	19	14	16	14	18	16	16	21	14	13	15	23
2	0	33	37	3	8	38	36	4	6	6	43	8	9	7	45

سطر اول: داده‌های اولیه •

سطر دوم: فاصله از نقطه ۱۳۴ (مرکز خوشبندی) •

سطر سوم: فاصله از نقطه ۱۱۲ (مرکز خوشبندی) •

روش‌های خوشه‌بندی

• روش خوشه‌بندی : K-mean

- حل مثال) با توجه به کمترین فاصله خوشه‌بندی می‌شوند.
- (خوشه اول به مرکزیت ۱۳۴ و خوشه دوم به مرکزیت ۱۱۲).

110	112	145	149	115	120	150	148	116	118	118	155	120	121	119	157
2	2	1	1	2	2	1	1	2	2	2	1	2	2	2	1

سطر دوم: برچسب خوشه سطر اول: داده‌های اولیه

- در مرحله بعد مرکز ثقل خوشه‌ها محاسبه می‌شود.

$$\bar{I}_1 = \frac{145+149+150+148+155+157}{6} \approx 151$$

$$\bar{I}_2 = \frac{110+112+115+120+116+118+118+120+121+119}{10} \approx 117$$

روش‌های خوشبندی

• روش خوشبندی : K-mean

- حل مثال) در مرحله بعد با توجه به مرکزیت ۱۱۷ و ۱۵۱ فاصله داده‌ها (قدر مطلق اختلافات) از این مرکز محاسبه می‌شود.

110	112	145	149	115	120	150	148	116	118	118	155	120	121	119	157
41	39	6	2	36	31	1	3	35	33	33	4	31	30	32	6
7	5	28	32	2	3	33	31	1	1	1	38	3	4	2	40

- سطر اول: داده‌های اولیه
- سطر دوم: فاصله از نقطه ۱۵۱ (مرکز خوشبندی اول)
- سطر سوم: فاصله از نقطه ۱۱۷ (مرکز خوشبندی دوم)

روش‌های خوشه‌بندی

• روش خوشه‌بندی K-mean :

- حل مثال) با توجه به کمترین فاصله خوشه‌بندی می‌شوند (خوشه اول به مرکزیت ۱۵۱ و خوشه دوم به مرکزیت ۱۱۷).

110	112	145	149	115	120	150	148	116	118	118	155	120	121	119	157
2	2	1	1	2	2	1	1	2	2	2	1	2	2	2	1

- سطر اول: داده‌های اولیه سطر دوم: برچسب خوشه
- با توجه به اینکه در این مرحله تغییری در بر چسبها اتفاق نیفتاده، پردازش به اتمام می‌رسد.

روش‌های خوشه‌بندی

- روش خوشه‌بندی : K-mean

- مثال عددی) نتیجه نهایی.

110	112	145	149
115	120	150	148
116	118	118	155
120	121	119	157

داده اولیه

2	2	1	1
2	2	1	1
2	2	2	1
2	2	2	1

برچسبها

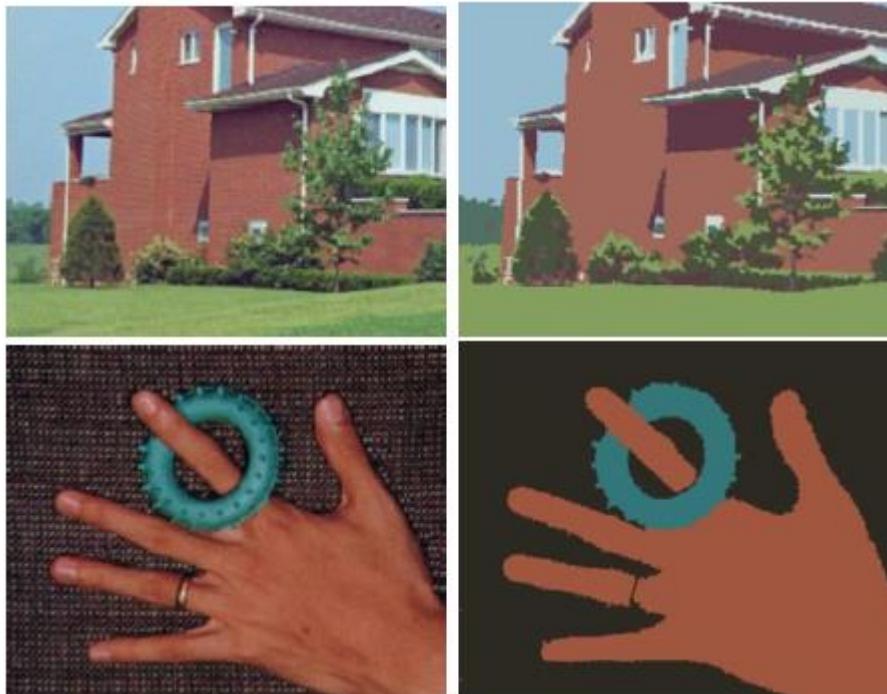
110	112	145	149
115	120	150	148
116	118	118	155
120	121	119	157

قطعه‌بندی نهایی

روش‌های خوشه‌بندی

- روش خوشه‌بندی : K-mean

- مثالی از این روش



روش‌های خوشه‌بندی

- روش خوشه‌بندی K-mean :
- مثالی از این روش

K-Means



Original



K=5



K=11

روش‌های خوشبندی

- مزایا و معایب روش خوشبندی K-mean
 - مزایا
 - ساده و بسیار سریع
 - پیاده‌سازی راحت
 - معایب
 - نیاز به تعیین تعداد خوشه‌ها
 - حساس به داده‌های پرت و نویزی
 - یک روش محلی است
 - یک روش مکانی نیست! (بدترین عیب)

PDF-based Methods

روش‌های مبتنی بر توزیع

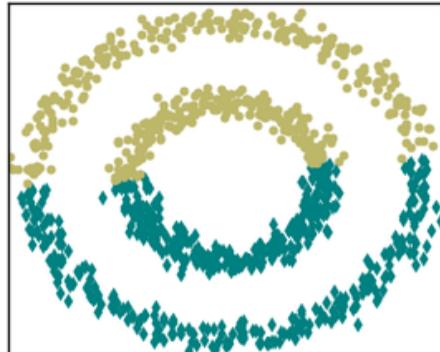
چگالی

روش‌های مبتنی بر توزیع چگالی

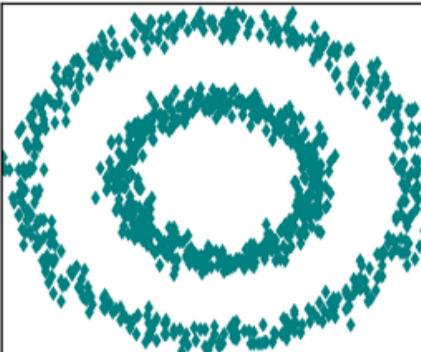
- روش‌های مبتنی بر تابع توزیع چگالی نسبت به سایر روش‌های قطعه‌بندی که تا پیش از این ارائه شدند، دقت بالاتری دارند.
- یکی از مهمترین روش‌های این گروه روش انتقال میانگین می‌باشد. هدف اصلی این روش یافتن مقادیر بیشینه تابع توزیع با انتقال میانگین به صورت تکراری می‌باشد.
- یکی دیگر از این روش‌ها الگوریتم DBSCAN می‌باشد. این روش خوشه‌های با شکل نامنظم را هم قطعه‌بندی می‌کند.

روش‌های مبتنی بر توزیع چگالی

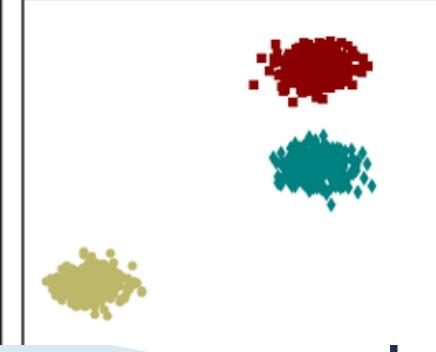
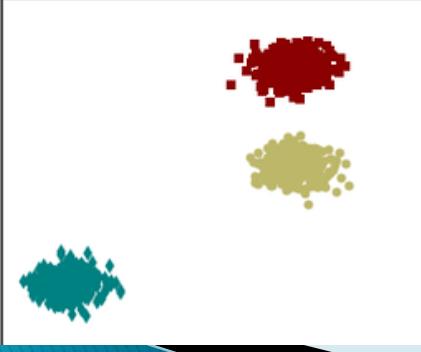
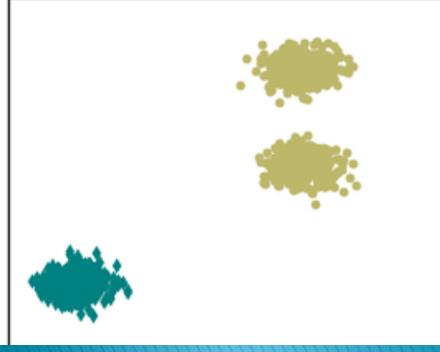
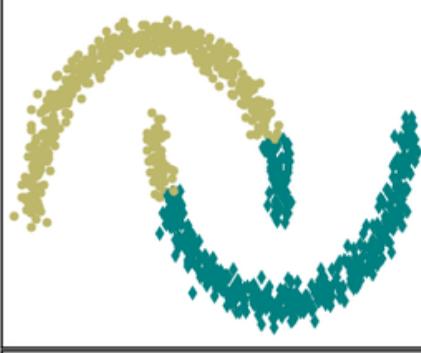
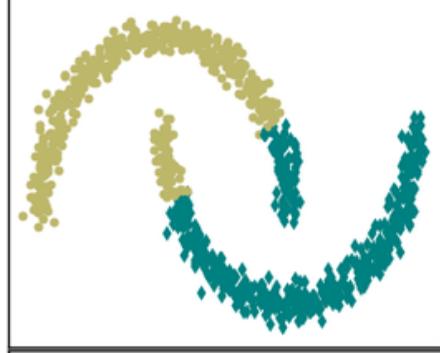
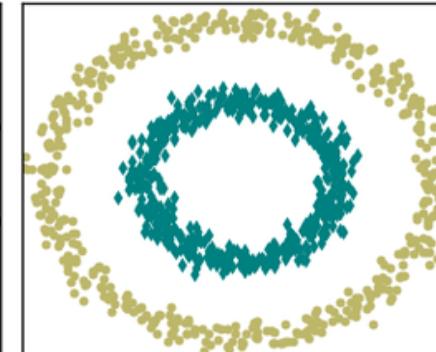
k-means



mean shift



DBSCAN



- مقایسه روش‌های قطعه‌بندی

Super pixel

سوپر پیکسل

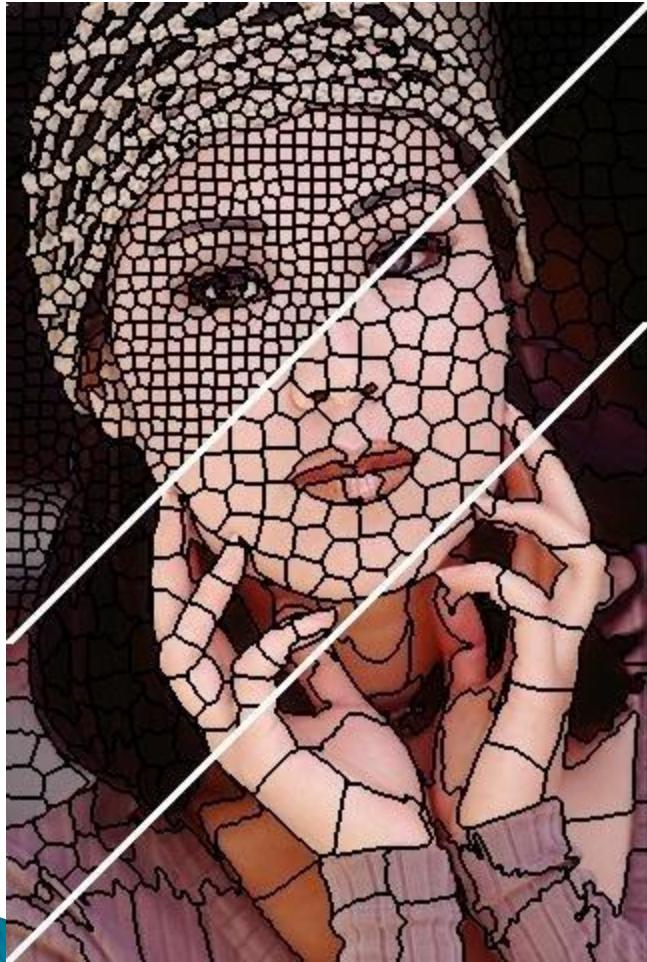
سوپر پیکسل

- یکی از روش‌های که به نوعی تصویر را قطعه‌بندی می‌کند، روش سوپر پیکسل است.
- سوپر پیکسل از نظر تعریف با قطعه‌بندی متفاوت است، اما یکی از مهمترین روش‌های حال حاضر برای روش‌های قطعه‌بندی موفق به حساب می‌آید.
- سوپر پیکسل‌ها گروهی از پیکسل‌های محلی اند که در مقایسه با پیکسل‌ها اطلاعات بیشتری با خود به همراه دارند.

سوپر پیکسل

- در پردازش تصویر قطعه گروهی از پیکسل‌ها هستند که تشکیل دهنده یک قطعه منحصر به فرد را می‌دهند. اما در سوپر پیکسل تنها همسایگی محلی مد نظر است و ممکن است یک قطعه به چندین سوپر پیکسل تقسیم شده باشد.
- به طور خلاصه قطعات تصویری دارای یک تعریف معنایی هستند اما در قطعه‌بندی چنین چیزی لزوماً وجود ندارد. از این رو بسیاری از سوپر پیکسل‌ها فقط شامل گروهی از پیکسل‌هایند

سوپر پیکسل



- الگوریتم اولیه سوپر پیکسل در سال ۲۰۱۰ ارائه شد و یکی از موفق‌ترین الگوریتم‌های پردازش تصویر است.
- این الگوریتم سه پارامتر اصلی دارد (فشردگی، مقیاس و تعداد) که با تغییر آن می‌توان نتایج را تغییر داد.



سوپر پیکسل



Supervised Segmentation

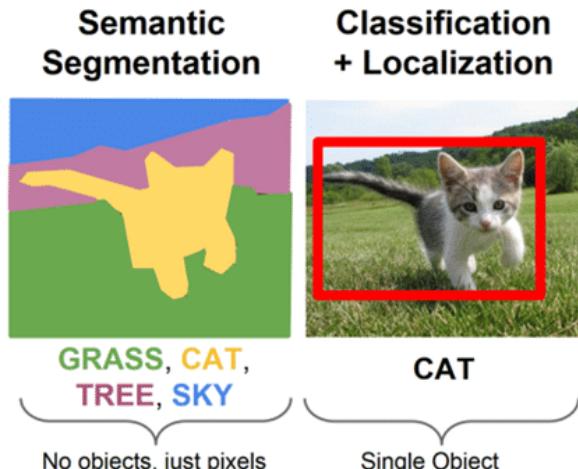
قطعه‌بندی نظارت شده

قطعه‌بندی نظارت شده

- تاکنون آنچه در زمینه قطعه‌بندی گفته شد، روش‌های نظارت نشده بودند. روش‌هایی که به تنها‌یی قطعه‌بندی می‌کردند.
- گروهی دیگر از روش‌ها وجود دارند که به آنها روش‌های نظارت شده می‌گویند؛ که برای یادگیری آنها نیازمند گذراندن درسی به نام شناسایی الگو هستید.
- منظور از قطعه‌بندی نظارت شده به کارگیری داده‌های آموزشی جهت قطعه‌بندی تصویر است.

قطعه‌بندی ناظارت شده

- متخصصین حوزه مهندسی نقشه‌برداری و سنجش از دور قطعه‌بندی ناظارت شده را طبقه‌بندی تصویر تعریف می‌کنند.
- اما متخصصین حوزه برق و کامپیوتر از اصطلاح طبقه‌بندی تصویر برای تفکیک کلاس تصاویر مختلف استفاده می‌کنند و معتقدند قطعه‌بندی ناظارت شده با طبقه‌بندی تفاوت دارد.



Segmentation
Jundi Shapur

تمرین شماره ۸ - قسمت دوم

- روش k-means را برای قطعه‌بندی تصویر در محیط برنامه نویسی مطلب یا پایتون پیاده سازی کنید.
- نتیجه این فعالیت را در سیستم خود اجرا کرده و از اجرای آن عکس بگیرید. کدها و عکس را تا دو جلسه بعد به آدرس ۱۱۸ درس پردازش تصویر- قسمت دوم" ایمیل کنید.



سوال؟