

Aceleração de registro não-linear de imagens médicas em três dimensões

Thiago de Gouveia Nunes

QUALIFICAÇÃO APRESENTADA
AO
INSTITUTO DE MATEMÁTICA E ESTATÍSTICA
DA
UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
PARA
OBTENÇÃO DO TÍTULO
DE
MESTRE EM CIÊNCIAS

Programa: Ciência da Computação
Orientador: Prof. Dr. Marcel Parolin Jackowski

Durante o desenvolvimento deste trabalho o autor recebeu auxílio financeiro da CAPES

São Paulo, fevereiro de 2015

Resumo

SOBRENOME, A. B. C. **Título do trabalho em português**. 2010. 120 f. Tese (Doutorado) - Instituto de Matemática e Estatística, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2010.

O registro de imagens em 3D é uma etapa essencial em várias aplicações na área médica que incluem desde análises populacionais até planejamentos cirúrgicos e de terapias. Como grande parte da constituição física humana é de tecidos moles, as deformações que ocorrem durante cirurgias ou mesmo na comparação da mesma estrutura entre diferentes indivíduos são de natureza não linear. Atualmente, estudos clínicos que envolvem milhares de indivíduos estão se tornando cada vez mais comuns, sugerindo que técnicas de aceleração de registro sejam desenvolvidas de forma a minimizar o tempo de análise. Como as técnicas de registro não linear são tradicionalmente custosas computacionalmente, o uso de *graphic processing units* (GPUs) possibilita a aceleração das diversas etapas do processo registro, como a extração de características, determinação de correspondências e cálculo das funções de deformação. Este trabalho tem como objetivo o estudo e a paralelização de técnicas de registro não linear mais utilizadas na área médica, aplicadas à arquiteturas modernas de GPU, e a avaliação de sua eficiência.

Palavras-chave: registro, palavra-chave2, palavra-chave3.

Abstract

SOBRENOME, A. B. C. **Título do trabalho em inglês**. 2010. 120 f. Tese (Doutorado) - Instituto de Matemática e Estatística, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2010.

The 3D image registration is an essential step in a great number of applications in medical image, that include from population studies to surgical and therapy planing. As a big part of the human body is compose of soft tissues, the deformations that take place over a medical procedure or even in the comparison of a same body structure of different patients have a non linear nature. Presently clinical studies that involve thousands of individuals are becoming very usual, suggesting that acceleration techniques be developed to decrease the analysis time. Registration techniques are usually very computational demanding, so the use of *graphic processing units* (GPUs) creates a possibility to speedup several steps of the registration process, like the extraction of features, determination of feature correlation and the calculate of the deformation function. This project has the objective of studding and parallelizing non linear techniques that are largely used in medical imaging, apply then to an modern GPU architecture and valuate theirs efficiency.

Keywords: keyword1, keyword2, keyword3.

Sumário

Lista de Abreviaturas	ix
Lista de Símbolos	xi
Lista de Figuras	xiii
Lista de Tabelas	xv
1 Introdução	1
1.1 Objetivos	1
1.2 Organização do Trabalho	1
2 Conceitos	3
2.1 Registro	3
2.1.1 Detecção de características	3
2.1.2 Correspondência de características	4
Referências Bibliográficas	7
3 Conclusões	9
3.1 Considerações Finais	9
3.2 Sugestões para Pesquisas Futuras	9
A Sequências	11
Referências Bibliográficas	13
Índice Remissivo	14

Lista de Abreviaturas

CFT	Transformada contínua de Fourier (<i>Continuous Fourier Transform</i>)
DFT	Transformada discreta de Fourier (<i>Discrete Fourier Transform</i>)
EIIP	Potencial de interação elétron-íon (<i>Electron-Ion Interaction Potentials</i>)
STFT	Transformada de Fourier de tempo reduzido (<i>Short-Time Fourier Transform</i>)

Lista de Símbolos

ω	Frequência angular
ψ	Função de análise <i>wavelet</i>
Ψ	Transformada de Fourier de ψ

Lista de Figuras

2.1 Na primeira linha estam a imagem referência e a alvo, respectivamente. Na segunda linha as características da imagem referência foram encontradas e suas correspondentes na imagem Alvo. A última linha mostra a estimação da função e a sua reamostragem da imagem Alvo. 5

Lista de Tabelas

A.1 Exemplo de tabela. 12

Capítulo 1

Introdução

Imagens de altíssima resolução, chamadas de *Gigapixel*, são imagens construídas utilizando milhares de menores imagens.

O registro de imagens é uma área bem firmada e amplamente utilizada para alinhar duas ou mais imagens. Os algoritmos de registro são amplamente aplicados em várias áreas de pesquisa em visão computacional, como em imagens médicas, com o objetivo de reverter as deformações naturais dos tecidos moles entre tomadas de imagens de um paciente, ou em reconhecimento de padrões, onde o registro é aplicado para construir um mapa a partir de várias imagens obtidas, por exemplo, de um satélite.

O registro é

Com o crescimento da qualidade das imagens obtidas e a criação de técnicas mais sofisticadas de registro, o tempo de execução

Eu tenho que explicar que o registro é utilizado em várias áreas, e que ele leva uma quantidade de tempo razoável para ser executado, dado o tamanho das imagens e a complexidade intrínseca do processo.

Falar sobre gigapixel - o que é em linhas gerais, onde começou, onde é usado registro - áreas que usam registro, como ele é usado registro + gigapixel - o problema de desempenho, como resolver.

1.1 Objetivos

ME QUALIFICAR

1.2 Organização do Trabalho

No Capítulo 2, apresentamos os conceitos ... Finalmente, no Capítulo 3 discutimos algumas conclusões obtidas neste trabalho. Analisamos as vantagens e desvantagens do método proposto ...

As sequências testadas no trabalho estão disponíveis no Apêndice A.

Capítulo 2

Conceitos

Explicar gigapixel explicar gpgpu explicar registro explicar os algoritmos estudados

2.1 Registro

O registro é responsável pela construção da imagem *Gigapixel*, determinando como será a sobreposição de fotos vizinhas. A partir do método e do equipamento utilizado para a captura das fotos é possível determinar a região nas bordas das fotos na qual a interseção está. Duas regiões de fotos vizinhas são utilizadas como a entrada para o algoritmo de registro. Ele é então executado gerando o campo vetorial de deslocamento que será aplicado aos pixels de uma das imagens para que a fusão delas pareça o mais natural possível. Chamaremos a imagem que não irá sofrer ação do campo vetorial de imagem de Referência (R) e a outra imagem de imagem Alvo (A).

Podemos definir o processo de registro com a seguinte equação, como [Brown \(1992\)](#) fez em seu estudo:

$$R(x, y) = g(A(f(x, y))) \quad (2.1)$$

Onde $f(x, y) = (x', y')$ é uma função que representa o deslocamento do campo vetorial encontrado pelo registro e g é uma função que modifica a intensidade dos pixels, se for necessário. Cada algoritmo de registro utiliza um método diferente para encontrar a função de transformação f , mas os passos gerais são:

1. Detecção de características;
2. Correspondência de características;
3. Estimação da função de transformação;
4. Reamostragem da imagem Alvo.

É importante salientar que nem todos algoritmos de registro seguem essa lista a risca, e mesmo que sigam eles ainda podem realizar mais de um passo por vez. Os passos gerais são representados na imagem [2.1](#), retirado de [Zitova e Flusser \(2003\)](#). Vamos tratar brevemente dos passos nas seções abaixo.

2.1.1 Detecção de características

O primeiro passo para um algoritmo de registro é a localização de estruturas de destaque dentro de uma cena ou de um objeto. Tais estruturas devem ser facilmente identificadas em fotos obtidas sob outra perspectiva ou ângulação. Elas são separadas em 3 grupos:

Características de Região - São demarcadas como regiões de alto contraste dentro da imagem. Lagos, florestas ou regiões urbanas são exemplos desse tipo de característica. Sua detecção é feita utilizando algoritmos de segmentação.

Características de Linha - São linhas encontradas dentro da imagem. Podem ser ruas, rios ou o litoral. Métodos clássicos de detecção de bordas como o Canny ou o filtro laplaciano são usados para identificar essas características.

Características de Ponto - São pontos de intersecção entre linhas, representados por intersecções de ruas ou rios, ou pontos de máxima curvatura. Algoritmos para identificação de pontos utilizam técnicas mais avançadas, dada a dificuldade de encontrá-los. Os mais básicos encontram as intersecções de linhas enquanto os mais avançados buscam centróides de regiões ou o máximo local de uma *wavelet*.

Dada a importância desse passo, vários algoritmos foram desenvolvidos com o passar dos anos para resolver de maneira rápida e eficiente a detecção de características. Alguns dos mais famosos, como o *Scale Invariant Feature Transform* (SIFT) , introduzido por Lowe (1999), transforma uma imagem em uma coleção de vetores de características locais, que são usados para identificar as características. Outro algoritmo famoso, desenvolvido por Bay *et al.* (2006), o *Speeded Up Robust Features* (SURF) utiliza o determinante da matriz de Hessian para identificar regiões da imagem que tenham um valor diferenciado para alguma propriedade, como brilho, de regiões vizinhas. Ao identificar uma região, ele calcula a característica dela utilizando a soma dos *Wavelets de Haar*.

2.1.2 Correspondência de características

O primeiro método, Correspondência por Área, mescla o passo de Detecção com o de Correspondência. Ele utiliza duas janelas, uma para cada imagem, de formato retangular ou circular, e utiliza métricas para enumerar a relação entre elas. O algoritmo então move as janelas afim de encontrar a máxima relação. Os algoritmos

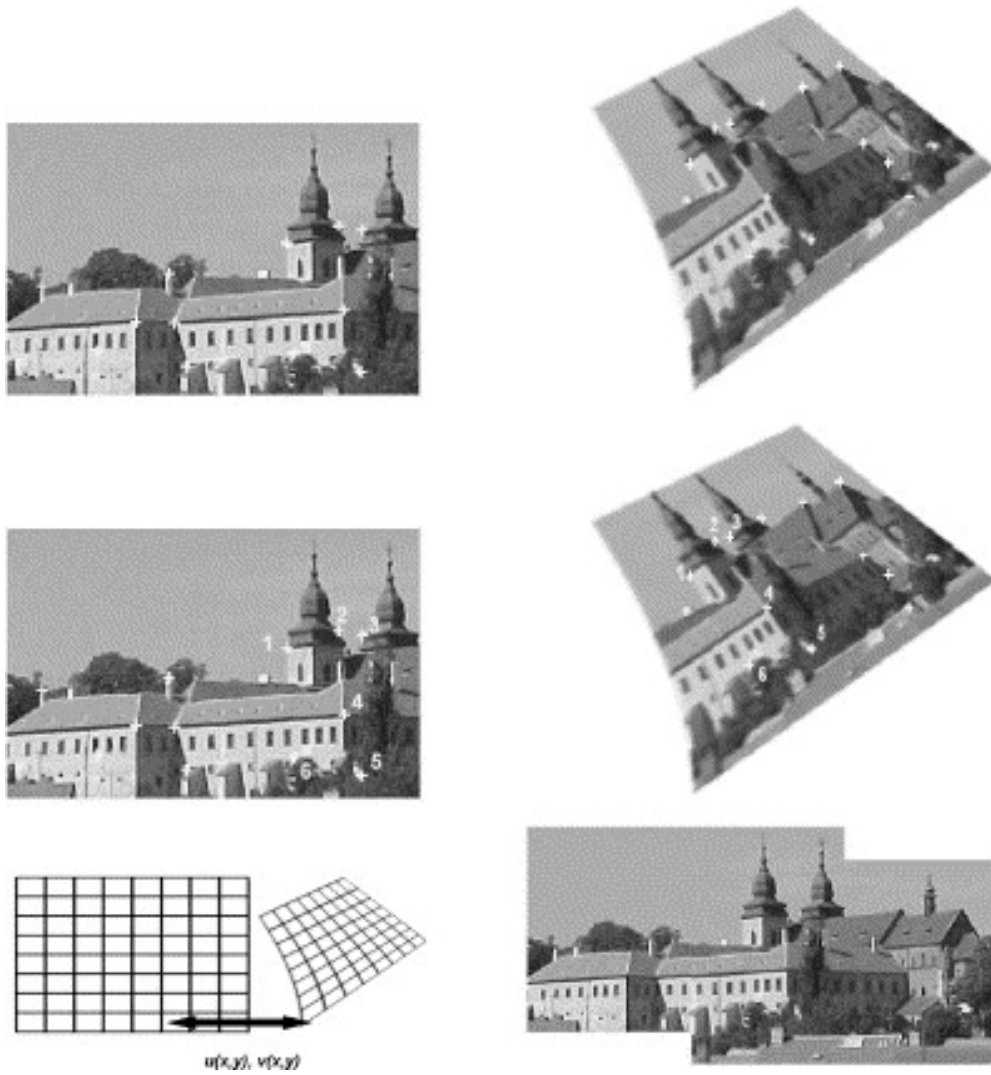


Figura 2.1: Na primeira linha estão a imagem referência e a alvo, respectivamente. Na segunda linha as características da imagem referência foram encontradas e suas correspondentes na imagem Alvo. A última linha mostra a estimação da função e a sua reamostragem da imagem Alvo.

Referências Bibliográficas

Alon (2009) Uri Alon. How To Choose a Good Scientific Problem. *Molecular Cell*, 35(6):726–728. doi: 10.1016/j.molcel.2009.09.013. Citado na pág. [9](#)

Bay et al. (2006) Herbert Bay, Tinne Tuytelaars e Luc Van Gool. Surf: Speeded up robust features. Em *Computer Vision–ECCV 2006*, páginas 404–417. Springer. Citado na pág. [4](#)

Brown (1992) Lisa Gottesfeld Brown. A survey of image registration techniques. *ACM computing surveys (CSUR)*, 24(4):325–376. Citado na pág. [3](#)

Lowe (1999) David G Lowe. Object recognition from local scale-invariant features. Em *Computer vision, 1999. The proceedings of the seventh IEEE international conference on*, volume 2, páginas 1150–1157. Ieee. Citado na pág. [4](#)

Zitova e Flusser (2003) Barbara Zitova e Jan Flusser. Image registration methods: a survey. *Image and vision computing*, 21(11):977–1000. Citado na pág. [3](#)

Capítulo 3

Conclusões

[illegible]

3.1 Considerações Finais

[illegible]

3.2 Sugestões para Pesquisas Futuras

[illegible]

Finalmente, leia o trabalho de [Alon \(2009\)](#) no qual apresenta-se uma reflexão sobre a utilização da Lei de Pareto para tentar definir/escolher problemas para as diferentes fases da vida acadêmica. A direção dos novos passos para a continuidade da vida acadêmica deveriam ser discutidos com seu orientador.

¹Exemplo de referência para página Web: www.vision.ime.usp.br/~jmena/stuff/tese-exemplo

Apêndice A

Sequências

[illegible]

<i>Limiar</i>	MGWT			AMI			<i>Spectrum</i> de Fourier			Características espectrais		
	<i>Sn</i>	<i>Sp</i>	<i>AC</i>	<i>Sn</i>	<i>Sp</i>	<i>AC</i>	<i>Sn</i>	<i>Sp</i>	<i>AC</i>	<i>Sn</i>	<i>Sp</i>	<i>AC</i>
1	1.00	0.16	0.08	1.00	0.16	0.08	1.00	0.16	0.08	1.00	0.16	0.08
2	1.00	0.16	0.09	1.00	0.16	0.09	1.00	0.16	0.09	1.00	0.16	0.09
2	1.00	0.16	0.10	1.00	0.16	0.10	1.00	0.16	0.10	1.00	0.16	0.10
4	1.00	0.16	0.10	1.00	0.16	0.10	1.00	0.16	0.10	1.00	0.16	0.10
5	1.00	0.16	0.11	1.00	0.16	0.11	1.00	0.16	0.11	1.00	0.16	0.11
6	1.00	0.16	0.12	1.00	0.16	0.12	1.00	0.16	0.12	1.00	0.16	0.12
7	1.00	0.17	0.12	1.00	0.17	0.12	1.00	0.17	0.12	1.00	0.17	0.13
8	1.00	0.17	0.13	1.00	0.17	0.13	1.00	0.17	0.13	1.00	0.17	0.13
9	1.00	0.17	0.14	1.00	0.17	0.14	1.00	0.17	0.14	1.00	0.17	0.14
10	1.00	0.17	0.15	1.00	0.17	0.15	1.00	0.17	0.15	1.00	0.17	0.15
11	1.00	0.17	0.15	1.00	0.17	0.15	1.00	0.17	0.15	1.00	0.17	0.15
12	1.00	0.18	0.16	1.00	0.18	0.16	1.00	0.18	0.16	1.00	0.18	0.16
13	1.00	0.18	0.17	1.00	0.18	0.17	1.00	0.18	0.17	1.00	0.18	0.17
14	1.00	0.18	0.17	1.00	0.18	0.17	1.00	0.18	0.17	1.00	0.18	0.17
15	1.00	0.18	0.18	1.00	0.18	0.18	1.00	0.18	0.18	1.00	0.18	0.18
16	1.00	0.18	0.19	1.00	0.18	0.19	1.00	0.18	0.19	1.00	0.18	0.19
17	1.00	0.19	0.19	1.00	0.19	0.19	1.00	0.19	0.19	1.00	0.19	0.19
17	1.00	0.19	0.20	1.00	0.19	0.20	1.00	0.19	0.20	1.00	0.19	0.20
19	1.00	0.19	0.21	1.00	0.19	0.21	1.00	0.19	0.21	1.00	0.19	0.21
20	1.00	0.19	0.22	1.00	0.19	0.22	1.00	0.19	0.22	1.00	0.19	0.22

Tabela A.1: *Exemplo de tabela.*

Referências Bibliográficas

Alon (2009) Uri Alon. How To Choose a Good Scientific Problem. *Molecular Cell*, 35(6):726–728. doi: 10.1016/j.molcel.2009.09.013. Citado na pág. [9](#)

Bay et al. (2006) Herbert Bay, Tinne Tuytelaars e Luc Van Gool. Surf: Speeded up robust features. Em *Computer Vision–ECCV 2006*, páginas 404–417. Springer. Citado na pág. [4](#)

Brown (1992) Lisa Gottesfeld Brown. A survey of image registration techniques. *ACM computing surveys (CSUR)*, 24(4):325–376. Citado na pág. [3](#)

Lowe (1999) David G Lowe. Object recognition from local scale-invariant features. Em *Computer vision, 1999. The proceedings of the seventh IEEE international conference on*, volume 2, páginas 1150–1157. Ieee. Citado na pág. [4](#)

Zitova e Flusser (2003) Barbara Zitova e Jan Flusser. Image registration methods: a survey. *Image and vision computing*, 21(11):977–1000. Citado na pág. [3](#)

Índice Remissivo

Correspondência de características, [4](#)

Deteção de características, [3](#)

DFT, *veja* transformada discreta de Fourier

DSP, *veja* processamento digital de sinais

Fourier

transformada, *veja* transformada de Fourier

Registro, [3](#)

STFT, *veja* transformada de Fourier de tempo
reduzido

TBP, *veja* periodicidade região codificante