

기체의 영상 분할을 위한 알고리즘 구현

정 봉 철, 김 원 하
명지 대학교 정보통신 공학과
전화 : 031-330-6346 / 핸드폰 : 016-206-6883

An algorithm for segmenting gaseous object images

Bong-Chul Jung, Won-Ha Kim
Dept. of Information & Communication Engineering, Myong-ji University
E-mail : bcjung@mju.ac.kr

Abstract

This paper has been studied an algorithm for segmenting gaseous object images. A new methodology for segmenting gaseous object images is introduced. Proposed method consists offuzzy-based boundary detector applicable to gaseous as well as rigid objects and concave region filling to recover object regions.

I. 서론

기체물체의 구분은 공기오염의 감시, 산불 또는 가상 날씨로부터 과학적 분석과 같은 매우 다양한 응용분야에 적용가능하다. 기체 물체의 가장 좋은 예로는 연기이다.(예, 공장의 굴뚝으로부터 올라오는 연기 등). 지금까지 우리는 정형화된 물체나 변형 가능한 기본모양이 있는 물체의 구분에 대한 연구를 해왔지만, 기체에 대한 구분은 거의 수행하지 않았다.

기체대상의 경계면은 정형화된 물체와 같지 않아, 에지의 명암이 물체의 경계면을 따라 다양하다.(기체 물체의 경계는 경우에 따라서는 작은

물체나 그 자체의 잡음보다도 약한 명암치를 가질 경우도 있다) 그러므로 일반적으로 명암만을 가지고 에지를 추출하는 Sobel, Prewitts, Canny 같은 에지 디텍터는 기체의 경계면을 추출하는데 적당하다고 볼 수가 없다.

우리는 약한 명암의 에지픽셀의 경우 에지가 길게 연결되었고, 또한 에지픽셀의 명암이 강한 경우 짧게 연결되었거나, 분리되어진 경우 잡음 같은 에지라는 것을 관찰할 수 있다.

이를 위해서 에지 명암처럼 에지의 연결성을 사용하는 퍼지 기반의 에지 디텍터(FED)를 사용한다. FED는 GA(Genetic Algorithm)으로 최적화시키며, 연결되지 않은 에지부분은 개발 알고리즘을 사용하여 완성시켜, 감지부분을 채워 넣는다. 개발된 알고리즘은 기체뿐만 아니라 기존의 형상화된 물체의 경계영역 추출에도 더욱 효율적이다.

본 논문은 이러한 관찰을 바탕으로 정형화된 물체처럼 기체 경계면 에지감지를 위한 새로운 응용규칙을 검증하고, 이를 구현해 보고자 한다.

II. 본론

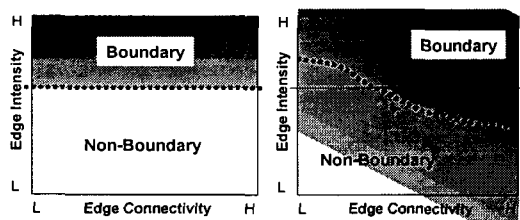
기체물체의 경계면 구분은 현재 일반적으로 사용되는 경계면 추출 알고리즘으로는 정확한 추출을 하지 못하고 있다. 이에 본 논문에서는 새롭게 개발한 기체의 에지 추출을 위한 Fuzzy-base edge detector(FED) 알고리즘과 추출된 에지간의 연결을 수행하는 Edge-Linking 알고리즘을 사용한다.

Comparison of boundary edge decision rules:

FED는 일반적인 에지 디텍터를 사용 모든 경계면대한 낮은 임계치를 가지고, 좌표화 한 후 각각의 에지픽셀에 대한 연속성 및 명암 값을 계산을 수행하여, 에지픽셀들을 결정한다. 여기서 우리는 약한 명암을 가진 에지 픽셀은 긴 연결성을 가지고 있으며, 또한 강한 명암을 가진 에지 픽셀은 짧은 연결성을 가진다는 것에 주의를 기울일 필요가 있다.

이 관찰을 중심으로 우리는 견고한 물체의 경계면처럼 기체에 적용할 수 있는 새로운 경계면 추출 알고리즘을 연구하였다.

그림 1에서는 일반적인 에지 검출 규칙과 본 논문이 제안하는 경계면 같은 에지 검출규칙을 비교하였다. 일반적인 에지 추출기들은 모두 에지 픽셀로써 높은 명암을 정의한다. 그러나 제안된 에지 검출기는 경계픽셀과 같은 커다란 연결도(연결된 에지픽셀들의 수)를 가진 낮은 명암 픽셀과 비경계면 같은 적은 연결정도를 가진 높은 명암픽셀로 정의하였다. 그래서 일반적인 에지 추출기는 선형의 직선으로 제안된 에지추출기는 비선형의 형태로 그림.1에 나타내어진다.



(a)Conventional edge detection (b)Proposed edge detection

그림. 1. Comparison of boundary edge decision rules

우리는 에지의 명암처럼 에지의 연결성을 Fuzzy-based edge detector (FED)로 제안한다. FED에서, Fuzzy 파라미터는 Genetic Algorithm (GA)로 최적화된다. 경계면의 픽셀들이 추출된 후, Edge-linking 알고리즘을 사용하여, 연결한 후 물체영역을 추출하는 과정을 마무리한다.

Fuzzy-base edge detector: 제안된 FED 알고리즘의 과정은 다음과 같다:

Step 1: 기존의 에지추출기(예, Sobel)를 사용하여 낮은 임계치를 가지고 모든 경계좌표(에지 픽셀)를 추출.

Step 2: 에지의 명암과 연결정도를 계산.

Step 3: FED를 사용하여 경계픽셀 결정.

step 3에서, FED는 입력 변수로는 에지명암과 연결성을 출력 변수는 경계면 픽셀로써 생각되는 에지가 있다. FED에서 일반적으로 triangular shapes는 입력 함수로 사용되고, singleton function은 출력함수로써 사용된다[?].

이제 $A1_k$, $A2_k$ 와 B^k 를 각각 명암, 연결성과 에지 확신성의 fuzzy 집합이라고 하자. 명암 관련 함수에 대하여, "strong", "medium" 와 "weak"의 3가지 경우로 적용하자. 연결성 관련 함수로는 "long", "medium" 와 "short" 연결을 사용한다. 따라서 9가지 규칙이 완성된다. constructed. k^{th} fuzzy 규칙은 다음을 따른다:

k^{th} Rule: if intensity is A^1_k and connectivity is A^2_k , then edge confidence is B^k , ($k=1,2,9$)

에지의 확신성을 얻기 위해서, 다음과 같은 defuzzification 함수를 사용:

$$f(x_1, x_2) = \frac{\sum_{k=1}^l y^k (\prod_{i=1}^2 \mu_{A_i^k}(x_i))}{\sum_{k=1}^l (\prod_{i=1}^2 \mu_{A_i^k}(x_i))} \quad (1)$$

여기서 x_1 와 x_2 는 에지 명암과 연결값, y^j 는 에지 확신의 중간값이다.(B^j).

Fuzzy membership functions에 대한 파라미터들은 GA 학습을 통하여 최적화된다. GA 학습을 사용한 산림근처의 공자의 굴뚝으로부터 오르는 연기를 포함한 두개의 256x256 이미지가 있다. 이들의 에지 좌표는 경계 에지와 비경계 에지로 분류 할 수 있다. 분류된 픽셀들은 파라미터를 사용하여 학습한다.

GA 학습은 다음 순서로써 수행 된다 :

- Step 1: 모든 파라미터 조율 초기화 (에지 명암과 연결성)
- Step 2: GA chromosomes로써 파라미터 조율 표현.
- Step 3: Fitness 함수가 최대값을 갖기 위해서, GA 연산자(reproduction, crossover, mutation)에 의해 membership function 상의 파라미터들 조율

$$Fitness = \frac{1}{\sum_{i=1}^{N_E} (1 - F_i^E)^2 + \sum_{i=1}^{N_N} (F_i^N)^2} \quad (2)$$

여기서 N_E 는 경계픽셀의 총수, N_N 는 비경계 픽셀의 총수, F_i^E 는 i^{th} 경계 픽셀의 퍼지 추론 결과, F_i^N 는 i^{th} 비경계 픽셀의 퍼지 추론 결과.

- Step 4: Fitness가 적당한 값에 도달할 때까지 전 과정을 반복한다.

우리 경우에는 crossover probability, mutation probability, maximum number of generation, population 크기는 각각 0.7, 0.1, 50, 50으로 하였다.

"경계 픽셀"과 "비경계 픽셀"로 분류하기 위해 $R_E = (C_E/N_E) \times 100$ 으로 특별히 계산된 인식정도의 확률형태로 임계치를 결정할 수 있다.

여기서 C_E 는 올바르게 결정된 경계픽셀의 수이다. GA 학습에서, 임계치 레벨은 대략적인 인식률인 R_E 에 적당하게 조정될 수 있다.

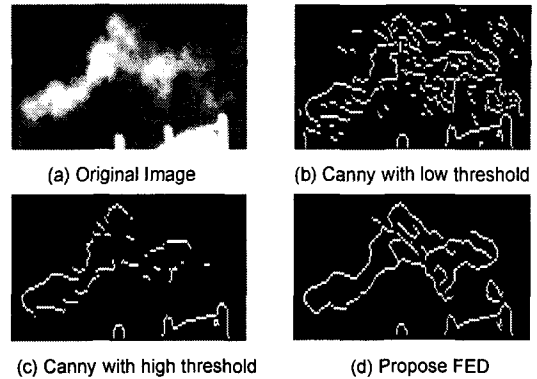


그림 2. Comparisons of the boundary detection performances of the Canny edge detector and the proposed FED.

그림.2는 Canny edge detector와 제안된 FED의 에지 추출률을 비교한다. 낮은 임계치를 가진 Canny edge detector는 잡음에지를 경계 같은 에지와 혼동하고 있다. 반대로 높은 임계치를 가진, Canny detector는 약한 명암은 추출하지 못하고 있다. 그러나 제안된 FED는 잡음을 가지지 않은 경계면 같은 에지에 상관없이 대부분의 기체 경계면을 추출하고 있다.

Edgeline from detected edges:

FED를 이용하여 얻어진 에지들은 상호간에 연결이 되어있지 않다. 떨어진 에지들을 연결하는 방법으로 본 논문에서는 개발한 알고리즘을 사용하여, 상호 연결되지 않은 경계에지들을 이어주고 있다.

본 논문에서 Edgeline는 다음과 같은 순서로 수행:

- Step 1. Labeling을 이용한 각각 에지의 End Point를 검색. (End point Search)
- Step 2. 검색된 각각의 End point의 방향성 조사
- Step 3. 방향성에 따른 이웃된 Label과의 연결범위 확장, 검출
- Step 4. 검출된 연결 좌표간의 Edgeline

그림 3은 FED를 이용해서 얻어진 결과를 본 논문에서 제안하는 Edgeline 알고리즘을 이용하여 연결 완성시킨 결과이다.

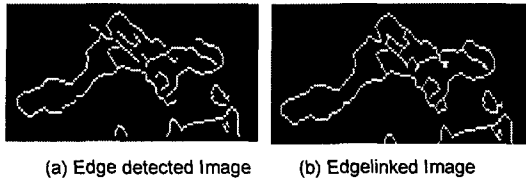


Fig. 3. Edge-link Method

Segmenting objects from detected edges :

기체에서 경계면은 미세한 명암이 길고, 추출된 에지는 경계에서 내부가 완전히 감싸여 있지 않다. 그러므로 우리는 경계면에 의해 감싸여 있지 않은 것을 복구해서 채워 넣어야 한다. 그림4는 추출된 에지로부터 재복구하고, 안을 채워 넣는 작업을 수행한 결과이다.

Simulation Results



Fig. 4. Concave Region-Filling Method

References

- [1] L. X. Wang, A course in fuzzy systems and control, Prentice-Hall, Inc. MA, 1997
- [2] D. E. Goldberg, Genetic algorithm in search, optimization and machine learning, Addison-Wesley, MA, 1989