

논문 2010-47SC-6-13

U-시차맵과 조감도를 이용한 스테레오 비전 기반의 장애물체 검출 및 차량 검증 방법

(Stereo Vision-Based Obstacle Detection and Vehicle Verification
Methods Using U-Disparity Map and Bird's-Eye View Mapping)

이 충 희*, 임 영 철*, 권 순*, 이 중 훈*

(Chung-Hee Lee, Young-Chul Lim, Soon Kwon, and Jong-Hun Lee)

요 약

본 논문에서는 U-시차맵과 조감도를 이용한 스테레오 비전 기반의 장애물체 검출 및 차량 검증 방법을 제안한다. 먼저 최대 빈도 값을 이용하여 V-시차맵 상에서 도로 특징 정보를 추출하고, 추출된 도로 정보를 이용하여 대략적인 도로상의 장애물체 영역을 추출한다. 좀 더 정확한 장애물체 영역 추출을 위하여 U-시차맵을 생성하는데, 이때 시차값과 카메라 파라미터를 이용하여 계산된 문턱치를 이용하여 높이 제한된 U-시차맵을 생성함으로써, 일정한 높이의 장애물체만을 검출 할 수 있다. 그러나 검출된 장애물체 영역 내에는 여전히 다수의 장애물체와 배경이 존재하므로, 세그멘테이션 과정을 수행한다. 전 단계에서 추출된 장애물체 영역을 카메라 모델링과 파라미터를 이용하여 조감도 맵핑을 수행한다. 조감도는 시차맵과 카메라 정보를 기반으로 계산된 장애물체들의 위치를 평면상에 표시함으로써 장애물체들을 좀 더 쉽게 분리할 수 있다. 마지막으로 각각 분리된 장애물체들 별로 차량 특징 기반의 차량 검증 과정을 수행한다. 도로 접점 여부, 일정한 수평크기, 가로·세로 비율 및 텍스처 정보를 이용하여 최종적으로 도로상의 차량만을 검출한다. 그리고 실제 도로에서 획득한 영상에 제안한 알고리즘을 적용함으로써 장애물체 검출 및 차량 검증 성능을 검증한다.

Abstract

In this paper, we propose stereo vision-based obstacle detection and vehicle verification methods using U-disparity map and bird's-eye view mapping. First, we extract a road feature using maximum frequent values in each row and column. And we extract obstacle areas on the road using the extracted road feature. To extract obstacle areas exactly we utilize U-disparity map. We can extract obstacle areas exactly on the U-disparity map using threshold value which consists of disparity value and camera parameter. But there are still multiple obstacles in the extracted obstacle areas. Thus, we perform another processing, namely segmentation. We convert the extracted obstacle areas into a bird's-eye view using camera modeling and parameters. We can segment obstacle areas on the bird's-eye view robustly because obstacles are represented on it according to ranges. Finally, we verify the obstacles whether those are vehicles or not using various vehicle features, namely road contacting, constant horizontal length, aspect ratio and texture information. We conduct experiments to prove the performance of our proposed algorithms in real traffic situations.

Keywords : Stereo vision, Obstacle detection, Vehicle verification, U-disparity, Bird's-eye view

I. 서 론

* 정희원, 대구경북과학기술원
(Daegu Gyeongbuk Institute of Science & Technology)

※ 본 연구는 2010년 교육과학기술부 기관고유과제 연구비 지원으로 수행됨.

접수일자: 2010년6월29일, 수정완료일: 2010년11월3일

차량 운전 시 전방충돌사고의 원인과 관련하여 운전자의 부주의가 상당 부분을 차지하고 있으며, 이를 해결하기 위하여 도로상의 차량 검출관련 연구가 많이 진행되고

있다. 사용되는 대표적인 센서는 광학 센서, 레이더, 라이다 등이 있다^[1]. 광학 센서의 경우 저가이며, 단일 센서로서 많은 정보를 갖고 있어 많이 사용되고 있다^[2]. 그러나 그 특성상 주변 환경의 영향을 많이 받기 때문에 장애물체를 정확하게 검출하고 배경과 분리하는 것은 상당히 어렵다. 이를 극복하기 위하여 많은 연구가 진행되고 있다. 먼저 장애물체를 검출하기 위하여 움직임 정보를 추출하는데, 이를 위하여 연속된 영상에서 배경을 제거하는 방법을 사용한다^[3]. 그러나 움직임 정보는 연속적인 영상이 필요로 하며, 정지영상에서는 사용할 수 없다. 또 대칭성, 색, 그림자, 코너 등 검출하고자 하는 장애물체 자체의 알려진 정보를 이용하여 검출하는 방법이 제안되고 있다^[4-6]. 그러나 전체 입력 영상에서 이 정보만을 이용하여 차량을 검출하는 것은 배경의 다양성, 장애물체와 배경의 분리 문제 등으로 인하여 쉽지 않다. 장애물체 검출의 신뢰성을 높이기 위하여 복수의 카메라를 이용하기도 한다. 먼저 역원근변환(inverse perspective mapping)의 경우 두 카메라의 영상 중에서 하나의 영상을 카메라 정보를 이용하여 다른 영상으로 변환한 후, 두 영상을 비교함으로써 장애물체를 검출한다. 그러나 검출하고자 하는 장애물체가 평면상의 도로에 존재해야 하며, 장애물체의 모양 및 밝기가 일정하지 않는 상황에서는 정확한 장애물체 검출이 어렵다^[7]. 다음으로 모노 정보와 3차원 정보를 결합한 방법이 있는데^[8-9], 먼저 차선 정보를 이용하는 경우, 차선이 없는 오프로드 상황이거나, 차선이 가려진 상황에서는 초기 관심영역 설정이 어렵기 때문에 정확한 장애물체 검출이 어렵다. 또한 도로 위치와 원근 정보를 이용하는 경우에도 다양한 도로 환경에서 정확한 초기 관심영역 설정이 어렵다. 다음으로 스테레오 매칭 알고리즘을 이용하여 계산된 시차맵(disparity map)을 이용하는 방법이 있는데^[10-16], 이들 방법 또한 도로가 평면이 아니거나, 도로상에 장애물체가 많이 존재할 경우 장애물체를 정확하게 검출하고 구분하기가 어렵다.

따라서 본 논문에서는 다양한 도로 환경에서 다중 장애물체를 강건하게 검출하기 위하여 최대 빈도값을 이용하여 V-시차 맵 상에서 도로 특징 정보를 추출하고, 이 정보와 U-시차맵(u-disparity map)을 이용하여 장애물체 영역을 검출하는 방법을 제안한다. 또한 검출된 장애물체 영역을 좀 더 세밀하게 구분하기 위하여 조감도(bird's-eye view) 맵핑 기반의 장애물체 세그멘테이션 방법을 제안한다. 마지막으로 차량 특징 기반의 차량 검

증 알고리즘을 제안하여 도로상의 차량만을 검출한다. 먼저 장애물체 영역을 강건하게 검출하기 위해서는 판단 기준이 되는 도로 특징 정보를 잘 추출하는 것이 중요하다. 제안된 도로 정보 추출 방법은 도로가 경사지거나 휘어져도 잘 추출할 수 있을 뿐만 아니라, 장애물체의 크기, 개수에도 강건하게 추출할 수 있다. 이 도로 특징 정보를 이용하여 도로상의 장애물체 영역을 먼저 추출한 후, U-시차맵상에 높이제한 문턱치를 사용함으로써 장애물체 영역추출의 신뢰성을 높인다. 또한 제안된 장애물체 세그멘테이션 방법은 기 검출된 장애물체내에서 다수의 장애물체와 배경을 분리함으로써 장애물체 검출 성능을 높인다. 마지막으로, 제안된 차량 검증 알고리즘에서는 시차 맵과 그레이 영상을 모두 이용함으로써 성능을 최대화시켜 차량 검출 성능을 증가시킨다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 실제 사용된 차량용 스테레오 비전 시스템을 설명한다. III장에서는 지역 최대 빈도값을 이용한 도로 특징 정보 추출 및 추출된 도로 정보와 높이 제한된 U-변위맵을 이용한 장애물체 검출 방법을 설명한다. 또한 조감도 맵핑 기반의 장애물체 세그멘테이션 방법을 설명하고, IV장에서는 차량 특징기반의 차량 검증 방법을 설명하고, V장에서는 실제 영상을 이용한 실험 결과를 통하여 성능을 검증한다. 마지막으로 VI장에서는 결론 및 향후 연구방향을 제시한다.

II. 차량 검출용 스테레오 비전 시스템

1. 차량용 스테레오 비전 시스템

그림 1은 실험 차량에 실제 장착된 스테레오 비전

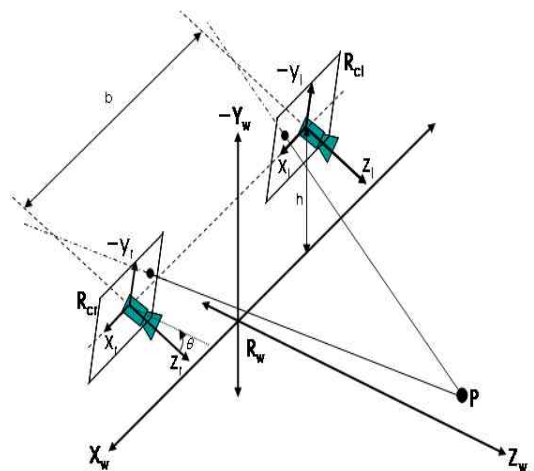


그림 1. 차량용 스테레오 비전 시스템 모델링
Fig. 1. Stereo vision system modeling for vehicle.

시스템의 모델링을 나타내고 있다^[15, 17]. 두 카메라는 b 만큼 이격되어 있으며, 지면으로부터 h 만큼 떨어져 있다. 또한 각각의 카메라가 지면을 향하여 θ 만큼 기울여졌다고 가정한다. 도로 좌표인 절대 좌표를 R_w , 각각의 카메라 좌표를 R_{cl} , R_{cr} 이라 정의하고, 이미지 상의 좌표 (u, v) 중심을 (u_0, v_0) 이라 가정하면, 동차좌표 (homogeneous coordinate)인 R_w 상의 한 점 $P(X, Y, Z, 1)^T$ 를 이미지 상의 좌표 (u, v) 로 맵핑하는 것은 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned}
 u_l &= u_0 + \alpha \frac{X - b/2}{(Y+h)\sin\theta + Z\cos\theta}, \\
 u_r &= u_0 + \alpha \frac{X + b/2}{(Y+h)\sin\theta + Z\cos\theta}, \\
 v &= v_0 + \beta \frac{(Y+h)\cos\theta - Z\sin\theta}{(Y+h)\sin\theta + Z\cos\theta}
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

여기서 이미지 좌표에서 u 축 및 v 축의 단위 길이당 픽셀의 수를 각각 m_u, m_v , 초점거리를 f 로 정의하면 $\alpha = fm_u, \beta = fm_v$ 이다. 본 논문에서 실제 사용된 스테레오 비전 시스템의 파라미터는 다음과 같다. 먼저 두 카메라 간 간격(b)은 0.4m, 도로면에서 카메라까지 높이(h)는 1.2m, 카메라와 지면의 각도(θ)는 3° 이다. 또한 초점 거리(f)는 9.48mm, u 축 및 v 축의 단위 길이당 픽셀의 수 ($m_u = m_v$)는 0.135×10^6 개이다. 그리고 입력 영상사이즈는 VGA급인 640×480 이다.

2. 차량 검출 전체 흐름도

그림 2는 제안된 차량 검출 과정의 전체적인 흐름도를 나타내고 있다. 먼저 시차맵으로부터 도로 특징 정보를 추출하고, 이 정보를 이용하여 장애물체 영역을 일차적으로 검출한다. 다음으로 좀 더 정확하게 장애물체 영역을 검출하기 위하여 U-변위맵(u-disparity map)

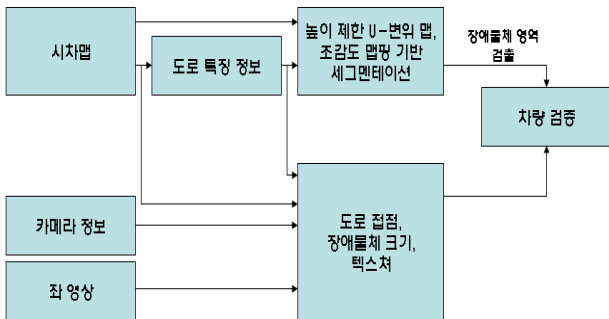


그림 2. 제안된 차량 검출 알고리즘
Fig. 2. The proposed vehicle detection algorithm.

을 생성한 후, 높이 제한 문턱치를 이용한다. 그러나 검출된 장애물체 영역 내에는 여전히 다수의 장애물체가 존재하므로 이를 좀 더 세밀하게 검출하기 위하여 조감도 맵핑 기반 세그멘테이션을 수행한다. 최종 검출된 장애물체들 중에서 차량만을 검출하기 위하여 도로 점점 여부, 크기 및 텍스처 정보 등 차량 특징 정보기반의 차량 검증 과정을 수행한다.

III. 장애물체 검출

1. 도로 특징 정보 추출

그림 3은 제안된 도로 특징 정보 추출 과정의 흐름도를 나타낸다. 시차맵으로부터 V-시차맵(v-disparity map)을 생성하고 각 행·열별로 최대 빈도값을 이용하여 이진화한다. 다음으로 두 이진영상의 공통부분을 구하고 보간을 통하여 도로 특징 정보를 추출한다. 그림 4는 도로 특징 정보 추출 과정을 좀 더 세밀하게 나타낸 개념도이다. (a)는 시차맵으로서 영상 크기는 $M \times N$, 도로상의 장애물체의 크기는 $m \times n$ 으로 가정한다. (b)는 그레이 영상(gray image)의 V-시차맵으로서 수평방향으로 시차값의 분포를 나타낸다. 도로상에 장애물체가 존재하는 시차맵은 그 특성상 하단은 시차값이 크고, 상단은 시차값이 작다. 따라서 이상적으로 노이즈가 없다고 가정할 때, 도로의 경우 그 값은 $(M-m)$ 이며, 그 위치는 대각선을 따라 변한다. 그리고 장애물체는 수직선으로 나타나는데, 그 위치는 장애물체가 평면일 경우 그 시차값의 위치에서 고정되며, 그 값은 장애물

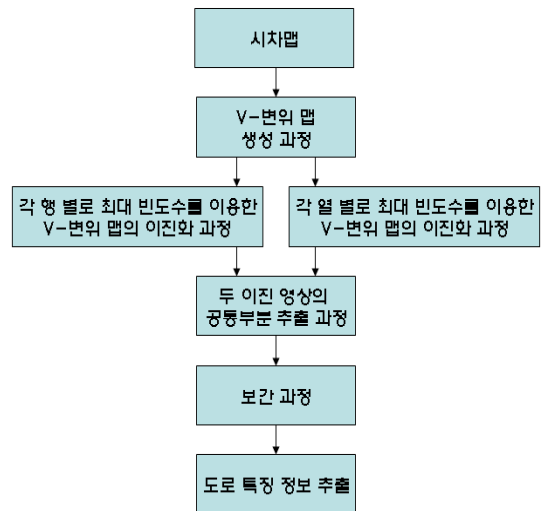


그림 3. 제안된 도로 특징 정보 추출 과정 흐름도
Fig. 3. Flow chart for extracting a road feature.

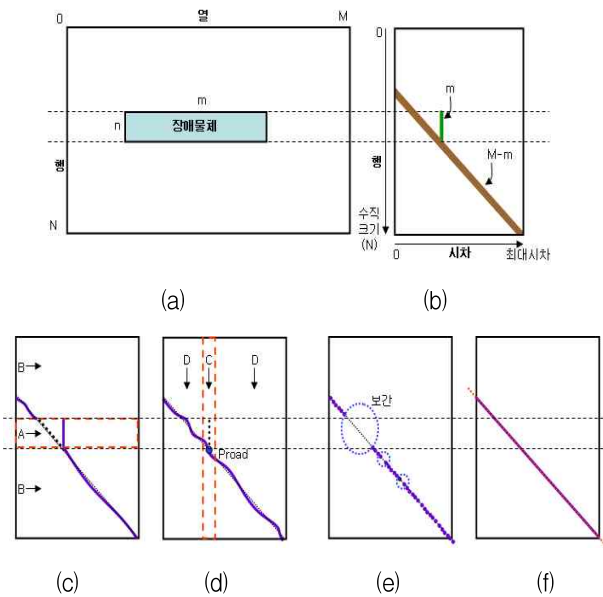


그림 4. 제안된 도로 특징 정보 추출 과정 개념도; (a)시차맵, (b)V-시차맵, (c)각 행별로 최대 빈도값을 이용하여 이진화한 V-시차맵, (d)각 열별로 최대 빈도값을 이용하여 이진화한 V-시차맵, (e)두 영상의 교집합, (f)최종 추출된 도로 특징 영상

Fig. 4. Concept diagram for extracting a road feature; (a)depth map, (b)V-disparity map, (c)binary V-disparity map using the most frequent values in each row, (d)binary V-disparity map using the most frequent values in each column, (e)intersection extraction between two images, (f)road feature image.

체의 수평크기인 m , 높이는 장애물체의 수직크기인 n 이다. (c)는 각 행별로(수평방향) 최대 빈도값만을 취한 영상이다. 그 영상의 특성을 살펴보면, 도로만 존재하는 B 영역에서는 각 행에서 도로 값($M-m$)이 최대 빈도값이 되기에 대각선을 따라 값이 존재한다. 물론 이 영역에서는 장애물체가 없으므로, m 은 0이다. 그러나 장애물체와 도로가 함께 존재하는 A 영역에서는 두 값 중에서 큰 값만이 남는다. 즉 $M-m$ 과 m 중에서 큰 값만이 남게 되는데, 식(2)에서와 같이 장애물체의 수평크기가 $M/2$ 보다 작으면 도로를 나타내는 대각선만 남고, 수평크기가 $M/2$ 보다 크면 장애물체를 나타내는 수직선만 남는다. 본 개념도에서는 수직선이 남는다고 가정한다.

$$0 \leq m < M/2 : \text{대각선(도로)} \quad (2)$$

$$M/2 \leq m \leq M : \text{수직선(장애물체)}$$

(d)는 각 열별로(수직방향) 최대 빈도값만을 취한 영상이다. 그 영상의 특성을 살펴보면, 도로만 존재하는 D

영역에서는 (c)와 마찬가지로 각 열에서 도로 값($M-m$)이 최대 빈도값이 되기에 대각선을 따라 값이 존재하는데, (c)와 달리 도로 시차값의 편차로 인해 대각선을 기준으로 약간의 변동성이 존재한다. 물론 이 영역에서도 장애물체가 없으므로, m 은 0이다. 그러나 장애물체와 도로가 함께 존재하는 C 영역에서는 두 값 중에서 큰 값만이 남는다. 즉 식 (3)에서와 같이 장애물체를 나타내는 수직선 값 m 과 도로를 나타내는 대각선 값(장애물체와 도로 점점인 Proad)을 비교하여 큰 값만을 취한다. 여기서 Proad 값은 $M-m$ 인데, 장애물체가 없기에 ($m = 0$), 최종 Proad 값은 M 이 된다. 장애물체의 수평크기가 M 보다 작으면 도로를 나타내는 대각선만 남고, 수평크기가 M 보다 같거나 크면 장애물체를 나타내는 수직선이 남는다. 그런데 장애물체 수평크기는 항상 영상크기보다 작기 때문에 본 과정을 통하여 수직선은 항상 제거된다.

$$0 \leq m < M(=Proad) : \text{대각선(도로)} \quad (3)$$

$$M(=Proad) \leq m : \text{수직선(장애물체)}$$

(e)는 (c) 영상과 (d) 영상의 교집합을 나타낸 결과이다. 장애물체를 나타내는 수직선은 제거가 되지만, 도로를 나타내는 대각선 일부분도 제거가 되는 것을 알 수 있다. 이를 보완하기 위하여 보간 과정을 거친 결과를 (f)에 나타낸다.

2. 장애물체 영역 추출

그림 5는 제안된 장애물체 영역의 추출 과정 흐름도를 나타낸다. 도로 특징 정보 추출 과정에서 추출된 도로 특징 정보를 이용하여 도로상에 있는 모든 장애물체 영역

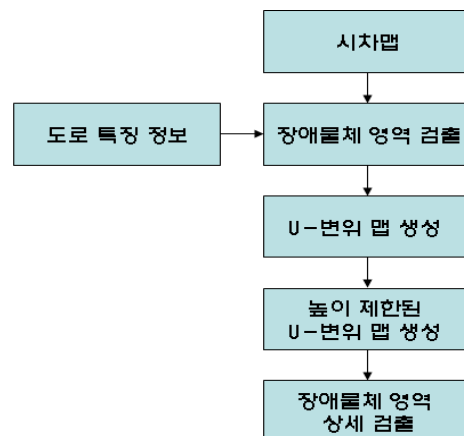


그림 5. 제안된 장애물체 영역 추출 과정 흐름도
Fig. 5. Flow chart for localizing obstacle areas.

을 대략적으로 검출한다. 다음으로 U-변위 맵(U-disparity map)을 생성한다. U-변위 맵은 시차맵의 열별로 시차값의 분포를 누적한 것으로서 시차맵 내에서 장애물체의 위치를 대략적으로 파악할 수 있다. 생성된 U-변위 맵은 그레이 값이며 적절한 문턱치를 통하여 노이즈를 제거할 수 있다. 본 논문에서는 노이즈 제거 시 높이제한을 이용한다. 도로상의 장애물체는 대부분 일정한 높이가 있으며, 특정 높이 이하인 장애물체는 제거한다. 식 (1)로부터 실제 장애물체의 Y 값은 아래와 같다.

$$Y = -h + (v - v_0) \frac{bcos\theta}{d} + \frac{\alpha bsin\theta}{d} \quad (4)$$

여기서 장애물체의 실제 높이를 측정하기 위한 두 지점을 각각 Y_1, Y_2 라고 가정하면, 실제 장애물체 높이 H 는 아래와 같다.

$$H = Y_2 - Y_1 = (v_2 - v_1) \frac{bcos\theta}{d} \quad (5)$$

여기서 $v_2 - v_1$ 은 영상 내에서의 장애물체 높이 즉 장애물체의 수직 화소수를 나타낸다. 따라서 장애물체가 평면이고 평면 내에서 유사한 시차값을 가진다면, 이 값은 바로 U-시차맵 상에서의 값이 된다. 즉 원하는 높이의 장애물체를 추출하기 위해서는 U-시차맵 상에서 시차값과 연동되는 문턱치인 T_{thr} 을 이용하면 된다.

$$T_{thr} = v_2 - v_1 = (Y_2 - Y_1) \frac{d}{bcos\theta} \quad (6)$$

그림 6은 제안된 장애물체 영역 추출 과정의 개념도를 나타내고 있다. 먼저 $M \times N$ 크기의 영상에 장애물체가 3개 존재하며, 그 크기는 각각 $m_1 \times n_1, m_2 \times n_2, m_3 \times n_3$ 이며, 시차값은 각각 D_1, D_2, D_3 라고 가정한다. 이를

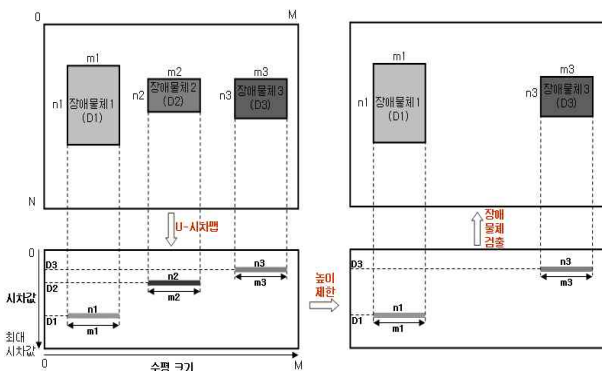


그림 6. 제안된 장애물체 영역 추출 과정 개념도
Fig. 6. Concept diagram for localizing obstacle areas.

U-시차맵으로 변환하면 각각의 장애물체 별로 값이 존재하는데, 수평 위치는 장애물체의 수평 크기이며, 수직 위치는 시차값이며, 그 값은 장애물체의 수직 크기이다. 이를 문턱치 T_{thr} 을 이용하여 높이제한하면 높이가 작은 장애물체는 제거가 된다. 즉 적절한 높이제한을 통하여 도로상의 장애물체만을 검출할 수 있다. 이를 다시 시차맵으로 역변환하면 원하는 높이 이상의 장애물체만을 검출할 수 있다.

3. 장애물체 세그멘테이션

그림 7은 제안된 장애물체 세그멘테이션 과정의 흐름도를 나타낸다. U-시차맵을 이용하여 장애물체 영역을 추출하였으나, 장애물체 영역 내에는 여전히 다수의 장애물체가 존재하거나, 배경 성분이 존재할 수 있다. 따라서 추출된 장애물체 영역 내에서 좀 더 세밀하게 장애물체를 분리하는 세그멘테이션 과정이 필요하다. 먼저 전 단계에서 검출된 장애물체 영역과 카메라 정보를 이용하여 조감도 맵핑을 수행한다. 조감도는 시차맵과 카메라 정보를 기반으로 계산된 장애물체들의 위치를 평면상에 표시함으로써 장애물체들을 쉽게 분리할 수 있다. 식 (1)로부터 장애물체의 실제 위치 X, Y, Z 는 아래와 같다.

$$X = (u_l + u_r - 2u_0) \frac{\{(Y+h)\sin\theta + Z\cos\theta\}}{2\alpha},$$

$$Y = \frac{(v - v_0)bcos\theta + \alpha bsin\theta - dh}{d}, \quad (7)$$

$$Z = \frac{b\{\alpha \cos\theta - (v - v_0)\sin\theta\}}{d}$$

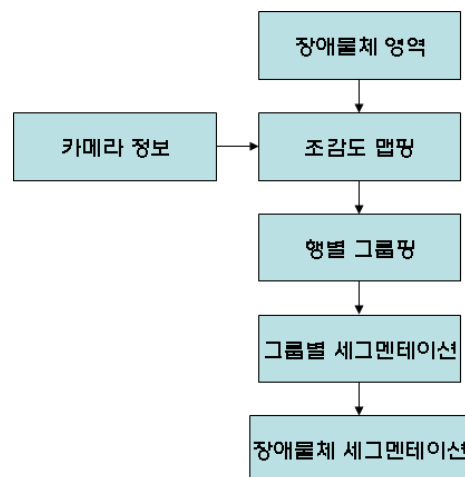


그림 7. 제안된 장애물체 세그멘테이션 과정 흐름도
Fig. 7. Flow chart for segmenting obstacle areas.

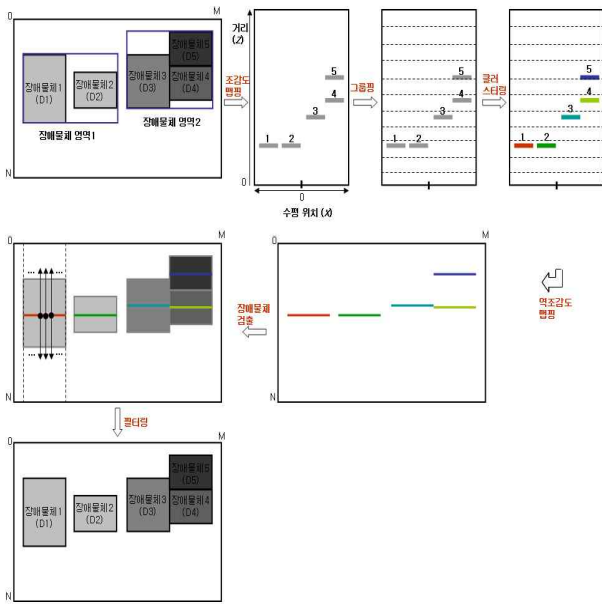


그림 8. 제안된 장애물체 세그멘테이션 과정 개념도
 Fig. 8. Concept diagram for segmenting obstacle areas.

조감도의 특성상 장애물체의 수직 위치인 Y 는 표시하지 않고, 수평 위치인 X 와 전방 위치인 Z 만을 표시한다. 조감도 맵핑 후, 시차맵의 오차로 인한 노이즈 제거 및 속도 향상을 위해 행별로 그룹핑을 수행한다. 마지막으로 그룹별로 각각 세그멘테이션을 수행함으로써 장애물체를 세밀하게 분리할 수 있다. 그림 8은 제안된 장애물체 세그멘테이션 과정의 개념도를 나타낸다. 장애물체 영역 추출과정에서 크게 두 개의 장애물체 영역이 추출되었으며, 각각의 장애물체 영역 내에는 장애물체가 두 개 및 세 개가 존재한다고 가정한다. 이를 조감도 맵핑을 수행하면 전체 다섯 개의 장애물체가 수평 위치(X) 및 전방 거리(Y)별로 나타난다. 이를 행별로 그룹핑 한 후 클러스터링을 수행한다. 그룹별로 히스토그램을 생성하고 히스토그램 상에서 피크와 밸리를 검출하여 조감도 상에서 장애물체를 각각 분리한다. 이를 시차맵 상에서 표현하기 위하여 다시 역조감도 맵핑을 수행한다. 그러나 양자화로 인하여 역조감도 맵핑 시 장애물체 영역이 직선이나 점선의 형태로 나타난다. 이 값들을 기반으로 장애물체를 검출하기 위하여 역조감도 맵핑된 값을 기준으로, 제한된 수평 위치 내에서 행별로 스캔하여 유사한 값을 갖는 화소 위치를 검출한다. 즉 장애물체가 평면이고 평면 내에서 유사한 시차값을 갖는다면 장애물체의 대부분의 시차값은 역조감도 맵핑된 값과 유사한 값을 가진다. 추후 노이즈 제거 또는 크기 제한 필터링을 통하여 원하는 장애물체만을 검출한다.

IV. 차량 검증

1. 도로점점 계산

차량의 대표적인 특징 중의 하나는 바로 차량은 도로면에 접해 있다는 것이다. 이는 교통 표지판, 신호등, 가로수(나무 옆) 등과 차별되는 대표적인 특징이며, 특히 하늘(sky)은 균질한(homogeneous) 특성을 가지고 있어, 스테레오 매칭 시 에러가 발생하여, 장애물체로 검출되는 경우가 있다. 이러한 장애물체들을 제거하기 위하여 검출된 장애물체의 도로 점점 여부를 계산한다. 본 논문에서는 장애물체는 이미 검출되어 있으므로, 이 결과와 도로 영상을 이용하여 도로 점점 여부를 판단한다. 세그멘테이션 된 장애물체별로, 하단의 몇 라인의 시차 값과 그 라인에 해당하는 도로 영상의 시차값을 비교함으로써, 쉽게 점점 여부를 판단할 수 있다.

2. 장애물체 크기 계산

차량의 좋은 특징 중 하나는 수평 길이가 일정하다는 것이다. 특히 본 논문에서는 전역 매칭을 이용하기 때문에 정밀한 시차값을 얻을 수 있고, 이를 기반으로 정확한 거리 및 장애물체의 크기를 계산할 수 있다. 먼저 절대좌표에서 수평위치, X 는 식 (1)로부터 다음과 같이 표현된다.

$$X = \frac{b}{2} + \frac{(Y+h)\sin\theta + Z\cos\theta}{\alpha}(u_1 - u_0) \quad (8)$$

이제 장애물체의 실제 수평 길이를 계산하기 위하여, 검출된 장애물체의 왼쪽 끝 위치를 $P1(X_1, Y_1, Z_1, I)^T$, 오른쪽 끝 위치를 $P2(X_2, Y_2, Z_2, I)^T$ 라고 가정한다. 수평 길이는 동일한 장애물체 내에서 측정되기 때문에 측정 시 높이(Y)와 거리(Z)는 동일하고, 수평위치(X_1, X_2)만 다르다. 그리고 두 점 X_1, X_2 의 왼쪽 영상 평면상에서의 위치를 각각 u_{11}, u_{12} 로 가정한다. 그러면 장애물체의 실제 수평 길이, ΔX 는 식 (8)로부터 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \Delta X &= X_2 - X_1 \\ &= \frac{(Y+h)\sin\theta + Z\cos\theta}{\alpha}(u_{12} - u_{11}) \end{aligned} \quad (9)$$

그리고 시차값을 d 라고 하면, 식 (1)로부터 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$d = u_l - u_r = \alpha \frac{b}{(Y+h)\sin\theta + Z\cos\theta} \quad (10)$$

그리고 식 (9)와 식 (10)을 이용하면 최종 식은 아래와 같이 간략화 된다.

$$\Delta X = \frac{b}{d}(u_{l2} - u_{l1}) = \frac{b}{d}\Delta u \quad (11)$$

여기서 Δu 는 영상에서 검출된 장애물체의 수평 길이이다. 따라서 영상에서 검출된 장애물체의 수평 길이와 시차 값을 이용하면 실제 장애물체의 수평 길이를 유추할 수 있다. 본 논문에서는 식(11)로부터 유추된 장애물체의 수평 길이(ΔX)와 이미 알고 있는 차량의 실제 길이(L)를 비교하여 그 차이가 작으면 차량으로 간주한다.

3. 텍스처 계산

차량을 검증하는 마지막 단계로서, 중앙분리대, 가이드 레일, 도로면 등은 도로에 접해있으며, 검출 시 가로·세로 비율과 수평 길이가 차량과 유사하게 검출 될 수 있다. 이를 해결하기 위하여 텍스처를 이용한다. 차량의 특징은 여러 에지(edge) 성분이 많고, 명암비가 비교적 높다. 텍스처를 계산할 수 있는 가장 대표적인 방법으로는 그레이 레벨 동시 발생 행렬(GLCM : Gray-Level Co-Occurrence Matirx) 기법이 있다^[18]. GLCM을 이용하면 영상에서 밝기값 분포의 공간적인 형태를 정량적으로 계산할 수 있다. 계산된 GLCM을 기반으로 정규화(normalization)를 수행하는데, 그 식은 아래와 같다.

$$P_{i,j} = \frac{V_{i,j}}{\sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=1}^{N-1} V_{i,j}} \text{ where, } i, j = 1, \dots, N-1 \quad (12)$$

여기서 $V_{i,j}$ 는 GLCM의 (i, j)번째의 값이며, N은 GLCM의 수평/수직 크기 또는 입력영상의 그레이 레벨이며, $P_{i,j}$ 는 정규화 된 값이다. 마지막으로 정규화 된 GLCM을 기반으로 두 가지의 텍스처를 계산하는데, 그 식은 아래와 같다.

$$Contrast = \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=1}^{N-1} (P_{i,j} \times (i-j)^2) \quad (13)$$

$$Entropy = \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=1}^{N-1} (P_{i,j} \times (-\ln P_{i,j}))$$

첫 번째 식은 명암비(contrast)이며, 밝기값의 대비와 관계

된다. 두 번째 식은 엔트로피(entropy)로서 그 영상내에서 밝기값이 얼마나 질서정연하게 변화하는지를 나타낸다.

V. 실험

그림 9는 제안된 도로 정보 추출 알고리즘의 실험 결과로서 실제 차량에 스테레오 비전 시스템을 장착하여 얻은 도로 영상이다. 각각 좌측 카메라 영상 9(a), 우측 카메라 영상 9(b) 및 시차 맵 9(c)을 나타낸다. 사용한 스테레오 매칭 알고리즘은 신뢰전파(belief propagation) 방법이다. 그림 9(d)는 시차 맵을 이용하여 생성한 V-시차 맵이다. 도로 성분 이외에 많은 장애물체 성분이 존재하여서 도로 정보만 추출하기가 쉽지 않음을 알 수 있다. 그림 9(e)와 9(f)는 각각 행·열별로 최대 빈도값을 이용하여 이진화한 V-시차맵으로서 도로 성분만 비교적 잘 나타내고 있음을 알 수 있다. 이 두 성분의 교집합을 취함으로써 가장 확실한 도로 성분만 얻는다. 그리고 보간을 통하여 최종 추출된 도로 특징 정보를 그림 9(g)에 나타낸다. 장애물체외에 도로 성분만 비교

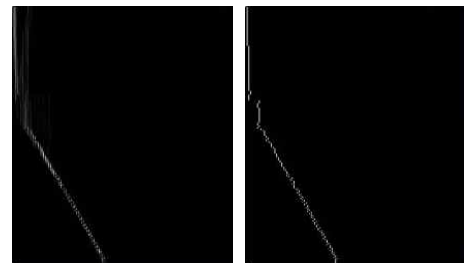


(a)

(b)



(c)



(d)

(e)

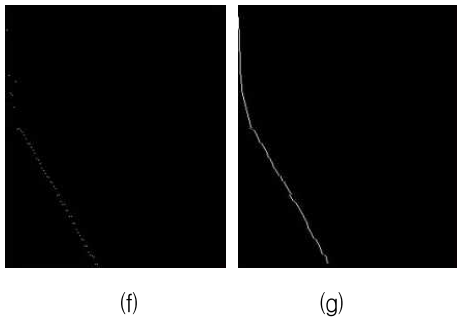


그림 9. 제안된 도로 정보 추출 방법 실험 결과; (a)좌측 카메라 영상, (b)우측 카메라 영상, (c)시차 맵, (d)V-시차 맵, (e)행별 최대 빈도 값을 이용하여 이진화된 V-시차 맵, (f)열별 최대 빈도 값을 이용하여 이진화된 V-시차 맵, (g)최종 추출된 도로 정보

Fig. 9. Experimental results for a road feature extraction; (a)left image, (b)right image, (c)disparity map, (d)V-disparity map, (e)binarized V-disparity map using the most frequent values in each row, (f)binarized V-disparity map using the most frequent values in each column, (g)the extracted road feature.

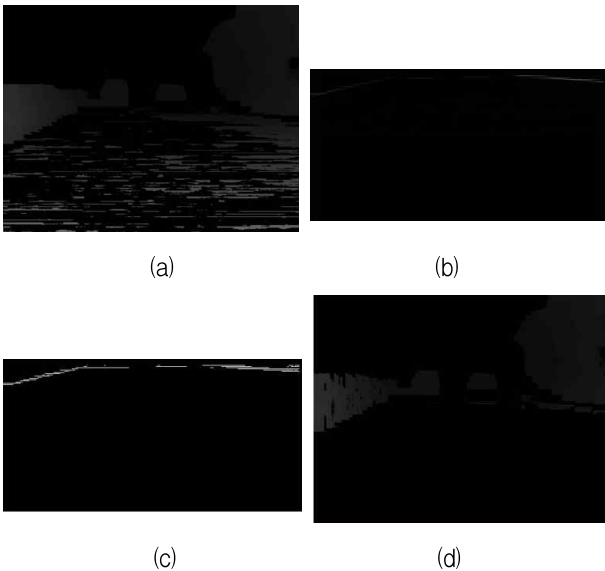


그림 10. 제안된 장애물체 영역 추출 방법 실험 결과; (a) 도로특징정보를 이용한 장애물체 영역 추출, (b)U-시차맵, (c)높이 제한된 U-시차 맵, (d)장애물체 영역 추출

Fig. 10. Experimental results for obstacle areas extraction; (a)obstacle areas extraction using the road feature, (b)U-disparity map, (c)height limited U-disparity map, (d)obstacle areas extraction.

적 잘 추출하고 있음을 알 수 있다. 그림 10은 제안된 장애물체 영역 추출 방법의 실험 결과이다. 10(a)는 전 단계에서 추출된 도로 특징 정보를 이용하여 추출한 장

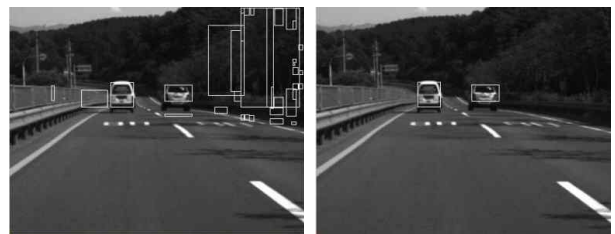
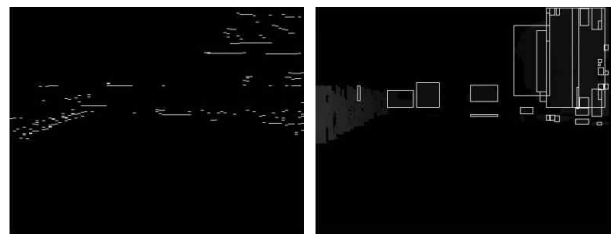


그림 11. 제안된 장애물체 세그멘테이션 및 차량 검증 방법 실험 결과; (a) 조감도 맵핑, (b) 그룹핑, (c) 역조감도 맵핑, (d) 장애물체 세그멘테이션(시차맵), (e) 장애물체 세그멘테이션(그레이영상), (f) 차량 검출

Fig. 11. Experimental results for obstacle areas segmentation and vehicle verification; (a) bird's-eye view mapping, (b) grouping, (c) inverse bird's-eye view mapping, (d) obstacle areas segmentation(disparity map), (e) obstacle areas segmentation(gray image), (f)vehicle detection.

애물체 영역이다. 도로 성분 이외에 많은 장애물체가 잘 추출되었음을 알 수 있다. 좀 더 정확한 장애물체 추출을 위하여 U-시차맵을 생성한다(10(b)). 이를 카메라 파라미터와 시차값과 연동되는 문턱치를 사용함으로써 높이 제한된 U-시차맵을 생성한다(10(c)). 이를 다시 시차맵으로 역변환하면 원하는 높이 이상의 장애물체만 정확하게 추출 할 수 있다(10(d)). 도로 성분은 대부분 제거가 되었으며, 일정 높이 이상의 장애물체만 추출되었음을 알 수 있다. 그러나 장애물체 영역 내에 다수의 장애물체가 혼재되어있으므로 이를 위하여 추

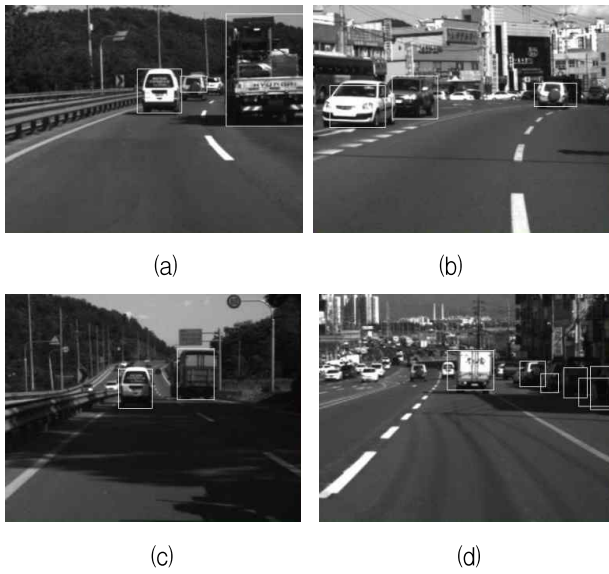


그림 12. 다양한 환경에서의 실험 결과
 Fig. 12. Experimental results in various traffic situations.

표 1. 차량 검출 결과 비교
 Table 1. Comparison of vehicle detection results.

방법	차량수	correct 검출수	false 검출수	miss 검출수	recall [%]	precision [%]
제안 방법	751	712	51	39	94.5	93.3
컬럼 검출	751	653	69	98	86.9	90.4

가적인 세그멘테이션 과정을 거친다. 그림 11은 제안된 장애물체 세그멘테이션 및 차량 검증 방법의 실험 결과이다. 11(a)는 추출된 장애물체 영역을 대상으로 조감도 맵핑을 수행한 결과이다. 다수의 장애물체가 수평 및 수직거리별로 나타난다. 그리고 시차맵 오차로 인한 노이즈 제거와 속도 향상을 위해 행별로 그룹핑을 수행한다(11(b)). 조감도상에서 그룹별로 히스토그램을 이용하여 클러스터링한 후, 이를 다시 역조감도 맵핑을 수행한다(11(c)). 장애물체가 직선 혹은 점선형태로 나타나는데 일정크기 이상의 값들을 대상으로 행별로 스캔하여 유사한 값을 갖는 화소 위치들만을 검출한다. 이 결과를 시차맵(11(d))과 그레이 영상(11(e))에 나타낸다. 그 결과를 보면 각각의 장애물체 영역이 좀 더 세분화되었음을 알 수 있다. 이 각각의 장애물체들을 도로 접점 여부, 장애물체 실제 크기 및 텍스처 계산을 통하여 차량만을 검출한 최종 결과를 11(f)에 나타낸다. 도로상의 많은 장애물체들 중에서 차량만 잘 검출되었음을 알 수 있다. 그림 12는 다양한 환

경에서의 실험 결과를 보여 준다. 각각 차량의 수평적 근접 상황(12(a)), 차량의 일부 가림 상황(12(b)), 내리막 상황(12(c))을 나타낸다. 다수의 차량이 존재하거나, 일부 가려진 상황 또는 다양한 도로 상황에서도 차량 검출이 잘되고 있음을 알 수 있다. 그러나 연속적으로 차량이 근접하여 존재할 경우, 시차맵의 한계로 인하여 중복 검출되는 상황도 발생한다(12(d)). 표 1은 제안된 방법과 기존 컬럼 검출 방법의 결과 비교를 나타낸다. 컬럼 검출 방법에는 세그멘테이션이 없기 때문에 근접한 차량 전체를 하나의 차량으로 검출하기에 검출하지 못한 차량의 수가 증가하며, 또한 간단한 검증단계로 인하여 오인식된 차량의 수도 증가한다.

VI. 결 론

본 논문에서는 U-시차맵과 조감도를 이용한 스테레오 비전 기반의 장애물체 검출 및 차량 검증 방법을 제안하였다. 먼저 최대 빈도 값을 이용하여 V-시차맵 상에서 도로 특징 정보를 추출하고, 추출된 도로 정보를 이용하여 대략적인 도로상의 장애물체 영역을 추출하였다. 도로상의 장애물체를 추출하기 때문에 도로 특징정보를 추출하는 것은 상당히 중요하므로 행·열별로 최대 빈도값을 이용하여 V-시차맵을 이진화하고, 이 두 성분의 교집합을 취함으로써 확실한 도로성분만 얻었다. 이를 활용하여 도로상의 장애물체 영역을 추출함으로써 도로 환경에 강건하게 장애물체영역을 추출할 수 있었다. 좀 더 정확한 장애물체 영역 추출을 위하여 U-시차맵을 생성하는데, 이때 시차값과 카메라 파라미터를 이용하여 계산된 문턱치를 이용하여 높이 제한된 U-시차맵을 생성하고, 이를 시차맵으로 역변환함으로써, 일정한 높이의 장애물체만을 검출할 수 있었다. 그러나 검출된 장애물체 영역 내에는 여전히 다수의 장애물체와 배경이 존재하므로, 추가적인 세그멘테이션 과정을 수행하였다. 먼저 전 단계에서 추출된 장애물체 영역을 카메라 파라미터를 이용하여 조감도 맵핑을 수행하였다. 조감도 상에서 그룹핑과 클러스터링을 수행한 후, 역조감도 맵핑을 수행함으로써 장애물체를 세그멘테이션 하였다. 조감도는 시차맵과 카메라 정보를 기반으로 계산된 장애물체들의 위치를 평면상에 표시함으로써 장애물체들을 좀 더 쉽게 분리할 수 있었다. 마지막으로 각각 분리된 장애물체 별로 차량 특징 기반의 차량 검증 과정을 수행하였다. 도로 접점 여부, 실제 장애물체 크기 및 텍

스처 정보를 이용하여 최종적으로 도로상의 차량만을 검출하였다. 제안한 알고리즘을 실제 도로 영상에 적용함으로써 알고리즘의 우수성을 검증하였다. 향후 세그먼테이션시 발생하는 과도한 분리문제를 해결하고 다양한 차량 검증 및 추정 알고리즘^[19]을 이용하여 좀 더 강건하게 차량을 검출할 계획이다.

참 고 문 헌

- [1] Everett H.R., Sensors for mobile Robots:Theory and Application, Wellesley MA, A.K. Peters, 1995.
- [2] S. Zehang, B. George, and M. Ronald, "On-Road Vehicle Detection: A Review," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 28, No. 5, 2006, pp. 694-711.
- [3] V. Kastinaki et al., "A Survey of Video Processing Techniques for Traffic Applications," Image and Vision Computing, Vol. 21, No. 4, 2003, pp. 359-381.
- [4] L. W. Tsai, J. W. Hsieh, and K. C. Fan, "Vehicle Detection Using Normalized Color and Edge Map," IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 16, No. 3, 2007, pp. 850-864.
- [5] C. Tzomakas and W. Seelen, "Vehicle Detection in Traffic Scenes Using Shadows," Technical report 98-06, Institute for Neuroinformatik, Ruht-university, 1998.
- [6] Y. Park, "Shape-Resolving Local Thresholding for Object Detection," Pattern Recognition Letters, 2001, pp. 883-890.
- [7] A. Broggi, M. Bertozzi, A. Fascioli, C.G.L., Bianco, and A. Piazzi, "Visual Perception of Obstacles and Vehicles for Platooning," IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Vol. 1, No. 3, 2000, pp. 164-176.
- [8] H. G. Jung, Y. H. Lee, B. J. Kim, P. J. Yoon, and J. H. Kim, "Stereo Vision-Based Forward Obstacle Detection," International Journal of Automotive Technology, Vol. 8, No. 4, 2007, pp. 493-504.
- [9] G. Toulminet, M. Bertozzi, S. Mousset, A. Bensrhair, and A. Broggi, "Vehicle Detection by Means of Stereo Vision-Based Obstacles Features Extraction and Monocular Pattern Analysis," IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 15, No. 8, 2006, pp. 2364-2375.
- [10] 이충희, 임영철, 권순, 이종훈, "스테레오 비전 기반의 도로 특징 정보 추출 및 장애물체 검출," 전자공학회논문지, 46권, 제6호, 28-37쪽, 2009년 11월.
- [11] 이충희, 임영철, 권순, 이종훈, "스테레오 비전 기반의 이동객체용 실시간 환경 인식 시스템," 대한 임베디드공학회, 3권, 3호, 143-150쪽, 2008년 9월
- [12] C. H. Lee, Y. C. Lim, S. Kwon and J. H. Lee, "Obstacle localization with a binarized v-disparity map using local maximum frequency values in stereo vision," International Conference on Signals, Circuits and Systems 2008, pp. 1-4, Nov. 2008.
- [13] 이충희, 임영철, 권순, 이종훈, "스테레오 비전을 이용한 장애물체 검출용 후처리 기법," UCT 2008 학술대회, 172-175쪽, 2008년 7월
- [14] R. Labayrade, D. Aubert, "A Single Framework for Vehicle Roll, Pitch, Yaw Estimation and Obstacles Detection by Stereovision," IEEE Intelligent Vehicles Symposium Proceedings, 2003, pp. 31-36.
- [15] R. Labayrade, D. Aubert, and J.-P. Tarel, "Real time obstacle detection on non flat road geometry through V-disparity representation," IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Versailles, June, 2002, pp. 646-651.
- [16] C. Pocol, S. Nedeveschi, M. M. Meinecke, "Obstacle Detection Based on Dense Stereovision for Urban ACC Systems," in Proceedings of 5th International Workshop on Intelligent Transportation (WIT 2008), 2008, pp. 13-18.
- [17] R. Hartley, and A. Zisserman, Multiple View Geometry, 2nd ed., Cambridge University Press, 2003.
- [18] GLCM texture
<http://www.fp.ucalgary.ca/mhallbey/>
- [19] 임영철, 이충희, 권순, 이종훈, "스테레오 비전에서 향상된 적응형 퍼지 칼만 필터를 이용한 거리 추정 기법," 전자공학회논문지, 45권, 제6호, 108-116쪽, 2008년 11월.

— 저 자 소 개 —



이 충 희(정회원)

1996년 경북대학교 전자공학과
학사 졸업.

1998년 경북대학교 전자공학과
석사 졸업.

1998년~2005년 LG전자
선임연구원

2005년~현재 대구경북과학기술원 선임연구원
<주관심분야 : 스테레오 비전, 장애물체 검출>



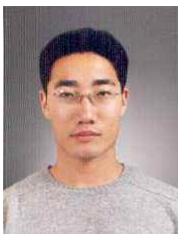
임 영 철(정회원)

1999년 경북대학교 전자공학과
학사 졸업.

1998년 경북대학교 전자공학과
석사 졸업.

2005년~현재 대구경북과학기술원
연구원

<주관심분야 : 스테레오 비전, 영상 추적, 위치추
정>



권 순(정회원)

2003년 고려대학교 전자공학과
학사 졸업.

2006년 서울대학교 전자공학과
석사 졸업.

2005년~현재 대구경북과학기술원
연구원

<주관심분야 : 스테레오 비전, 스테레오 매칭,
HW 아키텍처>



이 종 훈(정회원)

1996년 성균관대학교 전자공학과
학사 졸업.

1998년 성균관대학교 전기및전자
공학과 석사 졸업.

2002년 성균관대학교 전기및전자
공학과 박사 졸업.

2002년~2005년 삼성전자 통신연구소 책임연구원
2005년~현재 대구경북과학기술원 과제책임자/
선임연구원

2007년~현재 영남대학교 정보전자공학부
겸임교수

<주관심분야 : 레이더/비전 융합신호처리, 차량용
레이더>