

기체의 영상 분할 알고리즘

김원하

명지대학교 전자정보통신공학부

전화 : 031-330-6346 / 휴대전화 : 011-9910-6175

전자우편 : wonha@mju.ac.kr

Algorithm for Gaseous Object Segmentation on an Image Plane

Kim, Won-Ha

Devision of Electronic, Information & Communication Eng.

Myongji university

E-mail : wonha@mju.ac.kr

Abstract

Unlike rigid objects or solid non-rigid objects, gaseous objects vary in density even within single-object regions and the edge intensity differs at different locations. So, an edge detector may detect only strong edges and detected edges may be an incomplete parts of an whole object's boundary. Due to this property of gaseous objects, it is not easy to distinguish the real edges of gaseous objects from the noisy-like edges such as leaves. Our algorithm uses two criteria of edge intensity and edge's line connectivity, then applies fuzzy set so as to obtain the proper threshold of the edge detector.

상 처리는 거의 연구되어 있지 않다. 실제 굴뚝 연기나 화재 시 발생하는 연기와 같은 많은 자연적 현상들이 기체로 나타나며, 엔진 시뮬레이션이나 기후 및 유체 시뮬레이션과 같은 수많은 과학적인 데이터들도 기체의 형태로 나타난다. 따라서 기체에 대한 영상처리 기술은 그 응용 분야가 매우 넓고, 그에 따른 산업적·경제적 중요성도 증가되게된다. 기체가 고체와는 다른 다음과 같은 특성은, 고체의 경우 물체의 경계선이 비교적 분명하지만, 기체의 경우 하나의 기체 내에서도 밀도 분포가 다르기 때문에 그 경계선에서도 밀도가 불규칙하여서 기체의 경계선을 정확히 정의하기 힘들다. 따라서 고체의 영상분할 기법을 기체에 직접적으로 적용하기는 불가능하다. 본 연구에서는 기체를 영상분할하는 기법을 개발한다.

I. 서론

차세대 영상 응용기구나 MPEG-4/MPEG-7과 같은 차세대 비디오 코덱(Codec)들은 물체의 단순 탐지 기능을 넘어서 물체 분석 및 인식 기능까지 요구받고 있다. 그러므로 앞으로의 영상기술은 물체의 특성에 따라서 달리 적용하여야한다. 현재까지 고체나 모델 가능한 변형물체(model-based deformable object)에 대한 영상 분할에 관한 연구는 활발하게 되어 왔으나 기체에 대한 영

II. Fuzzy Edge 검출기

본 연구에서는 효율적인 물체의 edge를 검출하기 위해 영상을 이루는 edge들의 intensity와 connectivity 정보를 이용한 edge 검출 방법을 사용한다.

영상의 edge를 검출할 때 연기와 확실한 물체의 edge(Desired edge) 뿐만이 아닌 연기의 배경에서 비롯된 나뭇잎과 같은 다양한 noise와 같은 edge들이 검출된다. 이와 같은 edge들은 효율적인 연기 검출을 방해하는 요소가 되므로 제안한 방법을 사용하여 이들을 제거한

다. 제안하는 edge 검출방법은 그림.1과 같다.

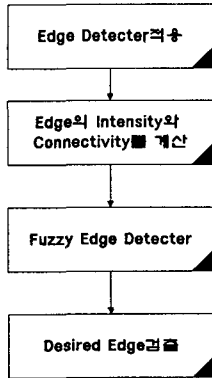


그림 1 Desired Edge 검출 단계

edge detector를 통해 구해진 영상의 다양한 edge의 connectivity와 intensity를 계산하여 퍼지 시스템의 approximation 성질[1]을 이용한 퍼지 edge detector를 이용해 desired edge를 구해낸다.

퍼지 edge detector는 connectivity와 intensity를 입력으로 하는 시스템으로서 이 입력항을 인간 언어로 기술하여 구성된다. 퍼지 시스템을 구성하는 소속함수들은 전역적 탐색 알고리즘인 Genetic Algorithm[2]을 사용하여 학습되어 자동 생성되어진다.

실험 영상들을 이용하여 desired edge(연기 edge와 확실한 edge)와 그렇지 않은 edge들의 intensity와 connectivity의 data들을 기반으로 퍼지 시스템의 소속함수들을 조정한다. 본 실험에서 사용한 퍼지시스템의 Rule Base는 다음과 같으며, intensity와 connectivity의 해당 소속함수는 각각 3개씩 구성되며, 총 Rule의 수는 9개이다.

$$\begin{aligned}
 & l\text{th Rule : If INT is } A_1^l \text{ and CON is } A_2^l \\
 & \quad \text{then EDGE is } B^l \\
 & \quad l = 1, 2, \dots, 9
 \end{aligned}$$

여기서 INT와 CON은 각각 edge의 intensity와 connectivity의 값이며, EDGE는 desired edge일 confidence 값을 나타낸다. 그리고 A_1^l, A_2^l, B^l 는 각각 intensity, connectivity, desired edge confidence 값에 대한 퍼지 집합으로서 전건부 변수에 대해서는 삼각형 소속함수로 이루어지고, 후건부 변수에 대해서는 싱글톤 형태의 소속함수로 이루어진다..

GA tuning 과정은 다음과 같다.

STEP 1: 소속함수를 구성하는 parameter(전건부 삼각형 소속함수들의 cenetr값, width값 그리고 후건부 소속함수들의 cenetr 값)들의 염색체 표현

STEP 2: 다음 Fitness function을 최대화하는 GA Operation(reproduction, crossover, mutation)의 수행

$$\text{Fitness} = \frac{1}{\sum_{i=1}^{N_H} (1 - F_i^H)^2 + \sum_{i=1}^{N_N} (F_i^N)^2}$$

여기서

N_H : desired edge 학습 data의 개수

N_N : non desired edge 학습 data 개수

F_i^H : ith desired edge data의 추론 결과

F_i^N : ith non desired edge data의 추론 결과

STEP3: 위 과정을 정해진 generation수만큼 반복

학습 data를 기반으로 GA를 통해 구해진 퍼지 시스템은 다음과 같으며 소속함수들은 그림.2,3,4와 같다.

$$f(x_1, x_2) = \frac{\sum_{i=1}^9 y^i \left(\prod_{j=1}^2 \mu_{A_j^i}(x_j) \right)}{\sum_{i=1}^9 \left(\prod_{j=1}^2 \mu_{A_j^i}(x_j) \right)}$$

여기서 x_1, x_2 는 intensity와 connectivity를 의미하며,

$f(x_1, x_2)$ 는 desired edge confidence 값이다. y^i 은 B^i 의 center 값이다. 퍼지 추론 결과 값이 어느 임계값 이상이면 desired edge로 판별하며, 미만이면 desired edge가 아닌 것으로 간주한다.

GA를 이용한 학습과정에서 사용된 GA configuration은 표.1과 같다.

Table 1 GA Configurations

Crossover Probability	0.7
Mutation Probability	0.1
Population size	50
Maximum No. of Generation	50

기체의 영상 분할 알고리즘

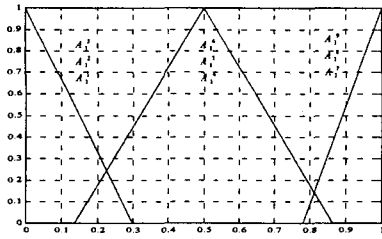


그림 2 Intensity membership function

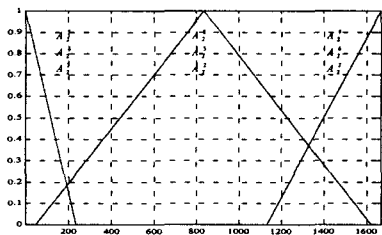


그림 3 Connectivity Membership function

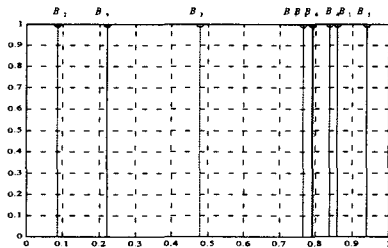


그림 4 Desired Edge Confidence Membership Function

그림.5는 생성된 퍼지시스템을 이용해 edge의 intensity와 connectivity 사이의 관계를 나타낸 것이다. intensity와 connectivity가 모두 큰 경우와 intensity는 약하지만 connectivity는 큰 경우가 desired edge일 가능성이 높음을 알 수 있다.

본 연구에서 제안하는 퍼지 edge detector는 일반적으로 선형적인 임계값을 이용해 edge를 추출하는 알고리즘과 비교할 때 더욱 효율적인 edge 추출 성능을 보일 수 있다.

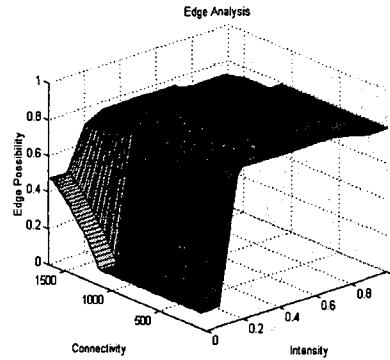


그림 5 Desired Edge Characteristics

III. 실험 결과

다음은 실제 연기가 포함된 영상에서 생성된 퍼지 edge detector를 사용한 결과이다. 그림.6은 CCD 카메라를 이용해서 얻은 실영상이며, 그림.7은 널리 사용되는 Canny Edge 검출기를 사용한 edge 추출 결과이다[3]. 보는 바와 같이 desired edge 뿐만 아니라 주위 배경에서 비롯한 noise같은 edge들이 많이 분포하고 있음을 알 수 있다. 그림.8은 제안된 퍼지 edge detector를 사용해서 edge를 추출한 결과이다. 본 실험에서 퍼지 edge detector 추론값에 대한 임계값은 0.65로 하였다. 전 그림에서 보았던 noise 같은 edge들이 거의 사라지고 desired edge들이 부가되었음을 알 수 있다. *



그림 6 Original 영상

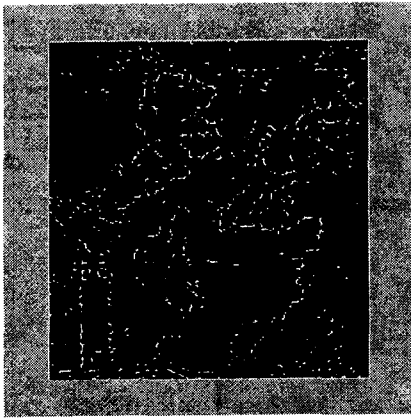


그림 7 Canny Edge 검출기를 이용한 결과

optimization and machine learning", Addison-Wesley, MA, 1989

[3]J.R. Parker, "Algorithms for Image Processing and Computer Vision", John Wiley & Sons, Inc. 1997

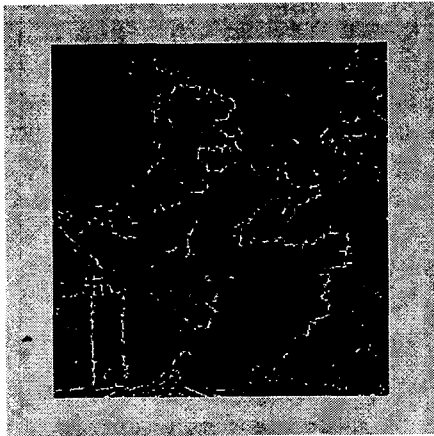


그림 8 Fuzzy Edge 검출기를 사용한 결과

V. 결론

본 논문에서는 기체를 영상 분할하는 알고리즘을 제안하였다. 특히 기체와 잡음성의 Edge를 구분하기 위하여 Fuzzy Set 이론을 적용하였으며, Edge 검출기의 임계값을 결정하기 위하여 유전자 알고리즘을 사용하였다. 제안된 기법을 실제 영상에 적용하여 기존의 Canny Edge 검출기와 비교하여 월등한 성능을 나타내고 있음을 검증하였다.

참고문헌

[1]L. X. Wang, "A course in fuzzy systems and control", Prentice-Hall, Inc., MA, 1997

[2]D. E. Goldberg, "Genetic algorithm in search,