

Special Lecture for Computer Science – COSE490

Digital Image Processing :: Level-set Image Segmentation

Due date : 2022-11-27

고려대학교 컴퓨터학과 2017320108

고재영

개발 환경 : Matlab Desktop

과제 만기일 : 2022-11-27

제출 날짜 : 2022-11-20

최종 제출: 2022-11-20

재제출 사유: none

[0] – 과제 설명

- In this assignment, you will implement a level-set image segmentation method. The algorithm we are implementing is Geodesic Active Contour formulation of level set method by Caselles et al.

- The provided assign_3_skeleton.m is the main driver code that calls the level set update function (levelset_update.m). In the main driver code, you can modify the parameter values (dt, c, niter, k) and the following part to compute the edge indicator term g.

- Run the experiment with various combination of dt and c on different testing images and discuss the result in the report. Submit the report (pdf) and source code via blackboard.

[1] – levelset_update.m

첫 번째로 이 'levelset_update.m' 함수는 ϕ 에 관한 distance field를 받아 해당 값을 업데이트 시켜주는 역할을 수행하는 함수이다.

해당 함수의 코드는 다음과 같다.

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

%
% Skeleton code for COSE490 Fall 2022 Assignment 3
%
% Won-Ki Jeong (wkjeong@korea.ac.kr)
%

function phi_out = levelset_update(phi_in, g, c, timestep)
phi_out = phi_in;

%
% ToDo
%

% inputs ::
% g as edge term
% c as constant term
% timestep as time derivative

% gradient
[phi_x, phi_y] = gradient(phi_in);
% for normalization
mag_gradPhi = sqrt(phi_x.^2 + phi_y.^2);
% to avoid zero-dividing, add little possitive value
lil_pos = 0.0000000001;

dphix = phi_x./(mag_gradPhi + lil_pos);
dphiy = phi_y./(mag_gradPhi + lil_pos);

[dphix2, dphixy] = gradient(dphix);
[dphiyx, dphiy2]= gradient(dphiy);
div_phi = dphix2 + dphiy2;

% <1> First compute 'dPhi'
dPhi = mag_gradPhi; % mag(grad(phi))

%
% <2> Second, compute kappa
kappa = div_phi; % curvature

%%

smoothness = g.*kappa.*dPhi;
expand = c*g.*dPhi;
```

```
phi_out = phi_out + timestep*(expand + smoothness);
```

Phi_in, g, c, timestep 으로 총 네 가지의 parameter를 받아서, 입력받은 phi_in 값에 대해 expand 와 smoothness의 합을 timestep에 곱해준 값과 더한 phi_out을 출력한다. 이 때, expand와 smoothness는 각각 contour 이동에 관한 constant term 'c'와 smoothness 개선을 위한 curvature term 'k'와 관련한다.

Phi_in을 통해 gradient를 계산하며, 크기로 나누어주어 normalization을 해준다. 이 때, 한 가지 주의할 점은 0으로 나눌 수 없다는 점을 간과할 수 있기 때문에 필자는 해당 발생가능한 문제를 회피하기 위해 'lil_pos' 라는 매우 작은 positive numerical value를 더해주는 방식을 사용했다.

Curvature term인 'k' (코드 내에서 kappa 변수) 는 second-derivative term으로 볼 수 있기에 위의 코드처럼 값을 도출하도록 구현했다.

[2] – assign_3_skeleton.m

위에서 소개한 'levelset_update.m' 함수를 직접 사용하는, 메인 드라이버 코드 부분에 해당하는
다. 여러 parameter 값을 조정하면서 이미지 분할의 과정 결과를 확인해 볼 수 있다.

해당 함수의 코드는 마찬가지로 다음과 같다.

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%  
%  
% Skeleton code for COSE490 Fall 2022 Assignment 3  
%  
% Won-Ki Jeong (wkjeong@korea.ac.kr)  
%  
  
clear all;  
close all;  
  
%  
% Loading input image  
%  
Img=imread('coins-small.bmp');  
Img=double(Img(:,:,1));  
  
%  
% Parameter setting - modify as you wish  
%  
dt = 0.8; % time step  
c = 1.0; % weight for expanding term  
niter = 400; % max # of iterations  
  
%  
% Initializing distance field phi  
%  
% Inner region : -2, Outer region : +2, Contour : 0  
%  
[numRows,numCols] = size(Img);  
phi=2*ones(size(Img));  
phi(10:numRows-10, 10:numCols-10)=-2;  
  
%  
% Compute g (edge indicator, computed only once)  
%  
  
% ToDo -----  
  
% using gaussian smoothing  
% p norm as L-2 norm (square)  
  
% <1> gaussian smoothing  
% in matlab function imgaussfilt, we can moderate sigma value  
sigma = 2;  
img_smoothed = imgaussfilt(Img, sigma);  
  
% <2> get g from smoothed image
```

```

[img_dx, img_dy] = gradient(img_smoothed);
grad_ihat = sqrt(img_dx.^2 + img_dy.^2);

g = 1 ./ (1 + grad_ihat.^2);

% -----

%
% Level set iteration
%
for n=1:niter

    %
    % Level set update function
    %
    phi = levelset_update(phi, g, c, dt);

    %
    % Display current level set once every k iterations
    %
    % Modify k to adjust the refresh rate of the viewer
    %
    k = 10;
    if mod(n,k)==0
        figure(1);
        imagesc(Img,[0, 255]); axis off; axis equal; colormap(gray); hold on;
        contour(phi, [0,0], 'r');
        str=['Iteration : ', num2str(n)];
        title(str);
    end
end

%
% Output result
%
figure(1);
imagesc(Img,[0, 255]); axis off; axis equal; colormap(gray); hold on;
contour(phi, [0,0], 'r');
str=['Final level set after ', num2str(niter), ' iterations'];
title(str);

```

~~~~~

위 코드에서 핵심적인 부분은 edge indicator term에 관한, g 구현에 관한 것이다. 이에 앞서서, input image에 대해서 smoothing의 전처리 과정을 적용해야 한다. 필자는 Gaussian Smoothing 필터를 이용한 방식을 채택했다. 일반적으로 사용되는 방법이기도 하며, 무엇보다 matlab의 내장함수 imgaussfilt를 이용하는 게 편하기 때문이다.

도움말

imgaussfilt - MathWorks 한국

R2022b 문서 검색

도움말 센터

문서

예제

함수

앱

« 문서 홈

« 영상 처리 및 컴퓨터 비전

« Image Processing Toolbox

« 영상 필터링 및 향상

« 영상 필터링

imgaussfilt

이 페이지 내용

구문

설명

예제

입력 인수

출력 인수

팁

확장 기능

버전 내역

참고 항목

이 번역 페이지는 최신 내용을 담고 있지 않습니다. 최신 내용을 영문으로 보려면 여기를 클릭하십시오.

imgaussfilt

영상에 대한 2차원 가우스 필터링

R2022b

페이지 내 모두 보기

구문

B = imgaussfilt(A)

B = imgaussfilt(A,sigma)

B = imgaussfilt( \_\_,Name,Value)

설명

B = imgaussfilt(A)는 표준편차가 0.5인 2차원 가우스 평활화 커널로 영상 A를 필터링한 후 필터링된 영상을 B로 반환합니다.

B = imgaussfilt(A,sigma)는 sigma로 지정된 표준편차를 갖는 2차원 가우스 평활화 커널로 영상 A를 필터링합니다.

B = imgaussfilt( \_\_,Name,Value)는 이름-값 인수를 사용하여 필터링의 특성을 제어합니다.

예제

가우스 필터를 사용하여 영상 평활화하기

필터링할 영상을 읽어 들입니다.

라이브 스크립트 열기

I = imread('cameraman.tif');

표준편차가 2인 가우스 필터를 사용하여 영상을 필터링합니다.

Iblur = imgaussfilt(I,2);

해당 함수는 특히 sigma 값으로 표준편차를 지정하여 gaussian filtering을 조절할 수 있다. 이 방법으로 smoothing 전처리를 마친 이미지에 대하여, L-2 norm ( $p = 2$ , 제곱 형태)으로 적용하여 g를 위 코드와 같이 계산할 수 있다.

### [3] – Discussion for various cases

완성한 코드로부터 여러 가지 parameter값에 대해 변화를 주며 결과를 관찰한 결과에 대한 설명이다. 필자가 통제할 수 있는 변수는 다음과 같다.

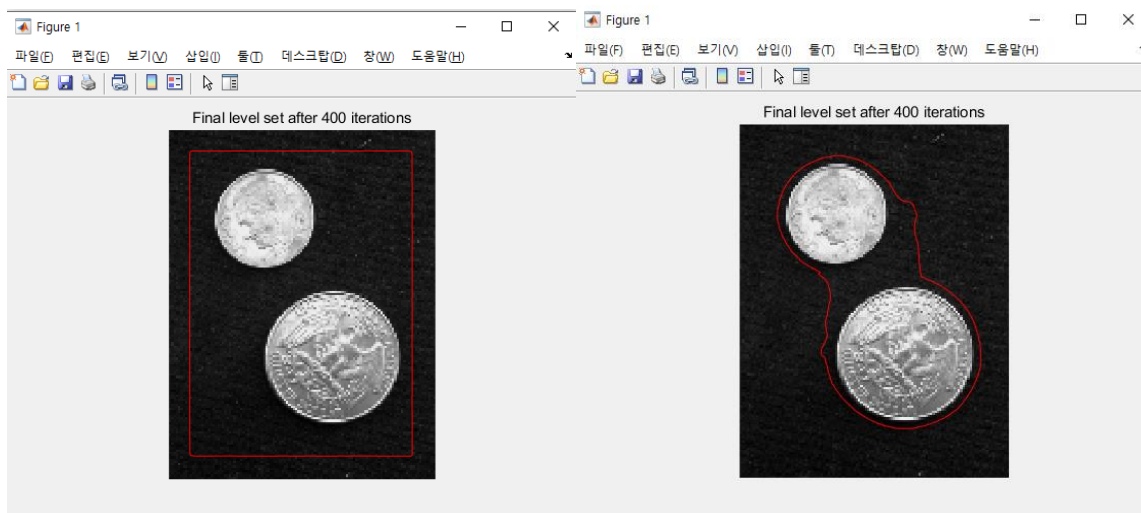
```
dt = 0.8; % time step
c = 1.0; % weight for expanding term
niter = 400; % max # of iterations

%
% Display current level set once every k iterations
%
% Modify k to adjust the refresh rate of the viewer
%
k = 10;
```

변인 통제를 위해, 위 네 변수에 대해 skeleton에서 주어졌던 값을 default 기준으로 잡았다.

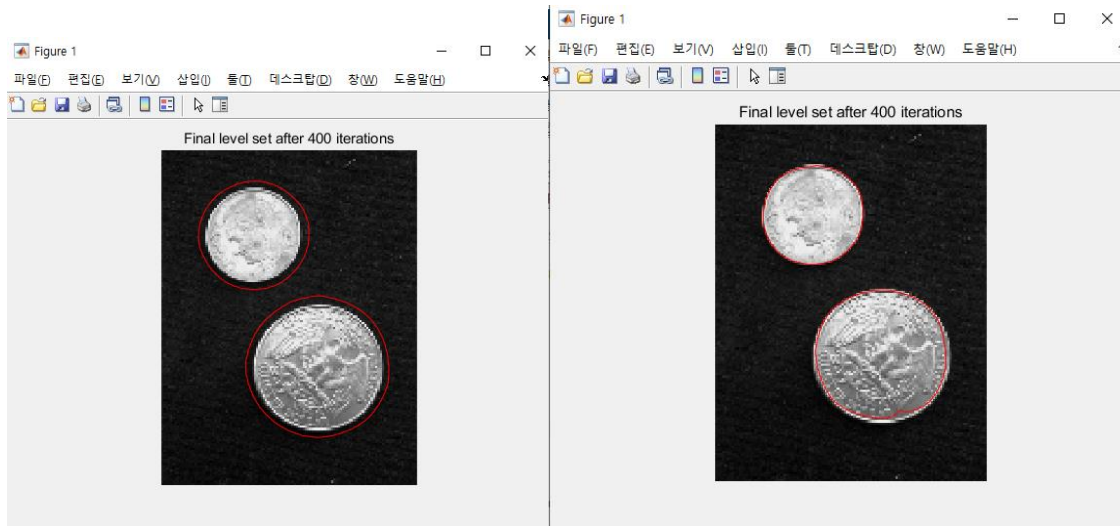
<1> dt

먼저 dt에 대해 살펴보자. Time step 내지는 Deep Learning 분야와 관련해서 보통 learning rate (step size)로 불리는 dt의 값에 대한 결과이다.



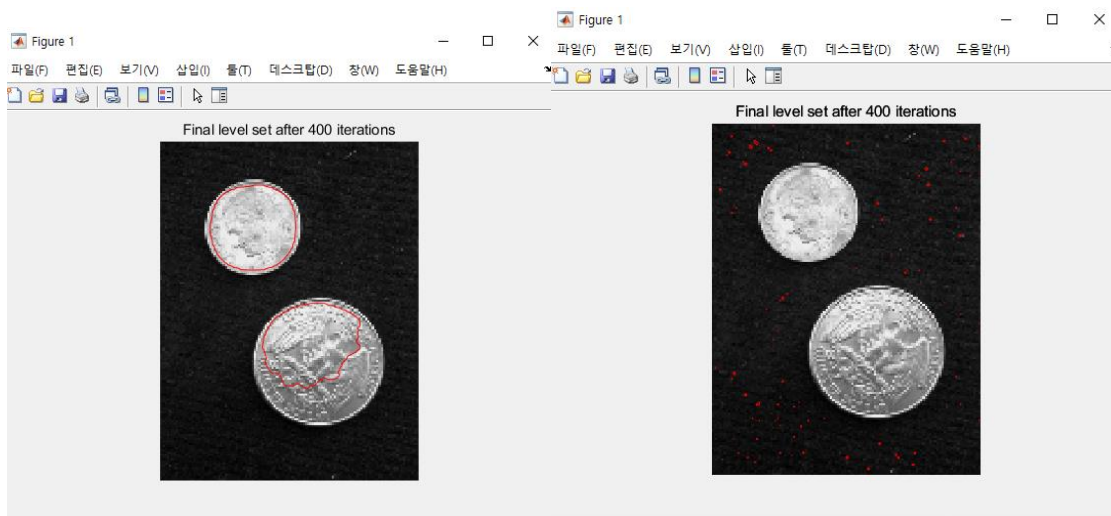
Dt = 0.001

dt = 0.1



$Dt = 0.2$

$dt = 0.8$



$Dt = 1$

$dt = 2$

$Dt$ 가 너무 작을 경우, iteration이 반복되더라도 distance field가 수렴할 때까지 줄어들지 못하는 것을  $dt = 0.001$ 과  $0.1$ 일 때를 통해 볼 수 있다. 마치 machine learning에서 너무 작은 learning rate으로 underfitting이 일어난 것과 비슷하게 생각할 수 있다.

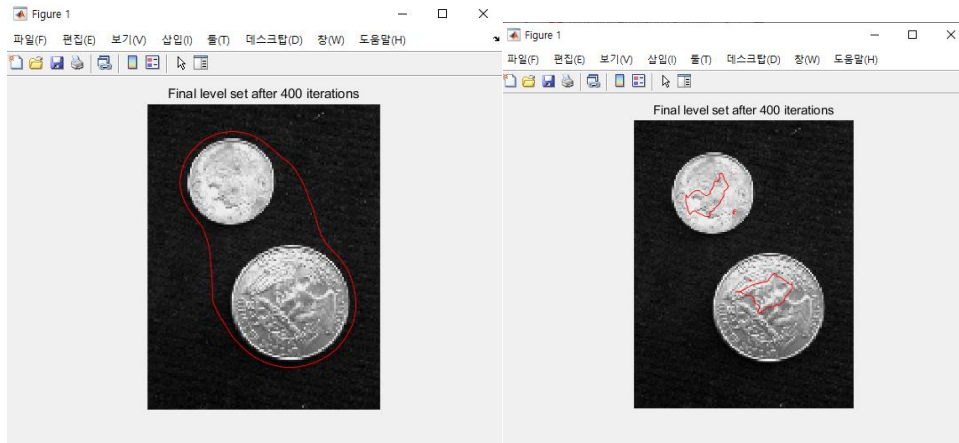
$Dt = 0.2, 0.8$  일 땐 보통의 목적에 부합한 이미지 분할이 잘 일어난 것을 볼 수 있다.

$Dt = 1, 2$ 일 때는 learning rate이 과도하게 커서 overshooting되는 결과를 볼 수 있다.



<2> c

Expanding term으로서 c

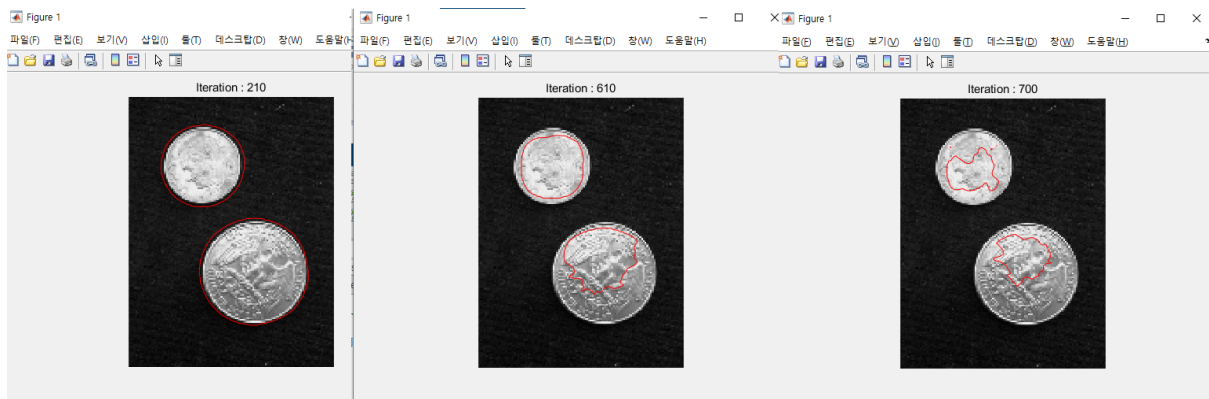


C = 0.1

c = 1.5

Expanding의 정도에 영향을 미치는 것을 결과를 통해 직관적으로 알아볼 수 있다.

<3> number of iterations



Iteration을 1000으로 설정하고 특정 시점마다 스크린샷을 찍어 얻은 결과이다.

<4> k

k값은 사실 결과를 측정하는 view에게 보여지는 수렴 과정 중 시점에 관한 것이기 때문에 k를 건드리는 것은 이미지 분할 결과에 영향을 미치지 않는다.