#### Xử lý ảnh

Hoàng Văn Hiệp Bộ môn Kỹ thuật máy tính Viện Công nghệ thông tin và Truyền thông Email: hiephv@soict.hut.edu.vn



#### Nội dung

- □Chương 1. Giới thiệu chung
- □Chương 2. Thu nhận & số hóa ảnh
- □Chương 3. Cải thiện & phục hồi ảnh
- Chương 4. Phát hiện tách biên, phân vùng ảnh
- Chương 5. Trích chọn các đặc trưng trong ảnh
- □Chương 6. Nén ảnh
- Chương 7. Lập trình xử lý ảnh bằng Matlab và C



#### Trích chọn đặc trưng trong ảnh

- □Đặc trưng về màu sắc
- □Đặc trưng về kết cấu ảnh
- □Đặc trưng về hình dạng
- □Một số đặc trưng cục bộ bất biến

3

## Đặc trưng về màu sắc

- ■Color histogram
- □Đặc trưng liên kết màu
- □Color moments

#### **Color histogram**

Histogram của ảnh đa mức xám: [0 L-1] là hàm rời rạc:

$$h(r_k) = n_k$$

 $_{ ilde{\circ}}$  Với  $r_{k}$  là thành phần mức xám thứ k

 $\circ$   $n_k$ : số lượng pixel có mức xám là  $r_k$ 

□Dang chuẩn hóa:

$$h(r_k) = \frac{n_k}{n}$$

Với n: tổng số pixel trong ảnh

□Biểu diễn ảnh = 1 vector đặc trưng

Số chiều vector = số bin histogram

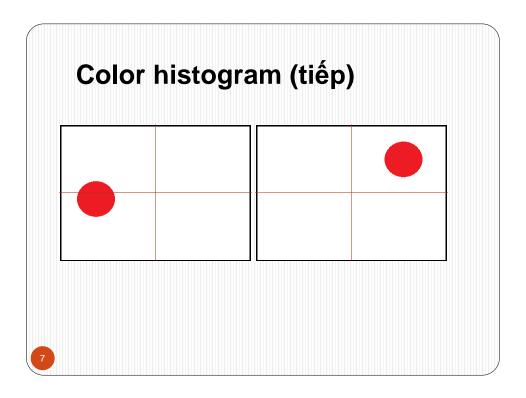
Giá trị mỗi phần tử = giá trị mỗi bin histogram

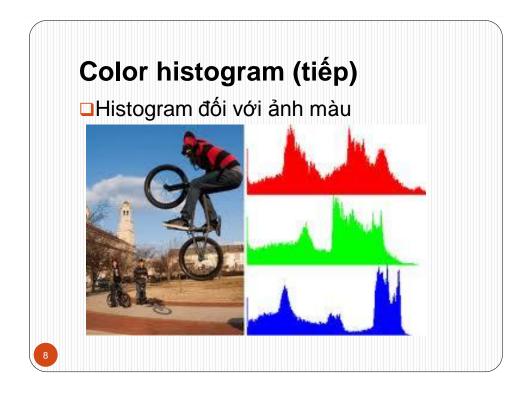


# Color histogram (tiếp)

- □Ưu điểm
  - Phản ánh phân bố màu sắc trong ảnh
  - Bất biến với phép quay ảnh (không làm méo)
  - Bất biến với phép dịch ảnh
- ■Nhược điểm
  - Không phản ánh tính không gian
  - Nhạy với phép thay đổi ánh sáng







#### **Color moments**

- Nếu coi giá trị mức xám tại mỗi điểm ảnh trong ảnh là biến ngẫu nhiên
- □→ Histogram của ảnh: hàm mật độ phân bố xác suất của biến ngẫu nhiên
- Có thể đặc trưng một phân bố xác suất của biến ngẫu nhiên bởi các giá trị
  - Mean (giá trị kỳ vọng, giá trị trung bình)
  - Độ lệch chuẩn (độ lệch của các điểm so với giá trị trung bình)
  - Skewness (độ lệch phân bố)
- → Giá trị moments các cấp



### Color moments (tiếp)

□Giá trị mean (trung bình)

$$E_i = \sum_{N=1}^{j=1} \frac{1}{N} p_{ij}$$

- Moment cấp 2: độ lệch chuẩn (standard deviation)  $\sigma_i = \sqrt{(\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{j=1}(p_{ij}-E_i)^2)}$
- □Moment cấp 3: skewness

$$s_i = \sqrt[3]{(\frac{1}{N} \sum_{N}^{j=1} (p_{ij} - E_i)^3)}$$

### Color moments (tiếp)

- □Trong đó p<sub>ij</sub> là giá trị của kênh màu *i* tại pixel có vị trí *j* trong ảnh
- □Ví dụ: Xét ảnh trong hệ màu HSV → chỉ cần 9 tham số có thể đặc trưng cho phân bố màu trong ảnh (3 moments cho mỗi kênh H, S, V)
- □Nhận xét: số chiều giảm rất nhiều → tính toán nhanh hơn



### Đặc trưng về kết cấu ảnh

- □Sử dụng các giá trị moments các cấp
- ■Ma trận đồng hiện
- □Đặc trưng LBP (state-of-the-art)

#### Kết cấu ảnh

- Kết cấu ảnh: còn gọi là vân ảnh chưa có định nghĩa tổng quát
  - Thể hiện sự sắp xếp về mặt không gian của các giá trị độ chói (ảnh đa mức xám), màu sắc (ảnh màu)
  - Kết cấu ảnh được tạo từ các phần tử kết cấu gọi là texel
  - 2 loại kết cấu ảnh
    - Kết cấu tự nhiên
    - Kết cấu nhân tạo



#### Phân tích đặc trưng kết cấu ảnh

- □Có 2 các tiếp cận
  - Tiếp cận cấu trúc: thường áp dụng cho phân tích các kết cấu nhân tạo
    - Ảnh kết cấu được tạo thành từ các phần tử kết cấu (texels) hay các mẫu (partern)
    - Phân tích tương quan không gian giữa các texels hay các parterns
    - o Ví dụ: Voronoi tessellation
  - Tiếp cận thống kê
    - Tính toán các giá trị moments các cấp
    - Ma trận đồng hiện (co-occurrence matrix)



# Ma trận đồng hiện (co-occurrence matrix)

- □Định nghĩa
  - Cho P là hàm xác định tương quan vị trí
  - Ma trận đồng hiện A: k x k phần tử, trong đó a<sub>ij</sub> là số lần xuất hiện của các điểm có mức xám z<sub>i</sub> cùng với các điểm có mức xám z<sub>j</sub> (với các điểm đồng xuất hiện này tuân theo hàm tương quan vị trí P)
- □→ Ma trận đồng hiện cho phân bố của các cặp giá trị đồng xuất hiện tại những giá trị offset xác định



# Ma trận đồng hiện (tiếp)

$$C_{\Delta x,\Delta y}(i,j) = \sum_{p=1}^n \sum_{q=1}^m \begin{cases} 1, & \text{if } I(p,q) = i \text{ and } I(p+\Delta x, q+\Delta y) = j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

- ■Ví dụ: Tìm ma trận đồng hiện của ảnh sau:
  - P hàm tương quan vị trí:  $\Delta x = 1, \Delta y = 1$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 4 & 2 & 1 \\ 2 & 2 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 2 & 0 \end{bmatrix}$$



# Ma trận đồng hiện (tiếp)

- ■Nhân xét
  - Ma trận đồng hiện cho thấy tương quan giữa các điểm ảnh
  - Vì ma trân phu thuộc hàm vi trí P → chon P sao cho phù hợp với pattern của texture
  - Các đặc trưng texture có thể rút ra từ ma trận đồng hiện
    - Giá tri xác suất lớn nhất
    - Giá trị độ tương phản
    - Tính đồng đều, đồng nhất
    - Entropy



# Ma trận đồng hiện (tiếp)

$$\begin{split} N_g : &\# \text{ of gray levels} \\ n &= \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} g_{ij} \Rightarrow p_{ij} = \frac{g_{ij}}{n} \\ m_r &= \sum_{i=1}^{N_g} i \sum_{j=1}^{N_g} p_{ij}, \quad m_c = \sum_{j=1}^{N_g} j \sum_{i=1}^{N_g} p_{ij} \\ \sigma_r^2 &= \sum_{i=1}^{N_g} (i - m_r)^2 \sum_{j=1}^{N_g} p_{ij}, \quad \sigma_c^2 = \sum_{i=1}^{N_g} (j - m_c)^2 \sum_{i=1}^{N_g} p_{ij} \end{split}$$

19

# Ma trận đồng hiện (tiếp)

 $Max(p_{ij})$ : Maximum probability (G1)

$$\sum_{i} \sum_{r} \frac{(i - m_r)(j - m_c)}{\sigma_c \sigma_r}$$
: Correlation (G2)

$$\sum_{i} \sum_{j} (i - j)^2 p_{ij} : \text{Contrast (G3)}$$

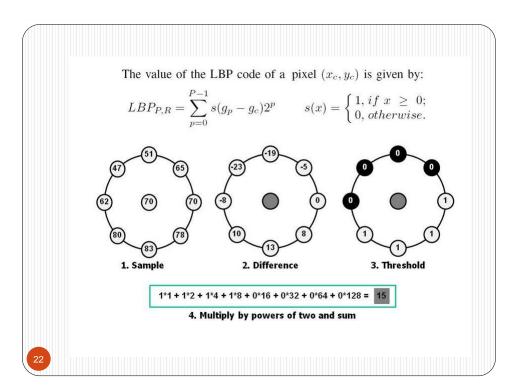
$$\sum_{i} \sum_{j} p_{ij}^{2}$$
: Uniformity

$$\sum_{i} \sum_{i} \frac{p_{ij}}{1 + |i - j|}$$
: Homogeneity

$$-\sum_{i}\sum_{j}p_{ij}\log_{2}(p_{ij})$$
: Entropy

#### Đặc trưng LBP

- LBP: local binary pattern
- Một trong những đặc trưng rất mạnh cho các bài toán phân lớp texture được đề xuất bởi Ojala năm 1994
- □LBP + HOG rất tốt cho bài toán phát hiện người (có người/không có người trong ảnh)



## Đặc trưng LBP (tiếp)

- □Với mỗi pixel tại tâm, so sánh giá trị của nó với các pixel lân cận (8, 25...), nếu giá trị tại các điểm so sánh lớn hơn giá trị tại tâm → gán nhãn 1, ngược lại gán nhãn 0
  - Mỗi pixel sẽ có một partern đại diện
- □Ví dụ: Như vậy nếu mã hóa (8,1) neighborhood sẽ có 2^8 = 256 partern
  - Xây dựng histogram có vector đặc trưng 256 chiều



## Đặc trưng LBP (tiếp)

- □Số chiều 256 khá lớn, hơn nữa có nhiều pattern trong 256 pattern này rất ít xuất hiên
  - → khái niệm uniform pattern và non-uniform pattern
    - Một pattern gọi là uniform nếu nó chứa nhiều nhất 2 lần đảo bit từ 0 sang 1 hoặc từ 1 sang 0 (với thứ tự các bit trong pattern duyệt theo vòng tròn)



### Đặc trưng LBP (tiếp)

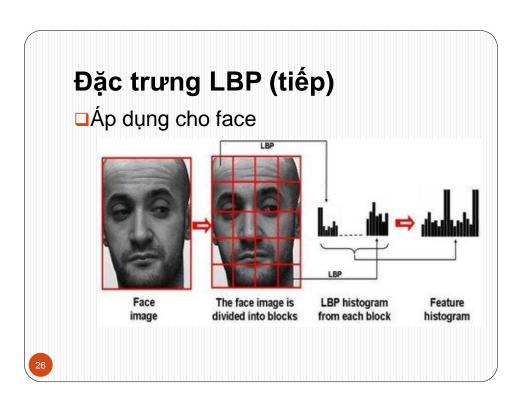
#### ■Ví du:

- Các patterns 00000000 (0 transitions), 01110000 (2 transitions) và 11001111 (2 transitions) là uniform
- Các patterns 11001001 (4 transitions) and 01010010 (6 transitions) không uniform

#### ■Sau đó

- Mỗi uniform pattern được gán một nhãn
- Tất cả các non-uniform pattern được gán chung 1 nhãn
- Như vậy nếu dùng (8,1) neighborhood thì sẽ có 256 pattern, trong đó có 58 uniform, nên suy ra số chiều của LBP feature là 59

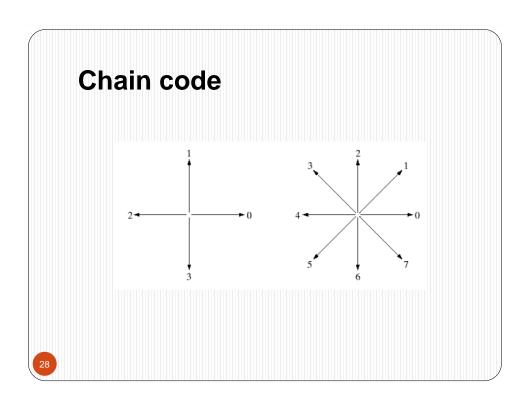




### Đặc trưng về hình dạng

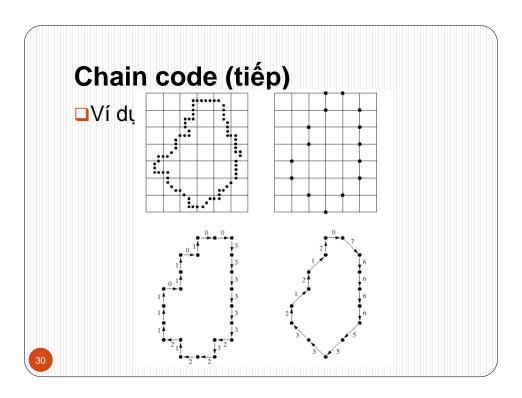
- Bước 1. Phát hiện các thuộc tính hình dạng (biên cạnh)
  - Phương pháp gradients
  - Phương pháp laplacian
  - ...
- □Bước 2. Mã hóa các đường biên
  - Chain code





## Chain code (tiếp)

- □Các vấn đề của chain code
  - Mã dài → resampling
  - Vị trí điểm bắt đầu
    - Giải pháp: quay mã (dịch vòng) đến khi gặp mã nhỏ nhất (ví dụ: 10103322 → 01033221)



#### Một số đặc trưng cục bộ

- Dò điểm hấp dẫn (interest point detector)
- □Mô tả điểm hấp dẫn (descriptor)



# Các thuộc tính của đặc trưng cục bộ

- □Tính lặp (repeatability): nếu 2 ảnh của cùng một đối tượng, với 2 viewpoint khác nhau → cùng tìm được các đặc trưng giống nhau
- □Tính phân biệt (distinctiveness): 2 ảnh khác nhau → các đặc trưng cục bộ tìm được đủ khác nhau
- Tính đáp ứng hiệu năng (efficiency): thời gian tìm các đặc trưng cục bộ phải thoả mãn điều kiện
- □...
- → Trong đó tính lặp là quan trọng nhất



# Các thuộc tính của đặc trưng cục bộ (tiếp)

- Để đảm bảo tính lặp các đặc trưng cục bộ có thể thu được bằng 2 cách
  - Invariance: Bất biến theo một tiêu chí nào đó (một số phép biến đổi)
    - Mô hình hóa các phép biến đổi bằng công thức toán
    - Tìm các đặc trưng, hoặc cách mô tả đặc trưng không bị ảnh hưởng bởi phép biến đổi
  - Robustness
    - Tìm các đặc trưng hoặc cách mô tả đặc trưng ít bị ảnh hưởng bởi các phép biến đổi



## Dò điểm hấp dẫn

- Các phương pháp
  - Dựa trên đường bao, điểm uốn (contour based)
  - Dựa trên mức xám (intensity based)
  - Dựa trên các vùng nổi lên, lồi lên (salient based)
  - Dựa trực tiếp trên màu sắc (color based)
  - Dựa trên các kỹ thuật phân vùng (segmentation - based)
  - Dựa trên học máy (machine learning)

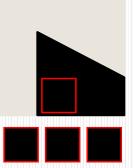


### Một số bộ dò điểm hấp dẫn

- Phương pháp intensity-based được áp dụng nhiều nhất (hiệu quả cao)
  - Một số bộ dò điểm hấp dẫn
    - Bộ dò góc (corner detector)
    - Bộ dò biên (edge detector)
    - Bộ dò blob (blob detector)
    - Bộ dò miền (region detector)

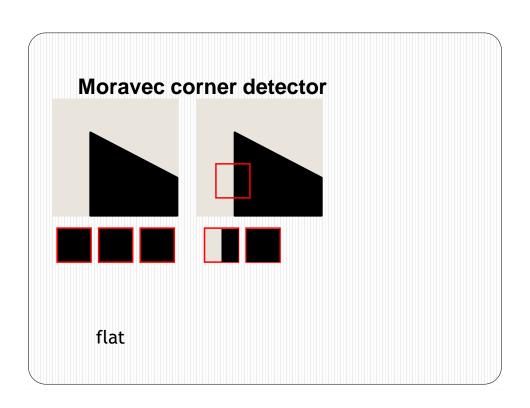


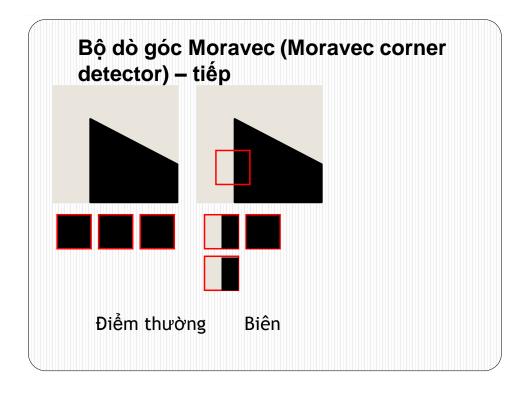
# Bộ dò góc Moravec (Moravec corner detector)

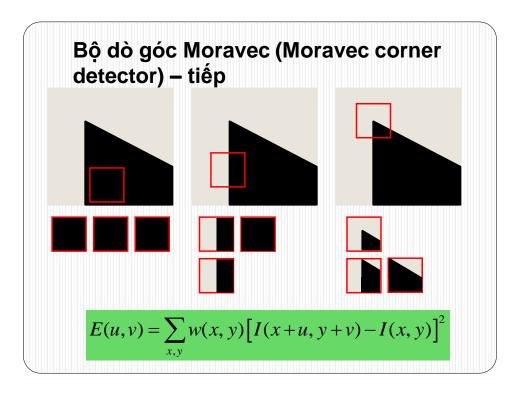


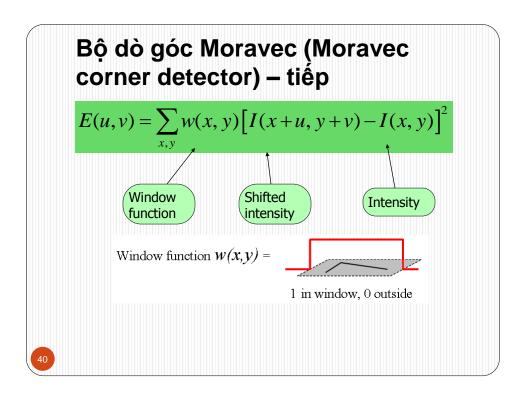
Nguyên tắc của bộ dò Moravec là sử dụng một cửa sổ trượt theo các hướng khác nhau (4 hướng), sau đó quan sát sự thay đổi cường độ sáng trong cửa sổ có thể phát hiện điểm nào là điểm góc

Điểm thường









# Bộ dò góc Moravec (Moravec corner detector) – tiếp

- □Một số nhược điểm bộ dò góc Moravec
  - Cửa sổ trượt nhị phân
  - Chỉ trượt theo một số hướng nhất định (4 hướng) (chọn các giá trị của u, v trong công thức)
  - Tìm ra nhiều điểm nằm trên biên



#### Bộ dò góc Harris

Thay hàm cửa sổ bằng hàm Gaussian (khắc phục hàm cửa sổ nhị phân)

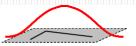
$$w(x,y) = \exp\left(-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}\right)$$

Window function w(x,y) =



1 in window, 0 outside

Window function w(x,y) =



Gaussian

# Bộ dò góc Harris (tiếp)

□Để trượt cửa sổ theo nhiều hướng hơn (áp dụng khai triển taylor)

$$E(u,v) = \sum_{x,y} w(x,y) [I(x+u,y+v) - I(x,y)]^{2}$$

$$= \sum_{x,y} w(x,y) [I_{x}u + I_{y}v + O(u^{2},v^{2})]^{2}$$

$$E(u,v) = Au^{2} + 2Cuv + Bv^{2}$$

$$A = \sum_{x,y} w(x,y)I_{x}^{2}(x,y)$$

$$B = \sum_{x,y} w(x,y)I_{y}^{2}(x,y)$$

$$C = \sum_{x,y} w(x,y)I_{x}(x,y)I_{y}(x,y)$$

43

# Bộ dò góc Harris (tiếp)

□Nếu dịch chuyển nhỏ có thể xấp xỉ

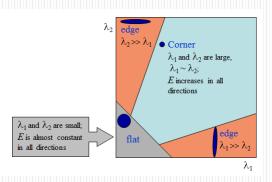
$$E(u,v) \cong \begin{bmatrix} u,v \end{bmatrix} M \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}$$

■Trong đó

$$M = \sum_{x,y} w(x,y) \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix}$$

# Bộ dò góc Harris (tiếp)

□Việc phân tích trị riêng của ma trận M giúp phát hiện sự thay đổi cường độ sáng bên trong cửa sổ → phát hiện biên



45

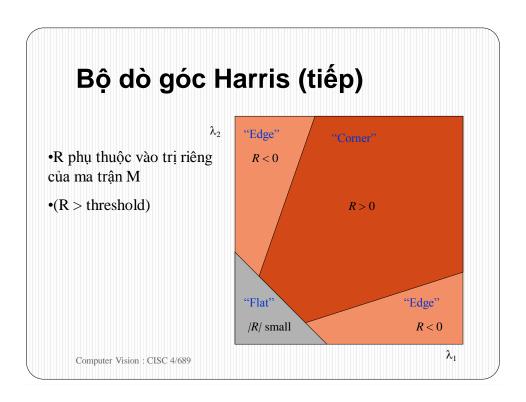
# Bộ dò góc Harris (tiếp)

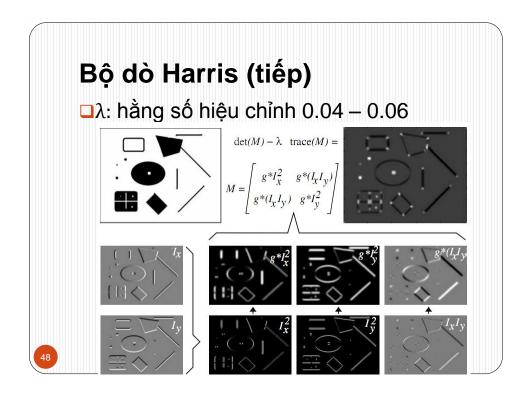
Từ đó suy ra công thức xác định các điểm là góc của bộ dò Harris

$$R = \det M - k \left( \operatorname{trace} M \right)^2$$

$$\det M = \lambda_1 \lambda_2$$

$$\operatorname{trace} M = \lambda_1 + \lambda_2$$

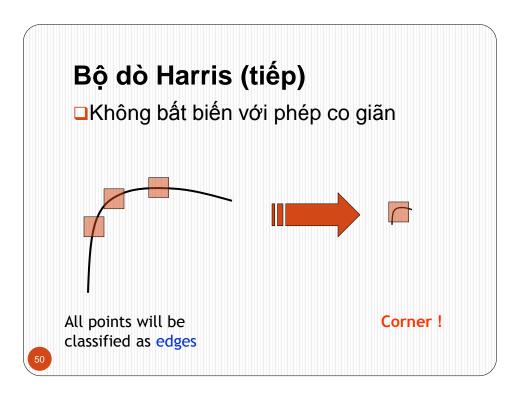




## Bộ dò Harris (tiếp)

- Ľu điểm
  - Bất biến với phép quay
  - Robustness với phép thay đổi cường độ sáng
  - Tính lặp cao
- ■Nhược điểm
  - · Không bất biến với pháp co giãn





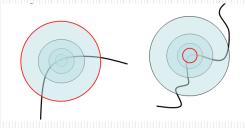
# Phép dò bất biến với phép co giãn (scale invariance detection)

- ■Scale invariance Detection
  - Nếu chúng ta xét một vùng ảnh với các kích thước khác nhau xung quanh một điểm ảnh (ví dụ: các vòng tròn)
  - Các vùng ảnh với các kích thước tương ứng có thể giống nhau trong 2 ảnh có tỷ lệ khác nhau



# Phép dò bất biến với phép co giãn (scale invariance detection)

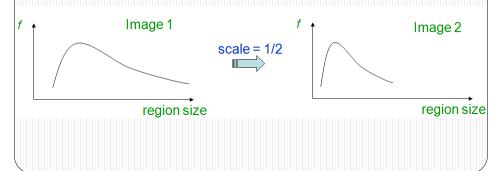
Vấn đề là làm sao xác định được kích thước các đường tròn tương ứng trong mỗi ảnh một cách độc lập





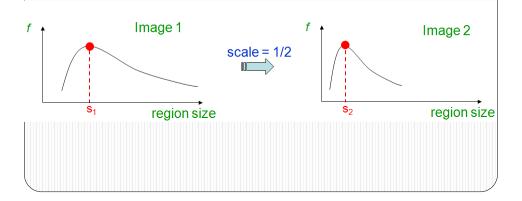
# Phép dò bất biến với phép co giãn (scale invariance detection)

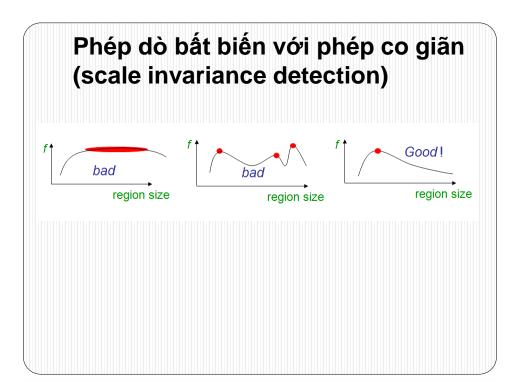
- □Giải pháp:
  - Chọn một hàm trên vùng này (vòng tròn), sao cho hàm bất biến với tỷ lệ (ví dụ: hàm phản ánh giá trị trung bình cường độ sáng)

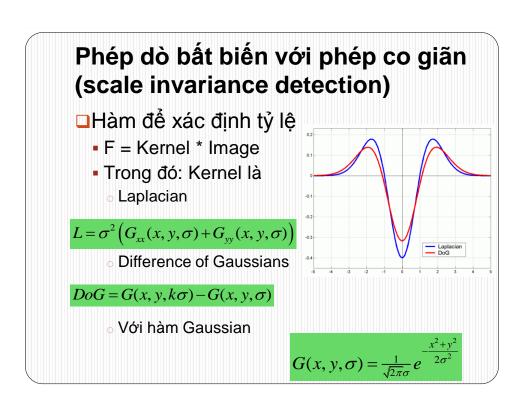


# Phép dò bất biến với phép co giãn (scale invariance detection)

Cực trị địa phương ứng với kích thước vùng bất biến theo tỷ lệ

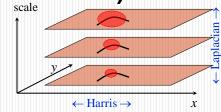






# Phép dò bất biến với phép co giãn (scale invariance detection)

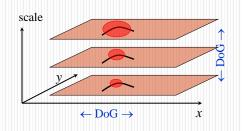
- Harris-Laplacian¹ Find local maximum of:
  - Harris corner detector in space (image coordinates)
  - Laplacian in scale



SIFT (Lowe)<sup>2</sup>

Find local maximum of:

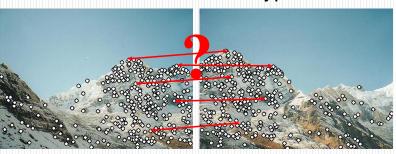
 Difference of Gaussians in space and scale



<sup>1</sup> K.Mikolajczyk, C.Schmid: "Indexing Based on Scale Invariant Interest Points". ICCV 2001 <sup>2</sup> D.Lowe. "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints". Accepted to IJCV 2004.

# Mô tả các điểm hấp dẫn

□Các điểm tìm được từ các bộ dò gọi là các keypoint → vấn đề là làm sao để matching các keypoint của 2 ảnh với nhau → cần mô tả các keypoint



#### **Descriptor**

- □Bất biến với phép quay
  - Histogram hướng của vector gradient tại các keypoint
- □Bất biến với phép co giãn
  - SIFT (Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints - David G. Lowe)
- □Bất biến với phép biến đổi ảnh



#### Các đặc trưng cục bộ

- □Chú ý
  - Với các đặc trưng toàn cục
    - Đầu vào: ảnh
    - Đầu ra: vector đặc trưng cho ảnh
  - Với các đặc trưng cục bộ
    - Đầu vào: ảnh
    - Đầu ra: tập các vector đặc trưng cho các keypoint trong ảnh (áp dụng cho bài toán matching)
    - Câu hỏi: làm thế nào để có một vector đại diện cho cả ảnh → khái niệm bag of feature (bag of words)



#### Đọc thêm

- □Local Invariant Feature Detectors: A Survey - Tinne Tuytelaars1 and Krystian Mikolajczyk2
- Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints
- □Interest point detector
- ■Image descriptor

