




# آنالیز فوری و پردازش سیگنال

## کاربردهای دیگر

ممدرضا پوررضا




## موضوعات فصل

۲

مقدمه □

H.R. POURREZA



## بیان شکل بر اساس سرامون

3


**توصیفگر فوریه**

- با در نظر گرفتن یکی از نقاط مرز  $(x_0, y_0)$  به عنوان نقطه شروع، دنباله‌ای از  $(x_i, y_i)$  بیانگر پیمایش مرز مثلاً در جهت عقربه‌های ساعت باشد. هر زوج مرتب در این رشته را بصورت زیر تبدیل به یک عدد مختلط می‌کنیم تا بدین ترتیب این (زوجهای مرتب به حالت یک بعدی تبدیل شوند

$$s(k) = x_k + j y_k$$

- ضرایب تبدیل فوریه رشته فوق را **توصیفگرهای فوریه مرز** می‌نامند
- عکس تبدیل فوریه توصیفگرها، مجدداً رشته عدد مختلط معرف مرز را تولید خواهد کرد.
- در محاسبه عکس تبدیل فوریه می‌توان فقط  $p$  ضریب اول تبدیل را نگه داشته و بقیه را صفر کرد. هر چه  $p$  کمتر باشد، جزئیات بیشتری از بین می‌رود.







H.R. POURREZA



## بیان شکل بر اساس سرامون


4

**توصیفگر فوریه (ادامه)**

	<b>مرز با استفاده از ۵۰٪ توصیفگرها</b>	<b>مرز با استفاده از ۱۰٪ توصیفگرها</b>	
<b>مرز در تصویر کروموزوم انسان</b>			
			<b>مرز با استفاده از ۵٪ توصیفگرها</b>
<b>مرز با استفاده از ۲۰٪ توصیفگرها</b>			
	<b>مرز با استفاده از ۲۵٪ توصیفگرها</b>	<b>مرز با استفاده از ۶۳٪ توصیفگرها</b>	<b>مرز با استفاده از ۲۸٪ توصیفگرها</b>

H.R. POURREZA

**استفاده از ۴ و ۲ توصیفگر بترتیب بیضی و دایره را نتیجه می‌دهند**



بیان شکل بر اساس سیرامون

5

توصیفگر فوریه (ادامه) □

تأثیر عوامل مختلف بر توصیفگرهای 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	$s_p(k) = s(k - k_0)$	$a_p(u) = a(u)e^{-j2\pi k_0 u/K}$

H.R. POURREZA



بیان شکل بر اساس سیرامون


6

توصیفگر فوریه (ادامه) □

مزایای استفاده از توصیفگر فوریه: □

- مماسیات ساده‌ای دارد
- هر توصیفگر معنی فیزیکی فاصی دارد
- بدلیل ساده بودن فرایند نرمالیزه کردن، ارزیابی انطباق می‌تواند به سادگی انجام شود
- هم دارای ویژگی‌های سراسری و هم ویژگی‌های محلی است

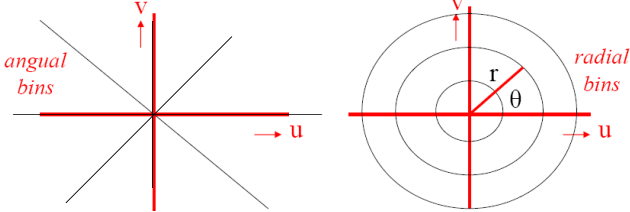
H.R. POURREZA



## توصیف طیفی بافت

7


- اگر بافت پررودیک و یا جهت دار باشد، در طیف قدرت آن در نقاط متناظر با فرکانسهای مربوطه دامنه‌های بزرگی مشاهده می شود.
- ویژگیهای طیف را می‌توان بصورت زیر در نظر گرفت



$$V_{r_1 r_2} = \iint_{r_1 < r < r_2} |F(u, v)|^2 dudv$$

- ویژگی شعاعی

H.R. POURREZA



## توصیف طیفی بافت

8

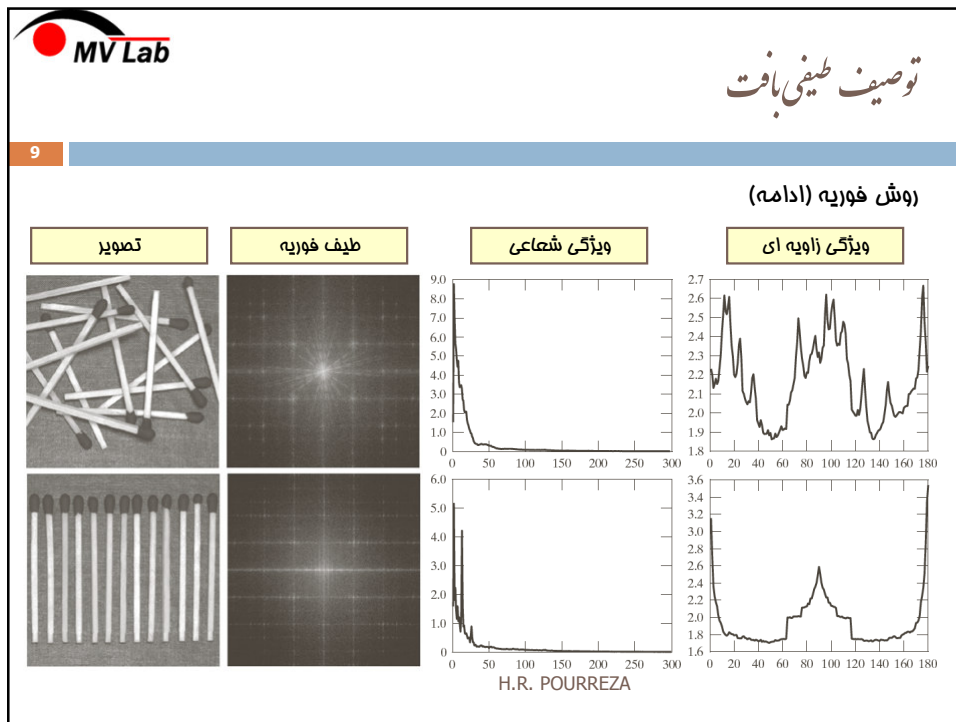
روش فوریه (ادامه)

- ویژگی شعاعی
- سنجشی از میزان فشن بودن بافت است.
- یک بافت نرم (Fine)، دارای انرژی زیاد در ملقه هایی با شعاع بزرگ است
- یک بافت فشن (Coarse)، دارای انرژی زیاد در ملقه هایی با شعاع کوچک است
- ویژگی زاویه‌ای

$$V_{\theta_1 \theta_2} = \iint_{\theta_1 < \tan^{-1} \frac{u}{v} < \theta_2} |F(u, v)|^2 dudv$$

- اگر یک بافت دارای قطوط یا لبه‌های زیادی در امتداد  $\theta$  باشد، ویژگی زاویه ای در موالی  $\theta + \pi/2$  مقدار بزرگی خواهد داشت.

H.R. POURREZA



MV Lab

توصیف آماری بافت

10

- از اشکالات مهم استفاده از هیستوگرام عدم وجود اطلاعات مکانی پیکسل‌های تصویر در آن است
- جایابی پیکسل‌های یک تصویر تاثیری بر هیستوگرام آن ندارد

			
---	---	---	---

H.R. POURREZA

توصیف آماری بافت

MV Lab

11

Co-occurrence هم رخداد ماتریس

□ از بردار  $d$  (و یا فاصله و جهت) به عنوان پارامتر استفاده می‌کند.  
 $d=(1,1)$

2	1	2	0	1
0	2	1	1	2
0	1	2	2	0
1	2	2	0	1
2	0	1	0	1

$i$   


---

 $j$

$G(i,j)$			
0	2	2	0
2	1	2	1
2	3	2	2
0	1	2	

□ ماتریس هم رخداد نسبت به هیستوگرام دارای این مزیت است که اطلاعات مکانی نیز در آن وجود دارد

□  $G(i,j)$  شمارش جفت پیکسل‌هایی که در فاصله  $d=(dx, dy)$  از هم قرار گرفته و دارای سطح خاکستری  $i$  و  $j$  هستند

□ ۱۶ جفت پیکسل دارای فاصله  $d$  در جهت ۴۵ درجه از یکدیگر هستند

H.R. POURREZA

توصیف آماری بافت

MV Lab

12

Co-occurrence هم رخداد ماتریس

□ ماتریس هم رخداد بیان کننده آماره‌های مرتبه  $p$  تصویر است و برای شرح طیف وسیعی از بافتها فوب عمل می‌کند

□ خصوصیتی از ماتریس هم رخداد فبویی می‌تواند ارتباط مکانی پیکسلها را بیان کرده و استقلال از تبدیلات monotonic را نیز داشته باشد

□ ماتریس هم رخداد توانایی حفظ اطلاعات المانهای تولید کننده بافت را ندارد و از این جهت برای بیان بافتهایی شامل المانهای بافت زیاد مناسب نیست.

□ اگر چه ماتریس هم رخداد توانایی فوبی در ایجاد تمایز بین بافتهای مختلف دارد ولی دارای این اشکال است که بار مماسباتی زیادی دارد.

H.R. POURREZA



## توصیف آماری یافت


13

ماتریس هم رخداد (ادامه)

الگوریتم:

- تمام جفت پیکسل‌هایی که در آن اولین پیکسل مقدار  $i$  را دارد و در جهت  $\theta$  و به فاصله  $d$  از آن پیکسل با مقدار  $j$  قرار دارد شمارش شوند
- مقدار شمارش شده در محل  $(j, i)$  از ماتریس  $G$  قرار گیرد
  - مثلاً اگر ۳ جفت  $(2,1)$  وجود دارد، آنگاه  $G(2,1)=3$
  - ماتریس  $G$  متقارن نیست
  - ماتریس  $G$  را به کل مقادیر ماتریس نرمالایز کنید
  - $G$  را به عنوان یک تابع احتمال در نظر بگیرید

H.R. POURREZA



## توصیف آماری یافت

14

ماتریس هم رخداد (ادامه)

□ مثالی از ماتریس هم رخداد با جهت صفر و فاصله 1

$i$   
|  
+---+  
|  
 $j$


1	1	7	5	3	2
5	1	6	1	2	5
8	8	6	8	1	2
4	3	4	5	5	1
8	7	8	7	6	2
7	8	6	2	6	2

	1	2	3	4	5	6	7	8
1	1	2	0	0	0	1	1	0
2	0	0	0	0	1	1	0	0
3	0	1	0	1	0	0	0	0
4	0	0	1	0	1	0	0	0
5	2	0	1	0	1	0	0	0
6	1	3	0	0	0	0	0	1
7	0	0	0	0	1	1	0	2
8	1	0	0	0	0	2	2	1

Image  $f$

Co-occurrence matrix  $G$

H.R. POURREZA




## توصیف آماری بافت

15

ماتریس هم رفداد (ادامه)

- ماتریس  $G$  توزیع مکانی سطوح فاکستری برای مقادیر فاص  $d$  و  $\theta$  را ارائه می‌کند
- ماتریس  $G$  برای نامیه دارای بافت یک توزیع غیر اتفاقی از مقادیر را ارائه می‌کند
- ماتریس  $G$  را می‌توان نرمالایز کرده ( $p_{ij}$ ) و آنرا به عنوان یک تابع چگالی احتمال در نظر گرفت
- بدست آوردن ماتریس هم رفداد و توصیف آن عموماً به ازای چند مقدار مختلف  $d$  و  $\theta$  انجام می‌شود.
- پارامترهای آماری  $p_{ij}$  می‌تواند برای توصیف بافت بکار گرفته شود

H.R. POURREZA




## توصیف آماری بافت

16

ماتریس هم رفداد (ادامه)

رابطه	شرح	توصیف
$\max_{i,j}(p_{ij})$	بیانگر قویترین پاسخ $G$ است	مداکثر احتمال
$\frac{\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K (i-m_r)(j-m_c)p_{ij}}{\sigma_r \sigma_c}$ $\sigma_r \neq 0, \sigma_c \neq 0$	بیانگر همبستگی یک پیکسل با مقادیر همسایه‌اش در کل تصویر است. مقدار ماضل بین $-1$ تا $1$ است که بترتیب بیانگر همبستگی کامل مثبت و منفی است. در صورتیکه واریانس صفر باشد این مقدار تعریف نشده است	همبستگی
$\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K (i-j)^2 p_{ij}$	بیانگر کنتراست یک پیکسل با همسایه‌هایش در کل تصویر است. مقدار آن بین $0$ تا $(K-1)^2$ است	کنتراست
$\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K p_{ij}^2$	بیانگر همسانی است و مقداری در رنج $0$ تا $1$ دارد. $1$ به معنی یک تصویر کاملاً یکنواخت است	همسانی (Uniformity) یا اندرزی
$\frac{\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K p_{ij}}{\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K (1+ i-j )}$	بیانگر نزدیکی مکانی مقادیر توزیع امزای $G$ به قطر است و مقداری در رنج $0$ تا $1$ دارد. ماکزیمم مقدار برای یک ماتریس قطری بدست می‌آید	همگنی
$-\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K p_{ij} \log_2 p_{ij}$	میزان اتفاقی بودن مقادیر را بیان می‌کند. مقدار $0$ در حالتی بدست می‌آید که همه مقادیر $p_{ij}$ صفر باشند؛ و ماکزیمم است وقتی تمام مقادیر $p_{ij}$ برابر باشند.	انترنویپی





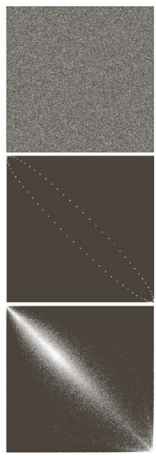
## توصیف آماری بافت

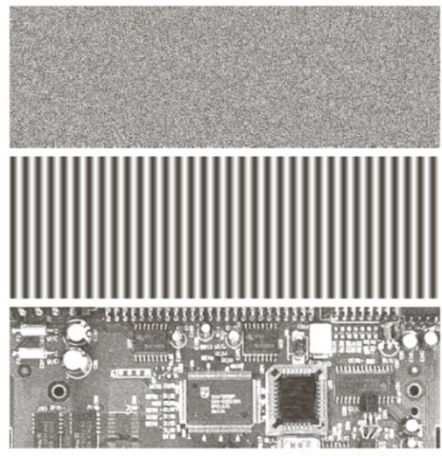
17

ماتریس هم رخداد


تصویر

ماتریس هم رخداد (ادامه)





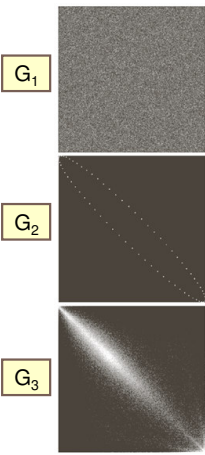
H.R. POURREZA



## توصیف آماری بافت

18

ماتریس هم رخداد (ادامه)



Normalized Co-occurrence Matrix	Descriptor					
	Max Probability	Correlation	Contrast	Uniformity	Homogeneity	Entropy
$G_1/n_1$	0.00006	-0.0005	10838	0.00002	0.0366	15.75
$G_2/n_2$	0.01500	0.9650	570	0.01230	0.0824	6.43
$G_3/n_3$	0.06860	0.8798	1356	0.00480	0.2048	13.58

H.R. POURREZA




## توصیف آماری بافت

19

مکانیزم شرح داده شده در توصیف آماری بافت مبتنی بر ماتریس هم‌رنداد، عیناً به تصاویر منتقل شده به فضای یک تبدیل نیز قابل استفاده است.

H.R. POURREZA



## تخمین حرکت در حوزه فرکانس - روش همبستگی فاز

20

اگر دو تصویر  $f$  و  $g$  با یک حرکت انتقالی به هم مرتبط باشند، بطوریکه:

$$g(x, y) = f(x - \delta_x, y - \delta_y)$$


در این صورت:

$$F[g(x, y)] = e^{-(\delta_x \omega_x + \delta_y \omega_y)j} F[f(x, y)]$$

اگر برای نمایش فاز از  $\Phi$  استفاده کنیم، در این صورت:

$$\Phi[g(x, y)] - \Phi[f(x, y)] = -(\delta_x \omega_x + \delta_y \omega_y)$$

H.R. POURREZA


تخمین حرکت در حوزه فرکانس

---

21

با تعریف  $d(x, y)$  بصورت زیر:

$$\Phi[d(x, y)] = \Phi[g(x, y)] - \Phi[f(x, y)] = -(\delta_x \omega_x + \delta_y \omega_y)$$

$$\|F[d(x, y)]\| = 1$$

در این صورت:

$$F[d(x, y)] = e^{-(\delta_x \omega_x + \delta_y \omega_y) j}$$

و بنابراین:

$$d(x, y) = \delta(x - \delta_x, y - \delta_y)$$

H.R. POURREZA