

동적계획법 기반의 스테레오영상의 대응점 탐색

Extraction of Corresponding Points of Stereo Images Based on Dynamic Programming

이 기 용, 이 준 웅*
(Ki Yong Lee¹ and Joon-Woong Lee¹)
¹Chonnam National University

Abstract: This paper proposes an algorithm capable of extracting corresponding points between a pair of stereo images based on dynamic programming. The purpose of extracting the corresponding points is to provide the stereo disparity data to a road-slope estimation algorithm with high accuracy and in real-time. As the road-slope estimation algorithm does not require dense disparity data, the proposed stereo matching algorithm aims at extracting corresponding points accurately and quickly. In order to realize this contradictory goal, this paper exploits dynamic programming, and minimizes matching candidates using vertical components of color edges. Furthermore, the typical occlusion problem in stereo vision is solved. The proposed algorithm is proven to be effective through experiments with various images captured on the roads.

Keywords: stereo matching, dynamic programming, disparity, occlusion problem

I. 서론

도로교통 영상을 활용하는 많은 시스템들이 도로 노면이 평평(flat)하다는 가정을 사용하지만, 실제 노면은 종방향으로, 횡방향으로 또는 종·횡방향으로 동시에 기울어져 있기도 하다. 더욱이 도로상에는 차량의 진행에 방해가 되는 크고 작은 정적이거나 동적인 다양한 장애물들이 가까이 또는 멀리 있다. 이러한 상황하에 있는 도로상에서 노면에 대한 기울기와 차량이 장애물의 간섭 없이 주행할 수 있는 공간을 스테레오 영상의 시차(disparity)를 이용하여 예측하려면 시차 데이터는 밀도는 높지 않더라도 정확해야 한다. 또한 노면 기울기 정보를 도로를 주행하는 차량에서 활용하기 위해서는 시차데이터의 실시간 추출 문제도 매우 중요하다.

본 논문은 차량이 주행하는 도로의 스테레오 영상으로부터 시차데이터를 얻기 위해 대응점을 정확하게 그리고 빠르게 검출할 수 있는 알고리즘을 제안한다. 여기에서 정확하다는 의미는 “육안으로 보았을 때 정합(matching) 대상이 아닌 점들을 대응점으로 추출하지 않는다.”라는 것이다. 노면의 기울기를 예측하는 데에 시차데이터의 수량에 대한 기준은 알려져 있지 않다. 이에 따라 당 연구팀 자체의 실험으로 노면에 새겨진 표식들의 경계와 차량진행에 방해가 되는 장애물들의 경계에 있는 픽셀들의 시차만 정확히 검출되면 충분하다는 결론을 얻었다. 노면 표식들은 노면상에 새겨진 것들이므로 이들의 시차검출은 당연하지만, 장애물들에 관련된 시차도 매우 중요하다. 그 이유는 시차에 따라 장애물들이 노면으로 오인될 수 있기 때문이다. 따라서 시차데이터는 3차원 복원 문제[1,2]나 장애물을 날개로 분리하는 문제[3,4]와는

달리 조밀할 필요는 없다. 이러한 분석결과에 의해 본 연구에서는 대응점탐색 대상을 노면표식의 경계나 장애물 경계에 관련된 특징이 좀더 명확히 드러난 곳으로 제한할 수 있다. 이러한 접근 방식은 시차검출 오류의 최소화화 처리시간 단축을 꾀할 수 있는 장점이 된다.

그러나 Nedeveshi 등[5]의 SAD (Sum of Absolute Difference)를 기반으로 한 연구결과를 보면 노면에 새겨진 객체들의 경계는 서로 매우 유사하여 오인식 가능성이 높다고 했다. 즉, SAD와 같은 방법으로는 이런 문제를 극복하기 어렵다는 것이다. 따라서 본 논문에서는 처리시간도 단축할 수 있고, 탐색의 정확성도 꾀할 수 있는 인트라 스캔라인 탐색(intra scanline search)과 같은 동적계획법(DP: Dynamic Programming) [4,6-8]을 제안한다. 스테레오 정합에 있어서의 DP의 장점은 정합에 대한 여러 제약조건을 융통성 있게 반영할 수 있다는 점과 탐색 윈도우[5]를 사용하지 않고 정합을 수행할 수 있다는 점이다.

본 논문에서 제안하는 방법에 적용된 정합의 제약조건[9]은 다음 다섯 가지다.

- 1) “좌·우 영상에서 서로 대응된 픽셀의 밝기 또는 칼라 정보는 비슷하다.”라는 유사성(similarity),
- 2) “서로 이웃하는 대응점들의 시차는 유사하다.”라는 원활성(smoothness),
- 3) “좌측영상의 어떤 한 픽셀에 대응되는 우측 영상의 픽셀은 하나다.”라는 유일성(uniquness),
- 4) “대응점들의 위치는 연속된다.”라는 순서성(ordering),
- 5) “대응점은 에피폴라선(epipolar line)상에 있다.”라는 에피폴라 제약이 그것이다.

입력된 스테레오영상을 교정(rectification)한 후에 스테레오 정합을 수행하므로 자연스럽게 에피폴라 제약이 반영된다. 스테레오 영상의 교정은 E. Trucco 등[11]에 의해 제안된 방법을 이용하여 행한다. 유일성 제약은 밝기나 칼라가 유사한

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2011. 2. 20., 수정: 2011. 3. 10., 채택확정: 2011. 3. 29.
이기용, 이준웅: 전남대학교 산업공학과 (시스템자동화 연구소)
(01710402@hanmail.net/joonlee@chonnam.ac.kr)

* 이 논문은 2010년도 전남대학교 학술연구비 지원에 의하여 연구되었음.

픽셀들이 여럿 존재하거나, 또는 좌측 카메라에서는 보이지는 데 우측 카메라에서는 보이지 않거나 또는 그 반대이거나 하는 폐색 영역(occlusion region)이 존재하면 성립되지 않는다. 제안된 DP 모델에서 전자의 문제는 유사성제약과 원할성제약으로 해결하고, 폐색영역에 관련된 문제는 DP가 탐색하는 경로를 분석하고, DP 모델에 폐색영역에 관한 비용을 도입함으로써 해결한다.

논문의 구성은 다음과 같다. II 장에서는 정합후보 선정의 개요를 설명하고, III 장에서 대응점 탐색 알고리즘을 설명한다. IV 장에서 실험결과, 그리고 V 장에서 결론을 맺는다.

II. 정합후보 선정

본 연구에서 대응점탐색은 좌·우 영상에서 정합을 수행할 후보를 선정하는 것부터 수행한다. 정합후보 선정에는 대개 에지(edge), 모서리(corner), 선분(line)과 같은 특징이 사용되는데[12], 여기에서는 검출에 소요되는 시간이 짧고, 영상내에 객체의 수가 많은 에지를 사용한다. 칼라영상 $I(x, y)$ 에 대해 색 성분 r (red), g (green), b (blue) 각각의 에지 $\Delta I^c(x, y)$ 는 다음 식 (1)에 의해 추출한다.

$$\Delta I^c(x, y) = [G_x^c(x, y) \ G_y^c(x, y)]^T = \left[\frac{\partial I^c(x, y)}{\partial x} \ \frac{\partial I^c(x, y)}{\partial y} \right]^T, \quad c = r, g, b \quad (1)$$

여기에서 $G_x^c(x, y)$ 는 에지의 수직성분이고, $G_y^c(x, y)$ 는 에지의 수평성분이며, 미분연산은 3x3 소벨(sobel) 연산자[10]를 이용하여 행한다.

교정된 영상에서 좌·우영상의 에피폴라선은 동일한 행이 된다[11]. 따라서 본 연구에서 대응점탐색은 좌·우영상의 동일한 행내에서 이루어진다. 이 때 수평성분이 강한 수평의 에지가 존재하는 행에서는 동일한 행내에 매우 유사한 수평 성분 값이 연속적으로 나타날 가능성이 크지만, 수직성분은 그럴 가능성이 낮다. 이와 같은 성질은 도로교통영상에서 주로 나타난다. 그러므로 정합후보 선정시 에지의 수평성분을 사용할 경우, 이후 수행되는 정합과정에서 오정합 가능성이 커지므로 정합후보 선정은 에지의 수직성분을 사용하여 행한다. 정합후보 선정을 위해 함수 $M_c(x, y)$ 를 다음과 같이 정의하고, 값이 1인 픽셀들을 정합후보로 선정한다.

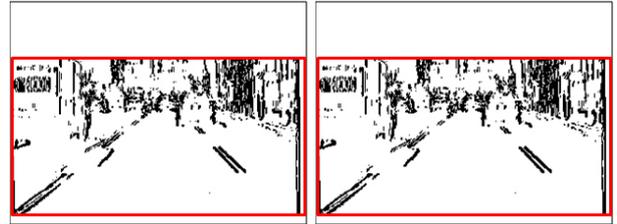
$$M_c(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } G_x^c(x, y) \geq \tau \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

여기에서 $G_x^c(x, y) = \max\{|G_x^r(x, y)|, |G_x^g(x, y)|, |G_x^b(x, y)|\}$ 이며, τ 는 $G_x^c(x, y)$ 의 임계치로서 $\tau = \mu_{G_x} + \sigma_{G_x} / 4$ 로 정의한다. 이 때 사용되는 μ_{G_x} 와 σ_{G_x} 는 대응점탐색을 위해 미리 영상에 설정한 관심영역의 $G_x^c(x, y)$ 의 평균과 표준편차다. τ 를 이와 같이 정의한 것은 반복 실험결과 정합후보 수량을 적절하게 산출했기 때문이다.

그림 1은 스테레오 영상에서 식 (2)에 의해 정합후보를 선정할 예를 보인 것이다. 그림 1(b)의 빨간색 사각형은 정합을 수행할 관심영역을 나타낸 것이며, 이 사각형내의 검정색 화



(a) Stereo image



(b) Region of interest and matching candidates

그림 1. 스테레오영상의 관심영역과 추출된 정합후보.

Fig. 1. Region of interest of a pair of stereo images and its matching candidates.

소들이 선정한 정합후보들이다. 여기에서 관심영역은 차량의 주행과는 무관한 하늘 부분을 배제한 것으로서 영역의 상단은 소실점[10]보다는 위로 정한다.

III. 대응점탐색

1. 탐색평면

대응점탐색은 교정된 좌·우영상의 동일 행에서 수행된다. 이 때 탐색이 이뤄지는 행을 스캔(scan) 라인이라 한다. 스캔 라인상에서의 대응점탐색을 위해 그림 2에 보인 바와 같은 탐색평면을 구축한다.

평면의 상단에는 좌측 스캔라인의 $G_x(x, y)$, 우단에는 우측 스캔라인의 $G_x(x, y)$ 를 배치한다. 그림에서 빨간색 직선은 식 (2)의 τ 이며 M 과 N 은 좌·우 스캔라인 각각의 정합후보의 수량이다. 탐색평면에서 좌측 스캔라인의 정합후보들이 있는 곳에 수직선을 긋고, 우측 스캔라인의 정합후보들이 있는 곳에 수평선을 그어 이 수직·수평선이 만나는 교점을 노드(node)라 한다. 단, 그림 2에서 노드 (0, 0)과 노드 (M, N)은 정합후보와 무관하게 좌·우 스캔라인 각각의 양쪽 끝에

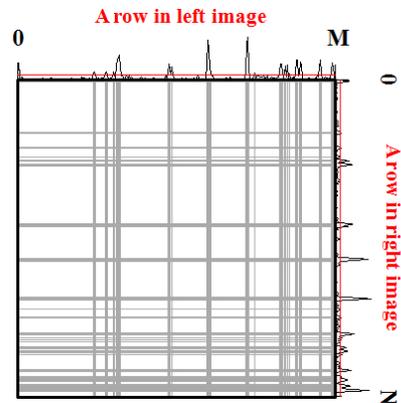


그림 2. 탐색평면.

Fig. 2. Search plane.

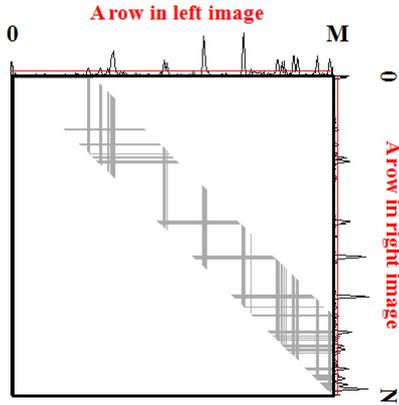


그림 3. 탐색범위의 제한.
Fig. 3. Limitation of search range.

서 그은 수직·수평선에 의해 만든다. 노드는 “노드를 생성한 좌·우 스캔라인상의 두 정합후보들이 서로의 대응점일 수 있다.”라는 의미를 내포한다. 따라서 대응점탐색 결과를 탐색평면에 나타내면 여러 노드들을 지나는 하나의 경로가 생성된다. 즉, 좌·우 스캔라인상의 정합후보들 사이의 대응점을 찾는 것은 탐색평면의 노드 (0, 0)에서 노드 (M, N)까지의 최소비용을 갖는 최적경로를 찾는 문제가 된다.

대응점탐색 시간을 줄이기 위해 최대시차(maximum disparity)를 이용하여 탐색영역을 제한한다. 그림 3은 그림 2의 탐색평면에서 탐색영역을 제한한 결과다. 노드 (0, 0)과 (M, N)을 잇는 대각선은 시차가 0이다. 이 대각선 좌측은 시차가 음이고, 우측은 양이다. 최대시차는 좌·우 카메라의 설치 간격, 렌즈의 초점거리, 영상의 수평 픽셀수 등에 의해 결정된다.

2. 최적경로와 부분경로

탐색평면에서 최적경로는 노드와 노드를 연결하는 부분경로(primitive path)들의 조합으로 이루어진다. 본 연구에서는 부분경로로 그림 4에 보인 네 가지 타입 D, V, H, B만을 고려한다. 각 타입은 좌·우 스캔라인의 정합후보들 사이에 그림 5에 보인 바와 같은 대응관계를 갖는다. 예를 들어, 타입 D는 좌측 스캔라인의 정합후보 i 와 $i+1$ 이 우측 스캔라인의 정합후보 j 와 $j+1$ 에 각각 대응된 경우이다. 타입 V는 우측 카메라

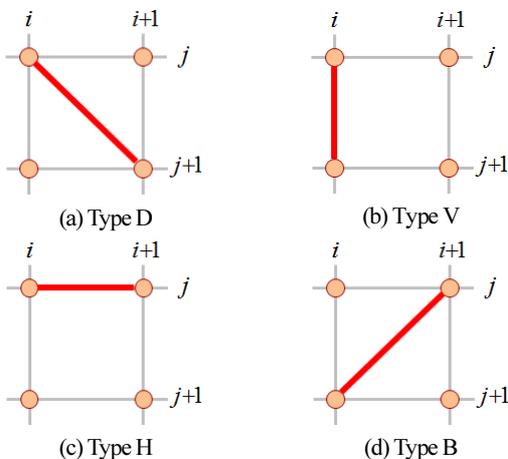


그림 4. 부분경로의 타입.
Fig. 4. Types of a primitive path.

라에서는 보이지만 좌측 카메라에서는 보이지 않는 부분이 존재하기 때문에 형성되며, 반대로 타입 H는 좌측 카메라에서는 보이지만 우측 카메라에서 보이지 않는 부분이 존재하기 때문에 형성된다. 이와 같이 좌·우 카메라의 어느 한쪽에서 보이지 않는 영역을 폐색영역이라 하며, 이런 영역의 존재는 대응점탐색에 사용되는 유일성 제약조건을 위배하는 원인이 된다. 타입 B는 좌측 스캔라인의 정합후보 i 와 $i+1$ 이 우측 스캔라인 정합후보 $j+1$ 과 j 에 각각 대응된 경우로, 순서성(ordering) 제약조건을 위배된다. 이 이유로 본 연구에서는 타입 B를 제외한 D, V, H만을 부분경로의 형태로 인정한다.

최적경로가 지나는 노드는 이 노드를 형성한 좌·우 스캔라인의 해당 정합후보들이 서로 대응될 가능성이 높다는 의미의 폐색영역과 관련된 타입 V와 H때문에 정확한 것으로 볼 수는 없다. 그러므로 최적경로가 지나는 노드들 중에서 부정확한 정합이 이루어진 노드들을 선별해야 한다. 이를 위해 임의의 노드를 지나는 부분경로 조합의 유효성(validity)

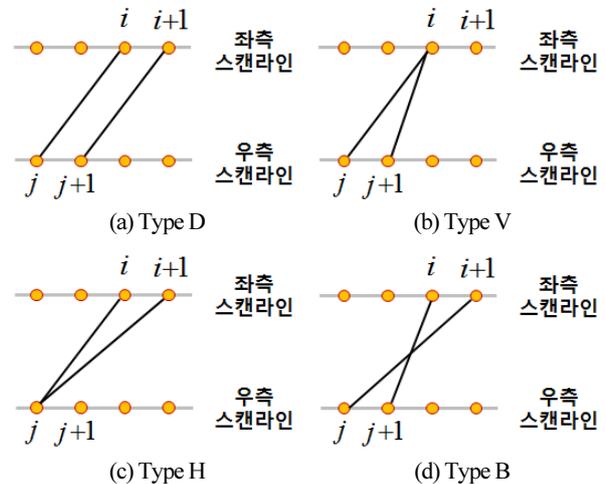


그림 5. 부분경로와 대응점.
Fig. 5. Primitive path and its corresponding point.

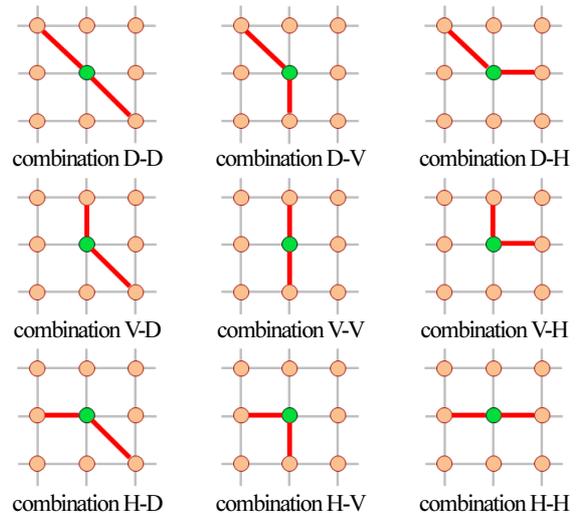


그림 6. 부분경로의 조합.
Fig. 6. Combinations of primitive paths.

검증이 필요한데, 이 때 고려할 부분경로의 조합은 그림 6에 보인 것처럼 9가지이다.

최적경로상에서 정확한 정합이 이루어진 노드는 부분경로의 조합에서 타입 V와 H의 위치에 따라 결정된다. 상·하의 두 노드를 연결한 타입 V의 경우 아래쪽 노드 형성에 기여한 우측 스캔라인의 정합후보가 좌측 카메라에서는 보이지 않는 폐색영역에 속할 가능성이 크고, 좌·우의 두 노드를 연결한 타입 H의 경우는 왼쪽 노드 형성에 기여한 좌측 스캔라인의 정합후보가 우측 카메라에서는 보이지 않는 폐색영역에 속할 가능성이 크다. 이에 따라 부분경로의 조합 중에서 타입 V가 임의의 노드의 위쪽에 위치하는 조합 V-D, V-V, V-H와 타입 H가 임의의 노드의 오른쪽에 위치하는 조합 D-H, V-H, H-H에서 임의의 노드는 부정확한 정합이 이루어진 노드로 간주하고 최적경로에서 제외한다. 따라서 정확한 정합이 이루어진 노드는 조합 D-D, D-V, H-D, H-V로부터 얻는다. 이 방법은 정합의 정확성을 높이고, 유일성 제약조건을 만족한다.

부분경로로 타입 D, V, H를 사용하고, 최대시차를 이용해 탐색영역을 제한하면 노드 (0, 0)에서 (M, N)까지 가는 경로가 하나도 존재하지 않을 수 있다. 그림 7(a)가 바로 이런 사례이다. 그림 7(a)의 점선 사각형내에 노드가 하나도 존재하지 않는데, 그 이유는 사각형에 해당되는 영역에 좌측 정합후보

는 존재하지만 우측 정합후보가 존재하지 않기 때문이다. 이 사례와는 반대로 우측 정합후보에 대해 최대시차내에 좌측 정합후보가 없는 상황도 있을 수 있다. 따라서 경로탐색 과정에서 양측 스캔라인의 정합후보가 최대시차내에 동시에 존재하지 않고 어느 한 쪽만 있을 때는 그 정합후보는 정합후보군에서 제거한다. 그림 7(b)는 그림 7(a)의 탐색평면에서 경로생성을 막는 정합후보들을 제거한 이후 얻은 탐색평면과 경로를 나타낸 것이다.

3. 동적계획법을 이용한 경로생성

구축된 탐색평면에서 최적경로를 탐색하기 위해 동적계획법을 사용한다. 동적계획법은 최적경로를 탐색하는 대표적인 최적화 기법으로 계산복잡도가 낮아 실시간 대응점탐색에 자주 사용된다[6,7].

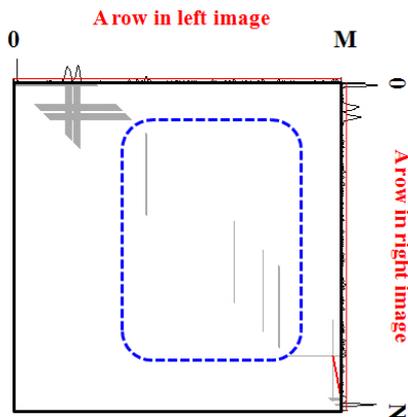
본 논문에서 대응점탐색을 위한 DP 모델은 다음과 같이 구축된다. 좌측 스캔라인의 i 번째 정합후보와 우측 스캔라인의 j 번째 정합후보에 의해 생성된 노드를 $n_{i,j}$ 로 표기한다. 그리고 노드 $n_{0,0}$ 에서 출발하여 노드 $n_{i,j}$ 에 도달하는 최적경로의 비용함수를 $D(n_{i,j})$, 노드 $n_{i,j}$ 에서 출발하는 세 가지 부분경로 타입 D, V, H 각각의 비용함수를 $d_D(n_{i,j})$, $d_V(n_{i,j})$, $d_H(n_{i,j})$ 로 표기한다. 그림 8은 이들 세 부분경로의 비용함수를 나타낸다. 즉, 이 세 부분경로 타입에 의해 $n_{i,j}$ 에 도달하는 길은 세 가지가 있다. 이 세 길중에 비용이 가장 적은 길이 최적경로로 선택된다.

탐색평면에서의 최적경로탐색을 위한 동적계획법의 재귀방정식은 다음과 같다.

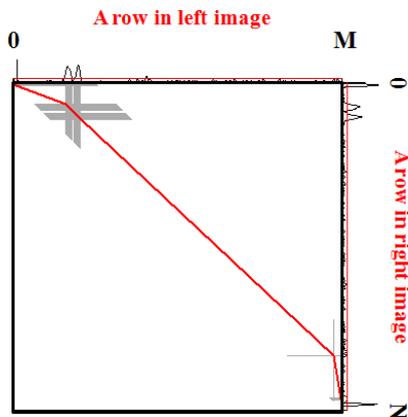
$$D(n_{i,j}) = \min \{ D(n_{i-1,j-1}) + d_D(n_{i-1,j-1}), D(n_{i,j-1}) + d_V(n_{i,j-1}), D(n_{i-1,j}) + d_H(n_{i-1,j}) \} \quad (3)$$

$$D(n_{0,0}) = 0, \quad 1 \leq i \leq M, \quad 1 \leq j \leq N$$

최적경로가 지나는 노드는 이 노드에 연결된 전·후 두 부분경로의 타입에 따라 정합 여부가 결정된다. 따라서 부분경로의 비용함수 또한 노드의 전·후 두 부분경로의 타입에 따라 다르게 정의된다. 즉, 정확한 정합이 이루어질 부분경로의 조합 D-D, D-V, H-D, H-V에서는 두 정합후보의 유사성과 시차의 유효성에 의해 비용함수가 정의되고, 폐색영역에 의해 부정확한 정합이 이루어지는 조합 V-D, V-V, V-H, D-H, H-H에서는 폐색영역에 대한 벌칙을 부과하는 것으로 비용함수를 정의한다. 노드 $n_{i,j}$ 와 이웃하는 노드 $n_{i+1,j+1}$, $n_{i,j+1}$, $n_{i+1,j}$ 를 연결하는 부분경로의 비용함수 $d_D(n_{i,j})$, $d_V(n_{i,j})$, $d_H(n_{i,j})$ 는



(a) A search plane that cannot produce a path



(b) A search plane after removing matching candidates and optimal path

그림 7. 정합후보 제거.

Fig. 7. Removal of matching candidates.

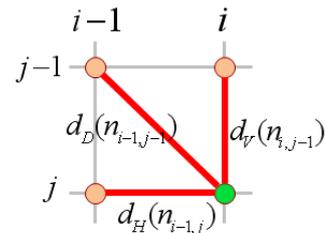


그림 8. 부분경로의 비용함수.

Fig. 8. Cost functions of primitive paths.

표 1. 이전 부분경로의 타입에 따른 부분경로의 비용함수.
Table 1. Cost function of a primitive path relying on the type of a previous primitive path.

비용함수 이전 부분경로	$d_D(n_{i,j})$	$d_V(n_{i,j})$	$d_H(n_{i,j})$
타입 D	$S(i,j) + s(n_{i,j}, n_{i+1,j+1})$	$S(i,j) + s(n_{i,j}, n_{i,j+1})$	$O_L(i)$
타입 V	$O_R(j)$	$O_R(j)$	$O_L(i) + O_R(j)$
타입 H	$S(i,j) + s(n_{i,j}, n_{i+1,j+1})$	$S(i,j) + s(n_{i,j}, n_{i,j+1})$	$O_L(i)$

(단, $d_H(n_{i,0}) = O_L(i)/2$, $d_V(n_{M,j}) = O_R(j)/2$)

노드 $n_{i,j}$ 의 직전에 결정된 부분경로의 타입에 따라 표 1과 같이 정의한다.

표 1에서 부분경로의 비용함수를 정의하는데 사용된 $S(i,j)$ 는 좌·우 스캔라인의 정합후보 i 와 j 의 영상특징의 유사성을 나타내는 함수로서, 이 두 후보의 영상특징의 차이를 평가한다. $s(n_{i,j}, n_{k,l})$ 는 시차의 원활성함수로 정합후보 i 와 j 가 이루는 시차와 정합후보 k 와 l 이 이루는 시차의 유사성을 평가한다. 그리고 $O_L(i)$ 과 $O_R(j)$ 는 좌·우 스캔라인의 폐색영역에 대한 비용함수이다. 이 비용함수의 값으로 폐색영역에 해당하는 정합후보의 예지성분들을 모두 합한 것을 부여하는데, 그 이유는 예지값이 큰 정합후보의 정합가능성을 예지값이 적은 정합후보보다 더 높이기 위해서다.

폐색영역은 장애물에 의한 것과 좌·우 카메라의 위치차이에 의한 것으로 구별된다. 후자의 경우 폐색영역은 좌측 영상에서는 좌측 끝에, 우측 영상에서는 우측 끝에 위치하며 연속된 구간을 갖는다. 따라서 이 구간에 존재하는 정합후보들은 정합이 이루어져서는 안된다. 따라서 정합 불확실성을 감소시킬 목적으로 표 1의 $d_H(n_{i,0})$ 과 $d_V(n_{M,j})$ 각각에는 장애물에 의한 폐색영역 비용 $O_L(i)$ 와 $O_R(j)$ 의 절반을 할당한다.

표 1의 부분경로 조합의 비용함수를 정의하는 데에 사용된 함수들은 다음 수식과 같다.

$$S(i,j) = \sum_{c=r,g,b} \left(|I_c^r(i_p) - I_c^r(j_p)| + |\Delta L_c^r(i_p) - \Delta L_c^r(j_p)| \right) \quad (4)$$

$$s(n_{i,j}, n_{k,l}) = \omega_s \times \mu_{G_x} \times |(i_p - j_p) - (k_p - l_p)| \quad (5)$$

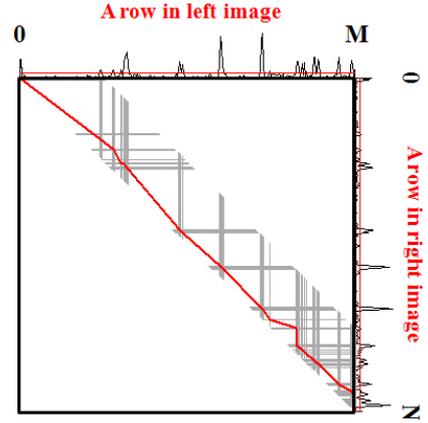
$$O_L(i) = \sum_{c=r,g,b} |\Delta L_c^r(i_p)| \quad (6)$$

$$O_R(j) = \sum_{c=r,g,b} |\Delta L_c^r(j_p)| \quad (7)$$

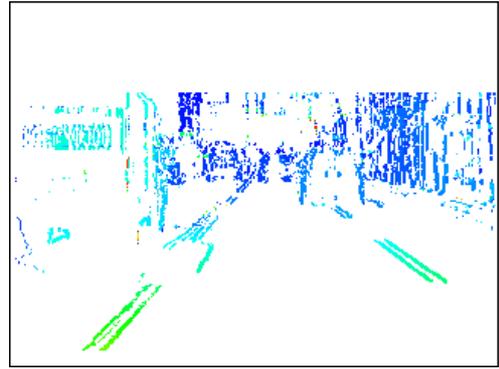
단, $S(i,0) = 0$, $s(n_{i,0}, n_{k,l}) = 0$, $0 \leq i < M$, $0 \leq j < N$,

$$j_p \leq i_p \leq j_p + MaxDsp, \quad l_p \leq k_p \leq l_p + MaxDsp$$

여기에서 i_p, k_p 는 각각 좌측 스캔라인의 i 와 k 번째 정합후보의 열(column)을 나타내고, j_p, l_p 도 각각 우측 스캔라인에서 j 와 l 번째 정합후보의 열을 나타내며 $MaxDsp$ 는 최대시차를 나타낸다. I^c 와 ΔL^c 는 각각 수식 (1)의 색상과 에지를 나타내고, 아래첨자 L 과 R 은 각각 좌·우 스캔라인을 의미한



(a) Optimal path



(b) Disparity map

그림 9. 최적경로와 시차맵.

Fig. 9. Optimal path and disparity map.

다. μ_{G_x} 는 수식 (2)에서 계산된 좌측 영상의 관심영역의 $G_x(x,y)$ 의 평균이고, ω_s 는 유사성 제약을 나타내는 $S(i,j)$ 와 원활성 제약을 나타내는 $s(n_{i,j}, n_{k,l})$ 사이의 상대적인 영향력을 조절하는 가중치로서 실험적으로 결정한다. 만약 ω_s 가 너무 크면 유사성보다 원활성 제약의 영향이 커져서 최적경로는 직선에 가까운 형태가 된다. 반대로 너무 작으면 최적경로는 불규칙한 형태가 된다. 현재, ω_s 의 값으로 1을 사용하고 있다. 식 (5)의 $s(n_{i,j}, n_{k,l})$ 의 $|(i_p - j_p) - (k_p - l_p)|$ 항에 μ_{G_x} 를 반영한 이유는 $S(i,j)$ 와 $s(n_{i,j}, n_{k,l})$ 의 균형을 유지하기 위해서다. 또한 식 (4)의 $S(i,j)$ 에 색상과 에지를 함께 반영한 이유는 좌·우 카메라 조리개의 개폐량의 차이, 그림자의 영향 등에 의해 어쩔 수 없이 좌·우 영상에서 발생하는 색상차를 극복하기 위해서이다.

그림 9는 지금까지 기술한 방법으로 얻은 최적경로와 시차맵을 나타낸 것이다. 그림 9(a)의 사각형내에서 빨간색 선으로 표시된 최적경로는 좌·우 스캔라인에서 서로 대응되는 정합후보들에 의해 생성된 노드들을 지난다. 그림 9(b)는 그림 1(a)의 스테레오 영상의 관심영역내의 모든 스캔라인에 대해 최적경로를 얻고 이를 바탕으로 구축한 시차맵을 나타낸 것이다. 시차맵에서 화소의 색상은 시차의 크기를 구별한 것으로 큰 시차에서 작은 시차를 빨간색 계열, 녹색계열, 파란색 계열 순으로 표시했다.

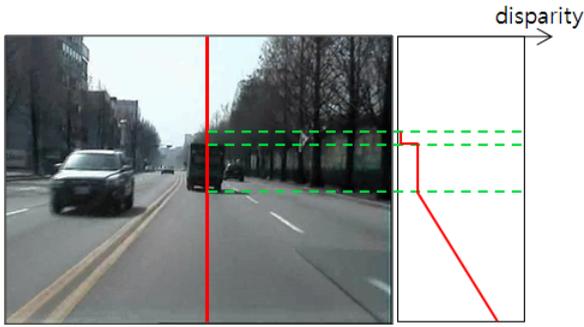


그림 10. 종방향의 시차변화.
Fig. 10. Disparity change along vertical direction.

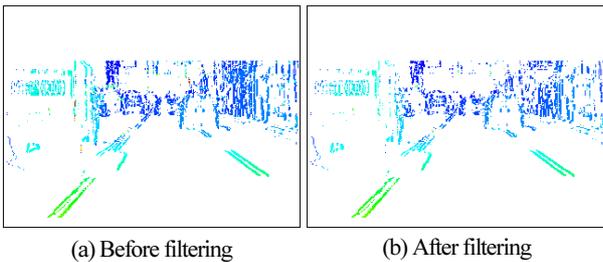


그림 11. 시차데이터의 필터링.
Fig. 11. Filtering of disparity data.

4. 시차데이터 필터링

시차 데이터는 대응점탐색 오류를 포함할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 도로교통영상의 특성을 고려한 필터링 과정을 수행한다. 도로교통영상에서는 영상의 하단에서 상단으로 갈수록 3차원 공간상에서 카메라로부터 거리가 증가하거나 동일한 거리를 갖는다. Franke는 이러한 특성을 중력(gravity) 제약조건이라 했다[13]. 그림 10은 중력제약조건을 설명하고 있는데, 영상의 하단에서 상단으로 갈수록 시차가 작아지거나 유사함을 볼 수 있다.

필터링은 시차맵의 각 열을 대상으로 중력제약조건을 적용하여 이를 만족하지 않는 시차들을 제거하는 과정이다. 그림 3.11은 그림 3.9(b)의 시차맵을 대상으로 실시된 필터링 전과 후를 비교한 것이다. 필터링 전의 시차맵에서 오류에 해당하는 시차들이 필터링 후에 제거되었음을 볼 수 있다. 이 예에서는 필터링을 통해 18.92%의 시차데이터가 제거되었다.

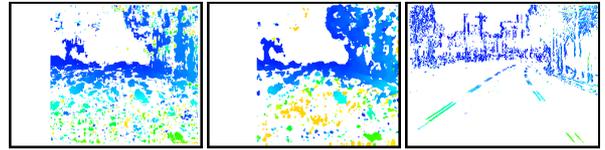
IV. 실험결과

본 연구는 자연환경하의 도로교통영상을 대상으로 시차를 검출하여 이를 노면의 기울기와 차량이 장애물의 간섭 없이 주행할 수 있는 공간을 검출하는 데에 활용하기 위한 것으로 정확하고 빠른 대응점탐색 여부가 매우 중요하다.

그림 12(a)와 (c)는 40cm 간격으로 차량에 장착된 두 대의 파나소닉 WV-CP474 카메라로 서로 다른 장면에서 촬영한 스테레오영상으로 크기는 320×240 이다. 렌즈 초점거리는 8mm였고, 최대시차는 80으로 정했다. 영상들을 보면 동시에 동일한 카메라로 촬영했음에도 좌·우 영상간에 밝기차와 색상차가 남을 알 수 있다. 이것은 화이트밸런스(white balance), 오토아이리스(auto iris) 또는 다이내믹레인지(dynamic range) 기능 등에 의한 것으로 파악된다. 이런 현상은 자연환경하의



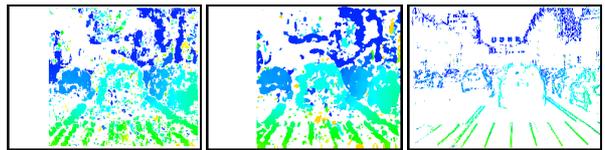
(a) Stereo image-1 (left: left image, right: right image)



(b) Disparity map-1 (left: BM, middle: SGBM, right: DPM)



(c) Stereo image-2 (left: left image, right: right image)



(d) Disparity map-2 (left: BM, middle: SGBM, right: DPM)

그림 12. 시차맵의 비교.

Fig. 12. Comparison of disparity maps.

도로교통영상에서는 피하기 어려운 문제로서, 도로교통영상으로부터 시차맵 구축을 수행하는 알고리즘은 이런 문제를 극복해야 한다.

본 연구에서 제안된 알고리즘 DPM (DP method)이 이런 문제에 얼마나 효율적으로 대응할 수 있는지 검증이 필요하다. 그림 12는 이를 위해 DPM에 의해 구축된 시차맵과 OpenCV 라이브러리[14]에서 지원한 BM (Black Matching)과 SGBM (Semi-Global Black Matching) 을 적용하여 얻은 시차맵을 제시한 것이다. BM과 SGBM에서 얻은 시차맵들을 살펴보면 원래 이 방법들이 추구하는 조밀한 시차맵 구축에 실패했고, 노면영역에 해당된 곳에서는 정합결과에 많은 오류까지 보였다. 또한 장애물들의 경계는 뭉뚱그려져 있고, 원거리 영역에서 정합이 제대로 이루어지지도 않았다. 반면에 DPM으로 얻은 시차맵은 정합된 화소의 수는 OpenCV에서 지원된 두 방법보다 상대적으로 적었지만 장애물의 경계에서 시차가 뚜렷하게 나타나고, 원거리에서도 정합이 잘 이루어졌다. 또한 BM이나 SGBM의 시차맵보다 오정합된 영역이 적었다. 이 실험으로부터 DPM이 자연환경하의 도로교통영상에서는 BM이나 SGBM보다 양호한 결과를 보인다는 것을 확인하였다.

인텔코어 2쿼드 2.4GHz, 램 2GB인 PC에서 그림 12에 제시된 바와 같은 320×240크기의 스테레오영상에 대해 수행된 시차맵구축 시간을 보면 BM이 12ms로 가장 짧고 이어 DPM,

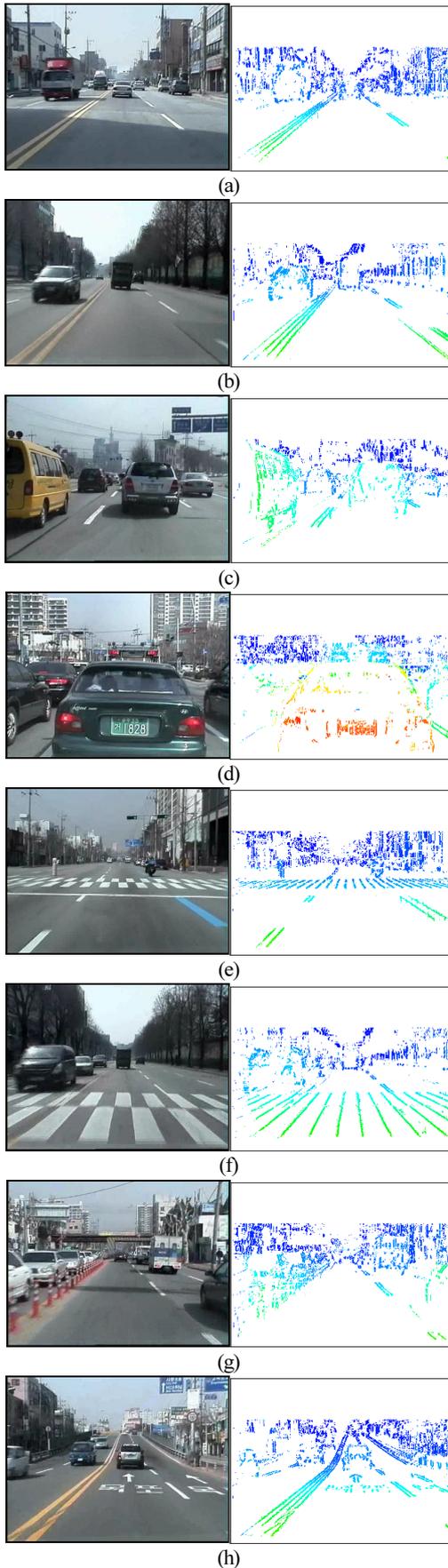


그림 13. 다양한 도로교통영상과 시차맵.
 Fig. 13. Various road-traffic images and their disparity maps.

SGBM의 순서였다. BM과 SGBM은 SIMD (Single Instruction Multiple Data)의 일종인 SSE2 (Streaming SIMD Extensions 2)를 지원한다. DPM의 처리시간은 프레임당 평균 42ms로 초당 약 24프레임을 처리하였다.

그림 13은 제안된 대응점탐색 알고리즘을 다양한 도로교통영상에 적용하여 얻은 시차맵을 보인 것이다. 그림의 좌측이 영상이고 우측이 시차맵을 나타낸다. 그림 13(a)는 노면의 넓은 영역에 그림자가 드리워 있는 경우이고, 그림 13(b), (c)는 일반 도로로서 도로상에 차량의 수량이나 배경에 가로수들이 있는 경우이다. 그림 13(d)는 전방의 차량이 자차량에 매우 근접되어 있는 경우이다. 그림 13(e), (f)는 횡단보도가 노면에 새겨져 있고, 그림 13(e)는 자차량에 근접된 곳에 장애물이 없는 경우이다. 그림 13(g)는 도로상에 도로의 중앙을 표시하는 높이가 비교적 낮은 말뚝이 박혀 있는 경우이다. 그림 13(h)는 노면에 글씨가 새겨져 있고, 오르막 경사가 있는 경우이다. 그림 13에 제시된 모든 경우에 있어서 제안된 알고리즘은 노면에 새겨진 차선표식이나 횡단보도 표식, 글씨 등의 경계에 대응되는 시차를 정확하게 추출하였고, 차량, 2륜 차량, 작은 말뚝, 그리고 나무와 같은 장애물의 경계에 대응되는 곳에서도 시차를 정확히 추출하였음을 알 수 있다. 이 실험결과로부터 제안된 알고리즘이 목표로 하는 노면의 기울기와 차량이 장애물의 간섭 없이 주행할 수 있는 공간을 검출하는 데에 활용될 수 있음을 알 수 있다.

V. 결론

도로교통영상의 실시간 활용에 있어 대응점탐색은 처리시간과 정확성이 가장 큰 이슈이다. 이런 관점에서 볼 때 본 연구는 도로교통영상에 적합하고, 실시간 처리가 가능한 대응점탐색 기법을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 다음과 같은 특징들에 의해 처리시간 단축과 정확성향상이라는 두 가지 목표를 실현하였다. 대응점탐색의 실시간 처리를 위해 고정된 영상을 사용하고, 정합후보를 에지의 수직성분이 강한 곳으로 한정하였다. 그리고 좌·우영상의 동일한 단일의 행 내에서 정합이 이루어졌고, 정합후보들 사이의 유사도 평가도 화소 단위로 이루어졌다. 대응점탐색의 정확성 향상을 위해 좌·우영상의 두 행과 정합후보들을 이용하여 탐색평면을 구축하고, 탐색평면에서의 경로탐색 문제로 모형화하였다. 이 때 동적계획법 기반의 대응점탐색에서는 유사성, 원할성, 순서성, 유일성 제약조건을 모두 만족시켰다. 영상의 모든 행에 대해서 이를 반복하여 시차맵을 얻고, 중력제약조건을 사용해서 잘못된 대응점탐색 결과들을 제거하였다.

제안된 대응점탐색 기법은 도로교통영상에 대해서 BM이나 SGBM보다 좋은 성능을 보였다. 제안된 기법으로 얻은 시차맵은 정합된 화소의 수는 적지만 장애물의 경계에게 시차가 뚜렷하게 나타나고, 원거리에서도 정확한 정합이 이루어졌다. 또한 320×240크기의 영상에 대해 초당 23.8프레임이라는 빠른 처리속도를 갖는다.

참고문헌

[1] D. Scharstein and R. Szeliski, "A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithm," *International Journal of Computer Vision*, vol. 47, no. 1-3, pp. 7-

- 42, 2002.
- [2] M. Z. Brown, D. Burschka, and G. D. Hager, "Advances in computational stereo," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 25, no. 8, pp. 993-1008, 2003.
- [3] A. Seki and M. Okutomi, "Robust obstacle detection in general road environment based on road extraction and pose estimation," *Electronics and Communications in Japan, Part 2*, vol. 90, no. 12, pp. 12-22, 2007.
- [4] S. Forstmann, Y. Kanou, J. Ohya, S. Thuring, and A. Schmitt, "Real-time stereo by using dynamic programming," *CVPR*, pp. 29-36, 2004.
- [5] S. Nedevschi and R. Schmidt, "High accuracy stereo vision system for far distance obstacle detection," *IEEE Intelligent Vehicle Symposium*, pp. 292-297, 2004.
- [6] K.Y. Lee and J. W. Lee, "Detection of road obstacles using a dynamic programming for remapped stereo images to a top-view," *IEEE Intelligent Vehicle Symposium*, pp. 764-769, 2005.
- [7] Y. Ohta and T. Kanade, "Stereo by intra- and inter-scanline search using dynamic programming," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-7, no. 2, pp. 139-154, 1985.
- [8] F. S. Hillier, *Introduction to Operations Research*, 8Ed., McGraw-Hill, 2006.
- [9] O. Faugeras, *Three-dimensional computer vision – a geometric viewpoint*, The MIT Press, 1993.
- [10] R. G. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, Addison-Wesley, 1992.
- [11] E. Trucco and A. Verri, *Introductory Techniques for 3-D*

Computer Vision, Prentice Hall, 1998.

- [12] S. Birchfield and C. Tomasi, "Depth Discontinuities by Pixel-to-Pixel Stereo," *Proc. of IEEE ICCV*, 1998.
- [13] S. Gehrig and U. Franke, "Improving stereo sub-pixel accuracy for long range stereo," in *Proc. IEEE 11th, ICCV*, pp. 1-7, 2007.
- [14] <http://opencv.willowgarage.com/wiki/> : OpenCV library



이 기 용

2002년 전남대학교 산업공학과(공학사).
2004년 전남대학교 산업공학과(공학석사).
2011년 전남대학교 동 대학원 박사.
2011년~현재 삼성전자 선임연구원. 관심분야는 지능형자동차, 영상처리, 컴퓨터비전.



이 준 응

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.