

Uma Metodologia para Detecção de Padrões em Imagens de Escoamento Hidráulico

PAULO SÉRGIO SILVA RODRIGUES¹
ARNALDO DE ARAÚJO ALBUQUERQUE¹
MARCOS PINOTTI BARBOSA²

¹UFMG/NPDI- Universidade Federal de Minas Gerais/Núcleo de Processamento Digital de Imagens
Av. Antônio Carlos 6627 - Campus da Pampulha - sala 3055, 31270-010 Belo Horizonte, MG, Brasil
{pssr,arnaldo}@dcc.ufmg.br

²UFMG - Universidade Federal de Minas Gerais/Departamento de Engenharia Hidráulica
pinotti@cce.ufmg.br

Abstract. *This work presents a methodology, which is in implementation phase, to detect patterns in fluid flow images. These patterns, in Dynamical Systems Theory, are called critical points or singular points. The methodology is based on this theory concepts and in various previous works. The method has four fundamentals parts: calculus of orientation field or phase portrait, orientation smoothing and estimative of critical points with description and localization of these patterns. We present some partial results obtained until this moment.*

Keyword: Pattern Recognition, Critical Points Detection, Flow Fluid Images.

1 Introdução

A análise de padrões em imagens de fluxo hidráulico, pode ser a base para um esquema de visualização do comportamento de diversos tipos de fluxo [Iwa83] e [Mer74], tanto qualitativo quanto quantitativo. Sua aplicação vai desde a análise de texturas em um processo de controle de qualidade na indústria madeireira [Cor79], [Ert64] e [Con83], até o estudo do comportamento hidrodinâmico do fluxo sanguíneo [Tak76]. Muitos padrões encontrados em imagens de fluxo hidráulico apresentam uma grande semelhança com os chamados *retratos de fase* na *Teoria dos Sistemas Dinâmicos* [Arr92] e [Hir74], onde são chamados de *Pontos Críticos* ou *Pontos Singulares*. Essa semelhança pode ser observada claramente na Figura 1. A idéia por trás dessa metodologia aproveita então essa semelhança para detectar os padrões, como se fossem Pontos Críticos.

O presente trabalho, apresenta uma metodologia desenvolvida, e que está em fase de implementação, para a detecção e descrição, em imagens de fluxo hidráulico em tons de cinza, desses mesmos padrões de fluxo. Essa metodologia segue, em linhas gerais, abordagens usadas em outros trabalhos anteriores [Rao92], [Shu91] e [For97], mas difere tanto em suas etapas quanto em aspectos de implementação. De uma maneira geral, procuramos resolver em nosso trabalho, problemas apresentados nos trabalhos anteriores.

Na seção 2, damos uma breve explanação sobre os métodos já existente sobre o assunto. Na seção 3, descrevemos a metodologia proposta aqui e na seção 4,

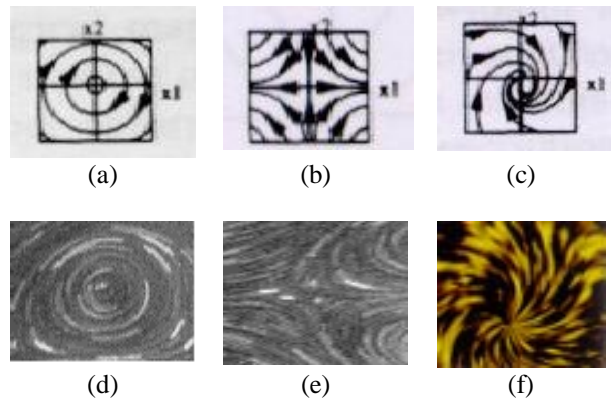


Figura 1 - Os diagramas de fase dos Sistemas Dinâmicos (a)-(c) assemelham-se muito aos padrões de fluxo hidráulico (d)-(f). Essa semelhança é utilizada para a detecção desses padrões.

apresentamos imagens onde o método se aplica e mostramos também os resultados obtidos até a etapa de detecção da orientação do fluxo.

Finalmente, na seção 5, apresentamos algumas conclusões prévias.

A metodologia apresentada neste trabalho tem por objetivo a sua aplicação no estudo do comportamento do fluxo sanguíneo a partir de imagens adquiridas com

uma câmera CCD na saída de próteses cardíacas em experimentos *in vitro*.

2 Trabalhos Relacionados

Diversos trabalhos têm sido propostos com o objetivo de estimar pontos críticos. Todos com maior ou menor grau de sucesso.

[Rao92] apresenta um método muito eficiente do ponto de vista dos resultados. De uma maneira geral, esse método consegue detectar todos os pontos críticos de uma imagem de fluxo orientado. Sua grande desvantagem está no fato de seu método precisar calcular a inversa de uma matriz para estimar esses pontos, o que eleva o custo computacional.

[Shu91] apresenta uma metodologia mais eficiente do ponto de vista de tempo computacional, pois procura estimar os pontos críticos utilizando o conceito de *isolinhas*. Uma isolinha é uma linha imaginária ao longo da qual a direção do fluxo é sempre a mesma. Para estimar os pontos críticos, o método calcula a interseção de várias isolinhas. Sua desvantagem é que essa abordagem não consegue detectar todos os pontos críticos em uma imagem.

[For97], recentemente, apresentou um método que procura resolver os problemas dos métodos anteriores. Em sua abordagem, [For97] também utiliza o conceito de *isolinhas* além da teoria dos sistemas dinâmicos para detectar os chamados pontos críticos. Em linhas gerais, procuramos seguir em nosso trabalho aspectos dessas três metodologias. As principais diferenças entre os trabalhos apresentados em [Rao92], [Shu91] e [For97] e o trabalho que estamos desenvolvendo, dizem respeito aos aspectos de implementação. De uma maneira geral, os trabalhos citados acima, inclusive o nosso, estimam, na etapa inicial, a direção predominante do fluxo em cada ponto da imagem. Aqui, quando falamos em direção predominante de um ponto do fluxo, estamos nos referindo à direção do fluxo (ou à direção que o vetor velocidade faz com o eixo imaginário x) que, sozinha, representa a tendência do fluxo em uma determinada região. Para o cálculo dessa direção, [Rao92], [Shu91] e [For97] utilizam uma abordagem extremamente cara do ponto de vista computacional, calculando para cada ponto da imagem um grande número de funções circulares. Para evitar isso, sugerimos na fase de estimação da direção, predominante em uma certa região considerada, o cálculo da direção mais freqüente na vizinhança, o que, em outras palavras significa calcular a moda da direção em cada ponto. Essa técnica, além de simples, requer um

custo computacional bem menor do que as outros anteriores.

3 Metodologia

A metodologia descrita nesse trabalho consta basicamente de quatro etapas.

A primeira etapa utiliza um filtro orientado para detecção da direção em cada ponto da imagem. O filtro utilizado pode ser uma combinação de duas variações do filtro *Sobel* [Jai89], um ajustado para a direção x cuja resposta é R_x e outro ajustado para a direção y , cuja resposta é R_y . Basicamente, calculamos a direção em cada ponto da imagem como sendo $\theta = \arctan(R_y / R_x)$.

Devido ao baixo grau de definição que encontramos em algumas regiões de imagens de fluxo hidráulico, principalmente quando se trata de imagens de escoamento turbulento, em geral, após a primeira etapa ainda persistirá certa ambigüidade nas direções encontradas. Para melhorar esses resultados, sugerimos como segunda etapa do método, o que chamamos de *suavização de orientação*. Este processo consta de substituímos a direção de cada ponto $p(x,y)$ da imagem pela direção predominante em sua vizinhança. Essa vizinhança pode ser uma janela de tamanho tomado aleatoriamente. O processo de encontrar a direção predominante já foi explicado no final da seção 2. Em nosso trabalho, obtivemos bons resultados com uma vizinhança tomada como sendo uma janela de tamanho 9×9 .

Uma vez suavizada a orientação da imagem, passamos então, como terceira etapa do método, a detectar os pontos candidatos a pontos críticos. Para isso, utilizamos a seguinte técnica: para cada ponto $p(x,y)$ da imagem, onde já calculamos a direção no passo anterior, definimos uma região qualquer que chamamos de região K . Essa região, pode ser uma janela de tamanho ímpar (ex. 21×21 *pixels*) e aproximadamente igual ao tamanho dos padrões que desejamos detectar. Se a direção do fluxo é constante dentro dessa janela K , então nesse ponto, o fluxo é considerado laminar e o ponto é rejeitado para futuros cálculos. Por outro lado, se a direção variar, crescendo ou decrescendo, à medida que percorremos o fluxo dentro dessa janela, em sentido antihorário, ao longo de um círculo imaginário, de centro no ponto p e raio menor ou igual a $K/2$, o ponto p será, provavelmente, um ponto crítico, caso contrário, não podemos definir.

Mas, se durante este processo a direção de um determinado ponto não for condizente com os demais da vizinhança, esse ponto também será rejeitado

imediatamente e não mais calcularemos para os demais vizinhos dentro dessa janela, assumindo que dentro dessa região K o fluxo é caótico e de direção predominante indefinida. Queremos dizer com condizente, o fato do fluxo, sempre seguir uma direção predominante dentro da janela K .

Na quarta etapa do método, utilizamos a Teoria dos Sistemas Dinâmicos, exatamente como em [For97], para descrevermos o tipo de ponto crítico encontrado na etapa anterior. A cada ponto $p(x,y)$, encontrado como provável ponto crítico na etapa dois, temos, segundo a teoria dos Sistemas Dinâmicos:

$$\begin{bmatrix} X'_{(x,y)} \\ Y'_{(x,y)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$$

Aqui, $X'_{(x,y)}$ e $Y'_{(x,y)}$ são as direções Gx e Gy encontradas na segunda etapa em cada ponto (x,y) e a matriz A é a matriz de transformação do sistema. Essa matriz, como vemos, possui 4 incógnitas, logo, para acharmos seus valores, basta tomarmos 4 pontos distintos próximos ao ponto (x,y) e resolvermos o sistema. Esses coeficientes permitem o cálculo dos seus autovalores que nesse caso são dois. Esses autovalores, segundo um critério estabelecido pela teoria dos Sistema Dinâmicos [Arr92], e conhecido como critério de Jordan, descrevem o tipo de ponto crítico encontrado em seu *retrato de fase* que segundo essa teoria, representa todas as soluções do sistema de equações diferenciais mostrado na equação acima. Além disso, esses retratos, como dissemos na introdução deste trabalho, se assemelham muito a padrões encontrados em imagens de fluxo hidráulico. O critério de Jordan nos diz que se os autovalores encontrados forem ambos reais, distintos e sinais iguais, então o ponto crítico encontrado é semelhante a um *nodo*. Se forem de sinais opostos, o ponto encontrado é um ponto de *sela* (Figuras 1b e 1e). Caso, os autovalores da matriz forem complexos com as partes reais iguais a zero, então, trata-se de um *centróide* (Figuras 1a e 1d). Caso as partes reais sejam diferentes de zero, temos um ponto crítico semelhante a uma *espiral* (Figura 1c e 1f).

4 Resultados Parciais

Para ilustrar nossos resultados iniciais, utilizamos uma imagem de dois *vortexes* gerados por uma barra cilíndrica imersa em um fluxo hidráulico (Figura 2).

Figura 2a apresenta a imagem original desses *vortexes* e a Figura 2b apresenta o seu *retrato de fase* superposto parcialmente na imagem original para melhor visualização do resultado após a primeira etapa do método. A Figura 2c apresenta o resultado da segunda etapa, ou seja, após a *suavização da orientação*. Podemos notar claramente uma direção de fluxo bem mais definida em cada ponto da imagem. Foi utilizada para a obtenção dessa imagem uma região, como definida na seção anterior, como sendo uma janela 21x21. Aqui, mais uma vez optou-se por superpor o resultado na imagem original para melhor visualização. A Figura 2d mostra o resultado após a terceira etapa do método, ou seja, um número reduzido de pontos onde provavelmente temos a ocorrência de pontos críticos. Esses pontos são assinalados com cruzeiros também por questão de visualização. Finalmente, a Figura 2e, mostra o resultado esperado após a última etapa do método. Os pontos críticos detectados são dois pontos *centróides* e um ponto de *sela*. A imagem original possui um tamanho de 250 x 171 *pixels* com 256 tons de cinza. Os resultados dessa última etapa ainda não foram obtidos e a Figura 1e é apenas uma estimativa.

5 Conclusões

Trabalhos relacionados a este como os de [Rao92], [Shu91] e [For97] obtiveram ótimos resultados na detecção de pontos críticos, mas com grande tempo de processamento. Já [Shu91] procurou reduzir esse tempo mas seu método não detecta completamente todos os pontos críticos em algumas imagens. O trabalho apresentado por [Ford97] apresentou uma abordagem que procura melhorar os resultados dos métodos acima, mas ainda demandando grande tempo computacional. Seguimos, então, de um modo global, as propostas desses três métodos para criar um novo método híbrido e com algumas sugestões que obtêm os mesmos resultados e com tempo computacional menor. Isso é conseguido através de um método que inclui alguns aspectos computacionais como uma melhora considerável às direções locais, além de calcular a direção predominante de modo a evitar o uso de funções circulares, como fazem os três métodos citados acima.

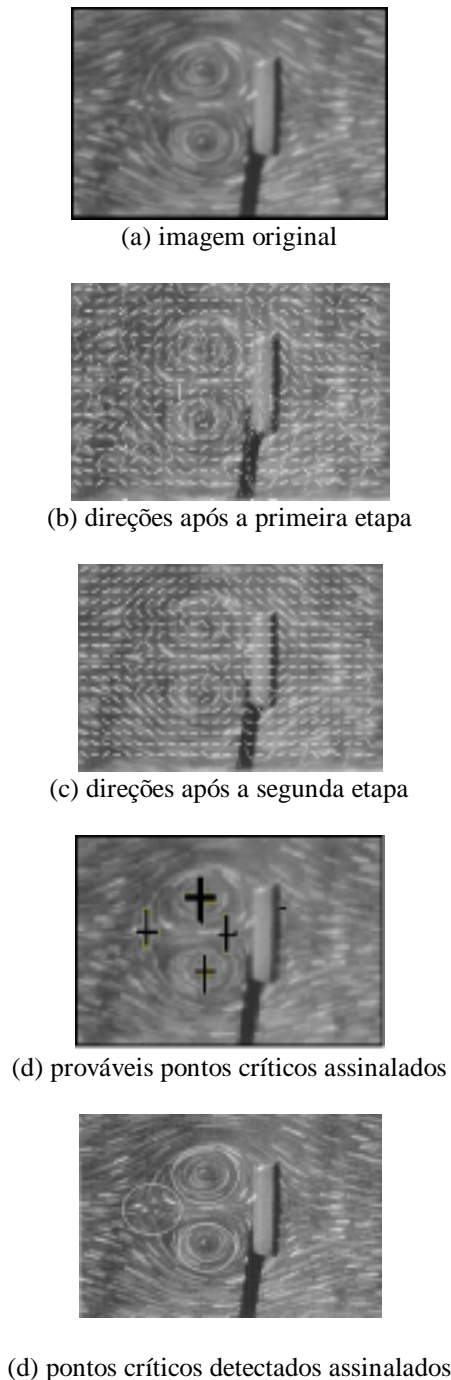


Figura 2 – Fases da metodologia apresentada para uma imagem de dois *vortexes* gerados por uma barra cilíndrica imersa em um fluxo hidráulico.

6 Agradecimentos

Os autores gostariam de agradecer ao CNPq, à CAPES e a FAPEMIG pelo suporte financeiro deste trabalho.

7 Referências

- [Arr92] Arrowsmith, D. K., and Place, C. M. *Dinamical Systems: Differential Equations, Maps and Chaotic Behavior* Chapman and Hall, New York (1992).
- [Con83] Connors, R., McMillin, C. W., Lin, K., and Vazquez-Espinosa, R. E. *Identifying and location surface defects in wood: Part of an automated lumber processing system*. IEEE Transaction on Patterns Analysis and Machine Intelligence, vol. PAMI-5, pp.573-582, Nov. 1983.
- [Cor79] Core, H., Cote, W., and Day, A. *Wood Structure and Identification*. Syracuse NY: Syracuse University Press, 1979.
- [Ert64] Erteld, W., Mette H., and Achterberg, W. *Defects in Wood*. London: Leonard Hill, 1964.
- [For97] Ford, R. M. *Critical point Detection in Fluid Flow Images Using Dynamical System Properties*. Pattern Recognition, vol. 30, Number 12, December 1997.
- [Fre91] Freeman, W. T., and Adelson, E. H. *The Design and Use of Steerable Filters*. IEEE Trans. PAMI, vol. 13, no. 9, september, 1991.
- [Hir74] Hirsch, M. W., and Smale, S. *Differential Equations, Dynamical Systems, and Linear Algebra*. Academic Press, New York, 1974.
- [Iwa83] Iwasaki, I. and Tanaka, H. *On the flow visualization and turbulent measurement on the ripple models*, in Proc. Third Int. Symp. Flow Visualization, pp. 681-685, 1983.
- [Jai89] Jain, A. K. *Fundamentals of Digital Image Processing* Prentice Hall Information and System Sciences Series, 1989.
- [Mer74] Merzkirch, W. *Flow Visualization*. New York; Academic, 1974.
- [Rao92] Rao, A. R., and Jain, R. *Computerized flow field analysis: Oriented texture fields*. IEEE Trans. PAMI 14(7), 693-709, 1992.
- [Shu91] Shu, C. F., Jain, R., and Queck, F. A *linear Algorithm for computing the phase portrait of oriented textures*. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 352-357, 1991.
- [Tak76] Takenko, A., and Fukushima, T. *Flow Patterns in Stenotic Blood Vessel Models* Biology, vol. 13, pp. 337-355, 1976.