

러프 집합 이론을 이용한 3차원 물체 특징 추출

정영준, 전효병, 심귀보

중앙대학교 공과대학 제어계측학과 로보틱스 및 지능정보 시스템 연구실

3D Feature Detection using Rough Set Theory

Young-June Chung, Hyo-Byung Jun, and Kwee-Bo Sim

Robotics and Intelligent Information System Lab., Chung-Ang University

Abstract - This paper presents a 3D feature extraction method using rough set theory. Using the stereo cameras, we obtain the raw images and then perform several processes including gradient computation and image matching process. Decision rule constructed via rough set theory determines whether a certain point in the image is 3D edge or not. We propose a method finding rules for 3D edge extraction using rough set.

1. 서 론

영상처리에 있어서 안정성 있게 검출될 수 있으면서 물체를 가장 잘 나타낼 수 있는 부분들이 인식과정에서 그 물체의 중요한 특징들로 고려되어야 한다. 뿐만 아니라 이 특징점으로서 현실적으로 가능한 어느 위치에서 그 물체를 관찰하더라도 그 물체임을 나타낼 수 있어야 한다. 특징을 선택할 때는 일반적으로 희소성, 안정성, 비용, 완전성, 일관성등과 같은 사항들이 고려되어야 한다. 그러나 위와 같은 조건들을 만족하는 특징점을 추출하기는 대단히 어려우며, 특히 비용면에서의 복잡성은 비전 시스템의 실시간 구현에 어려움을 주고 있다.

특히 스테레오 영상인 경우 영상 정합 문제와 특징 추출은 3차원 물체의 복원에 필수적이라 할 수 있다. 일반적인 스테레오 영상 처리는 카메라 모델링, 특징 추출, 영상 정합, 3차원 깊이 추출의 4 단계로 구성된다. 스테레오 카메라 모델에는 두 카메라의 광학축을 나란하게 구성한 lateral stereo camera 와 axial motion stereo camera 가 있으며, 초점 거리가 다르고 광학축이 교차할 수 있는 방향으로 카메라가 편향된 것으로는 이향모델이라는 이름으로 연구된 바 있다.

러프 집합 이론(Rough Set Theory)은 1982년 Pawlak 에 의해서 도입된 개념으로 불확실성을 다루는 수학적 원리에 집합의 근사화라는 기본적 틀을 적용함으로써 불충분하거나 일관성 없는 정보로부터 체계적이고 자동적인 방법으로 핵심적인 정보와 규칙을 찾아내며, 실제 문제에서의 적용이 어렵지 않은 이론이다. 러프 집합 이론은 조건과 결과로 이루어진 판단테이블로부터 판단에 영향을 주지 않는 조건속성들을 제외시키고 필요한 조건만으로 규칙을 찾으며, 근사화(Approximation)의 개념을 써서 서로 상충되는 규칙이 있을 때 사용자의 지표(measure)를 기준으로 경계영역에 포함되는 규칙들을 처리함으로써 근사 범위 이내에서의 규칙을 찾는다. 본 논문에서는 스테레오 카메라 시스템으로부터 획득한 두 개의 화상 데이터로부터 1차 미분, 2차 미분등을 통하여 얻은 자료와 3차원 거리정보, 즉 시차정보를 이용하여 판단테이블을 구성한 후, 러프 집합 이론을 이용하여 이들 중에서 그 3차원 물체를 나타낼 수 있는 최소의 특징점을 추출할 수 있는 규칙을 생성하는 방법을 제안한다. 직육면체를 담은 두 개의 화상 이미지에 규칙을 적용하여 제안한 방법의 유효성을 보인다.

2. 러프 집합 이론

정보 시스템 A는 정보의 집합으로 $A = (U, A)$, U:유한 개체집합, A:유한 속성집합으로 나타내며 이 정보 시스템에서 판단테이블 D를 만들 수 있다.

$$D = (U, A \cup d), A : \text{조건속성}, d : \text{판단속성}$$

이 판단테이블은 객관적인 정보에 의해서 구성되지만 같은 조건속성을 갖는 서로 다른 개체의 판단속성이 다른 경우에는 판단을 위한 규칙을 찾을 수 없는 모순된 상황에 이르게된다. 러프 집합은 Approximation의 개념을 이용해서 이러한 판단테이블의 모순된 상황으로부터 자동적으로 규칙을 생성하는 방법을 정의하고 있다.

- X : U의 부분집합으로 어떤 개념을 갖는 집합
- B : A의 부분집합
- B(x) : 각 x 개체들이 가지는 B속성들의 값의 집합

집합 X의 하한근사는 속성집합 B의 모든 속성에 의한 판단의 결과가 집합 X를 벗어날 수 없는 개체들의 집합이며 속성에 의한 판단의 확실성을 보장하는 영역이다.

B-Lower Approximation of X

$$B_-(X) = \{x \in U : B(x) \subseteq X\}$$

집합 X의 상한 근사는 속성집합 B의 모든 속성에 의한 판단의 결과가 집합 X에 포함될 수 있는 개체들의 집합이며 속성에 의한 판단의 가능성을 보장하는 영역이다.

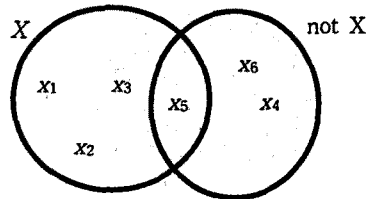
B-Upper Approximation of X

$$B^+(X) = \{x \in U : B(x) \cap X \neq \emptyset\}$$

경계구역은 상한근사와 하한근사의 차이로서 판단의 가능성은 있으나 판단의 확실성은 없는 영역이다.

B-Boundary Region of X

$$BN_B(X) = B^+(X) - B_-(X)$$



$$B_-(X) = \{x_1, x_2, x_3\}$$

$$B^+(X) = \{x_1, x_2, x_3, x_5\}$$

$$BN_B(X) = \{x_5\}$$

규칙은 상한 또는 하한근사를 기준으로 추론될 수 있으며 하한근사에 의해서 찾은 규칙은 모순된 모든 경우를 제외시키고 만든 규칙이 된다.

3. 3차원 물체 특징 추출

에지는 영상에서 서로 다른 두 영역 사이의 경계, 즉 미분 불연속이 발생하는 점이라 할 수 있다. 에지 점을 찾는 대표적인 방법으로는 미분에 의한 불연속성을 찾는 것이다. 디지털 이미지에서의 대표적인 미분 연산자로는 Robert, Sobel, Prewitt 등이 있다. 본 논문에서는 다음과 같은 Sobel 연산자를 사용하여 각 점에서의 1차 미분값과 미분 방향을 구한다.

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad G_y = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$$

그림 1. Sobel 연산자

이때 미분값의 크기와 방향은 다음과 같다.

$$R(x, y) = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (1)$$

$$A(x, y) = \tan^{-1} \left[\frac{G_y}{G_x} \right] \quad (2)$$

또한 그림 2와 같은 Laplacian 연산자를 사용하여 영상에 대한 2차 미분 정보를 구한다.

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

그림 2. Laplacian 연산자

일반적으로 1차 미분에서는 잡음이 강조되기 쉽고 2차 미분은 이러한 잡음을 줄여주고 부드럽게 해준다. 그러나 에지점의 방향 정보를 구할 수 없기 때문에 본 논문에서는 위의 2가지 정보를 모두 사용한다.

스테레오 영상으로부터 거리 정보를 얻기 위해서는 먼저 카메라 내부의 광학적, 기하학적 특성과 외부 환경과의 3차원 좌표와 방향을 결정하는 카메라 보정이 선행되어야 한다. 그 다음으로는 영상 정합 단계로서, 여기에는 Gray-Level Matching, Correlation Method, Edge-Matching Method, Interpolation 등의 방법이 알려져 있다. 본 논문에서는 그레이 영상의 값 차이에 의한 정합 방법을 사용한다.

$$c(s, t) = \sum_x \sum_y [f(x, y) - w(x-s, y-t)]^2 \quad (3)$$

여기서, $f(x, y)$ 는 크기가 $M \times N$ 인 8비트 그레이 영상, $w(x, y)$ 는 크기가 $J \times K$ ($J \leq M, K \leq N$)인 찾고자 하는 영상이고, $s=0, 1, 2, \dots, M-1, t=0, 1, 2, \dots, N-1$ 까지 변하면서 겹쳐지는 영역에 대해 각 점의 밝기 값의 차이를 더하게 된다. $c(s, t)$ 값이 가장 적은 점이 찾고자 하는 점이 된다.

다음은 영상정합을 통해 구한 시차(Disparity)를 이용하여 거리 정보를 계산한다. 카메라 모델은 그림 3에서와 같이 두 개의 광학축이 나란한 평행 모델을 사용하였기 때문에 거리는 카메라의 기하학적 구조로부터 삼각측량법에 의해 (4)식과 같이 계산될 수 있다.

$$z = \frac{d \cdot f}{(x_r' - x_l')} \quad (4)$$

그림 4와 그림 5는 그림 3과 같은 카메라 시스템에서 획득한 두가지 영상이다.

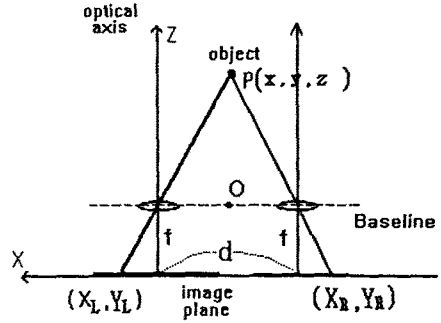


그림 3. 스테레오 카메라 시스템

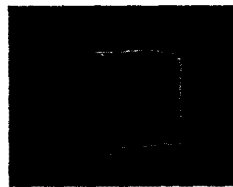


그림 4. 왼쪽 이미지

그림 5. 오른쪽 이미지

그림 4와 그림 5로부터 1차미분, 2차미분의 이미지 처리와 식 (4)에 의한 3차원 거리계산과정을 통해서 얻은 자료로부터 표1과 같은 판단테이블을 얻는다. 판단테이블을 얻는 방법은 전문가에 의해서 이루어지지만 객관적인 정보이며 다음의 과정으로 얻는다.

- ① 전문가는 물체에서 어떤 특징을 갖는 점들을 3차원 특징점으로 선택 할 것인지를 정한다. (본 실험에서는 육면체의 각 모서리를 특징점으로 선택했다.)
- ② 획득한 영상에서 특징점을 찾아서 그 점에서의 모든 정보를 기록한다.
- ③ 획득한 영상에서 특징점이 아닌 점을 임의로 선정하여 그 점의 모든 정보를 기록한다.
- ④ 러프 집합은 연속적인 정보를 다루기에는 부적절하므로 언어영역의 변수로 변환해서 러프 집합에 적용할 판단테이블을 만든다.

표 1. Decision Table

Input Point	Condition Attributes					Decidtion (3D Edge)
	R_p	$ A_p $	L_p	D_p	DL_p	
P_1	Large	Small	Small	VS	Small	Yes
P_2	Medium	Small	Small	Small	Small	No
P_3	Small	Small	Large	VL	Small	Yes
.
.
P_{251}	Large	Medium	Small	Small	Large	Yes

$$R_p = |G_x| + |G_y| \quad : \text{Sobel 연산에 의한 1차 미분}$$

$$A_p = \tan^{-1} \left(\frac{G_y}{G_x} \right) \quad : \text{1차 미분에 의한 각도}$$

$$L_p : \text{Laplacian} \quad D_p : \text{Disparity}$$

$$DL_p : \text{Laplacian of Disparity}$$

언어변수로의 변환은 다음과 같은 범위에서 이루어졌다.

결론

VS = Very Small, S = Small, M = Medium
 L = Large, VL = Very Large
 R_p : S < 50 < M < 80 < L
 $|A_p|$: S < 60 < M < 120 < L
 L_p : S < 150 < L
 D_p : VS < 30 < S < 35 < M < 40 < L < 45 < VL
 DL_p : S < 100 < L

이렇게 만든 판단테이블은 특징점의 정보와 비특징점의 정보를 모두 가지고 있으며 이 테이블로부터 러프 집합의 규칙추론과정을 적용한다. 표 2의 규칙테이블은 표1의 판단테이블로부터 특징점에 해당하는 점들이 가져야 할 조건을 하한근사에 해당하는 규칙추론을 이용해서 얻은 규칙테이블이다. 표 2의 규칙 테이블은 Condition Attributes가 전건부, Decision이 후건부로 구성되는 if... then ... 규칙을 나타낸 것으로 전건부의 각 속성들의 값이 AND로 연결되며 이 전건부에 의해서 특징점으로 판단을 내릴 수 있는 규칙들이다.

표 2. Rule Table

Rules	Condition Attributes					Decision (3D Edge)
	R_p	$ A_p $	L_p	D_p	DL_p	
R ₁	S	-	S	-	-	No
R ₂	-	-	S	VL	-	No
R ₃	S	L	-	-	-	No
R ₄	-	-	-	L	-	No
R ₅	-	M	-	VL	-	No
R ₆	M	-	-	-	-	No
R ₇	L	S	VL	-	S	No
R ₈	S	-	-	M	-	No
R ₉	-	M	S	VS	-	No
R ₁₀	-	S	-	VS	L	No
R ₁₁	-	-	L	S	L	No
R ₁₂	S	M	-	VS	-	No
R ₁₃	L	-	-	S	-	Yes
R ₁₄	L	-	-	M	-	Yes
R ₁₅	L	L	S	-	S	Yes
R ₁₆	L	L	-	VL	S	Yes
R ₁₇	L	-	-	VS	L	Yes

그림 6은 그림 3의 영상에 표 2의 규칙을 적용해서 얻어낸 영상으로 각 픽셀의 정보와 규칙들을 비교해서 어느 규칙과 일치하는 픽셀은 특징점으로 판단하고 그 점을 원으로 나타낸 이미지이다.

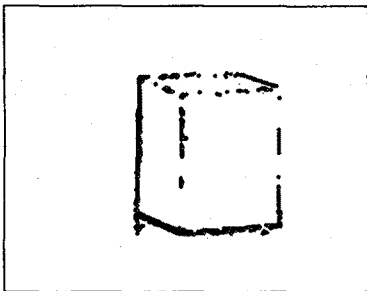


그림 6. 추론된 규칙을 적용한 영상

이 영상에서 보듯이 특징점으로 정한 육면체의 모서리를 추출할 수 있음을 알 수 있다. 모서리 이외의 부분 중 모서리와 모서리를 잇는 선분도 규칙에 의해서 추출할 수 있음을 알 수 있다.

본 논문에서는 스테레오 카메라의 두 이미지로부터 Sobel연산, Laplacian연산, Gray-Level Matching을 통한 영상정합, Disparity에 의한 거리정보와 그 Laplacian의 정보로부터 러프셋의 하한근사 규칙생성 방법을 사용하여 3차원 특징점을 추출하는 규칙을 찾아서 검증해 보았다. 이 방법은 고정된 환경에서 적은 규칙으로 3차원 물체에 대한 특징점의 추출문제에 적용될 수 있다. 앞으로는 외부환경 변화와 여러 가지 특징을 갖는 물체에 대한 특징추출을 위해서 판단테이블의 속성, 판단테이블에서 사용하는 언어변수의 지정 등에 대한 좀더 깊은 연구가 필요하다.

감사의 글

이 논문은 1996년 한국학술진흥재단의 대학부설연구소 과제 연구비에 의하여 연구되었음.

(참고 문헌)

- [1]Berthold Klaus, Paul Horn "Robot Vision", The MIT Press, 1986
- [2]A.D. Marshall, R.R. Martin, "Computer Vision, Models and Inspection", World Scientific Series in Robotics and Automated Systems - Vol. 4, 1993
- [3]R.C onzalez, R.E. Woods, "Digital Image Processing" Addison-Wesley, 1993
- [4]Motohide YOSHIMURA and Syunichiro OE, "Edge Detection of Texture Image using Genetic Algorithms", SICE '97, pp. 1261 - 1266, 1997
- [5]Yoshiniri ARAI, "Fuzzy Hierarchical Car-model Pattern Recognition System Using Fixation Feedback", International Conference on Knowledge-Based Intelligent Electronic Systems, pp. 154-158, 1997
- [6]Marcin S. Szczuka, "Rough Sets and artificial Neural Networks", 1998
- [7]Z. Pawlak "Rough Set : Theoretical Aspects and Reasoning about Data", Kluwer Academic Publishers, 1991