

Detección de regiones de interés visuales basada en la teoría de la información

Presentada por *Pablo Suau*
Dirigida por *Dr. Francisco Escolano*

Programa *Ingeniería Informática y Computación*
Dpto. de Ciencia de la Computación e Inteligencia Artificial
Escuela Politécnica Superior
Universidad de Alicante



Contenido

- 1 Introducción y objetivos
- 2 Extracción de características visuales
- 3 El algoritmo Scale Saliency
- 4 Filtrado Bayesiano previo al Scale Saliency
- 5 Scale Saliency multidimensional
- 6 Conclusiones



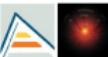
Contenido

- 1 Introducción y objetivos
- 2 Extracción de características visuales
- 3 El algoritmo Scale Saliency
- 4 Filtrado Bayesiano previo al Scale Saliency
- 5 Scale Saliency multidimensional
- 6 Conclusiones



Introducción y objetivos

Objetivo principal: mejora de la eficiencia de la extracción de características visuales basada en teoría de la información



Introducción y objetivos

Objetivo principal: mejora de la eficiencia de la extracción de características visuales basada en teoría de la información

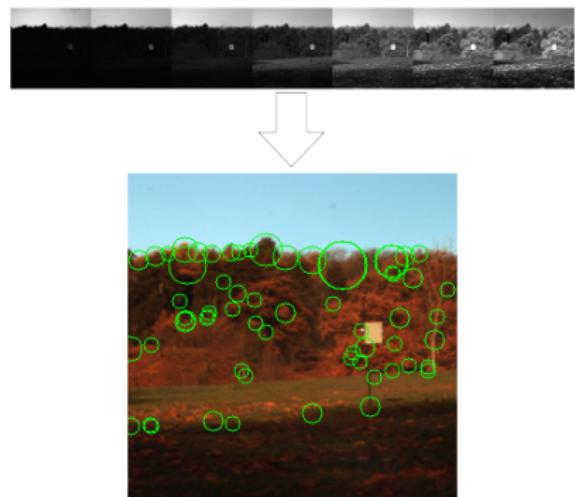
- Regla para descartar regiones no informativas que no serán procesadas



Introducción y objetivos

Objetivo principal: mejora de la eficiencia de la extracción de características visuales basada en teoría de la información

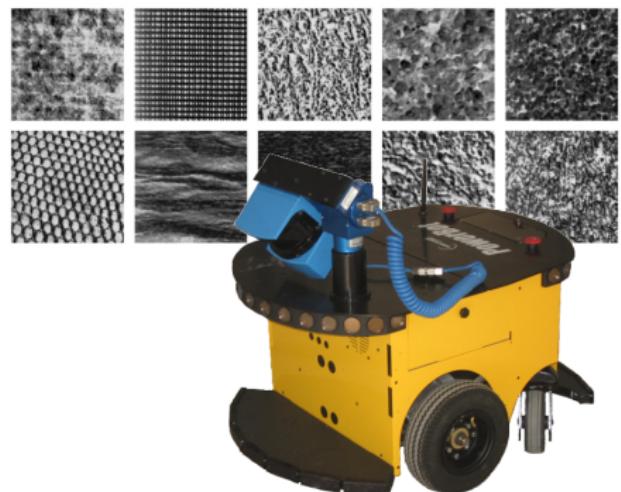
- Regla para descartar regiones no informativas que no serán procesadas
- Generalización para el procesamiento eficiente de datos multidimensionales



Introducción y objetivos

Objetivo principal: mejora de la eficiencia de la extracción de características visuales basada en teoría de la información

- Regla para descartar regiones no informativas que no serán procesadas
- Generalización para el procesamiento eficiente de datos multidimensionales
- Aplicaciones prácticas



Contenido

- 1 Introducción y objetivos
- 2 Extracción de características visuales
- 3 El algoritmo Scale Saliency
- 4 Filtrado Bayesiano previo al Scale Saliency
- 5 Scale Saliency multidimensional
- 6 Conclusiones



Extracción de características visuales

- Selección de los componentes clave de una imagen
- Representación dispersa de la imagen
- Información adicional
- Entrada para procesos de visión de alto nivel
 - Estéreo
 - Categorización/reconocimiento
 - Robótica



Evolución de las características visuales

■ Primeros métodos

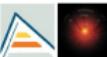
- Extracción de aristas [Marr and Hildreth, 1980] [Canny, 1986] [Deriche, 1987]
- Puntos de interés
 - Basados en geometría [Asada and Brady, 1986] [Deriche and Faugeras, 1990]
 - Basados en gradientes de intensidad [Moravec, 1977] [Rohr, 1990] [Harris and Stephens, 1988]



Evolución de las características visuales

■ Invarianza a escala

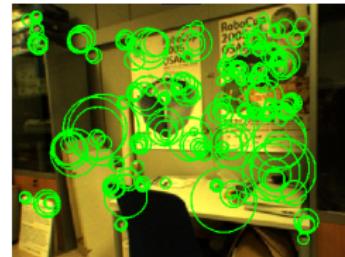
- El espacio de escalas [Witkin, 1983] [Yuille and Poggio, 1986],
[Koenderink and Richards, 1988]
- Regiones isotrópicas [Lindeberg, 1998]



Evolución de las características visuales

■ Invarianza a escala

- El espacio de escalas [Witkin, 1983] [Yuille and Poggio, 1986], [Koenderink and Richards, 1988]
- Regiones isotrópicas [Lindeberg, 1998]
 - Harris-Laplace [Mikolajczyk and Schmid, 2001]



Evolución de las características visuales

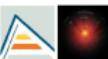
■ Invarianza a escala

- El espacio de escalas [Witkin, 1983] [Yuille and Poggio, 1986], [Koenderink and Richards, 1988]
- Regiones isotrópicas [Lindeberg, 1998]
 - Harris-Laplace [Mikolajczyk and Schmid, 2001]
 - Scale Saliency [Kadir and Brady, 2001]



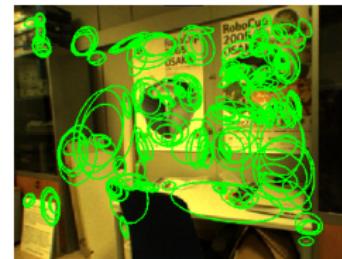
Evolución de las características visuales

■ Invarianza afín



Evolución de las características visuales

- Invarianza afín [Mikolajczyk and Schmid, 2002]



Evolución de las características visuales

- Invarianza afín [Mikolajczyk and Schmid, 2002] [Mikolajczyk and Schmid, 2004]



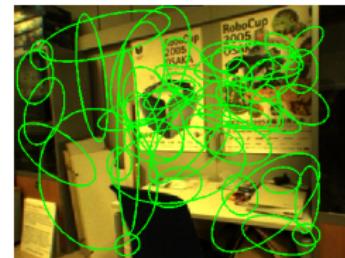
Evolución de las características visuales

- Invarianza afín [Mikolajczyk and Schmid, 2002] [Mikolajczyk and Schmid, 2004] [Matas et al., 2004]



Evolución de las características visuales

- Invarianza afín [Mikolajczyk and Schmid, 2002] [Mikolajczyk and Schmid, 2004] [Matas et al., 2004] [Tuytelaars and Gool, 2004]



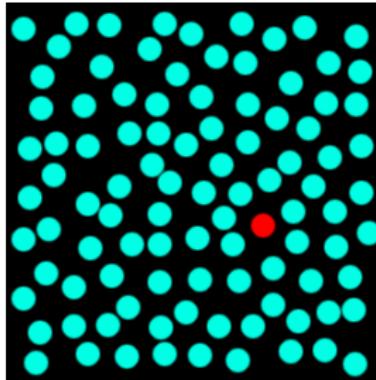
Contenido

- 1 Introducción y objetivos
- 2 Extracción de características visuales
- 3 El algoritmo Scale Saliency
- 4 Filtrado Bayesiano previo al Scale Saliency
- 5 Scale Saliency multidimensional
- 6 Conclusiones



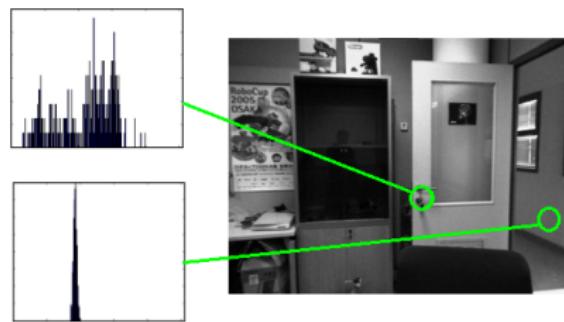
Scale Saliency

- Todo el trabajo de esta tesis basado en el algoritmo **Scale Saliency** [Kadir and Brady, 2001]
 - Detección de regiones de la imagen visualmente distinguibles (localmente)
 - Basado en la Teoría de la Información
 - Generalización invariante a escala del método propuesto por Gilles [Gilles, 1998]



El algoritmo de Gilles

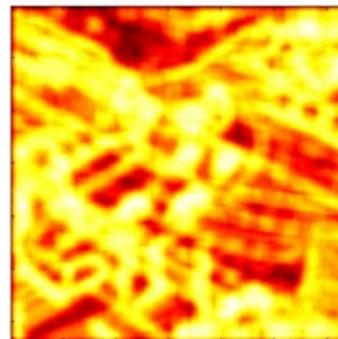
- Relacionó la Teoría de la Información con la extracción de características visuales
- Características visuales: regiones impredecibles de la imagen
- **Entropía de Shannon** como medida de impredecibilidad



$$H_{D,R_x} = - \sum_i P_{D,R_x}(d_i) \log_2 P_{D,R_x}(d_i)$$

El algoritmo de Gilles

■ Ejemplo



El algoritmo de Gilles

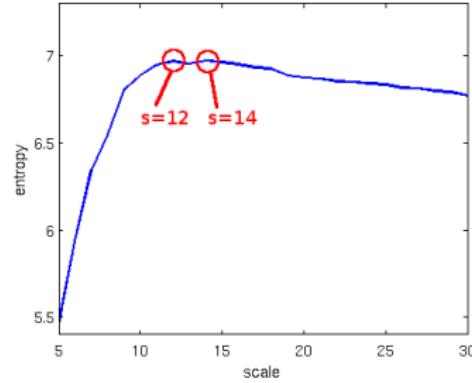
■ Limitaciones del algoritmo

- Escala fija
- Sensible a ruido
- Selecciona regiones no distinguibles (texturas)



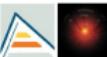
El algoritmo Scale Saliency

- Búsqueda tanto en el espacio de la imagen como en el espacio de escalas
 - Aumento isotrópico del tamaño de R_x (escala)



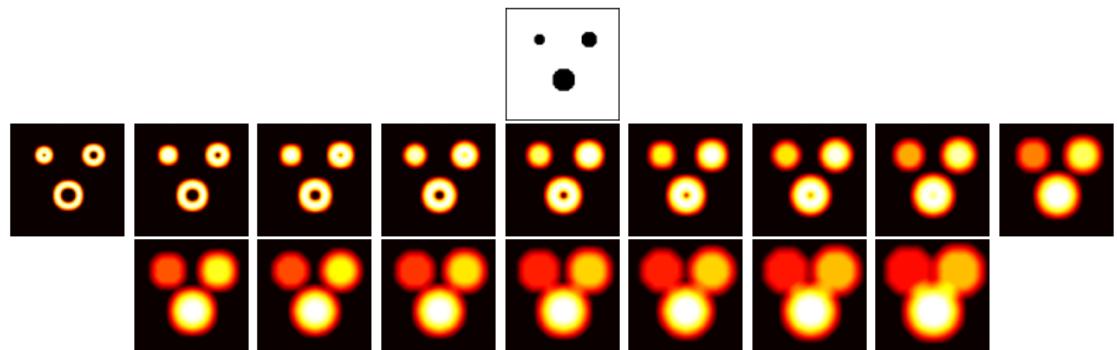
El algoritmo Scale Saliency

- Establecer un rango de escalas entre s_{min} y s_{max}



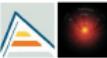
El algoritmo Scale Saliency

- Establecer un rango de escalas entre s_{min} y s_{max}
- $H_D(s, x) = - \sum_{d \in D} P_{d,s,x} \log_2 P_{p,s,x}$



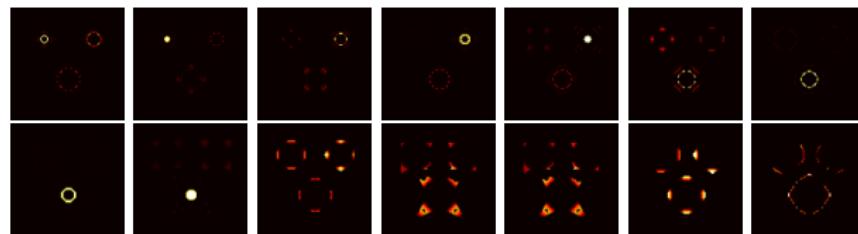
El algoritmo Scale Saliency

- Establecer un rango de escalas entre s_{min} y s_{max}
- $H_D(s, x) = - \sum_{d \in D} P_{d,s,x} \log_2 P_{p,s,x}$
- $S_P = \{s : H_D(s - 1, x) < H_D(s, x) > H_D(s + 1, x)\}$



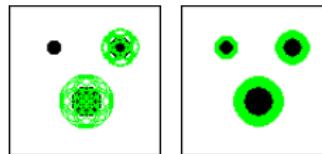
El algoritmo Scale Saliency

- Establecer un rango de escalas entre s_{min} y s_{max}
- $H_D(s, x) = - \sum_{d \in D} P_{d,s,x} \log_2 P_{p,s,x}$
- $S_P = \{s : H_D(s-1, x) < H_D(s, x) > H_D(s+1, x)\}$
- $W_D = \frac{s^2}{2s-1} \sum_{d \in D} |P_{d,s,x} - P_{d,s-1,x}|$



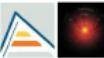
El algoritmo Scale Saliency

- Establecer un rango de escalas entre s_{min} y s_{max}
- $H_D(s, x) = - \sum_{d \in D} P_{d,s,x} \log_2 P_{p,s,x}$
- $S_P = \{s : H_D(s-1, x) < H_D(s, x) > H_D(s+1, x)\}$
- $W_D = \frac{s^2}{2s-1} \sum_{d \in D} |P_{d,s,x} - P_{d,s-1,x}|$
- $Y_D(s_p, x) = H_D(s_p, x) W_D(s_p, x)$



El algoritmo Scale Saliency

- Establecer un rango de escalas entre s_{min} y s_{max}
- $H_D(s, x) = - \sum_{d \in D} P_{d,s,x} \log_2 P_{p,s,x}$
- $S_P = \{s : H_D(s-1, x) < H_D(s, x) > H_D(s+1, x)\}$
- $W_D = \frac{s^2}{2s-1} \sum_{d \in D} |P_{d,s,x} - P_{d,s-1,x}|$
- $Y_D(s_p, x) = H_D(s_p, x) W_D(s_p, x)$
- Supresión de no máximos



Contenido

- 1 Introducción y objetivos
- 2 Extracción de características visuales
- 3 El algoritmo Scale Saliency
- 4 Filtrado Bayesiano previo al Scale Saliency
- 5 Scale Saliency multidimensional
- 6 Conclusiones



Introducción

- El tiempo de ejecución del algoritmo Scale Saliency es el más alto

Hipótesis

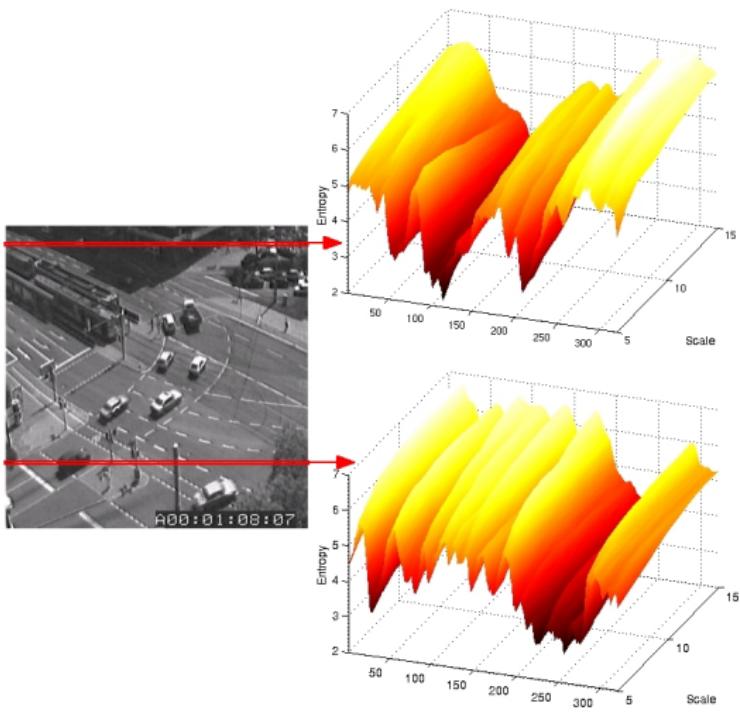
Las regiones de la imagen que no son de interés (homogéneas) en escalas altas, tampoco lo serán en escalas bajas

- Filtrado de regiones con poca probabilidad de contener características de interés (*previo* al Scale Saliency)



Análisis de la entropía en el espacio de escalas

■ Entropía en el espacio de escalas



Análisis de la entropía en el espacio de escalas

- p_x : probabilidad de que x sea parte de las características de interés
 - $H_D(s_{max}, x) \uparrow$ y $H_D(s_{min}, x) \uparrow \rightarrow p_x \uparrow\uparrow$
 - $H_D(s_{max}, x) \uparrow$ o $H_D(s_{min}, x) \uparrow \rightarrow p_x \uparrow$
 - $H_D(s_{max}, x) \downarrow$ y $H_D(s_{min}, x) \downarrow \rightarrow p_x \downarrow$



Análisis de la entropía en el espacio de escalas

- Análisis utilizando el conjunto de imágenes *Object Categories* del *Visual Geometry Group*



Análisis de la entropía en el espacio de escalas

- Análisis utilizando el conjunto de imágenes *Object Categories* del *Visual Geometry Group*

$$f_3 = \frac{h_{min}}{H_{min}}$$

$$f_5 = \frac{h_{max}}{H_{max}}$$

$$f_7 = \frac{h^*}{H_{min}}$$

$$f_9 = \frac{h^*}{H_{max}}$$



Análisis de la entropía en el espacio de escalas

- Análisis utilizando el conjunto de imágenes *Object Categories* del *Visual Geometry Group*

■ Correlación

$$f_3 = \frac{h_{min}}{H_{min}}$$

$$f_5 = \frac{h_{max}}{H_{max}}$$

$$f_7 = \frac{h^*}{H_{min}}$$

$$f_9 = \frac{h^*}{H_{max}}$$

	f_3	f_5	f_7	f_9
f_3	1	0.8153	0.8326	0.8278
f_5	0.8153	1	0.9917	0.9960
f_7	0.8326	0.9917	1	0.9942
f_9	0.8278	0.9969	0.9942	1



Análisis de la entropía en el espacio de escalas

- Análisis utilizando el conjunto de imágenes *Object Categories* del *Visual Geometry Group*

■ Correlación

$$f_3 = \frac{h_{min}}{H_{min}}$$

$$f_5 = \frac{h_{max}}{H_{max}}$$

$$f_7 = \frac{h^*}{H_{min}}$$

$$f_9 = \frac{h^*}{H_{max}}$$

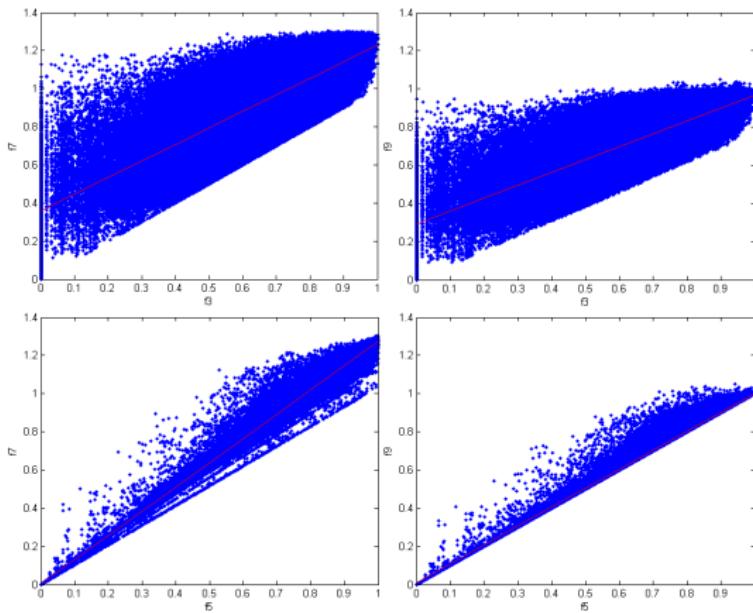
	f_3	f_5	f_7	f_9
f_3	1	0.8153	0.8326	0.8278
f_5	0.8153	1	0.9917	0.9960
f_7	0.8326	0.9917	1	0.9942
f_9	0.8278	0.9969	0.9942	1

- Correlación múltiple (f_3 y f_5 como variables independientes)

- $f_7 \rightarrow 0.9926$
- $f_9 \rightarrow 0.9964$

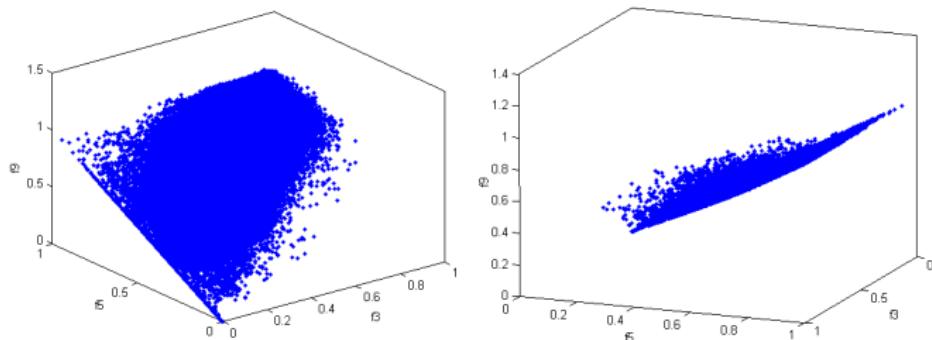
Análisis de la entropía en el espacio de escalas

■ Relación entre las variables analizadas



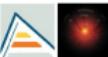
Análisis de la entropía en el espacio de escalas

■ Relación entre las variables analizadas



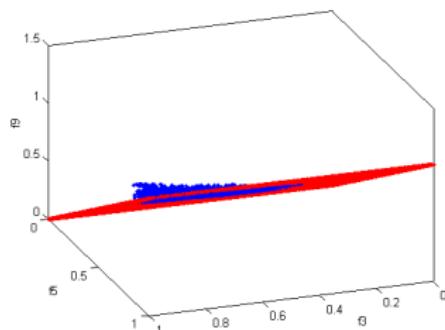
Análisis de la entropía en el espacio de escalas

- El límite inferior forma el plano $f_9 = s_x f_3 + s_y f_5 + d$



Análisis de la entropía en el espacio de escalas

- El límite inferior forma el plano $f_9 = s_x f_3 + s_y f_5 + d$



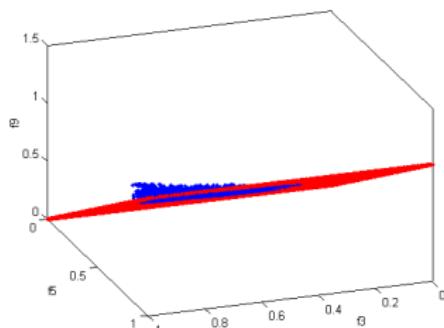
$$s_x = 0$$

$$s_y = 1.01$$

$$d = 0.015$$

Análisis de la entropía en el espacio de escalas

- El límite inferior forma el plano $f_9 = s_x f_3 + s_y f_5 + d$



$$s_x = 0$$

$$s_y = 1.01$$

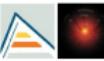
$$d = 0.015$$

- h^* depende de h_{min} y h_{max}
- El límite inferior de h^* depende de h_{max}
- **Conclusión:** p_x depende en gran medida de $H_D(s_{max}, x)$

Una primera solución de filtrado

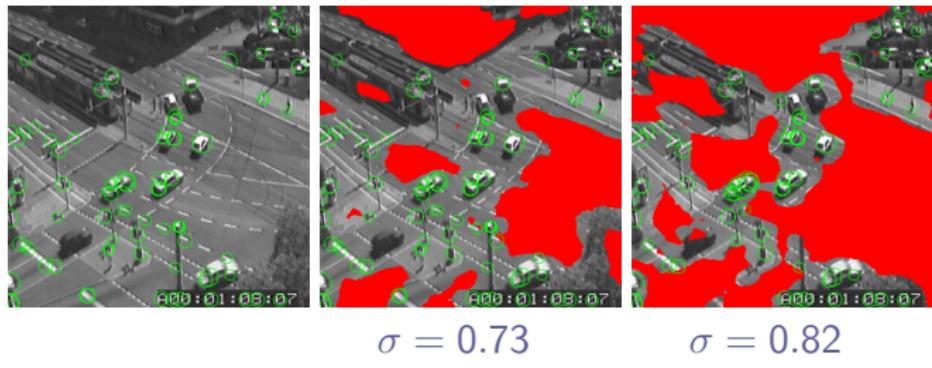
Primer algoritmo de filtrado

- 1 Calcular la entropía local H_D de cada píxel x en la escala s_{max}
- 2 Establecer un umbral de entropía normalizada $\sigma \in [0, 1]$
- 3 $X = \left\{ x : \frac{H_D(x, s_{max})}{\max_x\{H_D(x, s_{max})\}} > \sigma \right\}$
- 4 Aplicar el algoritmo Scale Saliency sólo a los píxeles $x \in X$



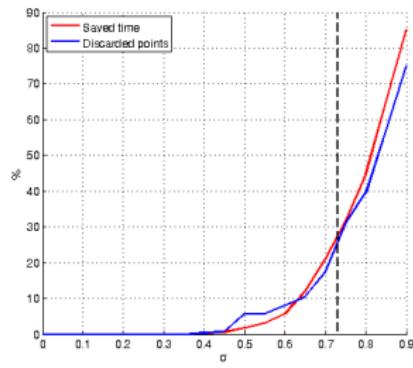
Una primera solución de filtrado

- El parámetro σ es crítico

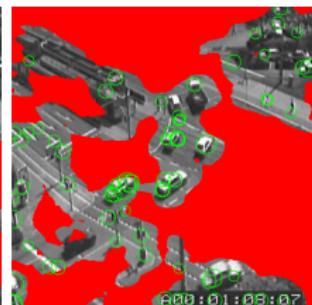


Una primera solución de filtrado

- El parámetro σ es crítico



$\sigma = 0.73$



$\sigma = 0.82$

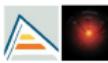
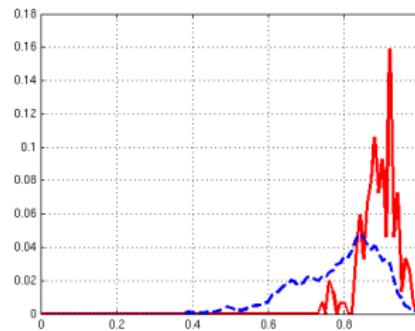
Una primera solución de filtrado

- El parámetro σ es crítico
- El máximo σ sin error obtenido mediante análisis estadístico [Konishi et al., 2003]



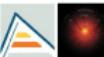
Una primera solución de filtrado

- El parámetro σ es crítico
- El máximo σ sin error obtenido mediante análisis estadístico [Konishi et al., 2003]
- Definición de las distribuciones $P(\theta|on)$ y $P(\theta|off)$



Una primera solución de filtrado

- El parámetro σ es crítico
- El máximo σ sin error obtenido mediante análisis estadístico [Konishi et al., 2003]
- Definición de las distribuciones $P(\theta|on)$ y $P(\theta|off)$
- Problemas
 - El máximo σ sin error solamente puede ser obtenido **a posteriori**
 - Este valor es válido para **una única** imagen



Filtrado Bayesiano e información de Chernoff

Hipótesis

Las imágenes pertenecientes a una misma categoría comparten ciertas propiedades → La entropía normalizada de sus características de interés se encontrará en el mismo rango

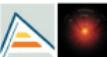
- Aprendizaje de un umbral σ general para una categoría de imágenes
 - Estimación de las distribuciones $P(\theta|on)$ y $P(\theta|off)$ a partir de un conjunto de entrenamiento



Filtrado Bayesiano e información de Chernoff

- La técnica anterior tan solo debería ser aplicada a un conjunto *homogéneo* de imágenes
- Información de Chernoff como medida de *homogeneidad*

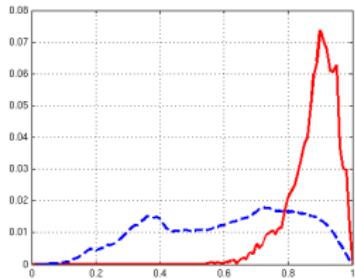
$$C(P, Q) = - \min_{0 \leq \lambda \leq 1} \log \left(\sum_{j=1}^J P^\lambda(y_j) Q^{1-\lambda}(y_j) \right)$$



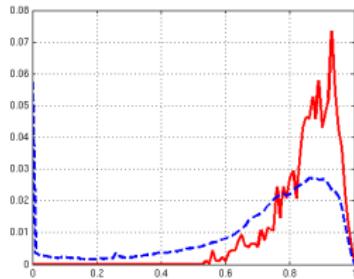
Filtrado Bayesiano e información de Chernoff

- La técnica anterior tan solo debería ser aplicada a un conjunto *homogéneo* de imágenes
- Información de Chernoff como medida de *homogeneidad*

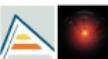
$$C(P, Q) = - \min_{0 \leq \lambda \leq 1} \log \left(\sum_{j=1}^J P^\lambda(y_j) Q^{1-\lambda}(y_j) \right)$$



airplanes_side → $C(P_{on}, P_{off}) = 0.40$



camel → $C(P_{on}, P_{off}) = 0.14$



Filtrado Bayesiano e información de Chernoff

- *log-likelihood test* como **medida de interés** de un píxel [Konishi et al., 2003]

$$\log \frac{P(\theta|on)}{P(\theta|off)} > T$$

- El umbral T debe satisfacer la siguiente restricción [Cazorla and Escolano, 2003]

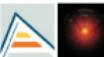
$$-D(P(\theta|off)||P(\theta|on)) < T < D(P(\theta|on)||P(\theta|off))$$

- siendo $D(p||q)$ la **divergencia de Kullback-Leibler** entre dos distribuciones p y q

$$D(p||q) = \sum_{j=1}^J p(y_j) \log \left(\frac{p(y_j)}{q(y_j)} \right)$$

Filtrado Bayesiano e información de Chernoff

- Diferentes resultados según el valor de T
 - $T \downarrow$ filtro conservador: buen equilibrio entre número de píxeles filtrados y error
 - $T \uparrow$ mayor número de píxeles filtrados, menor tiempo de ejecución, mayor error
 - La probabilidad de error decrece exponencialmente con $C(P(\theta|on), P(\theta|off))$
- Relación entre la información de Chernoff y el rango de valores de T (dado por la divergencia de Kullback-Leibler)



Filtrado Bayesiano e información de Chernoff

Entrenamiento - selección de un umbral para una categoría

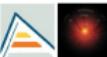
- 1 Estimar $P(\theta|on)$ y $P(\theta|off)$ a partir de un conjunto de entrenamiento
- 2 Si el valor de $C(P(\theta|on), P(\theta|off))$ es bajo
 - La categoría no es suficientemente homogénea → dividir en dos o más subcategorías y repetir
- 3 Seleccionar un umbral en el rango
$$-D(P(\theta|off)||P(\theta|on)) < T < D(P(\theta|on)||P(\theta|off))$$
 - El error aumentará con T según el valor de $C(P(\theta|on), P(\theta|off))$



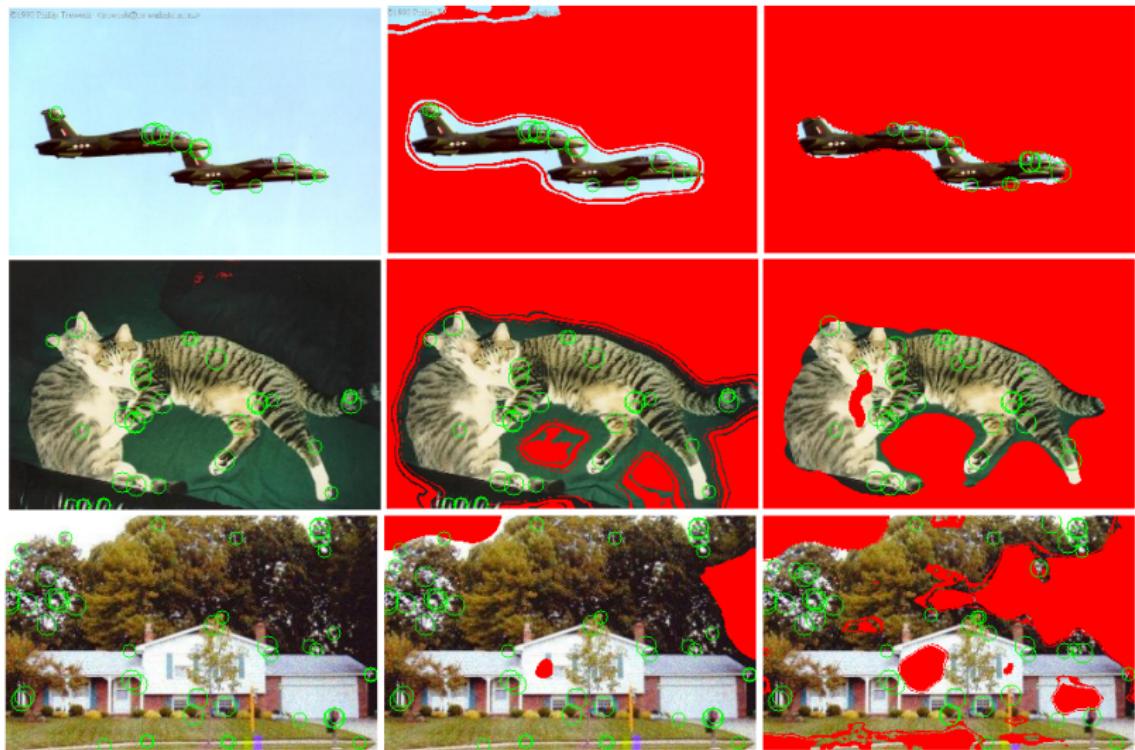
Filtrado Bayesiano e información de Chernoff

Filtrado de una imagen

- 1 Calcular la entropía normalizada $\theta_x = \frac{H_D(x, s_{max})}{\max_x \{ H_D(x, s_{max}) \}}$ para cada píxel x en la escala s_{max}
- 2 Seleccionar los puntos a procesar $X = \left\{ x \mid \log \frac{P(\theta_x | on)}{P(\theta_x | off)} > T \right\}$ según el umbral T para la categoría a la que pertenece la imagen de entrada
- 3 Aplicar el algoritmo Scale Saliency a los píxeles $x \in X$



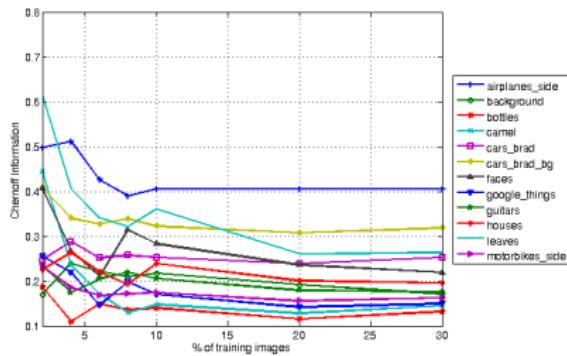
Resultados experimentales



Resultados experimentales

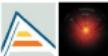
■ Límites del entrenamiento

- Información de Chernoff como medida de calidad de un clasificador [Konishi et al., 2003]



Resultados experimentales

- Efecto en el filtrado de los parámetros del algoritmo Scale Saliency



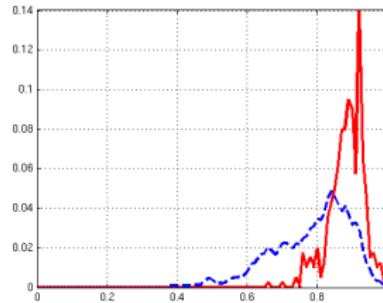
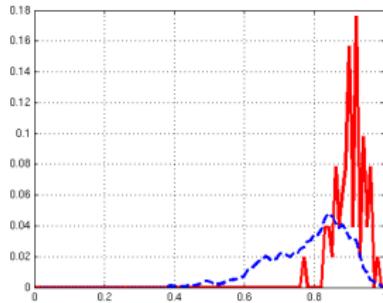
Resultados experimentales

- Efecto en el filtrado de los parámetros del algoritmo Scale Saliency
 - Número de regiones de interés



Resultados experimentales

- Efecto en el filtrado de los parámetros del algoritmo Scale Saliency
 - Número de regiones de interés
 - Influye en $P(\theta|on)$ y $P(\theta|off)$ para una imagen



Resultados experimentales

- Efecto en el filtrado de los parámetros del algoritmo Scale Saliency
 - Número de regiones de interés
 - Influye en $P(\theta|on)$ y $P(\theta|off)$ para una imagen
 - No grandes cambios en $P(\theta|on)$ y $P(\theta|off)$ de una categoría



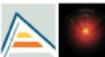
Resultados experimentales

- Efecto en el filtrado de los parámetros del algoritmo Scale Saliency
- Número de regiones de interés
 - Influye en $P(\theta|on)$ y $P(\theta|off)$ para una imagen
 - No grandes cambios en $P(\theta|on)$ y $P(\theta|off)$ de una categoría
- Rango de escalas
 - Parámetro clave



Resultados experimentales

- Efecto en el filtrado de los parámetros del algoritmo Scale Saliency
- Número de regiones de interés
 - Influye en $P(\theta|on)$ y $P(\theta|off)$ para una imagen
 - No grandes cambios en $P(\theta|on)$ y $P(\theta|off)$ de una categoría
- Rango de escalas
 - Parámetro clave
 - Los resultados de filtrado mejoran si se adapta al conjunto de datos



Aplicación: localización robótica



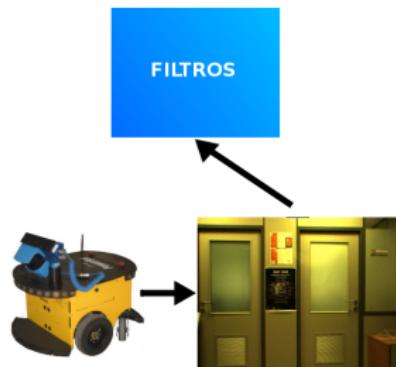
Aplicación: localización robótica



Aplicación: localización robótica



Aplicación: localización robótica



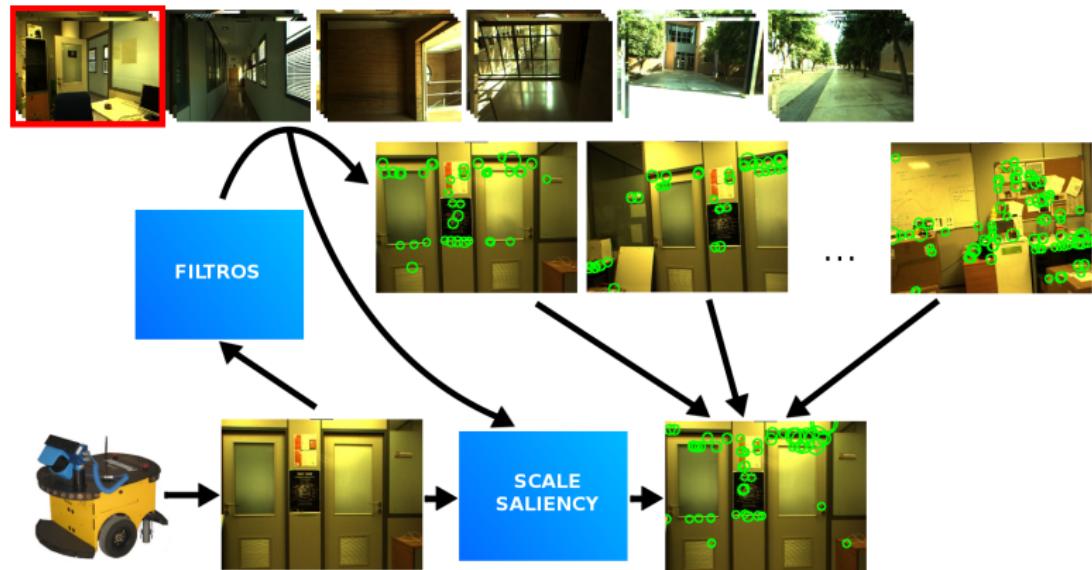
Aplicación: localización robótica



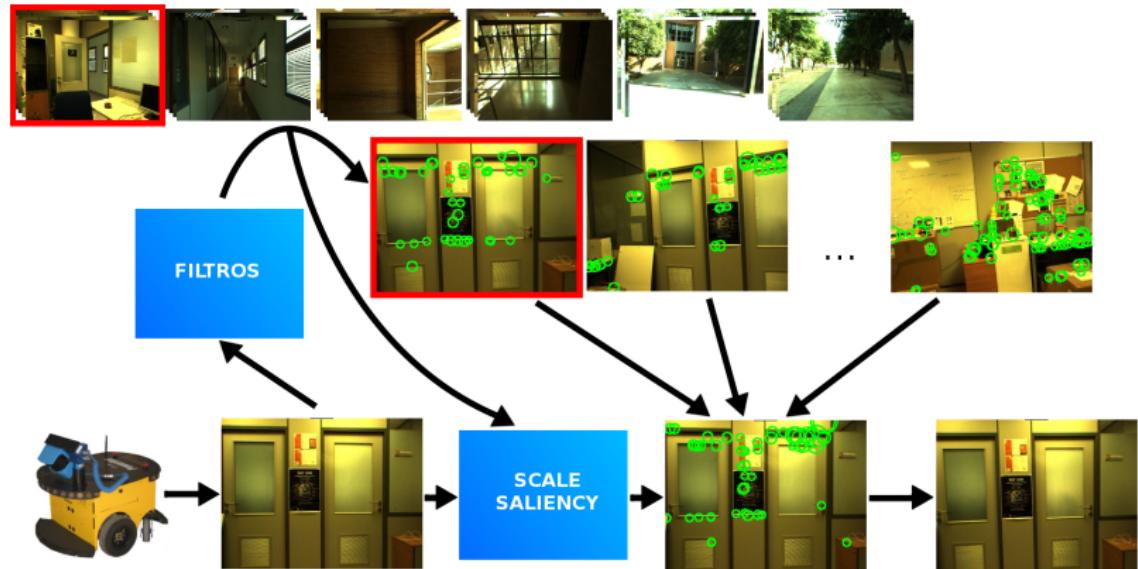
Aplicación: localización robótica



Aplicación: localización robótica

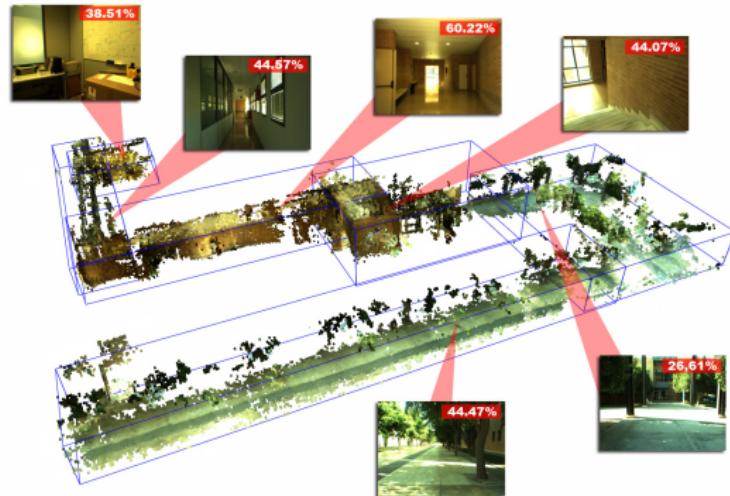


Aplicación: localización robótica



Aplicación: localización robótica

■ Resultados



Contenido

- 1 Introducción y objetivos
- 2 Extracción de características visuales
- 3 El algoritmo Scale Saliency
- 4 Filtrado Bayesiano previo al Scale Saliency
- 5 Scale Saliency multidimensional
- 6 Conclusiones



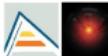
Introducción

- Scale Saliency fácilmente aplicable a dominios multidimensionales
- Basado en histogramas: **maldición de la dimensionalidad**
 - Complejidad exponencial
 - Histogramas dispersos

Hipótesis

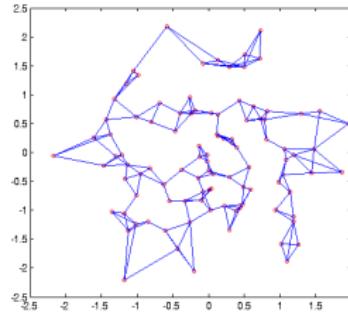
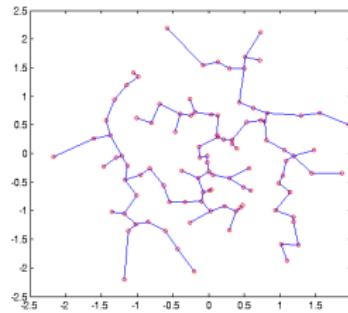
Estimadores alternativos permitirán superar las limitaciones de los histogramas

- Estudio de diferentes estimadores
 - Basados en grafos
 - K-d partition



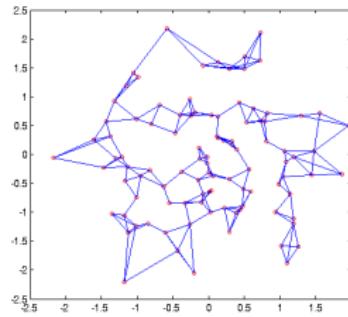
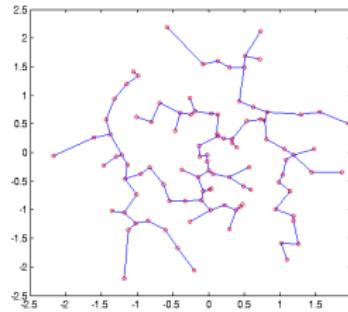
Estimación a partir de grafos entrópicos

- Grafos entrópicos
 - Minimal Spanning Trees
 - K-Nearest Neighbour Graphs



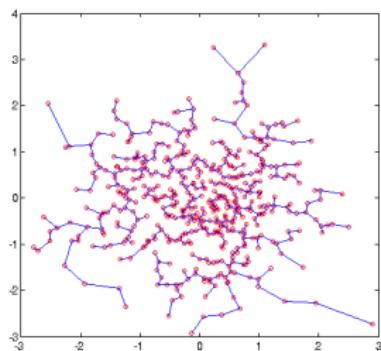
Estimación a partir de grafos entrópicos

- Grafos entrópicos
 - Minimal Spanning Trees
 - K-Nearest Neighbour Graphs
- Nuestra propuesta
 - $x \in X \rightarrow$ vector d -dimensional
 - $R_x \rightarrow$ grafo $G = (V, E)$ no dirigido y totalmente conexo

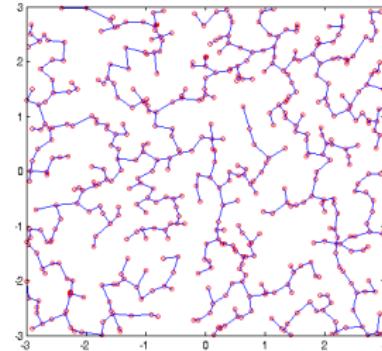


Estimación a partir de grafos entrópicos

- Estimación de entropía
 - Entropía de Shannon a partir de entropía de Rényi [Hero and Michel, 1999][Peñalver et al., 2009]



$$H = 1.1838$$

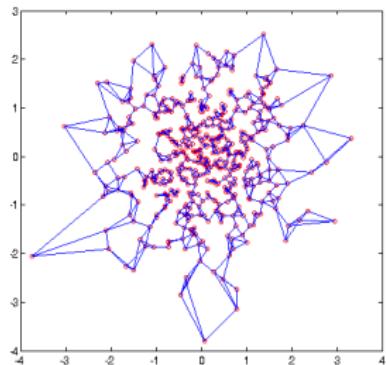


$$H = 1.9762$$

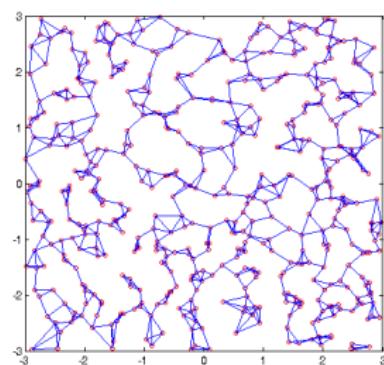
Estimación a partir de grafos entrópicos

■ Estimación de entropía

- Entropía de Shannon a partir de entropía de Rényi [Hero and Michel, 1999][Peñalver et al., 2009]
- Método de Kozachenko y Leonenko [Leonenko et al., 2008]



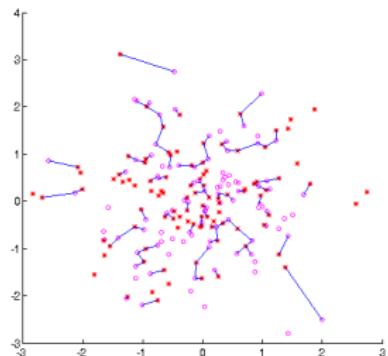
$$H = 2.7553$$



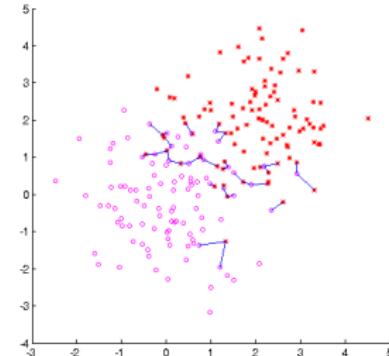
$$H = 3.6351$$

Estimación a partir de grafos entrópicos

- Estimación de entropía
 - Entropía de Shannon a partir de entropía de Rényi [Hero and Michel, 1999][Peñalver et al., 2009]
 - Método de Kozachenko y Leonenko [Leonenko et al., 2008]
- Estimación de divergencia
 - Test de Friedman-Rafsky (divergencia de Henze-Penrose) [Friedman and Rafsky, 1979]



$$D_{HP}(O||X) = 0.5427$$



$$D_{HP}(O||X) = 0.8191$$

Estimación basada en el algoritmo k-d partition

- El algoritmo k-d partition [Stowell and Plumley, 2009]

- Particionado recursivo
- Criterio de parada: uniformidad

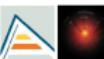
$$Z_j = \sqrt{n_j} \frac{2\text{med}_d(A_j) - \min_d(A_j) - \max_d(A_j)}{\max_d(A_j) - \min_d(A_j)}, |Z_j| > 1.96$$

- El criterio de parada se empieza a aplicar a partir del nivel L_n

$$L_n = \lceil \frac{1}{2} \log_2(n) \rceil$$

- Estimación de entropía a partir de la partición $A = \{A_j | j = 1, \dots, m\}$

$$\hat{H} = \sum_{j=1}^m \frac{n_j}{n} \log \left(\frac{n}{n_j} \mu(A_j) \right)$$



Estimación basada en el algoritmo k-d partition

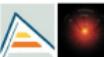
■ Nueva divergencia basada en k-d partition

- Basada en la distancia de variación total (alfabeto finito)
- Aplicar k-d partition al conjunto total de muestras $X \cup O$
- $A = \{A_j | j = 1, \dots, m\}$ es un alfabeto finito compartido por X e O
- Probabilidad de una celda

$$p_x(A_j) = \frac{n_{x,j}}{n_x} = p_j, \quad p_o(A_j) = \frac{n_{o,j}}{n_o} = q_j$$

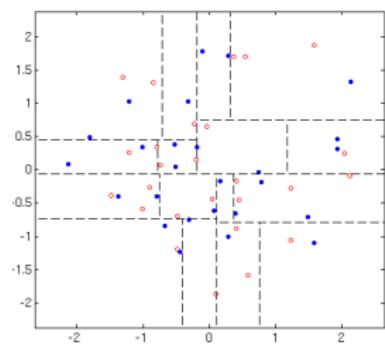
- Divergencia

$$D(O||X) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^P |p_j - q_j|$$

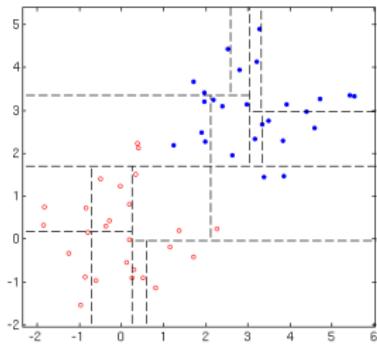


Estimación basada en el algoritmo k-d partition

- Divergencia basada en k-d partition (ejemplo)



$$D(O||X) = 0.24$$



$$D(O||X) = 0.92$$

Scale Saliency multidimensional: el algoritmo

Scale Saliency multidimensional

Entrada: un array I de m dimensiones (m características por píxel)

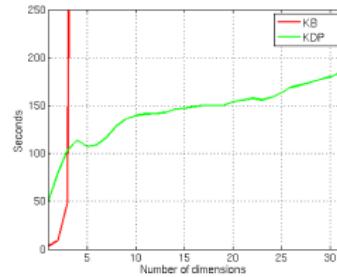
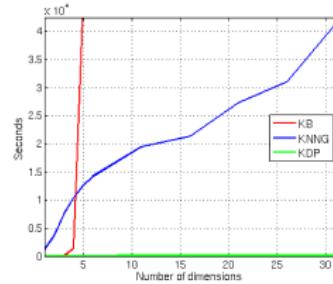
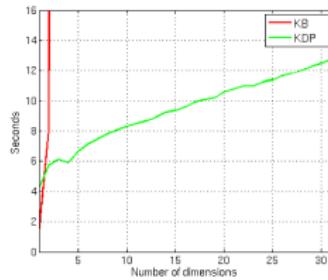
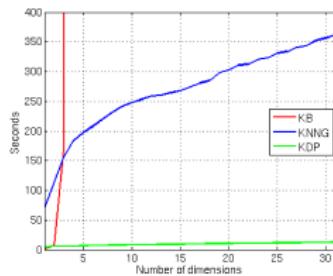
Salida: un array HW de entropía ponderada

- Para cada píxel x de la imagen
- Para cada escala s_i entre s_{min} y s_{max}
 - Crear un conjunto de muestras m dimensionales $X_i = \{x_i\}$ a partir de la vecindad de x en la escala s_i
 - Aplicar el algoritmo k-d partition a X para estimar la entropía $H(s_i)$
 - Si $s_i > s_{min} + 1$ y $H(s_{i-2}) < H(s_{i-1}) > H(s_i)$
 - Divergencia basada en k-d partition $W = D(X_{i-1}||X_{i-2})$
 - $HW(s_{i-1}, x) = H(s_{i-1}) \cdot W$
 - Sino
 - $HW(s_{i-1}, x) = 0$



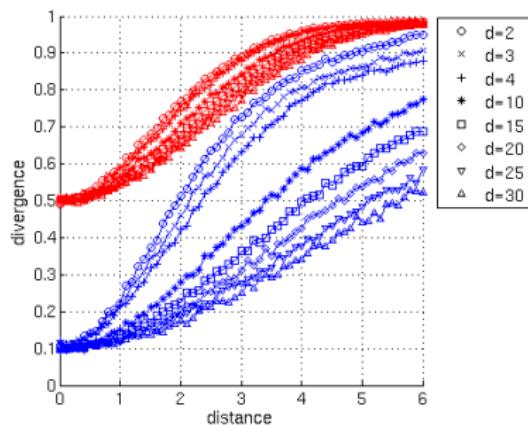
Resultados experimentales

■ Tiempo de ejecución



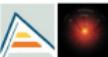
Resultados experimentales

■ Estimación divergencia



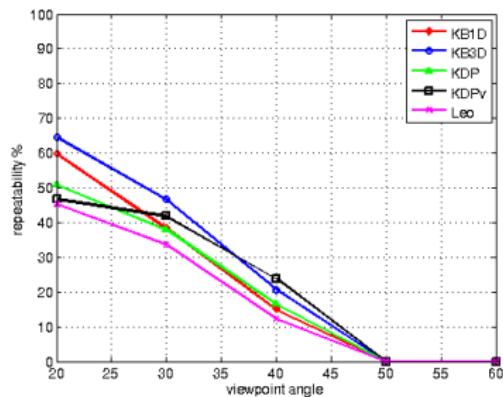
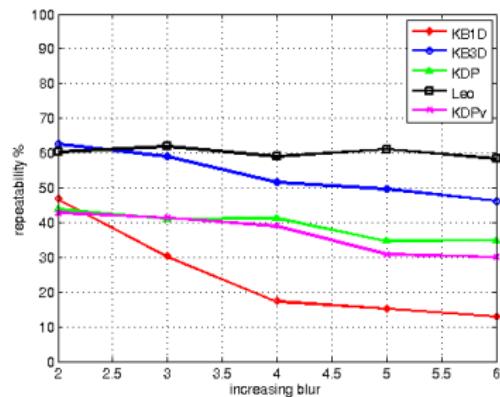
Resultados experimentales

- Repetibilidad [Mikolajczyk et al., 2005]



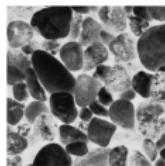
Resultados experimentales

■ Repetibilidad [Mikolajczyk et al., 2005]



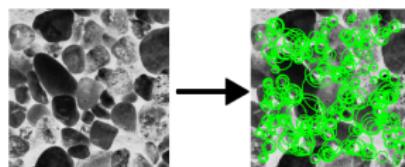
Aplicación: categorización de texturas

- Representación dispersa de texturas [Lazebnik et al., 2005]



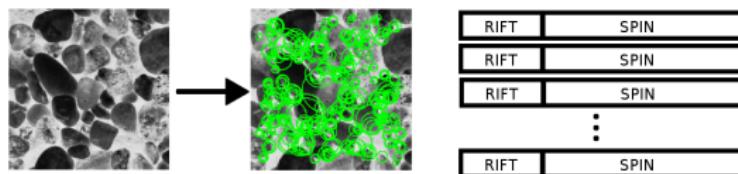
Aplicación: categorización de texturas

- Representación dispersa de texturas [Lazebnik et al., 2005]



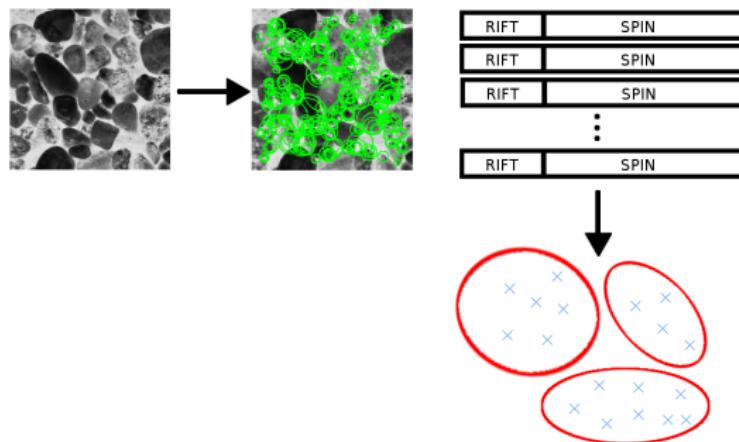
Aplicación: categorización de texturas

- Representación dispersa de texturas [Lazebnik et al., 2005]



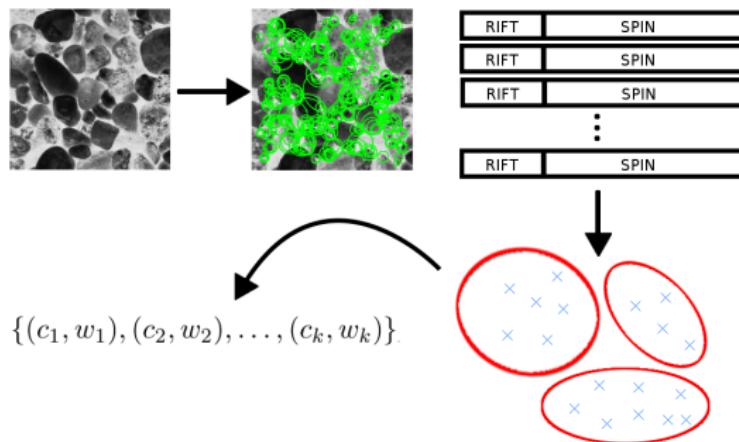
Aplicación: categorización de texturas

- Representación dispersa de texturas [Lazebnik et al., 2005]



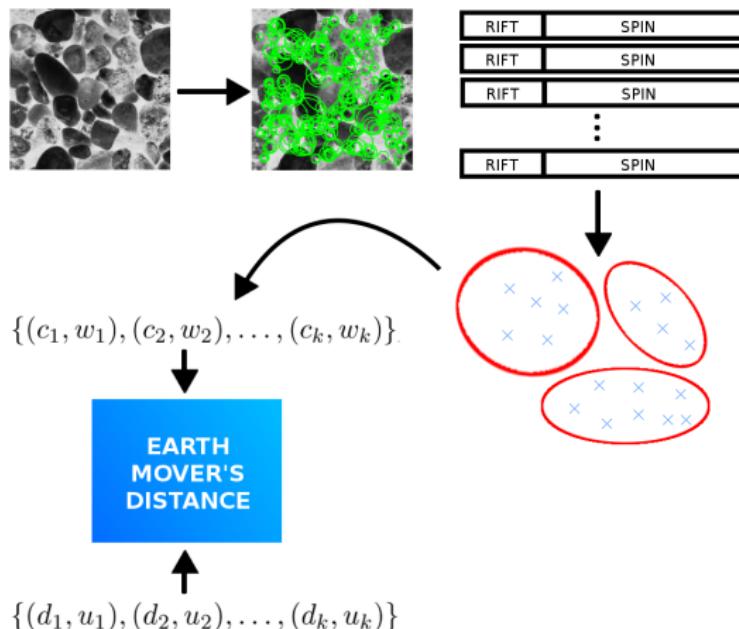
Aplicación: categorización de texturas

- Representación dispersa de texturas [Lazebnik et al., 2005]



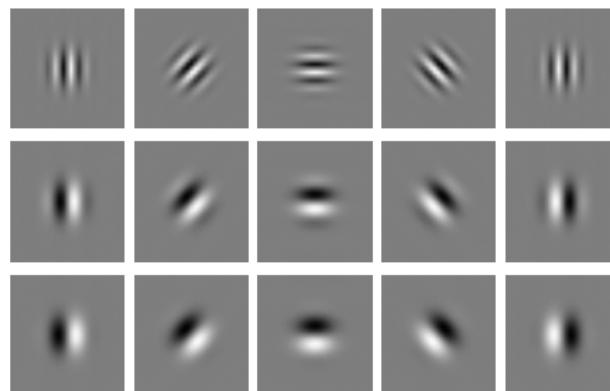
Aplicación: categorización de texturas

- Representación dispersa de texturas [Lazebnik et al., 2005]

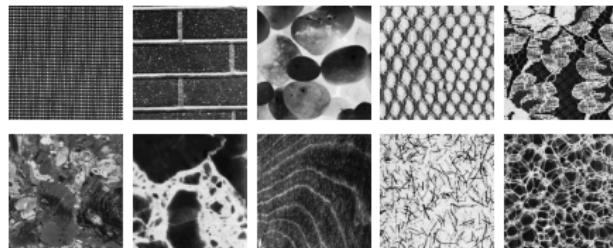


Aplicación: categorización de texturas

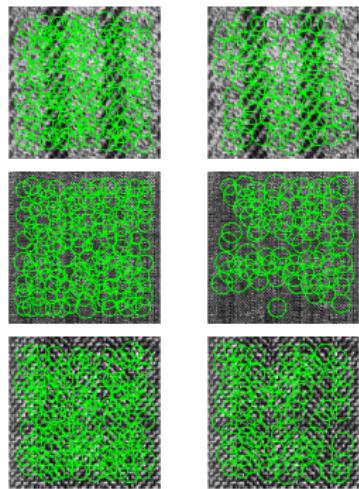
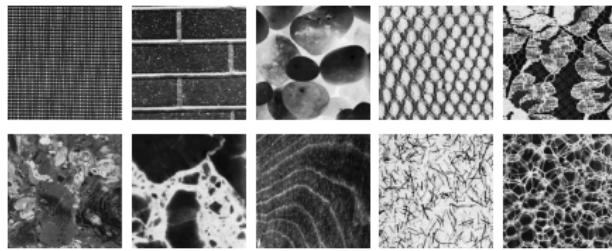
- Representación de texturas a partir de información multidimensional
 - Cada píxel de la imagen procesado con un banco de 15 filtros de Gabor
 - Extracción de características a partir de datos 15D mediante Scale Saliency multidimensional



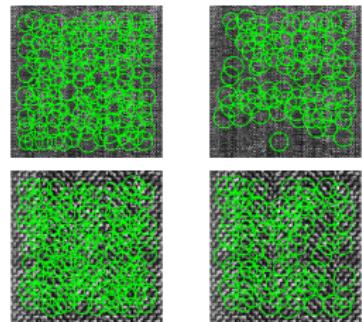
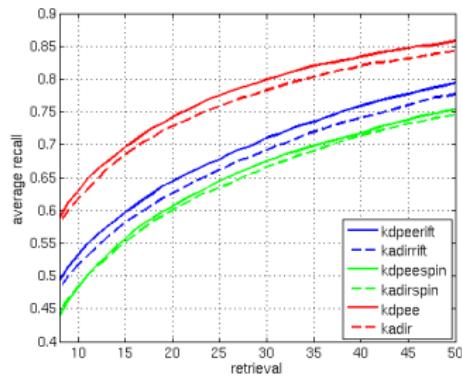
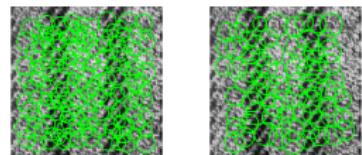
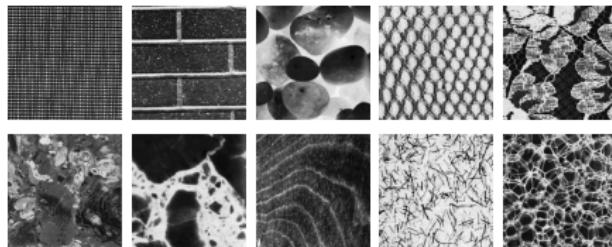
Aplicación: categorización de texturas



Aplicación: categorización de texturas



Aplicación: categorización de texturas



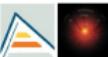
Contenido

- 1 Introducción y objetivos
- 2 Extracción de características visuales
- 3 El algoritmo Scale Saliency
- 4 Filtrado Bayesiano previo al Scale Saliency
- 5 Scale Saliency multidimensional
- 6 Conclusiones



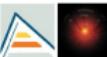
Conclusiones

- Resumen de las aportaciones
 - Filtrado Bayesiano previo al Scale Saliency



Conclusiones

- Resumen de las aportaciones
 - **Filtrado Bayesiano previo al Scale Saliency**
 - Análisis de la evolución de la entropía en el espacio de escalas



Conclusiones

- Resumen de las aportaciones
 - **Filtrado Bayesiano previo al Scale Saliency**
 - Análisis de la evolución de la entropía en el espacio de escalas
 - Primera solución básica de filtrado

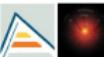


Conclusiones

- Resumen de las aportaciones

- **Filtrado Bayesiano previo al Scale Saliency**

- Análisis de la evolución de la entropía en el espacio de escalas
 - Primera solución básica de filtrado
 - Uso de la teoría de la información para aprender un umbral válido para un conjunto de imágenes

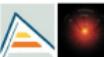


Conclusiones

■ Resumen de las aportaciones

■ Filtrado Bayesiano previo al Scale Saliency

- Análisis de la evolución de la entropía en el espacio de escalas
- Primera solución básica de filtrado
- Uso de la teoría de la información para aprender un umbral válido para un conjunto de imágenes
- Uso de la teoría de la información para evaluar la aplicabilidad de nuestra solución



Conclusiones

■ Resumen de las aportaciones

■ Filtrado Bayesiano previo al Scale Saliency

- Análisis de la evolución de la entropía en el espacio de escalas
- Primera solución básica de filtrado
- Uso de la teoría de la información para aprender un umbral válido para un conjunto de imágenes
- Uso de la teoría de la información para evaluar la aplicabilidad de nuestra solución
- Descenso notable del tiempo de ejecución



Conclusiones

■ Resumen de las aportaciones

■ **Filtrado Bayesiano previo al Scale Saliency**

- Análisis de la evolución de la entropía en el espacio de escalas
- Primera solución básica de filtrado
- Uso de la teoría de la información para aprender un umbral válido para un conjunto de imágenes
- Uso de la teoría de la información para evaluar la aplicabilidad de nuestra solución
- Descenso notable del tiempo de ejecución
- Aplicación práctica: localización robótica



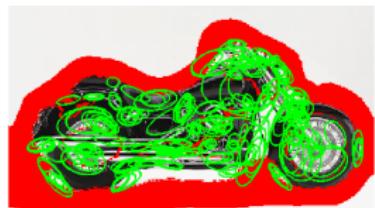
Conclusiones

- Líneas futuras (filtrado Bayesiano)
 - Selección no supervisada de categorías mediante información de Chernoff



Conclusiones

- Líneas futuras (filtrado Bayesiano)
 - Selección no supervisada de categorías mediante información de Chernoff
 - Aplicación del filtrado Bayesiano a
 - Scale Saliency con invarianza afín
 - Otros extractores de características: Harris, Hessian, etc.



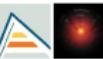
Conclusiones

- Líneas futuras (filtrado Bayesiano)
 - Selección no supervisada de categorías mediante información de Chernoff
 - Aplicación del filtrado Bayesiano a
 - Scale Saliency con invarianza afín
 - Otros extractores de características: Harris, Hessian, etc.
 - Cascada de filtros a partir de filtros adicionales



Conclusiones

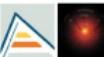
- Resumen de las aportaciones
 - Filtrado Bayesiano previo al Scale Saliency
 - **Scale Saliency multidimensional**



Conclusiones

■ Resumen de las aportaciones

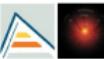
- Filtrado Bayesiano previo al Scale Saliency
- **Scale Saliency multidimensional**
 - Estudio de la aplicación de diferentes métodos de estimación basados en grafos y en el algoritmo k-d partition



Conclusiones

■ Resumen de las aportaciones

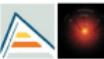
- Filtrado Bayesiano previo al Scale Saliency
- **Scale Saliency multidimensional**
 - Estudio de la aplicación de diferentes métodos de estimación basados en grafos y en el algoritmo k-d partition
 - Diseño de una nueva divergencia basada en el algoritmo k-d partition



Conclusiones

■ Resumen de las aportaciones

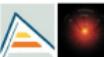
- Filtrado Bayesiano previo al Scale Saliency
- **Scale Saliency multidimensional**
 - Estudio de la aplicación de diferentes métodos de estimación basados en grafos y en el algoritmo k-d partition
 - Diseño de una nueva divergencia basada en el algoritmo k-d partition
 - Reducción del orden de complejidad



Conclusiones

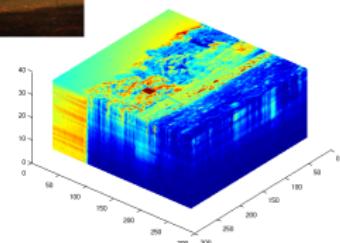
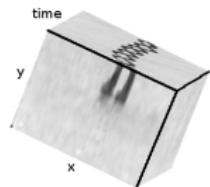
■ Resumen de las aportaciones

- Filtrado Bayesiano previo al Scale Saliency
- **Scale Saliency multidimensional**
 - Estudio de la aplicación de diferentes métodos de estimación basados en grafos y en el algoritmo k-d partition
 - Diseño de una nueva divergencia basada en el algoritmo k-d partition
 - Reducción del orden de complejidad
 - Aplicación práctica: categorización de texturas



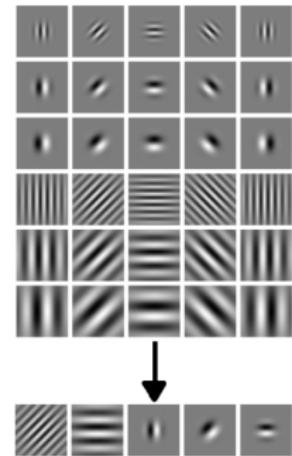
Conclusiones

- Líneas futuras (Scale Saliency multidimensional)
 - Nuevas aplicaciones (video, imágenes hiperespectrales, etc.)



Conclusiones

- Líneas futuras (Scale Saliency multidimensional)
 - Nuevas aplicaciones (video, imágenes hiperespectrales, etc.)
 - Mejora de la categorización de texturas mediante selección de características



Producción científica

■ Publicaciones más relevantes

- Pablo Suau, Francisco Escolano, **Exploiting Information Theory for Filtering the Kadir Scale-Saliency Detector**, **IBPRIA2007**
- Pablo Suau, Francisco Escolano, **Bayesian Optimization of the Scale Saliency Filter**, **Image and Vision Computing**, 26(9), pp. 1207–1218, 2008
- Miguel Ángel Lozano, Francisco Escolano, Boyán Bonev, Pablo Suau, Wendy Aguilar, Juan Manuel Sáez, Miguel Ángel Cazorla, **Region and Constellations Based Categorization of Images With Unsupervised Graph Learning**, **Image and Vision Computing**, 27(7), pp. 960–978, 2009
- Pablo Suau, Francisco Escolano, **Entropy Estimation and Multi-Dimensional Scale Saliency**, **ICPR2010**
- Francisco Escolano, Pablo Suau, Boyán Bonev, **Libro: Information Theory in Computer Vision and Pattern Recognition**, Springer, 2009



Detección de regiones de interés visuales basada en la teoría de la información

Presentada por *Pablo Suau*
Dirigida por *Dr. Francisco Escolano*

Programa *Ingeniería Informática y Computación*
Dpto. de Ciencia de la Computación e Inteligencia Artificial
Escuela Politécnica Superior
Universidad de Alicante

