

Modelos Deformáveis na Segmentação de Imagens Médicas: uma introdução

José Silvestre Silva*, Beatriz Sousa Santos, Augusto Silva, Joaquim Madeira

*Departamento de Física, Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade de Coimbra

Resumo – Neste artigo introduzem-se os fundamentos matemáticos dos modelos deformáveis de forma muito breve, descrevem-se as principais características de cada e faz-se uma revisão da sua utilização em cenários de segmentação de imagens médicas.

Abstract – In this paper we briefly introduce the mathematical foundations of deformable models, their properties and their usage in medical image segmentation.

I. INTRODUÇÃO

A extracção de informação útil sobre estruturas anatómicas a partir de imagens de CT (Computed Tomography), MR (Magnetic Resonance), PET (Positron Emission Tomography) e outras modalidades, é actualmente uma área de investigação activa. Neste contexto, a segmentação automática e obtenção de uma representação geométrica compacta têm vindo a ter um papel cada vez mais importante na imagem médica, sendo utilizadas em numerosas aplicações. No entanto, continuam a constituir um problema difícil devido, entre outras causas, à quantidade de dados, à variabilidade das formas que as estruturas a detectar podem assumir e a questões de qualidade da imagem. Em particular o ruído e os problemas de amostragem podem degradar os resultados obtidos através das técnicas tradicionais de segmentação de imagem que consideram apenas informação local, implicando a necessidade de intervenção humana frequente. Outra desvantagem destas técnicas é o facto de gerarem, em regra, representações baseadas em *pixels* ou *voxels* que dificultam a posterior análise e interpretação dos objectos segmentados.

Para ultrapassar as referidas dificuldades, os métodos de análise de imagem baseados em modelos utilizam informação adicional baseada em conhecimento, sendo, em geral, mais sofisticados que as abordagens que não usam modelos [5].

Os modelos deformáveis têm sido extensivamente aplicados na segmentação de imagens médicas (2D e 3D), com resultados promissores. As potencialidades que geralmente lhes são reconhecidas, resultam da sua capacidade de segmentar (bem como emparelhar e seguir) estruturas em imagens explorando simultaneamente restrições derivadas da imagem (abordagem *bottom-up*) e conhecimento *a priori* sobre a localização, tamanho e forma das estruturas (abordagem *top-down*). Desta forma conseguem acomodar a grande variabilidade que as estruturas biológicas podem apresentar ao longo do tempo

e entre indivíduos e proporcionar mecanismos de interacção com o utilizador muito intuitivos. Têm ainda a vantagem de permitir, em geral, uma precisão *sub-pixel*, característica muito interessante nas aplicações de imagem médica [8].

A designação modelo deformável deve-se a Terzopoulos e seus colaboradores [10], embora a ideia de deformar um modelo para extrair estruturas de imagens seja anterior [8].

A segmentação de contornos baseada em modelos deformáveis tem sido considerada frequentemente como um dos maiores sucessos da Visão por Computador nas últimas décadas. Na imagem médica tem sido um dos campos em que a sua aplicação se revelou mais fértil.

Neste artigo faremos uma breve introdução aos modelos deformáveis, apresentando as principais características, vantagens e desvantagens dos mais usados. Faremos ainda uma revisão de trabalhos em que estes modelos têm sido usados para segmentação de estruturas em imagens médicas, não sendo nosso objectivo apresentar trabalhos em que tenham sido usados para outros fins, como emparelhamento (*matching*) ou seguimento de movimento. Revisões extensas sobre estes modelos e sua utilização podem ser encontradas em [14] [8] [16] [17].

II. FUNDAMENTOS MATEMÁTICOS

A designação “modelo deformável” abrange muitos métodos. A maioria das estratégias usadas por este tipo de modelos passa pela optimização de funções objectivo, procurando encontrar um compromisso entre um termo de energia baseado na imagem e outro termo relacionado com uma energia interna ou modelo de forma (tipicamente a suavidade de pontos adjacentes). Uma alternativa aos modelos baseados na optimização de uma função objectivo, consiste em formular a deformação de um contorno como uma frente de onda que se propaga, que pode ser considerada como uma iso-linha de uma função envolvente. Os fundamentos matemáticos deste tipo de modelos podem ser encontrados em [21] e [14]. Neste trabalho limitamo-nos a apresentar a formulação matemática original correspondente aos contornos activos ou *snakes* [10].

As *snakes* podem ser imaginadas como curvas definidas no domínio da imagem, que se podem deslocar sob a influência de forças internas (definidas na própria curva) e forças externas calculadas a partir da imagem ou de processos de alto nível [24]. As primeiras mantêm o

modelo suave durante a deformação, enquanto que as últimas fazem o modelo mover-se em direcção às fronteiras do objecto ou outras características de interesse da imagem.

Os fundamentos matemáticos das *snakes* resultam da confluência da geometria, física e teoria da aproximação. A geometria permite a representação da forma do objecto, a física impõe restrições à variação da forma ao longo do espaço e do tempo e a teoria da aproximação permite formalizar os mecanismos que possibilitam o ajuste do modelo aos dados [8] [17].

O funcional de energia a minimizar é uma combinação pesada das forças referidas, sendo uma *snake* definida parametricamente como $v(s) = [x(s), y(s)]$, em que $x(s)$ e $y(s)$ são as coordenadas x, y ao longo do contorno e o parâmetro $s \in [0,1]$. O funcional de energia a minimizar pode ser escrito como:

$$E_{snake}^* = \int_0^1 E_{snake}(v(s)) ds \quad (1)$$

$$= \int_0^1 \{ [E_{int}(v(s))] + [E_{imag}(v(s))] + [E_{con}(v(s))] \} ds$$

Em que E_{int} , E_{imag} e E_{con} representam respectivamente a energia interna da *snake*, as forças da imagem e as forças externas de restrição.

A energia interna da *snake* pode ser expressa como:

$$E_{int} = \alpha(s) \left| \frac{dv}{ds} \right|^2 + \beta(s) \left| \frac{d^2v}{ds^2} \right|^2 \quad (2)$$

em que $\alpha(s)$ e $\beta(s)$ especificam a elasticidade e rigidez da *snake*. Enquanto que o primeiro termo faz o modelo comportar-se como um elástico, o segundo fá-lo comportar-se como um corpo rígido.

O segundo termo de (1) é obtido a partir da imagem e pode ser uma combinação pesada de funcionais que atraiam a *snake* para características de interesse da imagem como por exemplo:

$$E_{imag} = w_{linha} E_{linha} + w_{front} E_{front} + w_{term} E_{term} \quad (3)$$

O ajuste dos pesos w permite controlar o comportamento da *snake*. Por exemplo, se $f(x)$ for o nível de cinzento da imagem em (x,y) , o funcional correspondente a uma *snake* que seja atraída por contornos com gradientes de imagem elevados pode ser:

$$E_{front} = -|\nabla f(x,y)|^2 \quad (4)$$

O terceiro termo de (1) exprime as restrições externas impostas quer por um utilizador quer por um processo de alto nível que atraia ou afaste a *snake* de propriedades específicas da imagem. Por exemplo, se a *snake* estiver na proximidade de alguma propriedade desejável da imagem, será atraída através do processo de minimização de energia; no entanto, se se detiver numa zona correspondente a um mínimo local de energia que um processo de mais alto nível considere como uma localização incorrecta, pode ser forçada, através deste último termo, a deslocar-se para outro mínimo local [10].

De acordo com a condição de Euler-Lagrange, a *snake* $v(s)$ que minimiza E_{snake}^* , deve satisfazer:

$$\frac{d}{ds} E_{v_s} - E_v = 0 \quad (5)$$

em que E_{v_s} é a derivada parcial de E em relação a dv/ds e E_v é a derivada parcial de E em relação a v .

A minimização da energia de uma *snake* é um problema complexo. Isto deve-se não só ao facto de a resolução da equação de Euler Lagrange ter problemas de instabilidade numérica, como também à necessidade de proceder ao ajuste de numerosos parâmetros (como factores de ponderação, número de iterações) e a uma inicialização suficientemente próxima.

Originalmente foi proposta uma solução com recurso ao Método das Diferenças Finitas [10], no entanto esta solução apresenta problemas de instabilidade numérica, tendo sido propostas mais tarde outras alternativas, como a utilização do Método dos Elementos Finitos [3, 6, 38-40].

Esta formulação corresponde a considerar o problema como estático. Por vezes é mais conveniente formular o problema como dinâmico, usando directamente forças, o que permite a utilização de forças externas mais gerais. Em [14] pode encontrar-se esta formulação.

III. MODELOS DEFORMÁVEIS TRADICIONAIS

Nesta secção fazemos uma revisão das principais características dos tipos de modelos deformáveis mais utilizados.

A- Contornos Activos ou Snakes

Os modelos deformáveis paramétricos podem ser vistos como um caso especial de uma técnica mais geral de ajustar um modelo deformável a uma imagem por minimização de energia. Estes modelos necessitam de uma inicialização próxima do contorno desejado. A *snake* é então impelida em direcção a uma solução apropriada. Ao contrário da maioria dos outros modelos usados em análise de imagem, as *snakes* são activas no sentido em que se minimiza o funcional de energia pelo que exibem um comportamento dinâmico; a designação contornos activos provem desta característica [10] [24].

Outra característica interessante das *snakes* é o facto de permitirem um tratamento unificado para um conjunto de problemas de visão que tradicionalmente eram tratados independentemente. Essencialmente o mesmo mecanismo permite a detecção de contornos e contornos subjectivos, bem como o seguimento do seu movimento e o co-registo em situações de visão estereoscópica.

É ainda de referir que, de acordo com os seus autores [10], as *snakes* provavelmente incorporam, mais do que o próprio *sketch* 2.5D, a noção de “menor comprometimento”, proposta em [49].

A pesar de serem muito utilizadas em imagens médicas, as *snakes* apresentam limitações, sendo as mais importantes o problema da inicialização, já referido, a

falta de flexibilidade e a impossibilidade de alteração da topologia. De facto, a inicialização das *snakes* é crítica, frequentemente a curva inicial tem que ser relativamente próxima do contorno a segmentar para que a segmentação seja bem sucedida devido à presença de características na imagem que, não pertencendo ao objecto podem forçar a *snake* a convergir para um mínimo local de energia. Também a parametrização fixa das *snakes* torna difícil a sua deformação assumindo formas tubulares ou com concavidades e protuberâncias acentuadas. Finalmente, a topologia do objecto de interesse tem que ser conhecida à partida pois as *snakes* são incapazes de transformações topológicas sem recurso a mecanismos adicionais.

Com o objectivo de desenvolver um *framework* unificado que permitisse ultrapassar as limitações das *snakes*, mantendo no entanto as suas capacidades, McInerney e Terzopoulos [15] propuseram as *T-snakes* (*topology adaptable snakes*). Esta variante dos modelos paramétricos inclui a capacidade de re-parametrização que permite modificar a sua topologia. Utiliza uma grelha que os autores denominam de ACID (*Affine Cell Image Decomposition*), que introduz um mecanismo eficiente de reparametrização, permitindo aos contornos evoluírem de acordo com geometrias complexas, podendo mesmo alterar a sua topologia. À medida que uma *T-snake* se deforma de acordo com a influência de forças externas e internas, é periodicamente reparametrizada com um novo conjunto elementos através do cálculo dos pontos de intersecção do modelo com a grelha de células sobreposta. Durante a reparametrização o interior da *T-snake* é também seguido. A conversão para uma *snake* convencional envolve apenas a não utilização da grelha e pode ocorrer em qualquer momento. Quando uma *T-snake* colide com ela própria ou com outra, se divide em duas ou mais partes, ou desaparece, a sua topologia altera-se com a ajuda da grelha.

B - Level Set

Os modelos geométricos ou *level set* constituem uma alternativa aos modelos baseados na optimização de uma função objectivo; a deformação do contorno é formulada como uma frente de onda que se propaga e que pode ser considerada como *level set* de valor zero de uma função envolvente. Esta função envolvente pode ser expressa na forma de uma equação diferencial parcial em que um termo de velocidade força a paragem da propagação de acordo com informação obtida a partir da imagem.

Os esforços nesta área têm as suas raízes em [21] e têm sido aplicados a imagem médica por vários autores. Este método fornece a base para o processo numérico usado pelos métodos designados em [14] por modelos geométricos.

O processo de segmentação incorpora uma curva inicial que é o *level set* de nível zero de uma superfície de dimensão superior e faz evoluir esta superfície por forma a que o *level set* de nível zero convirja para o objecto a segmentar.

A perspectiva usada corresponde a uma formulação Euleriana do movimento e não Lagrangiana como é o caso dos modelos paramétricos [14] [16]. Uma propriedade útil desta abordagem é o facto da função *level set* se manter válida mesmo quando a curva altera a sua topologia, uma vantagem em relação aos modelos paramétricos.

Uma das características mais notáveis desta aproximação é a facilidade de generalização a dimensões superiores [20].

No entanto, a facilidade de adaptação da topologia, útil em muitas aplicações, pode por vezes, conduzir a resultados indesejáveis, produzindo formas com topologia não consistente com a do objecto a detectar. Outra desvantagem destes modelos é o facto da formulação implícita, apesar constituir um sistema matemático válido, ser muito menos conveniente que a explícita quanto à facilidade de incorporação de mecanismos de controlo tais como forças externas adaptadas às imagens ou à interacção do utilizador.

Caselles et al., utilizando uma formulação de minimização de energia, demonstraram, primeiro para 2D [58] e depois para 3D [19], a relação existente entre modelos que utilizam funções velocidade induzidas por forças potenciais (o que acontece na maior parte das variantes) e modelos paramétricos que não incluem o termo de rigidez. Mais tarde, Xu [14] obtiveram uma relação matemática explícita entre uma formulação de força dinâmica para modelos deformáveis paramétricos e uma formulação para modelos geométricos, permitindo a utilização de funções velocidade derivadas de forças não potenciais (i.e. forças que não podem ser expressas como o negativo do gradiente de funções de energia potencial).

C - ASM / AAM

Os *Active Shape Models* (ASM) propostos por Cootes [33] usam para incorporar conhecimento *a priori*, uma abordagem não baseada em parametrização mas em várias características relevantes da imagem (*landmarks*) num conjunto de treino.

Cada objecto ou estrutura a segmentar é representado por um conjunto de *landmarks* colocados manualmente em cada uma das imagens do conjunto de treino. Depois os conjuntos de pontos são alinhados automaticamente por forma a minimizar a distância entre pontos correspondentes. Analisando estatisticamente a variância da distância entre estes pontos obtém-se o chamado *Point Distribution Model* (PDM) [24] que é utilizado para restringir a variação da forma, ao longo da deformação de cada instância, à variância conhecida. É também criado um modelo de aparência dos níveis de cinzento limitado aos contornos do objecto, que consiste na 1ª derivada normalizada dos perfis centrados em cada *landmark*. A função de energia a ser minimizada é a distância de Mahalanobis destes perfis. O ajuste utiliza uma abordagem multiresolução.

Ginneken [37] propôs outro método de segmentação do tipo ASM que utiliza características locais óptimas em

vez dos perfis normalizados da derivada de 1ª ordem e um classificador kNN em vez da distância de Mahalanobis para determinar as deslocações óptimas dos *landmarks*. De acordo com os autores este método deverá ser especialmente útil na segmentação de objectos texturados em fundos texturados.

O paradigma dos ASM foi posteriormente alargado [59] por forma a incorporar informação *a priori* sobre os níveis de cinzento no interior do objecto, nos *Active Appearance Models* (AAM). Neste caso é feita uma Análise em Componentes Principais das *landmarks* e dos valores dos níveis de cinzento no interior do objecto, o que permite gerar instâncias plausíveis não só da geometria, mas também da textura. O processo de optimização da segmentação é guiado pela diferença entre os valores reais dos níveis de cinzento e os valores modelados.

Sclaroff [60] propôs um método comparável em que o objecto é modelado em termos de elementos finitos. Embora haja diferenças, estes métodos apresentam as seguintes características em comum: i) um modelo de forma assegura que a segmentação apenas pode produzir formas plausíveis; ii) um modelo de aparência de níveis de cinzento assegura a colocação do objecto numa localização onde a estrutura da imagem, à volta do contorno e dentro do objecto, é semelhante à esperada a partir das imagens de treino; iii) um algoritmo para ajustar o modelo através da minimização de uma função de custo, em geral, usando uma abordagem multiresolução.

O paradigma multiresolução é utilizado nos ASM e AAM para permitir, por um lado uma boa localização inicial aproximada baseada na estrutura global da imagem e, por outro lado, um refinamento da segmentação (a resoluções maiores), podendo produzir benefícios tanto na qualidade do ajuste final como no custo computacional.

Como estes métodos se baseiam em protótipos, são facilmente adaptáveis a novas aplicações, bastando a substituição do protótipo. A grande limitação à utilização destes modelos é a necessidade de colocar *landmarks* nas imagens de treino, o que se torna demasiado trabalhoso em algumas aplicações. O desenvolvimento de melhores métodos automáticos de anotação de imagens poderá minorar este problema.

D - Deformable Templates

Os *deformable templates* (também conhecidos por modelos *handcrafted*) permitem a utilização de formas complexas, através da utilização de um modelo de forma paramétrico com poucos graus de liberdade. Este modelo é ajustado à imagem de forma semelhante às *snakes*, procurando o valor do vector de parâmetros que minimize a energia externa. A energia interna pode ser usada como “regularizadora” tal que favoreça certas formas. Uma das primeiras abordagens deste tipo, e um exemplo muito citado [61] [62] [63] [16], foi a utilizada por Yuille [63] para extracção de características em faces. Este método é constituído por três partes fundamentais: um modelo

parametrizado da forma do objecto a detectar (que contem as relações entre as várias características do objecto); um modelo da imagem e um algoritmo que controla iterativamente os parâmetros para minimizar uma energia total. O modelo utilizado para os olhos é não linear (usa uma circunferência e duas parábolas) e inclui vários parâmetros geométricos. O círculo, por exemplo, poderia ser extraído através da transformada de Hough, no entanto isto não é possível para a combinação das parábolas com a circunferência. A utilização de um *deformable template* possibilita a combinação das duas formas, permitindo a sua variação em tamanho e orientação, mantendo simultaneamente a sua relação espacial (a circunferência entre as parábolas).

Os métodos deste tipo têm a desvantagem de serem demasiado dependentes da aplicação e de nada garantir que o modelo (projectado por alguém) e a função de custo utilizados correspondam à melhor alternativa para a estrutura a extrair.

E - Modelos Probabilísticos

Os modelos deformáveis podem ser concebidos como um processo de ajuste num enquadramento probabilístico, que incorpora um modelo *a priori* com características em termos de distribuição de probabilidade [45].

Uma função de probabilidade *a priori* é inicialmente definida, manualmente ou semi-automaticamente, delimitando estruturas da mesma classe da estrutura a ser extraída [45]. Depois, essas estruturas são parametrizadas de acordo com coeficientes de Fourier, ou usando um conjunto de parâmetros baseados em elipsoides, sendo determinada a média e a variância para cada um desses parâmetros. Assumindo independência entre parâmetros, é determinada a função Gaussiana de probabilidade *a priori*.

Por último é definida uma função de probabilidade *a posterior*, que pesa o modelo de probabilidade *a priori* e o modelo de dados, determinado a discrepância entre as características da fronteira e o contorno deformável [64] [65] [66] [14].

F - Modelos Deformáveis com Modelação da Forma Global

Diferentes tipos de modelos deformáveis usam uma decomposição modal do modelo. A base da decomposição é um conjunto de harmónicos de frequência diferente. Esta representação é equivalente a um conjunto de curvas ou superfícies paramétricas cujos parâmetros são os pesos dos diversos modos. A soma dos primeiros modos fornece uma aproximação grosseira da sua forma, que é refinada quando se adicionam modos de frequência mais elevada.

Na prática é desejável reduzir, tanto quanto possível, o número de modos usados para obter uma representação compacta de formas relativamente complexas. A escolha deste número resulta de um compromisso entre a precisão, a concisão e a suavidade desejadas.

É possível fazer o *mapping* dos coeficientes de Fourier para um conjunto de parâmetros que descreve a forma dum objecto. Estes parâmetros seguem uma ordenação tal como os coeficientes de Fourier, pelo que os de menor índice descrevem propriedades globais e os de maior índice descrevem deformações mais locais. Staib e Duncan [45] propuseram um modelo deformável utilizando uma decomposição modal de Fourier. Esta abordagem pode ser alargada a superfícies com funções harmónicas esféricas, como proposto, por exemplo, em [34], em que as representações das superfícies são expandidas numa série de funções harmónicas esféricas cujos coeficientes fornecem uma descrição paramétrica das formas dos objectos.

Os modelos deformáveis com superquádricas [67] são outra extensão aos modelos deformáveis que utilizam modelos globais de forma, incorporam informação global além de informação local. Uma superfície superquadrática (que pode ser definida a partir de um número reduzido de parâmetros) deforma-se localmente para reconstruir a forma do objecto. Embora o ajuste local e global seja feito simultaneamente, a deformação global é forçada a ter em conta, tanto quanto possível, a forma do objecto. A superfície superquadrática estimada incorpora as características globais da forma do objecto, enquanto que as deformações locais incorporam os detalhes.

IV. APLICAÇÕES PARA SEGMENTAÇÃO

Os modelos deformáveis mais usados são os modelos deformáveis paramétricos, geométricos e ainda os A.S.M./A.A.M, conforme se pode observar na tabela 1. Alguns investigadores têm desenvolvido novos modelos deformáveis, aplicados em imagens médicas, desde os mais simples, usando um *threshold* apropriado seguido de operações morfológicas para detectar as transições e por fim ajustando a forma com uma superquádrica [55], até aos modelos mais complexos (sob o ponto de vista matemático) recorrendo a um misto de um modelo deformável paramétrico com superfícies definidas por harmónicos esféricos [50] ou com

re-parametrização das superfícies [15].

Na tabela 1 indicam-se os órgãos segmentados pelos modelos deformáveis referidos ao longo deste trabalho.

Os modelos deformáveis paramétricos na sua forma mais simples ou com superfícies definidas por objectos geométricos (desde esferas, passando por superelipsoides, até harmónicos esféricos) tem sido o modelo mais referido nos artigos dos investigadores, não só pela variedade de órgãos segmentados mas também por servir de base a variantes deste modelo deformável, com a utilização dos conceitos de minimização de energia interna e externa usando a equação de Euler-Lagrange seguido de uma discretização pelos Métodos das Diferenças Finitas ou dos Elementos Finitos ou parametrização usando uma equação dinâmica com recurso aos conceitos de deslocação, velocidade e aceleração.

Tabela 1 – Modelos deformáveis aplicados em órgãos ou estruturas de órgãos

Modelo Deformável:	Autor	Ano	Órgãos ou estruturas segmentadas
Paramétrico	Amini	1990	Células [1]
	Cohen	1992	Ventrículos cardíacos [2] [3]
	Leymarie	1993	Células isoladas [4]
	McInerney	1995	Ventrículos cardíacos [6]
	Lobregt	1995	Canais sanguíneos, tumores no cérebro [7]
	Yezzi	1997	Ventrículos cardíacos [9]
	Atkins	1998	Cérebro [11]
	Xu	1998	Ventrículos cardíacos [12]
	Honea	1999	Nódulos linfáticos (lymph nodules) [13]
	Xu	1999	Ventrículos cardíacos, cérebro [14]
	McInerney	1999	Cérebro, vértebras, arvore vascular cerebral [15]
	McInerney	2000	Fantoma de vértebras, Ventrículos cardíacos [8]
Geométrico	Malladi	1995	Estômago, arvore sanguínea [18]
	Caselles	1997	Osso em MRI, tumores em MRI [19]
	Sethian	1997	Fígado, baço, Ventrículos [20]
	Siddiqi	1998	Cérebro, Ventrículos cardíacos [22]
	Kawata	1998	Nódulos pulmonares [23]
	Xu	1999	Ultra-som do peito, Cérebro [14]
	Kovacevic	1999	Canais sanguíneos [25]
	Zeng	1999	Cérebro [26]
	Wang	2000	Cérebro, ventrículos cardíacos [27]
	Ye	2001	Fantoma Cérebro [28]
	Suri	2002	Cérebro [29]
<i>Active Shape Models/ Active Appearance Models</i>	Cootes	1994	Ventrículos cerebrais, Ecocardiograma, [30]
	Smyth	1997	Coluna (vértebras) [31]
	Cootes	1998	Joelho (em imagens de raios X) [32]
	Cootes	1999	Ventrículos cardíacos [33]
	Kelemen	1999	Cérebro [34]
	Stegmann	2000	Mão em imagens de raios-x, endocardiograma [35]
	Frangi	2002	Ventrículos cardíacos [36]
	Ginneken	2002	Cerebello (Cérebro) [37]
Mitchell	2002	Ventrículos cardíacos, ecocardiograma [41]	
Deformable templates	Escolano	1997	Intra-vascular [42]
	Rueckert	1997	Ventrículos cardíacos [43]
	Wang	1998	Ventrículos cerebrais, Endocardio do cardíacos [44]
Probabilísticos	Staib	1992	Coração, Ventrículos cerebrais [45]
	Lundervold	1995	Ventrículos cerebrais, [46]
	Vincken	1995	Ventrículos cerebrais, [47]
	Vincken	1997	Cérebro [48]
	Wang	1998	Ventrículos cerebrais, Endocardio (do coração) [44]
com harmónicos esféricos	Szekely	1996	Cérebro [50]
	Haignon	1998	Vértebras lombares, ventrículo cardíacos [51]
	Kelemen	1999	Cérebro [34]
	Quicken	2000	Bexiga, próstata, cérebro 3d [52]
	Gerig	2001	Ventrículos cerebrais [53]
	Weistrand	2001	Cérebro [Weistrand,01]
com Superquádricas ou Hiperquádricas	Bardinet	1994	Miocardio [54] [55]
	Cohen	1994	Ventrículo cardíacos [56]

V. CONCLUSÕES

Os modelos deformáveis têm-se revelado uma abordagem muito útil ao problema da segmentação de estruturas em imagens médicas. Este problema é considerado difícil devido ao tamanho dos conjuntos de dados e à complexidade e variabilidade das formas de interesse, bem como às limitações típicas dos dados amostrados que podem tornar indistintos e fragmentados os contornos das estruturas a segmentar.

Numerosas variantes destes modelos têm vindo a ser propostas com o objectivo de ultrapassar as limitações dos modelos previamente existentes. Estas limitações estão relacionadas com questões como autonomia, facilidade de controlo pelo utilizador, generalidade e especificidade, flexibilidade da topologia, concisão e abrangência da representação geométrica, precisão e robustez ao ruído e à inicialização.

Neste trabalho procuramos dar uma perspectiva de quais os principais tipos de modelos deformáveis existentes bem como da sua utilização em cenários de segmentação em imagens médicas.

Apesar de todo o sucesso que os modelos deformáveis têm tido nas últimas décadas, ainda recentemente Duncan e Ayache [68] consideraram não existir nenhum algoritmo que conseguisse segmentar de forma robusta uma grande variedade de estruturas relevantes em imagem médica, numa gama apreciável de dados [68]. Os autores deste trabalho consideram que a situação na corrente data ainda se mantém e provavelmente manterá durante mais algum tempo, já que os algoritmos de segmentação de contornos ou superfícies baseados em modelos deformáveis são em geral sensíveis aos parâmetros de aquisição da imagem e à sua própria posição inicial, entre outros. A investigação nesta área continua activa, procurando-se obter algoritmos cada vez mais robustos ao ruído e à inicialização, bem como a outras características da imagem que dificultam a segmentação.

REFERÊNCIAS

- [1] A. Amini, T. E. Weymouth, and R. C. Jain, "Using Dynamic Programming for Solving Variational Problems in Vision," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 12, no. 9, pp. 855-867, 1990.
- [2] I. Cohen, L. D. Cohen, and N. Ayache, "Using Deformable Surfaces to Segment 3D Images and Infer Differential Structures," *CVGIP: Image Understanding*, vol. 56, no. 2, pp. 242-263, 1992.
- [3] L. D. Cohen and I. Cohen, "Finite-Element Methods for active Contour Models and balloons for 2D and 3D Images.," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 15, no. 11, pp. 1131-1147, 1993.
- [4] F. Leymarie and M. D. Levine, "Tracking deformable Objects in the Plane Using an Active Contour Model," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 15, no. 6, pp. 617-634, 1993.
- [5] W. J. Niessen and M. A. Viergever, "Guest Editorial," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 18, no. 10, pp. 825-827, 1999.
- [6] T. McInerney and D. Terzopoulos, "A Dynamic Finite Element Surface Model for Segmentation and Tracking in Multidimensional Medical Images with Application to Cardiac 4D Image Analysis," *Journal of Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 19, no. 1, pp. 69-83, 1995.
- [7] S. Lobregt and M. A. Viergever, "A Discrete Dynamic Contour Model," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 14, no. 1, pp. 12-24, 1995.
- [8] T. McInerney and D. Terzopoulos, "Deformable Models," in *Handbook of Medical Imaging Processing and Analysing*, I. N. Bankman, Ed. San Diego - USA: Academic Press, 2000, pp. 127-145.
- [9] A. Yezzi, S. Kichenassamy, A. Kumar, P. Olver, and A. Tannenbaum, "A Geometric Snake Model for Segmentation of Medical Imagery," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 16, no. 2, pp. 199-209, 1997.
- [10] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes: Active Contour Models," *International Journal of Computer Vision*, pp. 321-331, 1988.
- [11] M. S. Atkins and B. T. Mackiewicz, "Fully Automatic Segmentation of the Brain in MRI," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 17, no. 1, pp. 98-107, 1998.
- [12] C. Xu and J. L. Prince, "Snakes, Shapes and Gradient Vector Flow," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 7, no. 3, pp. 359-369, 1998.
- [13] D. M. Honea and W. E. Snyder, "3D Active surface approach to Lymph Node Segmentation," *SPIE - Medical Imaging 1999: Image Processing*, vol. 3661, pp. 1003-1011, U.S.A., 1999.
- [14] C. Xu, D. L. Pham, and J. L. Prince, *Image Segmentation Using Deformable Models (cap. III)*, vol. 2: SPIE - The International Society for Optical Engineering, 1999.
- [15] T. McInerney and D. Terzopoulos, "Topology Adaptive Deformable Surfaces for Medical Image Volume Segmentation," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 18, no. 10, pp. 840-850, 1999.
- [16] J. Montagnat, H. Delingette, and N. Ayache, "A Review of Deformable Surfaces: Topology, Geometry and Deformation," *Image and Vision Computing*, vol. 19, no. 14, pp. 1023-1040, 2001.
- [17] J. Tavares, J. Barbosa, and A. Padilha, "Modelos Deformáveis em Imagens Médicas," Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, Porto - Portugal (Relatório Interno), Janeiro 2003.
- [18] R. Malladi, J. A. Sethian, and B. C. Vemuri, "Shape Modeling with Front Propagation. A Level Set Approach," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 17, no. 2, pp. 158-175, 1995.
- [19] V. Caselles, R. Kimmel, G. Sapiro, and C. Sbert, "Minimal Surfaces Based Object Segmentation," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, no. 4, pp. 394-398, 1997.
- [20] J. A. Sethian, "Level Set Methods: An Act of Violence," *American Scientist*, vol. 85, no. 3, 1997.
- [21] S. Osher and J. A. Sethian, "Fronts Propagation with Curvature Dependent Speed: Algorithms Based on Hamilton-Jacobi Formulations," *Journal of Computational Physics*, vol. 79, pp. 12-49, 1988.
- [22] K. Siddiqi, Y. B. Lauziere, A. Tannenbaum, and S. W. Zucker, "Area and Length Minimizing Flows for Shape Segmentation," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 7, no. 3, pp. 433-443, 1998.
- [23] Y. Kawata, N. Niki, H. Ohmatsu, R. Kakinuma, K. Eguchi, R. Kaneko, and N. Moriyama, "Quantitative surface characterization of pulmonary nodules based on thin-section CT images," *IEEE Transactions on Nuclear Science*, vol. 45, no. 4, pp. 1218-1222, 1998.
- [24] R. Uppaluri, E. A. Hoffman, M. Sonka, P. G. Hartley, G. W. Huuninghake, and G. McLennan, "Computer Recognition of Regional Lung Disease Patterns," *American Journal of Respiratory and Critical Care Medicine*, vol. 160, pp. 648-653, 1999.
- [25] D. Kovacevic, S. Loncaric, and E. Sorantin, "Deformable Contour Based Method for Medical Image Segmentation", *21st International Conference on Information Technology Interfaces ITI'99*, Pula - Coatia, 1999.
- [26] X. Zeng, L. H. Staib, R. T. Schultz, and J. S. Duncan, "Segmentation and Measurement of the Cortex from 3D MR Images Using

- Coupled-Surfaces Propagation," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 18, no. 10, pp. 927-937, 1999.
- [27] H. Wang and B. Ghosh, "Geometric Active Deformable Models in Shape Modeling," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 9, no. 2, pp. 302-308, 2000.
- [28] J. C. Ye, Y. Bresler, and P. Moulin, "A Self-Referencing Level-Set Method for Image Reconstruction From Sparse Fourier Samples", *IEEE Workshop on Variational and Level-Set Methods (VLSM'01)*, pp. 171, Vancouver-Canada, 2001.
- [29] J. S. Suri, K. Liu, S. Singh, S. N. Laxminarayan, X. Zeng, and L. Reden, "Shape Recover Algorithms Using Levels Set in 2D/3D Medical Imagery: A State of the Art Review," *IEEE Transactions on Information Technology in BioMedicine*, vol. 6, no. 1, pp. 8-28, 2002.
- [30] T. F. Cootes, A. Hill, C. J. Taylor, and J. Haslam, "The Use of Active Shape Models For Locating Structures in Medical Images," *Image and Vision Computing*, vol. 12, no. 6, pp. 355-366, 1994.
- [31] P. P. Smyth, C. J. Taylor, and J. E. Adams, "Automatic measurement of vertebral shape using active shape models," *Image and Vision Computing*, vol. 15, pp. 575-581, 1997.
- [32] T. F. Cootes, G. F. Edwards, and C. J. Taylor, "Active Appearance Models", *Proceedings of 5th European Conference on Computer Vision*, vol. 2, pp. 484-498, Springer-Berlin, 1998.
- [33] T. F. Cootes, G. Edwards, and C. J. Taylor, "Comparing Active Shape Models with Active Appearance Models", *Proceedings of British Machine Vision Conference*, pp. 173-182, 1999.
- [34] A. Kelemen, G. Szekely, and G. Gerig, "Elastic Model Based Segmentation of 3D Neuroradiological Data Sets," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 18, no. 10, pp. 828-838, 1999.
- [35] M. B. Stegmann, R. Fisker, B. K. Ersboll, H. H. Thodberg, and L. Hyldstrup, "Active Appearance Models: Theory and Cases", *Proceedings of 9th Danish Conference on Pattern Recognition and Image Analysis*, vol. 1, pp. 49-57, 2000.
- [36] A. F. Frangi, D. Rueckert, J. A. Schnabel, and W. J. Niessen, "Automatic Construction of Multiple Object Three Dimensional Statistical Shape Models: Application to Cardiac Modeling," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 21, no. 9, pp. 1151-1166, 2002.
- [37] B. v. Ginneken, A. F. Frangi, J. J. Staal, B. M. t. H. Romeny, and M. A. Viergever, "Active Shape Model Segmentation with Optimal Features," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 21, no. 8, pp. 924-933, 2002.
- [38] D. Braess, *Finite Elements: Theory, Fast Solvers and Applications in Solid Mechanics*: Cambridge University Press, 2001.
- [39] T. McInerney and D. Terzopoulos, "Finite Element Techniques for Fitting a Deformable Model to 3D Data", *Vision Interface'93*, pp. 70-76, Toronto - Canada, 1993.
- [40] J. W. Thomas, *Numerical Partial Differential Equations: Finite Difference Methods*. New York: Springer-Verlag, 1995.
- [41] S. C. Mitchell, J. G. Bosch, B. P. F. Lelieveldt, R. J. Geest, J. H. C. Reiber, and M. Sonka, "3D Active Appearance Models: Segmentation of Cardiac MR and Ultrasound Images," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 21, no. 9, pp. 1167-1178, 2002.
- [42] F. Escolano, M. Cazorla, D. Gallardo, and R. Rizo, "Deformable Templates for Tracking and Analysis of Intravascular Ultrasound Sequences", *Proceedings of First International Workshop of Energy Minimization Methods in Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 1223, pp. 521-534, Venice-Italy, 1997.
- [43] D. Rueckert and P. Burger, "Deformable Templates for Tracking and Analysis of Intravascular Ultrasound Sequences", *Proceedings of First International Workshop of Energy Minimization Methods in Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 1223, pp. 83-98, Venice-Italy, 1997.
- [44] Y. Wang and L. H. Staib, "Boundary Finding with Correspondence Using Statistical Shape Models", *IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 338-345, 1998.
- [45] L. H. Staib and J. S. Duncan, "Boundary Finding with Parametrically Deformable Models," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 14, no. 11, pp. 1061-1075, 1992.
- [46] A. Lundervold and G. Storvik, "Segmentation of Brain Parenchyma and Cerebrospinal Fluid in Multispectral Magnetic Resonance Images," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 14, no. 2, pp. 339-349, 1995.
- [47] K. L. Vincken, *Probabilistic Multiscale Image Segmentation by the Hyperstack*: Universiteit Utrecht - German, 1995.
- [48] K. L. Vincken, A. S. E. Koster, and M. A. Viergever, "Probabilistic Multiscale Image Segmentation," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, no. 2, pp. 109-120, 1997.
- [49] D. Marr, *Vision - A Computational Investigation into the Human Representation and Processing of Visual Information*, 3rd ed. New York - USA: W.H. Freeman and Company, 1996.
- [50] G. Szekely, A. Kelemen, C. Brechbuhler, and G. Gerig, "Segmentation of 2-D and 3-D objects from MRI volume data using constrained elastic deformations of flexible Fourier contour and surface models," *Medical Image Analysis*, vol. 1, no. 1, pp. 19-34, 1996.
- [51] P. Haigron, G. Lefaux, X. Riot, and R. Collorec, "Application of Spherical Harmonics to the modeling of Anatomical Shapes," *Journal of Computing and Information Technology*, vol. 4, pp. 449-461, 1998.
- [52] M. Quicken, C. Brechbuhler, J. Hug, H. Blattman, and G. Szekely, "Parameterization of Closed Surfaces for Parametric Surface Description", *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition CVPR 2000*, Hilton Head Island - USA, 2000.
- [53] G. Gerig, M. Styner, D. Jones, D. Weinberger, and J. Lieberman, "Shape Analysis of Brain Ventricles Using SPHARM", *IEEE Workshop on Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis (MMBIA2001)*, 2001.
- [54] E. Bardinet, L. D. Cohen, and N. Ayache, "Fitting of Iso-Surfaces Using Superquadrics and Free-Form deformations", *Proceedings of IEEE Workshop on Biomedical Image Analysis (WBIA'94)*, Washington, 1994.
- [55] E. Bardinet, L. D. Cohen, and N. Ayache, "Analyzing the deformation of the left ventricle of the heart with a parametric deformable model," *INRIA Research Report 2797, Sophia-Antipolis, France, February*, 1996.
- [56] I. Cohen and L. D. Cohen, "A Hybrid Hyperquadric Model for 2D and 3D data Fitting," *INRIA Research Report #2188, France, January*, 1994.
- [57] S. Kumar, s. Han, D. Goldgof, and K. Bowyer, "On Recovering Hyperquadrics from Range Data," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 17, no. 11, pp. 1079-1083, 1995.
- [58] V. Caselles, R. Kimmel, and G. Sapiro, "Geodesic Active Contours," *International Journal of Computer Vision*, vol. 22, no. 1, pp. 61-79, 1997.
- [59] T. F. Cootes, G. Edwards, and C. J. Taylor, "Active Appearance Models," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 23, no. 6, pp. 681-685, 2001.
- [60] S. Sclaroff and A. Pentland, "Modal Matching for Correspondence and Recognition," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 17, no. 6, pp. 545-561, 1995.
- [61] A. Blake and M. Isard, *Active Contours*: Springer Verlag London Limited, 1998.
- [62] A. Watt and F. Policarpo, *The Computer Image*: Addison Wesley, 1998.
- [63] M. Nixon and A. Aguado, *Feature Extraction & Image Processing*. Oxford - UK: Reed Education and Professional Publishing Ltd, 2002.
- [64] T. McInerney and D. Terzopoulos, "Deformable Models in Medical Image Analysis: A Survey," *Medical Image Analysis*, vol. 1, no. 2, pp. 91-108, 1996.
- [65] D. MacKay, "Bayesian Methods for Adaptive Models," PhD thesis, California Institute of Technology, 1991.
- [66] M. Werman and D. Karen, "A Bayesian Method for Fitting Parametric and Nonparametric Models to Noisy Data," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 23, no. 5, pp. 528-534, 2001.
- [67] D. Terzopoulos and D. Metaxas, "Dynamic 3D Models with Local and Global Deformations. Deformable Superquadrics," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 13, no. 7, pp. 703-714, 1991.

[68]J. S. Duncan and N. Ayache, "Medical Image Analysis: Progress over Two Decades and the Challenges Ahead," *IEEE Transactions*

on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 22, no. 1, pp. 85-106, 2000.