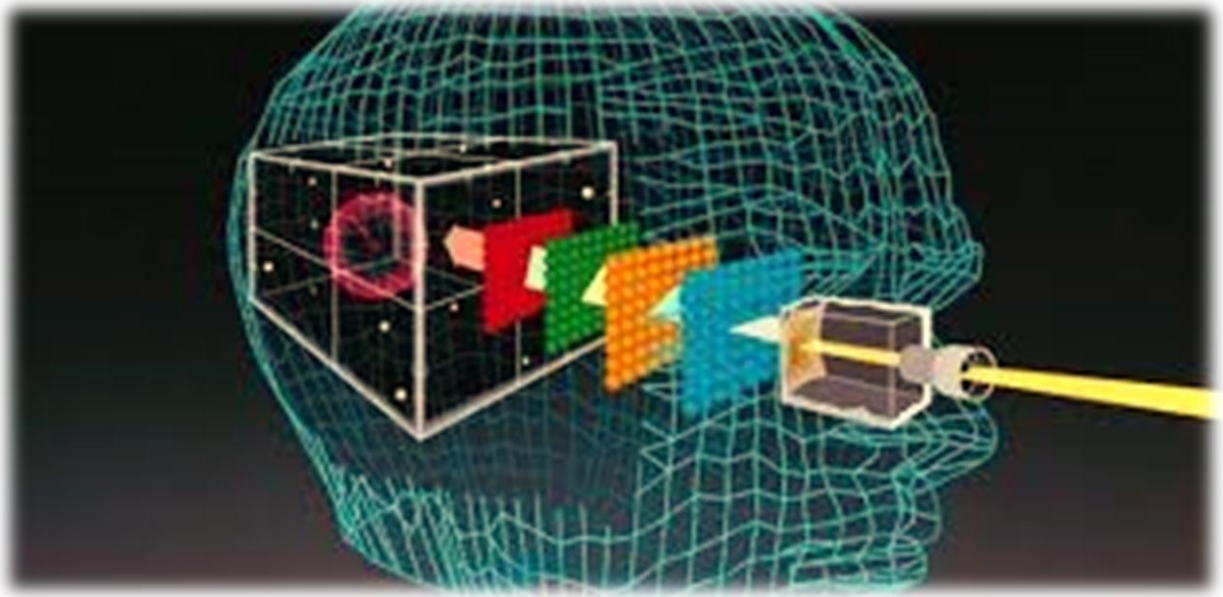


بینایی کامپیوتر

Computer Vision

میلاد سلطانی

فصل پنجم

یافتن ویژگی های محلی

Local Feature Finding

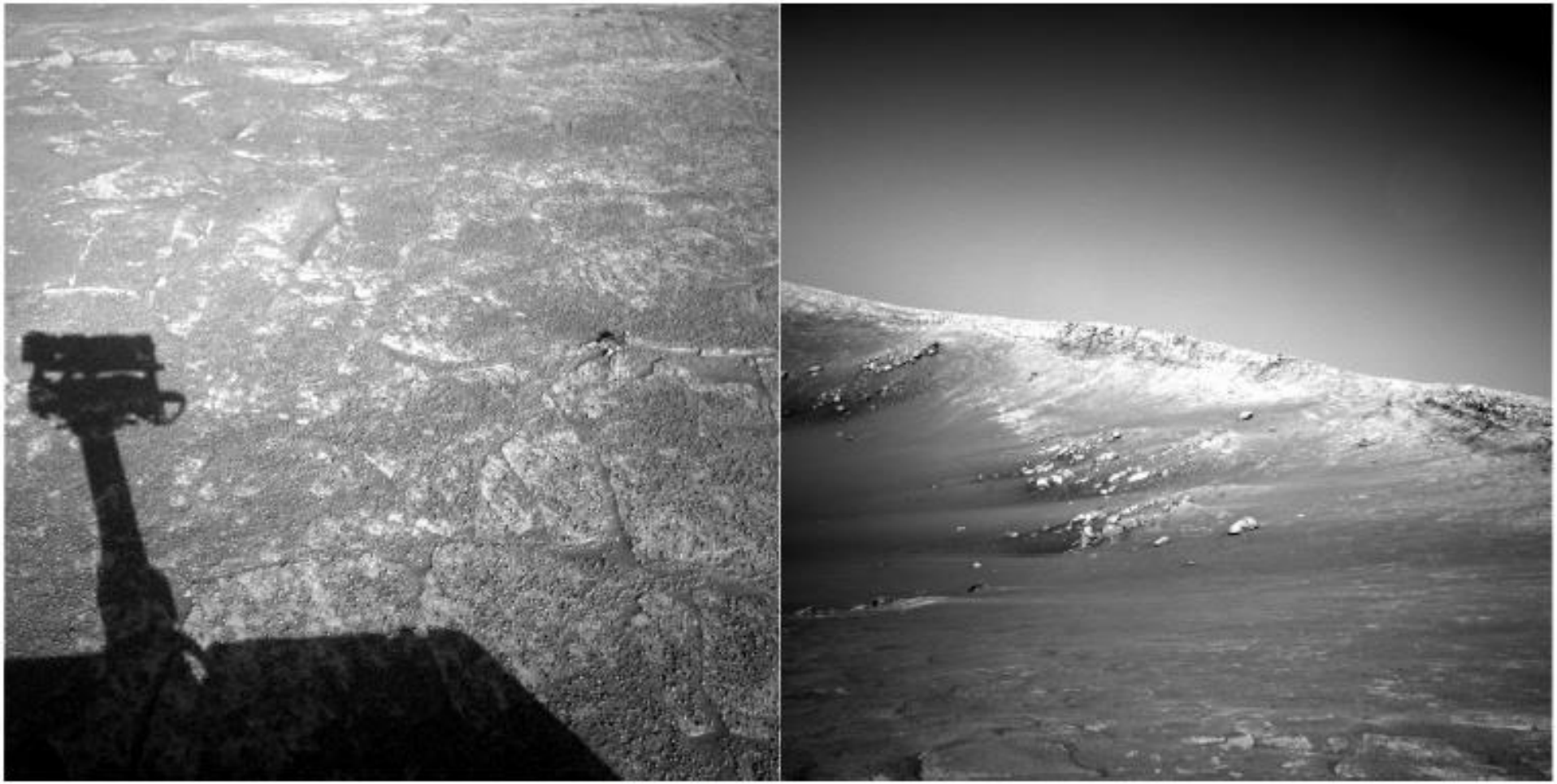
- تطبیق تصویر
- ویژگی محلی و شرایط آن
- نقاط کلیدی
- الگوریتم گوشه یاب هریس
- شمای کلی الگوریتم تطبیق تصویر
- الگوریتم های رایج تطبیق تصویر
- ابزارها و کتابخانه های رایج

تطبیق تصویر

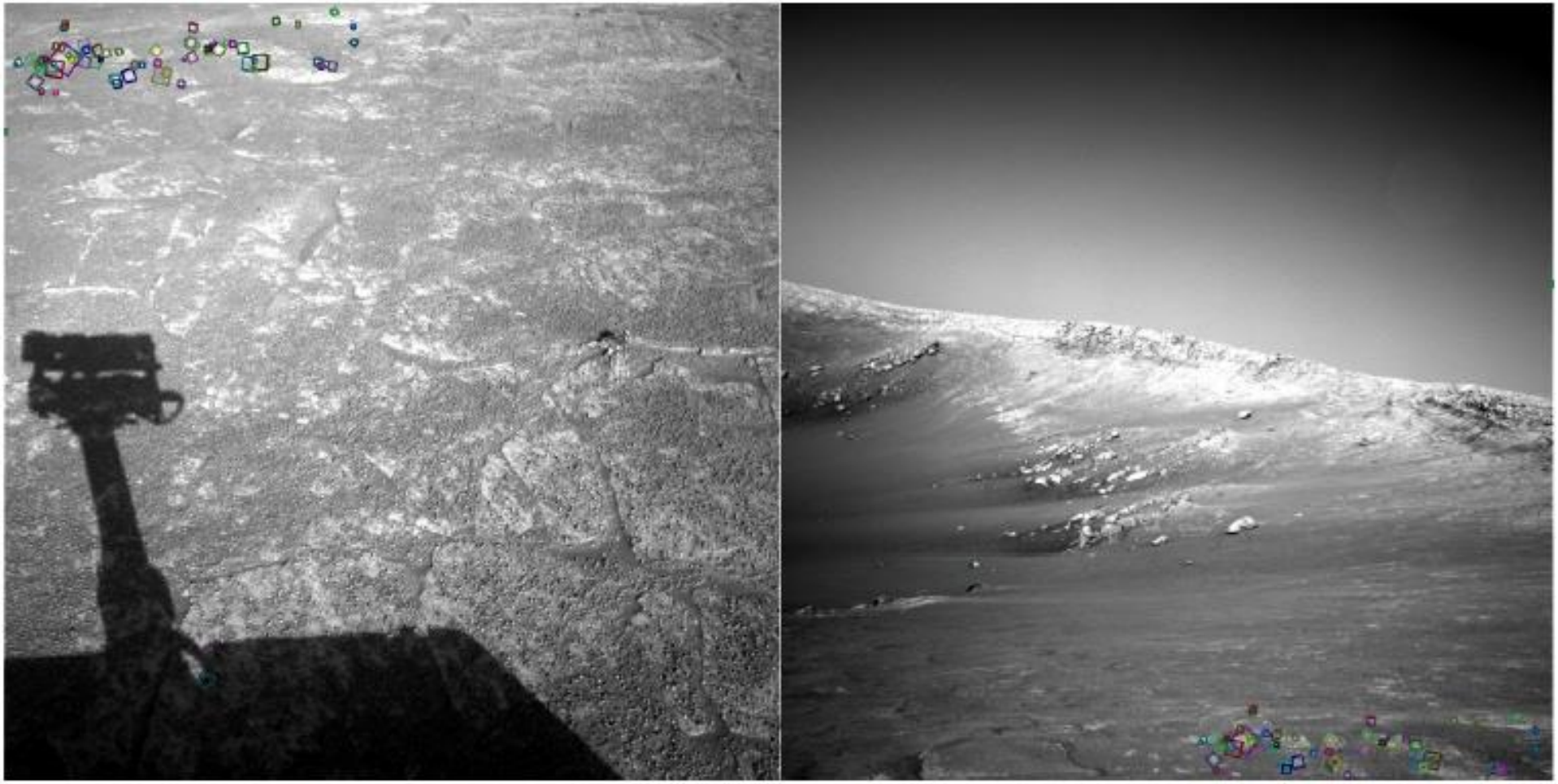
- **تطبیق تصویر (Image Matching)** فرآیندی در بینایی کامپیوتر است که هدف آن شناسایی و تطبیق نقاط یا ویژگی‌های مشابه بین دو یا چند تصویر است.

- این تکنیک برای تشخیص شباهت ها یا روابط بین تصاویر استفاده می‌شود.

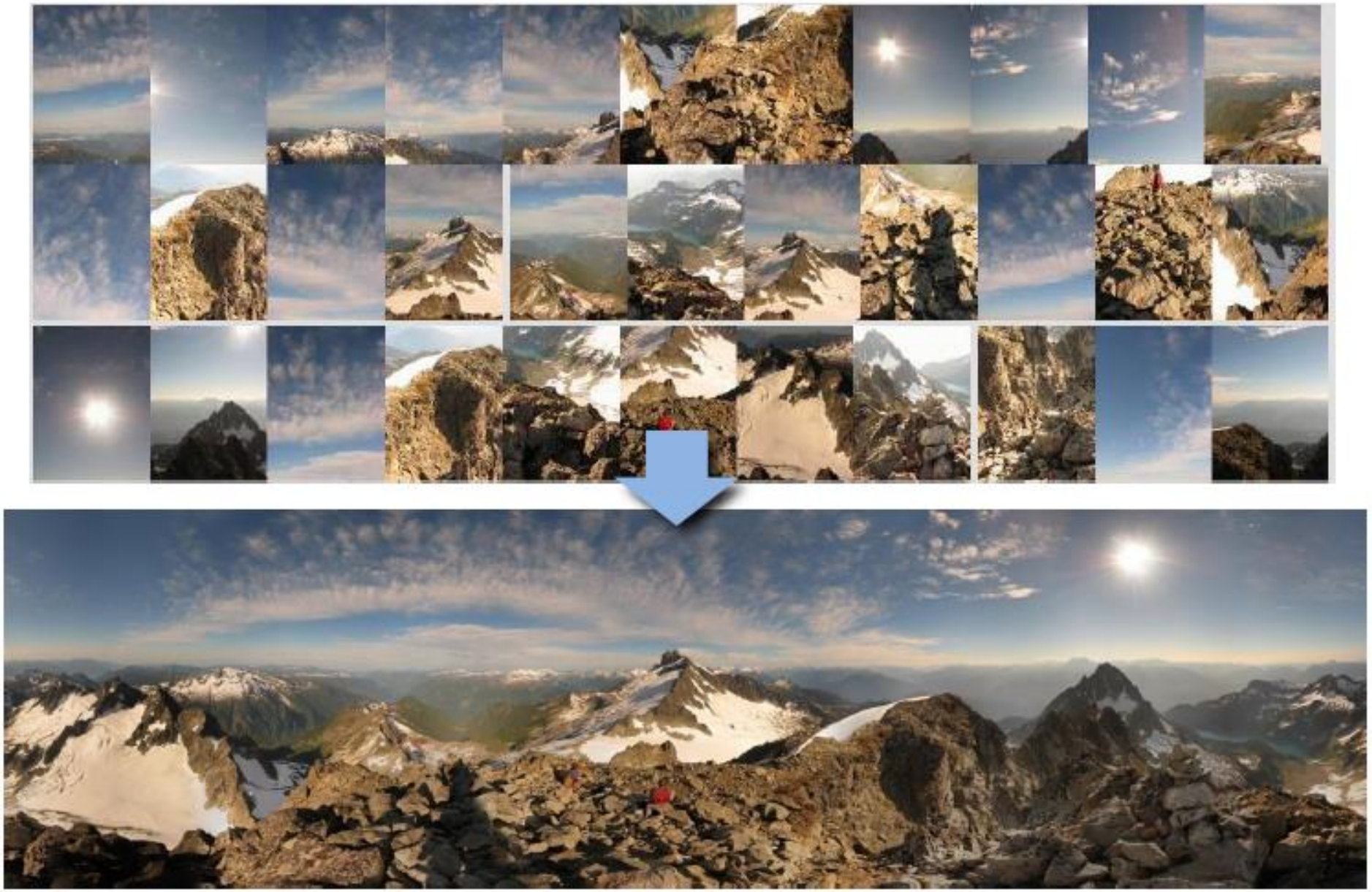
- این فرآیند پایه بسیاری از برنامه‌های پیشرفته هوش مصنوعی و بینایی کامپیوتر است.



NASA Mars Rover images



NASA Mars Rover images with SIFT feature matches
(Figure by Noah Snavely)



کاربردهای تطبیق تصویر (۱)

- **بازسازی سه بُعدی (3D Reconstruction)**
  - برای بازسازی مدل‌های سه بُعدی از تصاویر دو بُعدی، نقاط مشترک بین تصاویر مختلف از یک صحنه پیدا می‌شوند.
- **بینایی رباتیک**
  - ربات‌ها از تطبیق تصویر برای درک محیط، شناسایی اشیا و حرکت در فضا استفاده می‌کنند
- **پیدا کردن اشیاء مشابه**
  - در موتورهای جستجوی تصویری، از تطبیق تصویر برای یافتن تصاویر مشابه در پایگاه داده استفاده می‌شود.

کاربردهای تطبیق تصویر (۲)

- **ردیابی ویدئویی**
  - برای شناسایی و دنبال کردن یک شی یا شخص در یک ویدئو، از تطبیق فریم‌های مختلف استفاده می‌شود.

- **واقعیت افزوده (Augmented Reality)**
  - برای تعیین موقعیت اشیا در دنیای واقعی و ترکیب آنها با اطلاعات دیجیتال

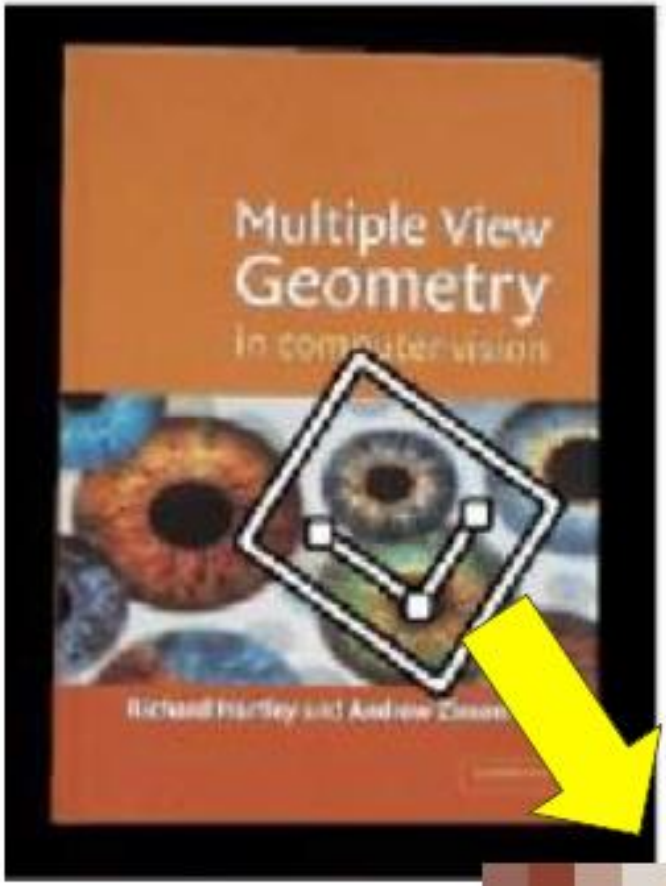
- **پانوراما‌ی خودکار**

شمای کلی الگوریتم تطبیق تصویر

- ورودی الگوریتم: دو تصویر برای تطبیق.
  - **پیش پردازش:** آماده‌سازی تصاویر.
  - **استخراج ویژگی‌ها: شناسایی نقاط کلیدی یا ویژگی‌ها.**
  - **توصیف ویژگی‌ها:** ایجاد بردارهای ویژگی.
  - **تطبیق ویژگی‌ها:** پیدا کردن نقاط مشابه.
  - **حذف تطابق‌های نادرست:** استفاده از RANSAC یا سایر روش‌ها.
  - **محاسبه تبدیل:** تطبیق تصاویر با استفاده از یک مدل هندسی.
- خروجی الگوریتم: نقاط تطابق یافته یا تصاویر هماهنگ شده

مزایای ویژگی های محلی

- **مقاوم نسبت به تبدیل ها**
  - تغییرات هندسی (Geometric) مانند انتقال، چرخش، مقیاس
  - تغییرات نور سنجی (Photometric) مانند روشنایی، نور دهی، نویز، کوانتیزاسیون
- **محلی بودن:** ویژگی‌های محلی نسبت به انسداد و بهم ریختگی مقاوم هستند.
- **تعداد:** تعداد کافی از نواحی و ویژگی برای پوشش دادن شیء وجود دارد
- **تمایزپذیری:** با ساختارهای متمایز می توان اشیا مختلف را از هم تشخیص داد.
- **کارایی:** قابلیت شناسایی باید بصورت بلادرنگ و دارای کارایی بالا باشد



تغییرات هندسی

تغییرات نور سنجی

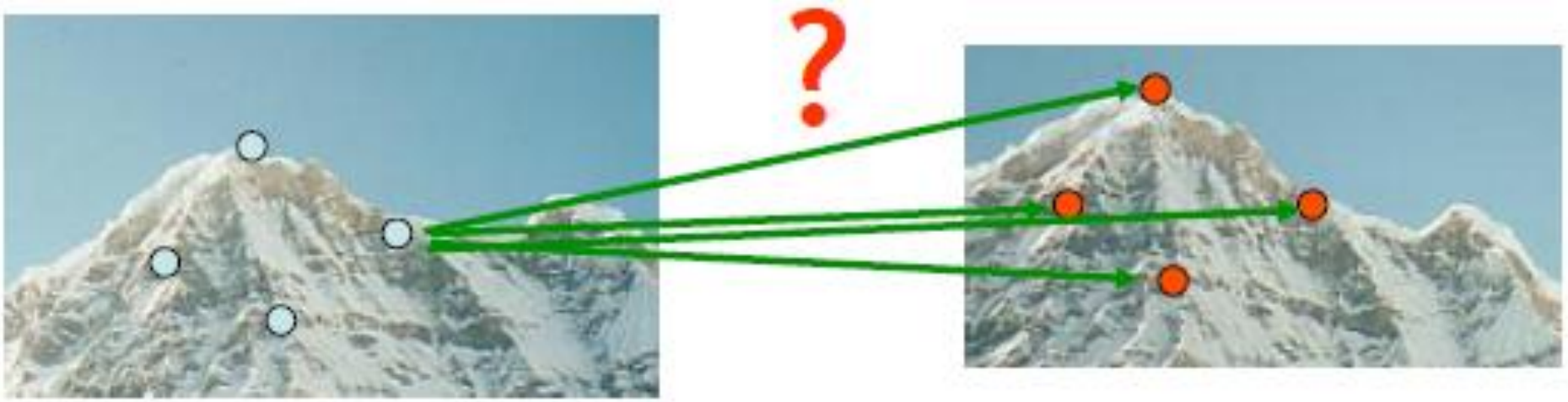
الزامات تطبیق تصویر

- **مسأله اول:**
- یک نقطه را به طور مستقل در هر دو تصویر تشخیص داده شود.
  - به یک آشکارساز تکرار شونده نیاز داریم

No chance to match!

الزامات تطبیق تصویر

- **مسأله دوم:**
- برای هر نقطه، نقطه معادل در تصویر دیگر به درستی تشخیص داده شود.
  - ما به یک توصیفگر قابل اعتماد و متمایز نیاز داریم



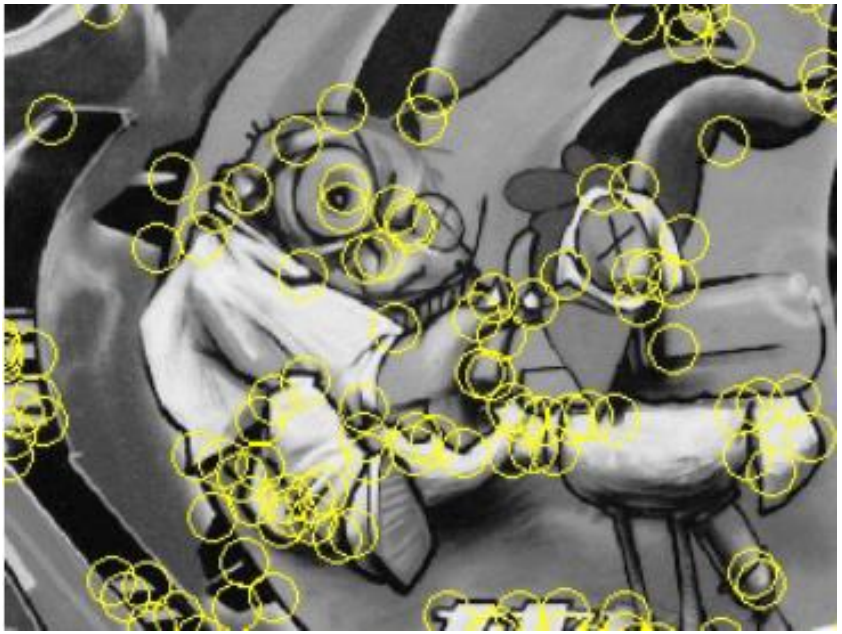
چالش های تطبیق تصویر

- تغییرات نور و سایه
- تغییرات زاویه و دید
- اعوجاج تصاویر
- تطابق‌های اشتباه در محیط‌های شلوغ

تعیین مکان دقیق نقاط کلیدی

- (Keypoint Localization) یعنی مشخص کردن نقاط خاص یا برجسته‌ای در تصویر که اطلاعات مهمی را درباره ساختار یا ویژگی‌های آن ارائه می‌دهند.

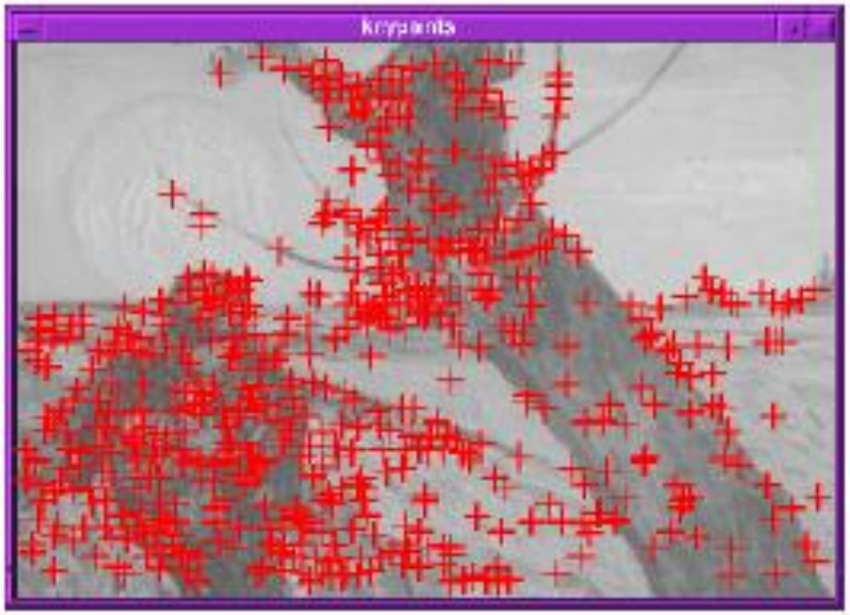
- این فرآیند شامل یافتن مختصات دقیق این نقاط کلیدی در تصویر است.
  - تشخیص تکرار شونده
  - محلی سازی دقیق
  - مطالب جالب



- الگوریتم ها
  - SIFT-SURF-ORB

پیدا کردن گوشه ها

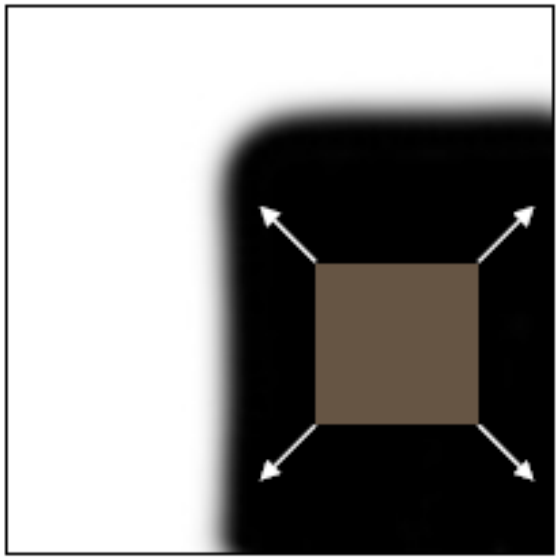
- دلایل اهمیت گوشه‌ها
  - **تکرارپذیری:** گوشه‌ها در تصاویر مختلف از یک صحنه مشابه قابل شناسایی‌اند، حتی اگر تصویر تحت تغییرات جزئی نظیر تغییر زاویه دید یا نورپردازی قرار گیرد.
  - **تمایزپذیری:** گوشه‌ها معمولاً شامل اطلاعات غنی و خاص هستند که آنها را از سایر نقاط در تصویر متمایز می‌کند.



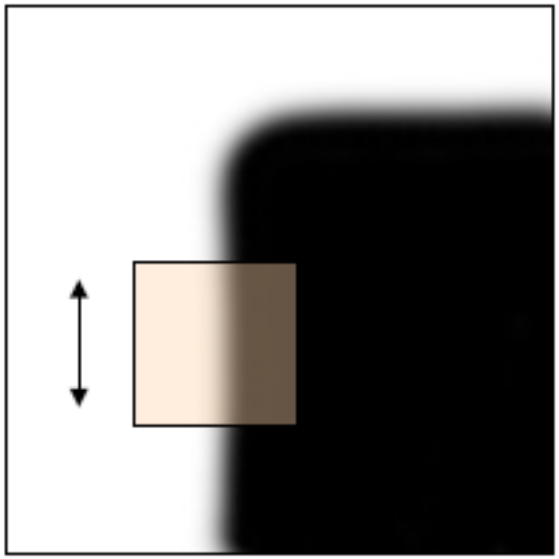
- الگوریتم ها
  - Harris و Shi-Tomasi

گوشه ها به عنوان نقاط علاقه متمایز

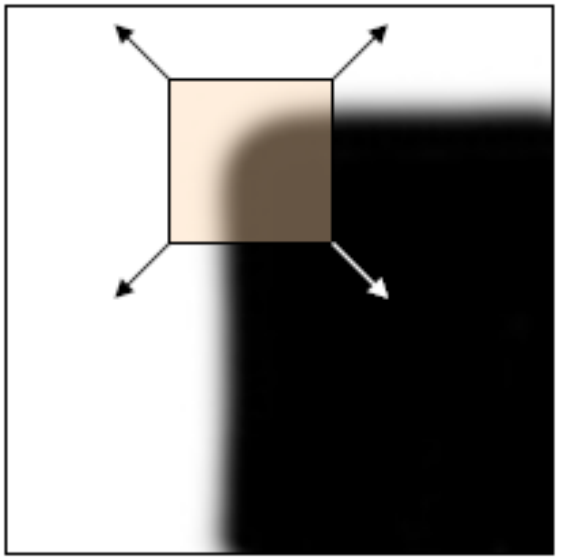
- معیارهای طراحی و شناسایی نقاط کلیدی یا گوشه‌ها در تصاویر:
- **محلی بودن (Locality)**
  - نقطه باید در یک ناحیه کوچک به طور واضح قابل شناسایی باشد، بدون نیاز به در نظر گرفتن بخش بزرگی از تصویر
  - سبب شده که نقاط کلیدی برای تحلیل و مقایسه در بین تصاویر کارآمد باشند
- **تغییر شدت (Intensity Change)**
  - اگر پنجره اطراف نقطه در هر جهتی حرکت داده شود (بالا، پایین، چپ یا راست)، شدت تصویر باید به طور چشمگیری تغییر کند
  - تضمین می‌کند که نقطه واقعاً یک **ویژگی متمایز** است (مانند گوشه‌ها یا تقاطع‌ها)، نه یک ناحیه صاف یا یک خط ساده



“flat” region:
no change in all directions



“edge”:
no change along the edge direction



“corner”:
significant change in all directions

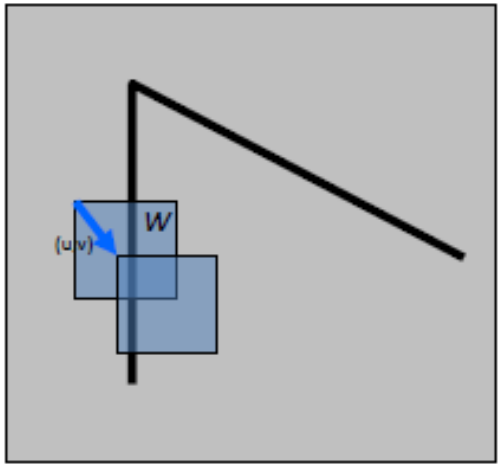
الگوریتم تشخیص گوشه هریس

- گوشه‌یاب هریس (Harris Corner Detector) بر اساس تحلیل تغییرات شدت تصویر در یک ناحیه کوچک، گوشه‌ها را شناسایی می‌کند.

- مراحل اجرای الگوریتم هریس
  - محاسبه گرادیان تصویر
  - ساخت ماتریس خود همبستگی (Structure Tensor)
  - تحلیل مقادیر ویژه (Eigenvalues)
  - محاسبه تابع پاسخ هریس (Harris Response Function)
  - اعمال باریک سازی (Non-Maximum Suppression)

ریاضیات تشخیص گوشه هریس

- فرض کنید پنجره W به اندازه (u,v) جابجا می شود.
  - میزان تغییر در این جابجایی با مجموع مربعات تفاضل نقطه به نقطه بین دو پنجره بیان می شود:



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

- اگر مقدار این تابع خطا زیاد باشد، کاندید مناسب ویژگی محلی است.
- محاسبه فرمول بالا برای هر w و هر بردار (u,v) زمان بر است، راه ساده تری بایستی اجرا شود.

فرض جابجایی اندک و کم

- تصویر I با بسط تیلور بصورت زیر بیان می شود:

$$I(x+u,y+v) = I(x,y) + \frac{\partial I}{\partial x}u + \frac{\partial I}{\partial y}v + Higher\ order\ terms$$

- اگر میزان جابجایی کم باشد، یعنی بردار (u,v) کوچک باشد، با مشتق مرتبه اول می توان تقریب خوبی از رابطه بالا بدست آورد:

$$I(x+u,y+v) \approx I(x,y) + \frac{\partial I}{\partial x}u + \frac{\partial I}{\partial y}v$$

$$\approx I(x,y) + \begin{bmatrix} I_x & I_y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}$$

$\left(I_x = \frac{\partial I}{\partial x} \right)$ **مشتق تصویر**

ریاضیات تشخیص گوشه هریس

- با جایگذاری تقریب تصویر در رابطه اولیه:

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

$$\approx \sum_{(x,y)\in W} \left[I(x,y) + I_x u + I_y v - I(x,y)\right]^2$$

$$\approx \sum_{(x,y)\in W} \left[I_x u + I_y v\right]^2$$

ریاضیات تشخیص گوشه هریس

- در نهایت رابطه بصورت زیر نوشته خواهد شد:

$$E(u,v) \approx \sum_{(x,y)\in W} \left[I_x u + I_y v\right]^2$$

$$\approx Au^2 + 2Buv + Cv^2$$

$$A = \sum_{(x,y)\in W} {I_x}^2 \qquad B = \sum_{(x,y)\in W} I_x I_y \qquad C = \sum_{(x,y)\in W} {I_y}^2$$

ریاضیات تشخیص گوشه هریس

- رابطه حاصل را بصورت ضرب برداری-ماتریسی می توان نوشت:

$$E(u,v) \approx Au^2 + 2Buv + Cv^2$$

$$\approx [u \quad v] \underbrace{\begin{bmatrix} A & B \\ B & C \end{bmatrix}}_{H} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}$$

$$A = \sum_{(x,y)\in W} {I_x}^2$$

$$B = \sum_{(x,y)\in W} I_x I_y$$

$$C = \sum_{(x,y)\in W} {I_y}^2$$

- به جای رابطه اصلی، از رابطه بالا استفاده می شود که محاسبات میزان خطا را راحت تر می کند.

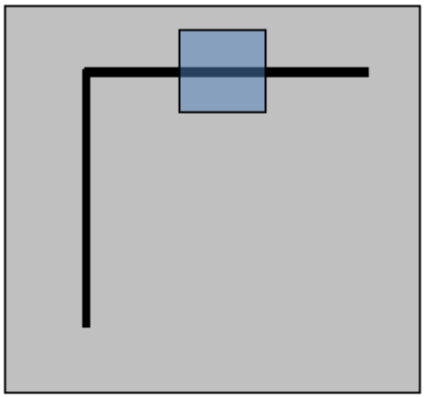
بررسی حالات (لبه افقی)

$$E(u,v) \approx \begin{bmatrix} u & v \end{bmatrix} \underbrace{\begin{bmatrix} A & B \\ B & C \end{bmatrix}}_{H} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}$$

$$A = \sum_{(x,y)\in W} {I_x}^2$$

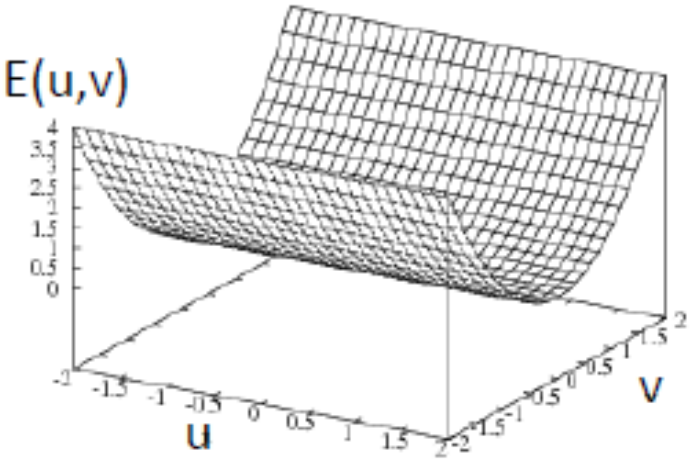
$$B = \sum_{(x,y)\in W} I_x I_y$$

$$C = \sum_{(x,y)\in W} {I_y}^2$$



Horizontal edge: $I_x = 0$

$$H = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & C \end{bmatrix}$$



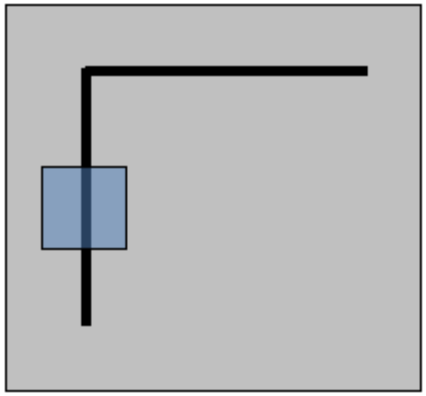
بررسی حالات (لبه عمودی)

$$E(u,v) \approx [u \quad v] \underbrace{\begin{bmatrix} A & B \\ B & C \end{bmatrix}}_{H} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}$$

$$A = \sum_{(x,y)\in W} {I_x}^2$$

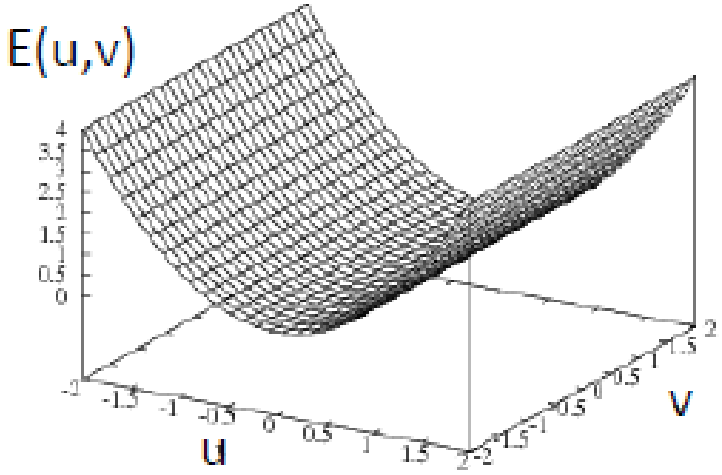
$$B = \sum_{(x,y)\in W} I_x I_y$$

$$C = \sum_{(x,y)\in W} {I_y}^2$$



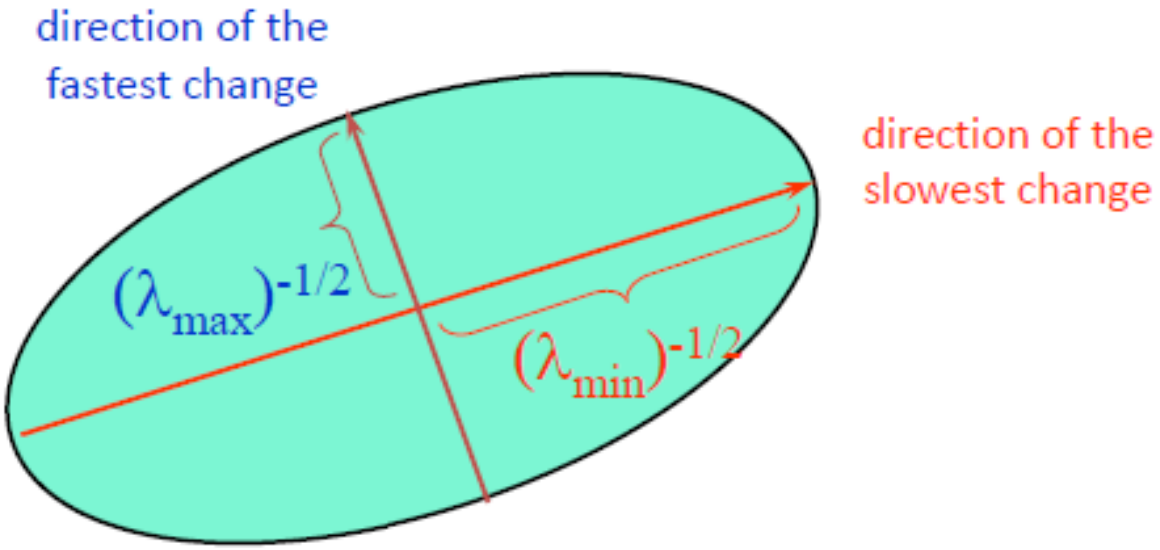
Vertical edge: $I_y = 0$

$$H = \begin{bmatrix} A & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$



بررسی کلی حالات

- در حالت کلی می توان H را یک بیضی در نظر گرفت.



- طول محورهای بیضی و راستای آنها به ترتیب با مقادیر ویژه و بردارهای ویژه ماتریس H تعیین می شود.

مقدار و بردار ویژه (یادآوری)

- محاسبه مقدار و بردار ویژه (یادآوری): بردار ویژه ماتریس A بردار g و مقدار ویژه ماتریس A مقدار λ در رابطه زیر است:

$$Ag = \lambda g$$

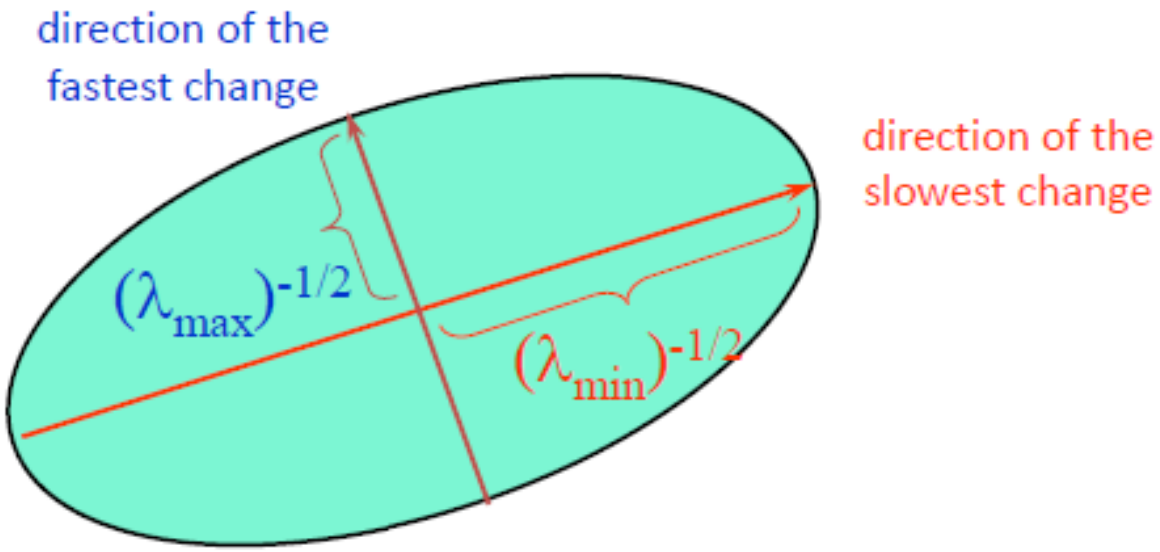
- جهت محاسبه مقدار ویژه λ

$$\det(A - \lambda I) = 0$$

- برای الگوریتم هریس باید در رابطه بالا A=H قرار داده شود که پس از حل معادله فوق مقادیر ویژه λ_{min} و λ_{max} بدست می آید.

بررسی کلی حالات

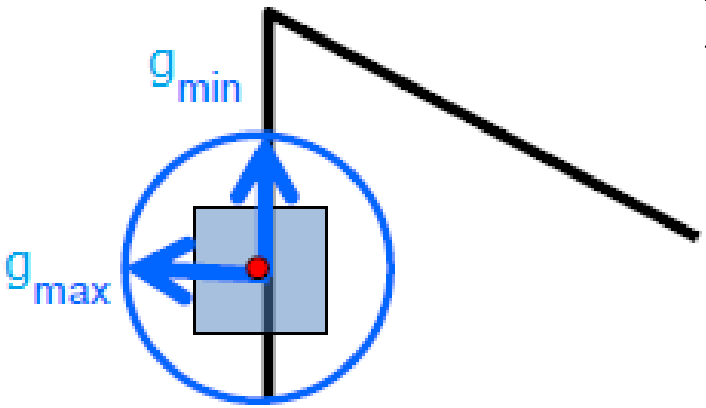
- مقدار ویژه λ_{max} راستایی که بیشترین افزایش در H ایجاد می کند.
- مقدار ویژه λ_{min} راستایی که کمترین افزایش در H ایجاد می کند.
  - در این نقطه بدترین جهت باعث تغییرات زیاد می شود
- نقاطی از تصویر انتخاب می شود که λ_{min} از یک حد آستانه بیشتر باشد.



بررسی کلی حالات

$$E(u,v) \approx [u \quad v] \underbrace{\begin{bmatrix} A & B \\ B & C \end{bmatrix}}_{H} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}$$

$$Hg_{max} = \lambda_{max} g_{max}$$
$$Hg_{min} = \lambda_{min} g_{min}$$



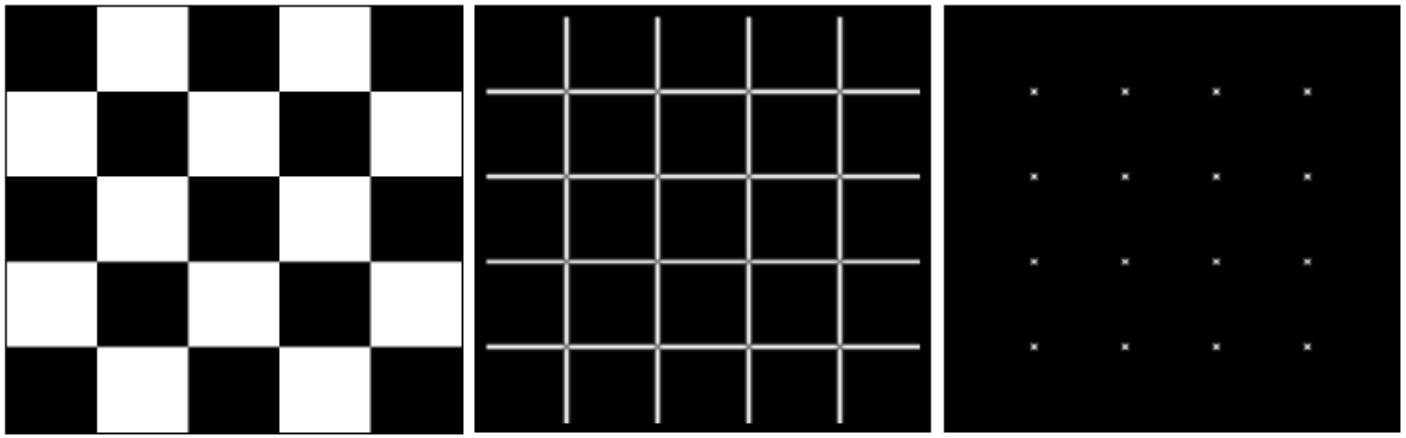
- g_{max} راستای بیشترین افزایش در تابع خطا E
- λ_{max} میزان افزایش در راستای g_{max}
- g_{min} راستای کمترین افزایش در تابع خطا E
- λ_{min} میزان افزایش در راستای g_{min}

بررسی کلی حالات

- چگونه مقادیر بدست آمده برای تشخیص ویژگی کاربرد دارند؟

پاسخ: تابع خطای E باید با جابجایی اندک در تمامی جهات مقدار بزرگی داشته باشد.

- کمترین مقدار تغییر E باید برای تمامی بردارهای (u,v) زیاد باشد.
- کمترین مقدار تغییر E معادل با مقدار ویژه λ_{min} از ماتریس H است.
- اگر λ_{min} از یک مقدار آستانه بیشتر باشد می توان اطمینان داشت که مقدار تغییر E به اندازه کافی زیاد است.



شمای کلی الگوریتم گوشه یاب هریس

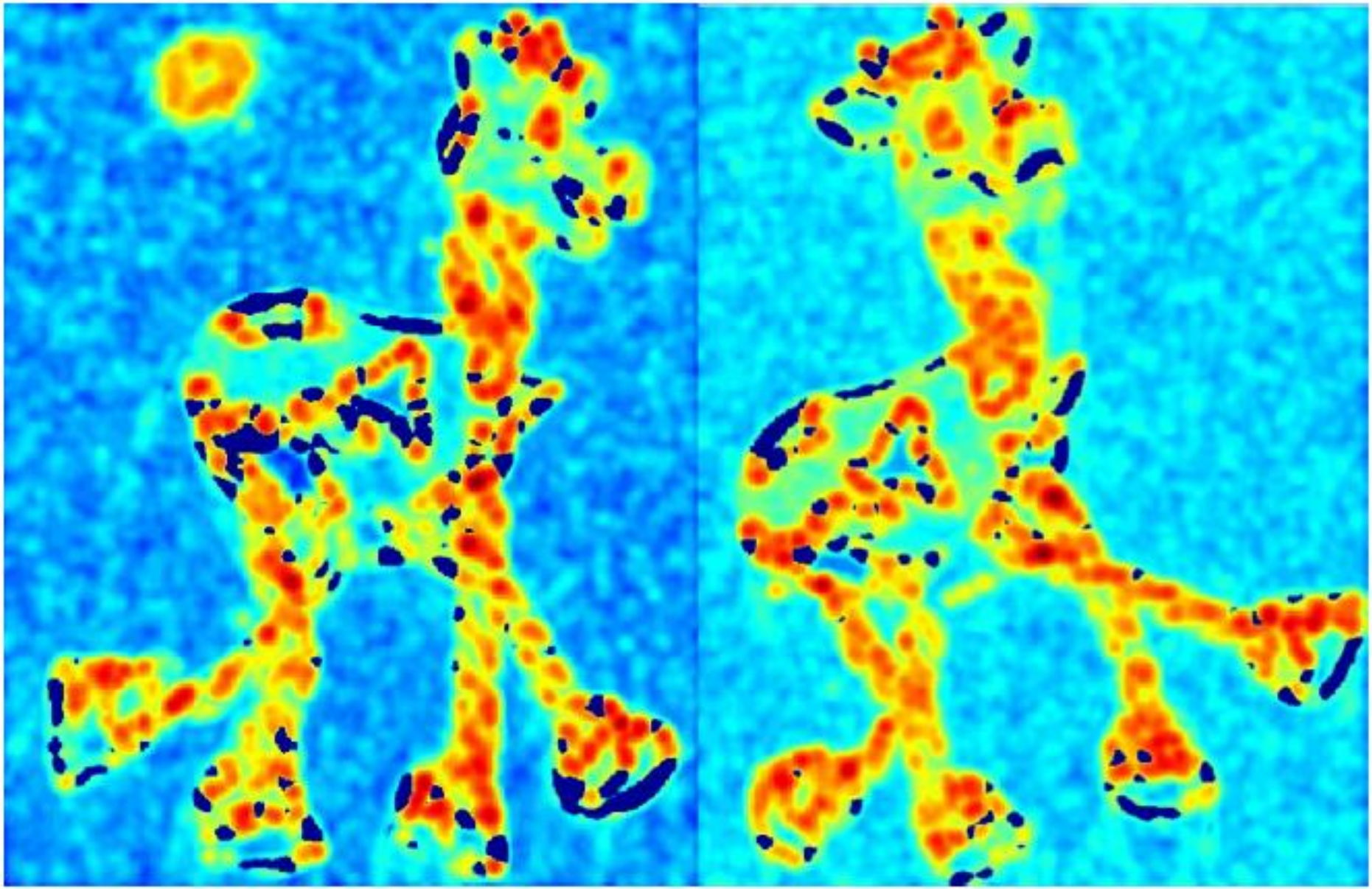
۱) محاسبه گرادیان عمودی و افقی تصویر

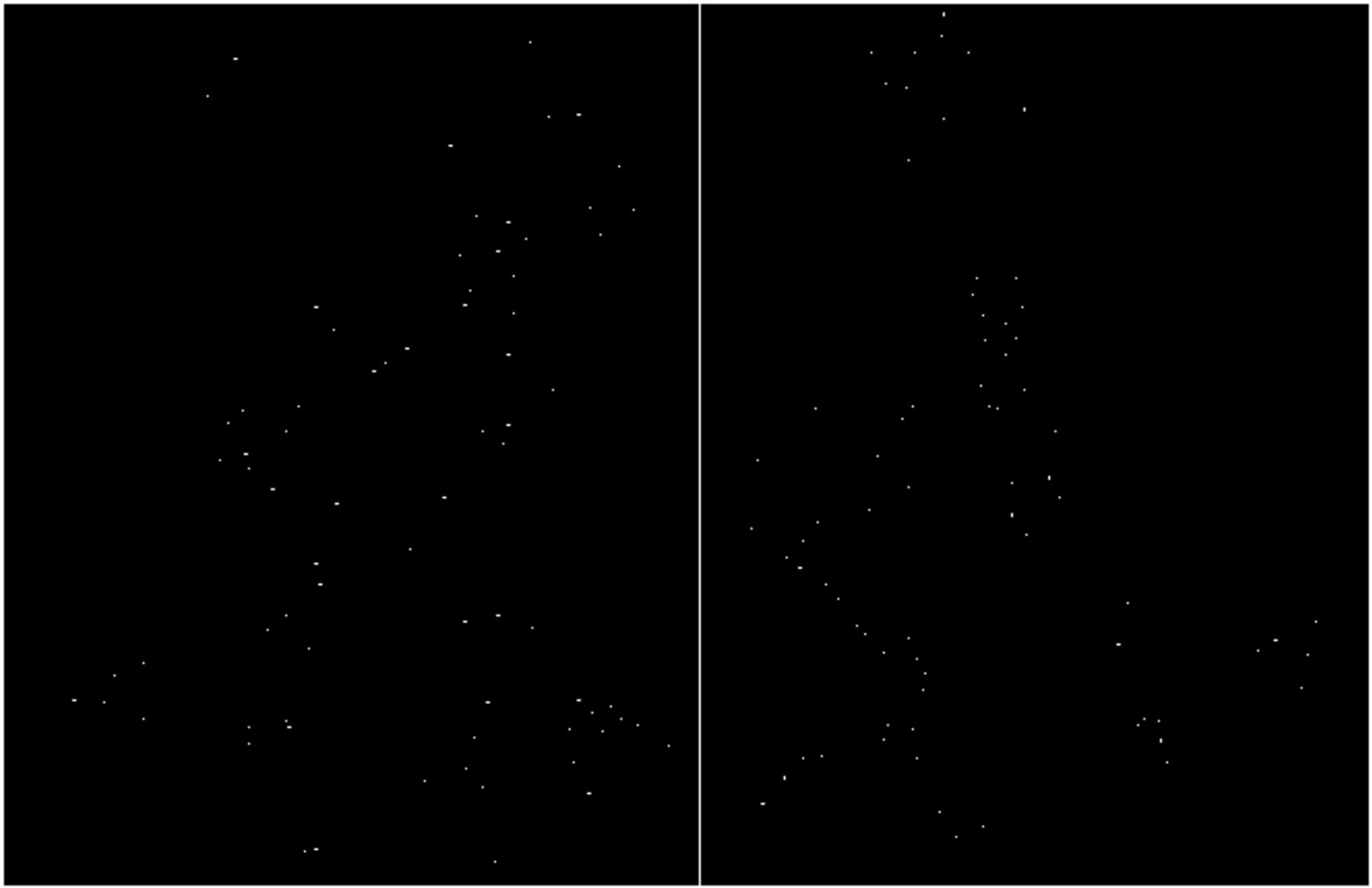
۲) تشکیل ماتریس H برای همه نقاط تصویر

۳) محاسبه مقادیر ویژه H برای همه نقاط تصویر

۴) شناسایی نقاطی که در آنها λ_{min} از یک حد آستانه بیشتر است.

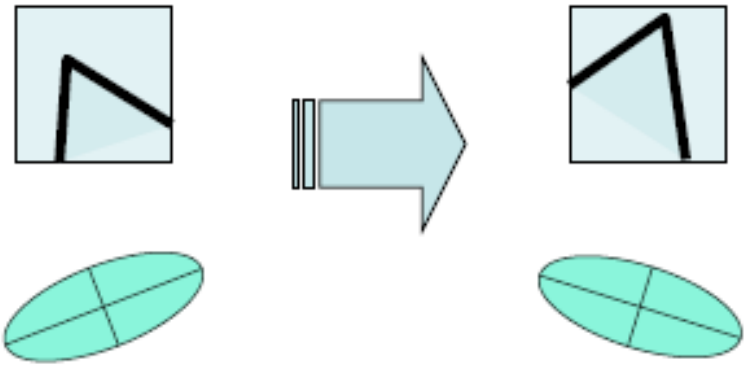
۵) انتخاب نقاطی که در آنها λ_{min} یک ماکزیمم محلی است و اعلام آنها به عنوان نقاط ویژگی

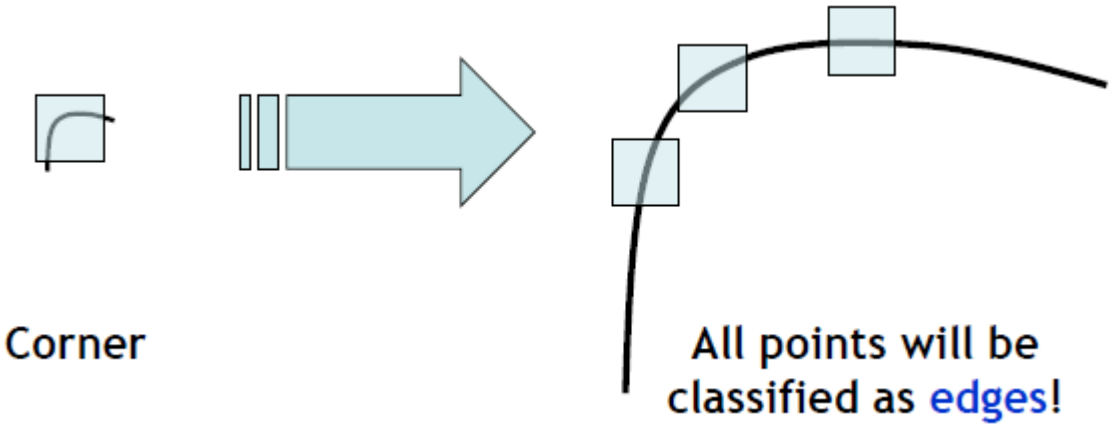




ویژگی های الگوریتم هریس

- مقاوم در برابر تبدیل انتقال (Translation)
- مقاوم در برابر تبدیل دوران (Rotation)
- غیر مقاوم نسبت به تبدیل مقیاس (Scale)





مثال کاربردی نقاط ویژگی

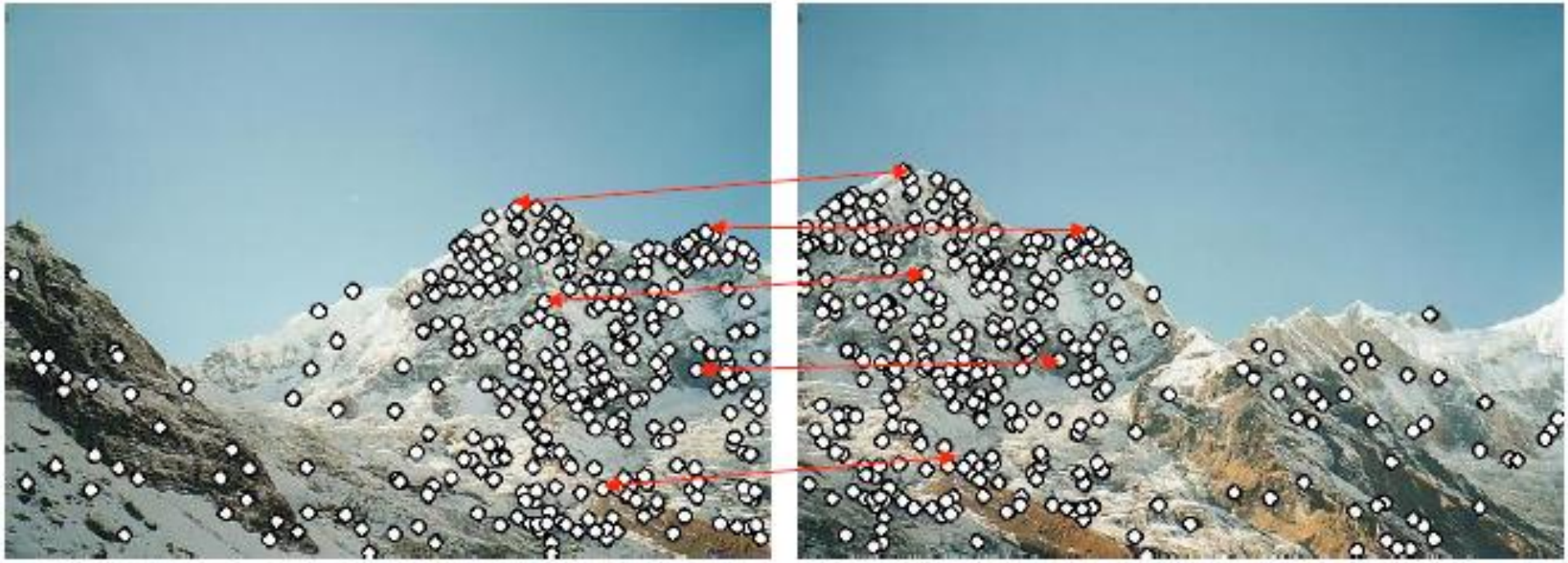
- دوختن تصاویر (Image Stitching)

مثال کاربردی نقاط ویژگی

- دوختن تصاویر (Image Stitching)
  - یافتن نقاط ویژگی در هر دو تصویر

مثال کاربردی نقاط ویژگی

- دوختن تصاویر (Image Stitching)
  - یافتن جفت نقاط ویژگی معادل

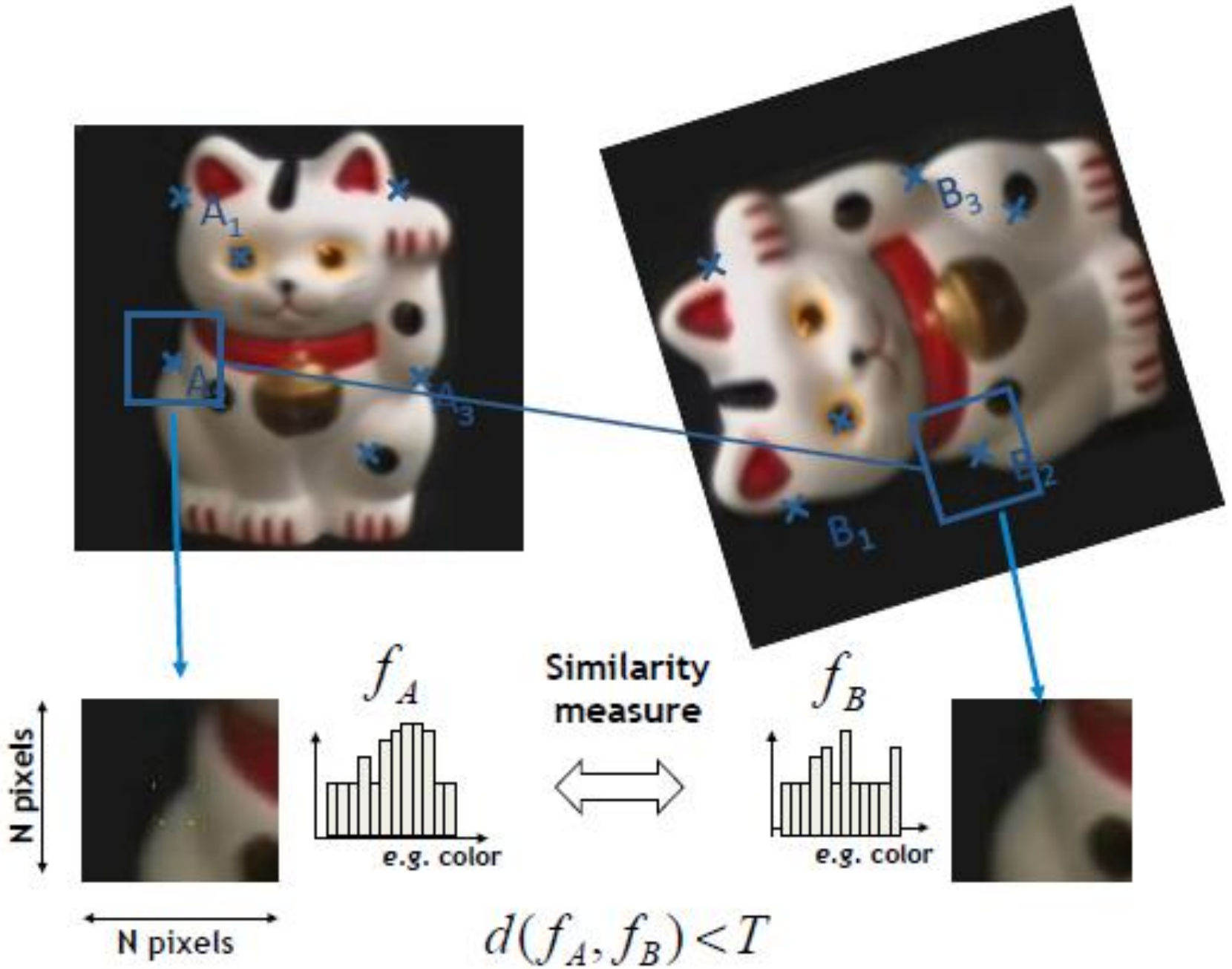


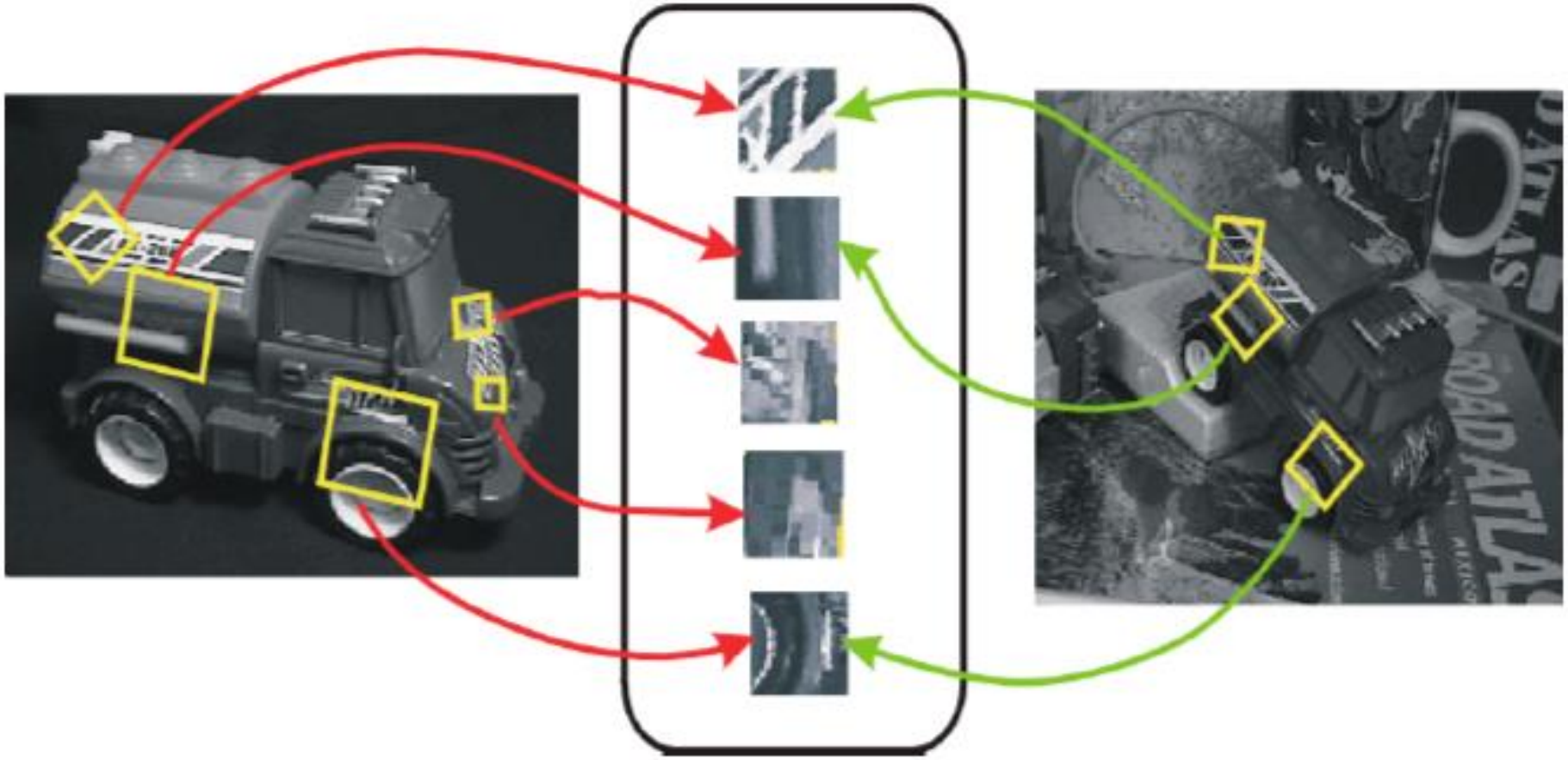
مثال کاربردی نقاط ویژگی

- دوختن تصاویر (Image Stitching)
  - استفاده از نقاط ویژگی معادل برای تراز کردن و چسباندن دو تصویر بهم

شمای کلی الگوریتم تطبیق تصویر

- ورودی الگوریتم: دو تصویر برای تطبیق.
  - **پیش پردازش:** آماده‌سازی تصاویر.
  - **استخراج ویژگی‌ها:** شناسایی نقاط کلیدی یا ویژگی‌ها.
  - **توصیف ویژگی‌ها:** ایجاد بردارهای ویژگی.
  - **تطبیق ویژگی‌ها:** پیدا کردن نقاط مشابه.
  - **حذف تطابق‌های نادرست:** استفاده از RANSAC یا سایر روش‌ها.
  - **محاسبه تبدیل:** تطبیق تصاویر با استفاده از یک مدل هندسی.
- خروجی الگوریتم: نقاط تطابق یافته یا تصاویر هماهنگ شده


A1
A2
A3
B1
B2
B3
N pixels
N pixels
f_A
e.g. color
Similarity measure
f_B
e.g. color
$d(f_A, f_B) < T$


Feature Descriptors

پیش پردازش تصاویر (Preprocessing)

- **هدف**
  - بهبود کیفیت تصاویر برای شناسایی بهتر ویژگی‌ها.

- **اقدامات رایج**
  - کاهش نویز با استفاده از فیلترهایی مانند Gaussian
  - تنظیم روشنایی و کنتراست.
  - تغییر اندازه یا تبدیل تصاویر به مقیاس خاکستری

استخراج ویژگی‌ها (Feature Extraction)

- **هدف**
  - شناسایی نقاط یا ویژگی‌های مهم در تصویر که برای تطبیق مناسب هستند.
- **روش‌ها**
  - **نقاط کلیدی (Keypoints)**
    - الگوریتم‌هایی مانند SIFT، SURF یا ORB نقاط برجسته تصویر را شناسایی می‌کنند.
  - **ویژگی‌های سراسری (Global Features)**
    - مانند هیستوگرام رنگ‌ها یا بافت تصویر.
  - **ویژگی‌های محلی (Local Features)**
    - الگوهای کوچک و متمایز مانند گوشه‌ها یا لبه‌ها.

توصیف ویژگی‌ها (Feature Description)

- **هدف**
  - ویژگی‌های شناسایی شده به صورت بردارهای عددی توصیف می‌شوند.
- **روش‌ها**
  - توصیف‌گر های مقاوم به تغییر مقیاس و چرخش، مانند توصیف‌گر های SIFT، SURF یا BRIEF
  - استفاده از روش‌های یادگیری عمیق برای تولید بردارهای توصیفی پیچیده‌تر

تطبیق ویژگی‌ها (Feature Matching)

- **هدف**
  - یافتن نقاط مشابه بین دو تصویر.
- **روش‌ها**
  - **Nearest Neighbor Matching**
    - یافتن نزدیک‌ترین بردار ویژگی در فضای بردار.
  - **k-Nearest Neighbors (k-NN)**
    - پیدا کردن چندین تطابق برای هر نقطه.
  - **Cross-Check Matching**
    - تأیید دوطرفه تطابق‌ها برای اطمینان از صحت

فیلتر کردن تطابق‌های نادرست (Outlier Removal)

- **هدف**
  - حذف تطابق‌های اشتباه که ممکن است باعث کاهش دقت شوند.
- **روش‌ها**
  - **RANSAC (Random Sample Consensus)**
    - تعیین یک مدل هندسی (مانند تبدیل هموگرافی) و حذف نقاطی که با این مدل همخوانی ندارند.
  - **فیلترهای هندسی**
    - بررسی فاصله یا زاویه بین تطابق‌ها

محاسبه تبدیل هندسی
(Geometric Transformation)

- **هدف**
  - یافتن تبدیل هندسی که دو تصویر را به هم هماهنگ کند.
- **روش‌ها**
  - **Homography**
    - برای تصاویر با نمای متغیر (تغییر دید).
  - **Affine Transformation**
    - برای تصاویر با تغییرات کوچک در شکل.
  - **Translation and Scaling**
    - برای تصاویر ساده‌تر.

تطبیق نهایی یا ترکیب تصاویر
(Final Matching/Alignment)

- هدف
  - نمایش یا استفاده از نتایج تطبیق.
- اقدامات
  - ترکیب دو تصویر برای ساخت تصاویر پانوراما.
  - شناسایی و برچسب گذاری اشیاء مشترک.
  - محاسبه میزان شباهت برای مقایسه

الگوریتم های رایج تطبیق تصویر (۱)

- الگوریتم‌های مبتنی بر ویژگی (Feature-Based Matching) از نقاط یا ویژگی های برجسته تصویر برای تطبیق استفاده می‌کنند.
  - SIFT (Scale-Invariant Feature Transform)
    - یکی از قوی‌ترین الگوریتم‌ها برای تشخیص و توصیف ویژگی‌ها و مقاوم در برابر تغییرات مقیاس، چرخش و روشنایی
  - SURF (Speeded-Up Robust Features)
    - نسخه سریع‌تر SIFT و مناسب برای کاربردهای زمان واقعی، اما حساس‌تر به تغییرات روشنایی
  - ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF)
    - جایگزینی سبک‌تر و رایگان برای SIFT و SURF و مناسب برای کاربردهای زمان واقعی و دستگاه‌های با محدودیت محاسباتی
  - FAST و BRIEF

الگوریتم های رایج تطبیق تصویر (۲)

- الگوریتم‌های مبتنی بر الگو (Template Matching) از تطابق مستقیم ناحیه‌ای از تصویر (Patch) استفاده می‌کنند.
  - **مزایا:** ساده و قابل فهم
  - **معایب:** به تغییرات مقیاس، چرخش و روشنایی حساس است
  - **کاربرد:** موارد ساده مانند شناسایی لوگو

- الگوریتم‌های مبتنی بر هیستوگرام (Histogram-Based Matching)
  - مقایسه توزیع رنگ یا شدت در تصاویر
  - مناسب برای مقایسه کلی (Global Matching) و تصاویر ساده
  - **کاربرد:** جستجوی تصاویر مشابه در پایگاه داده

الگوریتم های رایج تطبیق تصویر (۳)

- روش‌های یادگیری عمیق (Deep Learning) از شبکه‌های عصبی عمیق، مخصوصاً شبکه‌های کانولوشنی (CNN)، برای استخراج و تطبیق ویژگی‌های پیچیده‌تر استفاده می‌کند.
  - Siamese Networks
    - شبکه‌هایی که دو ورودی (دو تصویر) دریافت کرده و شباهت آن‌ها را محاسبه می‌کنند
    - مناسب برای تطبیق تصویر در سیستم‌های بیومتریک (مثلاً شناسایی اثر انگشت یا چهره)
  - مدل‌های پیش ساخته (Pretrained Models)
    - از مدل‌هایی مانند ResNet یا VGG برای استخراج ویژگی‌های پیشرفته و سپس تطابق استفاده می‌شود
  - Transformers

ابزارها و کتابخانه‌های رایج

- OpenCV
  - یک کتابخانه منبع باز با الگوریتم‌های مختلف تطبیق تصویر مانند SIFT، SURF، ORB و غیره
- TensorFlow و PyTorch
  - برای ایجاد مدل‌های یادگیری عمیق جهت استخراج و تطبیق ویژگی‌ها
- VLFeat
  - مجموعه ابزارهایی برای تطبیق تصویر، از جمله SIFT
- MATLAB
  - دارای ابزارهای پیشرفته برای تحلیل و تطبیق تصویر

انتخاب روش مناسب

- **ساده و سریع:**
  - ORB یا Template Matching
- **پیچیده و مقاوم:**
  - SIFT یا یادگیری عمیق
- **زمان واقعی:**
  - SURF یا ORB
- **تطبیق تصاویر بزرگ:**
  - روش‌های مبتنی بر هیستوگرام یا یادگیری عمیق

سؤال؟