

Uma Abordagem Eficiente para Recuperação de Imagens Médicas

Camilo Yamauchi Campo¹, Agma Juci Machado Traina¹,

¹USP/ICMC - Universidade of São Paulo/ Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação
Av. do Trabalhador São-Carlense, 400, CEP 13560-970, São Carlos, SP, Brasil
{camilo, agma}@icmc.usp.br

Resumo

Este artigo apresenta como efetuar a recuperação por conteúdo de imagens médicas utilizando o histograma de brilho das mesmas. A principal restrição dos histogramas de imagens como expressão da essência ou características de imagens está no fato deles não serem invariantes a transformações de brilho e contraste efetuadas sobre as imagens. Neste artigo será apresentada uma extensão dos histogramas métricos, que suplanta tais deficiências, permitindo realizar consultas por similaridade em imagens de maneira muito mais robusta. São também apresentadas e discutidas comparações com técnicas representativas da literatura para o tratamento de cores e brilho de imagens.

Palavras-chave: recuperação de imagens por conteúdo, vetores de características, histogramas, imagens médicas, banco de dados de imagens

Abstract

This paper presents a new technique aiming at supporting content-based image retrieval through the images histograms. The main reservation about the use of histograms as image feature vectors is that the histograms are not invariant to brightness and contrast transformations over the images. This work presents an extension of the Metric Histogram, which overcomes such problem and allows to perform similarity queries in a much more robust way. Comparisons between the proposed method and discussions regarding other techniques are also presented.

Key-words: content-based image retrieval, feature vectors, histograms, medical images, image databases

1 Introdução

Os Sistemas de Informações Hospitalares (SIH) armazenam as informações relativas aos pacientes destacando-se, entre elas, seu estado de saúde, os exames realizados e os procedimentos médicos adotados. Atualmente, a maioria desses sistemas organizam somente dados textuais e numéricos mas, em alguns casos, já é possível a associação das informações textuais com informações gráficas, provenientes de exames como raio-X, tomografia (CT¹ ou RM²), ultrassom, etc.

Recentemente, com a introdução dos sistemas PACS (*Picture Archiving and Communication System*) [3] [6] [4] [5], cresceu o interesse por integrar num só sistema todas as informações dos pacientes (textos, imagens, gráficos, dados temporais, etc). Além disso, o custo operacional dos exames de imagens diminui quando se utiliza tecnologia de radiologia sem filme, o que permite direcionar investimentos maiores para a área de diagnóstico [6]. A Figura 1 ilustra o mecanismo de aquisição de dados (imagens) entre os diversos dispositivos e sua transmissão em um PACS.

Como os sistemas PACS organizam as imagens provenientes de exames efetuados sobre os pacientes, seria muito interessante que através desses sistemas fosse possível realizar consultas e recuperar tais imagens baseando-se apenas no conteúdo das mesmas.

A área de recuperação de imagens por conteúdo (CBIR - *Content-based Image Retrieval*) têm crescido muito recentemente. Este crescimento é atribuído à disseminação dos produtos tecnológicos e a necessidade de administrar grandes quantidades de dados e imagens. À medida

¹Tomografia Computadorizada

²Ressonância Magnética

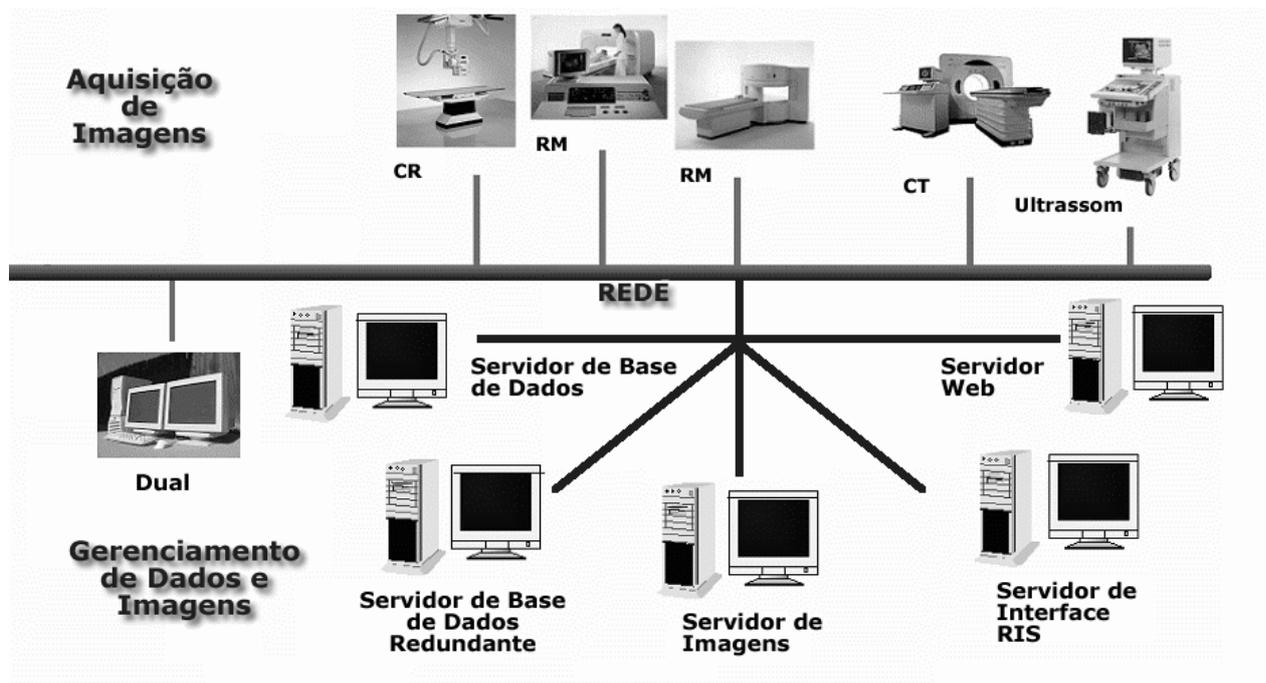


Figura 1: Infraestrutura de um PACS em ambiente hospitalar

que cresce o volume de imagens armazenadas, cresce também o interesse por sistemas capazes de recuperar informações visuais de maneira eficiente e com grau de automação maior.

Os PACS são ambientes complexos, que recebem imagens de diversas modalidades e periféricos, armazenando-os e transmitindo-os entre clientes e servidores. A variedade de equipamentos, procedimentos e pessoal técnico que os manuseiam tornam o processo de aquisição de imagens uma das partes mais delicadas deste processo, pois dependendo de como a imagem foi adquirida ela torna-se mais escura (menos brilho) ou mesmo saturada (brilho em demasia). Tais variações dificultam a recuperação e comparação entre imagens. Logo, a calibração do dispositivo de tomografia bem como a precisão do equipamento podem trazer mudanças consideráveis na imagem final. Essas mudanças são, normalmente, variações no brilho e no contraste da imagem. Os principais sistemas de recuperação de imagens por conteúdo baseado em cor não suportam essas variações, não recuperando de maneira eficiente a mesma imagem que tenha sofrido variações de brilho e/ou contraste.

Neste artigo é apresentada uma solução para as dificuldades encontradas em sistemas de recuperação de imagens no âmbito médico, com respeito a tais restrições de transformações de brilho sobre as imagens. Nosso trabalho concentra-se em técnicas eficientes de extração de características utilizando histogramas de cores (brilho em imagens médicas). Para tanto, foi utilizado como base, o Histograma Métrico proposto por Bueno em [2].

2 Classificação de Pixels de Borda e Interior - A Técnica BIC

Em [7] é proposto o BIC (*Border/Interior Pixel Classification*), uma abordagem para a recuperação de imagens por conteúdo em grandes coleções de imagens coloridas heterogêneas. A abordagem BIC utiliza técnicas simples, porém poderosas cujos resultados podem ser preservados durante as etapas do processo de recuperação de imagens. A abordagem BIC tem três componentes principais: (1) um algoritmo simples, eficiente e poderoso para a análise do conteúdo visual das imagens, (2) uma nova função de distância logarítmica para a comparação de histogramas de cores e (3) uma representação compacta para as características visuais extraídas das imagens.

O algoritmo de análise de imagens da abordagem BIC utiliza o espaço de cores RGB uniformemente quantizado em $4 \times 4 \times 4 = 64$ cores. Após a quantização do espaço de cores, é feita uma classificação binária dos pixels da imagem de entrada. Cada pixel é classificado

como borda ou interior. Um pixel é considerado borda se ao menos um de seus quatro vizinhos (superior, inferior, direito ou esquerdo) possui uma cor quantizada diferente da sua. Caso contrário, o pixel é classificado como interior. Após a classificação dos pixels, são calculados dois histogramas de cores: um considerando apenas pixels classificados como borda e outro, considerando-se apenas pixels classificados como interior. A Figura 2 exemplifica a classificação dos pixels de borda de uma imagem.



Figura 2: Análise de imagens pela abordagem BIC. Imagem Original (esquerda). Classificação binária entre borda (preto) e interior (branco) (meio). Pixels da borda com suas cores originais e os pixels do interior em branco (direita)

Os histogramas que representam as imagens na abordagem BIC são comparados utilizando-se uma distância denominada $dLog$. A função $dLog$ calcula a diferença entre o logaritmo dos elementos do histograma. O objetivo dessa operação é reduzir o efeito negativo introduzido quando um único elemento do histograma possui valor muito alto. Este elemento do histograma com valor muito alto domina a diferença entre histogramas mas, em geral, tal elemento está associado ao fundo da imagem o qual possui pouca informação semântica e, como consequência, possui pouca importância no julgamento de similaridade feito pelo usuário. A função $dLog$ atenua essa influência artificial e é definida como:

$$dLog(q, d) = \sum_{i=0}^{i < M} | f(q[i]) - f(d[i]) | \quad (1)$$

$$f(x) = \begin{cases} 0, & \text{se } x = 0; \\ 1, & \text{se } 0 < x \leq 1; \\ \lceil \log_2 x \rceil + 1, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (2)$$

A utilização da função $dLog$ para comparar histogramas, além de aumentar a efetividade do sistema, permite armazenar os histogramas em metade do espaço originalmente necessário. Essa redução é possível armazenando-se o valor do log ao invés do valor original dos elementos do histograma. No caso da abordagem BIC, é possível representar o conteúdo visual de qualquer imagem em apenas 64 *bytes* de memória. Como consequência, é possível manter em memória principal as características visuais de grandes coleções de imagens, eliminando completamente a necessidade de métodos de acesso a disco para agilizar o processamento de consultas visuais.

3 Histogramas Métricos

Uma nova abordagem de extração de características baseada em intensidade de cor foi tratada em [1]. O Histograma Métrico (HM) conserva a curva original do histograma de brilho de uma imagem sem perda considerável da sua informação e reduz o número de *bins* reduzindo, assim, o custo computacional na busca.

Um histograma normalizado é composto por um número específico de *bins*. Este número depende da resolução de intensidades (luminosidade) da imagem, sendo dessa maneira um número fixo. Em um histograma métrico, o equivalente ao *bin* do histograma é chamado de *bucket*. Cada *bucket* corresponde a uma linha na aproximação do histograma normalizado. Os *buckets*

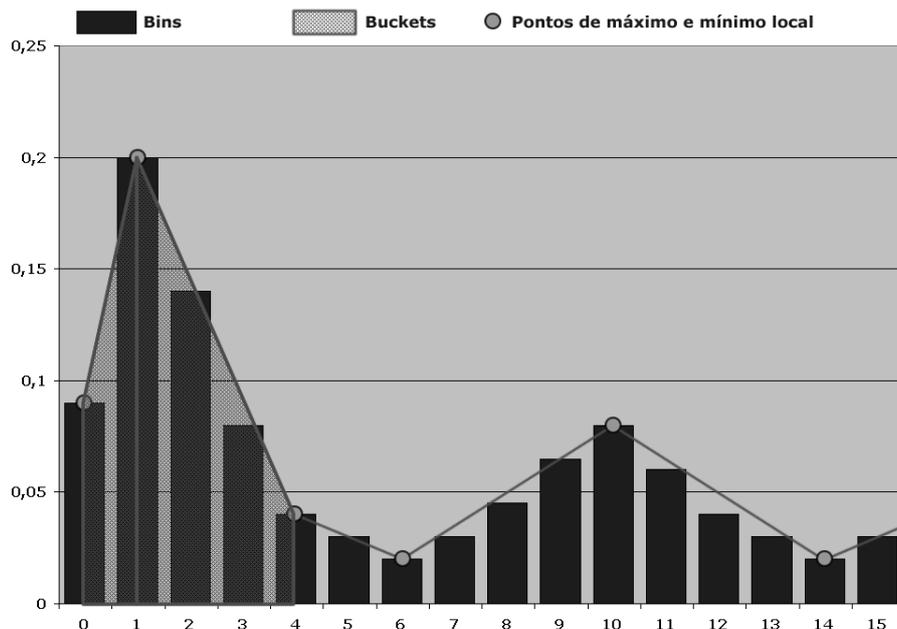


Figura 3: Histograma normalizado com os pontos de máximo e mínimo locais que definem os *buckets* e seu histograma métrico correspondente.

não precisam ser regularmente espaçados. O número N_A de *buckets* em um histograma métrico depende do erro de aceitação no processo de aproximação da curva linear por partes sobre o histograma. Cada *bucket* k corresponde a dois pares consecutivos $\langle b_{k-1}, h_{k-1} \rangle$ e $\langle b_k, h_k \rangle$ para $1 \leq k \leq N_A$, onde $\langle b_k, h_k \rangle$ é o índice do *bin* mais à direita do histograma original representado no *bucket* k , e $\langle b_{k-1}, h_{k-1} \rangle$ é o valor normalizado do *bin* mais à esquerda representado no *bucket* k . A Figura 3 representa graficamente os *buckets* e os *bins* de um histograma métrico.

Para se obter um histograma métrico que mais se aproxime do histograma original, primeiramente é preciso obter os pontos máximos e mínimos locais da função que o representa. Através desses pontos a curva de aproximação sobre o histograma normalizado é obtida. É importante observar que o número de *buckets* dos histogramas métricos, bem como sua largura, é variável e depende de características inerentes de cada imagem. Dessa forma, a comparação entre histogramas métricos não pode ser feita pelas funções de distância tradicionais, como é feito sobre histogramas convencionais.

Uma nova função de distância, denominada Distância Métrica $DM(\cdot)$, foi desenvolvida para comparar histogramas métricos e se baseia no cálculo da diferença de áreas entre os dois histogramas [8]. Os histogramas métricos e sua aplicabilidade em recuperação de imagens são apresentados em detalhes em [1].

Os histogramas métricos, que possuem dimensionalidade variável, não permitem o cálculo de distância utilizando técnicas usuais como a Euclidiana ou qualquer distância L_p [9], pois não é possível calcular a subtração dos pares de elementos dos vetores dos histogramas métricos para todos os pares de elementos.

Portanto, para fazer o cálculo da distância entre histogramas métricos, foi desenvolvido um novo algoritmo baseado no cálculo da diferença entre histogramas, considerando que cada um deles ocupa uma área caracterizada pela distribuição de pixels e que a diferença entre estas áreas indica o quão dissimilares são os histogramas.

A técnica consiste em verificar, a cada *bucket*, a ocorrência de alguma alteração no outro histograma métrico. Caso ocorra alguma alteração ou se há algum cruzamento de histograma, é realizado o cálculo da área em questão e armazenado o valor. O procedimento continua até que um dos histogramas termine. Por fim, é realizada a soma das diferenças e este valor corresponde à diferença entre os dois histogramas métricos medidos. A Figura 4 apresenta um exemplo de medida entre dois histogramas e sua diferença de área. As sub-áreas estão enumeradas de 1 a 11.

Utilizando esta concepção, pode-se concluir que, quando dois histogramas similares são

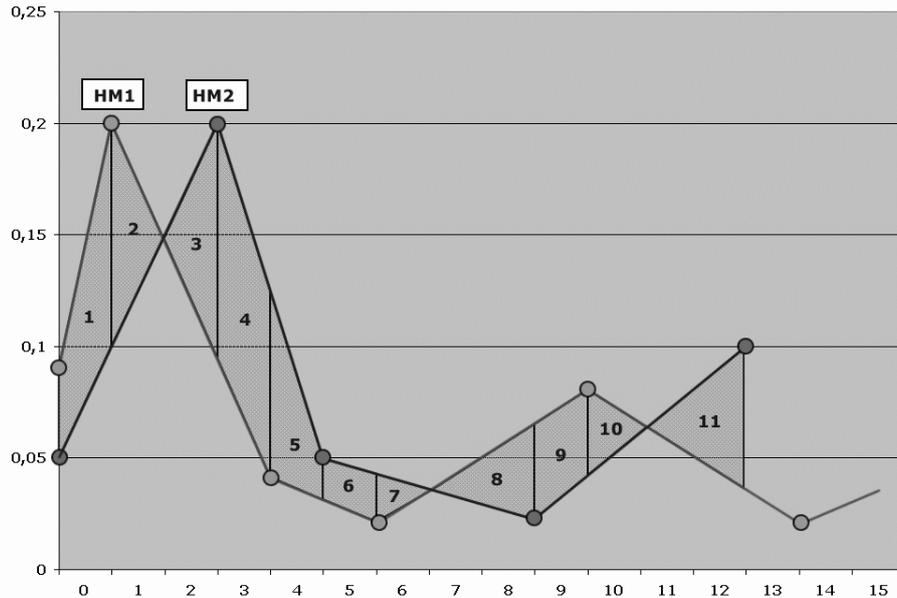


Figura 4: Distância entre dois histogramas (HM1 e HM2) com as sub-áreas enumeradas (de 1 até 11) geradas a partir de mudança do *bucket* ou cruzamento entre histogramas

comparados, a diferença entre suas áreas de distribuição é pequena. Porém, em histogramas normalizados de imagens obtidas com níveis de iluminação diferentes, os histogramas são deslocados, e ao se aplicar a função de distância, ter-se-á um resultados que não condiz com o fato das imagens serem intrinsecamente muito parecidas, apesar de quantizadas em níveis de intensidade diferentes. Para tratar dessa situação, uma nova abordagem é discutida na próxima seção.

4 Nossa Abordagem

O Histograma Métrico original tem a característica de ser invariante às transformações geométricas (escala, rotação e translação), mas apesar de intrinsecamente ser invariante também a transformações de brilho, isso não havia sido efetivamente testado e avaliado. Nenhuma técnica na literatura trata de maneira eficiente a questão da variação de brilho, e este trabalho visa a preencher esta lacuna. A Figura 5 ilustra três imagens onde ocorre variação de brilho e contraste e seus respectivos histogramas. Essa invariância a transformações de brilho é muito importante, porque imagens de mesmo paciente e exame ao serem adquiridas em situações diferentes tendem a variar o brilho. Assim pesquisas diretas por histogramas convencionais não recuperariam tais imagens que são inerentemente muito semelhantes.

Foi modificada a implementação do histograma métrico para torná-lo invariante a variações lineares de brilho, atendendo à comparação de imagens adquiridas por equipamentos diferentes. Como o histograma métrico é gerado a partir do histograma normalizado, na construção do mesmo, estipula-se um valor limite (V_L) e qualquer valor abaixo deste é ignorado. Assim, imagens com variações de brilho mas com a mesma distribuição de cores, são consideradas semelhantes.

A escolha do V_L é de fundamental importância para o bom funcionamento do sistema. Esse valor de tolerância pode ser estipulado de acordo com as características do equipamento em que foi realizado o exame ou obtendo-se uma média dos valores não significativos de cores dos histogramas das imagens. Assim, após o processo de construção, o HM resultante é o mesmo de um sem a variação de brilho. A Figura 6 exemplifica um histograma onde ocorre variação de brilho com um V_L apropriado e o histograma resultante do processo.

Normalmente, um histograma de uma imagem com o brilho alterado possui um dos *bins* com um valor alto. Este *bin* é sempre o último do histograma no caso do clareamento da imagem (deslocamento do histograma para a direita). Assim, o procedimento de formação do

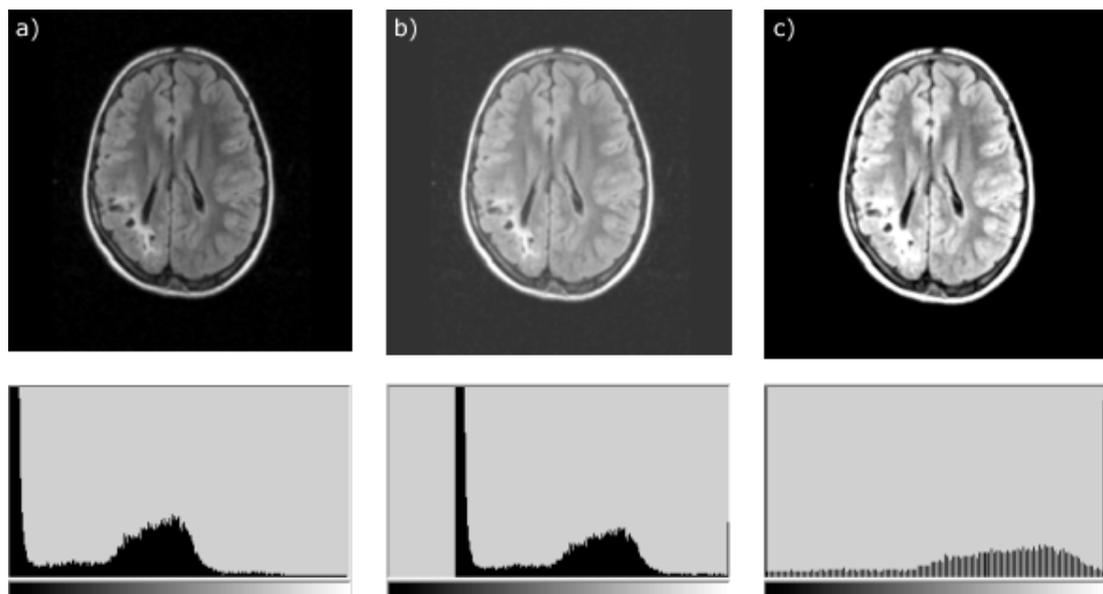


Figura 5: Imagem de exame de tomografia axial de cabeça humana. (a) imagem original, (b) imagem com o brilho alterado e (c) imagem com o contraste alterado.

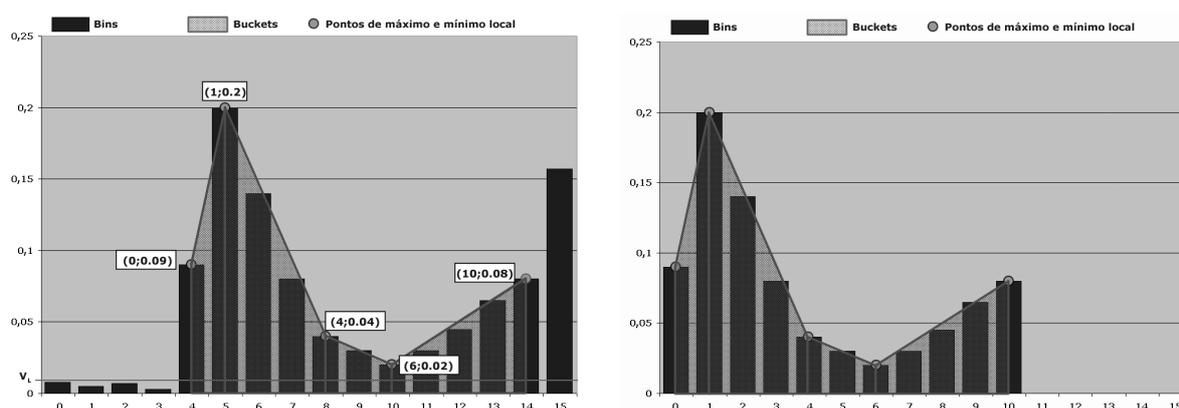


Figura 6: Ilustração de como é realizada a invariância ao brilho no histograma métrico.

histograma métrico sempre ignorará o último *bin* a ser lido, evitando possíveis erros nas buscas.

Os resultados obtidos serão apresentados na Seção 5 assim como as comparações obtidas com a abordagem BIC, apresentada na Seção 2.

5 Resultados Experimentais

Nos experimentos realizados foi adotado o paradigma de busca por exemplo (QBE - *Query by Example*), o qual é considerado pela literatura como a maneira mais intuitiva de realizar consultas em sistemas CBIR. No QBE, o usuário indica uma imagem que será a imagem de consulta, da qual serão extraídas as características desejadas para a realização da busca. Essas características são comparadas por uma função de distância que indica o grau de similaridade entre as imagens. A seguir as imagens resultantes desse processo de comparação são ordenadas pelo grau de proximidade (similaridade) à imagem de consulta.

Foram realizados experimentos para avaliar a eficácia das consultas por similaridade utilizando o histograma métrico modificado. Assim, analisamos o número de imagens corretas retornadas pelo processo automático de busca. Para uma boa avaliação de busca, é necessário que o especialista agrupe as imagens em conjuntos, mantendo as que são similares entre si. Imagens de exames médicos, por possuírem características muito semelhantes, são particular-

mente bastante difíceis de serem classificadas. No entanto, podemos observar sua similaridade em decorrência da forma e classificação das mesmas, por exemplo, uma tomografia de cabeça deve retornar tomografias de cabeças e não tomografias do tórax.

Nos experimentos efetuados foram utilizados um conjunto de 8.848 imagens médicas de diferentes estruturas corpóreas, cedidas pelo Hospital das Clínicas de Ribeirão Preto da Universidade de São Paulo. Esse conjunto é constituído por dois subconjuntos: 4.424 imagens originais e 4.424 imagens com brilho processado, que correspondem às imagens originais do primeiro subconjunto. Foram buscadas as 32 imagens mais similares, utilizando o Histograma Métrico com invariância a brilho (nossa proposta) e a abordagem do BIC.

A abordagem BIC, por ser mais adequada ao tratamento de imagens heterogêneas e coloridas teve um desempenho muito limitado, trazendo resultados pouco satisfatórios em comparação com o Histograma Métrico. A Figura 7 mostra um exemplo de consulta utilizando a abordagem BIC.

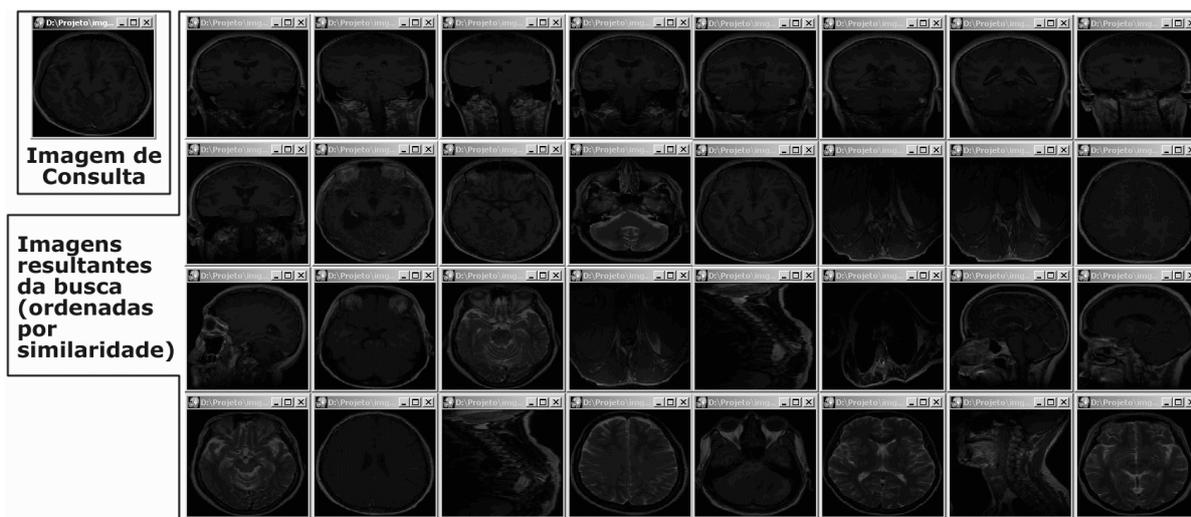


Figura 7: Consulta *32-Nearest Neighbors* utilizando a abordagem BIC.

O Histograma Métrico recuperou as 32 imagens mais similares à imagem de consulta e através da Figura 8 podemos comparar a eficácia das abordagens. As imagens, independente do grau de alteração de seu brilho foram recuperadas sem qualquer problema, pelo Histograma Métrico.

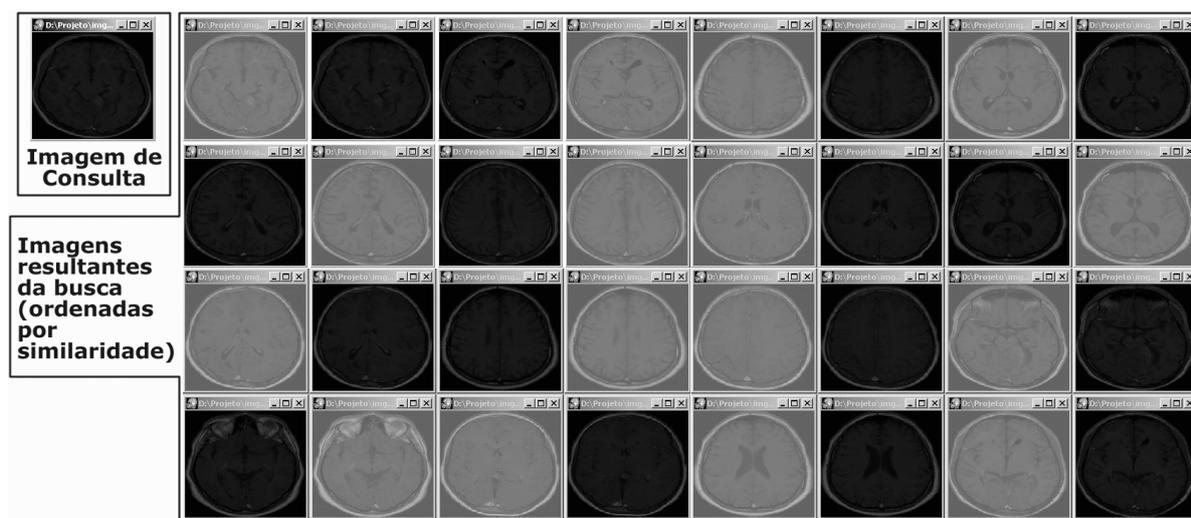


Figura 8: Consulta *32-Nearest Neighbors* utilizando a abordagem do Histograma Métrico.

6 Conclusão e Trabalhos Futuros

Este artigo mostrou como o histograma métrico pode ser invariante às mudanças de brilho, tornando-o uma abordagem compacta, e eficiente para a recuperação de imagens médicas que são obtidas por processos distintos de aquisição. O histograma métrico utiliza *buckets* de tamanho variável, diferentemente das abordagens tradicionais que restringem a quantidade de *bins*. Além disso utiliza uma métrica baseada na diferença de áreas entre histogramas normalizados.

O principal componente para aprimorar o histograma e deixá-lo invariante ao brilho é especificar um número limite utilizado para ignorar valores não significativos. Os resultados mostram que a abordagem utilizada é eficiente e supera claramente abordagens já consolidadas como o BIC.

A recuperação de imagens, através de formas dos objetos presentes na mesma, poderá ser incorporada a este sistema. A grande dificuldade de utilizar abordagens baseadas na forma é o alto custo e pouca precisão de segmentação automática dos objetos de interesses na imagens.

O próximo passo a ser realizado é deixar o Histograma Métrico invariante também à variação de contraste, permitindo assim uma busca mais refinada e completa utilizando a distribuição de níveis de intensidade da imagem.

Referências

- [1] Josiane Maria Bueno. *Suporte à Recuperação de Imagens Médicas baseada em Conteúdo através de Histogramas Métricos*. Tese de doutorado, Universidade de São Paulo, 2002.
- [2] Josiane Maria Bueno, Agma Juci Machado Traina, and Jr. Traina, Caetano. A new metric distance for indexing histograms with varying dimensionality. Technical report, ICMC-USP São Carlos, 2001.
- [3] Xinhua Cao and H.K. Huang. Current status and future advances of digital radiography and pacs. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 9(5):80–88, 2000.
- [4] S.S. Furuie, N.B. Bertozzo, J.C.B. Figueiredo, and M. Yamaguti. Archiving and retrieving long-term cineangiographic images in a pacs. *Computers in Cardiology*, pages 435–438, 1999.
- [5] A. Marsh. Euromed - the creation of a telemedical information society. In *10' IEEE Symposium on Computer Based Medical Systems*, pages 86–91, Maribor, Slovenia, 1997.
- [6] Elliot L. Siegel. Current state of the art and future trends. In Elliot L. Siegel and Robert M. Kolodner, editors, *Filmless Radiology*, pages 3–20. Springer Verlag, New York City, NY, 1999.
- [7] Renato O. Stehling, Mario A. Nascimento, and Alexandre X. Falcão. A compact and efficient image retrieval approach based on border/interior pixel classification. In *Proceedings of the eleventh international conference on Information and knowledge management*, pages 102–109. ACM Press, 2002.
- [8] Agma Juci Machado Traina, Jr. Traina, Caetano, Josiane Maria Bueno, and Paulo Mazzoncini de Azevedo Marques. The metric histogram: A new and efficient approach for content-based image retrieval. In *Sixth IFIP Working Conference on Visual Database Systems*, Brisbane, Australia, 2002.
- [9] D. Randall Wilson and Tony R. Martinez. Improved heterogeneous distance functions. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 6:1–34, 1997.