

영상처리 기법을 이용한 의료 영상에서 관심영역 추출 알고리즘

조영복¹ · 우성희²

¹대전대학교 · ²한국교통대학교

Algorithm for extracting region of interest in medical images using image processing techniques

Young-bok Cho¹ · Sung-hee Woo²

¹Daejeon University · ²Korea National University of Transportation

E-mail : ybcho@dju.ac.kr / shwoo@ut.ac.kr

요 약

제안 논문은 의료영상을 대상으로 영상처리 기법을 이용해 관심영역을 자동 추출하는 알고리즘을 제안한다. 일반적으로 강건한 경계선 분할 기법은 잡음 영상에서 영상 특성과 방향성을 고려한 경계선의 최적 분할을 통해 영상 획득 시 발생하는 다양한 잡음과 방향을 갖는 대상 경계선에서 강건하고 정확한 분할 결과를 제공한다. 본 논문에서는 영상 대상의 구조적 정보에 적응적인 필터 유형과 크기가 가능하고 다양한 대상 객체의 경계선 분할에 적용할 수 있다. 또한, 초음파 영상, 이나 광학 영상 등의 다양한 잡음 영상에서의 경계선 분할이 가능하다

ABSTRACT

The proposed paper proposes an algorithm that automatically extracts the region of interest using image processing techniques for medical images. In general, the robust boundary segmentation technique provides robust and accurate segmentation results in object boundaries with various noise and direction generated during image acquisition through optimal segmentation of the edges considering noise characteristics and directionality in noise images. In this paper, it is possible to apply adaptive filter type and size to the structural information of the image object and apply it to the boundary division of various object objects. In addition, it is possible to divide the boundary between various noise images such as an ultrasound image and an optical image.

키워드

이미지 프로세싱, ROI, 의료영상처리, 경계선 분할

1. 서론

영상처리에서 영상 분할은 주어진 영상에서 관심 대상 객체의 영역이나 경계선을 추출하는 기법으로 영상 인식과 영상 분석을 통한 정확한 정보 획득을 위해 선행되어야 하는 기본적인 핵심적인 단계이다. 또한, 얼굴인식, 지문인식 등의 컴퓨터 비전, 컴퓨터 그래픽스, 의료 영상 분야에서 가시화, 형태 분석, 측정 및 시뮬레이션 등의 다양한 활용을 위해 필히 요구되는 처리기법이다. 그러나 영상 획득 시 나타나는 고유한 영상 특성과 영상 데이터의 종류, 대상 객체의 다양한 형태로 인해,

임의의 영상에서 일반적인 분할기법을 적용하여 요구되는 대상 객체를 분할하는 것은 쉽지 않다. 특히, 불규칙하게 발생하는 다양한 종류의 잡음을 내포하고 있는 잡음 영상에서 대상 객체의 유동성으로 인해 대상의 위치 및 방향이 다양한 경우에 정확한 대상 객체의 경계선 분할은 많은 제한점을 가진다. 이러한 어려움을 해결하기 위해서는 대상 영상과 객체의 특성이 고려된 제약조건을 사용한 전문화된 분할기법이 요구된다. 본 논문에서는 이러한 요구 조건을 충족하기 위해, 잡음 영상에서 방향성 영상 특징을 제약조건으로 사용하며 이를 기반으로 한 평가 함수의 최소화를 위해 동적 계

확산을 사용하는 강건한 경계선 분할 기법을 제안한다. 제안한 방법은 잡음 제거 및 에지 정보 향상을 동시에 수행하는 비등방성 확산 필터링을 전처리로 사용하여 잡음 영상 특성에 기인하는 영상의 질적 문제를 해결하며, 다양한 방향으로 기울어진 경계선의 영상 특징을 정확하게 추출하기 위해 기존 하르 필터 (Haar filter)를 기반으로 한다. 제안한 필터는 얼굴 검출을 위한 특징 추출에 사용되는 기존 하르 필터를 변형한 필터로 경계선에 이웃한 영역들의 명암도 정보를 통해 기울기에 가장 정확하게 부합하는 경우를 구하여 그 결과를 영상특징 값으로 추출함으로써 기울기 변화와 잡음으로 인한 지역적 최소화 문제에 강건하게 경계선을 분할한다. 따라서 제안 필터는 영상 특징 값과 경계 연속성을 위한 값을 평가항으로 하는 평가 함수를 정의하여 이를 최소화하기 위해 전역적 최적화 기법인 동적 계획법을 사용하고, 잡음 영상에서 정보 손실이 나타나는 드랍 아웃과 같은 영역에서 분할의 오류를 개선하기 위해 곡선적합을 이용하여 분할의 잘못된 결과를 보정함으로써 경계선의 완만성을 향상시켰다. 또한 잡음 영상의 특성과 방향성을 고려한 영상 특징을 사용하여 경계선 분할을 통해 영상 획득 시 발생하는 다양한 잡음의 종류와 방향성을 갖는 대상 객체의 경계선에서 강건하고 정확한 분할 결과를 제공한다. 아울러, 대상 구조의 지역적 응집성 크기와 적분 영상을 적용함으로써 영상 특징 추출에 소요되는 계산시간을 최소화하였다.

II. 영상처리 기법을 이용한 의료 영상에서 관심영역 추출 알고리즘

제안 알고리즘은 영상처리 기법을 이용해 의료 영상에서 관심영역을 추출한다. 분할의 어려움을 주는 잡음 영상의 방해물로부터 잡음을 제거하고 에지 방향에 따른 비등방성 확산을 통해 응집성이 큰 에지 구조를 강화 시키기위해 구조의 지역적 응집성을 제공하는 구조 텐서 기반의 응집성 향상 확산 필터링을 사용하여 전처리를 수행한다. 또한 경계선의 방향을 고려한 하르 필터를 사용하여 영상 특징을 추출한다. 제안한 필터는 기존 하르 필터의 변형으로 다양한 각도로 기울어진 경계선에서 방향이 고려된 영상 특징을 추출할 수 있도록 회전된 하르 필터를 사용하여 경계선에 가장 정확하게 부합될 때 가장 작은 결과를 제공하도록 설계하였다. 또한 응집성 크기 값을 기반으로 대상 영역과 배경 영역을 대략적으로 분류한 후 영역별 필터적용을 달리 함으로써 분할을 위해 소요되는 계산시간을 줄인다. 마지막으로 잡음 영상에서 정보 손실이 나타나는 드랍 아웃과 같은 영역에서 분할의 오류를 개선하기 위해 곡선적합을 이용하여 분할의 잘못된 결과를 보정함으로써 경계선의 완만성을 향상 시킨다. 본 논문에서 제안한 확산 모델은 입력영상의 확산모델 농도의 차이에 대해 질량의 생성이나 소멸없이 평형을 이루는 물리적 과

정을 확산이라 정의하며 이러한 물리적 평형 속성은 Fick의 법칙(Fick's law)으로 식1과 같이 정의한다.

$$F = -D \cdot \nabla I \quad (1)$$

$$\frac{\delta I}{\delta t} = -\text{div} F$$

$$\frac{\delta I}{\delta t} = \text{div} (D \cdot \nabla I)$$

∇I 는 농도의 기울기를 의미하며 D 는 확산 텐서(diffusion tensor)로서 양의 값으로 ∇I 와 F 의 관계를 기술하는 파라미터이다. 시간 t , 발산 연산자(divergence operator) div 로 표현하였다. 이러한 확산 방정식을 영상에 적용함으로써 확산 필터링이 연구되었으며 각 시간 간격 t 마다 변화하는 영상의 명암도 값을 제어하는 확산 텐서 D 의 정의에 의해 확산 필터링은 크게 두 가지로 분한다. 확산 텐서가 상수 값으로 정의되는 선형 등방성 확산 필터링과 전개되는 영상의 차분 구조(differential structure) 함수로 정의되는 비선형 확산 필터링으로 분류될 수 있다. 또한, 비선형 확산 필터링은 확산 텐서가 영상의 명암도 값을 제어하는 스칼라 값을 갖는 확산함수로 정의되는 등방성 확산 필터링과 명암도 값뿐만 아니라 영상의 방향(orientation)을 동시에 제어하는 행렬의 형태로 정의되는 비등방성 확산 필터링으로 분류할 수 있다. 구조텐서는 구조의 방향과 크기에 대한 정보를 제공할 뿐만 아니라 픽셀의 이웃 영역 내 방향의 동질성(homogeneity of orientations)을 측정할 수 있는데 일반적인 구조 텐서는 각 픽셀에서 영상 기울기(image gradient) ∇I 를 이용해 계산되며 다음의 식2와 같이 정의된다.

$$F_{\rho} = S_{\rho} * (\nabla I \otimes \nabla I) = S_{\rho} * (\nabla I \cdot \nabla I^T) \quad (2)$$

$$S_{\rho}(x, y) = (2\pi\rho^2)^{-1} * \exp\left[-\frac{x^2 + y^2}{2\rho^2}\right] \quad (\rho \geq 0)$$

식2에서 S_{ρ} 는 표준편차로 ρ 를 갖는 가우시안 커널을 나타내며 이때 표준편차 ρ 는 통합스케일로 지역적 구조정보를 위한 각 픽셀의 이웃 크기를 결정하는 값으로 사용된다. 또한 $*$ 는 회전을 의미한다. 식2를 구조행렬로 표현하면 다음 식3과 같이 나타낼 수 있다.

$$F_{\rho}(I) = \begin{pmatrix} S_{\rho} * I_x^2 & S_{\rho} * (I_x I_y) \\ S_{\rho} * (I_x I_y) & S_{\rho} * I_y^2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f_{xx} & f_{xy} \\ f_{xy} & f_{yy} \end{pmatrix} \quad (3)$$

식3은 대칭행렬로 고유벡터와 이에 대응하는 고유치를 가지며 고유치 분할을 이용하면 식4와 같이 나타낼 수 있다.

$$F(I) = (\omega_1 \ \omega_2) \begin{pmatrix} \mu_1 & 0 \\ 0 & \mu_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \omega^{T_1} \\ \omega^{T_2} \end{pmatrix} \quad (4)$$

식4에서 ω_1, ω_2 는 고유벡터, μ_1, μ_2 는 각각 그에 대응하는 고유치, T 는 전치행렬을 의미한다.

고유 벡터들은 이러한 지역적 이웃 내의 최대, 최소 변동의 방향에 대한 정보를 제공하며 고유치는 이들 변동의 강도에 대응하는 값들이다. 즉, 가장 작은 고유치에 대한 고유 벡터는 지역적 구조의 주방향을 결정하며 그것을 응집성 방향이라 표

현한다. 다음 식5에서 μ_1, μ_2 을 이용해 고유치를 이용해 응집서의 크기를 c 를 이용해 정의하고 비등방성의 크기를 측정한다.

$$\begin{aligned} \mu_1 &= \frac{1}{2}(f_{xx} + f_{yy} + \sqrt{(f_{xx} + f_{yy})^2 + 4f_{xy}^2}) \quad (5) \\ \mu_2 &= \frac{1}{2}(f_{xx} + f_{yy} - \sqrt{(f_{xx} + f_{yy})^2 + 4f_{xy}^2}) \\ c &= (\mu_1 - \mu_2)^2 = (f_{xx} - f_{yy})^2 + 4f_{xy}^2 \end{aligned}$$

영상에서 지역적 응집성(local coherent)은 고유치의 차가 큰 비등방성 구조일수록 그 값이 커지며 등방성의 구조인 경우 0에 가까운 값을 가진다. 따라서 영상 내에 $\mu_1 \approx \mu_2 \approx 0$ 인 동질 영역은 응집성이 작고 $\mu_1 \gg \mu_2 \approx 0$ 인 에지 영역은 큰 응집성을 갖는다. 반면에 $\mu_1 \geq \mu_2 \gg 0$ 인 코너 영역은 고유치의 크기가 큰 반면 작은 응집성을 갖는다. 영상 특징을 위해 사용되는 하르 필터와 경계선을 정의하기 위한 평가 함수 및 이를 구성하는 평가항은 회전 하르 필터는 기존의 하르 필터를 변형하여 수평의 경계선뿐만 아니라 다양한 각도로 기울어진 경계선을 정확하게 추출하기 위해 방향성이 고려된 하르 필터이다. 본 논문에서 제안한 분할 기법은 하르 필터를 통해 영상 특징을 추출하며 경계선 분할을 위해 이러한 영상 특징을 평가항으로 하여 구성된 평가 함수를 정의한다. 하르 웨이블릿은 가장 간단한 웨이블릿으로 불연속적인 계단함수로 간단한 형태로 계산과 메모리 활용이 효율적이라는 특징을 갖는다. 영상처리에서 하르 변환은 영상의 수평, 수직, 대각 방향의 정보를 다른 스케일로 분해하여 다해상도 분석을 위해 사용된다. 웨이블릿은 스케일링 함수와 웨이블릿 함수를 기저함수로 식6과 같다.

$$\begin{aligned} w(x) &= \sum_{j,k} (c_k^j \varnothing_k^j(x) + d_k^j \psi_k^j(x)) \quad (6) \\ c_k^j &= \sum_{n \in Z} h_{n-2k} c_n^{j+1}, \quad d_k^j = \sum_{n \in Z} g_{n-2k} d_n^{j+1} \end{aligned}$$

식6에서 c_k^j 는 유사계수, d_k^j 는 상세계수를 의미하고 1차원 하르 웨이블릿 변환은 스케일링 함수로 $\varnothing_k^j(x)$ 를 기저함수로 표현되는 스케일링 계수와 하르 웨이블릿 함수 $\psi_k^j(x)$ 를 기저함수로 정의한다. 이때 $\{h_i\}$ 와 $\{g_i\}$ 는 스케일링 함수와 웨이블릿 함수에 대응하는 계수들의 필터계수들을 의미한다. 그림1은 웨이블릿 함수에 대응하는 방법을 도식화 한 것이다.

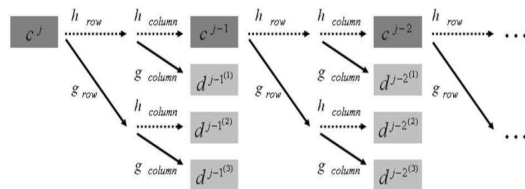


Fig. 1. Wavelet transform process through Haar Filter

회전 하르 필터는 마스크의 중심이자 회색 영역의 중앙에 위치한 픽셀 p_i 의 좌표값을 (x,y) 로 정의하면 식7과 같다.

$$h_a(x,y) = \sum_{i=1}^w \left(\sum_{j=\frac{h-1}{2}}^{-1} I(\text{rot}_a(x+i,y+f)) - \sum_{j=1}^{\frac{h-1}{2}} I(\text{rot}_a(x+i,y+f)) \right) \quad (8)$$

$(h \geq 3, h \text{ is odd})$

a 는 필터의 회전각도, $\text{rot}_a(x+i,y+f)$ 는 필터의 중앙에 위치한 픽셀 p_i 를 중심으로 a 만큼 필터를 회전시 검은색과 흰색 영역내 $(x+i,y+f)$ 에 위치한 픽셀들의 회전 후 좌표값을 반환하는 함수이다. I 함수는 회전 변환 후 정수의 좌표값을 갖지 못하는 픽셀에 대해 이중선형 보간법을 사용하여 픽셀값을 계산한다. 이중선형 보간법은 네 개의 가장 가까운 이웃 픽셀들의 픽셀값에 가중치를 곱한 값들의 합에 의해 새로운 픽셀값을 계산한다. p_1 과 네개의 이웃하는 픽셀 $p(x-2,y-1), p(x-1,y-1), p(x-2,y), p(x-1,y)$ 와 x,y 거리 차를 계산하고 그 값에 반비례하는 값들을 각 이웃 픽셀값의 가중치로 하여 p_1 의 픽셀값을 계산한다. p_1 의 좌표값이 (x',y') 일 때, 이중 선형 보간법에 의한 픽셀값은 식8에서 $I(x',y')$ 함수를 정의한다.

$$\begin{aligned} I(x',y') &= I(x-2,y-1) \times (cx) \times (cy) \quad (9) \\ &+ I(x-1,y-1) \times (1-cx) \times (cy) \\ &+ I(x-2,y) \times (cx) \times (1-cy) \\ &+ I(x-1,y) \times (1-cx) \times (1-cy) \end{aligned}$$

그림2와 같이 기본 필터는 분할 대상조직의 특성에 따라 필터를 구성하고 있는 두 개의 영역위치와 필터의 크기가 다른 다양한 유형을 정의할 수 있다. 즉, 분할하고자 하는 경계선이 위치한 이웃 영역들의 픽셀값의 정보를 기반으로 가장 적합한 조건을 갖는 필터를 정의하고 평가한다.

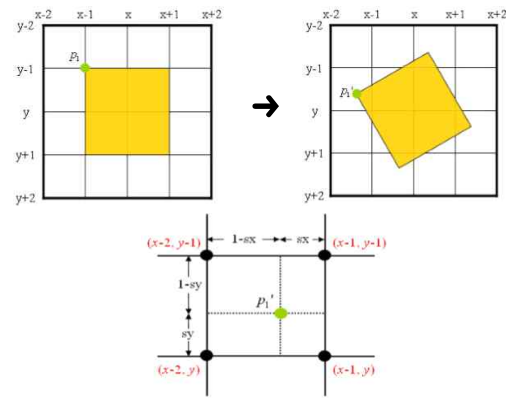


Fig. 2 Pixel position change in mask and linear interpolation

III. 실험 결과

제안 논문에서는 전처리 과정으로 잡음 영상의

화질을 개선하기 위해 응집성 향상 확산 필터링을 수행하며 실험영상에서 사용자에게 의해 지정된 관심영역 내에서만 필터링을 수행한다. 홍채 이미지에서 $a=0.001, \sigma=0.5, \rho=50$ 의 조건으로 사용자에게 의해 지정된 응집성 향상 확산 필터링을 수행하였다.

Table 1. 확산필터링 수행결과

size	30	50	100
512*512	114.261	193.207	365.735
400*200	31.176	52.001	104.516
200*100	14.807	24.660	49.969

실험결과 512×512 영상에서 30회 반복 시 114.261초가 소요되며 50회 반복 시 193.207초로 1.7배 가까이 증가하며, 100회 반복 시 365.735초로 30회 반복 시 소요되는 시간보다 3.2배로 증가하였다. 또한 홍채이미지에서 병변 판정을 위한 관심영역에서 필터링을 수행하기 때문에 대상 객체에서 지정된 관심영역의 크기를 고려해 400×200, 200×100의 영상에 대한 필터링 수행 시간을 비교한 결과 400×200 영상에서는 30회 반복 시 31.176초, 50회 반복 시 52.001초, 100회 반복 시 104.516초가 걸리며 200×100 영상에서는 각각의 반복에 대해 14.807초와 24.660초, 49.969초가 소요된다. 본 논문에서는 모든 실험 영상에 대해 반복 횟수를 50회로 하여 필터링을 수행했으며 이는 최대 관심영역의 크기인 400×200에서 소요되는 시간과 비교 시 실험 영상의 크기인 512×512에서의 50회 반복 시 소요되는 시간에 비해 최소 약 3.7배, 최대 7.8배로 줄어드는 것을 실험을 통해 확인하였다. 또한 제안한 분할기법은 모든 실험영상에 대해 영상 특징 평가항의 가중치를 0.9로, 경계 연속성 평가항의 가중치는 0.1로 지정하였으며 응집성의 크기에 의한 회전 하르 필터의 선택적 적용을 위해 임계값을 1로 하여 실험한 결과 그림 3과 같다.

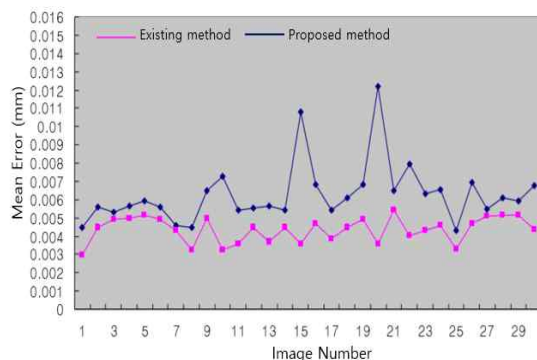


Fig. 3 Mean error with boundary segmentation.

IV. 결론

제안 논문은 잡음의 영상 특성에 대해 강건하며

다양한 방향의 기울기를 갖는 대상 객체의 경계선을 정확하게 분할하기 위해 방향성 특징을 사용한 강건한 경계선 분할 기법을 제안하였다. 제안한 기법은 다양한 유형의 잡음과 기울기의 정도가 다른 대상 경계선에 대해 분할을 수행하여 강건하고 정확한 분할 결과를 제시하였으며 수동분할 결과를 표준 경계선으로 하여 기존 방법의 분할 결과와 평균오차를 비교함으로써 정확성과 견고성을 검증하였다. 제안 방법은 의료영상으로 확대가 가능하며 현재 홍채를 기반으로 한 진단에 활용하기 위해 입력 영상의 잡음을 제거하고 동공을 기준으로 초점을 맞추는 방법으로 활용하다.

Acknowledgement

This research was supported by the CHUNGBUK TECHNOPARK, Korea, under the (Development of Prediction and Diagnosis System for Pediatric Adolescents Using Irisbased Image Mining) support program(201707021901)

참고문헌

- [1] Lu, Keyu, et al. "Generalized Haar Filter-Based Object Detection for Car Sharing Services." IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2018.
- [2] Lu, K., Li, J., An, X., He, H., & Hu, X. (2017, August). Generalized Haar filter based CNN for object detection in traffic scenes. In Automation Science and Engineering (CASE), 2017 13th IEEE Conference on, pp. 1657-1662, 2017
- [3] Y. B. Cho, S. H. Woo and C. S. Han, "An iris recognition algorithm using weighted Hough transform and PCA", Proceedings of the 2017 International Conference on Future Information & Communication Engineering, Irkutsk, Russian Federation, pp.27-30, 2017.
- [4] Y. B. Cho, S. H. Woo, "The Kirsch-Laplacian Edge Detection Algorithm for Predicting Iris-based Disease", Proceedings of the 2017 IEEE 21st International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design, Wellington, NewZealand, pp. 26-28, 2017.
- [5] M. C. Lee, K. Inoue and M. Cho, "Three-Dimensional Automatic Target Recognition System Based on Optical Integral Imaging Reconstruction", Journal of Information and Communication Convergence Engineering, vol. 14, no. 1, pp 51-56, 2016.