

# Descritor de relacionamento espacial baseado em partições

Otávio Augusto Bizetto Penatti, Ricardo da Silva Torres

<sup>1</sup>Instituto de Computação – Universidade Estadual de Campinas  
13081-970 – Campinas – SP – Brasil

otavio.penatti@students.ic.unicamp.br, rtorres@ic.unicamp.br

**Abstract.** *Spatial relationships can be fundamental for image recognition and retrieval, being useful for geographic and medical applications, for instance. This paper presents a new spatial relationship descriptor for content-based image retrieval. The new descriptor presented is based on partitioning the space of analysis into quadrants and on counting the number of object points in each partition. Experiments demonstrated that the proposed descriptor is more effective than the other descriptors studied in this work.*

**Resumo.** *Neste trabalho, propomos um novo descritor de relacionamento espacial para recuperação de imagens por conteúdo. Relacionamentos espaciais podem ser fundamentais para o reconhecimento e recuperação de imagens beneficiando aplicações geográficas e médicas, por exemplo. O novo descritor apresentado se baseia no particionamento do espaço em análise em quadrantes e na contagem da ocorrência de pontos do objeto de interesse em cada quadrante. Os experimentos comparam o descritor proposto com descritores da literatura. Os resultados mostram que o novo descritor é mais eficaz que os descritores da literatura estudados neste trabalho.*

## 1. Introdução

A expansão da Internet de alta velocidade e, principalmente, a popularização das câmeras digitais fizeram com que o número de imagens crescesse exponencialmente. A grande quantidade de imagens nos dias de hoje provocou um aumento da demanda por sistemas de busca eficientes, ou seja, sistemas que tragam resultados relevantes em tempo hábil. Os sistemas de busca de imagens mais comuns atualmente são baseados apenas em busca textual, o que os torna muito dependentes da descrição textual realizada previamente. A recuperação de imagens através de descrição textual pode não ser adequada para muitas aplicações, já que, nem sempre, estas descrições conseguem representar tudo o que uma imagem realmente significa, dado seu caráter subjetivo.

No início da década de 1990, foram propostas técnicas automáticas de recuperação de imagens baseada em conteúdo (*content-based image retrieval*). Por meio dessas técnicas, as imagens são recuperadas a partir de seu conteúdo visual, como cor, textura, forma e estrutura [da S. Torres and ao 2006]. Dessa maneira, as deficiências da descrição textual de imagens são superadas. As técnicas consistem em extrair características das imagens e guardá-las em vetores de características. Esses vetores contêm informações específicas sobre um determinado aspecto da imagem, como por exemplo, textura. Para a obtenção da similaridade entre as imagens é usado um algoritmo para o cálculo de distância entre os vetores. A distância entre os vetores representa a similaridade entre as imagens.

O par de algoritmos responsável pela extração do vetor de características e pelo cálculo de distância entre dois vetores é conhecido como *descriptor de imagem*. Existem diversos tipos de descritores. Entre os mais conhecidos estão os descritores de cor, textura e forma. Mais recentemente apareceram descritores de relacionamento espacial.

Os descritores de relacionamento espacial entre objetos representam informações relativas ao posicionamento dos objetos na imagem e ao posicionamento dos objetos entre si. Eles podem caracterizar relacionamentos direcionais e topológicos. Relacionamentos direcionais são do tipo: “à direita”, “acima”, “abaixo”. Relacionamentos topológicos podem ser: “dentro de”, “adjacente a”, “sobreposto a”. Através deste tipo de descriptor poderia se realizar uma busca do tipo: “encontrar imagens que contenham um homem embaixo de uma árvore”. Assim seria levado em conta o posicionamento relativo dos objetos na imagem. Diversas aplicações podem se beneficiar das informações de relacionamento espacial entre os objetos, como aplicações geográficas e aplicações médicas [da S. Torres and ao 2006].

O trabalho de iniciação científica apresentado aqui no formato de artigo, foi realizado em seis meses no Instituto de Computação da Unicamp. O trabalho contemplou o estudo e a implementação de descritores de relacionamento espacial da literatura, além da proposta de novos descritores. Um estudo comparativo foi feito com todos os descritores implementados e foram obtidas medidas de desempenho e eficácia. Este artigo apresenta, dentre os descritores propostos, apenas o descriptor que obteve os melhores resultados nos experimentos. Uma das principais vantagens deste novo descriptor é a geração de vetores de características compactos. Os resultados dos experimentos mostraram que o descriptor proposto retorna resultados mais precisos para a busca de imagens que os descritores da literatura estudados.

O restante deste artigo é organizado da seguinte forma. A seção 2 é dedicada aos trabalhos relacionados e apresenta os descritores da literatura que foram usados na comparação com o descriptor proposto. A seção 3 apresenta o novo descriptor. Na seção 4 são mencionados os procedimentos empregados para a realização da comparação entre os descritores. Na seção 5 são apresentados os resultados experimentais e, na seção 6, as conclusões e os trabalhos futuros dessa pesquisa.

## 2. Trabalhos Relacionados

Os **descritores de relacionamento espacial** [del Bimbo 1999] armazenam características relativas ao posicionamento dos objetos na imagem e do posicionamento relativo entre eles. É possível, realizar consultas que recuperem imagens com características como: “um carro à direita de uma árvore”, “o sol acima da montanha”, “uma bola dentro de uma caixa”, etc.

### 2.1. Representações

Os descritores de relacionamento espacial podem ser representados de diversas maneiras. Essas representações podem contemplar diferentes aspectos dos elementos da imagem.

Existem **representações baseadas em objetos** [Samet 1988, Samet 1990], como *grids*, *quadtrees* e *R-trees*, sendo esta última mais popular devido a sua fácil implementação. Este tipo de representação permite a localização de um elemento dentro de uma imagem.

Existem também representações baseadas em relações [Tanimoto 1976], as quais representam os elementos através de símbolos e suas relacionamentos espaciais e não incluem informação visual. Dessa maneira podem-se obter também relações métricas, como distância e orientação. As representações baseadas em relações podem ser divididas em algumas classes.

Uma delas usa modelos baseados em projeção simbólica, os quais são normalmente representados por *strings* e não são invariantes a transformações geométricas. Chamadas de 2D Strings [Chang and Liu 1984], elas são compactas e apenas válidas para objetos de forma simples e sem sobreposição. No entanto, certas aplicações exigem que transformações geométricas como rotação e translação não influenciem no resultado das buscas. A representação 2D-R String [Petraglia et al. 1996] é um exemplo de solução para contornar o problema de variância à rotação.

As representações baseadas em lógica [Bimbo et al. 1994] suportam diversos níveis de conhecimento sobre a imagem, ou seja, conseguem descrever imagens com diferentes níveis de ambigüidade. Como exemplo tem-se a Lógica Espacial (*Spatial Logic*).

Há ainda representações que se baseiam no conjunto de pontos dos objetos e conseguem caracterizar relacionamentos como sobreposição de objetos e inclusão de um objeto por outro. Descritores desta classe são comentados mais detalhadamente na seção 4.

### 3. Contagem de Pixels por Partição (PCP)

O PCP, descritor proposto neste artigo, baseia-se na obtenção da matriz  $w$  que representa a divisão do espaço analisado em quatro quadrantes [Berretti et al. 2003]. O nome deste descritor vem de *Pixels Counting in each Partition*, ou seja, contagem de pontos (pixels) em cada partição.

O cálculo do vetor de características se concentra principalmente no cálculo dos valores da matriz  $w$ . Esta matriz possui quatro posições, sendo cada uma delas relativa a um quadrante (veja Figura 1). Para cada ponto do contorno do objeto de referência  $R$  é calculada uma matriz  $w$ . Os valores em cada posição da matriz correspondem à quantidade de pontos do contorno do objeto de interesse  $A$  pertencentes a cada quadrante.

0	1
2	3

Figure 1. Esquema da matriz  $w$  e suas posições.

As seguintes regras são usadas para saber a qual quadrante de  $w$  pertence um ponto de  $A$ :

- se  $(x_{A_j} \geq x_{R_i}) \text{ E } (y_{A_j} \geq y_{R_i})$  então incrementa  $w_1^i$ ;
- se  $(x_{A_j} \geq x_{R_i}) \text{ E } (y_{A_j} < y_{R_i})$  então incrementa  $w_3^i$ ;
- se  $(x_{A_j} < x_{R_i}) \text{ E } (y_{A_j} \geq y_{R_i})$  então incrementa  $w_0^i$ ;
- se  $(x_{A_j} < x_{R_i}) \text{ E } (y_{A_j} < y_{R_i})$  então incrementa  $w_2^i$ ,

onde  $(x_{A_j}, y_{A_j})$  são as coordenadas do  $j$ -ésimo ponto do contorno do objeto  $A$ ,  $w_k^i$  representa a posição  $k$ ,  $0 \leq k < 4$ , da matriz  $w$  relativa ao ponto  $i$  do contorno do objeto de referência  $R$ .

Após o cálculo das matrizes, cada ponto do contorno do objeto de referência  $R$  terá uma matriz  $w^i$  que indicará quantos pontos do contorno do objeto de interesse  $A$  estão em cada quadrante da partição.

Ao final, é gerada uma matriz  $w$  global, semelhante à matriz  $w^i$  (Figura 1) existente para cada ponto do contorno de  $R$ . Cada posição desta matriz  $w$  global contém a soma dos valores dos respectivos quadrantes de cada uma das matrizes  $w^i$  dos pontos do contorno. Portanto, a soma dos valores finais nos quatro quadrantes da matriz  $w$  global deve ser igual ao resultado da multiplicação da quantidade  $n$  de pontos do contorno de  $R$  pela quantidade  $m$  de pontos do contorno de  $A$ .

O vetor de características é composto de quatro valores e cada um deles é obtido dividindo-se o valor de cada quadrante pelo valor de  $n * m$ . Portanto, cada valor do vetor de características representará o percentual de pontos em cada quadrante da matriz e, dessa forma, a soma deles deve ser um.

Além desses valores, o vetor de características armazena uma outra informação, chamada de *identificador de posicionamento*. O principal objetivo destes identificadores é realizar uma separação maior entre as possíveis distribuições espaciais dos objetos. Estes identificadores funcionam como rótulos para as distribuições espaciais entre os objetos. São eles: T (*top*), TL (*top-left*), TR (*top-right*), L (*left*), R (*right*), B (*bottom*), BL (*bottom-left*), BR (*bottom-right*), O (*overlap*) e I (*include*).

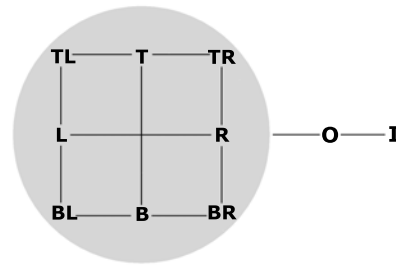
Estes identificadores são calculados baseados nos valores de cada posição  $w_i$  da matriz  $w$  global, com  $0 \leq i < 4$ , como mostrado abaixo:

- se  $(w_0 \neq 0) \text{ E } (w_1 \neq 0) \text{ E } (w_2 \neq 0) \text{ E } (w_3 \neq 0)$  então  $id = I$ ;
- se  $(w_0 \neq 0) \text{ E } (w_1 \neq 0) \text{ E } (w_2 = 0) \text{ E } (w_3 = 0)$  então  $id = T$ ;
- se  $(w_0 \neq 0) \text{ E } (w_1 = 0) \text{ E } (w_2 = 0) \text{ E } (w_3 = 0)$  então  $id = TL$ ;
- se  $(w_0 = 0) \text{ E } (w_1 \neq 0) \text{ E } (w_2 = 0) \text{ E } (w_3 = 0)$  então  $id = TR$ ;
- se  $(w_0 = 0) \text{ E } (w_1 = 0) \text{ E } (w_2 \neq 0) \text{ E } (w_3 \neq 0)$  então  $id = B$ ;
- se  $(w_0 = 0) \text{ E } (w_1 = 0) \text{ E } (w_2 \neq 0) \text{ E } (w_3 = 0)$  então  $id = BL$ ;
- se  $(w_0 = 0) \text{ E } (w_1 = 0) \text{ E } (w_2 = 0) \text{ E } (w_3 \neq 0)$  então  $id = BR$ ;
- se  $(w_0 \neq 0) \text{ E } (w_1 = 0) \text{ E } (w_2 \neq 0) \text{ E } (w_3 = 0)$  então  $id = L$ ;
- se  $(w_0 = 0) \text{ E } (w_1 \neq 0) \text{ E } (w_2 = 0) \text{ E } (w_3 \neq 0)$  então  $id = R$ .

Se após o cálculo do identificador ser realizado o valor for “I”, é feito um outro cálculo para atribuir o identificador correto, que diferencia “I” de “O”, ou seja, *include* de *overlap*. Se existir pelo menos um ponto do objeto de referência fora do objeto de interesse e também existir pelo menos um ponto do objeto de interesse fora do objeto de referência, os dois objetos estão com sobreposição, portanto, o identificador correto é “O”. Caso contrário o identificador permanece “I”.

Para o cálculo da distância são necessárias duas etapas. A primeira delas usa a métrica L1 para calcular a distância entre os valores de  $w$ . A segunda, leva em consideração a distância entre os identificadores de posicionamento. A distância final é calculada somando-se ao valor de L1 o valor da distância entre os identificadores. Esta última é obtida analisando-se a quantidade de arestas entre os identificadores conforme dispostos no grafo da Figura 2.

Pela figura é possível observar dois grupos de identificadores. O primeiro deles encontra-se dentro do círculo cinza e possui identificadores que possibilitam distinguir



**Figure 2. Grafo dos identificadores de posicionamento.**

diferentes distribuições espaciais entre objetos separados. A distância entre estes rótulos é encontrada somando-se o número mínimo de arestas percorridas para se chegar de um nó a outro do grafo.

O segundo grupo possui os rótulos “O” e “I”. Estes rótulos identificam imagens com objetos em sobreposição ou com um objeto dentro do outro. Para haver uma separação correta entre imagens com objetos separados (grupo 1) e imagens com objetos em contato (grupo 2), a distância entre qualquer um dos rótulos do primeiro grupo e qualquer rótulo do segundo grupo deve ser maior que todas as distâncias entre os rótulos do primeiro grupo. Como a máxima distância entre os rótulos do primeiro grupo é 4, a distância mínima entre um rótulo do primeiro grupo e um rótulo do segundo grupo deve ser 5. No entanto, os experimentos mostraram que a distância L1 possui valor máximo 2. Dessa forma, ao se somar o valor de L1 com as distâncias entre os rótulos podem-se obter valores maiores que 5, mesmo com imagens contendo objetos separados. Portanto, a distância mínima entre os rótulos do grupo 1 e os rótulos do grupo 2 foi fixada em 6.

A distância entre os rótulos “O” e “I” também é encontrada pela soma das arestas no grafo da Figura 2.

## 4. Experimentos

Esta seção apresenta a base de imagens usada no projeto, os descritores da literatura usados no estudo comparativo e as medidas utilizadas para avaliar o desempenho dos descritores.

### 4.1. Base de imagens

Os experimentos foram realizados em uma base de 880 imagens simbólicas contendo 2 objetos por imagem. Para a geração da base de imagens foram utilizados os objetos segmentados da base do MPEG7-Parte B. A partir da escolha de pares de objetos, foram geradas diversas combinações espaciais entre estes objetos e o resultado foi a geração de imagens que exploram o relacionamento espacial entre os pares de objetos. As imagens possuem dimensões de 1400x1400 pixels e foram divididas em 3 classes. Uma delas inclui objetos distantes entre si e as outras duas consideram objetos com sobreposição ou objetos no interior de outro objeto.

### 4.2. Descritores da Literatura

Para a comparação com o descritor proposto foram escolhidos alguns descritores da literatura, que estão descritos abaixo. São eles: R-Histograma [Wang and Makedon 2003], Spatial-Match SRC [Chang and Kim 2001] e Spatial-Match SRR [Chang and Kim 2001].

#### 4.2.1. R-Histograma

O descritor R-Histograma [Wang and Makedon 2003] permite que se obtenham relacionamentos métricos entre os objetos de uma imagem. São feitos cálculos, baseados em pares de objetos, que resultam em um histograma com informações de ângulo, distância e relacionamento topológico entre eles.

A partir de cada ponto do contorno de um dos objetos, chamado de *objeto de referência* (R), são calculados a distância e o ângulo para cada um dos pontos do contorno do outro objeto, chamado de *objeto de interesse* (A). Outro parâmetro calculado para cada par de pontos é a distância rotulada que indica se o ponto em questão está dentro ou não do outro objeto. Os valores de ângulo são calculados considerando o ângulo entre o vetor formado pelo par de pontos em análise e o eixo das abscissas. Os valores possíveis para os ângulos estão entre  $\pi$  e  $-\pi$ . A distância entre dois pontos é calculada usando a distância Euclidiana. A distância rotulada possui valores entre 0 e 3.

Para o cálculo do histograma, os ângulos e as distâncias são divididos em *bins* e cada *bin* é incrementado considerando se os valores de ângulo ( $A_I$ ), distância ( $D_J$ ) e distância rotulada ( $L$ ) do par de pontos em questão pertence àquele *bin*, como abaixo:

$$H(I, J, L) = H(I, J, L) + 1 \quad (1)$$

se  $\theta(x, y) \in A_I$  e  $d(x, y) \in D_J$  e  $l(x, y) = L$

A função de distância usada para o cálculo de similaridade entre R-Histogramas é a função de intersecção de histogramas.

#### 4.2.2. Spatial-Match

O descritor de Spatial-Match [Chang and Kim 2001] representa uma imagem como um conjunto de ícones. Este descritor combina operadores direcionais e operadores topológicos, possibilitando que relacionamentos espaciais entre objetos sejam representados precisamente. O descritor utiliza sete operadores posicionais: *FA* (*Far-away*), *DJ* (*Disjoint*), *ME* (*Meet*), *OL* (*Overlap*), *CL* (*Is-included-by*), *IN* (*Include*) e *SA* (*Same*).

Como proposto em [Chang and Kim 2001], é possível usar duas abordagens para a extração de características. Uma delas é baseada no círculo mínimo envolvente do objeto e tem o nome de *Spatial-match Representation with Minimum Bounding Circle* (SRC). A outra abordagem baseia-se no retângulo mínimo envolvente e chama-se *Spatial-match Representation with Minimum Bounding Rectangle* (SRR). As duas baseiam-se nas projeções dos objetos nos eixos X e Y.

Para o cálculo do vetor de características são consideradas informações como as coordenadas dos centros do círculo ou do retângulo, dependendo da abordagem, ângulos formados entre a reta do eixo x e as retas que unem estes centros e os raios dos círculos ou tamanhos dos retângulos. Estas informações possibilitam atribuir um operador posicional  $R^{AB}$  para um par de objetos. Ao final tem-se uma *string* SS que define o relacionamento espacial entre dois objetos:  $SS = (\text{Objeto de Referência}, \text{Objeto Alvo}, R^{AB}, \text{Ang})$ , onde Ang está entre  $0^\circ$  e  $360^\circ$ .



O cálculo de similaridade se resume na obtenção do peso entre duas strings espaciais. Este peso leva em consideração a distância entre os operadores posicionais e a diferença entre os ângulos [Chang and Kim 2001].

### 4.3. Medidas de avaliação

Cada descritor foi aplicado a todas as imagens da base. O tempo para a extração dos vetores de características de todas as imagens foi medido, assim como o tamanho dos vetores gerados. Os experimentos foram feitos em um PC com dois processadores Intel Xeon 2.4GHz e 1GB de memória RAM. Para a medição do tempo foi usado o comando *time* do Linux e os valores retornados para o *user-time*, que representa o tempo que o processo gastou usando o processador em modo usuário, foram anotados.

As consultas foram realizadas escolhendo todas as imagens da base como imagens de consulta. Para cada descritor, calculou-se a distância entre as imagens de consulta e cada imagem da base. O tempo para o cálculo de todas as distâncias foi medido para cada descritor. Também foram feitos experimentos considerando como imagens de consulta apenas imagens de uma determinada classe.

A eficácia dos descritores também foi avaliada usando-se curvas de *precision*  $\times$  *recall*. A medida *precision* indica a fração da quantidade de imagens relevantes retornadas sobre o total de imagens retornadas numa determinada consulta. A medida *recall* indica a fração de imagens relevantes retornadas sobre o total de imagens relevantes da base. Dessa forma, curvas de *precision*  $\times$  *recall* medem, para determinados valores de *recall*, a precisão das consultas. Por exemplo, uma curva que tenha valor de *precision* igual a 0.9 quando o valor de *recall* é igual a 0.5, indica que quando 50% das imagens relevantes da base já foram retornadas a precisão dos resultados é de 90%. Quanto mais próximo de 1 o valor de *precision* estiver, melhor a eficácia do descritor.

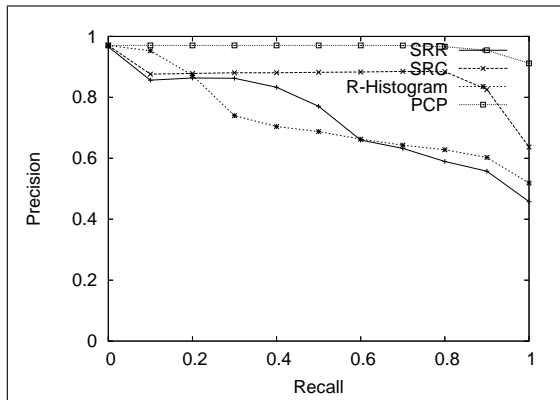
## 5. Resultados

Os experimentos realizados possibilitaram uma análise comparativa dos descritores apresentados. Foi possível avaliar questões relativas ao tempo de extração dos vetores de características, tempo para cálculo de distância e tamanho dos vetores de características gerados. Os resultados destas medidas são apresentados na Tabela 1 e na Tabela 2. A Tabela 1 exibe o tempo total para os cálculos de distância considerando todas as imagens da base como imagens de consulta. Desta forma, foram realizados 880 vezes 880 cálculos de distância.

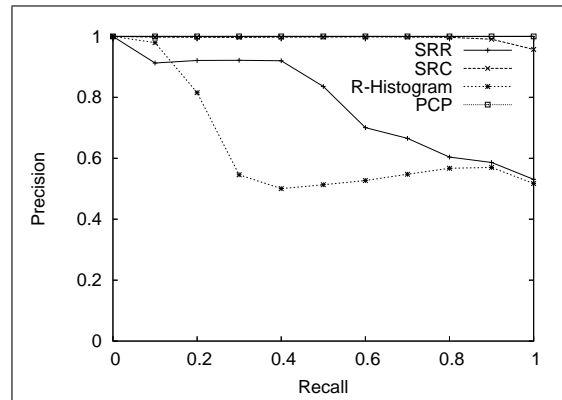
Tomando como exemplo o descritor R-Histograma, observou-se que o tempo para realizar os cálculos de distância foi aproximadamente seis vezes maior que o tempo dos outros descritores. Já o tempo para extrair os vetores de características foi cerca de 770 vezes maior que os tempos do SRR e SRC e cerca de 40% maior que o tempo do PCP.

Pela Tabela 2 nota-se que o vetor de características do descritor PCP é bastante compacto, apesar de não ser menor que o vetor dos descritores SRR e SRC. Além disso, observa-se que o tamanho do vetor de características do R-Histograma é quase 1900 vezes maior que o do descritor PCP.

As figuras 3, 4, 5 e 6 mostram os gráficos de *precision*  $\times$  *recall* (PxR).



**Figure 3.** Gráfico PxR para consultas com todas as imagens da base.



**Figure 4.** Gráfico PxR para consultas com imagens da classe 1.

No gráfico da Figura 3 vemos que o descritor PCP obteve um desempenho melhor que os outros descritores já existentes usados nos experimentos. Sua curva ficou com precisão sempre acima de 90%. A curva do descritor SRC também teve um resultado muito bom. Notamos também que apesar da maior complexidade e quantidade de informação representada pelo descritor R-Histograma, sua precisão não foi muito boa na base de imagens usada. O descritor SRR, apesar de muito semelhante ao SRC, teve uma precisão bem menor.

Para consultas com imagens contendo objetos distantes (Figura 4), o descritor SRC conseguiu separá-las das imagens com objetos em sobreposição e das imagens com um objeto dentro do outro quase tão bem quanto o descritor PCP ID. O descritor R-Histograma teve uma precisão satisfatória para valores de *recall* até 40%.

No caso de consultas com imagens contendo objetos com sobreposição (Figura 5), o descritor SRR teve uma precisão ruim. Os outros descritores da literatura também tiveram uma eficácia reduzida para este tipo de consulta, mostrando uma precisão de menos de 45% quando todas as imagens relevantes foram retornadas. O descritor PCP foi

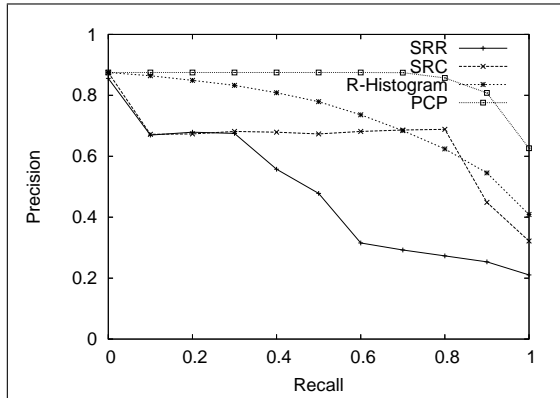
**Table 1. Desempenho dos descritores, tempo em segundos.**

Descritor	Extração	Distância
R-Histograma	1674,9	7046,2
SRR	2,1	1078,9
SRC	2,2	1064,5
PCP	1193,2	1187,8

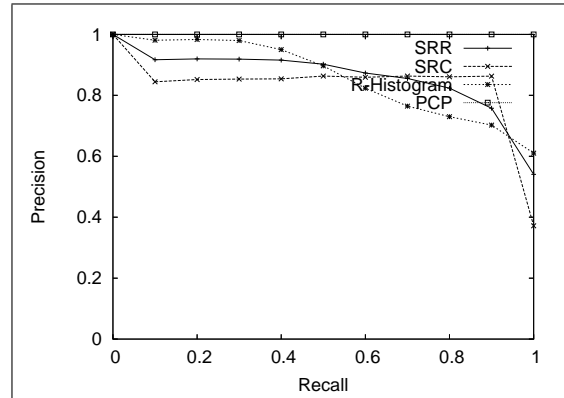
**Table 2. Tamanho dos vetores de características.**

Descritor	Tamanho FV
R-Histograma	63 KB
SRR	16 B
SRC	16 B
PCP	34 B





**Figure 5.** Gráfico PxR para consultas com imagens da classe 2.

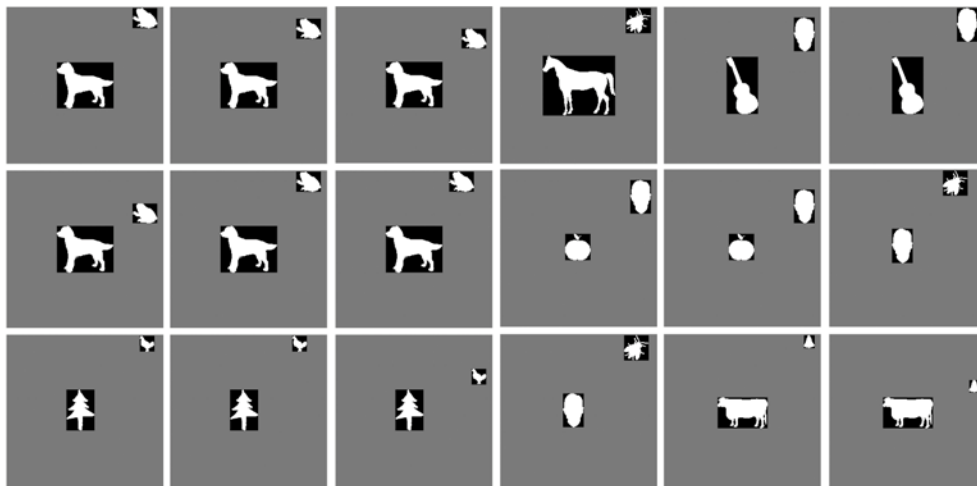


**Figure 6.** Gráfico PxR para consultas com imagens da classe 3.

superior também nesta classe de imagens.

Para consultas com imagens da classe 3 (Figura 6), todos os descritores apresentaram boa precisão. Apesar de ficarem sempre abaixo da precisão do descritor proposto PCP, o descritor R-Histograma conseguiu recuperar imagens relevantes quase tão bem quanto ele para valores de *recall* até 30%. Isto mostra que os descritores da literatura conseguem recuperar imagens de um objeto incluindo outro objeto mais precisamente do que imagens com objetos em sobreposição.

Usando o descritor PCP, a consulta mostrada na Figura 7 retornou 58 imagens com distância zero para a imagem de consulta. Na figura são exibidas apenas 18 delas. Este resultado mostra que o descritor PCP não diferencia variações na posição de um objeto se a contagem dos pontos em cada quadrante da matriz  $w$  não mudar. Uma possível solução para diminuir a quantidade de empates é usar alguma outra medida entre os objetos, como distância ou ângulo entre eles.



**Figure 7.** Resultados da consulta para o descritor PCP.

## 6. Conclusões

Neste trabalho, propomos um novo descritor de relacionamento espacial. O descritor proposto foi comparado com alguns descritores existentes na literatura. Os experimentos mostraram que o descritor proposto PCP possui qualidades interessantes, como a geração de vetores de características compactos. Além disso, o descritor PCP obteve eficácia superior nos testes comparativos com descritores da literatura, mostrando-se capaz de separar por completo imagens que contêm objetos que se sobrepõem de imagens que contêm objetos separados. Trabalhos futuros podem acrescentar melhorias neste descritor, como a introdução de medidas de ângulo ou distância entre os objetos, de forma a evitar empates nas distâncias entre as imagens.

## 7. Agradecimentos

Este trabalho contou com apoio financeiro do CNPq, FAPESP, FAEPEX e Microsoft Escience Project.

## References

- Berretti, S., Bimbo, A. D., and Vicario, E. (2003). Weighted walkthroughs between extended entities for retrieval by spatial arrangement. *IEEE Transactions on Multimedia*, 5(1):52–70.
- Bimbo, A. D., Vicario, E., and Zingoni, D. (1994). A spatial logic for symbolic description of image contents. *Journal of Visual Languages and Computing*, 5:267–286.
- Chang, J.-W. and Kim, Y.-J. (2001). Spatial-match iconic image retrieval with ranking in multimedia databases. In *WAIM '01: Proceedings of the Second International Conference on Advances in Web-Age Information Management*, pages 3–13, London, UK.
- Chang, S.-K. and Liu, S. H. (1984). Picture indexing and abstraction techniques for pictorial databases. *IEEE Trans. PAMI*, 6(4):475–484.
- da S. Torres, R. and ao, A. X. F. (2006). Content-Based Image Retrieval: Theory and Applications. *Revista de Informática Teórica e Aplicada*, 13(2):161–185.
- del Bimbo, A. (1999). *Visual Information Retrieval*. Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco, CA, USA.
- Petraglia, G., Sebillio, M., Tucci, M., and Tortora, G. (1996). A normalized index for image databases. In *In: Chang, S.K., Jungert, E., Tortora, G. (Eds.). World Scientific, Singapore. Intelligent Image Database Systems*.
- Samet, H. (1988). Hierarchical representations of collections of small rectangles. *ACM Comput. Surv.*, 20(4):271–309.
- Samet, H. (1990). *The design and analysis of spatial data structures*. Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., Boston, MA, USA.
- Tanimoto, S. L. (1976). An iconic/symbolic data structuring scheme. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, pages 1452–471.
- Wang, Y. and Makedon, F. (2003). R-histogram: quantitative representation of spatial relations for similarity-based image retrieval. In *MULTIMEDIA '03: Proceedings of the eleventh ACM international conference on Multimedia*, pages 323–326, New York, NY, USA. ACM Press.