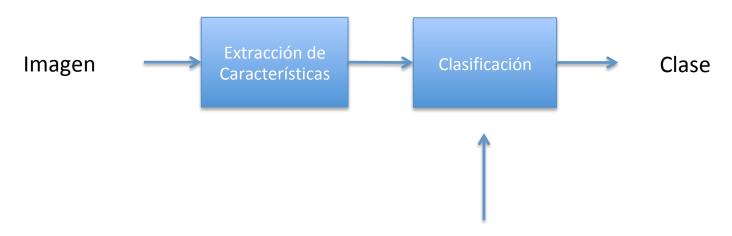
# Detección y Reconocimiento de Objetos mediante Descriptores Locales

Procesamiento Avanzado de Imágenes Javier Ruiz del Solar 2020

### Paradigma Detección/Reconocimiento de Clases de Objetos

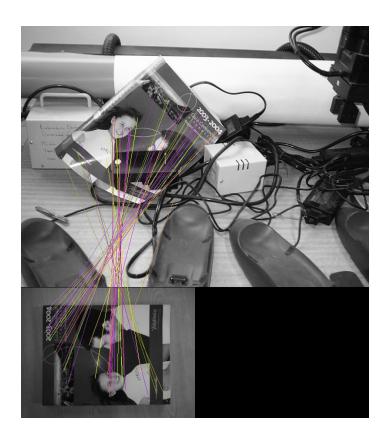


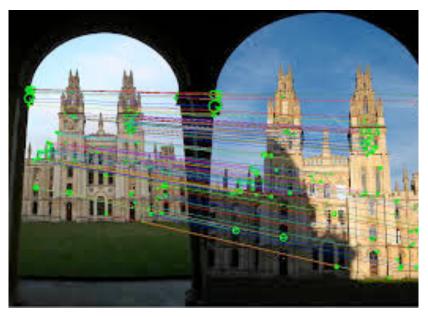
Clasificador entrenado con muchos ejemplos de cada clase.

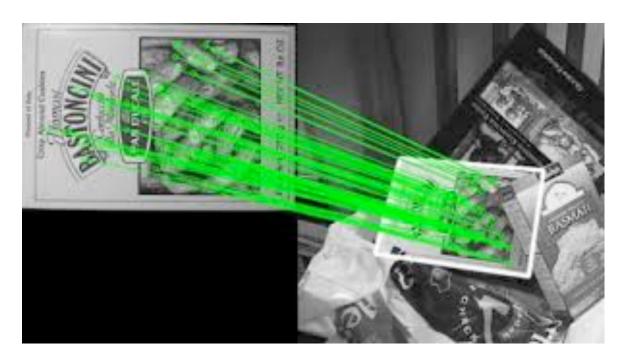
Este paradigma no funciona para instancias de objetos particular. Dicho problema se puede abordar como uno de matching. Para esto se usan detectores y descriptores locales.

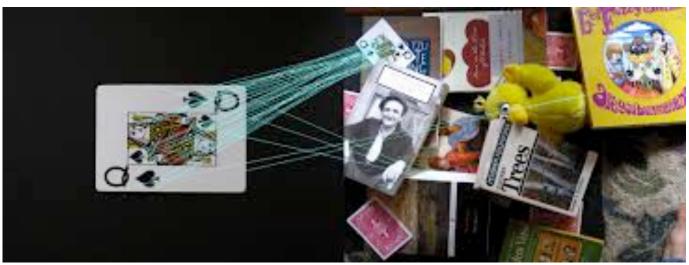


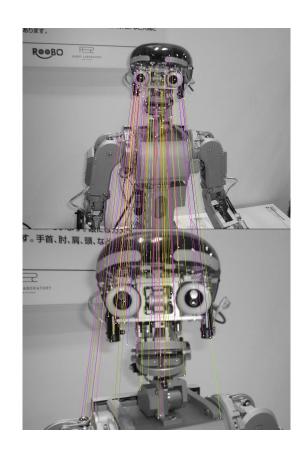




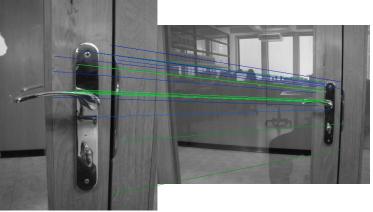


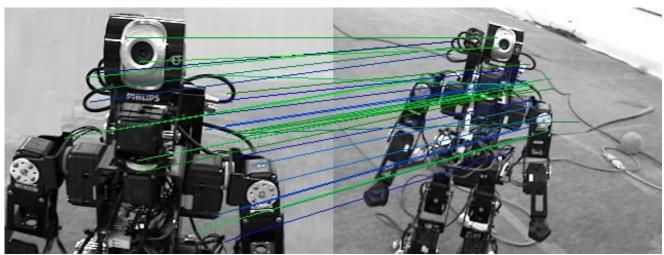




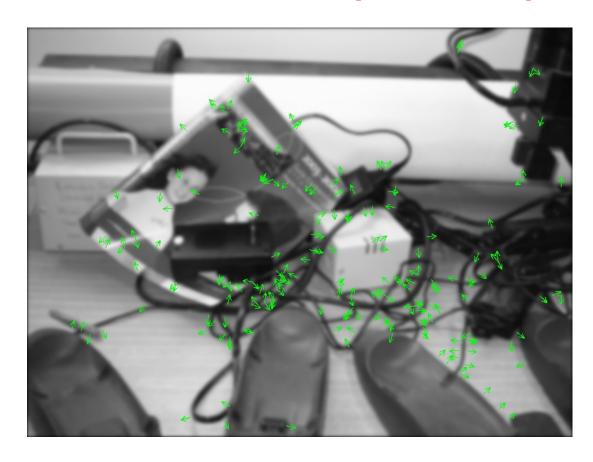






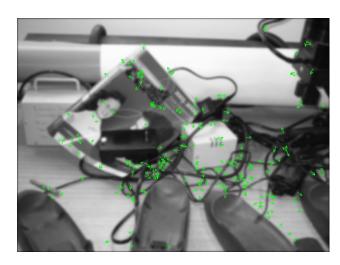


#### Puntos de Interés y Descriptores

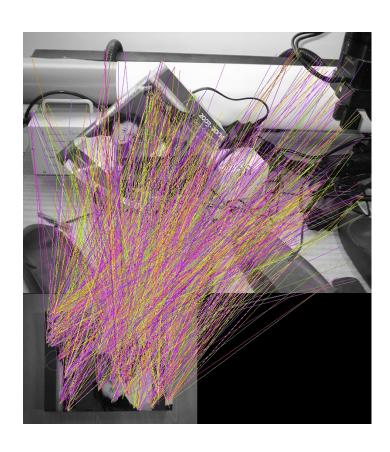


Punto de interés -> discontinuidad; caracterizado por  $(x,y,\theta)$  y eventualmente s (escala) Descriptor -> describe vecindad del punto de interés

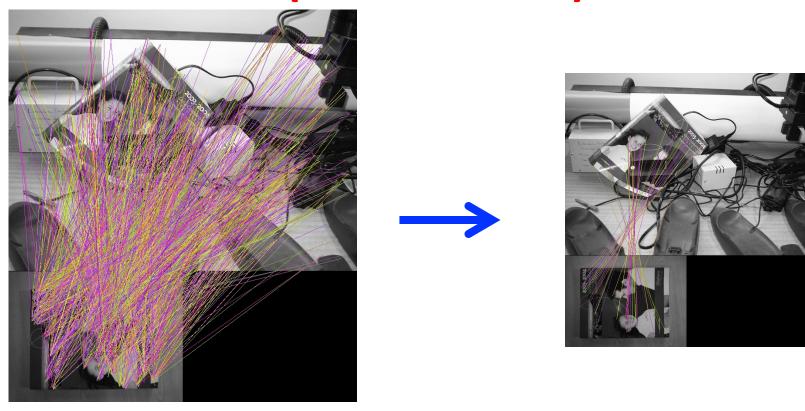
## Matching de Puntos de Interés (via descriptores)





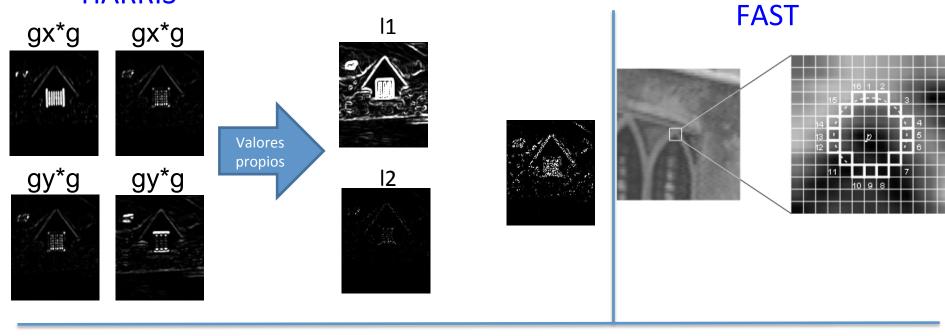


# Verificación de Matching (consistencia)

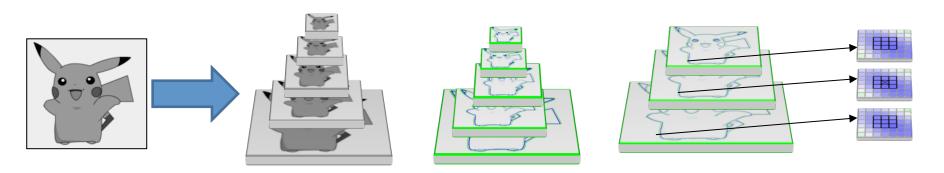


#### Ejemplos de Puntos de Interés

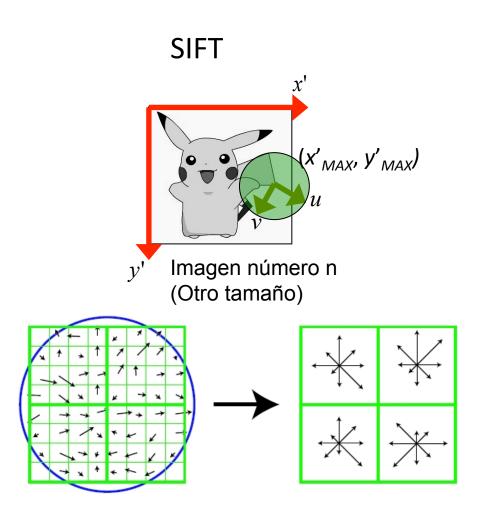
#### **HARRIS**



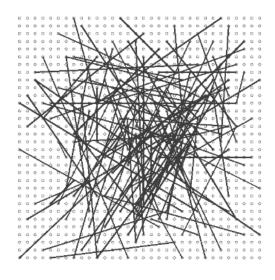
#### DoG/SDoG



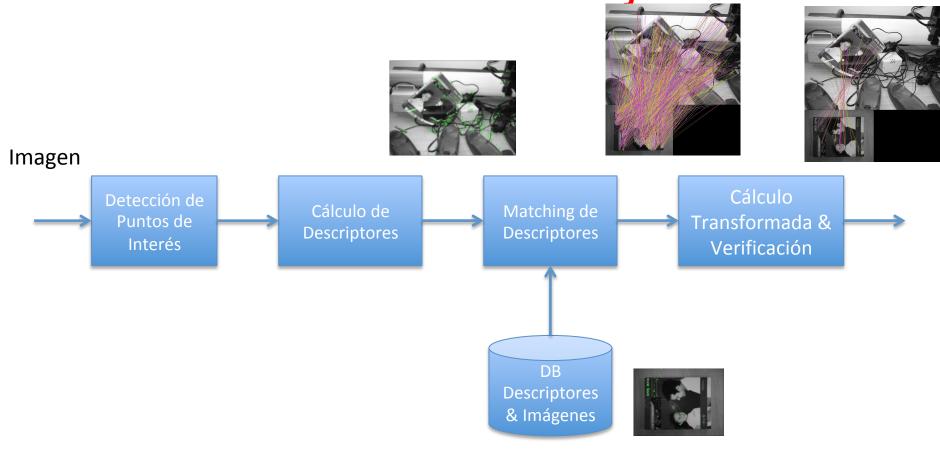
#### Ejemplos de Descriptores



#### **BRIEF**



### Paradigma Detección/Reconocimiento de Instancias de Objetos



Procesamiento Avanzado de Imágenes

Javier Ruiz del Solar

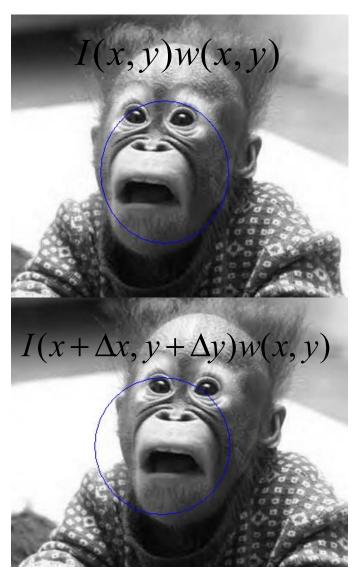
2020

- Se utilizan puntos de interés porque las líneas no tienen suficiente localización.
- Puntos de interés son, usualmente, máximos o mínimos locales de operadores diferenciales (filtros) aplicados sobre la imagen
- Varios tipos :
  - Esquinas
  - De máximos centro-contorno
  - Otros
- Sirve para imágenes con textura (no aparecen descriptores en zonas uniformes)

- Veremos distintos detectores de puntos de interés
  - Detector de Moravec (esquinas)
  - Detector de Shi-Tomasi (esquinas)
  - Detector de Harris (esquinas)
  - SDoG (centro-contorno, multi-resolución)
  - Harris-Laplace (esquinas, multi-resolución)
  - SURF (multi-resolución)

## Detector de Puntos de Interés de Moravec

- Detector de esquinas de Moravec (antiguo)
  - Se tiene una imagen I(x,y) y una función ventana w(x,y).
  - A través de la ventana podemos mirar la imagen (I(x,y)w(x,y)) y una versión desplazada en (Δx, Δy) de la imagen (I(x+Δx,y+Δy)w(x,y))



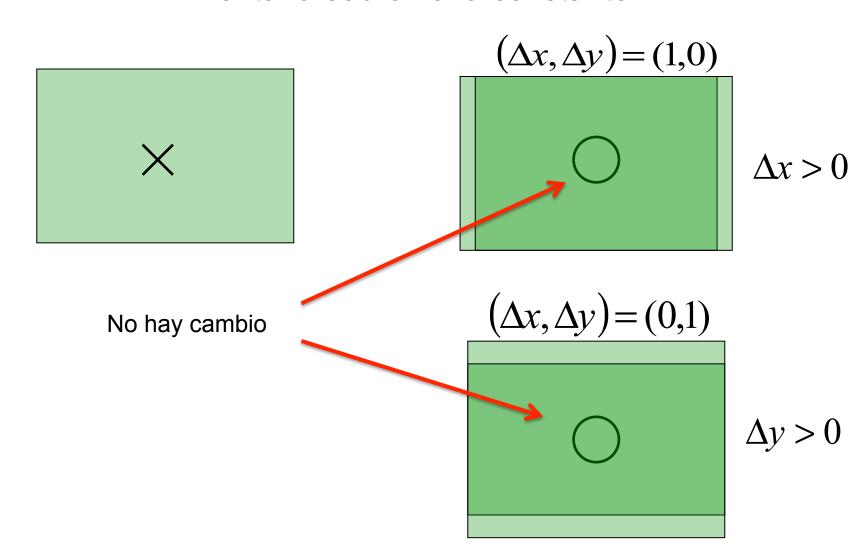
 Se calcula la resta entre lo que se ve a través de la ventana y la <u>energía</u>:

$$d(x, y; \Delta x, \Delta y) = w(x, y) (I(x + \Delta x, y + \Delta y) - I(x, y))$$

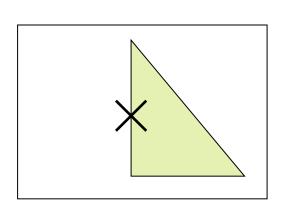
$$E(x, y; \Delta x, \Delta y) = \sum_{x, y} w(x, y) \left( I(x + \Delta x, y + \Delta y) - I(x, y) \right)^{2}$$

- $\square$  Se puede calcular  $E(x,y;\Delta x,\Delta y)$  para distintos valores de  $\Delta x,\Delta y$
- □ Veamos qué sucede cuando el centro de la ventana es una zona plana, un borde y una esquina

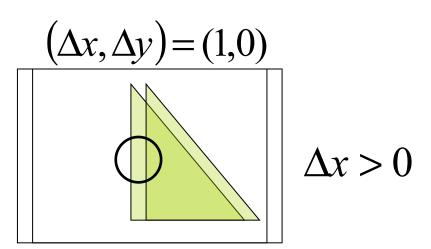
Ventana sobre zona constante

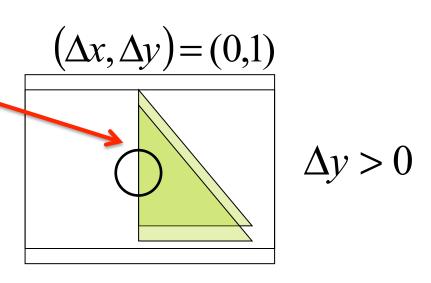


Ventana sobre un borde

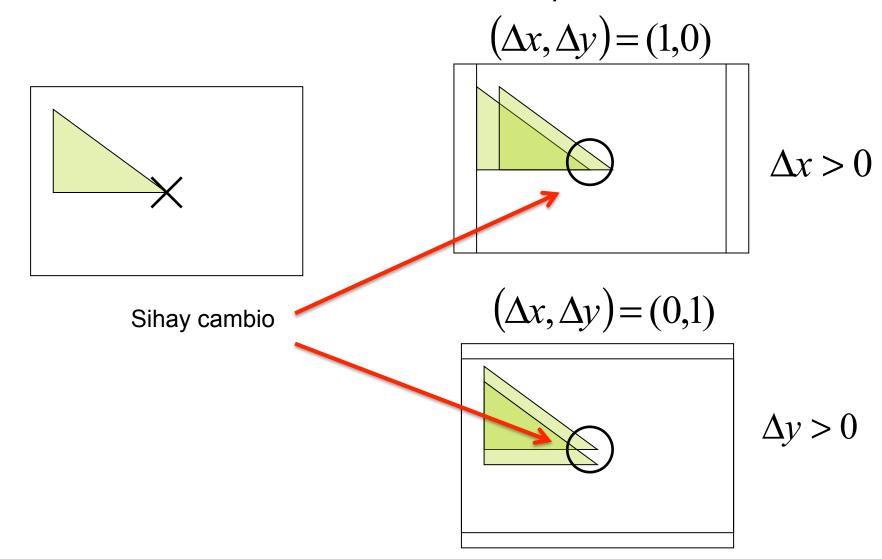


No hay cambio





Ventana sobre una esquina



- Energía de la resta a través de la ventana
  - Plano (constante)
    - E=0 para todos los  $\Delta x, \Delta y$
  - Borde
    - E=0 para los  $\Delta x$ , $\Delta y$  paralelos al borde
    - E>0 para los  $\Delta x, \Delta y$  perpendiculares al borde
  - Esquina
    - E>0 para todos los  $\Delta x, \Delta y =>$  Sólo las esquinas
  - Se pueden usar las 4 direcciones (1,0), (1,1), (0,1), (-1,1)

$$E(x_0, y_0, \Delta x, \Delta y) = \sum_{x,y} w(x - x_0, y - y_0) (I(x + \Delta x, y + \Delta y) - I(x, y))^2$$

$$I_1(x, y) = E(x, y, 1, 0), \ I_2(x, y) = E(x, y, 1, 1)$$

$$I_3(x, y) = E(x, y, 0, 1), \ I_4(x, y) = E(x, y, -1, 1)$$

Se calcula I<sub>MIN</sub>:

$$I_{MIN}(x,y) = MIN\{I_1(x,y), I_2(x,y), I_3(x,y), I_4(x,y)\}$$

lacksquare Se buscan los máximos de  $I_{MIN}$ , que son puntos de interés asociados a <u>esquinas</u>.

# Detector de Puntos de Interés de Shi-Tomasi y de Harris

- Detector de esquinas de Harris
  - Mejora del anterior, que presentaba problemas frente a rotaciones y mala localización de puntos
  - La ventana es una gaussiana  $N(x,y,\sigma_I)$

$$w(x, y; \boldsymbol{\sigma}_I) = N(x, y, \boldsymbol{\sigma}_I)$$

– En vez de diferencias  $\Delta x, \Delta y$  se usan derivadas calculadas sobre una versión suavizada (filtrada pasabajos con gaussiana  $\sigma_D$ ) L(x,y) de la imagen

$$L(x, y, \sigma_D) = I(x, y) * N(x, y, \sigma_D), \quad \sigma_I > \sigma_D$$

La expresión a evaluar es:

$$Moravec : E(x_0, y_0, \Delta x, \Delta y) = \sum_{x,y} w(x - x_0, y - y_0) (I(x + \Delta x, y + \Delta y) - I(x, y))^2$$

$$Harris: \ E(x_0, y_0, \Delta x, \Delta y) = \sum_{x, y} w_{SUAVE}(x - x_0, y - y_0) \big( I_{SUAVE}(x + \Delta x, y + \Delta y) - I_{SUAVE}(x, y) \big)^2$$

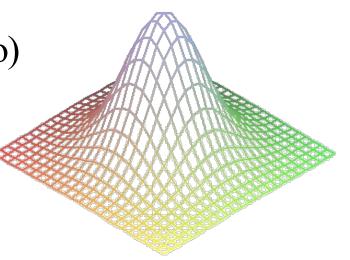
$$W_{SUAVE}(x-x_0, y-y_0) = N(x-x_0, y-y_0, \sigma_I)$$

$$I_{SUAVE}(x, y) = L(x, y, \sigma_D) = I(x, y) * N(x, y, \sigma_D)$$

 $\sigma_D$ : escala de derivación (suavizado)

 $\sigma_I$ : escala de integración (ventana)

$$\sigma_{\rm I} > \sigma_{\rm D}$$



$$\Delta I(x,y) = I_{SUAVE}(x + \Delta x, y + \Delta y) - I_{SUAVE}(x,y)$$

$$\Delta I(x,y) = L(x + \Delta x, y + \Delta y, \sigma_D) - L(x, y, \sigma_D) = \frac{\partial L}{\partial x} \Delta x + \frac{\partial L}{\partial y} \Delta y + O(\Delta x^2, \Delta y^2)$$

$$\Delta I^2(x,y) = \left(\frac{\partial L}{\partial x}\right)^2 \Delta x^2 + \left(\frac{\partial L}{\partial y}\right)^2 \Delta y^2 + 2\frac{\partial L}{\partial x} \frac{\partial L}{\partial y} \Delta x \Delta y$$

$$\Delta I^2(x,y) = (\Delta x, \Delta y) \begin{bmatrix} \left(\frac{\partial L}{\partial x}\right)^2 & \frac{\partial L}{\partial x} \frac{\partial L}{\partial y} \\ \frac{\partial L}{\partial x} & \frac{\partial L}{\partial y} & \left(\frac{\partial L}{\partial y}\right)^2 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{pmatrix} = (\Delta x, \Delta y) A_{(x,y)} \begin{pmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{pmatrix}$$

$$E(x, y; \Delta x, \Delta y) = \sum_{x,y} N(x - x_0, y - y_0, \sigma_I)(\Delta x, \Delta y) A_{(x,y)} \begin{pmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{pmatrix} = (\Delta x, \Delta y) \left(\sum_{x,y} N(x - x_0, y - y_0, \sigma_I) A_{(x,y)} \begin{pmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{pmatrix} \right)$$

$$E(x, y; \Delta x, \Delta y) = (\Delta x, \Delta y) \mu(x_0, y_0) \begin{pmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{pmatrix}$$

$$L(x, y, \sigma_D) = I(x, y) * N(x, y, \sigma_D) \implies I_{SUAVE}(x, y)$$

$$\mu(x_0, y_0) = N(x - x_0, y - y_0, \sigma_I) * \begin{pmatrix} \frac{\partial L}{\partial x} \frac{\partial L}{\partial x} & \frac{\partial L}{\partial x} \frac{\partial L}{\partial y} \\ \frac{\partial L}{\partial y} \frac{\partial L}{\partial x} & \frac{\partial L}{\partial y} \frac{\partial L}{\partial y} \end{pmatrix}$$

$$\text{Matriz}$$

$$E(x_0, y_0, \Delta x, \Delta y) = (\Delta x, \Delta y) \mu(x_0, y_0) \begin{pmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{pmatrix}$$

- La matriz μ(x,y) es simétrica y definida ≥ 0
- Se desea elegir puntos  $(x_0, y_0)$  donde la energía sea grande para cualquier dirección de desplazamiento  $(\Delta x, \Delta y)$

$$E(x_0, y_0, \Delta x, \Delta y) = (\Delta x, \Delta y)\mu(x_0, y_0) \begin{pmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{pmatrix} = v^T \mu v$$

Si los valores propios de μ son  $\{\lambda_1, \lambda_2\}$  y sus vectores propios  $\{v_1, v_2\}$ :

$$\mu = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix}$$
$$v^T \mu v = (\dots) \times \lambda_1 + (\dots) \times \lambda_2$$

Para que la energía sea grande en cualquier dirección de desplazamiento, los dos valores propios de μ deben ser grandes. (E es energía => son positivos).

$$E(x_0, y_0, \Delta x, \Delta y) = (\Delta x, \Delta y)\mu(x_0, y_0) \begin{pmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{pmatrix} = v^T \mu v$$

Si los valores propios de m son  $\{\lambda_1, \lambda_2\}$  y sus vectores propios  $\{v_1, v_2\}$ :

$$E = (\Delta x \quad \Delta y)\mu \begin{pmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{pmatrix}$$

$$E = (\Delta x \quad \Delta y)R \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{bmatrix} R^T \begin{pmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{pmatrix}$$

$$E = (\Delta x_R \quad \Delta y_R) \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} \Delta x_R \\ \Delta y_R \end{pmatrix}$$

Los valores propios de μ deben ser grandes.

- Los dos valores propios de μ(x,y),
   llamados λ<sub>1</sub>(x,y) y λ<sub>2</sub>(x,y) deben ser
   grandes en (x,y) para que haya esquina
- Varios detectores según cómo se especifique esto:
  - Detector de Shi y Tomasi: se define

```
cornerness(x, y) = \min(\lambda_1(x, y), \lambda_2(x, y))
puntos de interés = \max\{cornerness(x, y)\}
```

Detector de Harris

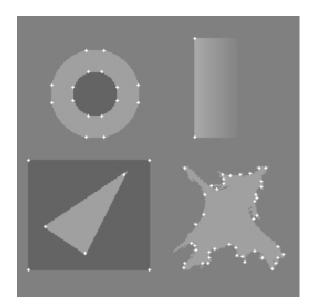
$$\det \mu = \mu_{11}\mu_{22} - \mu_{21}\mu_{12} = \lambda_1\lambda_2$$

$$Tr \ \mu = \mu_{11} + \mu_{22} = \lambda_1 + \lambda_2$$

$$cornerness(x, y) = det(\mu(x, y)) - \alpha Tr^2(\mu(x, y))$$
  
puntos de interés = max { $cornerness(x, y)$ }

 Se pide que el producto de los valores propios sea grande en comparación con su suma => los dos valores propios deben ser grandes a la vez

Ejemplo de puntos detectados usando Harris



 Los puntos de interés encontrados coinciden en general con esquinas. Hay problemas con cambios de escala en las imágenes.