



**I  
N  
A  
O  
E**

# **Ordenamiento de imágenes recuperadas utilizando un enfoque de fusión de información multimodal**

por

**Ricardo Omar Chávez García**

Tesis sometida como requisito parcial para obtener el grado de  
**Maestro en Ciencias en el Área de Ciencias Computacionales** en el  
Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica

Supervisada por:

**Dr. Manuel Montes y Gómez, INAOE**

© INAOE 2010

El autor otorga al INAOE el permiso de reproducir y distribuir copias  
en su totalidad o en partes de esta tesis





# Ordenamiento de imágenes recuperadas utilizando un enfoque de fusión de información multimodal

Tesis de Maestría

POR:

**Ricardo Omar Chávez García**

ASESOR:

**Dr. Manuel Montes y Gómez**

Instituto Nacional de Astrofísica Óptica y Electrónica  
Coordinación de Ciencias Computacionales



# Resumen

---

La tarea de recuperación de imágenes ha sido, a lo largo de los últimos años, una área de investigación muy activa. Se han propuesto varios métodos de recuperación basándose en la descripción visual, textual o multimodal de las imágenes; y aunque han obtenido resultados aceptables, siguen lidiando con el ordenamiento inapropiado en la lista de imágenes recuperadas. Este problema de falta de orden se debe, principalmente, a que es una tarea subjetiva el modelar la intención de búsqueda del usuario, y considerar la información contextual relacionada con dicha búsqueda. En este trabajo de investigación se propone un método que permite mejorar el orden original de las imágenes recuperadas por un sistema de recuperación de imágenes (SRI). Motivados por la hipótesis que al incluir y combinar toda la información disponible en la lista de imágenes recuperadas, se pueden identificar mejor las imágenes relevantes así como la intención de búsqueda del usuario, en este trabajo se propuso un método que mejora el orden obtenido por un SRI base. El método propuesto combina la información contextual interna, proveniente de la diferencia entre las imágenes recuperadas, obtenida a partir de sus atributos visuales y textuales; y la información externa, obtenida a partir del orden original y de la similitud de las imágenes con la consulta realizada. Además, el método incluye un enfoque de retroalimentación de relevancia para reducir el dominio de la intención de búsqueda del usuario. Todas las características antes mencionadas fueron combinadas mediante un campo aleatorio de Markov (CAM), permitiendo separar las imágenes relevantes de las que no lo son y proveyendo de un orden más apropiado al colocar dichas imágenes relevantes en las primeras posiciones. Para evaluar el método propuesto se desarrollaron experimentos con la colección semi-estructurada IAPR-TC12, utilizando atributos textuales de bolsa de palabras binaria y atributos visuales locales SIFT (*Scale Invariant Feature*

*Transform*). Los resultados experimentales mostraron que el método propuesto, en su etapa unimodal (utilizando sólo atributos visuales o textuales) y en su etapa de fusión multimodal, mejora al sistema de recuperación base, incluyendo retroalimentación automática o manual, y utilizando diferentes configuraciones de parámetros, mostrando con ello, que el método propuesto es robusto al uso de diferentes técnicas de retroalimentación de relevancia, al uso de varios atributos y a la configuración de parámetros. Los resultados obtenidos motivan el uso de otros sistemas de recuperación base, de otro conjunto de atributos visuales y textuales, así como pruebas sobre colecciones no estructuradas, como es el caso de las colecciones Web. También se plantea como trabajo a futuro, el desarrollar métodos multimodales basados en CAMs para tareas afines a la mejora del ordenamiento, como la diversificación de los resultados obtenidos por un SRI.

# Abstract

---

Image retrieval task has been, along recent years, an active research area. Several retrieval methods have been proposed based on visual, textual or multimodal image description and, although acceptable results have been obtained, current methods continue to offer an inappropriate order for retrieved list of images. The problem of lack of order is due to, mainly, it is a subjective task to modeling the user's search intention and consider contextual information related to that search. In this research work we propose a method to improve the original order of a list of images retrieved by an Image Retrieval System (IRS). Motivated by the hypothesis that by including and combining all available information in the list of retrieved images, we can better identify relevant images and the user's search intention, this work proposes a re-ranking method that improves the order obtained by a base IRS. The proposed method combines the internal contextual information obtained from the difference between the visual and textual features of recovered images; and, external information obtained from the original order and the difference between recovered images and the query. Moreover, proposed method can include a relevance feedback approach to reduce the domain of user's search intention. All the above features were combined using a Markov random field (MRF), allowing separate the relevant images from irrelevant ones, and providing a more appropriate order placing relevant images in top positions. To evaluate the proposed method several experiments were designed with the semi-structured collection IAPR-TC12, using binary-word based textual representation and SIFT features based visual representation. The experimental results showed that the proposed method, in unimodal (using only visual or textual features) and multimodal fusion stage, improves base retrieval system, including experiments with automatic or simulated feedback and using different parameter settings, showing that the proposed method is robust. Results motivate the use of other base retrieval systems, another set of visual and textual features and tests over unstructured co-

lections, such as Web collections. It was also proposed as a future work, developing multimodal methods based on MRFs for re-ranking related tasks, for example diversification of result lists from an IRS.



# Tabla de Contenido

---

<b>Resumen</b>	<b>I</b>
<b>Abstract</b>	<b>III</b>
<b>Lista de Figuras</b>	<b>IX</b>
<b>Lista de Tablas</b>	<b>XI</b>
<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Problemática . . . . .	1
1.2. Solución propuesta . . . . .	2
1.3. Organización de la tesis . . . . .	4
<b>2. Recuperación de imágenes</b>	<b>7</b>
2.1. Tarea de recuperación de imágenes . . . . .	7
2.1.1. Representación de las imágenes . . . . .	10
2.2. Retroalimentación de relevancia . . . . .	14
2.3. Medidas de evaluación . . . . .	16
2.4. Métodos de combinación de información . . . . .	17
2.4.1. Fusión temprana . . . . .	17
2.4.2. Retroalimentación intermedia . . . . .	18
2.4.3. Fusión tardía . . . . .	18
<b>3. Ordenamiento de imágenes recuperadas</b>	<b>21</b>
3.1. Tipos de características utilizadas . . . . .	22
3.2. Tipos de retroalimentación de relevancia . . . . .	24
3.3. Métodos para realizar el ordenamiento . . . . .	25

3.4. Análisis . . . . .	27
<b>4. Campos aleatorios de Markov</b>	<b>31</b>
4.1. Definición . . . . .	31
<b>5. Método de ordenamiento de imágenes basado en un CAM</b>	<b>35</b>
5.1. Descripción del método unimodal . . . . .	35
5.1.1. Definición del campo aleatorio de Markov . . . . .	36
5.1.2. Atributos textuales utilizados . . . . .	39
5.1.3. Atributos visuales utilizados . . . . .	40
5.2. Métodos de combinación de información . . . . .	42
5.2.1. Método de fusión multimodal . . . . .	42
5.2.2. Enfoque de retroalimentación intermedia . . . . .	43
5.2.3. Enfoque de fusión tardía . . . . .	44
<b>6. Experimentación y evaluación</b>	<b>47</b>
6.1. Configuración de los experimentos . . . . .	47
6.1.1. Recursos para la evaluación . . . . .	48
6.2. Desarrollo de los experimentos . . . . .	52
6.2.1. Métodos unimodales . . . . .	52
6.2.2. Métodos multimodales . . . . .	63
6.3. Comparativa entre los métodos propuestos . . . . .	71
<b>7. Conclusiones y trabajo futuro</b>	<b>75</b>
7.1. Conclusiones . . . . .	75
7.2. Trabajo futuro . . . . .	77
<b>Apéndices</b>	<b>79</b>
<b>A. Detalles de los experimentos y resultados</b>	<b>81</b>
A.1. Método unimodal textual . . . . .	81
A.2. Método unimodal visual . . . . .	83
A.3. Método de fusión multimodal . . . . .	83
A.4. Retroalimentación intermedia . . . . .	94
A.5. Fusión tardía . . . . .	98

**B. Artículos publicados**

**101**

**Bibliografía**

**103**



# Lista de Figuras

---

2.1. Esquema general de un sistema de recuperación de imágenes. . . . .	8
2.2. Imagen original (arriba) y sus respectivos puntos clave SIFT (abajo).	14
4.1. Esquema del modelo de Ising. . . . .	32
5.1. Esquema general del método unimodal propuesto. . . . .	36
5.2. Esquema del método de combinación propuesto, basado en el enfoque de combinación multimodal. . . . .	43
5.3. Esquema del método de combinación, basado en el enfoque retroalimentación intermedia. . . . .	44
5.4. Esquema del método de combinación, basado en el enfoque fusión tardía.	45
6.1. Ejemplo de una imagen de la colección IAPR TC-12 más su conjunto de campos descriptivos. . . . .	50
6.2. Ejemplo de una consulta para la tarea de recuperación de fotografías del foro Image CLEF 2008 . . . . .	50
6.3. Resultados obtenidos por el método propuesto utilizando sólo atributos textuales y retroalimentación automática. . . . .	53
6.4. Resultados obtenidos por el método propuesto utilizando sólo atributos textuales y retroalimentación simulada. . . . .	55
6.5. Resultados obtenidos por el método propuesto utilizando sólo atributos visuales y retroalimentación automática. . . . .	58
6.6. Resultados obtenidos por el método propuesto utilizando sólo atributos visuales y retroalimentación simulada. . . . .	59

6.7. a) Primeras 20 imágenes recuperadas por el SRI base y b) las únicas 20 imágenes relevantes en la lista recuperada por el SRI para la consulta <i>people observing football match</i> . . . . .	61
6.8. Primeras 20 imágenes de la lista ordenada por el método unimodal a) textual y b) por el visual para el tópico titulado <i>people observing football match</i> . . . . .	62
6.9. Resultados obtenidos por el método de fusión multimodal propuesto para cada uno de los valores del parámetro $\sigma$ . . . . .	66
6.10. Resultados obtenidos por las dos variantes del método de combinación basado en retroalimentación intermedia, así como los resultados obtenidos por el SRI base. . . . .	69
6.11. Comparativa entre los mejores resultados obtenidos por el método de combinación propuesto, basado en fusión tardía al utilizar el método CombMNZ y los resultados obtenidos por el SRI TIA-TXTIMG. . . . .	70
6.12. Comparativa entre los mejores resultados obtenidos por los métodos de propuestos, los resultados obtenidos por el SRI TIA-TXTIMG y los resultados obtenidos al sólo utilizar el enfoque de retroalimentación de relevancia simulado manual. . . . .	73

# Lista de Tablas

---

6.1. Conjunto de tópicos del foro ImageCLEF 2008 para la tarea de recuperación de fotografías. . . . .	49
6.2. Comparativa entre los mejores resultados obtenidos por el método propuesto, al utilizar retroalimentación simulada y sólo atributos textuales, contra los resultados del SRI MDOR. . . . .	57
6.3. Comparativa entre los resultados del SRI base y los mejores resultados obtenidos por el método de fusión multimodal propuesto. . . . .	65
6.4. Comparativa de los mejores resultados obtenidos por el sistema SRI base, por sólo la retroalimentación de relevancia y por método de combinación basado en el enfoque retroalimentación intermedia. . . . .	68
6.5. Comparativa entre los resultados obtenidos entre el SRI base y los mejores resultados obtenidos por el método de combinación basado en el enfoque fusión tardía al utilizar el algoritmo CombMNZ. . . . .	70
6.6. Comparativa de los resultados obtenidos por el SRI base, al utilizar sólo el enfoque de retroalimentación y de los mejores resultados de todos los métodos de ordenamiento propuestos. . . . .	72
6.7. Porcentajes de mejoras relativas con respecto al SRI base, tomando en cuenta los valores de la medida MAP obtenidos por cada uno de los métodos propuestos. . . . .	72
A.1. Comparativa entre los resultados obtenidos por el SRI base y por el método propuesto individual utilizando atributos textuales y retroalimentación automática. . . . .	82
A.2. Comparativa entre los resultados obtenidos por el SRI base, por sólo utilizar la retroalimentación de relevancia y por el método propuesto individual utilizando atributos textuales y retroalimentación simulada. . . . .	82

A.3. Comparativa entre los resultados obtenidos por el SRI base y por el método unimodal propuesto utilizando atributos visuales y retroalimentación automática. . . . .	83
A.4. Comparativa entre los resultados obtenidos por el SRI base, por sólo utilizar la retroalimentación de relevancia y por el método propuesto individual utilizando atributos visuales y retroalimentación simulada. . . . .	84
A.5. Comparativa entre los resultados obtenidos por el SRI base, por utilizar sólo retroalimentación de relevancia simulada y por el método de fusión multimodal propuesto. . . . .	84
A.6. Comparativa entre los resultados obtenidos por el SRI base, por utilizar sólo retroalimentación de relevancia simulada y por el método de combinación basado en el enfoque retroalimentación intermedia al utilizar el método unimodal visual seguido del textual. . . . .	94
A.7. Comparativa entre los resultados obtenidos por el SRI base, por utilizar sólo retroalimentación de relevancia simulada y por el método de combinación basado en el enfoque retroalimentación intermedia al utilizar el método individual textual seguido del visual. . . . .	96
A.8. Comparativa entre los resultados obtenidos por el SRI base y por el método de combinación basado en el enfoque fusión tardía al utilizar ambos métodos individuales. . . . .	98



# Introducción

---

La recuperación de imágenes es una área de investigación que ha estado muy activa en los últimos años, esto debido a la gran cantidad de información almacenada en las grandes colecciones, y debido también a que una parte considerable de dicha información está compuesta por imágenes. Durante la etapa de investigación antes mencionada se han desarrollado una gran variedad de sistemas de recuperación de imágenes (SRIs) basados en el texto relacionado, en el contenido visual de las imágenes o en una combinación multimodal de atributos visuales y textuales.

La relevancia, en los resultados de los SRIs, está basada en medidas de similitud visual y/o textual obtenidas de la representación, del modelo, o del algoritmo de búsqueda utilizado (Grossman and Frieder, 2004b; Lew et al., 2006).

## 1.1. Problemática

Lamentablemente los métodos de recuperación actuales siguen cometiendo la falla de no colocar las imágenes relevantes para la consulta en las primeras posiciones de la lista de elementos recuperados. Lo anterior se debe, principalmente, a que modelar la intención del usuario para las consultas realizadas es, en general, una tarea subjetiva, es por ello que varios métodos de post-procesamiento han sido propuestos (Datta et al., 2008; Lew et al., 2006).

El orden apropiado en la lista de resultados de un SRI es importante porque facilita la tarea del usuario de buscar información relevante a una consulta. La lista de resultados debe contener en los primeros lugares a las imágenes relevantes y en segundo término a las que no lo son. En el caso ideal se espera que todas las imágenes recuperadas por un SRI sean relevantes.

Los métodos de post-procesamiento de las imágenes recuperadas se enfocan en áreas como: pesado de características, modificación o expansión de la consulta, mejora del ordenamiento de las imágenes y retroalimentación de relevancia. La idea común de las áreas antes mencionadas es el interactuar con el usuario para reducir el dominio de su intención de búsqueda (Grossman and Frieder, 2004b; Lew et al., 2006; Datta et al., 2008; Rui et al., 1998). Con los métodos anteriores se han obtenido resultados aceptables, pero siguen teniendo limitaciones como:

- Necesidad de interacción con el usuario.
- Múltiple ejecución de SRIs.
- La falta de información contextual acerca de la intención de búsqueda del usuario.
- El costo computacional involucrado en el procesamiento de toda la colección en etapas de post-procesamiento.

## 1.2. Solución propuesta

Motivado por la hipótesis de que al incluir y combinar toda la información disponible en la lista de imágenes recuperadas, se pueden identificar más imágenes relevantes así como aproximar la intención de búsqueda del usuario, en este trabajo se propuso un método que mejora el orden obtenido por un SRI base, proveyendo un orden más apropiado al colocar las imágenes relevantes en las primeras posiciones.

En este trabajo de investigación se propone un método que permite mejorar la falta de orden apropiado en la lista de resultados recuperados por un SRI, además de mejorar las limitaciones de los métodos de post-procesamiento actuales.

Al incluir atributos visuales y textuales para representar las imágenes, se abarcan varios conceptos visuales que un sólo tipo no puede representar. Esto permite identificar más características de una imagen relevante, que son necesarias para encontrar al resto de imágenes relacionadas y diferenciarse de las imágenes irrelevantes.

El objetivo principal del trabajo de tesis es el proponer un método que utilice atributos visuales y textuales para representar y mejorar el orden de un conjunto de imágenes recuperadas por un sistema de recuperación de imágenes.

Los objetivos específicos que busca obtener el trabajo propuesto son:

- 1.- Seleccionar el conjunto de características visuales y textuales que discriminen a las imágenes relevantes del resto.
- 2.- Proponer una función de diferencia entre imágenes que tome en cuenta atributos visuales y textuales.
- 3.- Construir un método que tome en cuenta atributos visuales y textuales para mejorar la selección de imágenes relevantes.

El método propuesto utiliza toda la información disponible para mejorar el orden de la lista de imágenes recuperadas. Esta información está compuesta por: la representación de las imágenes mediante características visuales y textuales, la relación entre las imágenes en la lista recuperada, la relación de las imágenes con la consulta y el orden *a priori* dado por el SRI. Además se incluye un enfoque de retroalimentación de relevancia para capturar la intención de búsqueda del usuario. Toda la información anterior es combinada y procesada por un campo aleatorio de Markov (CAM) que permite mejorar la selección de imágenes relevantes.

El método propuesto toma ventaja de las representaciones visuales y textuales de las imágenes, además de no requerir de múltiples ejecuciones de métodos de recuperación o de la construcción de métodos de clasificación. Otra característica del método es que puede trabajar sin la interacción del usuario. Adicionalmente, el método propuesto incluye información contextual proveniente de la similitud interna entre imágenes. Es decir, supera las principales limitaciones de los métodos de post-procesamiento actuales.

Otra motivación del método de post-procesamiento propuesto está basada en los valores de medidas estándares, en el área de recuperación de información, que poseen los resultados obtenidos por los SRI actuales. Éstos valores presentan un alto nivel de recuerdo (*recall*) y un bajo valor de precisión (*precision*), lo cual se traduce a que la lista de imágenes recuperadas por un SRI contiene una gran cantidad de imágenes relevantes, pero no están colocadas en las posiciones iniciales.

El producto final del método propuesto es una lista de imágenes con un orden apropiado que, comparada con la lista original tiene mejores valores de relevancia, según medidas de recuperación de información como *precision* y el *MAP*.

Se realizaron experimentos con la colección semi-estructurada IAPR TC-12 del foro Image CLEF 2008, que contiene, para cada imagen, información visual y textual.

Se utilizaron descriptores visuales locales para representar el contenido visual, y bolsas de palabras binarias para representar el texto relacionado de cada imagen.

Los experimentos realizados mostraron que el método propuesto, en su etapa individual o en la etapa de combinación, supera en gran medida a los resultados obtenidos por el SRI base, respecto a la medida *Mean Average Precision*(MAP). Además se mostró empíricamente que se obtienen mejores resultados al darle mayor peso a la información contextual, proveniente de la diferencia entre las imágenes recuperadas. Los resultados mostraron también la relación positiva que hay entre los mejores valores y el número de imágenes seleccionadas como retroalimentación de relevancia.

Los resultados y el análisis de los mismos concluyeron que se alcanzaron los objetivos principal y particulares mencionados en párrafos anteriores. Además, sugirieron trabajos futuros que se enfocan a representaciones visuales y textuales alternativas, pruebas con diferentes elementos del método propuesto y con otras colecciones. También se propuso desarrollar métodos basados en CAMs multimodales para realizar tareas relacionadas con el post-procesamiento, por ejemplo la diversificación de resultados en las listas de imágenes recuperadas por un SRI.

### 1.3. Organización de la tesis

El resto del documento está estructurado de la siguiente manera. En el capítulo 2 se describe la teoría sobre el problema de recuperación de imágenes así como una clasificación de los trabajos que proponen soluciones a este problema. En el capítulo 3 se repasa el marco teórico sobre el problema de mejora del ordenamiento de imágenes recuperadas y se propone una clasificación de los trabajos relacionados con el tema. El capítulo 4 describe y define el modelo gráfico probabilista de los campos aleatorios de Markov, sobre el cual está basado el método propuesto en este trabajo de investigación. El capítulo 5 describe el método individual propuesto y la metodología para llegar al método de fusión multimodal, así como los métodos de combinación que fueron implementados y utilizados como sistemas de comparación base. En el capítulo 6 se definen los experimentos a realizar para evaluar el método propuesto, se ejecutan y muestran los resultados obtenidos por cada experimento, se realiza un análisis de dichos resultados y al final, se efectúa una prueba de significancia estadística para mostrar que las mejoras obtenidas, en los experimentos realizados,

son estadísticamente significativas. En el capítulo 7 se muestran las conclusiones del trabajo de investigación, para concluir en el capítulo 8 con algunas propuestas de trabajos futuros.



# Recuperación de imágenes

---

El método propuesto en este trabajo ofrece una solución a la etapa final del problema de recuperación de imágenes. Esta etapa consiste en ofrecer al usuario las imágenes recuperadas, ordenadas de acuerdo a la relevancia que éstas tengan para la consulta realizada.

En este capítulo se definirán los conceptos relacionados con el problema de recuperación de imágenes. También se describirán las medidas de evaluación más utilizadas para evaluar los resultados de las soluciones propuestas.

## 2.1. Tarea de recuperación de imágenes

La tarea de recuperación de información (RI) consiste en, dada una consulta, recuperar los documentos relevantes en una colección (Grossman and Frieder, 2004b; Baeza-Yates and Ribeiro-Neto, 1999). Existen varias subtareas en la recuperación de información, de acuerdo al tipo de documento que se requiera recuperar; una de ellas es la *recuperación de imágenes*.

En la tarea de recuperación de imágenes, la consulta puede ser visual (una o más imágenes de ejemplo), textual (un conjunto de palabras clave u oraciones) o ambas (una combinación multimodal). El sistema de recuperación de imágenes (SRI) regresa una lista de *imágenes relevantes* ordenadas según un criterio de relevancia. En el caso ideal, el SRI debe recuperar todas las imágenes relevantes para la consulta sin ninguna imagen irrelevante (Datta et al., 2008; Rui, Huang, y Chang, 1999).

La Figura 2.1 muestra el esquema general que sigue un sistema de recuperación de imágenes. Primero, el sistema recibe una consulta, ya sea una imagen o una descripción textual. Segundo, el sistema busca dentro de la colección de imágenes las

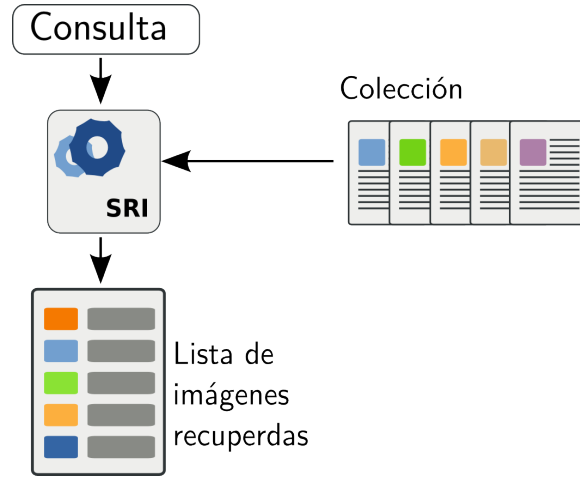


Figura 2.1: Esquema general de un sistema de recuperación de imágenes.

que, de acuerdo con la representación o medida de similitud establecida, sean las más relevantes a la consulta dada. Por último, el sistema muestra, en orden de relevancia, la lista de imágenes recuperadas.

La tarea de recuperación de imágenes involucra más consideraciones que la tarea de recuperación de textos (Nekrestyanov and Panteleva, 2002), porque también debe tomar en cuenta el dominio visual de las imágenes. Existen dos problemas principales que se deben tomar en cuenta al tratar de resolver esta tarea (Datta et al., 2008):

- 1.- Brecha sensorial. Es la falta de concordancia entre un objeto en el mundo real y su representación digital.
- 2.- Brecha semántica. Es la falta de coincidencia entre la información que se puede extraer de las características visuales de una imagen y la interpretación que un usuario le da a esos atributos en una situación particular.

Los SRIs pueden ser clasificados según el enfoque que utilicen para realizar la recuperación:

- 1.- Recuperación basada en el texto relacionado. Utilizan el texto relacionado con la imagen, ya sea explícitamente en una descripción del contenido de la imagen, o bien en texto con una probable relación con la imagen (en el caso Web, el texto del documento HTML que la contiene) (Datta et al., 2008; Nekrestyanov and Panteleva, 2002; Li et al., 2001; Gong and Liu, 2009). Sólo se toma en cuenta el texto relacionado para representar y recuperar a las imágenes.



- 2.- Recuperación basada en el contenido visual de la imagen. Utilizan los contenidos visuales generales de una imagen, como el color, forma y textura; los contenidos visuales de dominio específico, como el rostro, formas de objetos, entre otras; y los descriptores de puntos característicos de la imagen, como los descriptores de atributos locales (Datta et al., 2008; Smeulders et al., 2000; Ooi et al., 1998; Lew et al., 2006; Zhuo and Shigeo, 2006; Guo et al., 2002; Ke et al., 2008), o se combinan varias características visuales para categorizar a las imágenes en grupos y reducir el espacio de búsqueda (Kim and Chung, 2003; Jégou, Douze, y Schmid, 2010).
- 3.- Recuperación multimodal. Se combinan los atributos para generar una consulta que incluya tanto información visual como textual (Deselaers et al., 2008; Yushi and Shumeet, 2008).
- 4.- Fusión temprana o tardía de sistemas de recuperación. Se utilizan un conjunto de SRIs independientes para mejorar la recuperación de imágenes relevantes. En el caso de la fusión temprana se combinan las características de varios SRIs y se utiliza esta nueva representación para recuperar a las imágenes. Para el caso de la fusión tardía, se toman las salidas de varios SRIs ejecutados independientemente y se combinan en una única lista de resultados. En (Snoek, Worring, y Smeulders, 2005a) se hace una comparación entre los enfoques de combinación fusión temprana y tardía. En (Escalante et al., 2008b) se propone una función de combinación lineal y se demuestra experimentalmente que los mejores resultados no se logran necesariamente al utilizar los SRIs con mejores desempeños. En (Jović et al., 2006) se propone una función que utiliza puntuaciones de similitud obtenidas de una lista ordenada de características, para combinar y mejorar las listas de resultados.

Un sistema de recuperación de imágenes utiliza atributos visuales, textuales o una combinación de ellos para indexar y recuperar imágenes. Los resultados obtenidos por el SRI dependen en gran medida de los atributos utilizados para describir a las imágenes, por ello la mayoría de las veces el orden de los resultados no es apropiado para todas las consultas (Datta et al., 2008; Lew et al., 2006; Rui, Huang, y Chang, 1999).

### 2.1.1. Representación de las imágenes

La tarea de recuperación de información necesita que los documentos a recuperar, así como la consulta, sean representados o descritos, de tal manera que sea posible capturar el contenido de cada documento para identificar cuales son los relevantes para la consulta.

Los modelos clásicos de recuperación de información consideran que cada documento es representado o descrito por un conjunto de palabras clave. Una palabra clave es un término cuya semántica ayuda a indicar el tema del cual trata el documento (Baeza-Yates and Ribeiro-Neto, 1999).

En la actualidad existen varias formas de representar un documento, cada una de ellas tiene como fin principal el resumir el contenido de dicho documento. Este hecho aplica también en la representación de imágenes.

#### Descripción textual

La mayoría de las veces las imágenes vienen acompañadas de una descripción textual o de texto relacionado al contenido de la imagen; este texto es muy útil al momento de recuperar la imagen debido a que, en la mayoría de las ocasiones, agrega información sobre el contenido visual de la misma.

Las representaciones más utilizadas en los sistemas de recuperación de imágenes basados en descripciones textuales son: el modelo vectorial y la bolsa binaria de palabras, la cual es una particularización del modelo vectorial.

El modelo vectorial calcula la similitud mediante la definición de un vector que representa a cada documento, y un vector que representa a la consulta. El modelo está basado en la idea de que, el significado de los documentos es obtenido de las palabras utilizadas en el documento. Si se representan las palabras del documento por medio de un vector, es posible comparar los documentos con la consulta para determinar que tan similares son sus contenidos.

El método tradicional para determinar la similitud entre vectores es el uso del tamaño del ángulo entre ellos. Este ángulo es calculado utilizando el producto punto entre ellos. Usualmente se utiliza la expresión *coeficiente de similitud* en lugar del valor del ángulo entre los vectores.

De acuerdo al modelo vectorial, el vector de cada documento tiene  $t$  componentes, es decir una componente por cada término distinto en la colección de documentos.

Cada componente contiene un *peso* para el término que representa (Grossman and Frieder, 2004a; Baeza-Yates and Ribeiro-Neto, 1999). Algunos ejemplos de esquemas de pesado basados en la frecuencia en la colección son los siguientes:

- $tf_{ij}$  = número de ocurrencias del término  $t_j$  en el documento  $D_i$ . Conocido como *frecuencia de término*.
- $df_i$  = número de documentos que contienen al término  $t_j$ . Conocido frecuencia del documento.
- $idf_j = \log(\frac{d}{df_i})$  donde  $d$  es el número total de documentos. Conocido como frecuencia inversa del documento (IDF)

En la representación vectorial, cada imagen es descrita como un vector de  $t$  palabras, donde  $t$  es del tamaño de palabras en toda la colección. Cada palabra  $i$  es pesada de acuerdo a las apariciones de ésta en las  $m$  palabras contenidas en la descripción de cada imagen.

Para medir la similitud entre imágenes descritas por el modelo vectorial, además del producto punto, se utilizan medidas de similitud como la Cosenoidal, Euclidiana, Manhattan, entre otras. Estas medidas obtienen un valor numérico real del grado de similitud entre imágenes (Baeza-Yates and Ribeiro-Neto, 1999).

La bolsa binaria de palabras es un caso particular del modelo vectorial, en éste se indica de forma binaria si la palabra  $i$  del vocabulario, aparece o no en la descripción de la imagen  $j$ . El vocabulario está compuesto por el conjunto de palabras obtenidas de todos los posibles textos relacionados de la colección analizada. De manera que si en el vocabulario hay  $N$  palabras, cada una de las  $j$  imágenes tendrá un conjunto de  $N$  valores en su respectiva bolsa.

El modelo de bolsa binaria de palabras considera que las palabras claves están o no presentes en el documento. Como resultado, los pesos de cada uno de las palabras claves son binarios, 1 si aparece y 0 en caso contrario.

Al utilizar este tipo de representación, las consultas también deben representarse de la misma forma. Una consulta representada como una expresión binaria tiene una precisa descripción semántica de lo que se busca.

## Descripción visual

Cuando se representa una imagen, el objetivo principal es describir el contenido visual de la misma. Para este fin existen una gran cantidad de características visuales: características que capturan información general, local o específica para ciertos dominios.

El contenido visual general de una imagen se puede obtener con atributos como el color, textura, forma, etc. (Feng, Siu, y Zhang, 2003). El contenido local se puede obtener con atributos como los descriptores SIFT (*Scale Invariant Feature Transform*) (Lowe, 2004), SURF (*Speeded Up Robust Features*) (Bay, Tuytelaars, y Van Gool, 2006), por mencionar los más importantes. Existen atributos que son muy útiles para dominios específicos, por ejemplo la detección de formas o de regiones particulares (Feng, Siu, y Zhang, 2003; Deselaers, Keysers, y Ney, 2008).

La tendencia en los trabajos que proponen soluciones al problema de recuperación de imágenes basada en contenido, es el uso de atributos locales como los SIFT, ya que han dado resultados aceptables en la tarea de reconocimiento de objetos en imágenes (Zhang et al., 2009; Deselaers, Keysers, y Ney, 2008; Deselaers et al., 2008; Jiangou et al., 2007; Lew et al., 2006; Snoek, Worring, y Smeulders, 2005b; Lowe, 2004). Esta tendencia se debe a que los atributos locales SIFT pueden identificar puntos específicos e invariantes en un objeto, permitiendo después localizarlo en imágenes que contengan puntos cercanos a los identificados en el objeto.

Los atributos SIFT poseen varias características invariantes sobre las imágenes que representan, son invariantes a la escala, a la rotación, al cambio de vista en 3D, al ruido agregado, y parcialmente al cambio en iluminación. En Lowe (2004) se puede encontrar una descripción más detallada sobre las características de los atributos SIFT, además de la implementación comúnmente utilizada para su obtención y gestión. De manera general, se pueden utilizar los siguientes pasos para encontrar los puntos SIFT en una imagen (Lowe, 2004):

- 1.- Detección de los límites en escala y en espacio. Se realiza una búsqueda sobre todas las posibles escalas y localizaciones en la imagen. Se utiliza una función de diferencia de Gaussianas para identificar puntos de interés potencial que sean invariantes a la escala o a la orientación.
- 2.- Localización de puntos clave. Para cada localización candidata, se genera un modelo detallado que determina la localización y la escala. Los puntos clave son

seleccionados de acuerdo a su estabilidad.

- 3.- Asignación de orientación. Una o más orientaciones son asignadas a cada localización de los puntos clave, basándose en las direcciones de los gradientes locales en la imagen. Toda las operaciones posteriores a este paso son realizadas en los datos de la imagen que han sido relativamente transformados a la orientación, escala y localización asignada para cada característica, convirtiéndose invariantes a esas transformaciones.
- 4.- Descriptor del punto clave. A los gradientes locales de la imagen se les asigna una medida según la escala de la región al rededor del punto clave. Estos puntos son transformados en una representación que permite niveles significativos en la distorsión local de la forma y en la iluminación.

Para obtener el descriptor de un punto clave, primero se calcula la magnitud del gradiente y la orientación en cada punto muestra de la imagen, en una región al rededor de la posición del punto clave. Después, esas magnitudes son pesadas por una ventana Gaussiana. Las muestras son entonces acumuladas en histogramas de orientación sumando los contenidos sobre subregiones de tamaño 4x4, con la magnitud de cada una de los vectores, correspondientes a la suma de magnitudes de gradientes cercanas (Lowe, 2004).

El descriptor es formado de un vector que contiene todos los valores de los histogramas de orientación, correspondiente a las magnitudes de los vectores de las gradientes. Experimentalmente Lowe (2004) encontró que los mejores resultados son obtenidos al utilizar un histograma de tamaño 4x4 con 8 posibles orientaciones en cada histograma. El tamaño común del descriptor SIFT es de 128 elementos.

Este enfoque de atributos transforma los datos de la imagen en coordenadas invariantes en escala relativas a las características locales. La Figura 2.2 muestra un ejemplo gráfico de los atributos SIFT localizados en una imagen.

Una vez que se tienen los descriptores de cada imagen, el siguiente paso es localizar los puntos similares en otra imagen, descrita también por sus descriptores SIFT. Para ello se debe seleccionar el punto de interés y calcular la distancia (comúnmente Euclidiana) contra cada uno de los puntos a examinar. El punto con el que se obtenga la menor distancia es considerado el punto similar. La distancia Euclidiana está definida como lo muestra la Ecuación 2.1.1.

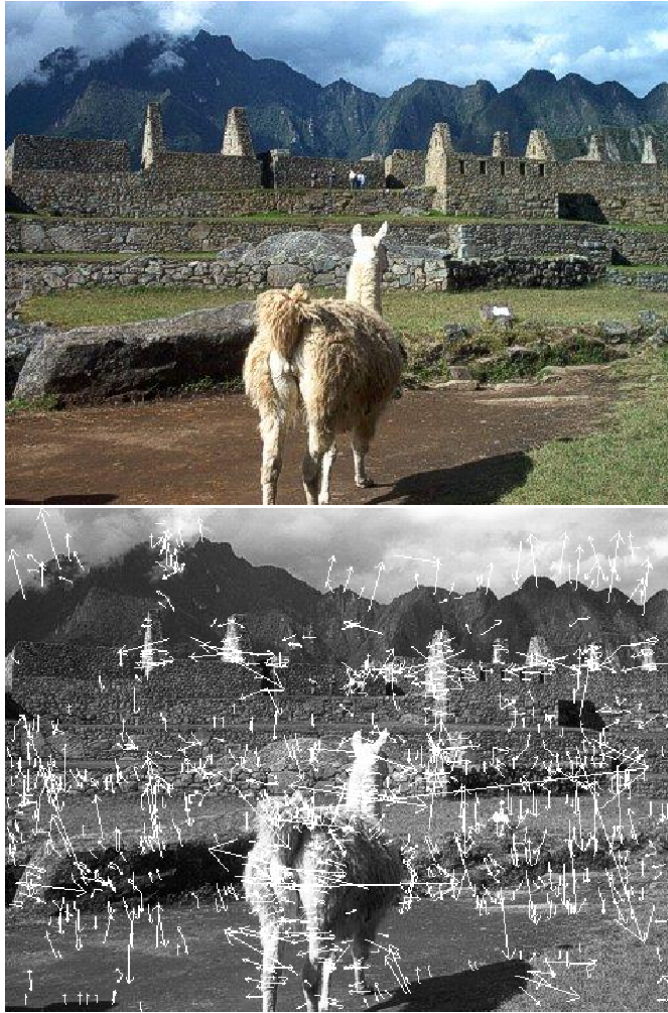


Figura 2.2: Imagen original (arriba) y sus respectivos puntos clave SIFT (abajo).

$$|\vec{x} - \vec{y}| = \sqrt{\sum_{i=1}^M (x_i - y_i)^2} \quad (2.1.1)$$

## 2.2. Retroalimentación de relevancia

La percepción de relevancia de una imagen es subjetiva, y depende de la intención de búsqueda del usuario al realizar una consulta. Generalmente, los resultados obtenidos de similitudes entre solamente atributos visuales o textuales no son semánticamente significativos, ya que cada tipo de atributo captura un aspecto del contenido

de la imagen y es complicado para el sistema decidir qué aspectos combinar (Feng, Siu, y Zhang, 2003).

Una técnica muy utilizada en recuperación de imágenes para acercar los resultados obtenidos a la intención de búsqueda del usuario, es el uso de retroalimentación de relevancia. Esta técnica consiste en seleccionar de entre la lista de resultados, imágenes que se consideren relevantes o no para la consulta. Con esta técnica es posible establecer la relación entre conceptos de alto nivel y sus características de bajo nivel correspondiente (Rui et al., 1998; Clough and Sanderson, 2004). La retroalimentación de relevancia es utilizada para mejorar la precisión de un sistema de recuperación de información.

La retroalimentación de relevancia es una técnica comúnmente manual, aunque existen propuestas automáticas para la elección de posibles documentos relevantes en la lista de documentos recuperados. El enfoque manual necesita que un usuario interactúe con el sistema para seleccionar las imágenes relevantes o no relevantes. Para el enfoque automático, existe una gran variedad de técnicas que permiten seleccionar las probables imágenes relevantes. Entre las técnicas clásicas propuestas de retroalimentación automática está el seleccionar como relevantes las primeras  $n$  imágenes de la lista recuperada, partiendo del supuesto de que, a pesar de que el SRI no tiene una buena precisión en toda la lista, tiene una buena precisión a las primeras  $n$  imágenes recuperadas. Otras técnicas utilizadas para obtener una retroalimentación automática son: los modelos probabilistas que utilizan las relaciones entre imágenes previamente seleccionadas o la pertenencia de las imágenes a ciertas clases (Yeung et al., 2007); los métodos que utilizan el historial de búsqueda del usuario para hacer suposiciones sobre las imágenes relevantes al tópico buscado; los métodos de aprendizaje automático que construyen clasificadores para etiquetar a las imágenes de la lista recuperada como relevantes o no relevantes (Feng, Siu, y Zhang, 2003).

La retroalimentación de relevancia es muy utilizada en el enfoque de *query expansion*. Este enfoque expande la consulta original con nuevos términos de búsqueda obtenidos a partir de los elementos seleccionados como retroalimentación de relevancia, luego alimenta al SRI original con la consulta expandida para volver a realizar la recuperación de imágenes (Baeza-Yates and Ribeiro-Neto, 1999). Pero debido a que se tienen que volver a ejecutar los mecanismos de recuperación esta solución se vuelve computacionalmente costosa (Rahman and Bhattacharya, 2009; Kim and Chung, 2003).

### 2.3. Medidas de evaluación

Para evaluar el desempeño de un sistema de recuperación de información, existen principalmente dos medidas básicas de evaluación: precisión (*precision*) y recuerdo (*recall*), y se definen como sigue.

Para una consulta  $q$ , los documentos en la colección que son relevantes a la consulta  $q$  se denotan como  $T(q)$ . Los resultados obtenidos por el sistema de recuperación se denotan como  $Re(q)$ . La precisión del sistema de recuperación se define en la Ecuación 2.3.1.

$$precision = \frac{|Re(q) \cap T(q)|}{Re(q)} \quad (2.3.1)$$

El recuerdo se define como:

$$recuerdo = \frac{|Re(q) \cap T(q)|}{T(q)} \quad (2.3.2)$$

La precisión mide el porcentaje de documentos relevantes recuperados por el sistema; el recuerdo mide el porcentaje de documentos recuperados por el sistema, del total de documentos relevantes.

Existen también medidas generales para calcular el desempeño de los sistemas de recuperación de información; estas medidas son utilizadas cuando se prueba el sistema con varias consultas. Una de ellas es la medida *Mean Average Precision* (MAP) y se define como:

$$MAP = \frac{1}{|Q|} \sum_{i=1}^{|Q|} \left[ \frac{\sum_{r=1}^m P_i(r) \times rel_i(r)}{n} \right] \quad (2.3.3)$$

donde  $P_i(r)$  es la precisión a los primeros  $r$  documentos para la consulta  $i$ ,  $rel_i(r)$  es una función binaria que indica si el documento en la posición  $r$  es relevante o no para la consulta  $i$ ;  $n$  es el número total de documentos relevantes para la consulta  $i$ ,  $m$  es el número de documentos relevantes recuperados y  $Q$  es el conjunto de consultas. La precisión a los primeros  $N$  documentos recuperados está definida como el porcentaje de documentos relevantes recuperados en las primeras  $N$  posiciones de la lista de resultados (Mani, 2001).

Los métodos utilizados en sistemas de recuperación de imágenes tienden a obtener un alto valor de recuerdo en la lista de resultados, pero un muy bajo valor en precisión



en la misma. Es por ello que el ordenamiento de imágenes recuperadas, partiendo del alto recuerdo en un SRI, intenta mejorar el valor de precisión al colocar a más imágenes relevantes al inicio de la lista.

## 2.4. Métodos de combinación de información

Una tendencia en la recuperación de imágenes es la combinación de listas de resultados provenientes de diferentes SRIs. Uno de los motivos para utilizar combinación de información en el área de recuperación de imágenes, se debe a los conceptos visuales que pueden ser representados por múltiples atributos empleados para representar una imagen, ya sean visuales o textuales. Estas posibles representaciones proveen de resultados diferentes que podrían complementarse entre sí para mejorar la recuperación.

Los métodos de combinación se clasifican de acuerdo a la etapa en que realizan la combinación de información. Cuando la combinación se lleva a cabo en una etapa temprana, se conoce como enfoque de fusión temprana (*Early Fusion*). Cuando se lleva a cabo en una etapa intermedia y con ayuda de técnicas de retroalimentación de relevancia, se le conoce como retroalimentación intermedia (*Intermedia Feedback*). Por último, cuando se lleva a cabo en la etapa final, es decir se realiza una combinación de resultados, se le llama fusión tardía (*Late Fusion*).

### 2.4.1. Fusión temprana

El enfoque de combinación de fusión temprana combina la información en etapas tempranas de la recuperación. Primero extrae las características unimodales de las imágenes. Después de realizar un análisis de las características individuales, éstas son combinadas en una sola representación, la cual es utilizada para describir las imágenes a recuperar. Este enfoque es un proceso que se realiza previo a las etapas que involucran aprendizaje automático (Snoek, Worring, y Smeulders, 2005a).

El enfoque de fusión temprana ofrece una verdadera representación multimodal al combinar representaciones de diferentes medios desde el inicio del método. Una ventaja importante es que necesita tener sólo una etapa de aprendizaje. Su desventaja más notoria radica en la dificultad de combinar los atributos y en la dificultad al definir medidas de similitud apropiadas.

### 2.4.2. Retroalimentación intermedia

El método de retroalimentación intermedia es una técnica novedosa basada en el enfoque de retroalimentación de relevancia, manual o automática, utilizada comúnmente en varias tareas de recuperación de información para aproximar la intención de búsqueda del usuario.

Este método, aplicado a la recuperación de imágenes, consiste en utilizar un modelo de recuperación de imágenes basado en contenido con una consulta visual, para recuperar documentos. Los primeros  $n$  documentos recuperados se asumen como relevantes y las descripciones textuales (*captions*) de estos documentos son combinadas para construir una consulta textual. Esta consulta textual es utilizada en un modelo de recuperación de imágenes basada en texto, y los documentos recuperados por este modelo son los que se muestran al usuario como resultado final (Yih-chen and Hsin-hsi, 2006). También se puede realizar en orden inverso, colocando en primer lugar un SRI basado en texto y en segundo lugar un SRI basado en contenido.

### 2.4.3. Fusión tardía

El método de fusión tardía es utilizado para mejorar la precisión de un sistema de recuperación de imágenes. Este enfoque consiste en ejecutar la consulta en varios sistemas de recuperación de imágenes independientes. Luego, las listas de resultados obtenidas por los diferentes SRIs son combinadas para formar una lista final (Baeza-Yates and Ribeiro-Neto, 1999; Snoek, Worring, y Smeulders, 2005a).

Existen varios métodos de combinación de listas para el enfoque de fusión tardía, estos métodos se clasifican de acuerdo a si están basados en la posición de las imágenes recuperadas (*posicionamiento*); si además del posicionamiento se basan en la ocurrencia de las imágenes en varias listas (*redundancia*); y por último, si se basan en la *teoría de elecciones* (Lee, 1997).

Entre los métodos basados en posicionamiento, se encuentran el método Roundrobin y el método RSV. Los métodos más comunes basados en posicionamiento y redundancia son CombMNZ y CombSUM (Lee, 1997). Por último, dentro de los métodos basados en teoría de elecciones, se encuentran Fuzzy Borda, Borda Count y Condorcet Procedure (Lee, 1997).

Debido que no siempre los SRIs proveen datos sobre la similitud entre cada imagen con la consulta, no se tienen los parámetros suficientes para utilizar métodos de com-

binación basados en teoría de elecciones. Por otro lado, dado que se debe aprovechar la información de redundancia que se tiene al combinar las listas, los métodos de combinación, que requieren de todos éstos parámetros, son los basados en posicionamiento y redundancia. De entre éstos métodos, el más utilizado en la literatura es CombMNZ.

Para realizar la combinación de las listas recuperadas, el método CombMNZ establece los siguientes pasos:

- 1.- Normalizar los valores de los elementos de cada lista, con la función:

$$r_i(f) = |L| - Rank(f) + 1 \quad (2.4.1)$$

- 2.- Para cada una de las imágenes  $i$  de las diferentes listas  $n$ , calcular:

- 2.1 El nuevo peso general mediante la función:

$$w(f) = m \left( \sum_j^n r_i(j) \right) \quad (2.4.2)$$

donde  $m$  es el número de listas en las que aparece la imagen  $i$ .

- 3.- Ordenar de mayor a menor los elementos, de acuerdo a los nuevos pesos calculados.

La lista final puede contener más elementos que las listas iniciales, para las cuales se debe tener el mismo número de imágenes recuperadas.

En este capítulo se definió la tarea de la recuperación de imágenes, listando algunos de los trabajos sobresalientes que proponen métodos para realizar esta tarea. Se describieron temas esenciales para esta tarea. Se incluyeron las alternativas más utilizadas para representación del contenido visual de las imágenes, pasando por la técnica de retroalimentación de relevancia y concluyendo con las principales medidas de evaluación. También se analizaron los tres enfoques más utilizados para realizar la combinación de información en la recuperación de imágenes.



# Ordenamiento de imágenes recuperadas

---

La mejora en el ordenamiento de imágenes recuperadas es una tarea reciente en la área de recuperación de imágenes. Consiste en tomar la lista de resultados de uno o más sistemas de recuperación y reordenar las imágenes de tal manera que, en el caso ideal, todas las imágenes de la lista que sean relevantes a la consulta, queden colocadas en las primeras posiciones.

Una de las motivaciones principales de mejorar el ordenamiento de imágenes es que sólo se procesan las imágenes obtenidas por el SRI, y no es necesario volver a realizar los procesos de recuperación de imágenes. Esta ventaja reduce el tiempo requerido para obtener mejores resultados en la lista de imágenes recuperadas, sin embargo existen trabajos que necesitan reutilizar procesos de la etapa de recuperación de imágenes con el objetivo de enriquecer la consulta.

Por lo general, los resultados de los SRIs actuales tienen una característica común en cuanto a las medidas precisión y recuerdo. Las listas de resultados tienen un gran valor de recuerdo y un bajo valor de precisión, lo cual se traduce a que pueden recuperar varias imágenes relevantes pero no pueden colocarlas en las primeras posiciones. Esta característica es una motivación fuerte para utilizar etapas de post-procesamiento en la recuperación, como lo es el mejorar el ordenamiento de imágenes recuperadas.

La medida de evaluación más utilizada para medir los resultados obtenidos por un método de ordenamiento, es la medida MAP. La cual mide el número de imágenes relevantes colocadas en las primeras posiciones, para un conjunto de consultas realizadas.

La clasificación de los métodos actuales que abordan el problema del ordenamiento

de imágenes recuperadas se puede definir desde diferentes perspectivas. Primero está la perspectiva de los atributos utilizados para representar a las imágenes. Segundo, el tipo de retroalimentación de relevancia utilizado para reducir el dominio de la búsqueda. Por último, el tercero, recae sobre el tipo de modelo construido para llevar a cabo la tarea de ordenamiento. En las siguientes secciones se analizarán las diferentes perspectivas, así como los trabajos más importantes en la tarea de ordenamiento de imágenes recuperadas.

### 3.1. Tipos de características utilizadas

Desde la perspectiva de los atributos utilizados como descriptores para representar y mejorar el orden de las imágenes recuperadas, los métodos se pueden clasificar en aquellos que utilizan atributos visuales, textuales y los multimodales que usan una combinación de ambos tipos de atributos.

Los atributos utilizados para representar las imágenes recuperadas juegan un papel importante en esta tarea. Algunos métodos, como los presentados en Jiangou et al. (2007); Deselaers, Keysers, y Ney (2008); Yushi and Shumeet (2008); Deselaers, Keysers, y Ney (2008); Lew et al. (2006) han enfocado sus esfuerzos en utilizar sólo atributos visuales para describir el contenido visual de las imágenes bajo la premisa de que los atributos textuales no son suficientes para capturar la intención de búsqueda de la consulta, entre ellos se encuentran los métodos que utilizan atributos visuales locales como los SIFT (*Scale Invariant Feature Transform*) (Lowe, 2004) y SURF (*Speeded Up Robust Features*) (Bay, Tuytelaars, y Van Gool, 2006), ya que estos métodos han mostrado buenos resultados en colecciones de imágenes de diferente naturaleza.

Los atributos textuales también son presentados en la forma de bolsa de palabras visuales (p.e. Zhang et al., 2009), en la cual cada palabra representa un rasgo distintivo de un grupo de imágenes. Choi et al. (2003) proponen llevar la representación textual a un nivel semántico y no sólo sintáctico, considerando la similitud entre conceptos y no sólo entre palabras.

También existen trabajos en los que, por la naturaleza de las imágenes, los atributos globales como los histogramas de color, la textura o la forma, entre otros, obtienen buenos resultados para la recuperación y el ordenamiento de imágenes, teniendo como limitante la necesidad de conocer el tipo de imágenes a ordenar (Lew et al., 2006;

Deselaers, Keysers, y Ney, 2008; Ounis, 2000). Fergus, Perona, y Zisserman (2004) incluyen en la representación visual partes heterogéneas que pueden representar ya sea la apariencia o geometría de una región de un objeto en la imagen. Por otro lado hay métodos como los propuestos por Awang Iskandar et al. (2006) y Tollari and Glotin (2007) que buscan aprovechar la información y ventajas de ambos tipos de atributos y proponen representación y mecanismos de ordenamiento que utilicen una combinación de atributos visuales y textuales .

El problema de encontrar las características visuales suficientes para representar el contenido visual de una imagen, tratando de abarcar todas las posibles intenciones de búsqueda, sigue siendo un problema abierto; en (Deselaers, Keysers, y Ney, 2008; Lew et al., 2006; Zhang et al., 2009) se hacen análisis y experimentos que respaldan esta afirmación. A pesar de esto existen propuestas de trabajos, como en (Lu et al., 2009), que buscan encontrar la combinación óptima de atributos visuales para representar el contenido de una imagen.

Otro problema es el encontrar la combinación adecuada que permita aprovechar las ventajas de ambos tipos de atributos (Tollari and Glotin, 2007). Es necesario que al utilizar texto relacionado con la imagen para describir su contenido, éste sea general a la vez que particular para abarcar las intenciones de búsqueda que permitan recuperar a la imagen (Datta et al., 2008; Lin, Jin, y Hauptmann, 2003).

Una forma de reducir la complejidad en el proceso de seleccionar atributos visuales para representar imágenes es delimitando el número de conceptos visuales, y utilizar sólo los atributos visuales necesarios para representar dichos conceptos. En Natsev et al. (2007) se propone un método de ordenamiento basado en la expansión de conceptos visuales de la consulta; estos conceptos son definidos para la colección previo a la etapa de ordenamiento, por lo que se excluye el proceso de selección de conceptos.

Los métodos antes mencionados concluyen que, al utilizar atributos visuales o textuales para representar el contenido visual de la imagen, se excluyen los conceptos visuales que el otro tipo de atributo puede incluir. Por ello, al utilizar una combinación multimodal de atributos, se pueden abarcar conceptos visuales de imágenes relevantes que una descripción unimodal no podría identificar.

## 3.2. Tipos de retroalimentación de relevancia

De acuerdo al tipo de retroalimentación de relevancia utilizada para reducir el dominio de la intención de búsqueda del usuario, los métodos de ordenamiento de imágenes se pueden clasificar en: i) aquellos que utilizan una retroalimentación manual y ii) los que generan una retroalimentación automática. Los métodos que utilizan una retroalimentación manual, como los mostrados en Datta et al. (2008); Lew et al. (2006), solicitan al usuario que, después de obtener la lista de resultados por el SRI, seleccionen aquellas imágenes que son o no relevantes para su intención de búsqueda. Entre mayor sea el número de imágenes seleccionadas, el método de ordenamiento tendrá mayor información acerca de las imágenes que el usuario espera obtener en las primeras posiciones; esto implica también mayor tiempo y esfuerzo para el usuario.

La intención de búsqueda representa el tipo de imágenes que el usuario tiene como objetivo al realizar una consulta (Datta et al., 2008; Lew et al., 2006). Una forma de conocer la intención de búsqueda del usuario, aparte de utilizar información de la consulta realizada, es mediante el uso de un método de retroalimentación de relevancia.

La retroalimentación de relevancia automática es justificada por algunos métodos argumentando la disminución de esfuerzo para el usuario. Para obtener este tipo de retroalimentación se hacen suposiciones acerca de la intención de búsqueda del usuario, basándose en la naturaleza de la colección o en el historial de búsqueda del usuario (Cui, Wen, y Tang, 2008; Marakakis et al., 2008; Cox et al., 1996). Otros métodos utilizan un enfoque estadístico para determinar las imágenes relevantes a la consulta, por ejemplo Natsev et al. (2007) utilizan el enfoque de retroalimentación *pobabilistic local context analysis* (pLCA), con el cual determinan automáticamente qué conceptos semánticos pueden mejorar los resultados obtenidos, y con base en eso seleccionar las imágenes relevantes.

Utilizar una retroalimentación de relevancia manual disminuye el número de falsos positivos en la selección de imágenes relevantes para el usuario, aumentando así, la información sobre las imágenes relevantes en la lista de resultados. En la retroalimentación automática es una tarea subjetiva el realizar suposiciones sobre todas las intenciones de búsqueda en la colección de imágenes. Los métodos que utilizan ambos tipos de retroalimentación coinciden en que al utilizar una retroalimentación, lo más cercana a la intención de búsqueda del usuario, se mejoran los resultados del



ordenamiento de imágenes.

### 3.3. Métodos para realizar el ordenamiento

De acuerdo al tipo de modelo utilizado para mejorar el orden de las imágenes recuperadas, los trabajos existentes se pueden clasificar en: los que construyen clasificadores para diferenciar entre clases de imágenes; los que proponen funciones de similitud para identificar las imágenes relevantes; los que construyen modelos probabilistas para identificar la probabilidad de que una imagen sea relevante; y por último, los métodos que fusionan listas de resultados con el objetivo de mejorar las listas individuales.

Algunos trabajos (por ejemplo Deselaers et al., 2008; Chong et al., 2009) transforman el problema de ordenamiento a un problema de clasificación de documentos, dónde se seleccionan un conjunto de imágenes relevantes como ejemplos positivos y un conjunto de imágenes no relevantes como ejemplos negativos. Con esta colección de entrenamiento se construye un clasificador, el cual etiquetará las imágenes restantes. Estos métodos clasifican las imágenes de la colección con el modelo construido sin tomar en cuenta algún tipo de información externa o información de las imágenes etiquetadas previamente por el clasificador.

Cuando se conoce de antemano la naturaleza de la colección o el número de categorías disponibles en ella se pueden proponer funciones de similitud, como las propuestas en Cui, Wen, y Tang (2008); Zhang et al. (2009), para determinar qué tan relacionadas están las imágenes con categorías preestablecidas y así determinar, de acuerdo a una medida de similitud, la relevancia entre cada una de las imágenes y la consulta realizada. En (Gong, Peng, y Li, 2007) también se propone una medida para identificar la calidad de la lista de resultados obtenidos, posteriormente mediante la medida de calidad propuesta, se determina una retroalimentación de relevancia automática para luego reubicar los elementos restantes de la lista. En Natsev et al. (2007) se propone un método de ordenamiento basado en la expansión de conceptos visuales fijos. Ordena las imágenes resultantes de acuerdo a qué tantos conceptos hay en común entre las imágenes y la consulta.

En Wang, Yang, y Tian (2009) se propone un método de propagación de similitud entre imágenes para combinar las diferentes características visuales utilizadas para representar a las imágenes. Al tener información sobre el tipo de imagen y su cate-

goría se reduce el número de intenciones de búsqueda posibles y se puede prescindir del enfoque de retroalimentación de relevancia. Lamentablemente existen pocos escenarios tan controlados y en los que se disponga de antemano con información suficiente para construir funciones de similitud.

Algunos métodos, como el propuesto en (Lee, Park, y Choi, 2001), utilizan la información mutua entre palabras que describen a las imágenes recuperadas para construir grupos de documentos comunes. Después de recuperar las imágenes, utilizan algoritmos de agrupamiento para relacionar conjuntos de imágenes, luego, con base en estos grupos mejora el orden de las imágenes de acuerdo a la similitud con la consulta. En este mismo grupo, se encuentra el trabajo propuesto en (Choochaiwattana and Spring, 2009) el cual utiliza anotaciones previas hechas por un grupo de usuarios de las imágenes, para indexarlas y con ayuda de esos índices realizar un ordenamiento basándose en la información común de dichas imágenes anotadas. O también el método propuesto en (Berg, 2009) el cual propone identificar y colocar las imágenes canónicas en las primeras posiciones de una lista de imágenes. Para ello agrupa las imágenes similares a la consulta y luego, mediante una función de similitud, determina cuales de las imágenes agrupadas son relevantes.

Otros trabajos construyen, tomando en cuenta la colección completa de imágenes y su información relacionada, modelos probabilistas que permitan calcular la probabilidad de que una imagen sea relevante a una consulta o pertenezca a un grupo de imágenes. En (Lin, Jin, y Hauptmann, 2003; Jun and Lei, 2009) proponen un método de ordenamiento de imágenes Web, basado en un modelo probabilístico que evalúa la relevancia del documento *HTML* que lleva a la imagen, y le asigna una probabilidad de relevancia a dicha imagen con base en la probabilidad de relevancia del documento contenedor. En (Jun and Lei, 2009) proponen un método de ordenamiento basado en la densidad relativa para mejorar la probabilidad obtenida por asignar una clase a un grupo de imágenes. Entre mayor sea el número de imágenes preprocesadas para construir el modelo, mejor será el desempeño del mismo. Cuando la colección está en constante cambio, reconstruir el modelo se vuelve una tarea costosa y más si no se dispone de información suficiente para clasificar correctamente a las nuevas imágenes y calcular las probabilidades necesarias. En (Li et al., 2001) definen un modelo de correlación entre imágenes, bajo la suposición de que dos imágenes son semánticamente similares si son etiquetadas como relevantes en la etapa de retroalimentación de relevancia. Utilizan la información de correlación entre imágenes para mostrar al usuario,

imágenes relevantes similares en la lista de resultados obtenidos. En (Ke et al., 2008) se describe un sistema de recuperación de imágenes basada en el reconocimiento de objetos y se propone un modelo de configuración espacial que utiliza un enfoque de bolsa de palabras visuales para representar los objetos adyacentes y así mejorar el orden de las imágenes al identificar propiedades espaciales comunes entre ellas.

En (Richter et al., 2010) se propone un método de ordenamiento de una colección de imágenes descritas mediante atributos multimodales y representadas por medio de un grafo para medir su similitud. Este método utiliza un algoritmo *random walk* para encontrar las imágenes más similares y relevantes a una consulta textual. También está basado en grafos el método propuesto en (Yeung et al., 2006), donde se utiliza un método basado en análisis de cobertura de tópicos para medir el grado de información mutua en las imágenes y así agrupar las imágenes relevantes de las que no lo son. También se propone una medida para obtener el grado de importancia que tiene una imagen para mejorar la relevancia de un tópico y así reducir la ambigüedad en las intenciones de búsqueda del usuario.

Por último, existen métodos que fusionan listas de resultados de varios SRIs para la misma consulta, con el fin de obtener una lista que mejore el orden de cualquiera de las listas base tomadas en consideración. Se utilizan SRIs que toman en cuenta diferentes tipos características y/o mecanismos de recuperación con el fin de obtener un mayor número de imágenes relevantes. Por lo general estos métodos basan su fusión de listas en el *efecto eco*, el cual supone mayor relevancia a aquellas imágenes que son mencionadas en las primeras posiciones en mas listas de resultados (Zhu, Yeh, y Cheng, 2006; Jović et al., 2006; Pham et al., 2007). En Escalante et al. (2008b) se concluye que la decisión de qué listas combinar y cómo combinarlas es una tarea complicada ya que no siempre se obtienen los mejores resultados al fusionar las mejores listas, además es necesario tener un número considerables de SRIs con diferentes enfoques de recuperación para obtener una mayor precisión en los resultados.

### 3.4. Análisis

Los trabajos unimodales descritos en la sección 3.1 no toman en cuenta la información que puede proporcionar otro tipo de atributos. Al igual que los métodos multimodales de la sección 3.1, el método propuesto utiliza la información del contenido visual y textual que permita identificar las imágenes relevantes de las que no

lo son, pero no centra el ordenamiento en la similitud inmediata que existe entre la descripción de las imágenes y la consulta, sino busca iterativamente las diferencias entre las imágenes relevantes y las irrelevantes, además de incluir más información que sólo la obtenida de las descripciones.

En la sección 3.2 se describieron métodos que utilizan primordialmente el enfoque automático de retroalimentación de relevancia para aproximar la intención de búsqueda del usuario e identificar mejor las imágenes relevantes. El problema con los métodos automáticos descritos es que hacen y se basan en suposiciones sobre los conceptos visuales que no pueden generalizarse para todos los escenarios de búsqueda. El método propuesto puede utilizar retroalimentación de relevancia automática o manual, y aunque la retroalimentación de relevancia es una parte importante del método, el método no depende de esta técnica para la identificación de imágenes relevantes, ya que cuenta con la diferencia interna entre imágenes que interviene en las ocasiones en que la retroalimentación no ayuda a seleccionar las imágenes relevantes.

Como se vio en la sección 3.3 existen una gran variedad de técnicas para la mejora del ordenamiento de imágenes recuperadas. Los métodos que construyen clasificadores necesitan de una gran cantidad de elementos positivos y negativos para obtener una clasificación con resultados aceptables, este requisito necesita de una gran cantidad de recurso de cómputo así como la previa identificaciones de elementos para cada clase. El método propuesto sólo necesita la identificación, mediante la retroalimentación de relevancia, de algunas imágenes relevantes dentro de la lista recuperada e iterativamente identifica más imágenes relevantes con las cuales mejorar las selecciones futuras. Los métodos que generan funciones de similitud, aunque no consumen los recursos de los que métodos que construyen clasificadores, necesitan conocer la naturaleza de la colección, así como la información de las clases de imágenes para generar las funciones. En colecciones controladas estos métodos obtienen resultados aceptables, pero en colecciones donde no se tiene tanta información previa, resulta costoso e inexacto construir tantas funciones como clases se tengan. El método propuesto puede ser utilizado en colecciones de diferente índole y no necesita de información previa más que la comúnmente entregada por los SRIs, como el orden original de las imágenes recuperadas, la retroalimentación de relevancia y la consulta realizada. Los métodos analizados que utilizando modelos probabilistas para determinar la relevancia de una imagen incluyen información mutua entre las imágenes así como información *a priori* sobre la relevancia de las imágenes para cada consulta, pero requieren analizar

toda la colección para recalcular los valores de probabilidad respecto a las clases, y a las consultas. Aunque obtienen resultados aceptables para ciertas consultas, sus limitantes son el costo que implica recalcular los valores de probabilidad así como obtener la información necesaria para hacerlo, y el discriminar las intenciones de búsqueda menos probables. El método propuesto no requiere de procesar la colección completa, y discrimina las posibles intenciones de búsqueda de acuerdo a la retroalimentación de relevancia y a las diferencias internas y externas del CAM. Los métodos de fusión de listas propuesto basan su ordenamiento en las imágenes y su posición en listas obtenidas por diferentes SRIs que comúnmente utilizan atributos de imágenes diferentes. Los problemas de estos métodos son el tener que acceder a la colección para cada uno de los SRIs utilizados y suponer que todos ellos coincidirán en la intención de búsqueda para así lograr que más imágenes sean comunes en las listas recuperadas. Estos métodos son sensibles a la diversidad de posibles imágenes relevantes. El método propuesto utiliza la idea de identificar imágenes relevantes mediante diferentes atributos, pero combina el ordenamiento de acuerdo a la información mutua entre ellas así como a la información externa modelada por el CAM, y no sólo a su posición y redundancia.

Se eligió utilizar como modelo un campo aleatorio de Markov porque éste permite representar y combinar toda la información definida anteriormente mediante la definición de sus parámetros. El método propuesto no requiere procesar la colección completa de imágenes, ya que sólo considera la lista obtenida por el SRI. El método se describe en detalle en el capítulo 5.

En este capítulo se mostraron las principales limitantes de la tarea de recuperación de imágenes, las cuales motivan a la tarea de ordenamiento de imágenes recuperadas que también fue definida. Se muestran tres diferentes clasificaciones de los trabajos que proponen soluciones a esta tarea, vistas desde la perspectiva de los atributos utilizados, del tipo de retroalimentación de relevancia y de los modelos propuestos para realizar el ordenamiento. Al final de este capítulo se realiza un análisis y se contrastan las principales diferencias entre los métodos existentes y el método de ordenamiento propuesto.



# Campos aleatorios de Markov

---

En este capítulo se plasma la descripción de los campos aleatorios de Markov, sus parámetros y algoritmos de optimización. Este modelo gráfico probabilista es utilizado por el método propuesto para combinar toda la información que permita diferenciar a las imágenes relevantes.

## 4.1. Definición

Un Campo Aleatorio de Markov (CAM) es un modelo gráfico probabilista que combina conocimiento externo dado por observaciones con conocimiento obtenido de las interacciones de las variables con sus vecinas (Li, 1994). La motivación de los CAMs viene originalmente de la estadística física (Chellappa, 1993).

El concepto de Campo Aleatorio de Markov procede del intento de colocar dentro de un marco probabilista general un modelo físico específico conocido como modelo de Ising. En este modelo se trata de explicar hechos empíricos observados en materiales ferromagnéticos. Los CAM son una extensión de las cadenas de Markov, en los cuales el índice del tiempo se sustituye por índice espacial (Chellappa, 1993).

La formulación del modelo de Ising es la siguiente: Considere una secuencia  $0, 1, 2, 3, \dots, n$  de puntos en una línea. En cada punto o sitio existe un pequeño dipolo que en cualquier momento puede tomar uno de dos valores: + ó -. El modelo le asigna a cada una de las posibles configuraciones de valores una medida de probabilidad. El valor de cada dipolo está influenciado por el valor de sus dipolos vecinos. A esta medida se le conoce como *Campo Aleatorio* (Kindermann, 1980). La Figura 4.1 muestra gráficamente la formulación del modelo de Ising.

Existen dos factores que determinan la probabilidad de una configuración de val-

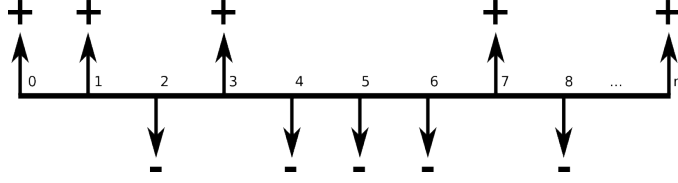


Figura 4.1: Esquema del modelo de Ising. Una línea con  $n$  dipolos, en el que cada uno de ellos puede tomar 1 de dos posibles valores: + ó -.

ores. La primera es la probabilidad *a priori* de cada estado, que se ejemplifica con un campo magnético externo. La segunda es la probabilidad conjunta, representada por la intersección de los campos magnéticos de los dipolos vecinos.

Formalmente se puede definir un campo aleatorio de Markov como sigue: Sean  $F = \{F_1, F_2, \dots, F_n\}$  variables aleatorias dentro de un conjunto  $S$ , donde cada  $F_i$  puede tomar un valor  $f_i$  de un conjunto de valores  $L$ . A  $F$  se le conoce como campo aleatorio, y a la instanciación de cada una las variables  $F_i \in F$  con un valor  $f_i$ , se le llama configuración de  $F$ , por lo tanto, la probabilidad de que una variable aleatoria  $F_i$  tome el valor  $f_i$  se denota como  $P(f_i)$ , y la probabilidad conjunta es denotada como  $P(F_1 = f_1, F_2 = f_2 \dots, F_n = f_n)$ .

Se dice que un campo aleatorio es un campo aleatorio de Markov si éste tiene la propiedad de *localidad*, es decir que el campo satisfaga la siguiente propiedad:

$$P(f_i | f_{S-\{i\}}) = P(f_i | f_{N_i}) \quad (4.1.1)$$

donde  $S - \{i\}$  representa el conjunto  $S$  sin el elemento  $i$ ,  $f_{N_i} = \{f_{i'} | i' \in N_i\}$ , y  $N_i$  representan el conjunto de variables vecinas del nodo  $f_i$ .

Un sistema de vecindad para  $S$  se define como:

$$V = \{V_i | \forall_i \in S\} \quad (4.1.2)$$

y cumple con las siguientes propiedades:

- 1.- Un sitio no es vecino de si mismo.
- 2.- La relación de vecindad es mutua.

La probabilidad conjunta puede expresarse como:

$$P(f) = \frac{e^{-U_p(f)}}{Z} \quad (4.1.3)$$



donde  $Z$  es conocida como la función de partición o constante de normalización, y  $U_p(f)$  es conocida como la función de energía. La función de energía  $U_p(f)$  representa la información externa e interna necesaria para cambiar o no el valor de una variable aleatoria.

La configuración óptima es obtenida cuando se minimiza la función de energía  $U_p(f)$ , obteniendo un valor para cada una de las variables aleatorias en  $F$ .

Obtener la configuración de menor energía (mayor probabilidad) es una operación muy costosa, por lo que plantea como un problema de optimización. Es decir que se busca la configuración de mayor probabilidad, sin tener que calcular directamente las probabilidades de cada configuración.

Para plantear la obtención de la configuración más probable, como un problema de optimización, se necesitan definir 3 componentes principales (Chellappa, 1993):

- 1.- Representación del CAM. Se representan las variables aleatorias del CAM, así como sus valores, su sistema de vecindad y los potenciales asociados a los dos factores de probabilidad.
- 2.- Función objetivo. Se define la función de energía, que incluya los potenciales definidos anteriormente, el objetivo es minimizar esta función de energía para encontrar el valor más probable para una variable.
- 3.- Algoritmo de optimización. Se selecciona un algoritmo que permita seleccionar el valor más apropiado para la variable analizada, de acuerdo al valor obtenido por la función de energía.

El algoritmo básico para encontrar la configuración más probable en un CAM, es el siguiente:

- 1.- Inicializar cada variable del CAM con un valor aleatorio.
- 2.- Hasta que el CAM converja o se cumplan  $N$  iteraciones, para cada variable del CAM:
  - 2.1 Calcular el valor de energía de cada variable con base en la función de energía.
  - 2.2 De acuerdo a un algoritmo de optimización, seleccionar el posible valor para la variable.

### 3.- Obtener la configuración óptima.

Los algoritmos de optimización tienen como función el seleccionar el valor adecuado para cada variable aleatoria durante cada iteración del algoritmo. De acuerdo a esa característica, los algoritmos usados comúnmente son tres. En primer lugar está el algoritmo Metrópolis, el cual selecciona, con una probabilidad fija, el estado con mayor energía. En segundo lugar está el algoritmo Recocido Simulado, el cual, a lo largo de la ejecución del algoritmo, va decrementando la probabilidad de seleccionar el estado de mayor energía. El tercero es el algoritmo ICM, el cual toma siempre el estado de menor energía (Chellappa, 1993; Li, 1994).

Para obtener la configuración óptima del CAM existen básicamente dos variantes. La primera, y más utilizada, es tomar el valor obtenido para cada variable al final de las iteraciones. La segunda es tomar el valor con mayor frecuencia obtenido de acuerdo a la frecuencia de aparición del valor a lo largo de la ejecución del algoritmo (Chellappa, 1993).

Los campos CAMs son modelos muy utilizados en el área de análisis de imágenes, por ejemplo en aplicaciones a la eliminación del ruido. Pero también son utilizados en el área de etiquetado automático de imágenes, proveyendo de información contextual al etiquetado y permitiendo realizar selección de etiquetas más precisa. Otra área de reciente investigación es el utilizar los CAMs para agrupamiento de documentos, utilizando la característica de este modelo de incluir información de documentos de una vecindad bien definida, que de manera abstracta representan grupos de documentos.

En este capítulo se definió formalmente el modelo de campos aleatorios de Markov, sus parámetros principales, tales como la función de energía y el esquema de vecindad; así como los algoritmos generales necesarios para iterar el modelo y encontrar la configuración más probable de valores para las variables aleatorias.

# Método de ordenamiento de imágenes basado en un CAM

---

La construcción del método propuesto se dividió en 2 etapas. La primera etapa consistió en proponer un método unimodal que toma sólo características visuales o textuales para mejorar el ordenamiento original obtenido por un SRI. La segunda etapa estribó en proponer un método multimodal que utiliza y combina la información de los métodos unimodales para obtener mejores resultados que los obtenidos por la primera etapa y, por ende, por el SRI base.

En este capítulo se describen cada uno de los métodos propuestos, estableciendo cada uno de los parámetros que se definirán en el Capítulo 6 para realizar los experimentos y la evaluación correspondiente.

## 5.1. Descripción del método unimodal

El esquema general del método propuesto para ordenar las imágenes obtenidas por un SRI se muestra en la Figura 5.1. Dada una consulta el SRI recupera, de una colección de imágenes una lista de imágenes ordenadas por relevancia según los criterios de relevancia del SRI. De esta lista de resultados se seleccionan las imágenes relevantes mediante una técnica de retroalimentación de relevancia, para generar la configuración inicial del método propuesto. Para cada una de las imágenes de la lista de resultados se extraen sus características textuales y/o visuales para generar una descripción de la imagen.

El conjunto de atributos textuales y/o visuales de las imágenes recuperadas, la consulta realizada por el usuario y la lista de imágenes seleccionadas como relevan-

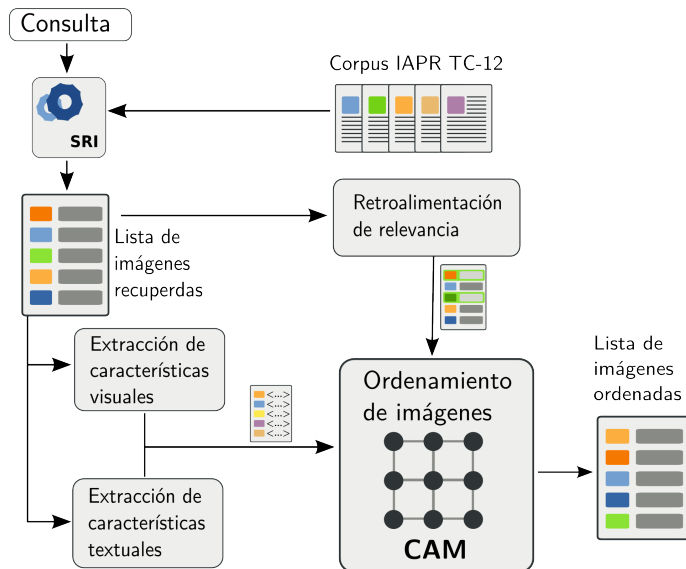


Figura 5.1: Esquema general del método unimodal propuesto. Como entrada, el método propuesto toma la lista original obtenida por un SRI. Después, mediante el uso de un CAM, separa las imágenes relevantes del resto para construir una nueva lista con un orden más apropiado que el de la lista original.

tes se introducen como parámetros al campo aleatorio de Markov para realizar el ordenamiento. El CAM, mediante el uso de una función de energía, separa las imágenes relevantes de las no-relevantes, y con estas genera una lista en la que en primer lugar aparecen las imágenes seleccionadas como retroalimentación, luego las imágenes relevantes identificadas por el CAM y en último lugar, las imágenes identificadas como no-relevantes. Se respeta el orden original obtenido por el SRI al colocar las imágenes relevantes e irrelevantes. La lista obtenida por el método propuesto debe mejorar el ordenamiento de la lista original, en términos de la medida MAP.

### 5.1.1. Definición del campo aleatorio de Markov

Como se definió en el Capítulo 4 los campos aleatorios de Markov modelan procesos en los que se busca encontrar la configuración de valores más probable para un conjunto de variables aleatorias.

Para construir el CAM propuesto se necesitó definir 6 parámetros: un número de variables; los valores posibles para las variables; un esquema de vecindad que indique cuales serán los vecinos de cada variable; un algoritmo de optimización para la selección de valores; además de una función de energía que indique si una variable debe cambiar o no su valor; esta función debe tomar en cuenta los valores de los

vecinos de la variable en cuestión e información externa.

Se representó a cada imagen como una variable aleatoria con 2 posibles valores: *relevante* e *irrelevante*. Para comparar la relación entre todas las imágenes, se definió un esquema de vecindad en el que cada variable tiene como vecinas al resto de las variables, es decir las imágenes.

La configuración inicial del CAM se obtiene al utilizar la retroalimentación de relevancia, ya que estará determinada por las imágenes seleccionadas como relevantes inicializadas con valor *relevante* y las no seleccionadas inicializadas con el valor contrario. Para iterar el CAM se utilizó el algoritmo de optimización ICM, el cual prefiere el valor de la variable con el que se obtenga menor energía.

La función de energía propuesta combina dos factores: la diferencia entre imágenes de la lista de imágenes (*diferencia interna*); y la información externa, obtenida de del orden en la lista original y de la diferencia de cada imagen con la consulta (*diferencia externa*). La diferencia interna corresponde al potencial de interacción y la diferencia externa al potencial de observación. La Ecuación 5.1.1 define de la función de energía general propuesta.

$$U(I) = \lambda V_c(I) + (1 - \lambda)V_a(I) \quad (5.1.1)$$

donde  $V_c$  es el potencial de interacción e indica la diferencia entre la variable aleatoria  $I$  y sus vecinas, lo cual representa el apoyo que dan los vecinos de una variable para que cambie o mantenga su valor.  $V_a$  es el potencial de asociación y representa la influencia de la información externa, representada por el ordenamiento original del SRI y la diferencia de una cada imagen con consulta.  $\lambda$  es un factor que le dá más peso  $V_c$  ( $\lambda = 1$ ), a  $V_a$  ( $\lambda = 0$ ) o igual relevancia a ambos ( $\lambda = 0,5$ ).

### **Función de energía**

El potencial de interacción  $V_c$  está compuesto por dos factores. El primero representa el apoyo que le dan las variables vecinas a una variable  $I_i$  con el mismo valor. El segundo representa el rechazo que le dan las variables vecinas a una variable  $I_i$  con valor distinto. Ambos factores hacen uso de una función de diferencia, que puede utilizar atributos visuales o textuales para encontrar la diferencia entre imágenes. El potencia  $V_c$  fue definido como lo muestra la Ecuación 5.1.2.

$$V_c(I_i) = \begin{cases} \frac{\sum_j^M dif(I_i, I_j)}{M} + (1 - \frac{\sum_j^N dif(I_i, I_j)}{N}) \\ \text{si } I_i = \textit{irrelevante} \\ \\ \frac{\sum_j^N dif(I_i, I_j)}{N} + (1 - \frac{\sum_j^M dif(I_i, I_j)}{M}) \\ \text{si } I_i = \textit{relevante} \end{cases} \quad (5.1.2)$$

En la Ecuación 5.1.2 el valor  $N$  representa el número de variables vecinas de  $I_i$  con valor relevante. Mientras que  $M$  representa el número de variables vecinas de  $I_i$  con valor irrelevante.

El potencial de asociación  $V_a$  también está compuesto por dos factores. El primero representa la diferencia entre la imagen  $I_i$  y la consulta. El segundo fija un valor numérico real a la posición de la imagen  $I_i$  en la lista original. El potencial  $V_a$  fue definido como lo muestra la Ecuación 5.1.3:

$$V_a(I_i) = \begin{cases} (1 - difq(I_i, q)) \times \theta(posinv(I_i)) \\ \text{si } I_i = \textit{irrelevante} \\ \\ difq(I_i, q) \times \theta(pos(I_i)) \\ \text{si } I_i = \textit{relevante} \end{cases} \quad (5.1.3)$$

donde  $q$  representa a la consulta, descrita por sus atributos visuales o textuales y es utilizada por la función  $difq(I_i, q)$  para encontrar su diferencia con la imagen.

La función  $\theta(pos(I_i))$  mapea la posición ( $pos(I_i)$ ) o posición inversa ( $posinv(I_i)$ ) de  $I_i$  en la lista de imágenes recuperadas, a un valor numérico real para apoyar o castigar a la imagen de acuerdo su posición. Esta función está inspirada en el modelo de Mallows (Cheng and Hüllermeier, 2009), el cual asigna un valor de probabilidad a elementos dependiendo de la distancia a un posición fija, la probabilidad es mayor conforme más cercano se esté de la posición y menor entre más grande sea la distancia a este punto. Este modelo requiere de dos parámetros, el primero es el parámetro de posición el cual indica la distancia del elemento, el segundo es el parámetro de dispersión, el cual determina qué tan rápido decrece la probabilidad asignada. Para normalizar los valores obtenidos, el modelo de Mallows incluye una constante de normalización.

La función  $\theta$  está definida en la Ecuación 5.1.4, donde el parámetro  $p$  representa

el parámetro de posición  $e$  indica el lugar de la imagen dentro de la lista de imágenes recuperadas. El segundo parámetro es el parámetro de dispersión  $d$  e indica qué tan rápido se comenzará a aumentar el valor real de acuerdo a la posición de la imagen. La función  $\theta$  obtiene valores reales pequeños de acuerdo a qué tan cercana a las primeras posiciones se encuentre la imagen, ésta función está acotada entre 0 y 1, para ello se utilizará una constante de normalización  $\pi$ .

$$\theta(x) = \frac{\exp(\frac{x}{d})}{\pi} \quad (5.1.4)$$

El parámetro  $d$  de la Ecuación 5.1.4 indica el inicio del aumento exponencial de los valores numéricos reales, es decir la posición desde la cual comenzarán a ser castigadas las posiciones de la lista recuperada, mayores al parámetro  $d$ .

La función de energía, al definir cada uno de sus potenciales, adquiere la siguiente forma mostrada en la Ecuación 5.1.5.

$$U(I_i) = \begin{cases} \lambda \left( \frac{\sum_j^M dif(I_i, I_j)}{M} \right) + \left( 1 - \frac{\sum_j^N dif(I_i, I_j)}{N} \right) + (1 - \lambda)(1 - difq(I_i, q)) \times \theta(posinv(I_i)) \\ \text{si } f = \textit{irrelevante} \\ \\ \lambda \left( \frac{\sum_j^N dif(I_i, I_j)}{N} \right) + \left( 1 - \frac{\sum_j^M dif(I_i, I_j)}{M} \right) + (1 - \lambda)difq(I_i, q) \times \theta(pos(I_i)) \\ \text{si } f = \textit{relevante} \end{cases} \quad (5.1.5)$$

Donde el factor de peso  $\lambda$  indica a qué potencial se le da mayor o menor importancia al evaluar la función de energía.

Las funciones utilizadas para obtener la diferencia textual y visual entre las imágenes, así como con la consulta, serán descritas en las secciones siguientes.

### 5.1.2. Atributos textuales utilizados

Para representar a las imágenes mediante atributos textuales se utilizó el texto asociado a cada una de ellas. Para representar la consulta sólo se tomó en cuenta la parte textual de la consulta.

Para la función de energía propuesta, descrita en la sección anterior, se definieron las funciones de diferencia particulares para los atributos textuales seleccionados.

La distancia utilizada para medir la diferencia entre variables está definida según la Ecuación 5.1.6.

$$dif(I_i, I_j) = 1 - \frac{|I_i \cap I_j|}{|I_i \cup I_j|} \quad (5.1.6)$$

este coeficiente mide el número de palabras comunes entre las imágenes  $I_i$  y  $I_j$ .

En el potencial  $V_a$  se define, mediante la función  $difq(I_i, q)$ , la diferencia entre cada una de las imágenes obtenidas y la consulta dada, ésta función tiene la forma indicada en la Ecuación 5.1.7:

$$difq(I_i, q) = \frac{|I_i \cap q|}{|q|} \quad (5.1.7)$$

esta diferencia mide cuantos elementos de la consulta  $q$  están contenidos en la representación textual de la imagen  $I_i$ .

Para el potencial  $V_a$  también se define la función que mapea el ordenamiento obtenido por el SRI a un valor real. La función  $\theta(pos(I_i))$  tiene la forma de la Ecuación 5.1.8.

$$\theta(x) = \frac{\exp(\frac{x}{20})}{\exp(5)} \quad (5.1.8)$$

donde el parámetro  $d = 20$  indica que a partir de la posición 20 la función  $\theta(x)$  comenzará a castigar dichas posiciones, dando mayores valores reales. La constante de normalización  $\pi$  fue fijada al valor  $\exp(5)$  de tal manera que los valores obtenidos de la función  $\theta$  queden normalizados entre 0 y 1. Esta función premia, según su posición, a las imágenes de entre los primeros 20 lugares en la lista original y penaliza a las restantes entre mayor sea su posición.

### 5.1.3. Atributos visuales utilizados

Para describir el contenido visual de las imágenes recuperadas se utilizaron, al contrario de el caso de la representación textual, sólo las imágenes recuperadas y no la descripción textual. Para las consultas, de igual manera, sólo se utilizó la información proveniente de los atributos visuales SIFT.

Cada una de las características SIFT encontradas para la imagen fue almacenada en un vector, el cual se utilizó para representar y comparar a las imágenes. El tamaño



del vector es variable, de acuerdo al número de atributos SIFT encontrados en la imagen.

Para utilizar los atributos visuales se definieron otras medidas de diferencia, tanto para el potencial  $V_c$  como para el potencial  $V_a$ .

En el caso del potencial  $V_c$ , la función de diferencia entre imágenes recuperadas fue descrita como lo indica la Ecuación 5.1.9:

$$dif(I_i, I_j) = 1 - \frac{2 \times match(I_i, I_j)}{num(I_i) + num(I_j)} \quad (5.1.9)$$

donde  $match(I_i, I_j)$  es una función que indica el número de puntos SIFT que tienen en común la imagen  $I_i$  y la imagen  $I_j$ . Esta función puede ser sustituida, en el caso de que se utilicen otros atributos visuales en vez de los atributos SIFT, por una función que guarde la misma relación de similitud entre imágenes.

Por otro lado, para el caso del potencial  $V_a$ , la diferencia entre imágenes y la consulta, que puede ser representada por  $N$  imágenes ejemplo, fue definida según lo muestra la Ecuación 5.1.10.

$$difq(f, Q) = 1 - \max\left(\frac{match(I_i, q_1)}{num(q_1)}, \frac{match(I_i, q_2)}{num(q_2)}, \dots, \frac{match(I_i, q_N)}{num(q_N)}\right) \quad (5.1.10)$$

donde la función  $match(I_i, q_1)$  obtiene los puntos SIFT en común entre la imagen  $I_i$  y la imagen ejemplo 1 de la consulta  $Q$ . La función  $max$  obtiene el máximo valor de diferencia, entre las imágenes de ejemplo  $q_1, q_2, \dots, q_N$  y la imagen  $I_i$ , es decir que se selecciona la imagen ejemplo con la que más diferencia hay. Para el caso de los experimentos realizados en este trabajo de investigación, y como se verá en el Capítulo 6, se utilizaron 3 imágenes de ejemplo para representar a una consulta. Para calcular los puntos SIFT de cada imagen se utilizó la implementación propuesta por Lowe (2004).

Al igual que en el caso de los atributos textuales, al función  $\theta$  fue definida utilizando los mismos valores para el parámetro  $d$  y la constante  $\pi$  quedando definida como lo indica la Ecuación 5.1.11.

$$\theta(x) = \frac{exp(\frac{x}{20})}{exp(5)} \quad (5.1.11)$$

La descripción del método propuesto permite agregar cualquier otra función, en

lugar de las propuestas, para encontrar la diferencia entre imágenes, permitiendo a trabajos futuros mejorar los resultados al proponer mejores descripciones del contenido visual de la imagen con funciones que aprovechen dichas descripciones.

## 5.2. Métodos de combinación de información

Una vez que se tiene definida la forma del método unimodal, es necesario proponer un método para combinar la información de los métodos unimodales. El método propuesto utiliza información multimodal, obtenida a partir de la combinación de atributos, para reordenar la lista de imágenes originales, buscando aprovechar las ventajas de ambos tipos de atributos y complementar las listas obtenidas por los métodos unimodales.

### 5.2.1. Método de fusión multimodal

El método de combinación propuesto combina la información de los métodos unimodales, con la intención de complementar las ventajas en cuanto a imágenes relevantes identificadas se refiere. Ya que se usan diferentes características, en los dos métodos unimodales para reordenar imágenes, las listas de resultados poseen imágenes relevantes que el otro método unimodal no permite identificar como tal. Por ello se busca combinar las representaciones, mediante la fusión de funciones de energía, para identificar un mayor número de imágenes relevantes. A esta combinación la nombramos como enfoque de fusión multimodal.

La Figura 5.2 muestra el esquema que describe el método propuesto basado en el enfoque de fusión multimodal. En este método se extraen ambos tipos de características y se combinan en una sola con por medio de la función de energía. Esta nueva función de energía es utilizada por el CAM para ordenar las imágenes. Visualmente se puede ver como si al mismo tiempo se ejecutaran los dos CAMs (visual y textual) y la energía de ambos se combinara para decidir entre cambiar o no el valor de la variable analizada.

La función de energía que permite esta combinación de información está definida con base en las dos funciones de energías independientes, la utilizada para los atributos textuales y para los atributos visuales. La función de energía propuesta se define en la Ecuación 5.2.1.

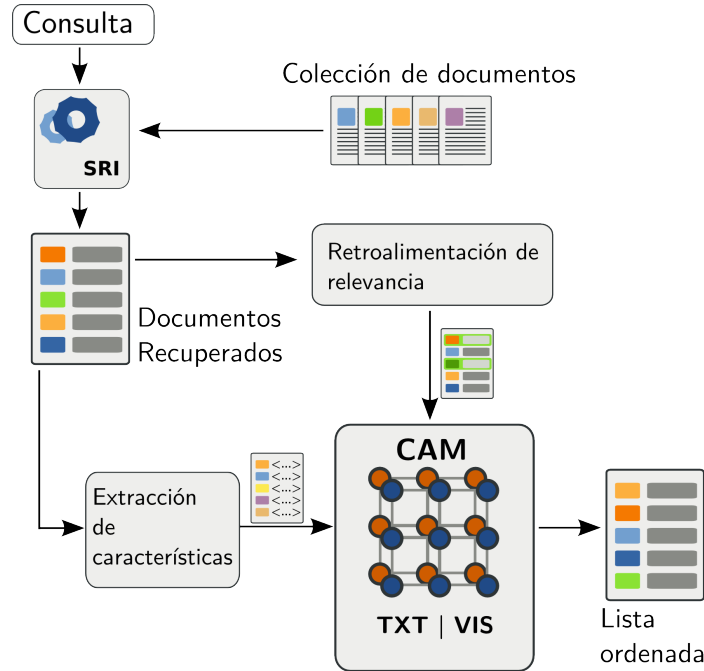


Figura 5.2: Esquema del método de combinación propuesto, basado en el enfoque de combinación multimodal.

$$U(I_i) = (\sigma)U_{txt}(I_i) + (1 - \sigma)U_{vis}(I_i) \quad (5.2.1)$$

El factor de peso  $\sigma$  da más importancia a la información proveniente de los atributos textuales ( $\sigma = 1$ ), de los atributos visuales ( $\sigma = 0$ ) o a ambas ( $\sigma = 0,5$ ). Las funciones de energía en el caso unimodal están definidas como se describieron en las secciones anteriores.

Existen dos enfoques muy utilizados para combinar información, cada uno de ellos realiza la combinación en diferentes etapas del método propuesto. Estos métodos son la retroalimentación intermedia (*Intermedia Feedback*) y la fusión tardía (*Late Fusion*).

### 5.2.2. Enfoque de retroalimentación intermedia

La Figura 6.10 muestra el esquema de combinación utilizada para este enfoque. La lista original es tomada como lista de entrada para uno de los métodos, la lista de resultados de este método es tomada como la lista de entrada del siguiente método.

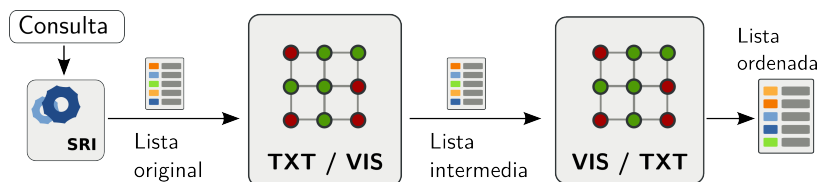


Figura 5.3: Esquema del método de combinación, basado en el enfoque retroalimentación intermedia.

La lista de resultados del último método es tomada como la lista ordenada final.

Sólo para el primer método se utiliza retroalimentación manual simulada. Para el segundo método se utiliza una retroalimentación automática, tomando los primeros  $N$  elementos de la lista resultante anterior. Los métodos propuestos para los atributos visuales y textuales son tratados como módulos independientes.

### 5.2.3. Enfoque de fusión tardía

La Figura 5.4 muestra el esquema del método propuesto para la combinación basada en el enfoque fusión tardía. Cada uno de los métodos unimodales es alimentado con la lista original recuperada por el SRI.

La lista resultante de cada método es combinada con el método CombMNZ, el cual está basado en posicionamiento y redundancia.

El método combMNZ, modificado para combinar los resultados de ambas listas es el siguiente:

- 1.- Normalizar los valores de los elementos de cada lista, con la función:  $r_i(f) = |L| - Rank(f) + 1$ .
- 2.- Para cada una de las imágenes de ambas listas calcular:
  - 2.1 El nuevo peso general mediante la función:  $w(f) = (r_1(f) + r_2(f))$ .
- 3.- Ordenar de mayor a menor los elementos, de acuerdo a los nuevos pesos calculados.

En este capítulo se definió de manera general el método de mejora del ordenamiento propuesto y se describieron cada uno de los parámetros necesarios. En seguida, de manera separada se definieron las funciones de energía necesarias para implementar el método unimodal visual y textual propuesto. Después se describió la función de energía para el método de fusión multimodal propuesto. Para finalizar, se

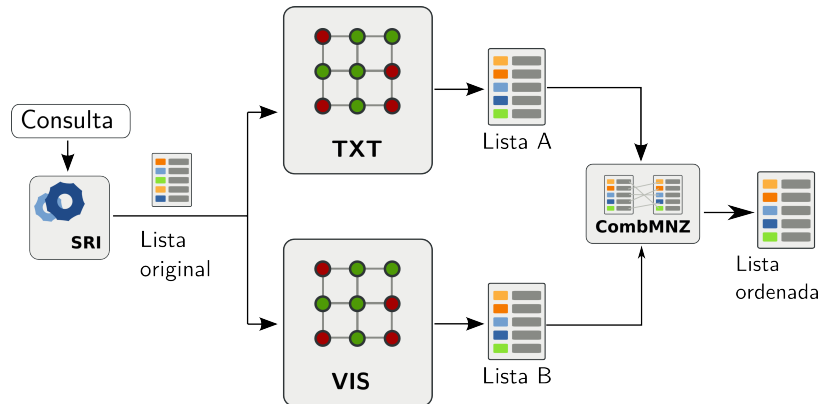


Figura 5.4: Esquema del método de combinación, basado en el enfoque fusión tardía.

definieron los elementos de los métodos de combinación implementados, que después serán utilizados como sistemas de combinación de información base, y que servirán como comparación contra el método de fusión multimodal.



# Experimentación y evaluación

---

En este capítulo se definen los parámetros necesarios para probar el método propuesto, se describen los recursos utilizados para la evaluación del mismo y se presentan los experimentos para obtener los resultados de cada una de las variantes del método propuesto. Además se muestra, mediante una prueba estadística, que la mejora obtenida por el método, con respecto al sistema base, es estadísticamente significativa.

## 6.1. Configuración de los experimentos

Los experimentos fueron diseñados enfocándose en seis objetivos principales.

- 1.- Mostrar el impacto de los potenciales de interacción y asociación en la identificación de imágenes relevantes.
- 2.- Verificar que los métodos unimodales propuestos mejoren los resultados obtenidos por el SRI.
- 3.- Verificar que el método de fusión multimodal propuesto mejore los resultados obtenidos por los métodos unimodales, y por ende al SRI.
- 4.- Mostrar que los resultados obtenidos por el método de fusión multimodal propuesto mejore los resultados de los métodos de combinación implementados basados en retroalimentación intermedia y fusión tardía.
- 5.- Comparar el impacto que tienen los atributos visuales y textuales sobre los resultados de los métodos propuestos.

- 6.- Verificar que las mejoras obtenidas por los métodos propuestos sean estadísticamente significativos respecto a los resultados del sistema base y a los resultados de otros métodos.

### 6.1.1. Recursos para la evaluación

Para realizar los experimentos se utilizaron los recursos del foro ImageCLEF 2008 para la tarea de recuperación de fotografías (Arni et al., 2008), que son: la colección de imágenes IAPR TC-12 que consta de un conjunto de imágenes de diferentes temas, y sus anotaciones textuales respectivas; un conjunto de 39 consultas (tópicos) de imágenes relevantes sobre la colección; los juicios de relevancia que indican qué imágenes son relevantes para cada consulta; y la lista de las primeras 100 imágenes recuperadas por uno de los SRI participante, (el SRI TIA TXTIMG (Escalante et al., 2008a)) utilizado como SRI base para el método propuesto. La colección IAPR TC-12 consiste de 20 000 fotografías a color tomadas en diferentes lugares del mundo. La tarea de recuperación de fotografías del foro Image CLEF 2008 consiste en 39, mostrados en la Tabla 6.1.

Cada una de las imágenes de la colección IAPR TC-12 tienen asignado un conjunto de 6 campos descriptivos: (1) un identificador único, (2) título, (3) una descripción textual del contenido semántico y visual del contenido de la imagen, (4) notas con información adicional, (5) lugar y (6) fecha de la fotografía. De estos campos sólo se tomaron las palabras del título y de la descripción textual para representar a las imágenes. La Figura 6.1 muestra un ejemplo de una imagen de la colección IAPR TC-12 y algunos de sus campos descriptivos.

La descripción completa de un tópico consiste en: (1) título del tópico, (2) narrativa sobre las imágenes relevantes que deben recuperarse, (3) el tipo de grupo al que pertenece el tópico y (4) tres imágenes relevantes de ejemplo. La Figura 6.2 muestra un ejemplo de consulta para la tarea de recuperación de fotografías del foro Image CLEF 2008. Sólo se tomaron las primeras 100 imágenes de la lista de resultados obtenida por el SRI TIA TXTIMG para cada una de las 39 consultas. Cada una de éstas listas fueron consideradas como la lista original por el método propuesto.

El sistema base TIA-TXTIMG obtiene una lista de imágenes recuperadas mediante la combinación de las listas de resultados de varios métodos de recuperación, proponiendo el enfoque de combinación heterogénea *HLFIRM* basado en el enfoque



Tabla 6.1: Conjunto de tópicos del foro ImageCLEF 2008 para la tarea de recuperación de fotografías.

ID	Título del tópico	ID	Título del tópico
2	church with more than two towers	3	religious statue in the foreground
5	animal swimming	6	straight road in the USA
10	destinations in Venezuela	11	black and white photos of Russia
12	people observing football match	13	exterior view of school building
15	night shots of cathedrals	16	people in San Francisco
17	lighthouse at the sea	18	sport stadium outside Australia
19	exterior view of sport stadium	20	close-up photograph of an animal
21	acomodation provided by host families	23	sports photos from California
24	snowcapped building in Europe	28	cathedral in Ecuador
29	views of Sydney's world-famous landmarks	31	volcanoes around Quito
34	group over water	35	bird flying
37	sights along the Inka-Trail	39	people bad weather
40	tourist destinations in bad weather	41	winter landscape in South America
43	sunset over water	44	mountains on mainland Australia
48	vehicle in South Korea	49	images of typical Australia animals
50	indoor photos of a church or cathedral	52	sports people with prizes
53	views of walls with unsymmetric stones	54	famous television (and telecommunications) towers
55	drawings in Peruvian deserts	56	photos of oxidised vehicles
58	seals near water	59	creative group pictures in Uyuni
60	salt heaps in salt pan		

*Late Fusion of Independent Retrieval Methods (LFIRM)*. HLFIRM consiste en construir varios SRIs de diferentes modalidades (textuales o visuales) utilizando subconjuntos de la misma colección de documentos. En tiempo de recuperación, cada uno de los SRIs regresa una lista de imágenes relevantes recuperadas, que luego serán combinadas para formar una sola lista final (Escalante et al., 2008b).

La lista combinada obtenida por el SRI TIA TXTIMG fue construida manteniendo en las primeras posiciones a los  $y$  documentos mejores calificados. El conjunto de SRIs utilizados por el SRI TIA-TXTIMG consta de: dos SRIs visuales, 10 SRIs textuales y 4 SRIs con ambas modalidades.

Para evaluar el método propuesto se utilizaron dos enfoques de retroalimentación de relevancia. El primero fue automático, y consistió en seleccionar las primeras  $N$  imágenes relevantes, bajo el supuesto de que son relevantes por estar en las primeras posiciones de la lista recuperada por el SRI. El segundo fue un enfoque manual; ya que



```
<TITLE>The Plaza de Armas</TITLE>
<DESCRIPTION>a yellow building with white columns in the background;
two palm trees in front of the house; cars parked in front of the
house; a woman and a child are walking over the square;</DESCRIPTION>
<NOTES>The Plaza de Armas is one of the most visited places in
Cochabamba. The locals are very proud of the colourful buildings</NOTES>
<LOCATION>Cochabamba, Bolivia</LOCATION>
```

Figura 6.1: Ejemplo de una imagen de la colección IAPR TC-12 más su conjunto de campos descriptivos. Cada imagen de la colección tiene asignada algunos campos descriptivos que especifican el contenido visual de la imagen, por ejemplo el *título*, *descripción* y *notas* de la imagen.



```
<num> 2 </num>
<title> church with more than two towers</title>
<cluster> city </cluster>
<narr> Relevant images will show a church, cathedral or a mosque with
three or more towers.</narr>
<image> SampleImages/02/16432.jpg </image>
<image> SampleImages/02/37395.jpg </image>
<image> SampleImages/02/40498.jpg </image>
```

Figura 6.2: Ejemplo de una consulta para la tarea de recuperación de fotografías del foro Image CLEF 2008. Cada consulta incluye, entre otros campos, un campo *título* que resume el objetivo de la consulta, y un campo *narrativa* que especifica textualmente qué imágenes son relevantes para la consulta.

se conocen los juicios de relevancia (del foro Image CLEF 2008) se puede simular la selección de imágenes relevantes correctas hechas por un usuario, por ello llamaremos

a esta retroalimentación *retroalimentación simulada*.

Se realizaron los experimentos para las 39 consultas y se utilizó la medida MAP, definida en la Sección 2.3 para evaluar el desempeño de los métodos propuestos.

## Prueba de significancia estadística

Las pruebas de significancia estadística están diseñadas con el objetivo de mostrar que, dados los resultados de varios experimentos, existe una diferencia estadística entre dos hipótesis, es decir que la diferencia sea consecuencia de los métodos que originaron las hipótesis, y no producto del azar. La primera hipótesis es conocida como la hipótesis nula y representada por  $H_0$ , se busca que ésta hipótesis no cambie, por ejemplo que no exista diferencia entre las medias de una población o entre dos muestras (Kanji, 1993). Se define el nivel de confianza, de una prueba estadística, como el riesgo que se toma para rechazar  $H_0$  cuando ésta es un hecho verdadero, y se denota mediante  $\alpha$ . Comúnmente el valor de  $\alpha$  es elegido como un porcentaje entre 0 y 10. En general, las pruebas estadísticas proveen información de la cual se puede juzgar la significancia de un incremento o decremento en algún resultado.

Existen muchas pruebas estadísticas en la literatura, el uso o no de alguna de ellas radica en la información disponible y en el objetivo de dichas pruebas estadísticas. Para el caso del problema de recuperación de información y de mejora de ordenamiento de elementos recuperados, la prueba más utilizada, debido a las características particulares de la misma, es la prueba *paired t-student*. La prueba *paired t-student* consiste en investigar si existe diferencia entre dos medias de una población,  $\mu_1$  y  $\mu_2$ , sin hacer alguna suposición sobre las varianzas de la población (Kanji, 1993). Para utilizar la prueba *paired t-student* se debe tomar en cuenta que las muestras deben venir en pares y que dichas muestras deben obtenerse bajo idénticas o casi idénticas condiciones. Esta prueba estadística sigue una distribución conocida como *Student's distribution* con  $n - 1$  grados de libertad.

Para cada una de las pruebas de significancia estadística realizadas sobre los resultados del método propuesto se utilizó la prueba *paired-t student*. Se definió la hipótesis  $H_0$  como: *no existe diferencia entre los resultados del método propuesto y los resultados del SRI base*. Entonces se busca que con dichas pruebas se rechace esta hipótesis, para ello se fijó el factor de confianza  $\alpha = 5$  (0.05), es decir que se tendrá un 95 % de seguridad de no cometer el error de rechazar  $H_0$  incorrectamente.

## 6.2. Desarrollo de los experimentos

Dado que el método propuesto coloca a las imágenes de la retroalimentación de relevancia en las primeras posiciones, cada uno de los experimentos realizados se compara con (además del SRI base) una lista dónde sólo se reubicaron las imágenes de la retroalimentación al inicio de la lista, ésto con motivo de mostrar el impacto del método propuesto en la lista ordenada final. Por lo tanto, las tablas de resultados mostradas en las siguientes secciones, excepto para los experimentos con retroalimentación automática, anexarán resultados que incluyan la lista de valores obtenidos sólo con la retroalimentación simulada además de los resultados obtenidos por el método propuesto.

### 6.2.1. Métodos unimodales

El método individual propuesto fue probado al utilizar sólo atributos visuales o textuales. Para cada uno de ellos se variaron tres parámetros del CAM: el tipo de retroalimentación de relevancia, el número de imágenes seleccionadas como retroalimentación y el factor de peso  $\lambda$  que indica a qué potencial se le debe dar más importancia.

Los tipos de retroalimentación utilizados fueron 2: automático y simulado. Los números de imágenes seleccionadas como relevantes fueron: 1, 3, 5, 8 y 10. Los valores establecidos para el factor de peso  $\lambda$  fueron : 1, 0,8, 0,5, 0,3 y 0.

Los resultados mostrados en las tablas y figuras de las secciones siguientes indican una configuración específica de parámetros por línea o conjunto de puntos. La notación utilizada es la siguiente: una configuración del método se describe como  $FXLY$  o  $FXLiY$ , dónde  $X$  indica el número de imágenes tomadas como retroalimentación de relevancia;  $Y$  indica el valor de factor de peso  $\lambda$  al utilizar sólo atributos textuales ( $Lt$ ) o visuales ( $Li$ ). Las columnas representan el valor obtenido por los métodos comparados para cada una de las medidas correspondientes: precisión a los primeros 5 ( $P5$ ), 10 ( $P10$ ) y 20 ( $P20$ ) elementos recuperados y para la medida MAP.

#### Sólo atributos textuales

Las palabras extraídas de los campos *title* y *description* de cada una de las imágenes de la lista original, y de la consulta correspondiente, fueron agrupadas para

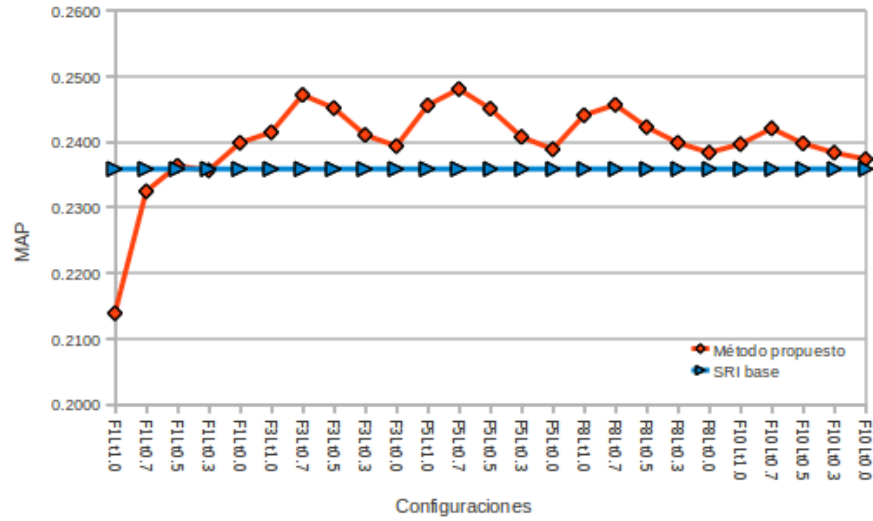


Figura 6.3: Resultados obtenidos por el método propuesto utilizando sólo atributos textuales y retroalimentación automática.

construir un vocabulario para cada una de las 39 consultas. Este vocabulario fue reducido al eliminar las palabras vacías.

Una vez que el vocabulario quedó libre de palabras vacías se construyó un vector binario del tamaño del vocabulario para cada imagen dentro de la lista original. Después, para cada una de estas imágenes se analizaron las ocurrencias de las palabras en el vocabulario dentro de sus descripciones y al encontrar una ocurrencia se actualizó el valor correspondiente en el vector a 1. En las palabras para las cuales no se encontraron ocurrencias se fijó el valor de 0. Al final cada imagen de la lista quedó descrita como un vector con valores binarios.

Al igual que las imágenes en la lista original, cada uno de las 39 consultas fue descrita de la misma manera utilizando el respectivo vocabulario reducido.

La Figura 6.3 muestra los resultados obtenidos por el método unimodal propuesto al utilizar sólo los atributos textuales y la retroalimentación automática. Las filas resaltadas representan las configuraciones del método con las cuales se obtuvieron los mejores resultados para el número de imágenes seleccionadas como retroalimentación. En la mayoría de las configuraciones el método propuesto mejoró al SRI base. Los resultados también muestran que en la mayoría de los casos, se obtienen los mejores valores al darle mayor importancia al potencial  $V_c$ , es decir a la información proveniente de sus vecinos relevantes, sin dejar de considerar la información (aunque en menor medida) de la información externa proveniente del potencial  $V_a$ .

La Tabla A.1 en el Apéndice A muestra los resultados para todas las posibles configuraciones del experimento con retroalimentación automática, al utilizar atributos textuales.

Cabe mencionar que son muy pocas las imágenes relevantes seleccionadas con la retroalimentación automática utilizada; esto se puede observar en la medida de precisión del SRI base. La falta de imágenes relevantes en la configuración inicial del CAM agrega ruido en el método propuesto, ya que éste supone que las imágenes seleccionadas inicialmente ofrecen información para identificar al resto de imágenes relevantes. Un ejemplo de este efecto negativo lo muestra la configuración F1Lt0.0 utilizada en el experimento de retroalimentación automática mostrado en la Figura 6.3, donde el mejor valor es obtenido dándole toda la importancia al potencial  $V_a$  ya que en muy pocas ocasiones la primera imagen recuperada por el SRI base es relevante.

La tendencia de los resultados, vista en la Figura 6.3, muestra que los mejores resultados se obtienen al combinar la información interna y externa. La tendencia indica que después de seleccionar 5 imágenes como relevantes la mejora comienza a descender (al seleccionar 8 y 10 imágenes), esto se debe a la cantidad de falsos positivos seleccionados en la retroalimentación de relevancia, ya que se dificulta que el método localice imágenes relevantes que se parezcan tanto a imágenes relevantes como irrelevantes seleccionadas inicialmente de forma automática.

La Figura 6.4 muestra los resultados obtenidos por el método unimodal propuesto al utilizar sólo los atributos textuales y retroalimentación simulada, para la cual todas las imágenes seleccionadas son relevantes. Las filas resaltadas representan las configuraciones del método con las cuales se obtuvieron los mejores resultados para el número de imágenes seleccionadas como retroalimentación. Los resultados para todas las posibles configuraciones del experimento con retroalimentación simulada, cuando se utilizan atributos textuales, los muestra la Tabla A.2 en el Apéndice A.

Los resultados mostrados en la Figura 6.4 mejoran en mayor medida los resultados obtenidos al utilizar retroalimentación automática. Esto se debe a que en la retroalimentación simulada todas las imágenes seleccionadas son relevantes, lo cual ofrece información real sobre las imágenes relevantes a cada consulta, y el método utiliza esa información para identificar al resto de imágenes relevantes.

Los mejores resultados obtenidos al utilizar retroalimentación simulada se consiguen al darle toda la importancia al potencial  $V_c$ , es decir a la información de los

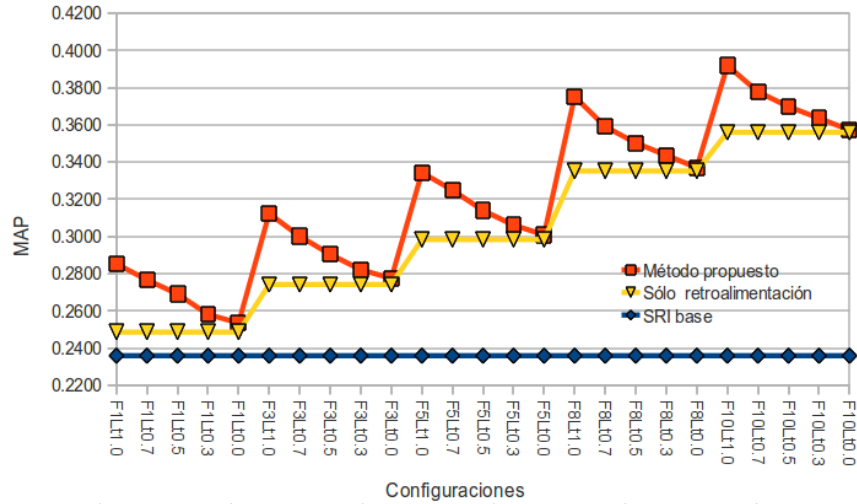


Figura 6.4: Resultados obtenidos por el método propuesto utilizando sólo atributos textuales y retroalimentación simulada.

vecinos de cada imagen. Estos resultados muestran una vez más la importancia de tener una configuración inicial sin falsos positivos. Al darle más importancia al potencial  $V_a$  se obtienen mejoras menores en los resultados, lo que indica que para esta configuración, la información externa, proveniente de la similitud de las imágenes con la consulta y del orden original de las imágenes, introduce información que evita que el método localice las imágenes relevantes. La tendencia de estas configuraciones indica que entre mayor sea el número de imágenes seleccionadas como retroalimentación, mayor será la mejora obtenida.

El método propuesto al utilizar sólo atributos textuales mejora relativamente el SRI base hasta en un 5 % al seleccionar 5 imágenes como relevantes o 2 % al seleccionar sólo una imagen, considerando una retroalimentación automática. Al utilizar retroalimentación simulada se obtiene una mejora relativa de hasta 66 %, al seleccionar 10 imágenes como relevantes o 20 % al seleccionar sólo una.

La prueba estadística *paired t-student*, con un valor de confianza  $\alpha = 0.05$ , mostró que los resultados obtenidos por el método unimodal textual propuesto, con retroalimentación automática y manual, son estadísticamente significativos con respecto al SRI base. Y en el caso de la retroalimentación manual, también se mostró con esta prueba estadística, que la diferencia es estadísticamente significativa al comparar este método unimodal contra los resultados de sólo utilizar la retroalimentación de relevancia.

Como evaluación extra, se realizaron experimentos sobre otro SRI base llamado

SRI MDOR utilizando retroalimentación simulada y sólo atributos textuales. Este SRI posee valores mucho más bajos (en cuanto a medidas de precisión y MAP) al compararse con los valores del SRI TIA-TXTIMG. El motivo de estos experimentos fue el verificar que el método propuesto puede mejorar el orden del SRI base, aún cuando la lista original contenga menos imágenes relevantes en las primeras posiciones, o que éstas sean menos comparadas con el número de imágenes relevantes que contiene una lista obtenida por un SRI de mejor desempeño.

El SRI MDOR, utilizado en estos experimentos, es un método multimodal de recuperación de imágenes que se basa en la asociación semántica de las imágenes y principalmente en la cohesión semántica, implementada como una representación vectorial de términos llamada *document occurrence representation* (DOR) (Escalante, 2010). La idea intuitiva de esta representación es definir a los términos en el vocabulario en función de los documentos en qué ocurren dichos términos. De esta manera, los documentos son representados no sólo por los términos que lo contiene sino por los documentos en los que también aparece este término. Las descripciones más cercanas geoméricamente a la consulta son consideradas relevantes. Este método multimodal de recuperación de imágenes utiliza atributos textuales de frecuencia de términos, así como histogramas de colores presentes en las imágenes.

La Tabla 6.2 muestra los resultados obtenidos al utilizar el método propuesto sobre la lista original adquirida por este SRI base, al seleccionar 1,3,6,8 o 10 imágenes como retroalimentación de relevancia. Se puede observar que al seleccionar 1 imagen como retroalimentación el método propuesto mejoró hasta en un %21 al SRI MDOR, y hasta un 73% al seleccionar 10 imágenes como retroalimentación. Con estos resultados se muestra que a pesar de los bajos valores de precisión y MAP del SRI MDOR, el método propuesto pudo identificar más imágenes relevantes y colocarlas en las primeras posiciones, mejorando así el ordenamiento original al aprovechar la información obtenida de la retroalimentación de relevancia, y de la diferencia interna y externa de las imágenes relevantes.

### Sólo atributos visuales

Para describir visualmente a las imágenes como a cada una de las 39 consulta (representadas por 3 imágenes de ejemplo) se utilizaron los atributos locales SIFT. Primero se convirtieron las imágenes a color de la lista original a una paleta de escala de grises, requisito necesario para utilizar las implementaciones propuestas por Lowe



**Tabla 6.2:** Comparativa entre los mejores resultados obtenidos por el método propuesto, al utilizar retroalimentación simulada y sólo atributos textuales, contra los resultados del SRI MDOR. La primera columna, de la tabla de resultados del método propuesto, representa el número de imágenes seleccionadas como retroalimentación de relevancia.

SRI base				
	<b>P5</b>	<b>P10</b>	<b>P20</b>	<b>MAP</b>
SRI MDOR	0.2923	0.2821	0.2705	0.1458

Método propuesto				
	<b>P5</b>	<b>P10</b>	<b>P20</b>	<b>MAP</b>
1	0.4410	0.3718	0.3282	0.1767
3	0.6462	0.4821	0.3987	0.2103
5	0.8256	0.5692	0.4205	0.2248
8	0.8256	0.6667	0.4538	0.2409
10	0.8256	0.741	0.4846	0.2523

(2004). Segundo se extrajeron los descriptores SIFT de cada una de las imágenes, los cuales varían en número para cada imagen. Este grupo de descriptores fueron utilizados como vector de descripción.

Cada imagen de la lista como imagen ejemplo de la consulta fue representada entonces por su vector de descriptores SIFT, el cual se utilizó a lo largo del método como elemento principal de dos funciones que permitieron encontrar la similitud, con base en descriptores comunes, entre imágenes.

La Figura 6.5 muestra los resultados obtenidos por el método unimodal propuesto al utilizar atributos visuales y retroalimentación de relevancia automática. Las filas resaltadas identifican a las configuración con las cuales se obtuvieron los mejores valores de MAP para determinado número de imágenes tomadas como retroalimentación. En ésta figura se puede observar también, la tendencia de la mejora relativa obtenida por el método propuesto, así como el impacto de la información proveniente de los potenciales  $V_c$  y  $V_a$ . La Tabla A.3 en el Apéndice A muestra los resultados para todas las posibles configuraciones del experimento con retroalimentación automática, al utilizar atributos visuales.

Se puede observar en los resultados de la Figura 6.5 que, al igual que en el caso de los atributos textuales con retroalimentación automática, la mejora relativa es pequeña comparada con los resultados del SRI base. De la misma manera, esto ocurre debido al número de falsos positivos en la retroalimentación de relevancia automática.

Los atributos SIFT son muy utilizados en el área de reconocimiento de objetos

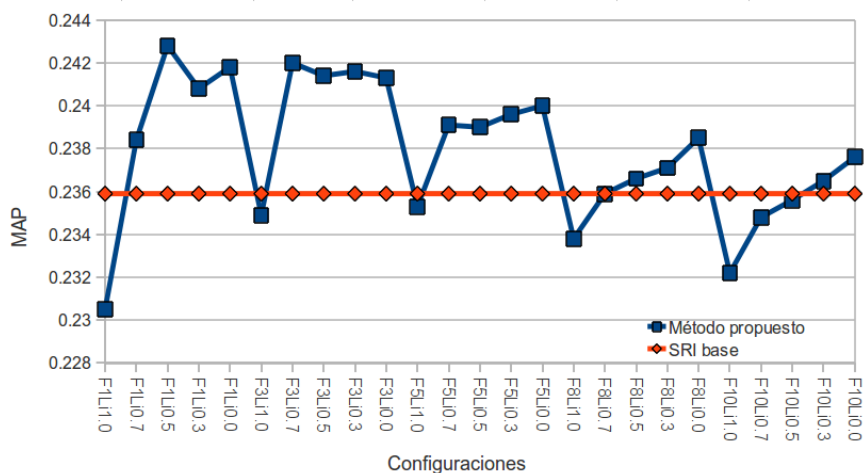


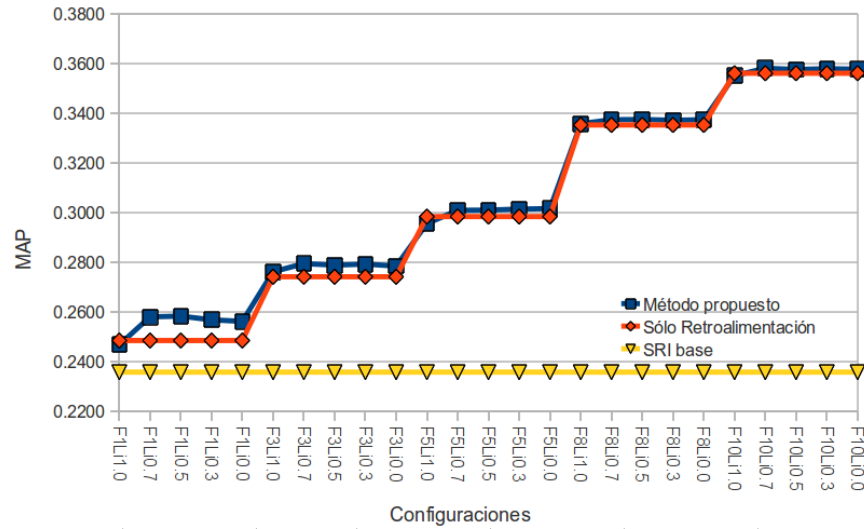
Figura 6.5: Resultados obtenidos por el método propuesto utilizando sólo atributos visuales y retroalimentación automática.

debido a las características mencionadas en la Sección 2.1.1, pero el problema con éstos atributos es que funcionan mejor en escenarios con pocos conceptos visuales u objetos. La colección, por el contrario, posee varios grupos de imágenes y cada una de ellas con una gran cantidad de conceptos visuales lo que dificulta que los descriptores SIFT puedan representar todos ellos y después al utilizarlos el método pueda localizar la ocurrencia de dichos conceptos visuales u objetos.

Los mejores resultados son obtenidos al darle menor o nulo peso a la información obtenida del potencial  $V_a$ , ya que aunado al problema de los falsos positivos en el campo inicial, surge el problema de la falta de inclusión de conceptos visuales relevantes para las consultas dentro de la descripción visual de las imágenes. Esto hace que la información de similitud entre imágenes sea menos efectiva comparada con la información de los atributos textuales. Al igual que en los experimentos con atributos textuales, la tendencia indica que el número de falsos positivos provoca que después de tomar sólo una imagen como retroalimentación, la mejora comience a decrecer.

Los resultados obtenidos al probar el método propuesto con atributos visuales y retroalimentación simulada los muestra la Figura 6.6. Al igual que en las tablas anteriores, las configuraciones con las que se obtuvieron los mejores resultados, para el método propuesto, están resaltadas. La Tabla A.4 en el Apéndice A muestra los resultados para todas las posibles configuraciones del experimento con retroalimentación simulada, al utilizar atributos visuales.

Los resultados de la Figura 6.6 muestran que, para todos las configuraciones,



**Figura 6.6:** Resultados obtenidos por el método propuesto utilizando sólo atributos visuales y retroalimentación simulada.

el método propuesto mejora los resultados del SRI base. También muestran que los mejores resultados son obtenidos, en la mayoría de las veces, al darle mayor importancia al potencial  $V_c$  o igual importancia a ambos potenciales. Esto se debe, nuevamente, a que con la retroalimentación simulada se excluyen los falsos positivos de la configuración inicial del método propuesto. Pero debido a la falta de descripción de conceptos visuales, por medio de los descriptores SIFT, en algunas configuraciones, la información externa obtenida del potencial  $V_a$  ayuda a seleccionar a las imágenes relevantes. Este efecto no se vio al utilizar sólo atributos textuales con retroalimentación simulada ya que la descripción textual abarcaba más conceptos que eran relevantes para las consultas.

Los resultados de este experimento muestran que entre mayor número de imágenes relevantes se seleccionen, mayor será la mejora obtenida por el método propuesto. Pero este resultado está influenciado por la retroalimentación de relevancia simulada, ya que, cómo se ve en la Figura 6.6, el método propuesto mejora relativamente poco a los resultados obtenidos sólo por utilizar la retroalimentación simulada. Esto muestra que los atributos visuales utilizados no están representando ampliamente los conceptos visuales, lo que evita que se identifiquen más imágenes relevantes.

Los mejores resultados del método propuesto al utilizar sólo atributos visuales mejoran relativamente al SRI base hasta en un 3% al seleccionar una imagen como retroalimentación, considerando una retroalimentación automática. Cuando se uti-

liza la retroalimentación simulada se obtiene una mejora relativa de hasta 50% al seleccionar 10 imágenes como relevantes o 9% al seleccionar sólo una.

A pesar de la reducida mejora relativa obtenida al utilizar sólo atributos visuales, éstos permitieron al método propuesto identificar imágenes relevantes que no se pudieron encontrar al utilizar sólo atributos textuales. Estos atributos visuales identificaron algunos conceptos visuales diferentes, y sugieren que al combinar ambos tipos de atributos se puede expandir la información representada en la descripción de las imágenes.

La Figura 6.8 muestra una comparación entre las imágenes identificadas por los métodos individuales visual y textual al utilizar una imagen como retroalimentación de relevancia simulada, para la consulta titulada *people observing football match*. En ésta imagen se puede ver un ejemplo de los conceptos visuales identificados por los atributos textuales y por los visuales, los cuales permitieron identificar diferentes imágenes relevantes. Las imágenes obtenidas por el SRI base, así como las primeras 20 imágenes relevantes para la consulta antes mencionadas se muestran en la Figura 6.7.

Los resultados mostrados en la Figura 6.8 motivaron la propuesta de un método que incluyera la combinación de ambos tipos de atributos y que aprovechara sus ventajas para mejorar los resultados obtenidos por los métodos unimodales, complementando las listas individuales obtenidas.

Para verificar la significancia estadística de los resultados, se utilizó la prueba estadística *paired t-student*, con un valor de confianza  $\alpha = 0,05$ , la cual mostró que los resultados obtenidos por el método unimodal visual propuesto, con ambos tipos de retroalimentación, son estadísticamente significativos con respecto al SRI base. Para el caso de la retroalimentación manual, también se mostró con esta prueba, que la diferencia es estadísticamente significativa al comparar el método propuesto contra los resultados de sólo utilizar la retroalimentación de relevancia.



Figura 6.7: a) Primeras 20 imágenes recuperadas por el SRI base y b) las únicas 20 imágenes relevantes en la lista recuperada por el SRI para la consulta *people observing football match*. Las imágenes marcadas con puntos rojos son relevantes.



Figura 6.8: Primeras 20 imágenes de la lista ordenada por el método unimodal a) textual y b) por el visual para el tópico titulado *people observing football match*. Las imágenes marcadas con puntos son relevantes.

### 6.2.2. Métodos multimodales

Para el método de fusión multimodal propuesto, así como los dos métodos de combinación basados en enfoques existentes, se utilizaron las diferentes configuraciones de los métodos unimodales propuestos en el capítulo anterior. Los métodos basados en retroalimentación intermedia así como fusión tardía utilizaron de forma idéntica los métodos de ordenamiento unimodales.

El método de fusión multimodal propuesto, combina las funciones de energía para capturar más conceptos visuales propios de las imágenes relevantes. Es decir que combina ambos métodos unimodales en una función de energía. En cambio, los métodos de retroalimentación intermedia y fusión tardía, basan su enfoque de combinación de información en los resultados finales de los métodos unimodales.

Los parámetros que se variaron para el método basado en retroalimentación intermedia, fueron el número de imágenes seleccionadas como retroalimentación de relevancia y los valores para los dos factores de peso  $\lambda$ . También se varió el orden en que se colocaron los métodos unimodales: primero el método unimodal textual seguido del método unimodal visual o viceversa. La notación utilizada para definir las configuraciones fue la siguiente:  $FXLiY LtZ$ , donde  $X$  representa el número de imágenes tomadas como retroalimentación;  $Y$  y  $Z$  definen el valor del factor  $\lambda$  para el método unimodal textual ( $LtZ$ ) o para el método unimodal visual ( $LiY$ ). El orden de aparición de los términos  $LiY$  y  $LtZ$  indican qué método unimodal precede a cual, el textual al visual  $LtZLiY$  o el visual al textual  $LiY LtZ$ .

Para el método de fusión multimodal se variaron, además de los mismos parámetros que en el método basado en el enfoque fusión tardía, el parámetro que representa el factor de peso  $\sigma$  que indica a qué función de energía unimodal se le debe dar más importancia. La notación utilizada en las configuraciones de este método es la misma que la utilizada en el método basado en fusión tardía, salvo que explícitamente se menciona cual es el valor que se le dio al parámetro  $\sigma$  para obtener los resultados mostrados.

En el caso del método basado en el enfoque de fusión tardía, los parámetros que se variaron al realizar los experimentos fueron el número de imágenes seleccionadas como relevantes y los dos factores de peso unimodales  $\lambda$ . La notación utilizada para definir las configuraciones fue la misma que la utilizada por el método basado en retroalimentación intermedia, salvo la notación que define el orden.

Los resultados de los métodos unimodales que utilizaron retroalimentación automática, mostraron que el fuerte impacto que tienen los falsos positivos sobre la mejora obtenida por métodos unimodales. El gran número de falsos positivos se debe a la suposición de que las primeras  $N$  imágenes de la lista original son relevantes para la consulta dada. Los valores de precisión promedio a las primeras 5, 10 y 20 imágenes de la lista original obtenida por el SRI base indican la poca cantidad de imágenes relevantes que hay en esas primeras posiciones. Esta suposición tampoco toma en cuenta la intención de búsqueda del usuario al realizar la consulta, debido a que muchas de las imágenes relevantes están en posiciones dispersas a lo largo de la lista original. Por otro lado, la retroalimentación simulada sí toma en cuenta la intención de búsqueda porque selecciona las imágenes en verdad relevantes, este tipo de retroalimentación se acerca más al comportamiento que un usuario humano tendría al seleccionar las imágenes relevantes para su consulta. Por éstos motivos los experimentos realizados para evaluar el método de fusión multimodal, así como los métodos de combinación basados en enfoques existentes sólo utilizaron retroalimentación simulada, evitando con ésto la información errónea que pudieron introducir los falsos positivos y que afectan el desempeño del método propuesto.

### Fusión multimodal

Como se mostró en los experimentos sobre los métodos unimodales, existen casos en los que el método unimodal propuesto identifica imágenes que con el otro tipo de atributo no pudo identificar. Estos casos motivaron el proponer el método de fusión multimodal que combina las funciones de energía para identificar un mayor número de imágenes relevantes al abarcar más conceptos visuales.

La Tabla 6.3 muestra los mejores resultados obtenidos por el método propuesto, así como la combinación de parámetros con los cuales se obtuvieron dichos resultados. La Tabla A.5 en el Apéndice A muestra los resultados obtenidos al probar todas las configuraciones del método de fusión multimodal propuesto.

Debido a la forma de la función de energía en la fusión multimodal se puede ver que al asignarle el valor 1 al factor de peso  $\sigma$  la combinación resultante es igual al método individual textual, y al asignarle el valor de 0 se convierte en el método individual visual.

Los mejores resultados obtenidos por el método de fusión multimodal se obtienen al darle en la mayoría de los casos mayor peso al potencial  $V_c$  tanto para la factor de



Tabla 6.3: Comparativa entre los resultados del SRI base y los mejores resultados obtenidos por el método de fusión multimodal propuesto.

SRI Base	P5	P10	P20	MAP
TIA-TXTIMG	0.4769	0.4538	0.3910	0.2359

$\sigma = 1$								
Configuración	Sólo retroalimentación				Fusión multimodal			
	P5	P10	P20	MAP	P5	P10	P20	MAP
<i>F1Li0,5Lt1,0</i>	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6051	0.5436	0.4756	0.2852
<i>F3Li0,5Lt1,0</i>	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7897	0.6282	0.5141	0.3123
<i>F5Li0,5Lt1,0</i>	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7256	0.5551	0.3344
<i>F8Li0,5Lt1,0</i>	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8846	0.6359	0.3752
<i>F10Li0,5Lt1,0</i>	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6628	0.3919

$\sigma = 0,7$								
Configuración	Sólo retroalimentación				Fusión multimodal			
	P5	P10	P20	MAP	P5	P10	P20	MAP
<i>F1Li0,5Lt1,0</i>	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6462	0.5744	0.5038	0.2960
<i>F3Li1,0Lt1,0</i>	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8000	0.6282	0.5205	0.3153
<i>F5Li0,7Lt1,0</i>	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7256	0.5615	0.3375
<i>F8Li0,0Lt0,5</i>	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8718	0.5897	0.3470
<i>F10Li0,7Lt1,0</i>	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6731	0.3936

$\sigma = 0,5$								
Configuración	Sólo retroalimentación				Fusión multimodal			
	P5	P10	P20	MAP	P5	P10	P20	MAP
<i>F1Li0,7Lt1,0</i>	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6513	0.5821	0.5077	0.2956
<i>F3Li0,7Lt1,0</i>	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8103	0.6487	0.5282	0.3154
<i>F5Li1,0Lt1,0</i>	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7256	0.5718	0.3358
<i>F8Li1,0Lt1,0</i>	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8923	0.6500	0.3801
<i>F10Li1,0Lt1,0</i>	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6885	0.3966

$\sigma = 0,3$								
Configuración	Sólo retroalimentación				Fusión multimodal			
	P5	P10	P20	MAP	P5	P10	P20	MAP
<i>F1Li1,0Lt0,7</i>	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6718	0.5923	0.5167	0.3004
<i>F3Li1,0Lt1,0</i>	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8051	0.6436	0.5359	0.3142
<i>F5Li1,0Lt1,0</i>	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7462	0.5987	0.3432
<i>F8Li1,0Lt1,0</i>	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.9000	0.6833	0.3851
<i>F10Li1,0Lt1,0</i>	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.7218	0.4031

$\sigma = 0$								
Configuración	Sólo retroalimentación				Fusión multimodal			
	P5	P10	P20	MAP	P5	P10	P20	MAP
<i>F1Li0,3Lt1,0</i>	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6513	0.5282	0.4128	0.2569
<i>F3Li0,7Lt1,0</i>	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8410	0.6205	0.4423	0.2795
<i>F5Li0,0Lt1,0</i>	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7000	0.4846	0.3016
<i>F8Li0,5Lt1,0</i>	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8821	0.5654	0.3374
<i>F10Li0,7Lt1,0</i>	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6205	0.3580

peso  $\lambda$  textual como para el visual.

A pesar de que los resultados obtenidos al utilizar sólo atributos visuales ( $\sigma = 0$ ) están muy por debajo de los obtenidos al utilizar sólo atributos textuales ( $\sigma = 1$ ), los mejores resultados se obtienen al combinar ambas funciones de energía. Esto nos ofrece una comprobación experimental de que se pueden aprovechar las ventajas de ambas representaciones al combinarlas en una sola mediante una función de energía. Estas representaciones permiten complementar los resultados con imágenes que ambos métodos no tienen en común.

En promedio, los mejores resultados se obtuvieron al establecer  $\sigma = 0.3$ , lo cual indica que se le debe dar un poco más de importancia a la información ofrecida por la representación visual. Este fenómeno se puede deber a que pocas son las imágenes que

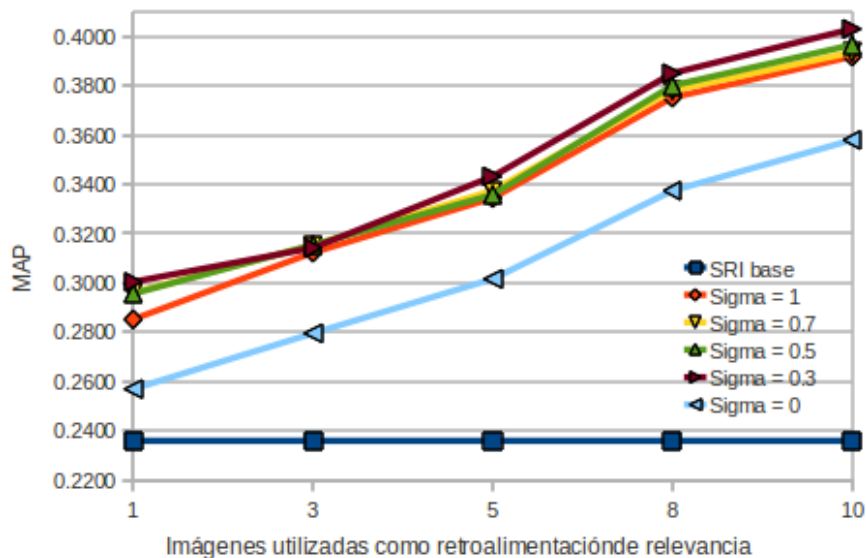


Figura 6.9: Resultados obtenidos por el método de fusión multimodal propuesto para cada uno de los valores del parámetro  $\sigma$ .

identifica el método, basado en atributos visuales, que el método, basado en atributos textuales, no identificó. Esta diferencia es la que permite que la función de energía combinada permita diferenciar las imágenes relevantes, basándose en las imágenes que no son comunes.

La Figura 6.9 muestra gráficamente los mejores resultados obtenidos para el método de fusión multimodal, para cada uno de los valores de  $\sigma$ . En esta gráfica se puede ver que el método de combinación propuesto provee una mejora importante sobre la mejora obtenida sólo utilizando la retroalimentación de relevancia.

En el mejor de los casos, el método de combinación propuesto obtiene una mejora relativa del 70 % cuando se toman 10 imágenes como retroalimentación de relevancia y 27 % cuando sólo se toma 1.

Mediante la prueba estadística *paired t-student*, se compararon los mejores resultados obtenidos por el método fusión multimodal contra los obtenidos por los métodos unimodales visual y textual al utilizar retroalimentación automática, así como contra los resultados obtenidos por el SRI base y al sólo utilizar la retroalimentación de relevancia. La prueba estadística, con un valor de confianza  $\alpha = 0.05$ , mostró que la diferencia obtenida por el método de fusión multimodal, respecto a cada uno de los demás resultados, es estadísticamente significativa.

## Retroalimentación intermedia

La Tabla A.6 en el Apéndice A muestra los mejores resultados obtenidos con el método de combinación basado en el enfoque retroalimentación intermedia, para la configuración que utiliza primero el método unimodal para atributos visuales y luego el método para atributos textuales. Los resultados para la configuración inversa son mostrados en la Tabla A.7 del mismo apéndice.

Los resultados para la configuración que utiliza primero el método unimodal para atributos visuales y luego el método para atributos textuales, muestran que en la mayoría de los casos el método basado en retroalimentación intermedia al utilizar la configuración correspondiente mejora en gran medida los resultados obtenidos por el método individual visual y en una menor medida a los obtenidos por el método individual textual.

La poca mejora obtenida por el método individual visual es compensada por la mejora del método individual textual, permitiendo alcanzar valores MAP mayores que para los métodos individuales.

Los mejores resultados para este experimento se obtuvieron al darle mayor peso a la información del potencial  $V_c$  para cada uno de los métodos individuales, fijando el valor de  $\lambda = 1.0$  para el caso del método individual textual y  $\lambda = 0.7$  para el caso del método individual visual. Estos resultados concuerdan con los obtenidos en los experimentos de la etapa individual al utilizar la retroalimentación simulada, ya que se obtuvieron los mejores resultados también al darle, en la mayoría de los casos, mayor importancia al potencial de interacción.

Los resultados para la configuración que utiliza primero el método unimodal para atributos textuales y luego el método para atributos visuales muestra que en la mayoría de los casos, el método basado en retroalimentación intermedia con la configuración correspondiente mejora (al igual que en el experimento con la configuración contraria) en gran medida los resultados obtenidos por el método individual visual y en una medida menor a los obtenidos por el método individual textual.

La mayor mejora es obtenida por el método textual en la primera etapa, en la segunda etapa el método individual visual identifica pocas imágenes que el método textual no identificó mejorando en una menor medida el valor de la medida MAP de la etapa anterior.

A diferencia del experimento anterior, los mejores resultados para este experimento se obtuvieron al asignarle mayor peso a la información del potencial  $V_c$  para cada uno

de los métodos individuales, a excepción de las configuración que toma sólo una imagen como retroalimentación de relevancia. En todos los casos se obtuvieron los mejores valores al fijar  $\lambda = 1.0$  para el caso del método individual textual y  $\lambda = 0.7, 0.5$  ó  $0.3$  para el caso del método individual visual.

La Tabla 6.4 muestra la comparativa de los mejores resultados obtenidos por las dos variantes del método basado en retroalimentación intermedia contra el SRI base y el utilizar sólo retroalimentación de relevancia.

**Tabla 6.4:** Comparativa de los mejores resultados obtenidos por el sistema SRI base, por sólo la retroalimentación de relevancia y por método de combinación basado en el enfoque retroalimentación intermedia.

<b>SRI Base</b>	<b>P5</b>	<b>P10</b>	<b>P20</b>	<b>MAP</b>					
TIA-TXTIMG	0.4769	0.4538	0.3910	0.2359					
Visual – > Textual									
					Sólo retroalimentación		retroalimentación inter-		
							media		
<b>Experimento</b>	<b>P5</b>	<b>P10</b>	<b>P20</b>	<b>MAP</b>	<b>P5</b>	<b>P10</b>	<b>P20</b>	<b>MAP</b>	
<i>F1Li0,7Lt1,0</i>	0.6564	0.5282	0.4128	0.2581	0.6564	0.5615	0.4782	0.2909	
<i>F3Li1,0Lt1,0</i>	0.7846	0.6000	0.4410	0.2762	0.8308	0.6487	0.5231	0.3165	
<i>F5Li0,7Lt1,0</i>	1.0000	0.7000	0.4821	0.3009	1.0000	0.7410	0.5590	0.3361	
<i>F8Li0,7Lt1,0</i>	1.0000	0.8821	0.5654	0.3373	1.0000	0.8949	0.6397	0.3763	
<i>F10Li0,7Lt1,0</i>	1.0000	0.9744	0.6205	0.3580	1.0000	0.9744	0.6654	0.3927	
Textual – > Visual									
					Sólo retroalimentación		retroalimentación inter-		
							media		
<b>Experimento</b>	<b>P5</b>	<b>P10</b>	<b>P20</b>	<b>MAP</b>	<b>P5</b>	<b>P10</b>	<b>P20</b>	<b>MAP</b>	
<i>F1Li0,5Lt1,0</i>	0.6051	0.5436	0.4756	0.2852	0.6821	0.5744	0.4833	0.2929	
<i>F3Li0,7Lt1,0</i>	0.7897	0.6282	0.5141	0.3123	0.8564	0.6564	0.5192	0.3168	
<i>F5Li0,3Lt1,0</i>	1.0000	0.7256	0.5551	0.3344	1.0000	0.7462	0.5603	0.3369	
<i>F8Li0,5Lt1,0</i>	1.0000	0.8846	0.6359	0.3752	1.0000	0.8949	0.6397	0.3765	
<i>F10Li0,5Lt1,0</i>	1.0000	0.9744	0.6628	0.3919	1.0000	0.9744	0.6692	0.3934	

Los resultados de la Tabla 6.4 muestran que, en la mayoría de los casos, es mayor la mejora en la segunda etapa del método, al utilizar primero el método individual textual. Aún así, la diferencia entre los resultados de ambas configuraciones es apenas diferente. A pesar de la disparidad entre resultados de los métodos individuales, este método de combinación propuesto utiliza la ventaja de ambos para obtener resultados finales comparables.

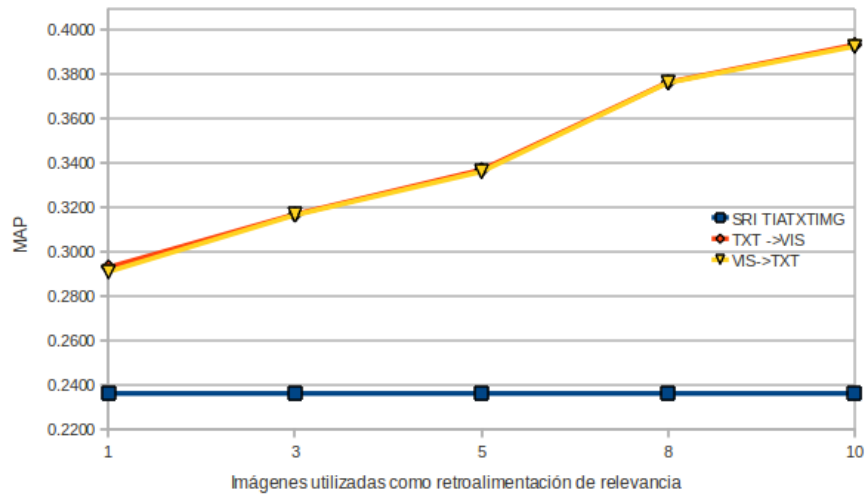


Figura 6.10: Resultados obtenidos por las dos variantes del método de combinación basado en retroalimentación intermedia, así como los resultados obtenidos por el SRI base.

La Figura 6.10 muestra gráficamente una comparativa entre los resultados obtenidos por el SRI base y los mejores resultados obtenidos por las dos variantes del método de combinación, basado en retroalimentación intermedia. La figura 6.10 muestra que los resultados en las dos posibles configuraciones del método propuesto son muy parecidos y que superan al SRI base. El mejor resultado obtenido por este método de combinación propuesto es del 66% cuando se seleccionan 10 imágenes como retroalimentación de relevancia y de 24% cuando sólo se selecciona una.

La prueba de significancia estadística *paired t-student* mostró que, con un valor de confianza  $\alpha = 0.05$ , la mejora obtenida por el método de retroalimentación intermedia, respecto al SRI base, al utilizar sólo retroalimentación de relevancia y al utilizar los métodos unimodales, es estadísticamente significativa.

### Fusión tardía

Los experimentos realizados para el método de combinación que utiliza el enfoque fusión tardía, se realizaron específicamente con el algoritmo de fusión CombMNZ, y se combinaron todas las posibles listas generadas al modificar los parámetros de los dos métodos individuales.

A manera de resumen, la Tabla 6.5 muestra los mejores resultados obtenidos, de todas las configuraciones, por el método de combinación basado en el enfoque fusión tardía. Ésta comparativa se muestra de forma gráfica en la Figura 6.11.

La Tabla A.8 en el Apéndice A muestra los resultados obtenidos, de todas las

Tabla 6.5: Comparativa entre los resultados obtenidos entre el SRI base y los mejores resultados obtenidos por el método de combinación basado en el enfoque fusión tardía al utilizar el algoritmo CombMNZ.

SRI Base	P5	P10	P20	MAP
TIA-TXTIMG	0.4769	0.4538	0.3910	0.2359

Fusión tardía: CombMNZ

Experimento	P5	P10	P20	MAP
<i>F1Li0,7Lt1,0</i>	0.6308	0.5538	0.4769	0.2749
<i>F3Li1,0Lt1,0</i>	0.8051	0.6385	0.5051	0.3011
<i>F5Li0,3Lt1,0</i>	1.0000	0.7231	0.5385	0.3211
<i>F8Li1,0Lt1,0</i>	1.0000	0.8872	0.6244	0.3595
<i>F10Li0,0Lt1,0</i>	1.0000	0.9744	0.6526	0.3770

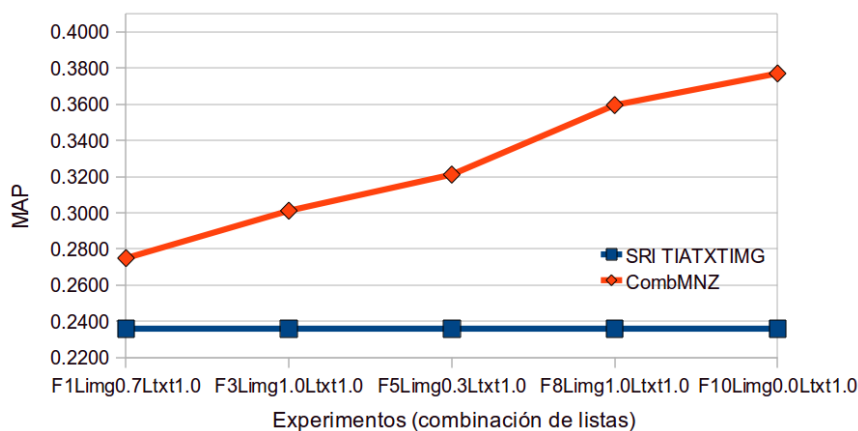


Figura 6.11: Comparativa entre los mejores resultados obtenidos por el método de combinación propuesto, basado en fusión tardía al utilizar el método CombMNZ y los resultados obtenidos por el SRI TIA-TXTIMG.

posibles configuraciones, por el método de combinación basado en fusión tardía al utilizar ambos métodos individuales.

Los resultados indican que este método de combinación mejora en gran medida de los resultados del SRI base. Pero, si tomamos en cuenta los resultados de los métodos individuales, los resultados sólo mejoran al método individual visual quedando, en todos los casos, por debajo de método individual textual.

Debido a que el método CombMNZ está basado en la redundancia y el posicionamiento, además de que como se comentó en secciones pasadas, pocas son las imágenes relevantes que el método visual identifica y el método textual no, por lo tanto los resultados obtenidos por la combinación de ambas listas resultantes no son

tan notorios, recayendo la causa sobre la poca mejora del método individual visual.

Los mejores resultados obtenidos en este método de combinación se obtienen al utilizar las listas de las configuraciones independientes donde toda la importancia recae sobre el potencial  $V_c$ , para el caso del método individual textual, y donde se le da un menor peso al potencial  $V_a$ , en la mayoría de los casos, para el caso del método individual visual.

Considerando 10 imágenes como retroalimentación de relevancia el método de combinación propuesto obtiene una mejora relativa del 59 % comparada con el SRI base, y tomando sólo una imagen como retroalimentación mejora un 16 %.

La prueba de significancia estadística *paired t-student*, al utilizar un valor  $\alpha = 0.05$ , mostró que los resultados obtenidos por la fusión tardía no son estadísticamente significativos sólo cuando se comparan contra los resultados obtenidos por el método unimodal textual. Para el caso del resto de resultados comparados, esta diferencia sí es estadísticamente significativa.

### 6.3. Comparativa entre los métodos propuestos

En esta sección se analizan los resultados obtenidos por el método de fusión multimodal para compararlos contra los métodos de combinación basada en retroalimentación intermedia y fusión tardía, compararlo contra los métodos individuales, así como con el SRI base utilizado para ver el porcentaje relativo de mejora obtenido por cada método.

La Tabla 6.6 muestra una comparativa entre los mejores resultados obtenidos por los métodos individuales así como por los métodos de combinación implementados y el método de fusión multimodal.

Los resultados obtenidos al sólo utilizar la retroalimentación de relevancia simulada manual proveen un segundo resultado base, con el cual también se comparan los métodos propuestos para observar en qué medida la ganancia obtenida depende de la retroalimentación.

El resumen de los mejores resultados de todos los experimentos muestran que el método de fusión multimodal mejora, en todos los casos, a los otros dos métodos de combinación, a los métodos individuales, además de superar los resultados al sólo utilizar la retroalimentación de relevancia.

La Tabla 6.7 muestra los porcentajes de mejora relativos, con respecto al SRI base.

**Tabla 6.6:** Comparativa de los resultados obtenidos por el SRI base, al utilizar sólo el enfoque de retroalimentación y de los mejores resultados de todos los métodos de ordenamiento propuestos. Los valores corresponden al valor obtenido para la medida MAP. El valor de la medida MAP para el SRI base es 0.2359. La primera columna representa el número de imágenes seleccionadas como retroalimentación de relevancia.

	Sólo retroalimentación	Sólo Textual	Sólo Visual	Fusión multimodal	Retroalimentación intermedia Txt- >Vis	Retroalimentación intermedia Vis- >Txt	Fusión tardía CombMNZ
1	0.2486	0.2852	0.2569	0.3004	0.2929	0.2909	0.2749
3	0.2742	0.3123	0.2795	0.3154	0.3168	0.3165	0.3011
5	0.2984	0.3344	0.3016	0.3432	0.3369	0.3361	0.3211
8	0.3352	0.3752	0.3374	0.3851	0.3765	0.3763	0.3595
10	0.3560	0.3919	0.3580	0.4031	0.3934	0.3927	0.3770

Esta tabla muestra que los mejores resultados se obtienen al utilizar el método de fusión multimodal. También muestra la diferencia que hay, en cuanto a porcentajes relativos de mejora, entre un método y otro, así como el porcentaje de mejora que se agrega al combinar los dos métodos individuales. Se puede observar que la mejora ofrecida por el método de fusión multimodal es mayor que la mejora de los métodos individuales.

**Tabla 6.7:** Porcentajes de mejoras relativas con respecto al SRI base, tomando en cuenta los valores de la medida MAP obtenidos por cada uno de los métodos propuestos. La primera columna representa el número de imágenes seleccionadas como retroalimentación de relevancia.

	Sólo retroalimentación	Sólo Textual	Sólo Visual	Fusión multimodal	Retroalimentación intermedia Txt- >Vis	Retroalimentación intermedia Vis- >Txt	Fusión tardía CombMNZ
1	5.38	20.90	8.90	27.34	24.16	23.31	16.53
3	16.24	32.39	18.48	33.70	34.29	34.17	27.64
5	26.49	41.75	27.85	45.49	42.81	42.48	36.12
8	42.09	59.05	43.03	63.25	59.60	59.52	52.40
10	50.91	66.13	51.76	70.88	66.77	66.47	59.81

La Figura 6.12 muestra gráficamente la comparación de resultados de la Tabla 6.6. En ésta figura se puede ver que los mejores resultados se logran al utilizar el método de combinación basado en el enfoque fusión tardía, además se ve la tendencia de mejora al incrementar el número de imágenes seleccionadas en la retroalimentación.

La mejora obtenida por el método de fusión multimodal propuesto, contra los métodos de retroalimentación intermedia y fusión tardía, fue verificada mediante la prueba estadística *paired t-student*, con un valor de confianza de  $\alpha = 0.05$ . Esta prueba mostró que la diferencia obtenida por el método propuesto es estadísticamente significativa.

En este capítulo se diseñaron los objetivos de los experimentos y se llevaron a cabo para evaluar los resultados del método propuestos contra los resultados obtenidos por el SRI base y contra los métodos de combinación implementados. Para cada uno de los resultados obtenidos por el método propuesto, se realizaron pruebas estadísticas



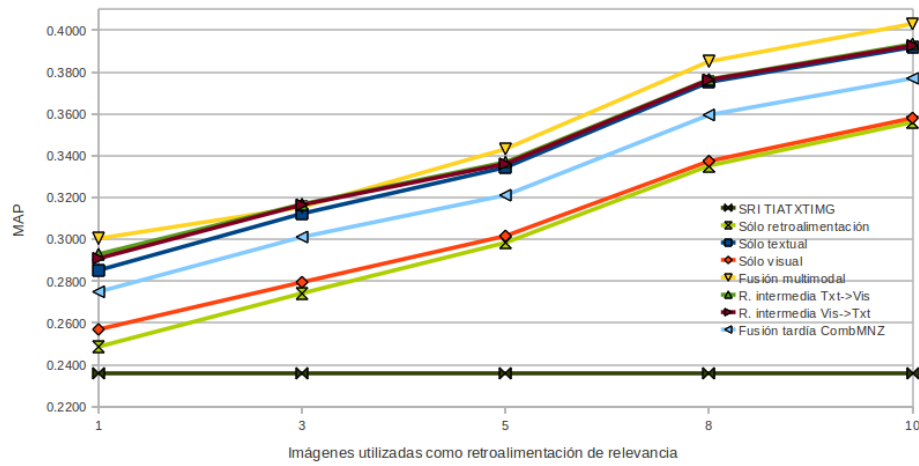


Figura 6.12: Comparativa entre los mejores resultados obtenidos por los métodos de propuestos, los resultados obtenidos por el SRI TIA-TXTIMG y los resultados obtenidos al sólo utilizar el enfoque de retroalimentación de relevancia simulado manual.

para mostrar que las mejoras obtenidas son estadísticamente significativas respecto a los resultados con los que se compararon. Para finalizar el capítulo y para concluir con los objetivos de los experimentos, se realizó una comparación entre los resultados del método de fusión multimodal contra los métodos de combinación implementados.



## Conclusiones y trabajo futuro

---

El problema de falta de orden en la lista de imágenes recuperadas por un SRI se debe, principalmente, a que es una tarea subjetiva el modelar la intención de búsqueda del usuario, y considerar la información contextual relacionada con dicha búsqueda. El objetivo principal de este trabajo de tesis es el proponer un método que utilice atributos visuales y textuales para representar un conjunto de imágenes recuperadas, además de incluir información contextual que permita identificar las imágenes relevantes de las que no lo son.

En este trabajo de investigación se propuso un método para mejorar el ordenamiento de imágenes recuperadas. Este método integra la información proveniente de un enfoque de retroalimentación de relevancia, de la similitud entre las imágenes recuperadas (similitud interna) e información obtenida del orden original de la lista y de la similitud de las imágenes con la consulta (similitud externa), todo esto con el fin de mejorar el ordenamiento de la lista de imágenes recuperadas por un SRI.

Específicamente se propusieron dos métodos, uno unimodal dónde se evaluó el desempeño de los atributos visuales y textuales individualmente; y el otro de fusión multimodal, donde se combinaron ambos métodos unimodales con el fin de mejorar los resultados de éstos y del SRI base, aprovechando así las ventajas de ambos métodos y complementando las listas individuales obtenidas por ellos.

### 7.1. Conclusiones

La aportación del trabajo de investigación radica en la solución propuesta para mejorar el ordenamiento de un SRI base. Esta mejora se logra al combinar informa-

ción, de dos tipos de atributos, en funciones de diferencia e iterativamente, mediante funciones de energía, utilizar la información contextual interna y externa para identificar las imágenes relevantes de la lista original y obtener así un orden más adecuado a la intención de búsqueda del usuario, la cual es aproximada mediante la retroalimentación de relevancia. Las propuestas específicas de este trabajo de investigación son: i) un método unimodal para mejorar el ordenamiento de una lista de imágenes recuperadas, que incluye información de la diferencia interna y externa entre las imágenes; ii) funciones de diferencia interna y externa para atributos visuales o textuales que capturan el grado de diferencia entre imágenes; iii) una función de energía unimodal que combina la información de la diferencia interna y externa, y que permite la agregación de funciones de diferencia distintas de las propuestas en este trabajo; iv) un método de fusión multimodal que utiliza información de los atributos textuales y visuales para mejorar el orden de una lista de imágenes recuperadas; y por último v) una función de energía multimodal que combina la información proveniente de las funciones de energía unimodales.

Se realizaron varios experimentos para evaluar los resultados de los métodos unimodales con respecto al SRI base. También se realizaron experimentos en la etapa de fusión multimodal de información, para la cual se implementaron dos métodos de combinación basados en enfoques muy utilizados en la literatura, retroalimentación intermedia y fusión tardía (Baeza-Yates and Ribeiro-Neto, 1999; Snoek, Worring, y Smeulders, 2005a; Yih-chen and Hsin-hsi, 2006). Estos métodos fueron tomados como comparación base para evaluar los resultados del método de fusión multimodal propuesto.

Los resultados obtenidos mostraron experimentalmente que el método propuesto, en su etapa unimodal, mejora considerablemente al SRI base al utilizar atributos textuales. Así mismo, mostraron que la mejora en el método unimodal visual es mucho menor a la obtenida por el textual, siendo una causa el tipo de atributos visuales utilizados, ya que los descriptores SIFT fueron propuestos para el reconocimiento de objetos donde existen un número limitado y conocido de conceptos visuales dentro de las imágenes.

Los resultados de la etapa de combinación, mostraron que el método de fusión multimodal propuesto mejora relativamente al SRI base y a los métodos unimodales. Pero también mejora a los métodos de combinación base implementados, obteniendo porcentajes que superan la suma de las mejoras en los métodos unimodales. Estos

resultados indican que el método propuesto combina la información proveniente de ambos tipos de atributos de forma que se aprovechen las ventajas de ambos, ofreciendo una lista de imágenes con un mayor número de imágenes identificadas como relevantes para las consultas.

Se puede observar que los mejores resultados obtenidos por los métodos propuestos se obtienen al darle más importancia al potencial de interacción  $V_c$ , lo que significa que la información proveniente de los vecinos de cada imagen resulta fundamental para identificar las imágenes relevantes, es decir que se logra una alta cohesión interna entre variables del mismo valor y una gran separación externa entre variables de diferente valor. Pero también se observa que el potencial  $V_a$  contribuye a obtener los mejores resultados, lo cual habla de la importancia de considerar toda la información disponible para identificar mejor a las imágenes relevantes.

Aunque el método de fusión multimodal superó a los métodos de combinación basados en retroalimentación intermedia y fusión tardía, estos últimos fueron implementados utilizando como base los métodos unimodales, aprovechando las ventajas de ambos en sus enfoques de combinación respectivos, obteniendo así mejoras en la combinación que en los métodos unimodales.

A pesar de la reducida mejora ofrecida por el método unimodal visual, el método de fusión multimodal aprovechó la información de este método para obtener resultados que, en el mejor de los casos, superan al SRI base en un 70% al seleccionar 10 imágenes como retroalimentación de relevancia, y en un 27% al seleccionar sólo una imagen. Es decir, con una imagen seleccionada como retroalimentación el método obtuvo una mejora considerable.

Mediante el uso de la prueba de significancia estadística *paired t-student* con valor de confianza  $\alpha = 0.5$ , se mostró que la mejora obtenida por los diferentes métodos propuestos es estadísticamente significativa respecto a los resultados del SRI base, a la lista que resulta de sólo utilizar la retroalimentación de relevancia simulada, a los resultados de los métodos unimodales y a los resultados de los métodos de combinación basados en retroalimentación intermedia y fusión tardía.

## 7.2. Trabajo futuro

Los resultados obtenidos por el método unimodal, y por consiguiente los obtenidos por el método de combinación de fusión multimodal, mostraron que los descriptores

SIFT utilizados para representar al contenido visual de las imágenes no describen la totalidad de conceptos visuales existentes en la colección de imágenes utilizada y en las imágenes de ejemplo para cada consulta. Por lo tanto se propone investigar la utilidad de atributos visuales que puedan caracterizar mejor el contenido visual general de las imágenes, por ejemplo atributos como texturas, histogramas de color, palabras visuales, o una combinación optimizada de varios atributos visuales.

Aunque los resultados obtenidos al utilizar el vector binario de palabras fueron prometedores, es posible que al utilizar otras representaciones se logre obtener una mejora mayor. Por ello se propone analizar el uso de otras representaciones textuales en el método propuesto, por ejemplo una representación con esquemas de pesado como el *tf-idf*. Además de las propuestas de trabajo para el cambio de representaciones visuales y textuales, otro cambio en los parámetros del método propuesto, es el evaluar el uso de otros SRI base con diferentes enfoques de recuperación de imágenes.

La colección utilizada es una colección semi-estructurada, mantiene clasificada la descripción textual en campos diferenciados, además de incluir imágenes de ejemplo para cada consulta. Para probar el impacto del método propuesto sobre colecciones con información no estructurada, se propone utilizar colecciones de imágenes Web como Google Image o Flickr. El buen desempeño en este tipo de colecciones permite el uso del sistema propuesto en problemas como el aprendizaje de conceptos visuales en el área de robótica.

El método propuesto puede modificarse para desarrollar tareas afines a la mejora del ordenamiento de imágenes recuperadas, por ejemplo la diversificación de resultados en la lista de imágenes recuperadas por un SRI. La diversificación permite al usuario visualizar los resultados agrupados según conceptos visuales, e identificar de manera precisa el grupo de imágenes correspondiente a su intención de búsqueda. Una forma de lograr esta diversificación es expandir el CAM propuesto para que incluya más valores para las variables aleatorias.

# Apéndices





# Detalles de los experimentos y resultados

---

En este apéndice se listan las tablas de resultados para los experimentos realizados sobre los métodos propuestos.

## A.1. Método unimodal textual

La Tabla A.1 muestra los resultados obtenidos por el método propuesto al utilizar sólo los atributos textuales y la retroalimentación automática. Las filas resaltadas representan las configuraciones del modelo con las cuales se obtuvieron los mejores resultados para el número de imágenes seleccionadas como retroalimentación.

La Tabla A.2 muestra los resultados obtenidos por el método propuesto al utilizar sólo los atributos textuales y retroalimentación simulada, para la cual todas las imágenes seleccionadas son relevantes. Las filas resaltadas representan las configuraciones del modelo con las cuales se obtuvieron los mejores resultados para el número de imágenes seleccionadas como retroalimentación.

Tabla A.1: Comparativa entre los resultados obtenidos por el SRI base y por el método propuesto individual utilizando atributos textuales y retroalimentación automática.

SRI Base	P5	P10	P20	MAP
TIA-TXTIMG	0.4769	0.4538	0.3910	0.2359
Método propuesto				
Conf.	P5	P10	P20	MAP
F1Lt1.0	0.3744	0.3615	0.2936	0.2139
F1Lt0.7	0.4308	0.4000	0.3436	0.2325
F1Lt0.5	0.4513	0.4231	0.3615	0.2364
F1Lt0.3	0.4667	0.4410	0.3731	0.2357
F1Lt0.0	0.4872	0.4692	0.4013	0.2399
F3Lt1.0	0.4974	0.4641	0.3923	0.2415
F3Lt0.7	0.4974	0.4744	0.4000	0.2472
F3Lt0.5	0.5026	0.4769	0.4051	0.2452
F3Lt0.3	0.5026	0.4641	0.4051	0.2411
F3Lt0.0	0.4872	0.4667	0.4013	0.2394
F5Lt1.0	0.4769	0.4744	0.4026	0.2456
F5Lt0.7	0.4769	0.4692	0.4103	0.2481
F5Lt0.5	0.4769	0.4744	0.4179	0.2451
F5Lt0.3	0.4769	0.4590	0.4051	0.2408
F5Lt0.0	0.4769	0.4615	0.4038	0.2389
F8Lt1.0	0.4769	0.4615	0.4167	0.2441
F8Lt0.7	0.4769	0.4641	0.4103	0.2457
F8Lt0.5	0.4769	0.4590	0.4038	0.2423
F8Lt0.3	0.4769	0.4564	0.4013	0.2399
F8Lt0.0	0.4769	0.4615	0.4051	0.2384
F10Lt1.0	0.4769	0.4538	0.4103	0.2397
F10Lt0.7	0.4769	0.4538	0.4038	0.2421
F10Lt0.5	0.4769	0.4538	0.4051	0.2398
F10Lt0.3	0.4769	0.4538	0.3987	0.2384
F10Lt0.0	0.4769	0.4538	0.4013	0.2374

Tabla A.2: Comparativa entre los resultados obtenidos por el SRI base, por sólo utilizar la retroalimentación de relevancia y por el método propuesto individual utilizando atributos textuales y retroalimentación simulada.

SRI Base	P5	P10	P20	MAP
TIA-TXTIMG	0.4769	0.4538	0.3910	0.2359
Sólo retroalimentación				
Conf.	P5	P10	P20	MAP
F1Lt1.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486
F1Lt0.7	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486
F1Lt0.5	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486
F1Lt0.3	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486
F1Lt0.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486
F3Lt1.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742
F3Lt0.7	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742
F3Lt0.5	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742
F3Lt0.3	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742
F3Lt0.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742
F5Lt1.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984
F5Lt0.7	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984
F5Lt0.5	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984
F5Lt0.3	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984
F5Lt0.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984
F8Lt1.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352
F8Lt0.7	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352
F8Lt0.5	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352
F8Lt0.3	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352
F8Lt0.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352
F10Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560
F10Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560
F10Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560
F10Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560
F10Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560

## A.2. Método unimodal visual

La Tabla A.3 muestra los resultados obtenidos por el método unimodal propuesto al utilizar atributos visuales y retroalimentación de relevancia automática. Las filas resaltadas identifican a las configuración con las cuales se obtuvieron los mejores valores de MAP para determinado número de imágenes tomadas como retroalimentación.

**Tabla A.3: Comparativa entre los resultados obtenidos por el SRI base y por el método unimodal propuesto utilizando atributos visuales y retroalimentación automática.**

SRI Base	P5	P10	P20	MAP
TIA-TXTIMG	0.4769	0.4538	0.3910	0.2359
Método propuesto				
Conf.	P5	P10	P20	MAP
F1Li1.0	0.4615	0.4385	0.3923	0.2305
F1Li0.7	0.5436	0.4692	0.3949	0.2384
F1Li0.5	0.5641	0.4846	0.3974	0.2428
F1Li0.3	0.5538	0.4897	0.3987	0.2408
F1Li0.0	0.5436	0.4897	0.3987	0.2418
F3Li1.0	0.5179	0.4615	0.3872	0.2349
F3Li0.7	0.5538	0.4821	0.3974	0.2420
F3Li0.5	0.5538	0.4897	0.3949	0.2414
F3Li0.3	0.5385	0.5000	0.3987	0.2416
F3Li0.0	0.5333	0.4897	0.3987	0.2413
F5Li1.0	0.4769	0.4641	0.3897	0.2353
F5Li0.7	0.4769	0.4795	0.3962	0.2391
F5Li0.5	0.4769	0.4897	0.3936	0.2390
F5Li0.3	0.4769	0.4949	0.3974	0.2396
F5Li0.0	0.4769	0.4872	0.3987	0.2400
F8Li1.0	0.4769	0.4692	0.3872	0.2338
F8Li0.7	0.4769	0.4718	0.3949	0.2359
F8Li0.5	0.4769	0.4821	0.3936	0.2366
F8Li0.3	0.4769	0.4795	0.3974	0.2371
F8Li0.0	0.4769	0.4821	0.3987	0.2385
F10Li1.0	0.4769	0.4538	0.3782	0.2322
F10Li0.7	0.4769	0.4538	0.3897	0.2348
F10Li0.5	0.4769	0.4538	0.3910	0.2356
F10Li0.3	0.4769	0.4538	0.3962	0.2365
F10Li0.0	0.4769	0.4538	0.3987	0.2376

Los resultados obtenidos al probar el método propuesto con atributos visuales y retroalimentación simulada los muestra la Tabla A.4. Al igual que en las tablas anteriores, las configuraciones con las que se obtuvieron los mejores resultados, para el método propuesto, están resaltadas.

## A.3. Método de fusión multimodal

La Tabla A.5 muestra los resultados obtenidos al probar todas las configuraciones del método de fusión multimodal propuesto. Los mejores valores son identificados por las filas resaltadas, y fueron seleccionados para cada valor del factor  $\sigma$  y para cada número de imágenes seleccionadas como retroalimentación de relevancia.

Tabla A.4: Comparativa entre los resultados obtenidos por el SRI base, por sólo utilizar la retroalimentación de relevancia y por el método propuesto individual utilizando atributos visuales y retroalimentación simulada.

SRI Base	P5	P10	P20	MAP				
TIA-TXTIMG	0.4769	0.4538	0.3910	0.2359				
Sólo retroalimentación					Método propuesto			
Conf.	P5	P10	P20	MAP	P5	P10	P20	MAP
F1Li1.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5744	0.4795	0.3974	0.2469
F1Li0.7	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6564	0.5282	0.4128	0.2581
F1Li0.5	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6667	0.5282	0.4090	0.2584
F1Li0.3	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6513	0.5282	0.4128	0.2569
F1Li0.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6205	0.5231	0.4103	0.2563
F3Li1.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7846	0.6000	0.4410	0.2762
F3Li0.7	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8410	0.6205	0.4423	0.2795
F3Li0.5	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8308	0.6103	0.4385	0.2789
F3Li0.3	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8256	0.6154	0.4436	0.2793
F3Li0.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8103	0.6077	0.4410	0.2785
F5Li1.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6769	0.4756	0.2956
F5Li0.7	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7000	0.4821	0.3009
F5Li0.5	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7000	0.4821	0.3010
F5Li0.3	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7000	0.4846	0.3014
F5Li0.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7000	0.4846	0.3016
F8Li1.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8641	0.5654	0.3357
F8Li0.7	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8821	0.5654	0.3373
F8Li0.5	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8821	0.5654	0.3374
F8Li0.3	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8795	0.5654	0.3371
F8Li0.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8821	0.5679	0.3373
F10Li1.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6167	0.3550
F10Li0.7	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6205	0.3580
F10Li0.5	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6192	0.3575
F10Li0.3	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6218	0.3578
F10Li0.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6231	0.3576

Tabla A.5: Comparativa entre los resultados obtenidos por el SRI base, por utilizar sólo retroalimentación de relevancia simulada y por el método de fusión multimodal propuesto.

SRI Base	P5	P10	P20	MAP				
TIA-TXTIMG	0.4769	0.4538	0.3910	0.2359				
Sólo retroalimentación					Fusión multimodal			
Configuración	P5	P10	P20	MAP	P5	P10	P20	MAP
Sigma = 1.0								
F1Li1.0Lt1.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6051	0.5436	0.4756	0.2852
F1Li1.0Lt0.7	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5846	0.5154	0.4731	0.2767
F1Li1.0Lt0.5	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6051	0.5205	0.4603	0.2691
F1Li1.0Lt0.3	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5846	0.5077	0.4269	0.2581
F1Li1.0Lt0.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5744	0.5026	0.4179	0.2535
F1Li0.7Lt1.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6051	0.5436	0.4756	0.2852
F1Li0.7Lt0.7	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5846	0.5154	0.4731	0.2767
F1Li0.7Lt0.5	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6051	0.5205	0.4603	0.2691
F1Li0.7Lt0.3	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5846	0.5077	0.4269	0.2581
F1Li0.7Lt0.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5744	0.5026	0.4179	0.2535
F1Li0.5Lt1.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6051	0.5436	0.4756	0.2852
F1Li0.5Lt0.7	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5846	0.5154	0.4731	0.2767
F1Li0.5Lt0.5	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6051	0.5205	0.4603	0.2691
F1Li0.5Lt0.3	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5846	0.5077	0.4269	0.2581
F1Li0.5Lt0.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5744	0.5026	0.4179	0.2535
F1Li0.3Lt1.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6051	0.5436	0.4756	0.2852
F1Li0.3Lt0.7	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5846	0.5154	0.4731	0.2767
F1Li0.3Lt0.5	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6051	0.5205	0.4603	0.2691
F1Li0.3Lt0.3	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5846	0.5077	0.4269	0.2581
F1Li0.3Lt0.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5744	0.5026	0.4179	0.2535
F1Li0.0Lt1.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6051	0.5436	0.4756	0.2852
F1Li0.0Lt0.7	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5846	0.5154	0.4731	0.2767
F1Li0.0Lt0.5	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6051	0.5205	0.4603	0.2691
F1Li0.0Lt0.3	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5846	0.5077	0.4269	0.2581
F1Li0.0Lt0.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5744	0.5026	0.4179	0.2535
F3Li1.0Lt1.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7897	0.6282	0.5141	0.3123

Continúa en la siguiente página...

Configuración	Sólo retroalimentación				Fusión multimodal			
	P5	P10	P20	MAP	P5	P10	P20	MAP
F3Li1.0Lt0.7	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7949	0.6026	0.4910	0.3001
F3Li1.0Lt0.5	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7949	0.5974	0.4808	0.2904
F3Li1.0Lt0.3	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7949	0.5897	0.4615	0.2821
F3Li1.0Lt0.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8051	0.5872	0.4500	0.2775
F3Li0.7Lt1.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7897	0.6282	0.5141	0.3123
F3Li0.7Lt0.7	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7949	0.6026	0.4910	0.3001
F3Li0.7Lt0.5	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7949	0.5974	0.4808	0.2904
F3Li0.7Lt0.3	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7949	0.5897	0.4615	0.2821
F3Li0.7Lt0.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8051	0.5872	0.4500	0.2775
F3Li0.5Lt1.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7897	0.6282	0.5141	0.3123
F3Li0.5Lt0.7	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7949	0.6026	0.4910	0.3001
F3Li0.5Lt0.5	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7949	0.5974	0.4808	0.2904
F3Li0.5Lt0.3	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7949	0.5897	0.4615	0.2821
F3Li0.5Lt0.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8051	0.5872	0.4500	0.2775
F3Li0.3Lt1.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7897	0.6282	0.5141	0.3123
F3Li0.3Lt0.7	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7949	0.6026	0.4910	0.3001
F3Li0.3Lt0.5	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7949	0.5974	0.4808	0.2904
F3Li0.3Lt0.3	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7949	0.5897	0.4615	0.2821
F3Li0.3Lt0.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8051	0.5872	0.4500	0.2775
F3Li0.0Lt1.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7897	0.6282	0.5141	0.3123
F3Li0.0Lt0.7	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7949	0.6026	0.4910	0.3001
F3Li0.0Lt0.5	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7949	0.5974	0.4808	0.2904
F3Li0.0Lt0.3	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7949	0.5897	0.4615	0.2821
F3Li0.0Lt0.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8051	0.5872	0.4500	0.2775
F5Li1.0Lt1.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7256	0.5551	0.3344
F5Li1.0Lt0.7	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6974	0.5333	0.3249
F5Li1.0Lt0.5	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6923	0.5154	0.3140
F5Li1.0Lt0.3	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6923	0.5000	0.3061
F5Li1.0Lt0.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6897	0.4897	0.3009
F5Li0.7Lt1.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7256	0.5551	0.3344
F5Li0.7Lt0.7	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6974	0.5333	0.3249
F5Li0.7Lt0.5	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6923	0.5154	0.3140
F5Li0.7Lt0.3	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6923	0.5000	0.3061
F5Li0.7Lt0.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6897	0.4897	0.3009
F5Li0.5Lt1.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7256	0.5551	0.3344
F5Li0.5Lt0.7	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6974	0.5333	0.3249
F5Li0.5Lt0.5	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6923	0.5154	0.3140
F5Li0.5Lt0.3	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6923	0.5000	0.3061
F5Li0.5Lt0.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6897	0.4897	0.3009
F5Li0.3Lt1.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7256	0.5551	0.3344
F5Li0.3Lt0.7	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6974	0.5333	0.3249
F5Li0.3Lt0.5	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6923	0.5154	0.3140
F5Li0.3Lt0.3	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6923	0.5000	0.3061
F5Li0.3Lt0.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6897	0.4897	0.3009
F5Li0.0Lt1.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7256	0.5551	0.3344
F5Li0.0Lt0.7	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6974	0.5333	0.3249
F5Li0.0Lt0.5	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6923	0.5154	0.3140
F5Li0.0Lt0.3	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6923	0.5000	0.3061
F5Li0.0Lt0.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6897	0.4897	0.3009
F8Li1.0Lt1.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8846	0.6359	0.3752
F8Li1.0Lt0.7	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8744	0.6038	0.3591
F8Li1.0Lt0.5	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8718	0.5833	0.3503
F8Li1.0Lt0.3	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8718	0.5821	0.3437
F8Li1.0Lt0.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8692	0.5667	0.3370
F8Li0.7Lt1.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8846	0.6359	0.3752
F8Li0.7Lt0.7	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8744	0.6038	0.3591
F8Li0.7Lt0.5	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8718	0.5833	0.3503
F8Li0.7Lt0.3	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8718	0.5821	0.3437
F8Li0.7Lt0.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8692	0.5667	0.3370
F8Li0.5Lt1.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8846	0.6359	0.3752
F8Li0.5Lt0.7	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8744	0.6038	0.3591
F8Li0.5Lt0.5	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8718	0.5833	0.3503
F8Li0.5Lt0.3	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8718	0.5821	0.3437
F8Li0.5Lt0.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8692	0.5667	0.3370
F8Li0.3Lt1.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8846	0.6359	0.3752
F8Li0.3Lt0.7	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8744	0.6038	0.3591
F8Li0.3Lt0.5	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8718	0.5833	0.3503
F8Li0.3Lt0.3	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8718	0.5821	0.3437

Continúa en la siguiente página. . .

Configuración	Sólo retroalimentación				Fusión multimodal			
	P5	P10	P20	MAP	P5	P10	P20	MAP
F8Li0.3Lt0.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8692	0.5667	0.3370
F8Li0.0Lt1.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8846	0.6359	0.3752
F8Li0.0Lt0.7	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8744	0.6038	0.3591
F8Li0.0Lt0.5	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8718	0.5833	0.3503
F8Li0.0Lt0.3	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8718	0.5821	0.3437
F8Li0.0Lt0.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8692	0.5667	0.3370
F10Li1.0Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6628	0.3919
F10Li1.0Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6397	0.3778
F10Li1.0Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6295	0.3698
F10Li1.0Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6256	0.3636
F10Li1.0Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6192	0.3572
F10Li0.7Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6628	0.3919
F10Li0.7Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6397	0.3778
F10Li0.7Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6295	0.3698
F10Li0.7Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6256	0.3636
F10Li0.7Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6192	0.3572
F10Li0.5Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6628	0.3919
F10Li0.5Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6397	0.3778
F10Li0.5Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6295	0.3698
F10Li0.5Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6256	0.3636
F10Li0.5Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6192	0.3572
F10Li0.3Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6628	0.3919
F10Li0.3Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6397	0.3778
F10Li0.3Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6295	0.3698
F10Li0.3Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6256	0.3636
F10Li0.3Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6192	0.3572
F10Li0.0Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6628	0.3919
F10Li0.0Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6397	0.3778
F10Li0.0Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6295	0.3698
F10Li0.0Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6256	0.3636
F10Li0.0Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6192	0.3572

Sigma = 0.7

F1Li1.0Lt1.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6205	0.5718	0.5000	0.2880
F1Li1.0Lt0.7	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5846	0.5256	0.4782	0.2811
F1Li1.0Lt0.5	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6000	0.5205	0.4500	0.2687
F1Li1.0Lt0.3	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5846	0.5128	0.4359	0.2609
F1Li1.0Lt0.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5795	0.5026	0.4167	0.2536
F1Li0.7Lt1.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6410	0.5692	0.4974	0.2930
F1Li0.7Lt0.7	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5949	0.5308	0.4833	0.2820
F1Li0.7Lt0.5	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6000	0.5205	0.4500	0.2675
F1Li0.7Lt0.3	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5897	0.5154	0.4308	0.2600
F1Li0.7Lt0.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5897	0.5103	0.4179	0.2546
F1Li0.5Lt1.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6462	0.5744	0.5038	0.2960
F1Li0.5Lt0.7	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5949	0.5231	0.4821	0.2757
F1Li0.5Lt0.5	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6000	0.5205	0.4500	0.2658
F1Li0.5Lt0.3	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5949	0.5205	0.4333	0.2609
F1Li0.5Lt0.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5846	0.5103	0.4179	0.2536
F1Li0.3Lt1.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6410	0.5692	0.5051	0.2950
F1Li0.3Lt0.7	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5846	0.5179	0.4692	0.2728
F1Li0.3Lt0.5	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6103	0.5256	0.4500	0.2665
F1Li0.3Lt0.3	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5897	0.5179	0.4321	0.2597
F1Li0.3Lt0.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5846	0.5103	0.4179	0.2535
F1Li0.0Lt1.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6256	0.5564	0.4859	0.2927
F1Li0.0Lt0.7	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5897	0.5205	0.4718	0.2736
F1Li0.0Lt0.5	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6103	0.5256	0.4449	0.2645
F1Li0.0Lt0.3	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5897	0.5154	0.4295	0.2589
F1Li0.0Lt0.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5846	0.5077	0.4179	0.2530
F3Li1.0Lt1.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8000	0.6282	0.5205	0.3153
F3Li1.0Lt0.7	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8000	0.6154	0.5115	0.3069
F3Li1.0Lt0.5	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8051	0.6051	0.4859	0.2957
F3Li1.0Lt0.3	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7949	0.5923	0.4577	0.2812
F3Li1.0Lt0.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8051	0.5872	0.4500	0.2777
F3Li0.7Lt1.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8051	0.6308	0.5128	0.3148
F3Li0.7Lt0.7	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8000	0.6205	0.5115	0.3068
F3Li0.7Lt0.5	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8000	0.6000	0.4795	0.2923
F3Li0.7Lt0.3	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7949	0.5897	0.4590	0.2817

Continúa en la siguiente página...

Configuración	Sólo retroalimentación				Fusión multimodal			
	P5	P10	P20	MAP	P5	P10	P20	MAP
F3Li0.7Lt0.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8051	0.5897	0.4526	0.2789
F3Li0.5Lt1.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8103	0.6308	0.5077	0.3124
F3Li0.5Lt0.7	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8000	0.6179	0.5038	0.3023
F3Li0.5Lt0.5	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8000	0.6026	0.4769	0.2895
F3Li0.5Lt0.3	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7949	0.5974	0.4628	0.2828
F3Li0.5Lt0.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8000	0.5872	0.4513	0.2779
F3Li0.3Lt1.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8154	0.6462	0.5179	0.3148
F3Li0.3Lt0.7	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8000	0.6179	0.5026	0.3010
F3Li0.3Lt0.5	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8000	0.6000	0.4756	0.2880
F3Li0.3Lt0.3	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7949	0.5974	0.4603	0.2820
F3Li0.3Lt0.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8000	0.5872	0.4513	0.2779
F3Li0.0Lt1.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8103	0.6410	0.5154	0.3120
F3Li0.0Lt0.7	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8000	0.6154	0.4949	0.2975
F3Li0.0Lt0.5	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8000	0.6051	0.4769	0.2873
F3Li0.0Lt0.3	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7949	0.5974	0.4615	0.2819
F3Li0.0Lt0.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8000	0.5872	0.4513	0.2775
F5Li1.0Lt1.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7231	0.5641	0.3371
F5Li1.0Lt0.7	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7000	0.5410	0.3265
F5Li1.0Lt0.5	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7026	0.5269	0.3179
F5Li1.0Lt0.3	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6897	0.4962	0.3068
F5Li1.0Lt0.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6897	0.4885	0.3011
F5Li0.7Lt1.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7256	0.5615	0.3375
F5Li0.7Lt0.7	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7026	0.5333	0.3242
F5Li0.7Lt0.5	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7000	0.5205	0.3134
F5Li0.7Lt0.3	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6923	0.5000	0.3071
F5Li0.7Lt0.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6897	0.4910	0.3015
F5Li0.5Lt1.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7256	0.5603	0.3340
F5Li0.5Lt0.7	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7026	0.5321	0.3223
F5Li0.5Lt0.5	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7000	0.5179	0.3118
F5Li0.5Lt0.3	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6949	0.5026	0.3075
F5Li0.5Lt0.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6872	0.4897	0.3009
F5Li0.3Lt1.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7256	0.5603	0.3341
F5Li0.3Lt0.7	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7000	0.5308	0.3206
F5Li0.3Lt0.5	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7000	0.5154	0.3107
F5Li0.3Lt0.3	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6949	0.5000	0.3067
F5Li0.3Lt0.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6872	0.4897	0.3008
F5Li0.0Lt1.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7256	0.5603	0.3310
F5Li0.0Lt0.7	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7000	0.5321	0.3190
F5Li0.0Lt0.5	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6974	0.5128	0.3093
F5Li0.0Lt0.3	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6949	0.5000	0.3063
F5Li0.0Lt0.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6897	0.4885	0.3007
F8Li1.0Lt1.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8923	0.6333	0.3761
F8Li1.0Lt0.7	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8821	0.6077	0.3616
F8Li1.0Lt0.5	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8769	0.5974	0.3523
F8Li1.0Lt0.3	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8692	0.5795	0.3434
F8Li1.0Lt0.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8692	0.5679	0.3374
F8Li0.7Lt1.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8949	0.6359	0.3778
F8Li0.7Lt0.7	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8769	0.6141	0.3605
F8Li0.7Lt0.5	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8769	0.5987	0.3508
F8Li0.7Lt0.3	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8718	0.5808	0.3441
F8Li0.7Lt0.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8692	0.5679	0.3375
F8Li0.5Lt1.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8949	0.6436	0.3781
F8Li0.5Lt0.7	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8744	0.6115	0.3584
F8Li0.5Lt0.5	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8769	0.5949	0.3495
F8Li0.5Lt0.3	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8718	0.5808	0.3441
F8Li0.5Lt0.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8692	0.5679	0.3371
F8Li0.3Lt1.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8923	0.6449	0.3765
F8Li0.3Lt0.7	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8744	0.6090	0.3570
F8Li0.3Lt0.5	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8769	0.5949	0.3492
F8Li0.3Lt0.3	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8718	0.5821	0.3438
F8Li0.3Lt0.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8692	0.5679	0.3370
F8Li0.0Lt1.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8897	0.6410	0.3713
F8Li0.0Lt0.7	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8744	0.6077	0.3550
F8Li0.0Lt0.5	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8718	0.5897	0.3470
F8Li0.0Lt0.3	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8718	0.5821	0.3432
F8Li0.0Lt0.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8692	0.5679	0.3369
F10Li1.0Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6718	0.3936
F10Li1.0Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6436	0.3795

Continúa en la siguiente página...

Configuración	Sólo retroalimentación				Fusión multimodal			
	P5	P10	P20	MAP	P5	P10	P20	MAP
F10Li.0Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6410	0.3714
F10Li.0Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6269	0.3629
F10Li.0Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6192	0.3574
F10Li.0.7Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6731	0.3936
F10Li.0.7Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6449	0.3777
F10Li.0.7Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6410	0.3692
F10Li.0.7Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6269	0.3630
F10Li.0.7Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6205	0.3576
F10Li.0.5Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6782	0.3921
F10Li.0.5Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6449	0.3762
F10Li.0.5Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6397	0.3684
F10Li.0.5Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6269	0.3622
F10Li.0.5Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6205	0.3574
F10Li.0.3Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6795	0.3911
F10Li.0.3Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6436	0.3746
F10Li.0.3Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6397	0.3676
F10Li.0.3Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6295	0.3627
F10Li.0.3Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6205	0.3573
F10Li.0.0Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6705	0.3868
F10Li.0.0Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6436	0.3727
F10Li.0.0Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6359	0.3664
F10Li.0.0Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6295	0.3623
F10Li.0.0Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6192	0.3571

Sigma = 0.5

F1Li1.0Lt1.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6410	0.5872	0.4987	0.2891
F1Li1.0Lt0.7	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6205	0.5513	0.4949	0.2861
F1Li1.0Lt0.5	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6154	0.5359	0.4628	0.2712
F1Li1.0Lt0.3	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5949	0.5282	0.4462	0.2638
F1Li1.0Lt0.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5795	0.5051	0.4077	0.2529
F1Li0.7Lt1.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6513	0.5821	0.5077	0.2956
F1Li0.7Lt0.7	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6051	0.5462	0.4859	0.2800
F1Li0.7Lt0.5	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6103	0.5436	0.4603	0.2697
F1Li0.7Lt0.3	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6000	0.5333	0.4410	0.2623
F1Li0.7Lt0.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5846	0.5128	0.4115	0.2530
F1Li0.5Lt1.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6410	0.5795	0.5103	0.2955
F1Li0.5Lt0.7	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6205	0.5462	0.4769	0.2788
F1Li0.5Lt0.5	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6103	0.5410	0.4564	0.2679
F1Li0.5Lt0.3	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6051	0.5282	0.4359	0.2604
F1Li0.5Lt0.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5846	0.5103	0.4115	0.2527
F1Li0.3Lt1.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6513	0.5718	0.5013	0.2899
F1Li0.3Lt0.7	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6154	0.5385	0.4756	0.2735
F1Li0.3Lt0.5	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6154	0.5385	0.4487	0.2652
F1Li0.3Lt0.3	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5949	0.5205	0.4308	0.2581
F1Li0.3Lt0.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5897	0.5103	0.4128	0.2527
F1Li0.0Lt1.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6564	0.5744	0.4936	0.2841
F1Li0.0Lt0.7	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6051	0.5282	0.4756	0.2711
F1Li0.0Lt0.5	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6205	0.5385	0.4474	0.2647
F1Li0.0Lt0.3	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6000	0.5231	0.4308	0.2579
F1Li0.0Lt0.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5897	0.5103	0.4128	0.2527
F3Li1.0Lt1.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8000	0.6359	0.5321	0.3132
F3Li1.0Lt0.7	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7897	0.6231	0.5154	0.3060
F3Li1.0Lt0.5	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8051	0.6103	0.4910	0.2937
F3Li1.0Lt0.3	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8000	0.6026	0.4731	0.2841
F3Li1.0Lt0.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8051	0.5897	0.4449	0.2774
F3Li0.7Lt1.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8103	0.6487	0.5282	0.3154
F3Li0.7Lt0.7	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7949	0.6256	0.5141	0.3034
F3Li0.7Lt0.5	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8051	0.6103	0.4782	0.2898
F3Li0.7Lt0.3	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7949	0.6077	0.4705	0.2828
F3Li0.7Lt0.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8000	0.5923	0.4462	0.2774
F3Li0.5Lt1.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8154	0.6538	0.5308	0.3130
F3Li0.5Lt0.7	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8000	0.6179	0.5038	0.2961
F3Li0.5Lt0.5	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8051	0.6103	0.4795	0.2886
F3Li0.5Lt0.3	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7949	0.6077	0.4679	0.2814
F3Li0.5Lt0.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8000	0.5897	0.4474	0.2772
F3Li0.3Lt1.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8103	0.6513	0.5244	0.3098
F3Li0.3Lt0.7	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8000	0.6179	0.4962	0.2936

Continúa en la siguiente página...



Configuración	Sólo retroalimentación				Fusión multimodal			
	P5	P10	P20	MAP	P5	P10	P20	MAP
F3Li0.3Lt0.5	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8051	0.6077	0.4782	0.2870
F3Li0.3Lt0.3	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7949	0.6077	0.4641	0.2806
F3Li0.3Lt0.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8000	0.5897	0.4474	0.2772
F3Li0.0Lt1.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8051	0.6410	0.5064	0.3000
F3Li0.0Lt0.7	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8000	0.6179	0.4885	0.2906
F3Li0.0Lt0.5	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8051	0.6103	0.4769	0.2852
F3Li0.0Lt0.3	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7949	0.6103	0.4654	0.2812
F3Li0.0Lt0.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8000	0.5872	0.4474	0.2773
F5Li1.0Lt1.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7256	0.5718	0.3358
F5Li1.0Lt0.7	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7077	0.5474	0.3282
F5Li1.0Lt0.5	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7077	0.5308	0.3156
F5Li1.0Lt0.3	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6949	0.5128	0.3083
F5Li1.0Lt0.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6897	0.4846	0.3007
F5Li0.7Lt1.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7256	0.5654	0.3314
F5Li0.7Lt0.7	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7051	0.5397	0.3231
F5Li0.7Lt0.5	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7026	0.5205	0.3116
F5Li0.7Lt0.3	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7000	0.5077	0.3065
F5Li0.7Lt0.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6923	0.4872	0.3006
F5Li0.5Lt1.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7231	0.5667	0.3300
F5Li0.5Lt0.7	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7077	0.5385	0.3192
F5Li0.5Lt0.5	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7051	0.5231	0.3119
F5Li0.5Lt0.3	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6974	0.5026	0.3056
F5Li0.5Lt0.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6897	0.4872	0.3004
F5Li0.3Lt1.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7179	0.5513	0.3261
F5Li0.3Lt0.7	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7026	0.5269	0.3151
F5Li0.3Lt0.5	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7026	0.5218	0.3102
F5Li0.3Lt0.3	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6949	0.5013	0.3048
F5Li0.3Lt0.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6897	0.4872	0.3003
F5Li0.0Lt1.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7231	0.5487	0.3237
F5Li0.0Lt0.7	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7000	0.5192	0.3128
F5Li0.0Lt0.5	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7000	0.5179	0.3085
F5Li0.0Lt0.3	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6949	0.4987	0.3042
F5Li0.0Lt0.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6923	0.4885	0.3005
F8Li1.0Lt1.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8923	0.6500	0.3801
F8Li1.0Lt0.7	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8821	0.6282	0.3659
F8Li1.0Lt0.5	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8795	0.6051	0.3533
F8Li1.0Lt0.3	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8692	0.5885	0.3438
F8Li1.0Lt0.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8692	0.5654	0.3371
F8Li0.7Lt1.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8949	0.6564	0.3751
F8Li0.7Lt0.7	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8821	0.6244	0.3592
F8Li0.7Lt0.5	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8744	0.6000	0.3479
F8Li0.7Lt0.3	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8692	0.5833	0.3429
F8Li0.7Lt0.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8692	0.5654	0.3367
F8Li0.5Lt1.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8923	0.6500	0.3715
F8Li0.5Lt0.7	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8821	0.6179	0.3555
F8Li0.5Lt0.5	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8769	0.6026	0.3478
F8Li0.5Lt0.3	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8692	0.5795	0.3418
F8Li0.5Lt0.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8692	0.5654	0.3365
F8Li0.3Lt1.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8949	0.6474	0.3703
F8Li0.3Lt0.7	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8795	0.6115	0.3523
F8Li0.3Lt0.5	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8769	0.5987	0.3466
F8Li0.3Lt0.3	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8692	0.5782	0.3410
F8Li0.3Lt0.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8692	0.5654	0.3366
F8Li0.0Lt1.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8923	0.6385	0.3639
F8Li0.0Lt0.7	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8769	0.6077	0.3504
F8Li0.0Lt0.5	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8744	0.5897	0.3449
F8Li0.0Lt0.3	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8718	0.5756	0.3406
F8Li0.0Lt0.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8692	0.5654	0.3366
F10Li1.0Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6885	0.3966
F10Li1.0Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6615	0.3835
F10Li1.0Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6449	0.3708
F10Li1.0Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6295	0.3624
F10Li1.0Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6179	0.3574
F10Li0.7Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6782	0.3904
F10Li0.7Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6577	0.3760
F10Li0.7Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6436	0.3677
F10Li0.7Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6282	0.3616
F10Li0.7Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6179	0.3569

Continúa en la siguiente página...

Configuración	Sólo retroalimentación				Fusión multimodal			
	P5	P10	P20	MAP	P5	P10	P20	MAP
F10Li0.5Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6808	0.3876
F10Li0.5Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6513	0.3732
F10Li0.5Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6423	0.3667
F10Li0.5Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6269	0.3615
F10Li0.5Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6192	0.3571
F10Li0.3Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6795	0.3850
F10Li0.3Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6487	0.3712
F10Li0.3Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6410	0.3656
F10Li0.3Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6269	0.3609
F10Li0.3Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6179	0.3570
F10Li0.0Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6769	0.3811
F10Li0.0Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6449	0.3696
F10Li0.0Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6385	0.3644
F10Li0.0Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6244	0.3604
F10Li0.0Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6179	0.3570

Sigma = 0.3

F1Li1.0Lt1.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6872	0.6000	0.5077	0.2913
F1Li1.0Lt0.7	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6718	0.5923	0.5167	0.3004
F1Li1.0Lt0.5	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6359	0.5615	0.4897	0.2773
F1Li1.0Lt0.3	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6154	0.5462	0.4590	0.2670
F1Li1.0Lt0.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5795	0.5103	0.4128	0.2529
F1Li0.7Lt1.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6821	0.6154	0.5141	0.2906
F1Li0.7Lt0.7	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6462	0.5846	0.4872	0.2818
F1Li0.7Lt0.5	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6205	0.5590	0.4744	0.2716
F1Li0.7Lt0.3	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6103	0.5385	0.4436	0.2616
F1Li0.7Lt0.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5897	0.5103	0.4128	0.2529
F1Li0.5Lt1.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6667	0.6077	0.4987	0.2865
F1Li0.5Lt0.7	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6513	0.5718	0.4897	0.2795
F1Li0.5Lt0.5	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6205	0.5590	0.4679	0.2680
F1Li0.5Lt0.3	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6051	0.5462	0.4423	0.2617
F1Li0.5Lt0.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5897	0.5103	0.4115	0.2527
F1Li0.3Lt1.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6615	0.5974	0.4910	0.2837
F1Li0.3Lt0.7	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6513	0.5718	0.4821	0.2754
F1Li0.3Lt0.5	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6205	0.5436	0.4551	0.2636
F1Li0.3Lt0.3	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6000	0.5282	0.4346	0.2593
F1Li0.3Lt0.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5949	0.5077	0.4115	0.2527
F1Li0.0Lt1.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6667	0.5872	0.4846	0.2765
F1Li0.0Lt0.7	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6205	0.5538	0.4692	0.2677
F1Li0.0Lt0.5	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6154	0.5513	0.4462	0.2620
F1Li0.0Lt0.3	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6103	0.5282	0.4244	0.2582
F1Li0.0Lt0.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5949	0.5077	0.4128	0.2525
F3Li1.0Lt1.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8051	0.6436	0.5359	0.3142
F3Li1.0Lt0.7	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8051	0.6436	0.5346	0.3133
F3Li1.0Lt0.5	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8000	0.6333	0.5090	0.2967
F3Li1.0Lt0.3	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8154	0.6231	0.4936	0.2900
F3Li1.0Lt0.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8051	0.6026	0.4513	0.2788
F3Li0.7Lt1.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8205	0.6590	0.5282	0.3060
F3Li0.7Lt0.7	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8051	0.6487	0.5154	0.2994
F3Li0.7Lt0.5	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8103	0.6308	0.5000	0.2930
F3Li0.7Lt0.3	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8103	0.6179	0.4756	0.2858
F3Li0.7Lt0.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8000	0.5897	0.4474	0.2773
F3Li0.5Lt1.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8103	0.6436	0.5141	0.2994
F3Li0.5Lt0.7	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8103	0.6410	0.5038	0.2951
F3Li0.5Lt0.5	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8103	0.6256	0.4923	0.2882
F3Li0.5Lt0.3	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8103	0.6128	0.4705	0.2839
F3Li0.5Lt0.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8051	0.5897	0.4474	0.2771
F3Li0.3Lt1.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8103	0.6385	0.5115	0.2970
F3Li0.3Lt0.7	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8103	0.6333	0.5026	0.2924
F3Li0.3Lt0.5	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8103	0.6205	0.4782	0.2854
F3Li0.3Lt0.3	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8051	0.6077	0.4654	0.2817
F3Li0.3Lt0.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8000	0.5897	0.4462	0.2770
F3Li0.0Lt1.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8103	0.6436	0.5038	0.2945
F3Li0.0Lt0.7	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8103	0.6256	0.5000	0.2911
F3Li0.0Lt0.5	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8051	0.6179	0.4756	0.2846
F3Li0.0Lt0.3	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7949	0.6103	0.4641	0.2805
F3Li0.0Lt0.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8000	0.5897	0.4449	0.2771

Continúa en la siguiente página...

Configuración	Sólo retroalimentación				Fusión multimodal			
	P5	P10	P20	MAP	P5	P10	P20	MAP
F5Li1.0Lt1.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7462	0.5987	0.3432
F5Li1.0Lt0.7	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7231	0.5756	0.3348
F5Li1.0Lt0.5	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7128	0.5410	0.3179
F5Li1.0Lt0.3	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7103	0.5192	0.3094
F5Li1.0Lt0.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6949	0.4936	0.3024
F5Li0.7Lt1.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7487	0.5782	0.3284
F5Li0.7Lt0.7	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7205	0.5474	0.3199
F5Li0.7Lt0.5	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7128	0.5308	0.3137
F5Li0.7Lt0.3	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7026	0.5103	0.3072
F5Li0.7Lt0.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6897	0.4923	0.3014
F5Li0.5Lt1.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7410	0.5577	0.3213
F5Li0.5Lt0.7	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7179	0.5449	0.3178
F5Li0.5Lt0.5	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7103	0.5282	0.3108
F5Li0.5Lt0.3	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6974	0.5077	0.3056
F5Li0.5Lt0.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6872	0.4897	0.3009
F5Li0.3Lt1.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7359	0.5462	0.3176
F5Li0.3Lt0.7	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7179	0.5385	0.3149
F5Li0.3Lt0.5	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7077	0.5154	0.3072
F5Li0.3Lt0.3	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6974	0.5038	0.3042
F5Li0.3Lt0.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6897	0.4885	0.3007
F5Li0.0Lt1.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7333	0.5474	0.3167
F5Li0.0Lt0.7	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7179	0.5359	0.3142
F5Li0.0Lt0.5	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7051	0.5115	0.3063
F5Li0.0Lt0.3	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7000	0.5026	0.3034
F5Li0.0Lt0.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6923	0.4872	0.3009
F8Li1.0Lt1.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.9000	0.6833	0.3851
F8Li1.0Lt0.7	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8897	0.6564	0.3721
F8Li1.0Lt0.5	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8821	0.6205	0.3537
F8Li1.0Lt0.3	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8769	0.5962	0.3436
F8Li1.0Lt0.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8692	0.5692	0.3380
F8Li0.7Lt1.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.9000	0.6795	0.3722
F8Li0.7Lt0.7	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8821	0.6346	0.3560
F8Li0.7Lt0.5	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8795	0.6090	0.3475
F8Li0.7Lt0.3	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8744	0.5872	0.3425
F8Li0.7Lt0.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8692	0.5692	0.3374
F8Li0.5Lt1.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8923	0.6513	0.3621
F8Li0.5Lt0.7	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8795	0.6218	0.3508
F8Li0.5Lt0.5	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8769	0.6000	0.3455
F8Li0.5Lt0.3	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8718	0.5846	0.3410
F8Li0.5Lt0.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8692	0.5641	0.3370
F8Li0.3Lt1.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8897	0.6397	0.3581
F8Li0.3Lt0.7	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8821	0.6167	0.3487
F8Li0.3Lt0.5	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8744	0.5923	0.3433
F8Li0.3Lt0.3	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8692	0.5808	0.3399
F8Li0.3Lt0.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8692	0.5628	0.3369
F8Li0.0Lt1.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8897	0.6308	0.3545
F8Li0.0Lt0.7	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8821	0.6038	0.3471
F8Li0.0Lt0.5	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8769	0.5885	0.3421
F8Li0.0Lt0.3	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8718	0.5795	0.3397
F8Li0.0Lt0.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8692	0.5615	0.3368
F10Li1.0Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.7218	0.4031
F10Li1.0Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6872	0.3856
F10Li1.0Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6603	0.3714
F10Li1.0Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6397	0.3633
F10Li1.0Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6205	0.3583
F10Li0.7Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.7115	0.3870
F10Li0.7Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6641	0.3733
F10Li0.7Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6462	0.3659
F10Li0.7Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6333	0.3612
F10Li0.7Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6205	0.3579
F10Li0.5Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6974	0.3818
F10Li0.5Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6603	0.3699
F10Li0.5Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6423	0.3635
F10Li0.5Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6308	0.3600
F10Li0.5Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6179	0.3576
F10Li0.3Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6885	0.3789
F10Li0.3Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6513	0.3677
F10Li0.3Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6346	0.3621

Continúa en la siguiente página...

Configuración	Sólo retroalimentación				Fusión multimodal			
	P5	P10	P20	MAP	P5	P10	P20	MAP
F10Li0.3Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6282	0.3591
F10Li0.3Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6154	0.3574
F10Li0.0Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6667	0.3716
F10Li0.0Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6449	0.3651
F10Li0.0Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6295	0.3610
F10Li0.0Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6244	0.3589
F10Li0.0Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6154	0.3573
Sigma = 0.0								
F1Li1.0Lt1.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5744	0.4795	0.3974	0.2469
F1Li1.0Lt0.7	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5744	0.4795	0.3974	0.2469
F1Li1.0Lt0.5	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5744	0.4795	0.3974	0.2469
F1Li1.0Lt0.3	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5744	0.4795	0.3974	0.2469
F1Li1.0Lt0.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.5744	0.4795	0.3974	0.2469
F1Li0.7Lt1.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6564	0.5282	0.4128	0.2581
F1Li0.7Lt0.7	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6564	0.5282	0.4128	0.2581
F1Li0.7Lt0.5	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6564	0.5282	0.4128	0.2581
F1Li0.7Lt0.3	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6564	0.5282	0.4128	0.2581
F1Li0.7Lt0.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6564	0.5282	0.4128	0.2581
F1Li0.5Lt1.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6667	0.5282	0.4090	0.2584
F1Li0.5Lt0.7	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6667	0.5282	0.4090	0.2584
F1Li0.5Lt0.5	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6667	0.5282	0.4090	0.2584
F1Li0.5Lt0.3	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6667	0.5282	0.4090	0.2584
F1Li0.5Lt0.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6667	0.5282	0.4090	0.2584
F1Li0.3Lt1.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6513	0.5282	0.4128	0.2569
F1Li0.3Lt0.7	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6513	0.5282	0.4128	0.2569
F1Li0.3Lt0.5	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6513	0.5282	0.4128	0.2569
F1Li0.3Lt0.3	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6513	0.5282	0.4128	0.2569
F1Li0.3Lt0.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6513	0.5282	0.4128	0.2569
F1Li0.0Lt1.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6205	0.5231	0.4103	0.2563
F1Li0.0Lt0.7	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6205	0.5231	0.4103	0.2563
F1Li0.0Lt0.5	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6205	0.5231	0.4103	0.2563
F1Li0.0Lt0.3	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6205	0.5231	0.4103	0.2563
F1Li0.0Lt0.0	0.5641	0.4897	0.4038	0.2486	0.6205	0.5231	0.4103	0.2563
F3Li1.0Lt1.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7846	0.6000	0.4410	0.2762
F3Li1.0Lt0.7	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7846	0.6000	0.4410	0.2762
F3Li1.0Lt0.5	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7846	0.6000	0.4410	0.2762
F3Li1.0Lt0.3	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7846	0.6000	0.4410	0.2762
F3Li1.0Lt0.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.7846	0.6000	0.4410	0.2762
F3Li0.7Lt1.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8410	0.6205	0.4423	0.2795
F3Li0.7Lt0.7	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8410	0.6205	0.4423	0.2795
F3Li0.7Lt0.5	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8410	0.6205	0.4423	0.2795
F3Li0.7Lt0.3	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8410	0.6205	0.4423	0.2795
F3Li0.7Lt0.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8410	0.6205	0.4423	0.2795
F3Li0.5Lt1.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8308	0.6103	0.4385	0.2789
F3Li0.5Lt0.7	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8308	0.6103	0.4385	0.2789
F3Li0.5Lt0.5	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8308	0.6103	0.4385	0.2789
F3Li0.5Lt0.3	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8308	0.6103	0.4385	0.2789
F3Li0.5Lt0.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8308	0.6103	0.4385	0.2789
F3Li0.3Lt1.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8256	0.6154	0.4436	0.2793
F3Li0.3Lt0.7	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8256	0.6154	0.4436	0.2793
F3Li0.3Lt0.5	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8256	0.6154	0.4436	0.2793
F3Li0.3Lt0.3	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8256	0.6154	0.4436	0.2793
F3Li0.3Lt0.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8256	0.6154	0.4436	0.2793
F3Li0.0Lt1.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8103	0.6077	0.4410	0.2785
F3Li0.0Lt0.7	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8103	0.6077	0.4410	0.2785
F3Li0.0Lt0.5	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8103	0.6077	0.4410	0.2785
F3Li0.0Lt0.3	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8103	0.6077	0.4410	0.2785
F3Li0.0Lt0.0	0.7846	0.5872	0.4359	0.2742	0.8103	0.6077	0.4410	0.2785
F5Li1.0Lt1.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6769	0.4756	0.2956
F5Li1.0Lt0.7	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6769	0.4756	0.2956
F5Li1.0Lt0.5	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6769	0.4756	0.2956
F5Li1.0Lt0.3	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6769	0.4756	0.2956
F5Li1.0Lt0.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.6769	0.4756	0.2956
F5Li0.7Lt1.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7000	0.4821	0.3009
F5Li0.7Lt0.7	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7000	0.4821	0.3009
F5Li0.7Lt0.5	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7000	0.4821	0.3009

Continúa en la siguiente página...

Configuración	Sólo retroalimentación				Fusión multimodal			
	P5	P10	P20	MAP	P5	P10	P20	MAP
F5Li0.7Lt0.3	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7000	0.4821	0.3009
F5Li0.7Lt0.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7000	0.4821	0.3009
F5Li0.5Lt1.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7000	0.4821	0.3010
F5Li0.5Lt0.7	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7000	0.4821	0.3010
F5Li0.5Lt0.5	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7000	0.4821	0.3010
F5Li0.5Lt0.3	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7000	0.4821	0.3010
F5Li0.5Lt0.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7000	0.4821	0.3010
F5Li0.3Lt1.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7000	0.4846	0.3014
F5Li0.3Lt0.7	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7000	0.4846	0.3014
F5Li0.3Lt0.5	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7000	0.4846	0.3014
F5Li0.3Lt0.3	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7000	0.4846	0.3014
F5Li0.3Lt0.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7000	0.4846	0.3014
F5Li0.0Lt1.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7000	0.4846	0.3016
F5Li0.0Lt0.7	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7000	0.4846	0.3016
F5Li0.0Lt0.5	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7000	0.4846	0.3016
F5Li0.0Lt0.3	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7000	0.4846	0.3016
F5Li0.0Lt0.0	1.0000	0.6795	0.4782	0.2984	1.0000	0.7000	0.4846	0.3016
F8Li1.0Lt1.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8641	0.5654	0.3357
F8Li1.0Lt0.7	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8641	0.5654	0.3357
F8Li1.0Lt0.5	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8641	0.5654	0.3357
F8Li1.0Lt0.3	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8641	0.5654	0.3357
F8Li1.0Lt0.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8641	0.5654	0.3357
F8Li0.7Lt1.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8821	0.5654	0.3373
F8Li0.7Lt0.7	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8821	0.5654	0.3373
F8Li0.7Lt0.5	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8821	0.5654	0.3373
F8Li0.7Lt0.3	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8821	0.5654	0.3373
F8Li0.7Lt0.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8821	0.5654	0.3373
F8Li0.5Lt1.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8821	0.5654	0.3374
F8Li0.5Lt0.7	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8821	0.5654	0.3374
F8Li0.5Lt0.5	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8821	0.5654	0.3374
F8Li0.5Lt0.3	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8821	0.5654	0.3374
F8Li0.5Lt0.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8821	0.5654	0.3374
F8Li0.3Lt1.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8795	0.5654	0.3371
F8Li0.3Lt0.7	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8795	0.5654	0.3371
F8Li0.3Lt0.5	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8795	0.5654	0.3371
F8Li0.3Lt0.3	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8795	0.5654	0.3371
F8Li0.3Lt0.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8795	0.5654	0.3371
F8Li0.0Lt1.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8821	0.5679	0.3373
F8Li0.0Lt0.7	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8821	0.5679	0.3373
F8Li0.0Lt0.5	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8821	0.5679	0.3373
F8Li0.0Lt0.3	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8821	0.5679	0.3373
F8Li0.0Lt0.0	1.0000	0.8692	0.5577	0.3352	1.0000	0.8821	0.5679	0.3373
F10Li1.0Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6167	0.3550
F10Li1.0Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6167	0.3550
F10Li1.0Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6167	0.3550
F10Li1.0Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6167	0.3550
F10Li1.0Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6167	0.3550
F10Li0.7Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6205	0.3580
F10Li0.7Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6205	0.3580
F10Li0.7Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6205	0.3580
F10Li0.7Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6205	0.3580
F10Li0.7Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6205	0.3580
F10Li0.5Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6192	0.3575
F10Li0.5Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6192	0.3575
F10Li0.5Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6192	0.3575
F10Li0.5Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6192	0.3575
F10Li0.5Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6192	0.3575
F10Li0.3Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6218	0.3578
F10Li0.3Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6218	0.3578
F10Li0.3Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6218	0.3578
F10Li0.3Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6218	0.3578
F10Li0.3Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6218	0.3578
F10Li0.0Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6231	0.3576
F10Li0.0Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6231	0.3576
F10Li0.0Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6231	0.3576
F10Li0.0Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6231	0.3576
F10Li0.0Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6128	0.3560	1.0000	0.9744	0.6231	0.3576

## A.4. Retroalimentación intermedia

La Tabla A.6 muestra los mejores resultados obtenidos con el método de combinación basado en el enfoque retroalimentación intermedia. La tabla muestra la configuración que utiliza primero el método unimodal para atributos visuales y luego el método para atributos textuales. Las filas resaltadas representan las configuraciones con las que se obtuvieron los mejores resultados para el número de imágenes tomadas como retroalimentación de relevancia respectivo.

**Tabla A.6: Comparativa entre los resultados obtenidos por el SRI base, por utilizar sólo retroalimentación de relevancia simulada y por el método de combinación basado en el enfoque retroalimentación intermedia al utilizar el método unimodal visual seguido del textual.**

SRI Base	P5	P10	P20	MAP					
TIA-TXTIMG	0.4769	0.4538	0.3910	0.2359					
Configuración		Sólo retroalimentación				retroalimentación intermedia			
	P5	P10	P20	MAP	P5	P10	P20	MAP	
F1Li1.0Lt1.0	0.5744	0.4795	0.3974	0.2469	0.6154	0.5385	0.4756	0.2874	
F1Li1.0Lt0.7	0.5744	0.4795	0.3974	0.2469	0.5846	0.5154	0.4705	0.2754	
F1Li1.0Lt0.5	0.5744	0.4795	0.3974	0.2469	0.5897	0.5128	0.4487	0.2665	
F1Li1.0Lt0.3	0.5744	0.4795	0.3974	0.2469	0.5795	0.5026	0.4231	0.2555	
F1Li1.0Lt0.0	0.5744	0.4795	0.3974	0.2469	0.5846	0.4949	0.4154	0.2522	
F1Li0.7Lt1.0	0.6564	0.5282	0.4128	0.2581	0.6564	0.5615	0.4782	0.2909	
F1Li0.7Lt0.7	0.6564	0.5282	0.4128	0.2581	0.6410	0.5538	0.4769	0.2836	
F1Li0.7Lt0.5	0.6564	0.5282	0.4128	0.2581	0.6769	0.5513	0.4679	0.2769	
F1Li0.7Lt0.3	0.6564	0.5282	0.4128	0.2581	0.6718	0.5410	0.4346	0.2670	
F1Li0.7Lt0.0	0.6564	0.5282	0.4128	0.2581	0.6615	0.5359	0.4244	0.2630	
F1Li0.5Lt1.0	0.6667	0.5282	0.4090	0.2584	0.6564	0.5564	0.4769	0.2902	
F1Li0.5Lt0.7	0.6667	0.5282	0.4090	0.2584	0.6410	0.5462	0.4744	0.2830	
F1Li0.5Lt0.5	0.6667	0.5282	0.4090	0.2584	0.6821	0.5436	0.4628	0.2770	
F1Li0.5Lt0.3	0.6667	0.5282	0.4090	0.2584	0.6769	0.5385	0.4321	0.2670	
F1Li0.5Lt0.0	0.6667	0.5282	0.4090	0.2584	0.6718	0.5385	0.4218	0.2633	
F1Li0.3Lt1.0	0.6513	0.5282	0.4128	0.2569	0.6564	0.5564	0.4769	0.2896	
F1Li0.3Lt0.7	0.6513	0.5282	0.4128	0.2569	0.6308	0.5462	0.4769	0.2818	
F1Li0.3Lt0.5	0.6513	0.5282	0.4128	0.2569	0.6615	0.5410	0.4654	0.2761	
F1Li0.3Lt0.3	0.6513	0.5282	0.4128	0.2569	0.6564	0.5385	0.4333	0.2660	
F1Li0.3Lt0.0	0.6513	0.5282	0.4128	0.2569	0.6564	0.5410	0.4218	0.2624	
F1Li0.0Lt1.0	0.6205	0.5231	0.4103	0.2563	0.6359	0.5564	0.4756	0.2886	
F1Li0.0Lt0.7	0.6205	0.5231	0.4103	0.2563	0.6051	0.5436	0.4744	0.2810	
F1Li0.0Lt0.5	0.6205	0.5231	0.4103	0.2563	0.6410	0.5385	0.4628	0.2747	
F1Li0.0Lt0.3	0.6205	0.5231	0.4103	0.2563	0.6256	0.5333	0.4321	0.2647	
F1Li0.0Lt0.0	0.6205	0.5231	0.4103	0.2563	0.6308	0.5333	0.4218	0.2609	
F3Li1.0Lt1.0	0.7846	0.6000	0.4410	0.2762	0.8308	0.6487	0.5231	0.3165	
F3Li1.0Lt0.7	0.7846	0.6000	0.4410	0.2762	0.8154	0.6282	0.5038	0.3052	
F3Li1.0Lt0.5	0.7846	0.6000	0.4410	0.2762	0.8000	0.6154	0.4897	0.2938	
F3Li1.0Lt0.3	0.7846	0.6000	0.4410	0.2762	0.7949	0.6103	0.4679	0.2845	
F3Li1.0Lt0.0	0.7846	0.6000	0.4410	0.2762	0.8000	0.6026	0.4526	0.2793	
F3Li0.7Lt1.0	0.8410	0.6205	0.4423	0.2795	0.8462	0.6487	0.5179	0.3155	
F3Li0.7Lt0.7	0.8410	0.6205	0.4423	0.2795	0.8513	0.6256	0.4949	0.3053	
F3Li0.7Lt0.5	0.8410	0.6205	0.4423	0.2795	0.8462	0.6308	0.4897	0.2960	
F3Li0.7Lt0.3	0.8410	0.6205	0.4423	0.2795	0.8462	0.6205	0.4705	0.2869	
F3Li0.7Lt0.0	0.8410	0.6205	0.4423	0.2795	0.8462	0.6154	0.4564	0.2821	
F3Li0.5Lt1.0	0.8308	0.6103	0.4385	0.2789	0.8359	0.6410	0.5154	0.3149	
F3Li0.5Lt0.7	0.8308	0.6103	0.4385	0.2789	0.8410	0.6154	0.4910	0.3046	
F3Li0.5Lt0.5	0.8308	0.6103	0.4385	0.2789	0.8359	0.6205	0.4846	0.2951	
F3Li0.5Lt0.3	0.8308	0.6103	0.4385	0.2789	0.8359	0.6103	0.4679	0.2864	
F3Li0.5Lt0.0	0.8308	0.6103	0.4385	0.2789	0.8410	0.6103	0.4526	0.2818	

Continúa en la siguiente página...

Configuración	Sólo retroalimentación				retroalimentación intermedia			
	P5	P10	P20	MAP	P5	P10	P20	MAP
F3Li0.3Lt1.0	0.8256	0.6154	0.4436	0.2793	0.8359	0.6410	0.5154	0.3150
F3Li0.3Lt0.7	0.8256	0.6154	0.4436	0.2793	0.8359	0.6179	0.4923	0.3048
F3Li0.3Lt0.5	0.8256	0.6154	0.4436	0.2793	0.8308	0.6205	0.4885	0.2956
F3Li0.3Lt0.3	0.8256	0.6154	0.4436	0.2793	0.8256	0.6103	0.4705	0.2868
F3Li0.3Lt0.0	0.8256	0.6154	0.4436	0.2793	0.8359	0.6103	0.4538	0.2821
F3Li0.0Lt1.0	0.8103	0.6077	0.4410	0.2785	0.8154	0.6385	0.5141	0.3142
F3Li0.0Lt0.7	0.8103	0.6077	0.4410	0.2785	0.8154	0.6179	0.4923	0.3040
F3Li0.0Lt0.5	0.8103	0.6077	0.4410	0.2785	0.8154	0.6205	0.4859	0.2950
F3Li0.0Lt0.3	0.8103	0.6077	0.4410	0.2785	0.8103	0.6077	0.4679	0.2860
F3Li0.0Lt0.0	0.8103	0.6077	0.4410	0.2785	0.8256	0.6077	0.4526	0.2814
F5Li1.0Lt1.0	1.0000	0.6769	0.4756	0.2956	1.0000	0.7410	0.5564	0.3344
F5Li1.0Lt0.7	1.0000	0.6769	0.4756	0.2956	1.0000	0.7077	0.5397	0.3251
F5Li1.0Lt0.5	1.0000	0.6769	0.4756	0.2956	1.0000	0.7000	0.5179	0.3125
F5Li1.0Lt0.3	1.0000	0.6769	0.4756	0.2956	1.0000	0.6923	0.5000	0.3048
F5Li1.0Lt0.0	1.0000	0.6769	0.4756	0.2956	1.0000	0.6897	0.4885	0.2989
F5Li0.7Lt1.0	1.0000	0.7000	0.4821	0.3009	1.0000	0.7410	0.5590	0.3361
F5Li0.7Lt0.7	1.0000	0.7000	0.4821	0.3009	1.0000	0.7256	0.5436	0.3303
F5Li0.7Lt0.5	1.0000	0.7000	0.4821	0.3009	1.0000	0.7179	0.5269	0.3174
F5Li0.7Lt0.3	1.0000	0.7000	0.4821	0.3009	1.0000	0.7128	0.5051	0.3094
F5Li0.7Lt0.0	1.0000	0.7000	0.4821	0.3009	1.0000	0.7128	0.4949	0.3034
F5Li0.5Lt1.0	1.0000	0.7000	0.4821	0.3010	1.0000	0.7410	0.5564	0.3359
F5Li0.5Lt0.7	1.0000	0.7000	0.4821	0.3010	1.0000	0.7256	0.5410	0.3301
F5Li0.5Lt0.5	1.0000	0.7000	0.4821	0.3010	1.0000	0.7179	0.5244	0.3172
F5Li0.5Lt0.3	1.0000	0.7000	0.4821	0.3010	1.0000	0.7128	0.5038	0.3095
F5Li0.5Lt0.0	1.0000	0.7000	0.4821	0.3010	1.0000	0.7128	0.4923	0.3035
F5Li0.3Lt1.0	1.0000	0.7000	0.4846	0.3014	1.0000	0.7385	0.5551	0.3358
F5Li0.3Lt0.7	1.0000	0.7000	0.4846	0.3014	1.0000	0.7231	0.5423	0.3304
F5Li0.3Lt0.5	1.0000	0.7000	0.4846	0.3014	1.0000	0.7154	0.5256	0.3173
F5Li0.3Lt0.3	1.0000	0.7000	0.4846	0.3014	1.0000	0.7103	0.5026	0.3093
F5Li0.3Lt0.0	1.0000	0.7000	0.4846	0.3014	1.0000	0.7103	0.4949	0.3035
F5Li0.0Lt1.0	1.0000	0.7000	0.4846	0.3016	1.0000	0.7436	0.5551	0.3359
F5Li0.0Lt0.7	1.0000	0.7000	0.4846	0.3016	1.0000	0.7256	0.5423	0.3305
F5Li0.0Lt0.5	1.0000	0.7000	0.4846	0.3016	1.0000	0.7179	0.5256	0.3175
F5Li0.0Lt0.3	1.0000	0.7000	0.4846	0.3016	1.0000	0.7128	0.5038	0.3098
F5Li0.0Lt0.0	1.0000	0.7000	0.4846	0.3016	1.0000	0.7103	0.4949	0.3037
F8Li1.0Lt1.0	1.0000	0.8641	0.5654	0.3357	1.0000	0.8872	0.6333	0.3749
F8Li1.0Lt0.7	1.0000	0.8641	0.5654	0.3357	1.0000	0.8718	0.6103	0.3619
F8Li1.0Lt0.5	1.0000	0.8641	0.5654	0.3357	1.0000	0.8692	0.5987	0.3529
F8Li1.0Lt0.3	1.0000	0.8641	0.5654	0.3357	1.0000	0.8641	0.5821	0.3432
F8Li1.0Lt0.0	1.0000	0.8641	0.5654	0.3357	1.0000	0.8641	0.5692	0.3372
F8Li0.7Lt1.0	1.0000	0.8821	0.5654	0.3373	1.0000	0.8949	0.6397	0.3763
F8Li0.7Lt0.7	1.0000	0.8821	0.5654	0.3373	1.0000	0.8872	0.6115	0.3620
F8Li0.7Lt0.5	1.0000	0.8821	0.5654	0.3373	1.0000	0.8872	0.6026	0.3540
F8Li0.7Lt0.3	1.0000	0.8821	0.5654	0.3373	1.0000	0.8821	0.5885	0.3456
F8Li0.7Lt0.0	1.0000	0.8821	0.5654	0.3373	1.0000	0.8795	0.5731	0.3391
F8Li0.5Lt1.0	1.0000	0.8821	0.5654	0.3374	1.0000	0.8949	0.6385	0.3762
F8Li0.5Lt0.7	1.0000	0.8821	0.5654	0.3374	1.0000	0.8872	0.6103	0.3619
F8Li0.5Lt0.5	1.0000	0.8821	0.5654	0.3374	1.0000	0.8872	0.6013	0.3539
F8Li0.5Lt0.3	1.0000	0.8821	0.5654	0.3374	1.0000	0.8821	0.5872	0.3456
F8Li0.5Lt0.0	1.0000	0.8821	0.5654	0.3374	1.0000	0.8795	0.5744	0.3391
F8Li0.3Lt1.0	1.0000	0.8795	0.5654	0.3371	1.0000	0.8897	0.6385	0.3759
F8Li0.3Lt0.7	1.0000	0.8795	0.5654	0.3371	1.0000	0.8821	0.6141	0.3637
F8Li0.3Lt0.5	1.0000	0.8795	0.5654	0.3371	1.0000	0.8821	0.6013	0.3538
F8Li0.3Lt0.3	1.0000	0.8795	0.5654	0.3371	1.0000	0.8795	0.5859	0.3452
F8Li0.3Lt0.0	1.0000	0.8795	0.5654	0.3371	1.0000	0.8744	0.5731	0.3388
F8Li0.0Lt1.0	1.0000	0.8821	0.5679	0.3373	1.0000	0.8872	0.6385	0.3761
F8Li0.0Lt0.7	1.0000	0.8821	0.5679	0.3373	1.0000	0.8821	0.6154	0.3640
F8Li0.0Lt0.5	1.0000	0.8821	0.5679	0.3373	1.0000	0.8821	0.6013	0.3540
F8Li0.0Lt0.3	1.0000	0.8821	0.5679	0.3373	1.0000	0.8821	0.5872	0.3454
F8Li0.0Lt0.0	1.0000	0.8821	0.5679	0.3373	1.0000	0.8769	0.5744	0.3389
F10Li1.0Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6167	0.3550	1.0000	0.9744	0.6667	0.3912
F10Li1.0Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6167	0.3550	1.0000	0.9744	0.6462	0.3798
F10Li1.0Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6167	0.3550	1.0000	0.9744	0.6385	0.3702
F10Li1.0Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6167	0.3550	1.0000	0.9744	0.6295	0.3620
F10Li1.0Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6167	0.3550	1.0000	0.9744	0.6192	0.3559
F10Li0.7Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6205	0.3580	1.0000	0.9744	0.6654	0.3927
F10Li0.7Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6205	0.3580	1.0000	0.9744	0.6551	0.3829
F10Li0.7Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6205	0.3580	1.0000	0.9744	0.6449	0.3739

Continúa en la siguiente página...

Configuración	Sólo retroalimentación				retroalimentación intermedia			
	P5	P10	P20	MAP	P5	P10	P20	MAP
F10Li0.7Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6205	0.3580	1.0000	0.9744	0.6333	0.3653
F10Li0.7Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6205	0.3580	1.0000	0.9744	0.6244	0.3587
F10Li0.5Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6192	0.3575	1.0000	0.9744	0.6641	0.3925
F10Li0.5Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6192	0.3575	1.0000	0.9744	0.6538	0.3826
F10Li0.5Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6192	0.3575	1.0000	0.9744	0.6449	0.3734
F10Li0.5Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6192	0.3575	1.0000	0.9744	0.6308	0.3647
F10Li0.5Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6192	0.3575	1.0000	0.9744	0.6231	0.3580
F10Li0.3Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6218	0.3578	1.0000	0.9744	0.6654	0.3926
F10Li0.3Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6218	0.3578	1.0000	0.9744	0.6564	0.3826
F10Li0.3Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6218	0.3578	1.0000	0.9744	0.6462	0.3737
F10Li0.3Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6218	0.3578	1.0000	0.9744	0.6333	0.3650
F10Li0.3Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6218	0.3578	1.0000	0.9744	0.6244	0.3583
F10Li0.0Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6231	0.3576	1.0000	0.9744	0.6654	0.3925
F10Li0.0Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6231	0.3576	1.0000	0.9744	0.6577	0.3824
F10Li0.0Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6231	0.3576	1.0000	0.9744	0.6462	0.3734
F10Li0.0Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6231	0.3576	1.0000	0.9744	0.6346	0.3648
F10Li0.0Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6231	0.3576	1.0000	0.9744	0.6244	0.3580

La Tabla A.7 en el Apéndice A muestra los mejores resultados obtenidos con el método de combinación basado en el enfoque retroalimentación intermedia. La configuración utilizada en esta tabla coloca en primer lugar el método individual para atributos textuales y en segundo, el método para atributos visuales. Las filas resaltadas representan las configuraciones con las que se obtuvieron los mejores resultados para cada uno de los valores de la retroalimentación de relevancia automática.

**Tabla A.7: Comparativa entre los resultados obtenidos por el SRI base, por utilizar sólo retroalimentación de relevancia simulada y por el método de combinación basado en el enfoque retroalimentación intermedia al utilizar el método individual textual seguido del visual.**

SRI Base	P5	P10	P20	MAP
TIA-TXTIMG	0.4769	0.4538	0.3910	0.2359

Configuración	Sólo retroalimentación				retroalimentación intermedia			
	P5	P10	P20	MAP	P5	P10	P20	MAP
F1Li1.0Lt1.0	0.6051	0.5436	0.4756	0.2852	0.5846	0.5154	0.4615	0.2817
F1Li0.7Lt1.0	0.6051	0.5436	0.4756	0.2852	0.6667	0.5667	0.4833	0.2915
F1Li0.5Lt1.0	0.6051	0.5436	0.4756	0.2852	0.6821	0.5744	0.4833	0.2929
F1Li0.3Lt1.0	0.6051	0.5436	0.4756	0.2852	0.6769	0.5667	0.4821	0.2915
F1Li0.0Lt1.0	0.6051	0.5436	0.4756	0.2852	0.6462	0.5641	0.4795	0.2896
F1Li1.0Lt0.7	0.5846	0.5154	0.4731	0.2767	0.5692	0.5051	0.4615	0.2726
F1Li0.7Lt0.7	0.5846	0.5154	0.4731	0.2767	0.6359	0.5513	0.4782	0.2834
F1Li0.5Lt0.7	0.5846	0.5154	0.4731	0.2767	0.6615	0.5564	0.4795	0.2846
F1Li0.3Lt0.7	0.5846	0.5154	0.4731	0.2767	0.6513	0.5538	0.4808	0.2840
F1Li0.0Lt0.7	0.5846	0.5154	0.4731	0.2767	0.6205	0.5436	0.4769	0.2822
F1Li1.0Lt0.5	0.6051	0.5205	0.4603	0.2691	0.5846	0.5103	0.4500	0.2658
F1Li0.7Lt0.5	0.6051	0.5205	0.4603	0.2691	0.6769	0.5513	0.4667	0.2785
F1Li0.5Lt0.5	0.6051	0.5205	0.4603	0.2691	0.6821	0.5487	0.4628	0.2771
F1Li0.3Lt0.5	0.6051	0.5205	0.4603	0.2691	0.6513	0.5436	0.4628	0.2748
F1Li0.0Lt0.5	0.6051	0.5205	0.4603	0.2691	0.6462	0.5436	0.4628	0.2750
F1Li1.0Lt0.3	0.5846	0.5077	0.4269	0.2581	0.5795	0.5000	0.4218	0.2554
F1Li0.7Lt0.3	0.5846	0.5077	0.4269	0.2581	0.6718	0.5462	0.4372	0.2683
F1Li0.5Lt0.3	0.5846	0.5077	0.4269	0.2581	0.6821	0.5410	0.4321	0.2674
F1Li0.3Lt0.3	0.5846	0.5077	0.4269	0.2581	0.6615	0.5436	0.4346	0.2667
F1Li0.0Lt0.3	0.5846	0.5077	0.4269	0.2581	0.6410	0.5410	0.4333	0.2658
F1Li1.0Lt0.0	0.5744	0.5026	0.4179	0.2535	0.5795	0.4949	0.4154	0.2515
F1Li0.7Lt0.0	0.5744	0.5026	0.4179	0.2535	0.6769	0.5462	0.4256	0.2639

Continúa en la siguiente página...



Configuración	Sólo retroalimentación				retroalimentación intermedia			
	P5	P10	P20	MAP	P5	P10	P20	MAP
F1Li0.5Lt0.0	0.5744	0.5026	0.4179	0.2535	0.6872	0.5513	0.4244	0.2646
F1Li0.3Lt0.0	0.5744	0.5026	0.4179	0.2535	0.6769	0.5564	0.4269	0.2638
F1Li0.0Lt0.0	0.5744	0.5026	0.4179	0.2535	0.6410	0.5487	0.4282	0.2614
F3Li1.0Lt1.0	0.7897	0.6282	0.5141	0.3123	0.8154	0.6359	0.5128	0.3125
F3Li0.7Lt1.0	0.7897	0.6282	0.5141	0.3123	0.8564	0.6564	0.5192	0.3168
F3Li0.5Lt1.0	0.7897	0.6282	0.5141	0.3123	0.8513	0.6538	0.5192	0.3160
F3Li0.3Lt1.0	0.7897	0.6282	0.5141	0.3123	0.8513	0.6538	0.5179	0.3156
F3Li0.0Lt1.0	0.7897	0.6282	0.5141	0.3123	0.8256	0.6436	0.5154	0.3140
F3Li1.0Lt0.7	0.7949	0.6026	0.4910	0.3001	0.8000	0.6128	0.4923	0.2996
F3Li0.7Lt0.7	0.7949	0.6026	0.4910	0.3001	0.8615	0.6333	0.4949	0.3054
F3Li0.5Lt0.7	0.7949	0.6026	0.4910	0.3001	0.8564	0.6282	0.4987	0.3042
F3Li0.3Lt0.7	0.7949	0.6026	0.4910	0.3001	0.8564	0.6282	0.4974	0.3044
F3Li0.0Lt0.7	0.7949	0.6026	0.4910	0.3001	0.8256	0.6231	0.4962	0.3028
F3Li1.0Lt0.5	0.7949	0.5974	0.4808	0.2904	0.7897	0.6077	0.4821	0.2907
F3Li0.7Lt0.5	0.7949	0.5974	0.4808	0.2904	0.8513	0.6359	0.4885	0.2961
F3Li0.5Lt0.5	0.7949	0.5974	0.4808	0.2904	0.8410	0.6231	0.4846	0.2953
F3Li0.3Lt0.5	0.7949	0.5974	0.4808	0.2904	0.8359	0.6231	0.4872	0.2955
F3Li0.0Lt0.5	0.7949	0.5974	0.4808	0.2904	0.8205	0.6179	0.4846	0.2940
F3Li1.0Lt0.3	0.7949	0.5897	0.4615	0.2821	0.7897	0.6051	0.4641	0.2829
F3Li0.7Lt0.3	0.7949	0.5897	0.4615	0.2821	0.8513	0.6256	0.4692	0.2876
F3Li0.5Lt0.3	0.7949	0.5897	0.4615	0.2821	0.8462	0.6179	0.4679	0.2872
F3Li0.3Lt0.3	0.7949	0.5897	0.4615	0.2821	0.8410	0.6205	0.4692	0.2877
F3Li0.0Lt0.3	0.7949	0.5897	0.4615	0.2821	0.8256	0.6154	0.4679	0.2867
F3Li1.0Lt0.0	0.8051	0.5872	0.4500	0.2775	0.8000	0.6051	0.4551	0.2789
F3Li0.7Lt0.0	0.8051	0.5872	0.4500	0.2775	0.8513	0.6179	0.4564	0.2828
F3Li0.5Lt0.0	0.8051	0.5872	0.4500	0.2775	0.8513	0.6179	0.4564	0.2829
F3Li0.3Lt0.0	0.8051	0.5872	0.4500	0.2775	0.8513	0.6205	0.4577	0.2832
F3Li0.0Lt0.0	0.8051	0.5872	0.4500	0.2775	0.8308	0.6103	0.4577	0.2817
F5Li1.0Lt1.0	1.0000	0.7256	0.5551	0.3344	1.0000	0.7282	0.5564	0.3329
F5Li0.7Lt1.0	1.0000	0.7256	0.5551	0.3344	1.0000	0.7487	0.5615	0.3368
F5Li0.5Lt1.0	1.0000	0.7256	0.5551	0.3344	1.0000	0.7436	0.5603	0.3363
F5Li0.3Lt1.0	1.0000	0.7256	0.5551	0.3344	1.0000	0.7462	0.5603	0.3369
F5Li0.0Lt1.0	1.0000	0.7256	0.5551	0.3344	1.0000	0.7436	0.5577	0.3362
F5Li1.0Lt0.7	1.0000	0.6974	0.5333	0.3249	1.0000	0.7000	0.5295	0.3212
F5Li0.7Lt0.7	1.0000	0.6974	0.5333	0.3249	1.0000	0.7282	0.5410	0.3284
F5Li0.5Lt0.7	1.0000	0.6974	0.5333	0.3249	1.0000	0.7231	0.5397	0.3278
F5Li0.3Lt0.7	1.0000	0.6974	0.5333	0.3249	1.0000	0.7231	0.5410	0.3280
F5Li0.0Lt0.7	1.0000	0.6974	0.5333	0.3249	1.0000	0.7205	0.5372	0.3270
F5Li1.0Lt0.5	1.0000	0.6923	0.5154	0.3140	1.0000	0.6923	0.5077	0.3106
F5Li0.7Lt0.5	1.0000	0.6923	0.5154	0.3140	1.0000	0.7231	0.5218	0.3172
F5Li0.5Lt0.5	1.0000	0.6923	0.5154	0.3140	1.0000	0.7179	0.5192	0.3167
F5Li0.3Lt0.5	1.0000	0.6923	0.5154	0.3140	1.0000	0.7154	0.5205	0.3168
F5Li0.0Lt0.5	1.0000	0.6923	0.5154	0.3140	1.0000	0.7179	0.5192	0.3166
F5Li1.0Lt0.3	1.0000	0.6923	0.5000	0.3061	1.0000	0.6923	0.4962	0.3028
F5Li0.7Lt0.3	1.0000	0.6923	0.5000	0.3061	1.0000	0.7154	0.5077	0.3088
F5Li0.5Lt0.3	1.0000	0.6923	0.5000	0.3061	1.0000	0.7128	0.5038	0.3083
F5Li0.3Lt0.3	1.0000	0.6923	0.5000	0.3061	1.0000	0.7128	0.5064	0.3090
F5Li0.0Lt0.3	1.0000	0.6923	0.5000	0.3061	1.0000	0.7103	0.5064	0.3088
F5Li1.0Lt0.0	1.0000	0.6897	0.4897	0.3009	1.0000	0.6872	0.4846	0.2982
F5Li0.7Lt0.0	1.0000	0.6897	0.4897	0.3009	1.0000	0.7128	0.4962	0.3035
F5Li0.5Lt0.0	1.0000	0.6897	0.4897	0.3009	1.0000	0.7128	0.4936	0.3034
F5Li0.3Lt0.0	1.0000	0.6897	0.4897	0.3009	1.0000	0.7128	0.4962	0.3041
F5Li0.0Lt0.0	1.0000	0.6897	0.4897	0.3009	1.0000	0.7077	0.4974	0.3038
F8Li1.0Lt1.0	1.0000	0.8846	0.6359	0.3752	1.0000	0.8769	0.6346	0.3730
F8Li0.7Lt1.0	1.0000	0.8846	0.6359	0.3752	1.0000	0.8923	0.6397	0.3761
F8Li0.5Lt1.0	1.0000	0.8846	0.6359	0.3752	1.0000	0.8949	0.6397	0.3765
F8Li0.3Lt1.0	1.0000	0.8846	0.6359	0.3752	1.0000	0.8923	0.6423	0.3765
F8Li0.0Lt1.0	1.0000	0.8846	0.6359	0.3752	1.0000	0.8872	0.6410	0.3759
F8Li1.0Lt0.7	1.0000	0.8744	0.6038	0.3591	1.0000	0.8667	0.6013	0.3578
F8Li0.7Lt0.7	1.0000	0.8744	0.6038	0.3591	1.0000	0.8872	0.6090	0.3610
F8Li0.5Lt0.7	1.0000	0.8744	0.6038	0.3591	1.0000	0.8872	0.6077	0.3608
F8Li0.3Lt0.7	1.0000	0.8744	0.6038	0.3591	1.0000	0.8897	0.6103	0.3611
F8Li0.0Lt0.7	1.0000	0.8744	0.6038	0.3591	1.0000	0.8846	0.6115	0.3609
F8Li1.0Lt0.5	1.0000	0.8718	0.5833	0.3503	1.0000	0.8667	0.5846	0.3495
F8Li0.7Lt0.5	1.0000	0.8718	0.5833	0.3503	1.0000	0.8795	0.5897	0.3524
F8Li0.5Lt0.5	1.0000	0.8718	0.5833	0.3503	1.0000	0.8795	0.5872	0.3520
F8Li0.3Lt0.5	1.0000	0.8718	0.5833	0.3503	1.0000	0.8821	0.5897	0.3527
F8Li0.0Lt0.5	1.0000	0.8718	0.5833	0.3503	1.0000	0.8821	0.5910	0.3526

Continúa en la siguiente página...

Configuración	Sólo retroalimentación				retroalimentación intermedia			
	P5	P10	P20	MAP	P5	P10	P20	MAP
F8Li1.0Lt0.3	1.0000	0.8718	0.5821	0.3437	1.0000	0.8667	0.5833	0.3434
F8Li0.7Lt0.3	1.0000	0.8718	0.5821	0.3437	1.0000	0.8795	0.5872	0.3454
F8Li0.5Lt0.3	1.0000	0.8718	0.5821	0.3437	1.0000	0.8795	0.5846	0.3450
F8Li0.3Lt0.3	1.0000	0.8718	0.5821	0.3437	1.0000	0.8821	0.5872	0.3457
F8Li0.0Lt0.3	1.0000	0.8718	0.5821	0.3437	1.0000	0.8821	0.5885	0.3456
F8Li1.0Lt0.0	1.0000	0.8692	0.5667	0.3370	1.0000	0.8641	0.5718	0.3378
F8Li0.7Lt0.0	1.0000	0.8692	0.5667	0.3370	1.0000	0.8769	0.5731	0.3388
F8Li0.5Lt0.0	1.0000	0.8692	0.5667	0.3370	1.0000	0.8769	0.5718	0.3385
F8Li0.3Lt0.0	1.0000	0.8692	0.5667	0.3370	1.0000	0.8795	0.5744	0.3390
F8Li0.0Lt0.0	1.0000	0.8692	0.5667	0.3370	1.0000	0.8769	0.5756	0.3388
F10Li1.0Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6628	0.3919	1.0000	0.9744	0.6641	0.3894
F10Li0.7Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6628	0.3919	1.0000	0.9744	0.6679	0.3930
F10Li0.5Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6628	0.3919	1.0000	0.9744	0.6692	0.3934
F10Li0.3Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6628	0.3919	1.0000	0.9744	0.6692	0.3932
F10Li0.0Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6628	0.3919	1.0000	0.9744	0.6705	0.3930
F10Li1.0Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6397	0.3778	1.0000	0.9744	0.6372	0.3752
F10Li0.7Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6397	0.3778	1.0000	0.9744	0.6462	0.3797
F10Li0.5Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6397	0.3778	1.0000	0.9744	0.6449	0.3792
F10Li0.3Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6397	0.3778	1.0000	0.9744	0.6462	0.3795
F10Li0.0Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6397	0.3778	1.0000	0.9744	0.6487	0.3794
F10Li1.0Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6295	0.3698	1.0000	0.9744	0.6295	0.3677
F10Li0.7Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6295	0.3698	1.0000	0.9744	0.6359	0.3720
F10Li0.5Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6295	0.3698	1.0000	0.9744	0.6346	0.3711
F10Li0.3Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6295	0.3698	1.0000	0.9744	0.6359	0.3714
F10Li0.0Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6295	0.3698	1.0000	0.9744	0.6372	0.3711
F10Li1.0Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6256	0.3636	1.0000	0.9744	0.6282	0.3620
F10Li0.7Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6256	0.3636	1.0000	0.9744	0.6333	0.3655
F10Li0.5Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6256	0.3636	1.0000	0.9744	0.6308	0.3648
F10Li0.3Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6256	0.3636	1.0000	0.9744	0.6321	0.3651
F10Li0.0Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6256	0.3636	1.0000	0.9744	0.6346	0.3650
F10Li1.0Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6192	0.3572	1.0000	0.9744	0.6205	0.3565
F10Li0.7Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6192	0.3572	1.0000	0.9744	0.6269	0.3592
F10Li0.5Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6192	0.3572	1.0000	0.9744	0.6244	0.3584
F10Li0.3Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6192	0.3572	1.0000	0.9744	0.6295	0.3589
F10Li0.0Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6192	0.3572	1.0000	0.9744	0.6295	0.3587

## A.5. Fusión tardía

La Tabla A.8 muestra los resultados obtenidos por el método de combinación basado en fusión tardía al utilizar ambos métodos individuales. Las filas resaltadas representan las configuraciones con las que se obtuvieron los mejores resultados.

**Tabla A.8: Comparativa entre los resultados obtenidos por el SRI base y por el método de combinación basado en el enfoque fusión tardía al utilizar ambos métodos individuales.**

SRI Base	P5	P10	P20	MAP
TIA-TXTIMG	0.4769	0.4538	0.3910	0.2359
fusión tardía con CombMNZ				
Configuración	P5	P10	P20	MAP
F1Li1.0Lt1.0	0.6154	0.5385	0.4731	0.2727
F1Li1.0Lt0.7	0.6000	0.4923	0.4474	0.2643
F1Li1.0Lt0.5	0.6154	0.5128	0.4449	0.2614
F1Li1.0Lt0.3	0.6000	0.5000	0.4154	0.2556
F1Li1.0Lt0.0	0.5949	0.5000	0.4115	0.2535
F1Li0.7Lt1.0	0.6308	0.5538	0.4769	0.2749

Continúa en la siguiente página...

Configuración	fusión tardía con CombMNZ			
	P5	P10	P20	MAP
F1Li0.7Lt0.7	0.6051	0.5231	0.4500	0.2663
F1Li0.7Lt0.5	0.6256	0.5282	0.4487	0.2634
F1Li0.7Lt0.3	0.6154	0.5128	0.4205	0.2580
F1Li0.7Lt0.0	0.6051	0.5103	0.4179	0.2566
F1Li0.5Lt1.0	0.6308	0.5538	0.4756	0.2744
F1Li0.5Lt0.7	0.6051	0.5231	0.4462	0.2660
F1Li0.5Lt0.5	0.6256	0.5308	0.4449	0.2632
F1Li0.5Lt0.3	0.6154	0.5179	0.4179	0.2579
F1Li0.5Lt0.0	0.6051	0.5154	0.4154	0.2563
F1Li0.3Lt1.0	0.6308	0.5564	0.4744	0.2744
F1Li0.3Lt0.7	0.6051	0.5205	0.4474	0.2658
F1Li0.3Lt0.5	0.6256	0.5256	0.4474	0.2631
F1Li0.3Lt0.3	0.6154	0.5128	0.4231	0.2577
F1Li0.3Lt0.0	0.6051	0.5128	0.4192	0.2564
F1Li0.0Lt1.0	0.6256	0.5538	0.4731	0.2739
F1Li0.0Lt0.7	0.6051	0.5179	0.4462	0.2657
F1Li0.0Lt0.5	0.6205	0.5231	0.4449	0.2629
F1Li0.0Lt0.3	0.6000	0.5103	0.4205	0.2574
F1Li0.0Lt0.0	0.5846	0.5128	0.4192	0.2560
F3Li1.0Lt1.0	0.8051	0.6385	0.5051	0.3011
F3Li1.0Lt0.7	0.8103	0.6026	0.4846	0.2912
F3Li1.0Lt0.5	0.8051	0.6026	0.4744	0.2849
F3Li1.0Lt0.3	0.8000	0.5949	0.4590	0.2807
F3Li1.0Lt0.0	0.8051	0.5897	0.4474	0.2786
F3Li0.7Lt1.0	0.8051	0.6359	0.5013	0.2994
F3Li0.7Lt0.7	0.8051	0.6051	0.4795	0.2895
F3Li0.7Lt0.5	0.7949	0.6026	0.4731	0.2838
F3Li0.7Lt0.3	0.7897	0.5974	0.4590	0.2799
F3Li0.7Lt0.0	0.8000	0.5897	0.4474	0.2783
F3Li0.5Lt1.0	0.8051	0.6333	0.4974	0.2990
F3Li0.5Lt0.7	0.8051	0.6000	0.4782	0.2892
F3Li0.5Lt0.5	0.7949	0.6000	0.4718	0.2838
F3Li0.5Lt0.3	0.7897	0.5949	0.4577	0.2799
F3Li0.5Lt0.0	0.8000	0.5872	0.4462	0.2783
F3Li0.3Lt1.0	0.8051	0.6333	0.4962	0.2992
F3Li0.3Lt0.7	0.8000	0.6051	0.4808	0.2894
F3Li0.3Lt0.5	0.7897	0.6000	0.4756	0.2840
F3Li0.3Lt0.3	0.7846	0.5949	0.4590	0.2800
F3Li0.3Lt0.0	0.7949	0.5897	0.4500	0.2786
F3Li0.0Lt1.0	0.7949	0.6308	0.4962	0.2991
F3Li0.0Lt0.7	0.7949	0.6051	0.4795	0.2894
F3Li0.0Lt0.5	0.7949	0.5974	0.4731	0.2840
F3Li0.0Lt0.3	0.7897	0.5923	0.4564	0.2800
F3Li0.0Lt0.0	0.8051	0.5897	0.4487	0.2787
F5Li1.0Lt1.0	1.0000	0.7205	0.5410	0.3198
F5Li1.0Lt0.7	1.0000	0.7026	0.5167	0.3124
F5Li1.0Lt0.5	1.0000	0.6974	0.5077	0.3067
F5Li1.0Lt0.3	1.0000	0.6949	0.4962	0.3033
F5Li1.0Lt0.0	1.0000	0.6897	0.4897	0.3011
F5Li0.7Lt1.0	1.0000	0.7231	0.5410	0.3210
F5Li0.7Lt0.7	1.0000	0.7051	0.5154	0.3127
F5Li0.7Lt0.5	1.0000	0.7026	0.5051	0.3068
F5Li0.7Lt0.3	1.0000	0.6974	0.4949	0.3035
F5Li0.7Lt0.0	1.0000	0.6923	0.4897	0.3012
F5Li0.5Lt1.0	1.0000	0.7231	0.5385	0.3210
F5Li0.5Lt0.7	1.0000	0.7051	0.5141	0.3128
F5Li0.5Lt0.5	1.0000	0.7000	0.5038	0.3070
F5Li0.5Lt0.3	1.0000	0.6949	0.4936	0.3036
F5Li0.5Lt0.0	1.0000	0.6897	0.4872	0.3013
F5Li0.3Lt1.0	1.0000	0.7231	0.5385	0.3211
F5Li0.3Lt0.7	1.0000	0.7051	0.5167	0.3128
F5Li0.3Lt0.5	1.0000	0.7000	0.5064	0.3069
F5Li0.3Lt0.3	1.0000	0.6949	0.4974	0.3036
F5Li0.3Lt0.0	1.0000	0.6897	0.4923	0.3015
F5Li0.0Lt1.0	1.0000	0.7282	0.5397	0.3212
F5Li0.0Lt0.7	1.0000	0.7103	0.5154	0.3129
F5Li0.0Lt0.5	1.0000	0.7051	0.5051	0.3071
F5Li0.0Lt0.3	1.0000	0.7000	0.4962	0.3037

Continúa en la siguiente página...

Configuración	fusión tardía con CombMNZ			
	P5	P10	P20	MAP
F5Li0.0Lt0.0	1.0000	0.6923	0.4923	0.3017
F8Li1.0Lt1.0	1.0000	0.8872	0.6244	0.3595
F8Li1.0Lt0.7	1.0000	0.8769	0.5936	0.3490
F8Li1.0Lt0.5	1.0000	0.8744	0.5795	0.3442
F8Li1.0Lt0.3	1.0000	0.8744	0.5744	0.3408
F8Li1.0Lt0.0	1.0000	0.8718	0.5667	0.3382
F8Li0.7Lt1.0	1.0000	0.8872	0.6244	0.3592
F8Li0.7Lt0.7	1.0000	0.8744	0.5923	0.3482
F8Li0.7Lt0.5	1.0000	0.8718	0.5782	0.3433
F8Li0.7Lt0.3	1.0000	0.8718	0.5718	0.3401
F8Li0.7Lt0.0	1.0000	0.8692	0.5641	0.3372
F8Li0.5Lt1.0	1.0000	0.8897	0.6244	0.3592
F8Li0.5Lt0.7	1.0000	0.8744	0.5923	0.3482
F8Li0.5Lt0.5	1.0000	0.8718	0.5782	0.3434
F8Li0.5Lt0.3	1.0000	0.8718	0.5718	0.3401
F8Li0.5Lt0.0	1.0000	0.8692	0.5654	0.3373
F8Li0.3Lt1.0	1.0000	0.8872	0.6218	0.3590
F8Li0.3Lt0.7	1.0000	0.8744	0.5923	0.3482
F8Li0.3Lt0.5	1.0000	0.8718	0.5795	0.3434
F8Li0.3Lt0.3	1.0000	0.8718	0.5731	0.3402
F8Li0.3Lt0.0	1.0000	0.8692	0.5679	0.3373
F8Li0.0Lt1.0	1.0000	0.8872	0.6231	0.3592
F8Li0.0Lt0.7	1.0000	0.8769	0.5949	0.3484
F8Li0.0Lt0.5	1.0000	0.8744	0.5808	0.3435
F8Li0.0Lt0.3	1.0000	0.8744	0.5744	0.3404
F8Li0.0Lt0.0	1.0000	0.8718	0.5679	0.3374
F10Li1.0Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6577	0.3769
F10Li1.0Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6397	0.3678
F10Li1.0Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6295	0.3634
F10Li1.0Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6244	0.3606
F10Li1.0Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6205	0.3579
F10Li0.7Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6538	0.3771
F10Li0.7Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6359	0.3674
F10Li0.7Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6282	0.3630
F10Li0.7Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6218	0.3601
F10Li0.7Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6205	0.3573
F10Li0.5Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6513	0.3768
F10Li0.5Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6359	0.3673
F10Li0.5Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6282	0.3629
F10Li0.5Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6218	0.3600
F10Li0.5Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6218	0.3573
F10Li0.3Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6526	0.3769
F10Li0.3Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6372	0.3675
F10Li0.3Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6295	0.3631
F10Li0.3Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6231	0.3602
F10Li0.3Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6231	0.3575
F10Li0.0Lt1.0	1.0000	0.9744	0.6526	0.3770
F10Li0.0Lt0.7	1.0000	0.9744	0.6372	0.3676
F10Li0.0Lt0.5	1.0000	0.9744	0.6295	0.3630
F10Li0.0Lt0.3	1.0000	0.9744	0.6231	0.3602
F10Li0.0Lt0.0	1.0000	0.9744	0.6218	0.3573

## Artículos publicados

---

Como resultado de este trabajo de investigación, se realizaron las siguientes publicaciones:

- *Using a Markov Random Field for Image Re-ranking Based on Visual or Textual Features* R. Omar Chávez, Enrique Sucar and Manuel Montes. *Computación y Sistemas Journal*. 2010. [Aceptado].
- *A probabilistic Method for Ranking Refinement in Geographic Information Retrieval*. Esaú Villatoro, R. Omar Chávez, Manuel Montes, Luis Villaseñor and Enrique Sucar. *Revista de la Sociedad Española para el Procesamiento del Lenguaje Natural (SEPLN)*. n° 44, March 2010.
- *Image Re-ranking based on Relevance Feedback Combining Internal and External Similarities*. R. Omar Chávez, Enrique Sucar and Manuel Montes. The 23rd International FLAIRS Conference. Daytona Beach, Florida, USA, May, 2010.
- *Mejora del Ordenamiento en la Recuperación de Imágenes Utilizando Atributos Textuales y un Campo Aleatorio de Markov*. R. Omar Chávez Manuel Montes and Gómez L. Enrique Sucar. *Proceedings of the I Chilean Workshop on Pattern Recognition: Theory and Applications (CWPR)*. Santiago, Chile, November 2009.



# Bibliografía

---

- Arni, T.; Clough, P.; Sanderson, M.; y Grubinger, M. 2008. Overview of the Image-CLEFphoto 2008 photographic retrieval task. In *CLEF*, 500–511.
- Awang Iskandar, D. N. F.; Pehcevski, J.; Thom, J. A.; y Tahaghoghi, S. M. M. 2006. Combining image and structured text retrieval. In *Advances in XML Information Retrieval and Evaluation*, 525–539. Springer.
- Baeza-Yates, R., y Ribeiro-Neto, B. 1999. *Modern Information Retrieval*. Addison-Wesley, ACM Press.
- Bay, H.; Tuytelaars, T.; y Van Gool, L. 2006. Surf: Speeded up robust fdeatures. In *In ECCV*, 404–417.
- Berg, T. L. 2009. Finding iconic images. *The 2nd Internet Vision Workshop at Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) 2009* 1–8.
- Chellappa, R. 1993. *Markov Random Fields: Theory and Application*. Academic Press.
- Cheng, W., y Hüllermeier, E. 2009. A new instance-based label ranking approach using the mallows model. *Lecture Notes in Computer Science- Advances in Neural Networks* 5551/2009:707–716.
- Choi, J.; Cho, M.; Park, S. H.; y Kim, P. 2003. Concept-based image retrieval using the new semantic similarity measurement. In *ICCSA (1)*, 79–88.
- Chong, T.; Yanxiang, H.; Donghong, J.; Guimin, L.; y Zhewei, M. 2009. A study on pseudo labeled document constructed for document re-ranking. *International Conference on Artificial Intelligence and Computational Intelligence* 3:377–380.

- Choochaiwattana, W., y Spring, M. B. 2009. Applying social annotations to retrieve and re-rank web resources. *International Conference on Information Management and Engineering* 0:215–219.
- Clough, P., y Sanderson, M. 2004. Relevance feedback for cross language image retrieval. *Lecture Notes in Computer Science: Advances in Information Retrieval* 0:215–219.
- Cox, I. J.; Miller, M. L.; Omohundro, S. M.; y Yianilos, P. N. 1996. Pichunter: Bayesian relevance feedback for image retrieval. *Pattern Recognition, International Conference on* 3:361.
- Cui, J.; Wen, F.; y Tang, X. 2008. Intentsearch: interactive on-line image search re-ranking. In *MM '08: Proceeding of the 16th ACM international conference on Multimedia*, 997–998. New York, NY, USA: ACM.
- Datta, R.; Joshi, D.; Li, J.; y Wang, J. Z. 2008. Image retrieval: Ideas, influences, and trends of the new age. *ACM Comput. Surv.* 40(2):1–60.
- Deselaers, T.; Paredes, R.; Vidal, E.; y Ney, H. 2008. Learning weighted distances for relevance feedback in image retrieval. In *International Conference on Pattern Recognition 2008*.
- Deselaers, T.; Keysers, D.; y Ney, H. 2008. Features for image retrieval: An experimental comparison. *Information Retrieval* 11:77–107.
- Escalante, H. J.; Gonzalez, J. A.; Hernandez, C.; Lopez, A.; Montes, M.; Morales, E.; Sucar, E.; y Villasenor, L. 2008a. TIA-INAOE's participation at ImageCLEF2008. In *Working Notes of the CLEF 2008 Workshop*.
- Escalante, H. J.; Hérnadez, C. A.; Sucar, L. E.; y Montes, M. 2008b. Late fusion of heterogeneous methods for multimedia image retrieval. In *MIR '08: Proceeding of the 1st ACM international conference on Multimedia information retrieval*, 172–179. New York, NY, USA: ACM.
- Escalante, H. J. 2010. *Cohesión Semántica para la Anotación y Recuperación de Imágenes*. Ph.D. Dissertation, Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica, Puebla, México.



- Feng, D.; Siu, W.; y Zhang, H. J. E. 2003. *Multimedia Information Retrieval and Management*. Springer.
- Fergus, R.; Perona, P.; y Zisserman, A. 2004. A visual category filter for google images. 242–256.
- Gong, Z., y Liu, Q. 2009. Improving keyword based web image search with visual feature distribution and term expansion. *Knowl. Inf. Syst.* 21(1):113–132.
- Gong, B.; Peng, B.; y Li, X. 2007. A personalized re-ranking algorithm based on relevance feedback. *Lecture Notes in Computer Science: Advances in Web and Network Technologies, and Information Management* 4537/2007:255–263.
- Grossman, D. A., y Frieder, O. 2004a. *Information Retrieval: Algorithms and Heuristics*. Dordrecht: Springer, 2. edition.
- Grossman, D. A., y Frieder, O. 2004b. *Information Retrieval: Algorithms and Heuristics (The Kluwer International Series on Information Retrieval)*. Secaucus, NJ, USA: Springer-Verlag New York, Inc.
- Guo, G.-D.; Jain, A. K.; Ma, W.-Y.; y Zhang, H.-J. 2002. Learning similarity measure for natural image retrieval with relevance feedback. *IEEE TRANSACTIONS ON NEURAL NETWORKS* 13(4):811–820.
- Jégou, H.; Douze, M.; y Schmid, C. 2010. Improving bag-of-features for large scale image search. *International Journal of Computer Vision* 87(3):316–336.
- Jiangou, Z.; Marszalek, M.; Lazebnik, S.; y Schmid, C. 2007. Local features and kernels for classification of texture and object categories: a comprehensive study. *International Journal of Computer Vision* 73:2007.
- Jović, M.; Hatakeyama, Y.; Dong, F.; y Hirota, K. 2006. Image retrieval based on similarity score fusion from feature similarity ranking lists. In *Lecture Notes in Computer Science - Fuzzy Systems and Knowledge Discovery*, 461–470. Berlin: Springer.
- Jun, Z., y Lei, Y. 2009. Ranking method for optimizing precision/recall of content-based image retrieval. *Ubiquitous, Autonomic and Trusted Computing, Symposia and Workshops on* 0:356–361.

- Kanji, G. K. 1993. *100 statistical tests*. Sage Publications, London ; Newbury Park, Calif.
- Ke, G.; Shouxun, L.; Yongdong, Z.; y Sheng, T. 2008. Object-based image retrieval with attention analysis and spatial re-ranking. *IFIP International Federation for Information Processing: Intelligent Information Processing IV* 0:215–219.
- Kim, D.-H., y Chung, C.-W. 2003. Qcluster: relevance feedback using adaptive clustering for content-based image retrieval. In *SIGMOD '03: Proceedings of the 2003 ACM SIGMOD international conference on Management of data*, 599–610. New York, NY, USA: ACM.
- Kindermann, R. 1980. *Markov Random Fields and Their Applications (Contemporary Mathematics ; V. 1)*. American Mathematical Society.
- Lee, K.-S.; Park, Y.-C.; y Choi, K.-S. 2001. Re-ranking model based on document clusters. *Inf. Process. Manage.* 37(1):1–14.
- Lee, J. H. 1997. Analyses of multiple evidence combination. 267–276. ACM Press.
- Lew, M. S.; Sebe, N.; Djeraba, C.; y Jain, R. 2006. Content-based multimedia information retrieval: State of the art and challenges. *ACM Trans. Multimedia Comput. Commun. Appl.* 2(1):1–19.
- Li, M.; Chen, Z.; Wenyan, L.; y Zhang, H.-J. 2001. A statistical correlation model for image retrieval. In *MULTIMEDIA '01: Proceedings of the 2001 ACM workshops on Multimedia*, 42–45. New York, NY, USA: ACM.
- Li, S. 1994. Markov random field models in computer vision. *Computer Vision — ECCV '94* 361–370.
- Lin, W.-H.; Jin, R.; y Hauptmann, A. 2003. Web image retrieval re-ranking with relevance model. In *WI '03: Proceedings of the 2003 IEEE/WIC International Conference on Web Intelligence*, 242. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society.
- Lowe, D. G. 2004. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International Journal of Computer Vision* 60:91–110.

- Lu, J.; Xie, Z.; Li, R.; Zhang, Y.; y Wang, J. 2009. A framework of cbir system based on relevance feedback. *Intelligent Information Technology Applications, 2007 Workshop on* 1:175–178.
- Mani, I. 2001. *Automatic Summarization (Natural Language Processing, 3 (Paper))*. John Benjamins Publishing Co.
- Marakakis, A.; Galatsanos, N.; Likas, A.; y Stafylopatis, A. 2008. Application of relevance feedback in content based image retrieval using gaussian mixture models. In *ICTAI '08: Proceedings of the 2008 20th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence*, 141–148. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society.
- Natsev, A. P.; Haubold, A.; Tesic, J.; Xie, L.; y Yan, R. 2007. Semantic concept-based query expansion and re-ranking for multimedia retrieval. In *MULTIMEDIA '07: Proceedings of the 15th international conference on Multimedia*, 991–1000. New York, NY, USA: ACM.
- Nekrestyanov, I. S., y Panteleeva, N. V. 2002. Text retrieval systems for the web. *Program. Comput. Softw.* 28(4):207–225.
- Ooi, B. C.; Tan, K.-L.; Chua, T. S.; y Hsu, W. 1998. Fast image retrieval using color-spatial information. *The VLDB Journal* 7(2):115–128.
- Ounis, I. 2000. Ranking digital images using combination of evidences (poster session). In *SIGIR '00: Proceedings of the 23rd annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval*, 348–350. New York, NY, USA: ACM.
- Pham, T.-T.; Maillot, N. E.; Lim, J.-H.; y Chevallet, J.-P. 2007. Latent semantic fusion model for image retrieval and annotation. In *CIKM '07: Proceedings of the sixteenth ACM conference on Conference on information and knowledge management*, 439–444. New York, NY, USA: ACM.
- Rahman, M. M., y Bhattacharya, P. 2009. Image retrieval with automatic query expansion based on local analysis in a semantical concept feature space. In *CIVR '09: Proceeding of the ACM International Conference on Image and Video Retrieval*, 1–8. New York, NY, USA: ACM.

- Richter, F.; Romberg, S.; Hörster, E.; y Lienhart, R. 2010. Multimodal ranking for image search on community databases. In *MIR '10: Proceedings of the international conference on multimedia information retrieval*, 63–72. New York, NY, USA: ACM.
- Rui, Y.; Huang, T. S.; Ortega, M.; y Mehrotra, S. 1998. Relevance feedback: A power tool for interactive content-based image retrieval.
- Rui, Y.; Huang, T. S.; y Chang, S.-f. 1999. Image retrieval: Current techniques, promising directions and open issues. *Journal of Visual Communication and Image Representation* 10:39–62.
- Smeulders, A. W.; Worring, M.; Santini, S.; Gupta, A.; y Jain, R. 2000. Content-based image retrieval at the end of the early years. *IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE* 22(12):1349–1380.
- Snoek, C. G. M.; Worring, M.; y Smeulders, A. W. M. 2005a. Early versus late fusion in semantic video analysis. In *MULTIMEDIA '05: Proceedings of the 13th annual ACM international conference on Multimedia*, 399–402. New York, NY, USA: ACM.
- Snoek, C. G. M.; Worring, M.; y Smeulders, A. W. M. 2005b. Early versus late fusion in semantic video analysis. In *MULTIMEDIA '05: Proceedings of the 13th annual ACM international conference on Multimedia*, 399–402. New York, NY, USA: ACM.
- Tollari, S., y Glotin, H. 2007. Web image retrieval on ImagEVAL: evidences on visualness and textualness concept dependency in fusion model. In *CIVR '07: Proceedings of the 6th ACM international conference on Image and video retrieval*, 65–72. New York, NY, USA: ACM.
- Wang, L.; Yang, L.; y Tian, X. 2009. Query aware visual similarity propagation for image search reranking. In *MM '09: Proceedings of the seventeen ACM international conference on Multimedia*, 725–728. New York, NY, USA: ACM.
- Yeung, P. C. K.; Büttcher, S.; Clarke, C. L. A.; y Kolla, M. 2006. Improving the image retrieval results via topic coverage graph. 4261/2006:193–200.

- Yeung, P. C. K.; Büttcher, S.; Clarke, C. L. A.; y Kolla, M. 2007. A bayesian approach for learning document type relevance. ecir. In *In Proceedings of the 29th European Conference on Information Retrieval (ECIR 2007)*, 753–756.
- Yih-chen, C., y Hsin-hsi, C. 2006. Approaches of using a word-image ontology and an annotated image corpus as intermedia for cross-language image retrieval. In *In CLEF 2006 Working Notes*.
- Yushi, J., y Shumeet, B. 2008. Visualrank: Applying pagerank to large-scale image search. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 30(11):1877–1890.
- Zhang, S.; Tian, Q.; Hua, G.; Huang, Q.; y Li, S. 2009. Descriptive visual words and visual phrases for image applications. In *MM '09: Proceedings of the seventeen ACM international conference on Multimedia*, 75–84. New York, NY, USA: ACM.
- Zhu, Q.; Yeh, M.-C.; y Cheng, K.-T. 2006. Multimodal fusion using learned text concepts for image categorization. In *MULTIMEDIA '06: Proceedings of the 14th annual ACM international conference on Multimedia*, 211–220. New York, NY, USA: ACM.
- Zhuo, L., y Shigeo, W. 2006. New image retrieval system based on robust color and texture pattern feature extractions. *Multimedia, International Symposium on* 0:323–328.