

رسالة محمد

مبانی بینایی کامپیوتر

مدرس: محمدرضا محمدی

۱۳۹۹

تناظر و هم‌ترازی تصاویر

Correspondence and Image Alignment

آشکارساز Harris

$$E(u, v) \approx [u \quad v] \left(\sum_{x,y} w(x, y) \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix} \right) \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}$$

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

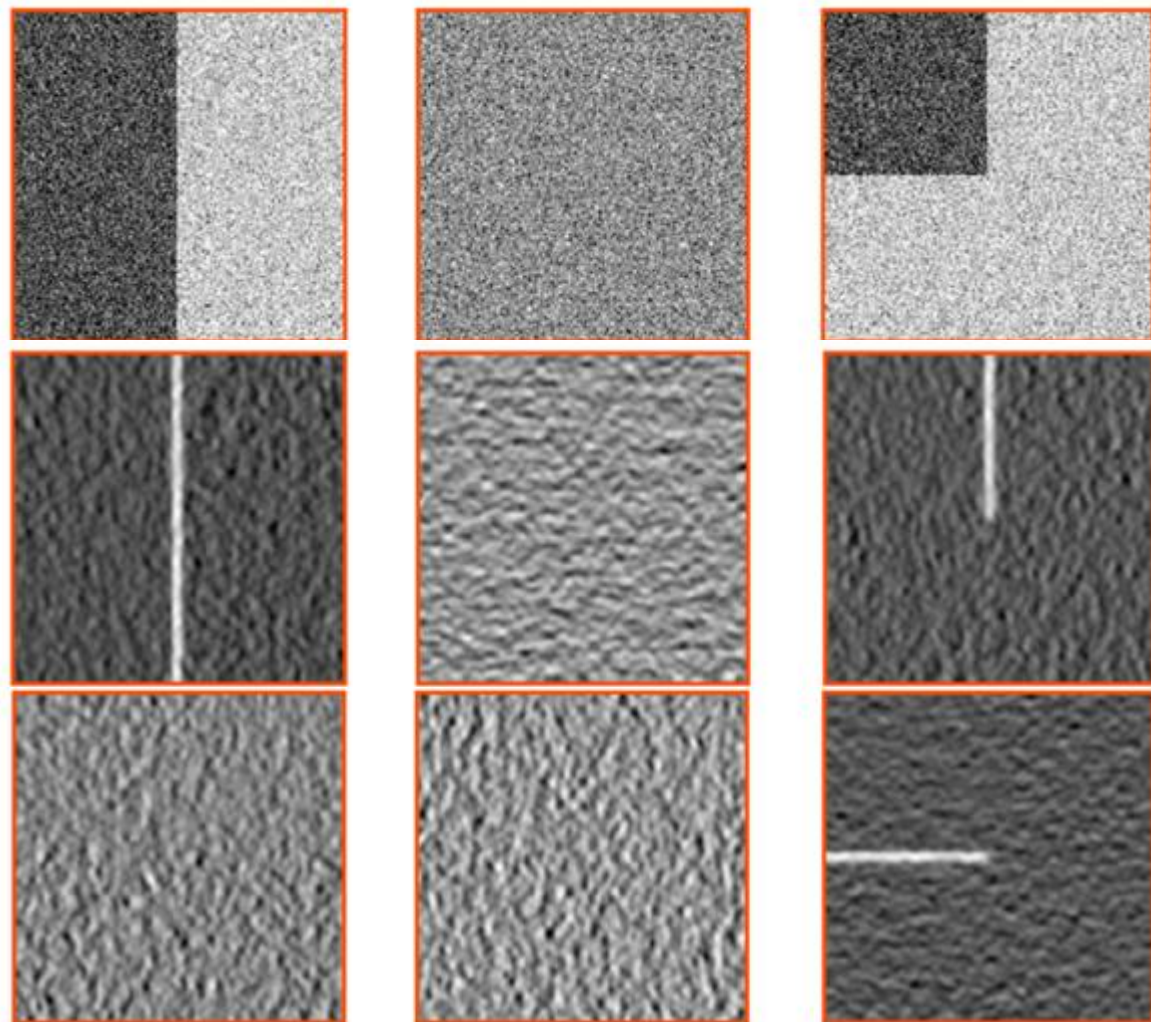
- مقادیر ویژه یک ماتریس نشان می‌دهند که در یک راستا چه مقدار انرژی وجود دارد و بردارهای ویژه جهت آنها را مشخص می‌کنند

مثال

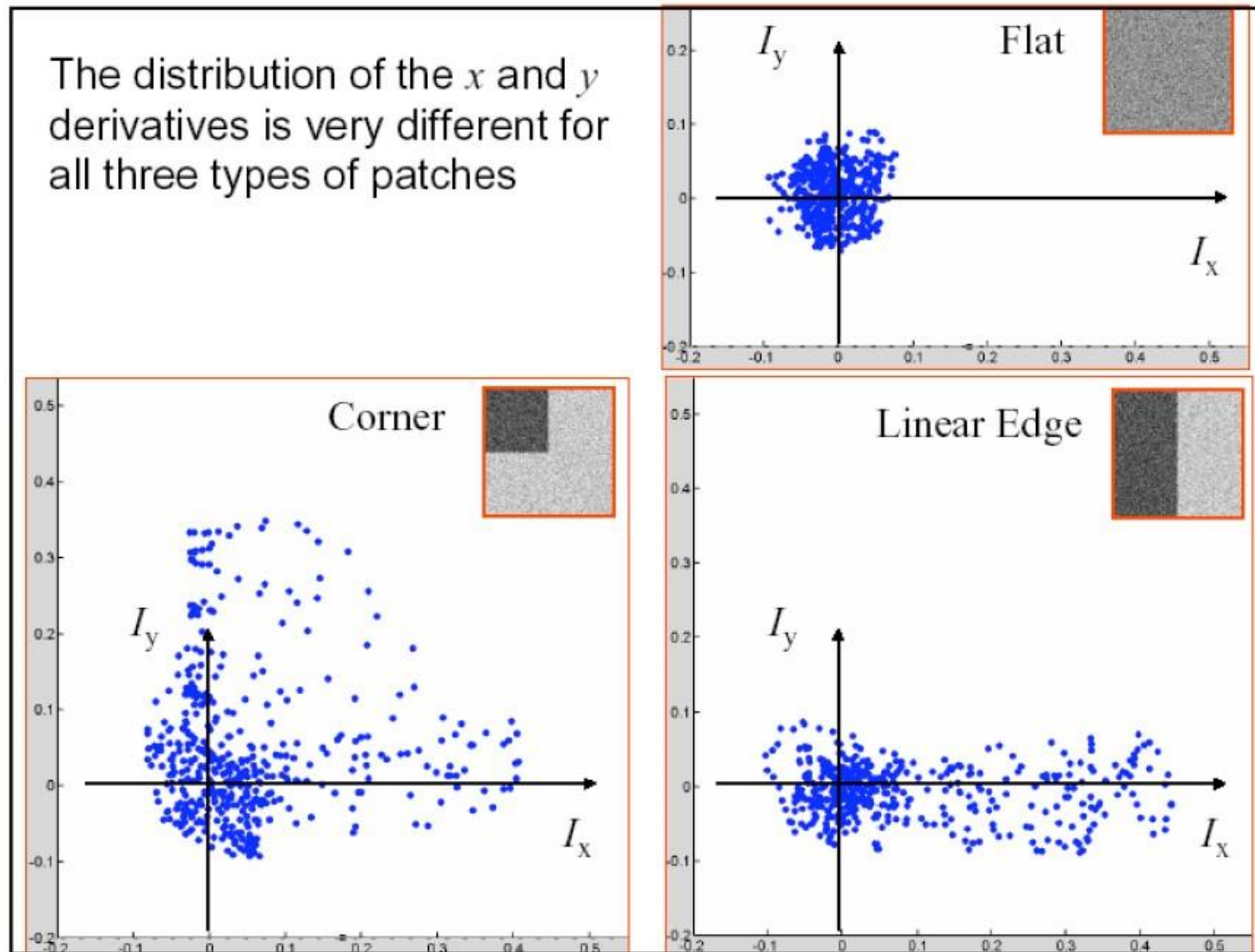
گوشه

تخت

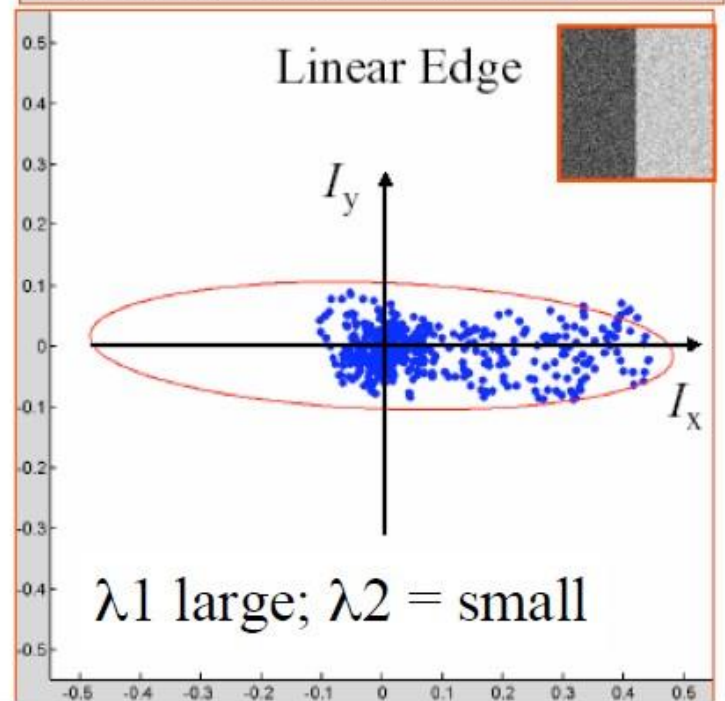
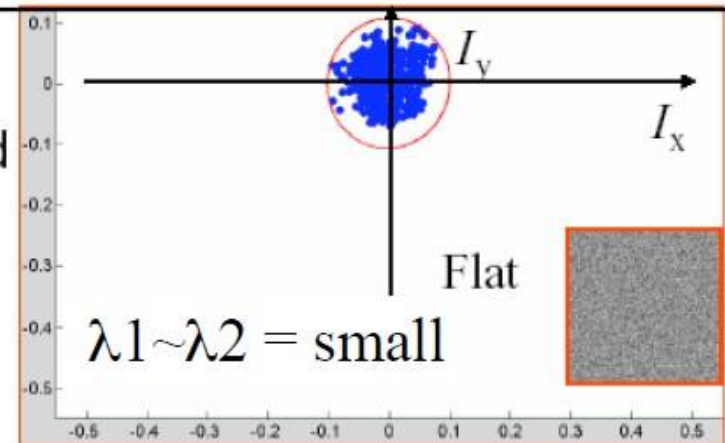
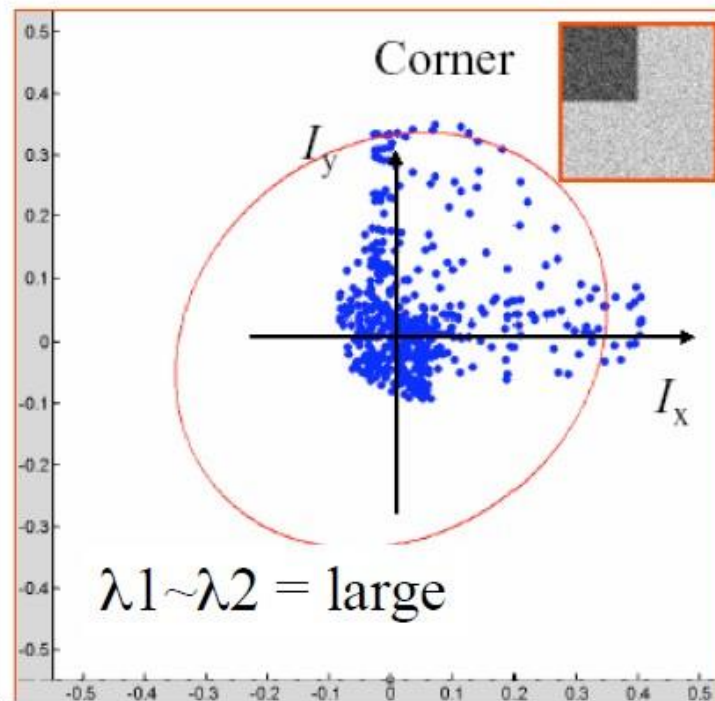
لبه



The distribution of the x and y derivatives is very different for all three types of patches



The distribution of x and y derivatives can be characterized by the shape and size of the principal component ellipse

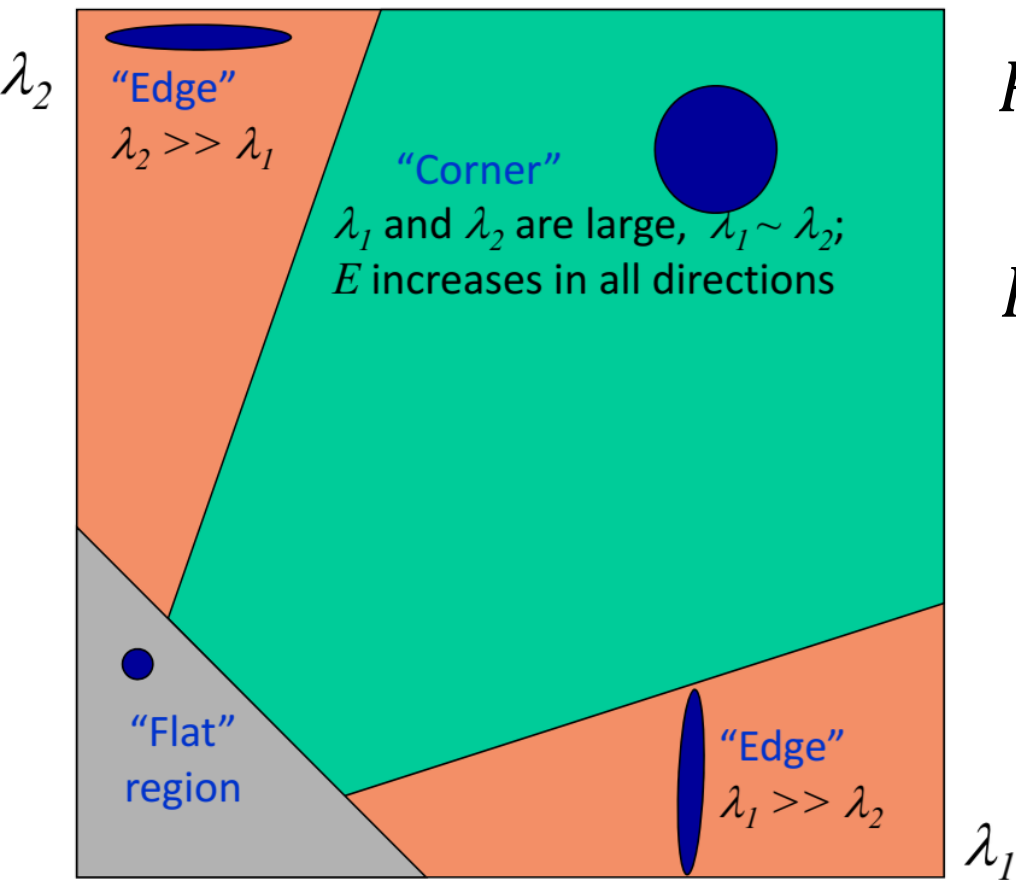


آشکارساز Harris

- برای داشتن گوشه، نیاز است تا هر دو مقدار ویژه بزرگ باشند

$$R = \lambda_1 \lambda_2 - k(\lambda_1 + \lambda_2)^2$$

$$R = \det(M) - k(\text{trace}(M))^2$$



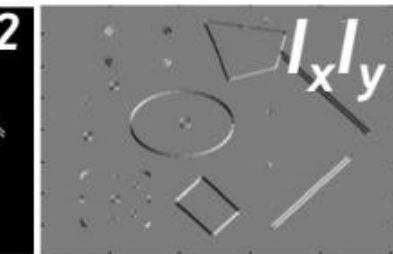
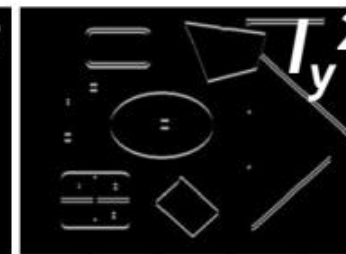
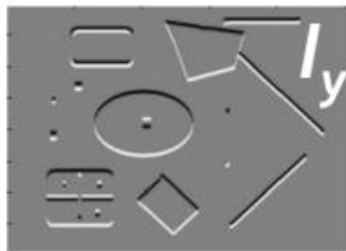
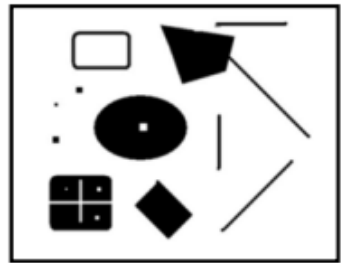
آشکارساز Harris

- محاسبه مشتق افقی و عمودی
- محاسبه مربع مشتق‌ها
- اعمال اثر پنجره W
- محاسبه مقادیر R
- حذف مقادیر غیر بیشینه
- مشخص کردن مقادیر بزرگ

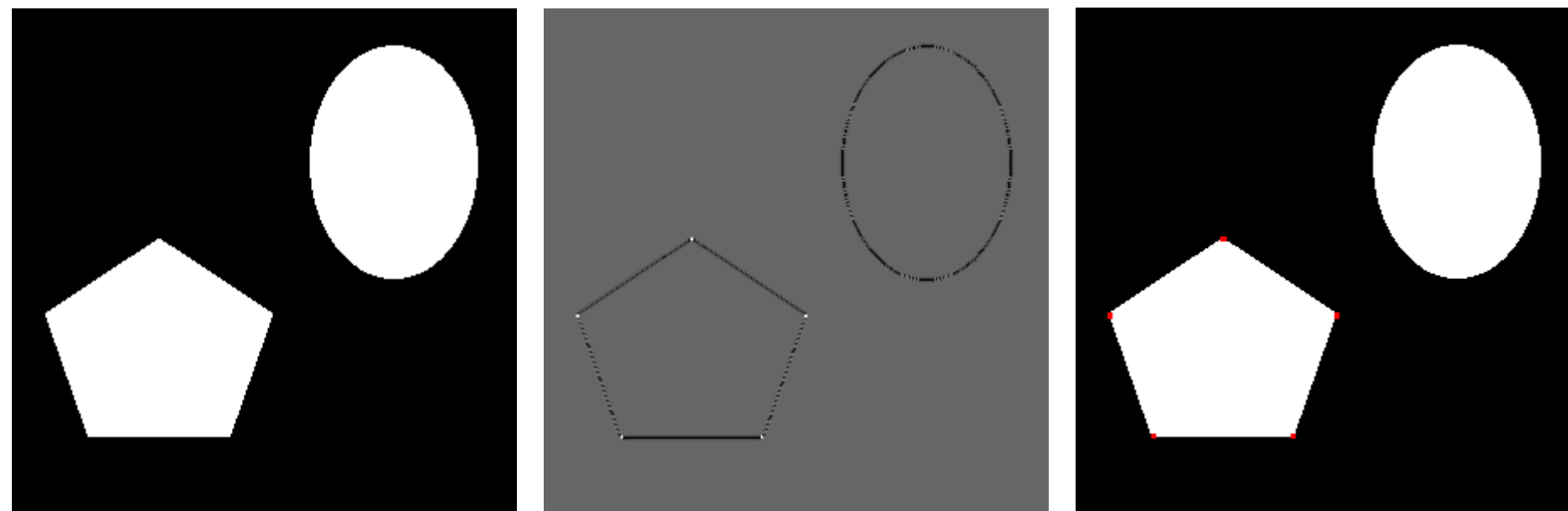
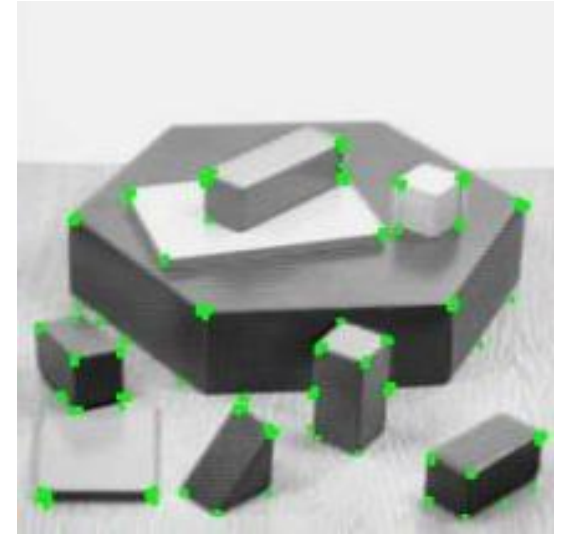
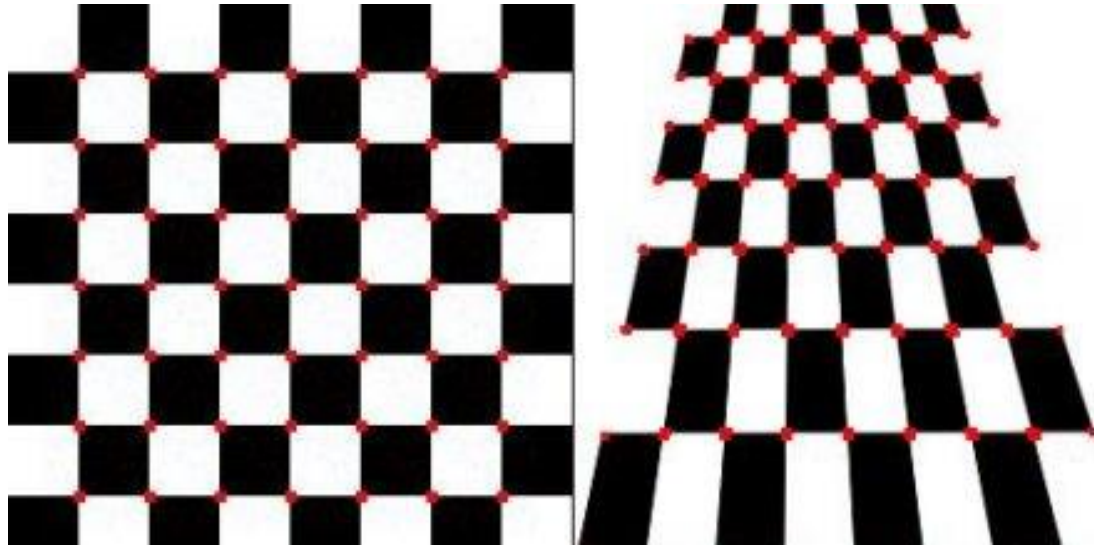
$$M = \sum_{x,y} w(x,y) \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix}$$

$$M = g(\sigma_I) * \begin{bmatrix} I_x^2(\sigma_D) & I_x I_y(\sigma_D) \\ I_x I_y(\sigma_D) & I_y^2(\sigma_D) \end{bmatrix}$$

$$R = \det(M) - k(\text{trace}(M))^2$$



آشکارساز Harris



خواص آشکارساز Harris

- مستقل از چرخش است

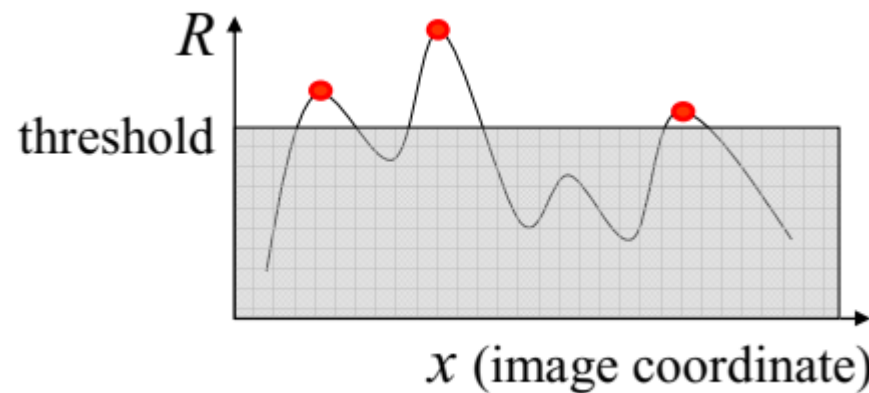
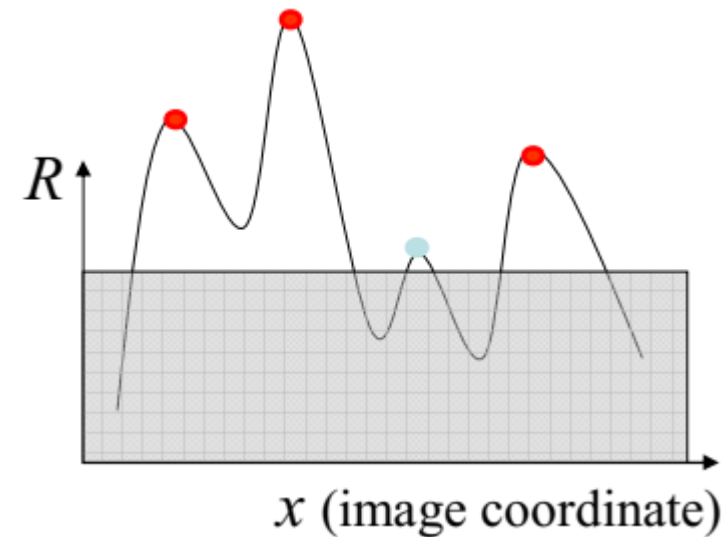
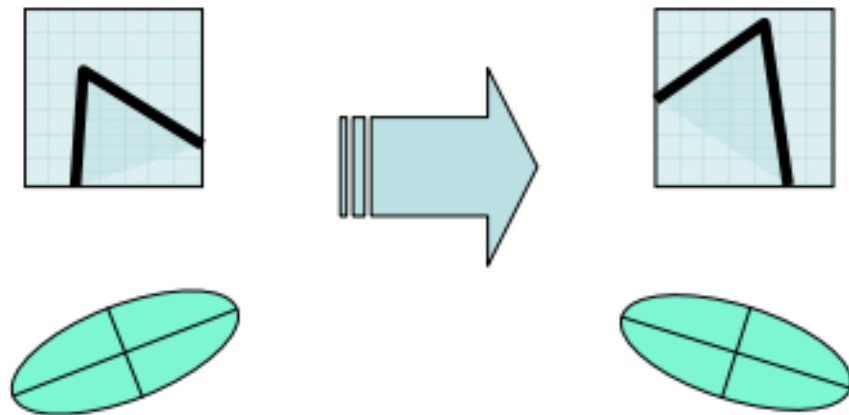
- نسبت به شیفت شدت روشنایی تصویر حساس نیست

- مشتق تصویر وابسته به شیفت نیست

$$I = I + b$$

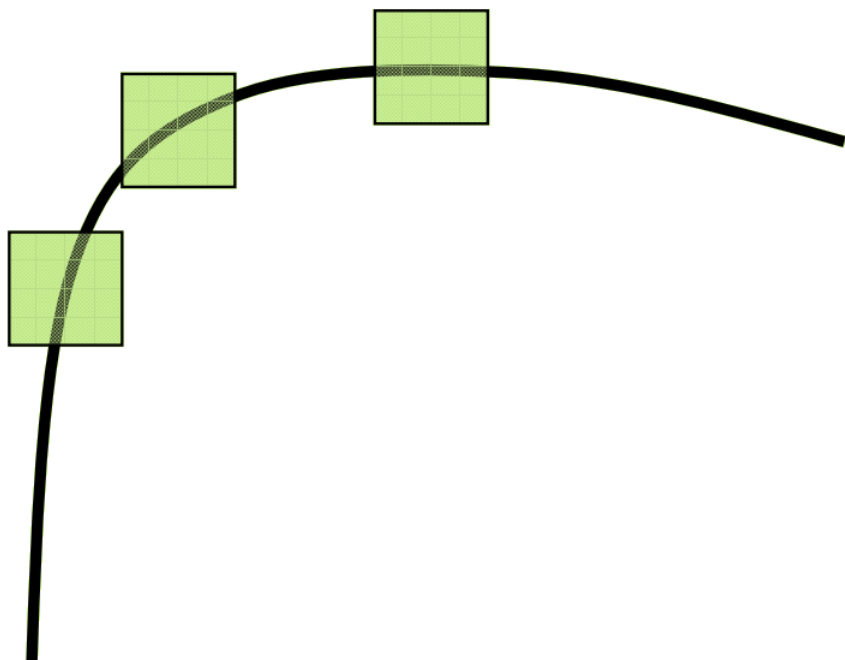
- نسبت به مقیاس شدت روشنایی حساسیت مرتبه ۲ دارد

$$I = a I$$

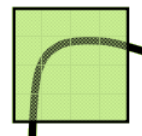


خواص آشکارساز Harris

- مستقل از چرخش است
- نسبت به شیفต์ شدت روشنایی تصویر حساس نیست
 - مشتق تصویر وابسته به شیفต์ نیست
- نسبت به مقیاس شدت روشایی حساسیت مرتبه ۲ دارد
- نسبت به مقیاس تصویر وابسته است



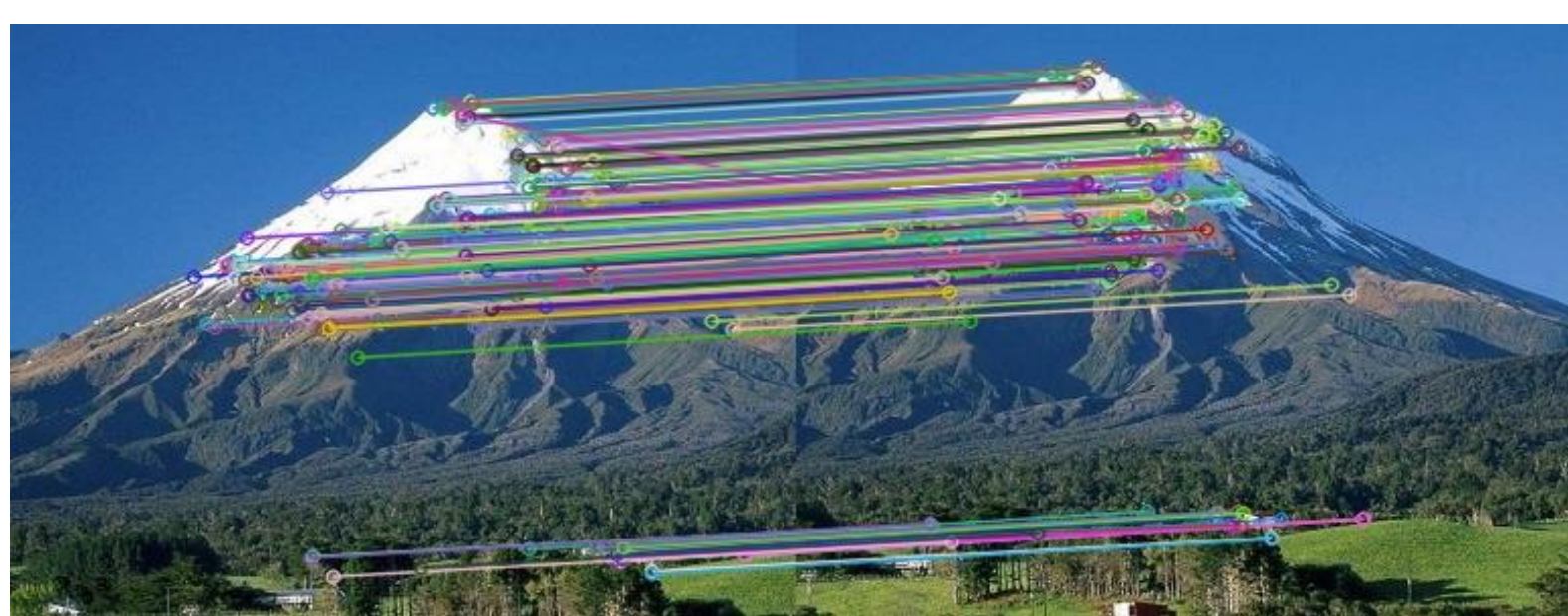
تمام نقاط لبه هستند



گوشه

انطباق نقاط کلیدی

- پس از استخراج نقاط کلیدی از دو تصویر، نیاز است تا نقاط متناظر با یکدیگر مشخص شوند
- برای این منظور، ابتدا برای هر نقطه ویژگی یک توصیفگر محاسبه می‌شود
- سپس، دو به دو توصیفگرها از دو تصویر مقایسه می‌شوند و مشابه‌ترین توصیفگرها به عنوان نقاط متناظر انتخاب می‌شوند
- برای جلوگیری از تناظریابی اشتباه، حد آستانه‌ای بر روی میزان مشابهت گذاشته می‌شود



از نقاط به ناحیه‌ها

- آشکارساز Harris نقاط کلیدی را مشخص می‌کند

- مکان‌یابی دقیق

- تکرارپذیری بالا

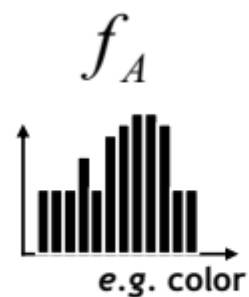
- به منظور مقایسه این نقاط، نیاز داریم تا هر نقطه توسط یک توصیفگر بر روی ناحیه اطراف خود بازنمایی

شود

- چطور می‌توانیم یک ناحیه مستقل از مقیاس تعریف کنیم؟



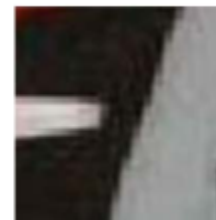
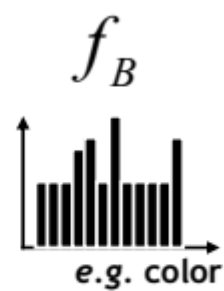
مقایسه ناحیه‌ها



Similarity
measure

\neq

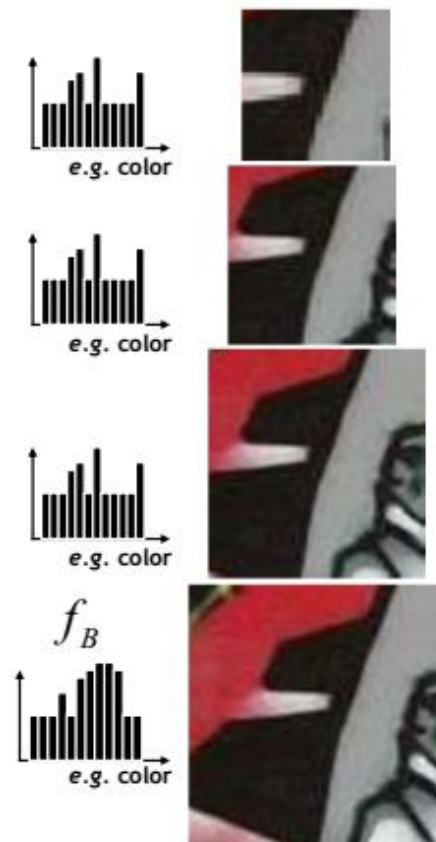
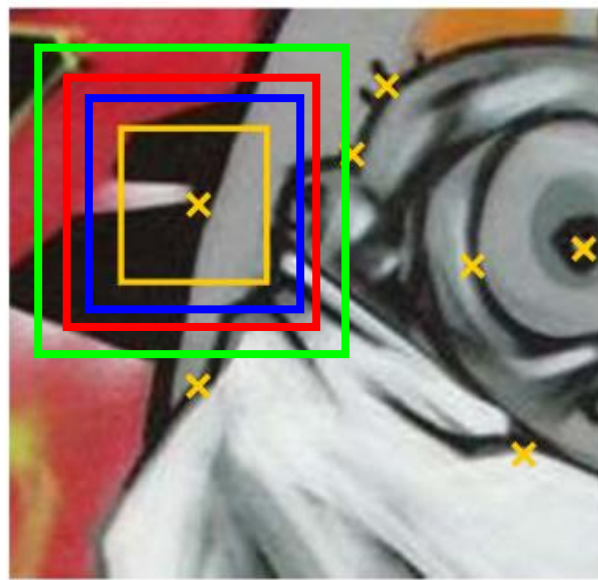
$d(f_A, f_B)$



رویکرد Naïve: جستجوی کامل

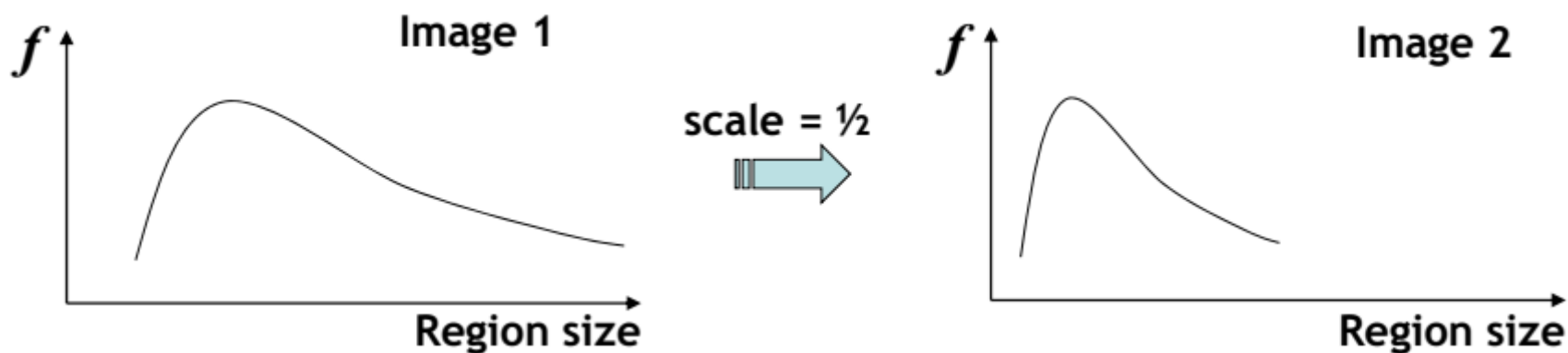
• روش چند مقیاسه:

- توصیفگرها برای ناحیه‌های با ابعاد متفاوت محاسبه و مقایسه شوند
- این محاسبات برای هر جفت نقاط از دو تصویر بسیار هزینه‌بر خواهد بود



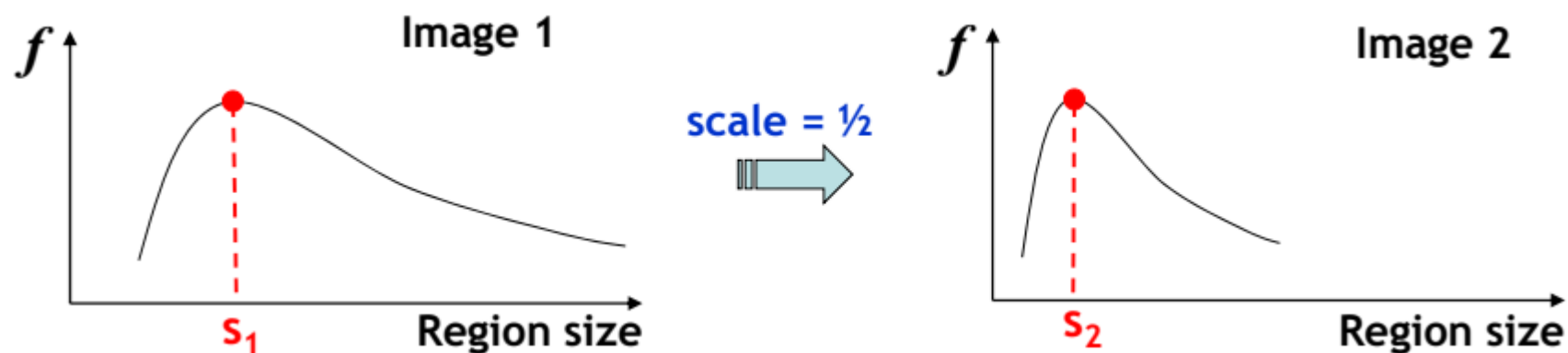
انتخاب خودکار مقیاس

- تابعی طراحی کنیم که مستقل از مقیاس باشد
 - برای ناحیه‌های متناظر یکسان باشد حتی اگر مقیاس متفاوتی داشته باشند
 - به عنوان مثال، میانگین شدت روشنایی مستقل از مقیاس است و برای دو ناحیه متناظر مقدار یکسانی دارد
- برای یک نقطه در یک تصویر، می‌توان میانگین شدت روشنایی را به صورت تابعی از ابعاد ناحیه لحاظ کرد

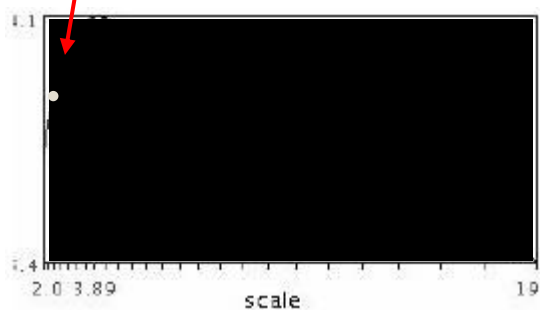


انتخاب خودکار مقیاس

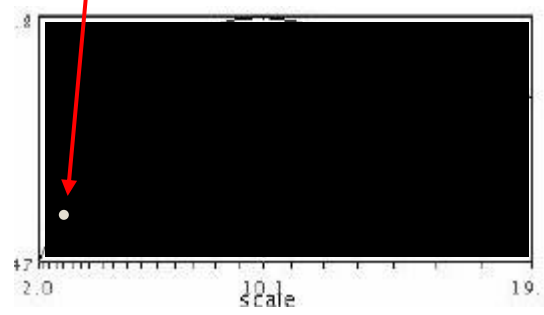
- ابعاد مربوط به بیشینه محلی در این منحنی متناسب با مقیاس خواهد بود
- نکته مهم این است که محاسبات مربوط به یافتن اندازه ناحیه در هر تصویر و برای هر نقطه کلیدی به صورت مستقل انجام می‌شود



انتخاب خودکار مقیاس

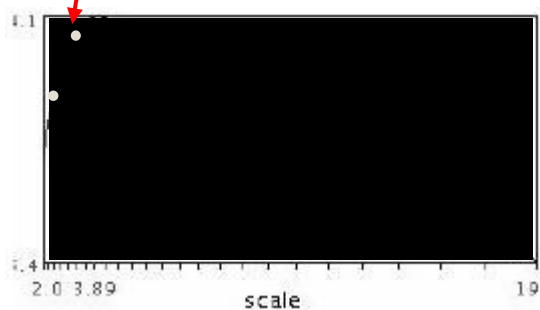


$$f(I_{i_1...i_m}(x, \sigma))$$

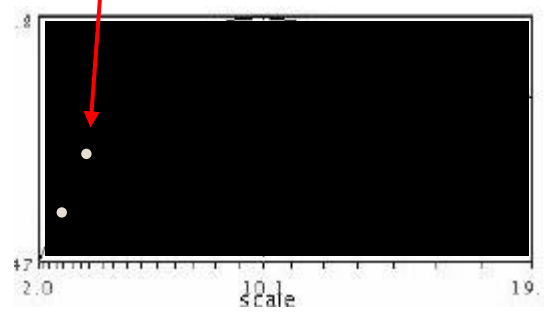


$$f(I_{i_1...i_m}(x', \sigma))$$

انتخاب خودکار مقیاس

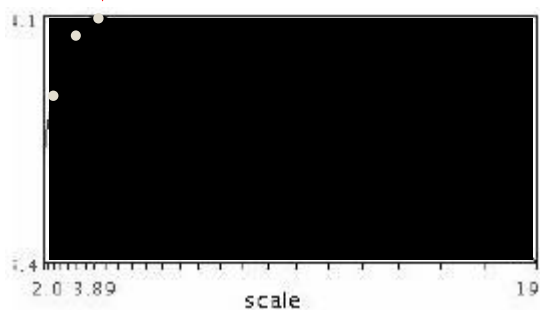
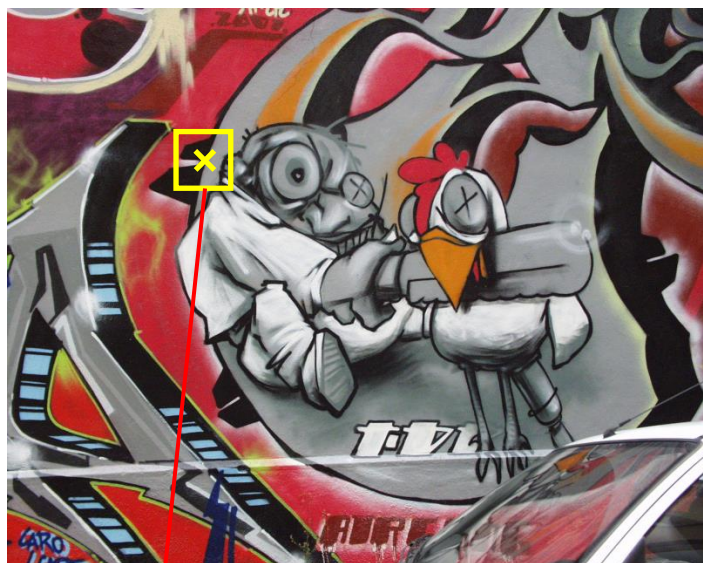


$$f(I_{i_1 \dots i_m}(x, \sigma))$$

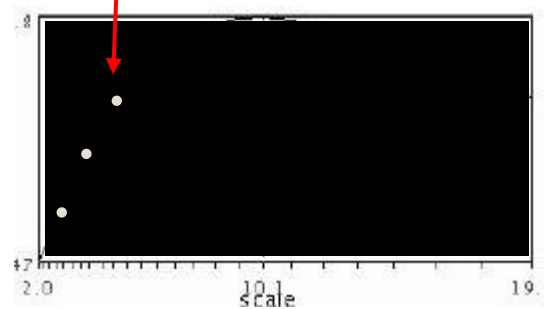


$$f(I_{i_1 \dots i_m}(x', \sigma))$$

انتخاب خودکار مقیاس

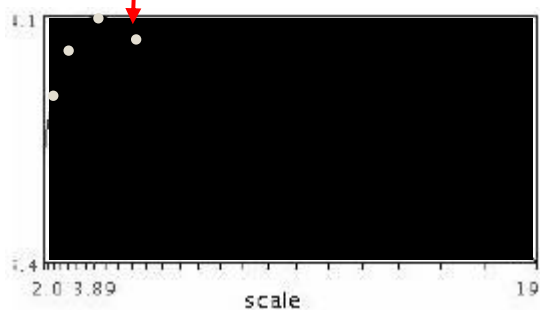
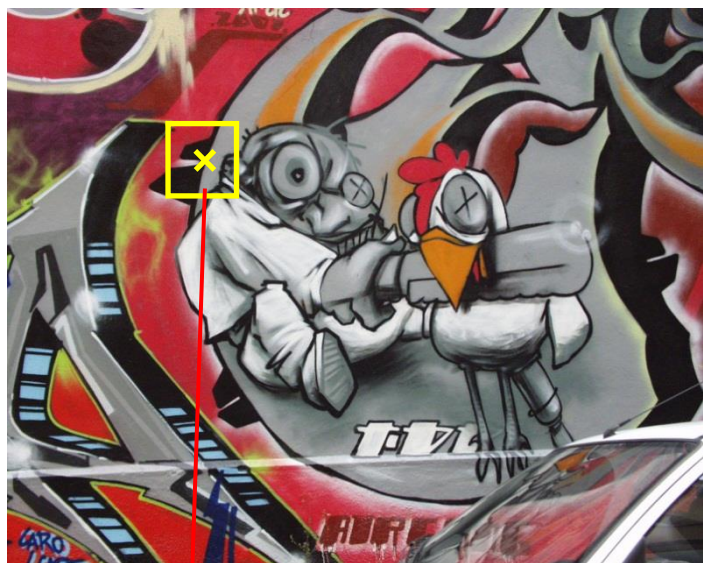


$$f(I_{i_1 \dots i_m}(x, \sigma))$$

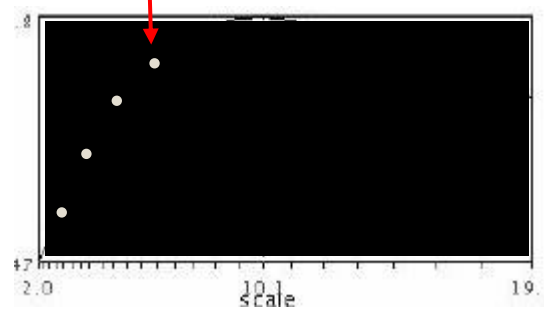


$$f(I_{i_1 \dots i_m}(x', \sigma))$$

انتخاب خودکار مقیاس

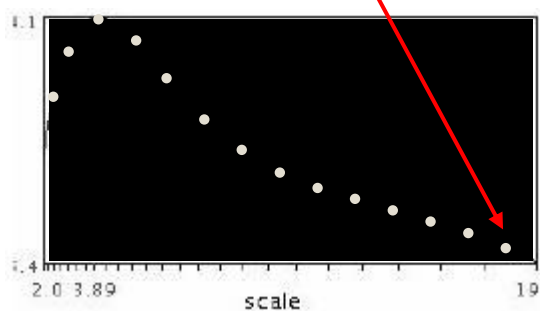
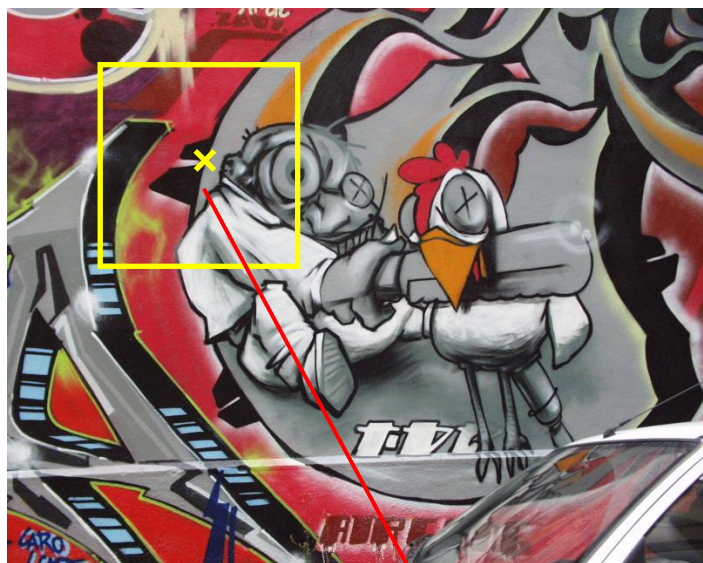


$$f(I_{i_1...i_m}(x, \sigma))$$

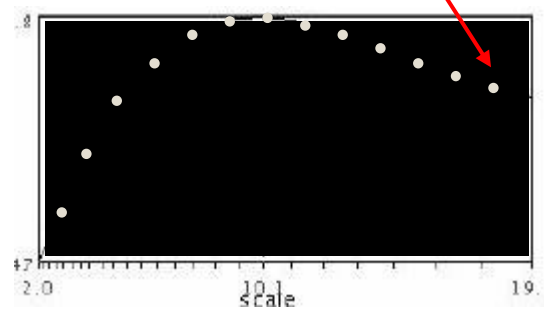


$$f(I_{i_1...i_m}(x', \sigma))$$

انتخاب خودکار مقیاس



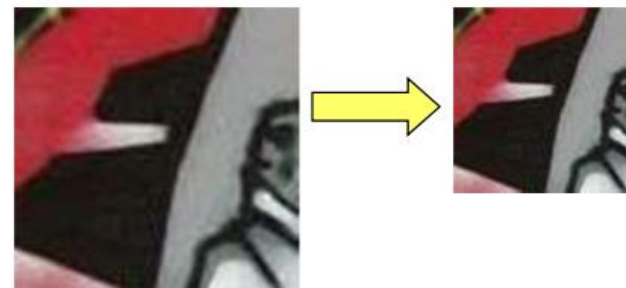
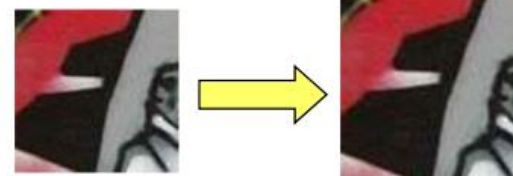
$$f(I_{i_1...i_m}(x, \sigma))$$



$$f(I_{i_1...i_m}(x', \sigma))$$

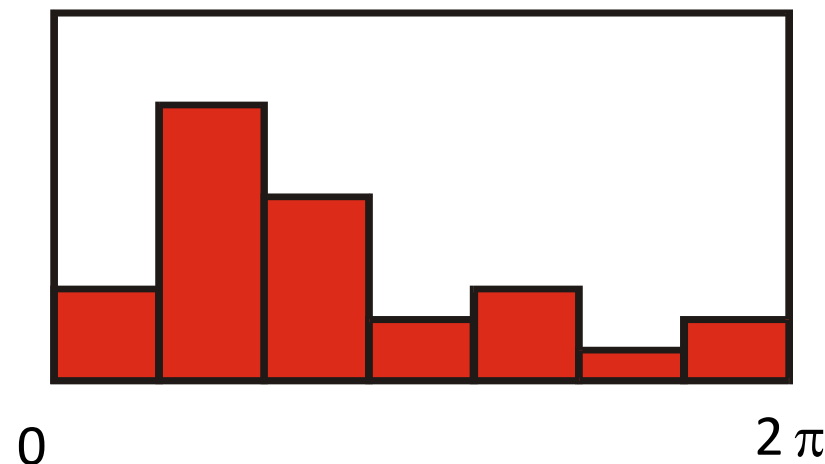
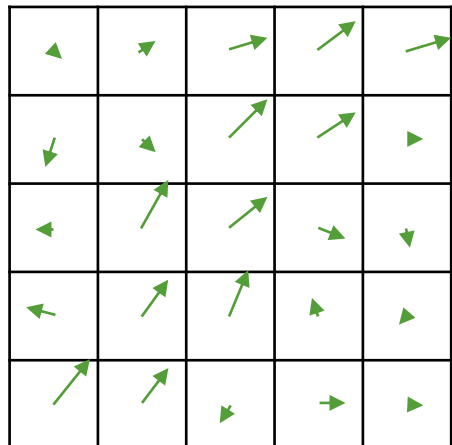
انتخاب خودکار مقیاس

- پس از انتخاب ابعاد مناسب، ناحیه‌ها را به یک اندازه مشخص نرمالیزه می‌کنیم تا به خوبی قابل مقایسه باشند



انتخاب خودکار جهت

- نیاز است تابعی طراحی کنیم که متناسب با مقدار چرخش تصویر، تغییر کند
- می‌توان ابتدا هیستوگرام جهت گرادیان را محاسبه کرد
- سپس، جهت غالب در این هیستوگرام را انتخاب کرد



نقاط کلیدی

• روش‌های پرکاربرد برای استخراج نقاط کلیدی و توصیفگرهای آنها عبارتند از:

SIFT -

SURF -

ORB -

