Projeto AED - O TAD image8bit

Pedro Pinto nº115304; João Pinto nº104384

1. Introdução

No contexto da disciplina de Algoritmos e Estruturas de Dados, este projeto conduziu ao desenvolvimento do Tipo Abstrato de Dados (TAD) image8bit. Este TAD é capaz de lidar com imagens em tons de cinzento, onde cada pixel possui uma intensidade que varia de 0 a 255 (8 bits), conforme definido nas funções do ficheiro de interface. Para avaliar o desenvolvimento, utilizámos a ferramenta imageTool, aplicando testes específicos em cada caso. Contudo, para analisar a complexidade computacional das funções em destaque neste relatório, optou-se por desenvolver mecanismos de teste simples e eficientes. Para testar as funções ImageLocateSubImage() e ImageBlur(), basta executar os ficheiros main.m nos diretórios testLocate e testBlur, respetivamente. Este script Matlab possibilita diversos testes ajustáveis, alterando apenas algumas constantes. O script inicia executando um ficheiro shell (execute_locateTests.sh ou execute_blurTests.sh), que compila e executa testes no ficheiro em C (imageTestLocate.c ou imageTestBlur.c). Este ficheiro realiza testes sobre image8bit.c, gerando e processando diferentes imagens. Após a execução, o script shell escreve os resultados nos ficheiros data_locateTests.txt ou data_blurTests.txt. Esses resultados são lidos e processados pelo script Matlab, fornecendo gráficos conforme solicitado. Este módulo de teste (Figura 1) permite uma análise robusta e abrangente do desempenho do TAD image8bit. É importante destacar que a estrutura de testes principal é a mesma para ambas as funções.

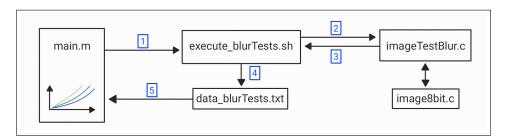
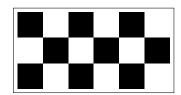
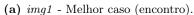


Figura 1. Módulo de testes desenvolvido para a função ImageBlur().

2. Análise da complexidade da função ImageLocateSubImage()

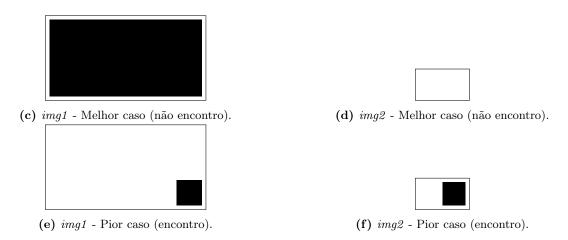
Desenvolvemos a função ImageLocateSubImage() que por sua vez vez invoca a função ImageMatchSubImage() também desenvolvida. Esta função recebe como argumento duas imagens, img1 e img2, e procura img2 dentro da img1. Se a função conseguir localizar a subimagem dentro da imagem é retornado 1 e a posição em que foi encontrada é guardada nas variáveis *px e *py. Considerando img1 com $width=w_1$ e $height=h_1$ e a subimagem img2 com $width=w_2$ e $height=h_2$ podemos fazer uma análise dos casos possíveis. Apresentamos um exemplo em baixo, em que img1 tem $w_1=6$ e $h_1=3$ e a subimagem img2 tem $w_2=2$ e $h_2=1$, onde iremos analisar o número de comparações para os diferentes casos.







(b) img2 - Melhor caso (encontro).



- 1) Melhor caso (imagem é encontrada) = $w_2 \times h_2$. No exemplo de cima apenas faria 2 comparações.
- 2) Melhor caso (imagem não é encontrada) = $(w_1 w_2 + 1) \times (h_1 h_2 + 1)$. No exemplo de cima, apenas faria uma comparação na função ImageMatchSubImage(). A função ImageLocateSubImage() invocava a anterior 15 $((6-2+1)\times(3-1+1)=15)$ vezes seguidas.
- 3) Pior caso (imagem é encontrada) = Pior caso (imagem não é encontrada) = $w_2 \cdot h_2 \times (w_1 w_2 + 1) \times (h_1 h_2 + 1)$. No exemplo de cima, falhava sempre na segunda comparação na função ImageMatchSubImage(). Número de comparações realizadas = $2 \times (6 - 2 + 1) \times (3 - 1 + 1) = 30$.

A dedução das expressões utilizadas em cima encontra-se na equação 1. Ao longo da dedução foi utilizado a expressão $\sum_{i=1}^{k} 1 = k$. O fator $w_2 \cdot h_2$ não é contabilizado na situação 2), uma vez que apenas faz uma comparação na função ImageMatchSubImage().

$$\sum_{x=0}^{w_1-w_2}\sum_{y=0}^{h_1-h_2}\sum_{i=0}^{w_2-1}\sum_{j=0}^{h_2-1}1 = \sum_{x=0}^{w_1-w_2}\sum_{y=0}^{h_1-h_2}w_2 \cdot h_2 = \sum_{x=0}^{w_1-w_2}w_2 \cdot h_2[(h_1-h_2)+1] = w_2 \cdot h_2[(h_1-h_2)+1] \times [(w_1-w_2)+1] \quad (1)$$

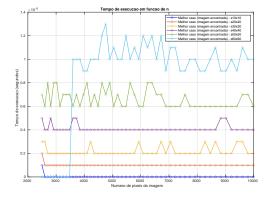
Representando por $C_T^E(h_1, w_1, h_2, w_2)$ o número de comparações total quando a imagem é encontrada (E) e

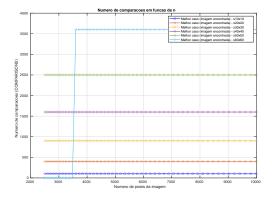
$$C_{T}^{N}(h_{1}, w_{1}, h_{2}, w_{2}) \text{ quando a imagem não \'e encontrada (N) temos:}$$

$$C_{T}^{E} \in \begin{cases} \Omega(h_{2} \cdot w_{2}) \\ \Theta\left(\frac{w_{2} \cdot h_{2}[1 + (w_{1} - w_{2} + 1) \times (h_{1} - h_{2} + 1)]}{2}\right) \\ \mathcal{O}(w_{2} \cdot h_{2} \times (w_{1} - w_{2} + 1) \times (h_{1} - h_{2} + 1)) \end{cases}$$

$$C_{T}^{N} \in \begin{cases} \Omega((w_{1} - w_{2} + 1) \times (h_{1} - h_{2} + 1)) \\ \Theta\left(\frac{(w_{2} \cdot h_{2} + 1) \times (w_{1} - w_{2} + 1) \times (h_{1} - h_{2} + 1)}{2}\right) \\ \mathcal{O}(w_{2} \cdot h_{2} \times (w_{1} - w_{2} + 1) \times (h_{1} - h_{2} + 1)) \end{cases}$$

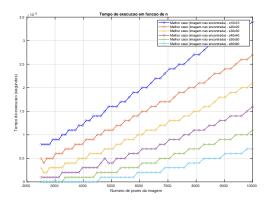
1) Melhor caso (imagem é encontrada) = $w_2 \times h_2$. Neste caso, o número de comparações depende exclusivamente das dimensões de img2. De forma a analisarmos este caso, gerámos diferentes imagens quadradas img1 com tamanhos distintos, desde width igual a 50 até 100, todas com cor preta. Em seguida, analisámos o número de comparações feitas quando a função é utilizada para encontrar img2, também de cor preta, dentro dessas imagens img1. A Figura 4b mostra os resultados para vários tamanhos de img2, desde width igual a 10 até width igual a 60. Por exemplo, podemos ver nesta Figura que quando img2 tem width=height=50, há 2500 comparações, confirmando $w_2 \times h_2$. No entando, no caso da subimagem ser maior que a imagem a função percebe que não é possível a imagem a função percebe que não é possível a imagem a função percebe que não é possível a imagem a função percebe que não é possível a imagem a função percebe que não é possível a imagem a função percebe que não é possível a imagem a função percebe que não é possível a imagem a função percebe que não é possível a imagem a função percebe que não é possível a imagem a função percebe que não é possível a imagem a função percebe que não é possível a imagem a função percebe que não é possível a imagem a função percebe que não é possível a imagem a função percebe que não é possível a imagem a função percebe que não é possível a imagem a função percebe que não é possível a imagem a função percebe que não e possível a imagem a função percebe que não e possível a imagem a função percebe que não e possível a imagem a função percebe que não e possível a imagem a função percebe que não e possível a imagem a função percebe que não e possível a imagem a função percebe que não e possível a imagem a função percebe que não e possível a imagem a função percebe que não e possível a imagem a função percebe que não e possível a imagem a função percebe que não e possível a imagem a função percebe que não e possível a imagem a função percebe que na função per estar dentro de img1, portanto, o número de comparações é 0 e o tempo de execução também é muito próximo de 0, o que é visível nas Figuras 4a e 4b para s60x60. Na Figura 4a, vemos que o tempo de execução é limitado e depende apenas do tamanho de img2. Em resumo, aumentar o tamanho de img2 implica um maior tempo de execução e um maior número de comparações. No entanto, para uma determinada img2 o número de comparações é constante.

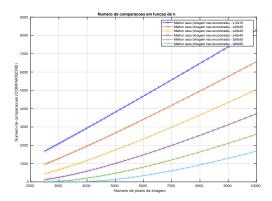




(a) Tempo de execução (s) em função do número de pixéis. (b) Número de comparações em função do número de pixéis.

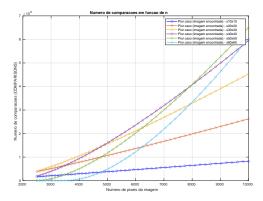
2) Melhor caso (imagem não é encontrada) = $(w_1 - w_2 + 1) \times (h_1 - h_2 + 1)$. De forma a ilustrarmos este caso, gerámos diferentes imagens quadradas img1 com os mesmos tamanhos mencionados no caso 1). Estas img1 têm cor preta e as img2 são de cor branca. Os resultados obtidos para este caso encontram-se na Figura 5. Por exemplo, quando img1 tem width=100 e img2 tem width=30, o número de comparações é igual a $(100-30+1)\times(100-30+1)=5041$, como podemos constatar na Figura 5b para s30x30 (ver último ponto da curva a amarelo).

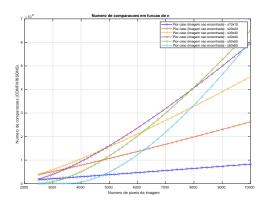




(a) Tempo de execução (s) em função do número de pixéis. (b) Número de comparações em função do número de pixéis.

3) Pior caso (imagem é encontrada) = Pior caso (imagem não é encontrada) = $w_2 \cdot h_2 \times (w_1 - w_2 + 1) \times (h_1 - h_2 + 1)$. A expressão reflete que o número de comparações é igual quer a imagem seja encontrada quer não seja. Neste caso, gerámos diferentes imagens quadradas img1 com os mesmos tamanhos mencionados nos casos anteriores. Em ambos os casos, encontrar ou não encontrar a imagem, as img2 criadas têm cor preta e apenas no canto inferior direito o último pixel tem cor branca. Quando a imagem é encontrada as img1 têm cor preta e apenas no canto inferior direito o último pixel tem cor branca. No caso em que a imagem não é encontrada, as img1 têm apenas cor preta. Os resultados obtidos comprovam o esperado uma vez que o número de comparações é o mesmo nos dois casos, ver Figura 6a e 6b. Por exemplo, quando img1 tem width=100 e img2 tem width=60, o número de comparações é igual a $60 \cdot 60 \times (100 - 60 + 1) \times (100 - 60 + 1) = 6051600$ (ver o último ponto na curva azul clara).





(a) $N^{\underline{o}}$ de comparações quando a imagem é encontrada.

(b) $N^{\underline{o}}$ de comparações quando a imagem não é encontrada.

3. Análise da complexidade da função ImageBlur()

Desenvolvemos duas versões da função ImageBlur() sendo a segunda uma versão optimizada. A $1^{\underline{a}}$ versão da função vai a cada pixel da imagem e vê os pixeís à volta consoante a janela de Blur considerada, dx e dy. Caso seja um pixel válido soma a uma variável denominada de sum e no final de percorrer todos os pixéis da janela faz uma média com o número de pixéis válidos, que se encontra armazenado na variável count. Esta função funciona mas não é óptima uma vez que depende da janela de Blur considerada. Conseguimos perceber esta dependência através da expressão do número de comparações, cuja dedução apresentamos. Usámos a expressão $\sum_{py=-dy}^{dy} 1 = (2 \cdot \sum_{py=1}^{dy} 1) + 1$.

$$\begin{split} \sum_{x=0}^{w-1} \sum_{y=0}^{h-1} \sum_{px=-dx}^{dx} \sum_{py=-dy}^{dy} 1 &= \sum_{x=0}^{w-1} \sum_{y=0}^{h-1} \sum_{px=-dx}^{dx} [(2 \times \sum_{py=1}^{dy} 1) + 1] = \sum_{x=0}^{w-1} \sum_{y=0}^{h-1} \sum_{px=-dx}^{h-1} (2 \cdot dy + 1) \\ &= \sum_{x=0}^{w-1} \sum_{y=0}^{h-1} [(\sum_{px=-dx}^{dx} 2 \cdot dy) + (\sum_{px=-dx}^{dx} 1)] = \sum_{x=0}^{w-1} \sum_{y=0}^{h-1} [2 \cdot dy (2 \cdot dx + 1) + 2 \cdot dx + 1] \\ &= (2 \cdot dy + 1)(2 \cdot dx + 1) \sum_{x=0}^{w-1} \sum_{y=0}^{h-1} 1 = w \cdot h \times (2 \cdot dy + 1) \times (2 \cdot dx + 1) \end{split}$$

Resumidamente, o número de comparações é proporcional a $w \cdot h \times (2 \cdot dy + 1) \times (2 \cdot dx + 1)$, ou seja, depende da janela de Blur. É proporcional uma vez que depende do número de comparações feitas na função Image ValidPos().

A $2^{\underline{a}}$ versão da função, independente da janela de blur considerada, inicialmente cria uma matriz (array) com as somas acumulativas de todos os pixéis. Em seguida, são introduzidas verificações para garantir que as coordenadas da janela (rx, lx, by, ty) permaneçam dentro dos limites da imagem. Caso alguma dessas coordenadas ultrapasse os limites, o divisor é ajustado para levar em conta apenas os pixéis presentes na área válida da janela. Após isso, são retiradas da matriz acumulativa quatro somas (r bottom, r top, l bottom, l top) com base nas coordenadas da janela (adaptada ao pixel em questão). Essas somas são utilizadas para calcular a média ponderada, onde o divisor é o produto do número de pixéis na largura e altura da janela. A média ponderada é obtida como a diferença entre as somas acumulativas relevantes divididas pelo divisor. O valor médio resultante é então arredondado para o número inteiro mais próximo e utilizado para atualizar o pixel na posição atual da imagem original. Esses passos são repetidos para todos os pixéis da imagem, proporcionando assim o efeito de desfoque desejado. Conseguimos perceber esta independência através da análise da expressão do número de comparações, cuja dedução apresentamos na equação 3.

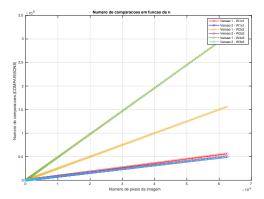
$$\left(\sum_{x=0}^{w-1} \cdot \sum_{y=0}^{h-1} 6\right) + \left(\sum_{y=0}^{h-1} \sum_{x=0}^{w-1} 1 + \sum_{x=0}^{w-1} \sum_{y=0}^{h-1} 1\right) = 6 \cdot hw + 2 \cdot hw = 8 \cdot hw \tag{3}$$

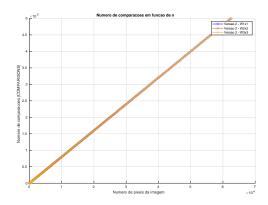
Resumidamente, o número de comparações é proporcional a $8 \cdot hw$, ou seja, não depende da janela de Blur.

3.1. Dados experimentais - BySize

Gerámos diferentes imagens quadradas com tamanhos distintos (BySize), desde width igual a 1 até 250. Em seguida aplicámos a estas imagens as duas versões da função ImageBlur(). Na Figura 7a encontram-se os resultados obtidos para diferentes janelas de Blur, desde dx=dy=1 até dx=dy=3. Como podemos observar, na versão 1 do algoritmo o número de comparações aumenta bastante quando a janela de Blur aumenta. Por outro lado, na versão 2 do algoritmo o número de comparações é independente da janela, como podemos observar na Figura 7b onde se encontram sobrepostos os resultados da versão 2 para as três janelas.

O número de comparações realizadas pelo **algoritmo 1** é descrito pela equação 2 e a sua validade é comprovada na Figura 7a. Por exemplo, quando a img tem width=200 (40000 pixéis) se for utilizada uma janela dx=dy=2 (W2x2), o número de comparações previsto teoricamente é $200 \times 200 \times (2 \times 2 + 1) \times (2 \times 2 + 1) = 10^6$, o que é igual ao valor obtido experimentalmente (ver curva a amarelo). Por outro lado, o número de comparações realizadas pelo algoritmo 2 é descrito pela equação 3, e a sua validade também é comprovada na Figura 7b. Por exemplo, quando a img tem width=250 (62500 pixéis), se for utilizada uma janela dx=dy=3 (W3x3), o número de comparações previsto teoricamente é $8 \times 250 \times 250 = 5 \times 10^5$, o que é igual ao valor obtido experimentalmente visível no último ponto.





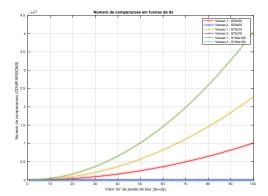
(a) Nº de comparações para a versão 1 e 2 do algoritmo.
 (b) Nº de comparações apenas para a versão 2 do algoritmo.

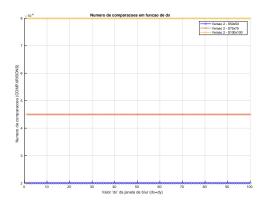
Dados experimentais - ByWindow

Nesta subsecção analisámos de forma mais detalhada o impacto do aumento da janela de Blur no número de comparações obtidos para a versão 1 e 2 do algoritmo. Variou-se o desde dx=dy=1 até dx=dy=100 (ByWindow) e registou-se o número de comparações para três imagens de tamanhos distintos. Como podemos observar na Figura 8a, apenas na versão 1 o número de comparações depende da janela considerada. Na versão 2 da função, o número de comparações para cada uma das imagens é independente da janela, sendo bastante notório na Figura 8b.

A expressão obtida na equação 2 é validada novamente. Na Figura 8a, quando a ima tem width=100 (10000 pixéis), se for utilizada uma janela dx=dy=70, o número de comparações previsto teoricamente é $100 \times 100 \times$ $(2 \times 70 + 1) \times (2 \times 70 + 1) = 1.9881 \times 10^8$, o que é igual ao valor obtido experimentalmente (ver curva a verde para dx=70). Também comprovámos a validade da equação 3 para a versão 2. Na Figura 8b, quando a imq tem 4 CONCLUSÃO 5

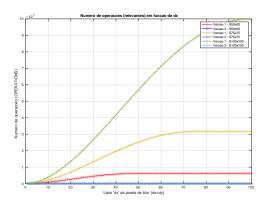
width=100 (10000 pixéis), se for utilizada uma janela dx=dy=70, o número de comparações previsto teoricamente é $8 \times 100 \times 100 = 8 \times 10^4$, o que é igual ao valor obtido experimentalmente (ver curva a amarelo da Figura 8b).

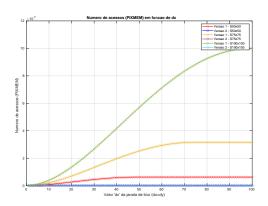




(a) Nº de comparações para a versão 1 e 2 do algoritmo.
 (b) Nº de comparações apenas para a versão 2 do algoritmo.

Analisou-se ainda a variação do número de operações e do número de acessos em função da janela considerada para ambas as versões desenvolvidas, ver Figuras 9a e 9b, respetivamente. Nas operações não contabilizámos divisões porque têm o mesmo crescimento em ambas as versões. As adições/subtrações (operations) é que têm uma diferença significativa de versão para versão. Como podemos observar nas Figuras 9a e 9b, para a versão 1 o valor do número de operações e de acessos acaba por estabilizar, a partir de dx=width-1 (ver por exemplo curva a amarelo para dx = 74).





(a) Nº de operações para a versão 1 e 2 do algoritmo.

(b) Nº de acessos para a versão 1 e 2 do algoritmo.

4. Conclusão

No âmbito deste trabalho concluímos o desenvolvimento das funções especificadas no ficheiro de implementação e garantimos o seu correto funcionamento. Desenvolvemos ainda duas funções ImageLocateSubImage() e Image-Blur() cuja complexidade foi analisada neste relatório. São ambos algoritmos deterministas, pois devolvem sempre o mesmo resultado quando executados com os mesmos dados de entrada. Para a função ImageLocateSubImage() foram analisados os casos possíveis e o respetivo número de comparações, C_T^E e C_T^N , ver expressões 2. Para o melhor caso quando a imagem é encontrada $(w_2 \times h_2)$ concluiu-se que dependia unicamente das dimensões de img2, como podemos ver na Figura 4b. No melhor caso em que a imagem não é encontrada, o número de comparações é dado por $(w_1 - w_2 + 1) \times (h_1 - h_2 + 1)$, sendo portanto linear em relação a w_1 e h_1 considerando o tamanho de img2 constante, como podemos constatar nas Figuras 5a e 5b. O pior caso em que a imagem é encontrada coincide ao pior caso quando a imagem não é encontrada e corresponde a $w_2 \cdot h_2 \times (w_1 - w_2 + 1) \times (h_1 - h_2 + 1)$.

Relativamente à função ImageBlur() foi feita uma análise formal de dois algoritmos distintos e comparada a diferença entre os dois. A principal optimização da versão 2 é o facto de não depender da janela de Blur considerada, ver equação 3. Apesar dos gráficos colocados neste relatório terem sido obtidos com imagens quadradas, também realizámos testes com outras imagens tendo-se verificado o funcionamento esperado. Dada a limitação do número de páginas deste relatório não foi possível analisar todos os gráficos obtidos. Os gráficos obtidos das duas funções estão nos diretórios testBlur e testLocate. Dentro do diretório testBlur os gráficos encontram-se separados por bySize e by Window. Este trabalho foi desafiante tendo nos permitido conjugar diferentes linguagens de programação, de forma a podermos realizar os testes da forma mais eficiente e robusta possível, como explicado no esquema da Figura1.