차량분리를 위한 스테레오매칭 데이터의 클러스터링

Clustering of Stereo Matching Data for Vehicle Segmentation

이 기 용, 이 준 웅*
(Ki-Yong Lee¹ and Joon-Woong Lee¹)

¹Chonnam National University

Abstract: To segment instances of vehicle classes in a sparse stereo-matching data set, this paper presents an algorithm for clustering based on DP (Dynamic Programming). The algorithm is agglomerative: it begins with each element in the set as a separate cluster and merges them into successively larger clusters according to similarity of two clusters. Here, similarity is formulated as a cost function of DP. The proposed algorithm is proven to be effective by experiments performed on various images acquired by a moving vehicle.

Keywords: stereo matching, clustering, dynamic programming, vehicle segmentation

I. 서론

본 논문은 스테레오 카메라를 이용하여 전방의 차량을 검출할 수 있는 알고리즘을 제안한다. 스테레오비전 기반의 차량검출 알고리즘은 크게 스테레오영상의 대응점 탐색과 탐색된 대응점으로부터 차량을 분리해 내는 과정으로 나눌 수 있다. 기존의 많은 스테레오비전 연구는 스테레오 영상의 대응점 탐색에 비중을 두어 왔다. 그러나 대응점 탐색이 차량검출은 아니므로 대응점 탐색 이후 탐색된 대응점들로부터 차량을 분리할 수 있는 알고리즘을 제안하는 일은 중요하다.

스테레오비전에 의한 도로상의 차량검출은 대개 다음과 같은 절차로 이루어졌다. 한 쌍의 좌·우 영상에서 대응점을 탐색하고, 대응점 탐색결과를 이용하여 노면영역과 비노면영역을 분리한 후, 비노면영역에서 유사한 디스패리티(disparity)나 거리정보를 갖는 픽셀들을 모으는 것이다[1,2].

차량검출은 3차원 형상 복원문제는 아니므로 고밀도의 대응점들을 탐색해 내는 것보다는 매칭의 정확성과 차량분리에 대한 신뢰도가 더 요구된다. 그러나 차량이 주행하는 자연환경은 조명변화 등 인위적으로 통제가 어려운 요인이 많기 때문에 스테레오매칭의 강인성 확보가 어렵다. 따라서 이러한 요인들의 영향을 줄이기 위해 기존의 에피폴라 제약, 유일성 제약, 순서성 제약, 연속성 제약 등의 제약조건[5] 외에 도로의 기하학적 특성과 차량의 물리적인 속성, 그리고 차량과 노면과의 관계 등을 활용한다.

Labayrade등[1]은 차량과 노면에 관련된 성질들이 반영된 v -disparity를 이용하여 노면의 형상을 예측하고, 차량의 후보영역을 추출하였다. 하지만 차량후보 영역으로부터 실제 차량을 분리하는 문제는 여전히 숙제로 남아 있다. Nedeveschi등[2]은 대응점 탐색시 에피폴라(epipolar) 라인상에서 수직에지 성분에 대한 SAD (Sum of Absolute Difference)를 취하고 유일성 제약과 포물선 근사 등을 통해 대응점 탐색의 정확성을 높였다. 이들은 탐색된 대응점들을 3차원 유클리디안 공간속

에 표현하고 이 공간을 두 개의 소공간으로 나눈 후 각 소공간에 속한 대응점들을 가지고 소공간을 대표하는 라인을 추출하여 노면의 형상을 예측하였다. 그리고 예측된 노면위에 존재하는 대응점들에 대한 로그(log)변환을 취하여 차량분리를 시도하였다.

본 연구에서는 “차량은 일정한 높이와 폭을 가지며 노면으로부터 솟아 있는 강체(rigid body)다.”라는 가정을 차량분리 클러스터링(clustering) 알고리즘 설계에 활용한다. 특히 클러스터링 알고리즘은 저자들의 기존 논문 [3,7]에서 제안했던 방법에 의해 얻은 대응점을 이용한다. 본 논문에서는 이 대응점을 차량 후보점이라 하고, 후보점들 전체를 집합으로 간주한다.

논문의 구성은 다음과 같다. II 장에서는 후보점을 추출하는 저자들의 기존 논문에 제시된 스테레오매칭의 개요를 설명한다. III 장에서는 클러스터링 알고리즘을 제시하며, IV 장에서 실험결과, 그리고 V 장에서 결론을 맺는다.

II. 후보점 추출

본 장에서는 참고문헌 [3,7]의 후보점 검출 알고리즘의 개요를 설명한다. 그 이유는 후보점 클러스터링에서 사용할 후보점의 속성이 어떻게 형성되었는지 보이기 위해서다.

1. PAF 구축

그림 1(a)에 보인 바와 같은 좌·우 영상을 탐류(그림 1(b))로 변환한다. 그리고 변환영상 각각에 대해 추출된 에지의 수직성분(그림 1(c))을 좌·우 카메라원점, C_L , C_R 을 중심으로 Δr 간격으로 원주방향으로 정의된 다수의 스캔라인(그림 1(d)는 좌영상의 스캔라인)을 따라 누적을 한다. 그러면 그림 1(e)와 (f)에 보인 바와 같은 PAF (Polar Accumulation Function)를 얻게 된다. PAF의 수평축은 스캔라인의 각도이며, 수직축은 PAF 값을 나타낸다. PAF의 절댓값이 큰 위치는 대개 차량의 수직 경계에 근접된 스캔라인의 각도인 경우가 많다.

2. 대응점 탐색 및 후보점 결정

PAF의 절댓값이 큰 위치를 피크라 한다. 차량의 위치를 검출하기 위해 좌·우 PAF상에 있는 피크들 가운데 서로 대응되는 피크쌍들을 찾아낸다. 이렇게 대응된 피크쌍을 생성한

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2010. 1. 12., 수정: 2010. 5. 26., 채택확정: 2010. 6. 22.

이기용, 이준웅: 전남대학교 산업공학과(시스템자동차 연구소)

(01710402@hanmail.net/joonlee@chonnam.ac.kr)

(a) A pair of stereo images

(b) Top-view images(left, right)

(c) Vertical edges(left, right)

(d) Radial scanlines

(e) Left PAF

(f) Right PAF

그림 1. 스테레오 영상과 PAF.

Fig. 1. Stereo images and their PAFs.

그림 2. 원영상과 탑뷰영상에 표시된 후보점.

Fig. 2. Candidate points expressed on the original image and top-view image.

(a) Conceptual diagram of SMOP and TMOP

(b) SMOP of stereo images shown in Fig. 1

(c) TMOP

그림 3. 스테레오매칭: SMOP와 TMOP.

Fig. 3. Stereo matching: SMOP and TMOP.

두 스캔라인들의 각도와 이들 두 스캔라인들의 시작점인 좌·우 카메라의 원점, C_L , C_R 로 두 라인을 얻는다. 그리고 이 두 라인의 교차점을 차량이나 노상의 장애물이 노면과 접한 위치로 간주한다. 우리는 이미지에 표현한 이 교차점을 후보점이라 한다. 그림 2에 표시된 작은 사각형들이 바로 후보점들을 나타낸 것이다.

이와 같이 어떤 시점 t 에서 좌·우 PAF 상에서 행해지는 피크매칭을 SMOP (Spatial Matching of PAFs)라 한다. SMOP에 의해 결정된 후보점들 가운데는 장애물과 무관한 것들이 포함되기도 한다. 이런 잘못된 후보점을 제거하기 위해 영상 한 프레임이 처리되는 Δr 동안에 선행 차량과 자차량 사이의 상대적 위치변화는 매우 적을 것이라는 가정을 하고, 어떤 시점 $t-1$ 과 t 에 획득된 연속된 두 좌측 영상의 PAF들을 대상으로 피크매칭을 실시한다. 이 피크매칭을 TMOP (Temporal Matching of PAFs)라 한다. 그림 3은 SMOP, TMOP의 개념도와

실시예를 보이고 있다. 그림 3(b)와 (c)에서 두 PAF를 연결한 선 각각은 피크매칭이 이루어진 결과를 표시한 것이다.

어떤 시점 $t-1$ 의 SMOP에서 결정된 후보점과 시점 t 의 SMOP에서 결정된 후보점을 낳은 두 왼쪽 PAF의 피크들이 TMOP에서도 서로 매칭이 이루어지면 이 두 후보점들은 서로 대응된 후보점이라 본다. 그리고 이 두 후보점의 공간상에서의 변위차(거리)를 계산하여 다음의 판정을 내린다. Δt 동안의 변위차가 실험적으로 정해진 임계치내에 있다면 이 후보점은 차량에서 검출되었을 가능성이 높다고 보고 남기지만, 반대로 임계치보다 클 경우는 차량과 관련이 없는 데이터로 보고 후보점 집합에서 제거한다.

III. 클러스터링

생성된 후보점 집합내의 여러 후보점들이 묶여 한 대의 차량을 이룰 수 있다. 이와 같이 후보점들을 차량단위로 분리하려면 후보점들의 클러스터링이 필요하다. 본 논문에서는 차량의 수가 미리 정해져 있지 않고, TMOP에서 전·후 프레임간 대응이 이루어지지 않은 후보점이 생성되기 때문에 1차와 2차로 나누어 클러스터링이 이루어진다.

1. 후보점들의 속성

클러스터링시 이용되는 후보점 속성은 후보점의 3차원 공간상에서의 위치, 영상에서의 위치, 현 영상 후보점과 대응이 된 이전 영상의 후보점 사이의 각도변화, 순서성 등이 있다. 후보점을 낳은 PAF 피크의 위치는 이 피크를 생성시킨 스캔라인의 각도다. 그림 1(d)에 보인 바와 같이 스캔라인의 각도는 카메라 초점을 중심으로 시계방향으로 증가한다. 하나의 차량에는 여러 개의 PAF 피크들이 속할 수 있는데, 이때 피크들의 위치는 PAF에서 연속이다. 따라서 PAF에서 후보점을 형성한 피크들에 대해 좌에서 우로 순차적으로 번호를 할당하면, 동일한 차량에 속하는 후보점들의 번호 또한 연속이 된다. 이를 후보점들의 순서성이라 한다. 즉, 각각의 후보점은 순서를 갖는다. 또한 TMOP가 전·후 영상에서 서로 대응된 후보점들을 탐색하므로, 이렇게 대응된 후보점들을 낳은 PAF 피크들 사이의 각도차가 후보점들의 각도변화이다.

2. 1차 클러스터링

최초의 스테레오영상은 추출된 후보점들 각각이 예비군집이 되고, 다음 절에서 설명할 2차 클러스터링을 통해 본군집이 형성된다. 둘째 영상부터는 TMOP를 통해 전·후 영상간 대응관계가 파악되므로 이전 영상에서 이루어진 군집결과가 현재 영상으로 전달된다.

다음은 현 영상에서 얻은 후보점들의 클러스터링에 대한 설명이다. 이전 영상의 후보점들과 대응이 이루어진 현재 영상의 후보점들은 대응된 이전 영상의 후보점들이 속한 군집에 배속한다. 그러나 이전 영상의 후보점들과 대응이 이루어지지 않은 후보점들에 대해서는 후보점 각각을 새로운 군집으로 간주한다. 이와 같이 TMOP직후 후보점들에 대해 행해진 클러스터링을 1차 클러스터링이라 하고, 1차 클러스터링으로 얻어진 군집들을 예비군집이라 한다.

표 1은 그림 2에 표시한 후보점들의 1차 클러스터링 결과를 보인 것이다. 표 1에 제시된 정보는 후보점들의 순서, ID, 각도변화, 후보점들이 속한 예비군집번호이다. 여기에서 ID는 각각의 후보점들을 구별하기 위한 색인이며, 각도 변화량

표 1. 후보점들의 속성 및 1차 클러스터링.

Table 1. Attributes of candidate points and first clustering.

순서	ID	각도 변화	예비군집 번호	순서	ID	각도 변화	예비군집 번호
1	1	0	1	12	24	10	0
2	4	0	1	13	27	10	7
3	7	-1	1	14	17	11	7
4	13	1	0	15	33	13	0
5	18	0	4	16	19	13	2
6	3	-1	4	17	29	13	2
7	6	0	4	18	32	15	2
8	14	0	4	19	8	16	2
9	12	0	4	20	20	18	10
10	22	0	4	21	26	20	10
11	5	7	6	22	9	20	10

그림 4. 1차 클러스터링에 의한 예비군집.

Fig. 4. Preliminary clusters from the first clustering.

의 기본단위는 PAF 구축시 사용된 스캔라인의 각도 증분 Δr 이다. 예를 들어 표 1에서 각도변화가 -1인 것은 TMOP에서 대응이 이루어진 현 영상의 PAF의 피크위치가 이전 영상의 PAF의 피크위치에 대해 왼쪽으로 Δr 만큼 이동되었다는 의미이다. 표 1에서 예비군집번호가 0인 후보점은 TMOP에서 대응이 이루어지지 않은 경우로서, 후보점 13, 24, 33이 여기에 해당된다. 이러한 점들에 대해서도 예비군집번호를 할당하는데, 기 사용되지 않은 숫자 가운데 작은 숫자로부터 차례로 할당한다. 이에 따라 표 1의 후보점 13, 24, 33은 각각 3, 5, 8이라는 번호를 할당하였다. 그림 4는 표 1에 제시된 후보점들의 1차 클러스터링에 의해 얻어진 9개의 예비군집들을 직사각형으로 나타낸 것이다.

3. 2차 클러스터링

1차 클러스터링을 통해 얻은 군집들은 미완성이다. 따라서 2차 클러스터링이 필요하다. 이때 예비군집들의 2차 클러스터링을 통해 형성한 군집을 예비군집과 구별하기 위해 본군집이라 한다.

본 절에서 제안하는 클러스터링 알고리즘은 DP를 기반으로 하며, DP의 목적함수는 각 본군집에 속한 후보점들의 바운딩박스(bounding box) 면적의 합의 최소화로 모델링 된다. 각 본군집 바운딩박스의 면적계산은 여기에 속한 후보점들의 3차원공간상의 위치로 이루어진다. DP의 자세한 설명은 문헌 [8]을 참고하기 바란다.

그림 5. 예비군집의 클러스터링을 위한 2차원탐색평면.
Fig. 5. 2D search plane for clustering of preliminary clusters.

알고리즘은 다음과 같이 모형화된다. 먼저, 그림 5에 보인 바와 같은 2차원 탐색평면을 정의한다. 탐색평면상에서 수평 방향은 예비군집순서 i , 수직방향은 본군집의 수 j 를 나타낸다. 탐색평면에서 예비군집과 본군집이 만나는 사각형을 노드(node)라 한다. 이 때 n 개의 예비군집들의 클러스터링은 노드 $(1,1)$ 에서 (n, n) 까지의 최소비용을 갖는 경로탐색 문제로 본다. 여기서 의사결정은 좌측 상단의 노드 $(1, 1)$ 에서 우측 하단의 노드 (n, n) 까지 순차적으로 수행되며, 각 노드에서의 의사결정은 예비군집의 순서성에 의하여 다음 두 가지 경우만을 갖는다. 첫째, 현재의 예비군집 i 가 새로운 본군집을 형성하는 경우이고, 둘째, 현재의 예비군집 i 가 예비군집 $i-1$ 과 동일한 본군집에 속하는 경우이다. 탐색평면에서 상기 첫째 의사결정은 대각선, 둘째 의사결정은 수평선의 부분경로(primitive path)로 표현된다. 최적경로는 이러한 노드들을 연결하는 부분경로들로 구성되며, 최적경로가 노드 (i, j) 를 지나면, 예비군집 i 는 본군집 j 에 속함을 의미한다.

다음은 예비군집들의 클러스터링을 DP로 모형화하는데 사용된 기호와 그것의 의미이다.

- $N_{i,j}$: 2차원탐색평면에서의 노드 (i, j)
- $D(N_{i,j})$: 클러스터링이 종료된 본군집 1에서 $j-1$ 까지의 각 본군집들의 바운딩박스의 면적의 합
- $d(N_{i,j})$: 예비군집 i 가 클러스터링이 진행중인 본군집 j 에 포함될 때, 본군집 j 의 바운딩박스 면적
- $C_1(N_{i,j})$: 노드 $N_{i,j}$ 에서의 의사결정시, 현 예비군집 i 가 새로운 본군집을 형성할 때의 비용함수
- $C_2(N_{i,j})$: 노드 $N_{i,j}$ 에서의 의사결정시, 현 예비군집 i 가 이전 예비군집 $i-1$ 과 동일한 본군집에 속할 때의 비용함수

예비군집들의 클러스터링을 위한 DP의 재귀방정식(recursive equation)은 다음과 같이 표현된다.

$$D(N_{i,j}) = \begin{cases} D(N_{i-1,j}) & \text{if } C_1(N_{i,j}) > C_2(N_{i,j}) \\ D(N_{i-1,j-1}) + \max(d(N_{i-1,j-1}), \alpha) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

$$D(N_{1,1}) = D(N_{2,1}) = \dots = D(N_{n,1}) = 0, \quad 2 \leq i \leq n, j \leq i$$

여기에서 α 는 하나의 본군집 바운딩박스의 최소 면적으로 설정한 실험값으로서, 후보점은 점이므로 면적이 0이 되어 예비군집 각각이 본군집으로 되는 것을 막는 역할을 한다. 본 논문에서는 α 를 15m(가로 3m, 세로 5m 기준)로 설정하였다. $C_1(N_{i,j})$ 와 $C_2(N_{i,j})$ 는 다음과 같이 정의한다.

예비군집순서	1	2	3	4	5	6	7	8	9
본군집수	1	3	4	6	5	7	8	2	10
1	20	16.18 (1.1)	25.29 (1.2)	213.13 (1.3)	306.38 (1.4)	362.91 (1.5)	423.59 (1.6)	481.32 (1.7)	981.79 (1.8)
2		40 (1.1)	36.18 (1.2)	45.29 (1.3)	233.13 (1.4)	233.13 (2.5)	382.91 (2.6)	382.91 (2.7)	521.32 (2.8)
3			80 (2.2)	56.18 (2.4)	65.29 (3.5)	65.29 (3.6)	253.13 (3.7)	253.13 (3.8)	422.91 (3.9)
4				80 (3.3)	76.18 (3.4)	76.18 (4.5)	85.29 (4.6)	85.29 (4.7)	283.13 (4.8)
5					100 (4.4)	96.18 (4.5)	96.18 (4.6)	96.18 (5.7)	125.29 (4.8)
6						120 (5.5)	116.18 (5.6)	116.18 (5.7)	136.18 (5.8)
7							140 (6.6)	136.18 (6.7)	156.18 (6.8)
8								160 (7.7)	176.18 (7.8)
9									200 (8.8)

그림 6. 최적경로 결정.

Fig. 6. Search for optimum path.

표 2. 2차 클러스터링 결과.

Table 2. Result of the second clustering.

순서	ID	예비군집 번호	본군집 번호	순서	ID	예비군집 번호	본군집 번호
1	1	1	1	12	24	5	5
2	4	1	1	13	27	7	5
3	7	1	1	14	17	7	5
4	13	3	1	15	33	8	8
5	18	4	1	16	19	2	8
6	3	4	1	17	29	2	8
7	6	4	1	18	32	2	8
8	14	4	1	19	8	2	8
9	12	4	1	20	20	10	10
10	22	4	1	21	26	10	10
11	5	6	6	22	9	10	10

$$C_1(N_{i,j}) = \begin{cases} \infty & \text{if } j = 1 \\ D(N_{i-1,j-1}) + \max(d(N_{i-1,j-1}), \alpha) + \alpha & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

$$C_2(N_{i,j}) = \begin{cases} \infty & \text{if } i = j \text{ or conditions A and B are not held} \\ D(N_{i-1,j}) + \max(d(N_{i,j}), \alpha) & \text{otherwise} \end{cases}$$

여기에서 조건 A, B는 다음과 같다.

• 조건 A: 예비군집 i 가 본군집 j 에 속할 때 본군집 j 의 바운딩박스는 실제 차량의 폭과 길이보다 작다. 본 논문에서는 실제 차량의 폭과 길이를 버스를 기준으로 해서 각각 3m와 12m로 가정하였다.

• 조건 B: 예비군집 i 가 본군집 j 에 속할 때 예비군집 i 와 $i-1$ 의 각도변화량의 차이는 2보다 작다. 여기에서 각도 변화량은 예비군집에 포함된 후보점들 각각의 각도 변화량의 평균을 취한 것이다. 이 조건은 동일 물체에 속한 후보점들이라면 이 점들의 PAF 상에서 움직임이 유사할 것이라는 전제에서 설정된 것이다.

모든 노드에서 의사결정이 이루어진 후, 본군집들의 바운딩박스의 면적의 합이 최소가 되게 하는 본군집의 수 J 는 다음 수식에 의해 결정된다.

$$J = \arg \min_j \{D(N_{n,j}) + \max(d(N_{n,j}), \alpha)\} \quad (3)$$

최적경로는 노드 $N_{n,J}$ 에서부터 이미 결정된 부분경로를 그림 6에 보인 바와 같이 역탐색하여 찾는다.

그림 6은 표 1에 제시된 예비군집들에 대한 클러스터링 후

그림 7. 클러스터링에 의한 차량분리 결과.

Fig. 7. Vehicle segmentation by clustering.

얻은 최적경로를 나타낸 것이다. 그림에서 최적경로는 9개의 예비군집들이 $\{1, 3, 4\}$, $\{6\}$, $\{5, 7\}$, $\{8, 2\}$, $\{10\}$ 의 5개의 본군집으로 클러스터링 된 결과를 보이고 있다.

표 2와 그림 7은 그림 6의 최적경로에 의해 표 1의 후보점들이 클러스터링 된 결과를 표현한 것이다. 그림 7은 예비군집 결과인 그림 4와 비교해 보면 클러스터링에 의해 예비군집들이 어떻게 재군집화 되었는지 알 수 있다.

IV. 실험결과

실험은 차량에 설치된 전방주시 스테레오카메라에 의해 촬영된 영상으로 이루어졌다. 그림 8은 본 논문에서 제안된 알고리즘에 의해 도로상의 장애물이 얼마나 잘 검출되는지 보인 것이다. 그림의 좌측 컬럼은 SMOP에 의해 추출한 후보점들을 보인 것이며, 우측 컬럼은 추출된 후보점들을 클러스터링하여 차량을 분리한 결과를 보인 것이다.

실험결과를 고찰해 보면 몇 가지 경우에 있어서 동일차량의 후보점들이 서로 다른 군집으로 나뉘는 것을 알 수 있다. 그 이유는 다음과 같이 정리해 볼 수 있다. 첫째, 스테레오비전을 이용한 거리계측은 거리가 멀어질수록 계측의 정확도가 떨어지는 경향이 있다[5]. 따라서 차량이 멀리 있는 경우는 실제 동일 차량에 속하는 후보점들이라도 낮은 정밀도로 인한 거리차이 때문에 서로 다른 군집으로 나뉘는 현상이 발생하였다. 그림 8(d), (n)의 결과가 이런 이유로 카메라로부터 멀리 떨어져 있는 차량이 나뉘어졌다. 둘째, 잡음이 후보점으로 선택되어 야기시키는 에러이다. 아주 우연히 곡선도로의 차선경계가 후보점으로 선택되어 차량에 속하는 후보점과 클러스터링 된 경우가 있다. 그림 8(l)의 멀리 있는 차량이 이런 이유로 둘로 나뉜 것이다. 그림 8(f)에서는 중앙분리대 옆을 주행중인 차량의 그림자에 우연히 중앙분리대에 드리워져 이 그림자에 의해 후보점이 생성되었고, 이 그림자로 인해 생긴 후보점이 차량에 속하는 후보점과 함께 클러스터링이 되는 바람에 차량에 속하는 후보점들이 둘로 나뉘는 결과를 보였다.

실험결과에서 차량이 제대로 분리되지 못한 경우는 참고 문헌 [7]에서 언급한 후보점 생성 문제들과 복합적으로 나타난다. 하지만 본 연구결과와는 이런 군집화 에러가 발생한 경우라 하더라도 최소한 차량에 속하는 후보점들의 일부가 군집으로 검출되기 때문에 차간거리 정보나 차간거리 유지 시스템과 같은 응용시스템에 적용할 수 있다.

(a)

(b)

(c)

(d)

(e)

(f)

(g)

(h)

(o)

(i)

(p)

(j)

(q)

(k)

(r)

(l)

(s)

(m)

(t)

(n)

(u)

그림 8. 차량분리 실험 결과.

Fig. 8. Experimental results of vehicle segmentation.

V. 결론

본 논문에서 제안된 스테레오매칭은 기존의 국부적 매칭법에 비해 장점이 있다. 첫째, SMOP와 TMOP는 전역적 매칭이므로 매칭에 소요되는 시간이 크지 않다. 둘째, 스테레오매칭의 결과가 곧바로 3차원 거리가 된다. 기존의 스테레오매칭에서는 입력영상 각 픽셀의 디스패리티를 얻고 이들을 다시 카메라칼리브레이션 정보를 이용하여 거리로 변환해야 했지만 제안된 방법은 이런 절차가 필요 없다. 셋째, TMOP를 통해 전·후 프레임사이의 후보점들을 추적(tracking)할 수 있다.

클러스터링 알고리즘은 다음과 같은 장점이 있다. 첫째, 후보점 생성시 파생된 후보점 속성을 그대로 이용한다. 둘째, 사전에 클러스터링해야 할 대상의 수량에 대한 정보가 전혀 없는 환경에서도 잘 적용된다.

실험을 통해 제안된 DP 기반의 클러스터링 알고리즘이 차량분리의 정확성을 높이는 데에 기여를 하고 있음을 보였다. 그러나 스테레오비전의 특성상 카메라로부터 거리가 멀어질수록 계측해상도가 떨어진다. 이로 인해 80m 이상 멀리 있는 차량의 경우 클러스터링 오류가 나타났는데, 이러한 문제는 클러스터링 알고리즘으로 모두 해결할 수는 없고, 물체가 갖는 특성을 활용하여 물체를 분리하는 연구가 병행되어야 한다.

참고문헌

- [1] R. Labayrade, D. Aubert, and J. Tarel, "Real time obstacle detection in stereovision on non flat road geometry through v-disparity representation", *Proc. IEEE Intelligent Vehicle Symposium*, 2002.
- [2] S. Nedevschi, R. Danescu, D. Frentiu, T. Marita, F. Oniga, C.

Pocol, R. Schmidt, and T. Graf, "High accuracy stereo vision system for far distance obstacle detection", *Proc. IEEE Intelligent Vehicle Symposium*, pp. 14-17, 2004.

- [3] K.Y. Lee and J.W. Lee, "Detection of road obstacle using a dynamic programming for remapped stereo images to a top-view", *Proc. IEEE Intelligent Vehicle Symposium*, pp. 765-770, 2005.
- [4] Y. Ohta and T. Kanade, "Stereo by intra- and inter- scanline search using dynamic programming", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 7, no. 2, pp. 139-154, 1985.
- [5] O. Faugeras, *Three-dimensional computer vision - a geometric viewpoint*, The MIT Press, 1993.
- [6] R. O. Duda, P. E. Hart and D. G. Stork, *Pattern Classification*, Wiley Interscience, 2001.
- [7] K. Y. Lee and J. W. Lee, "Generic obstacle detection on roads by dynamic programming and remapping of stereo images to a virtual top-view," *Journal of Control, Automation and Systems Engineering*, vol. 11, no. 5, pp. 418-422, 2005.
- [8] F. S. Hillier, *Introduction to Operations Research*, McGraw-Hill, 2006.

이 기 용

2002년 전남대학교 산업공학과(공학사).
2004년 전남대학교 산업공학과(공학석사).
2004년~현재 전남대학교 동 대학원 박사과정. 관심분야는 지능형자동차, 영상처리, 컴퓨터비전.

이 준 웅

1984년 전남대학교 산업공학과(공학사).
1986년 KAIST 산업공학과(공학석사).
1997년 KAIST 자동차 및 설계공학과(공학박사). 1986년~2000년 기아자동차 연구소 및 현대기아연구개발본부 전자개발센터 근무. 2000년~현재 전남대학교 산업공학과 교수. 관심분야는 지능형안전자동차, 차량자율주행, 컴퓨터비전, 센서퓨전.