

# 스테레오 비전기반의 컬럼 검출과 조감도 맵핑을 이용한 전방 차량 검출 알고리즘

이 충 희<sup>†</sup> · 임 영 철<sup>††</sup> · 권 순<sup>††</sup> · 김 종 환<sup>†††</sup>

## 요 약

본 논문에서는 스테레오 비전기반의 컬럼 검출과 조감도 맵핑을 이용한 전방 차량 검출 알고리즘을 제안한다. 제안된 알고리즘은 실제 복잡한 도로 환경에서 전방 차량을 강건하게 검출할 수 있다. 전체적인 알고리즘은 도로 특징기반의 컬럼 검출, 조감도 기반의 장애물체 세그멘테이션, 차량 특징기반의 영역 재결합, 차량 검증으로 크게 네 단계로 구성되어 있다. 먼저 v-시차맵상에서 최대 빈도값을 이용하여 도로 특징 정보만을 추출한 후, 이를 기반으로 컬럼 검출을 수행한다. 도로 특징 정보는 기존의 중앙값과 달리 도로 환경에 영향을 받지 않아 도로상의 장애물체 유무를 판단하는 기준으로 적절하다. 그러나 다수의 장애물체가 동일한 장애물체로 검출되는 것을 해결하기 위하여 조감도 기반의 세그멘테이션을 수행한다. 조감도는 시차맵과 카메라 정보를 기반으로 계산된 장애물체들의 위치를 평면상에 표시함으로써 장애물체를 쉽게 분리할 수 있다. 그러나 분리된 장애물체 중에는 동일한 장애물체인 경우도 있으므로, 도로상의 차량 특징을 기반으로 장애물체가 동일한지를 판단하여 재결합하는 과정을 수행한다. 마지막으로 시차맵과 그레이 영상기반의 차량 검증 단계를 수행하여 차량만 검출한다. 제안된 알고리즘을 실제 복잡한 도로 영상에 적용함으로써 차량 검증 성능을 검증한다.

키워드 : 스테레오 비전, 차량 검출, 컬럼 검출, 조감도, 장애물체 세그멘테이션

## Forward Vehicle Detection Algorithm Using Column Detection and Bird's-eye View Mapping Based on Stereo Vision

Chung-Hee Lee<sup>†</sup> · Young-Chul Lim<sup>††</sup> · Soon Kwon<sup>††</sup> · Jonghwan Kim<sup>†††</sup>

## ABSTRACT

In this paper, we propose a forward vehicle detection algorithm using column detection and bird's-eye view mapping based on stereo vision. The algorithm can detect forward vehicles robustly in real complex traffic situations. The algorithm consists of the three steps, namely road feature-based column detection, bird's-eye view mapping-based obstacle segmentation, obstacle area remerging and vehicle verification. First, we extract a road feature using maximum frequent values in v-disparity map. And we perform a column detection using the road feature as a new criterion. The road feature is more appropriate criterion than the median value because it is not affected by a road traffic situation, for example the changing of obstacle size or the number of obstacles. But there are still multiple obstacles in the obstacle areas. Thus, we perform a bird's-eye view mapping-based obstacle segmentation to divide obstacle accurately. We can segment obstacle easily because a bird's-eye view mapping can represent the position of obstacle on planar plane using depth map and camera information. Additionally, we perform obstacle area remerging processing because a segmented obstacle area may be same obstacle. Finally, we verify the obstacles whether those are vehicles or not using a depth map and gray image. We conduct experiments to prove the vehicle detection performance by applying our algorithm to real complex traffic situations.

Keywords : Stereo Vision, Vehicle Detection, Column Detection, Bird's-eye View Mapping, Obstacle Segmentation

## 1. 서 론

※ 본 연구는 교육과학기술부에서 지원하는 대구경북과학기술원 기관교유 사업에 의해 수행되었습니다(11-IT-02).  
† 정 회 원 : 대구경북과학기술원 선임연구원(교신저자)  
†† 정 회 원 : 대구경북과학기술원 선임연구원  
††† 정 회 원 : 대구경북과학기술원 연구원  
논문접수 : 2011년 6월 2일  
수 정 일 : 1차 2011년 9월 14일, 2차 2011년 9월 21일  
심사완료 : 2011년 9월 28일

전방 차량을 검출하고 인식하여 운전자에게 다양한 편의를 제공하는 것은 지능형 자동차에 있어서 상당히 중요한 기술이다. 이를 위하여 다양한 센서를 이용한 전방 차량 검출관련 연구가 활발히 진행되고 있다. 특히 영상 센서는 저가이며, 많은 정보를 제공할 수 있어 많이 사용되고 있다

[1-2]. 그러나 영상 센서의 특성상 주변 환경에 많은 영향을 받으며, 기존의 2차원 정보만을 이용하여 차량과 배경을 정확하게 분리하는 것은 상당히 어려운 일이다. 특히 차량 자체의 특징 정보인 색, 그림자, 코너 등을 이용하여 차량을 검출하는 방법은 배경의 다양성 등으로 인해 검출성능이 상당히 영향을 받는다[3-5]. 이를 극복하기 위하여 복수의 카메라를 사용하는데, 역원근 변환(inverse perspective mapping)은 두 개의 영상센서로부터 획득한 영상 중에서 하나의 영상을 카메라 시스템의 정보를 이용하여 변환한 후, 두 영상을 비교함으로써 차량을 검출한다[6]. 그러나 차량이 평탄한 도로상에 존재해야하며, 차량의 밝기가 일정하지 않는 상황에서는 정확한 검출이 어렵다. 스테레오 비전 시스템을 이용하여 차량을 검출하는 방법 중에는 기존의 모노 정보에 3차원 정보를 결합하여 장애물체를 검출하는 방법이 있다. 대부분 차선이나 도로 위치정보 등을 이용하여 초기 차량 위치를 파악한 후, 3차원 정보를 이용하여 정확한 위치, 속도 및 거리 등을 검출하는데, 차선이 없거나 도로 위치 정보가 부정확할 경우, 차량을 정확하게 검출하기가 어렵다[7-8]. 스테레오 매칭 알고리즘의 결과인 시차맵(depth map)을 이용하여 차량을 검출하는 방법 중 대표적인 방법으로는 v-시차맵(v-disparity map)[9,10,13]과 컬럼 검출(column detection)방법[11,12,14,15]이 있다. 먼저 v-시차맵 방법의 경우 시차맵을 이용하여 v-시차맵을 생성하는데, v-시차맵상에서는 도로와 같은 평면성분은 대각선의 형태로, 차량과 같은 장애물체는 수직선의 형태로 나타난다. 일반적으로는 허프 변환(hough transform) 등을 이용하여 도로 특징 정보인 대각선을 검출하고, 그 선상에 놓인 수직선들을 추출하면 장애물체를 검출할 수 있다[9,10]. 그러나 차량, 가로수, 중앙 분리대 등 다수의 장애물체가 존재할 경우, 대각선과 수직선들이 혼재되어 정확한 구분하기 힘들고, 도로가 평면이 아닌 오르막이나 내리막일 경우, v-시차맵상에서도 대각선이 아닌 곡선의 형태로 나타나기에, 일반적인 직선 검출용 허프 변환만으로는 정확한 도로 특징 정보를 추출하기가 어렵다. 컬럼 검출 방법은 시차 맵의 각 행별로 중앙값(median value)을 계산하고 이를 장애물체 유무의 판단 기준으로 정한다[11]. 즉 계산된 중앙값을 시차맵의 모든 열과 비교하여 중앙값보다 높은 구간이 존재할 경우, 이 구간을 장애물체로 판단한다. 시차맵의 모든 열을 비교함으로써 장애물체를 강건하게 검출할 수 있으나, 장애물체의 수가 많거나 그 수평크기가 클 경우, 특정 행에는 도로 특징 정보보다 장애물체 성분이 많이 포함되어, 중앙값이 왜곡되는 현상이 발생한다. 즉 중앙값은 주변 값에 의해 쉽게 영향을 받기 때문에, 도로 특징 정보를 충분히 표현하지 못하여 장애물체 검출 성능이 저하될 수 있다. 스테레오 비전기반의 시차맵을 이용하여 차량을 검출하는 것은 기존의 모노 방식에 비해 배경의 분리도가 증가하여 검출 성능이 우수하지만, 차량들이 근접해 있을 경우 개별적으로 구분하지 못하고 하나의 차량으로 검출할 수도 있다.

따라서 본 논문에서는 실제 도로 환경에서 다수의 차량을 강건하게 검출하는 방법을 제안한다. 특히 검출 성능이 우

수한 컬럼 검출과 세밀한 영역 분리가 가능한 조감도 기법을 결합함으로써 기존 방법[9-16]에 비해 우수한 성능을 나타낸다. 먼저 v-시차맵상에서 최대 빈도값을 이용하여 도로 특징 정보만을 추출한다. 추출된 도로 특징정보를 장애물체 유무의 판단기준으로 이용하여 컬럼 검출을 수행한다. 기존의 중앙값과 달리 추출된 도로 특징 정보는 도로 환경에 영향을 받지 않기 때문에 장애물체를 좀 더 강건하게 검출할 수 있다. 다수의 장애물체가 동일한 장애물체로 검출되는 것을 방지하기 위하여 조감도 맵핑 기반의 세그멘테이션을 수행한다. 그러나 분리된 장애물체 중에는 동일한 장애물체인 경우가 있으므로, 도로상의 차량 특징을 기반으로 장애물체가 동일한지를 판단하여 재결합하는 과정을 수행한다. 마지막으로 최종 차량만을 검출하기 위하여 시차맵과 그레이(gray) 영상을 이용하는 차량 검증 단계를 수행한다.

## 2. 스테레오 비전 기반 차량 검출

### 2.1 차량용 스테레오 비전 시스템 모델링

본 논문에서 사용된 차량용 스테레오 비전 시스템의 모델링을 (그림 1)에 나타낸다[9,14,17]. 두 카메라의 간격(base line)은  $b$ 이며, 지면으로부터  $h$ 만큼 떨어져 있다. 그리고 카메라들은 지면을 향하여  $\theta$ 만큼 기울어져 있다. 실제 공간 좌표인 절대 좌표를  $R_w[X_w, Y_w, Z_w]$ , 각각의 카메라 좌표를  $R_{cl}[X_{cl}, Y_{cl}, Z_{cl}]$ ,  $R_{cr}[X_{cr}, Y_{cr}, Z_{cr}]$ , 이미지 상의 좌표( $u, v$ ) 중심을 ( $u_0, v_0$ )이라 가정하면, 동차좌표인  $R_w$ 상의 한 점  $P(X, Y, Z, 1)^T$ 를 이미지 상의 좌표( $u, v$ )로 맵핑하는 것은 몇 번의 맵핑으로 이루어진다. 먼저 절대 좌표에서 각각 카메라 좌표로의 맵핑은 이동(translation) 매트릭스( $T_{l,r}$ )와 회전(rotation) 매트릭스( $R$ )의 곱으로 표현된다( $D_{l,r}$ ).

$$D_{l,r} = R T_{l,r} \tag{1}$$

여기서,  $T_{l,r}$ 와  $R$ 은 아래와 같다.

$$T_{l,r} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & \pm b/2 \\ 0 & 1 & 0 & h \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad R = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\theta & -\sin\theta & 0 \\ 0 & \sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \tag{2}$$

그리고 각각의 카메라 좌표에서 이미지 상의 좌표로의 맵핑은 원근투영(perspective projection) 매트릭스( $P$ )로 표현된다.

$$P = \begin{pmatrix} \alpha & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & \alpha & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \tag{3}$$

여기서, 이미지 좌표에서  $u$ 축 및  $v$ 축의 단위 길이당 픽셀의 수를  $m$ , 초점거리를  $f$ 로 정의하면  $\alpha = fm$ 이다. 마지막으로 최종 변환 매트릭스,  $M_{l,r}$ 은 아래와 같이 표현된다.

$$M_{l,r} = PD_{l,r} \quad (4)$$

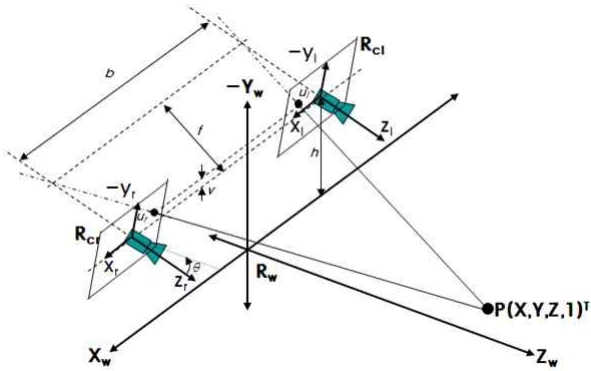
따라서 P점의 최종적인 이미지 상의 좌표( $u, v$ )는 아래와 같이 표현된다.

$$\begin{pmatrix} u = x/z \\ v = y/z \end{pmatrix} \Leftarrow \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = M_{l,r} \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{pmatrix}$$

$$u_l = u_0 + \alpha \frac{X - b/2}{(Y+h)\sin\theta + Z\cos\theta}, \quad (5)$$

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

$$v = v_0 + \alpha \frac{(Y+h)\cos\theta - Z\sin\theta}{(Y+h)\sin\theta + Z\cos\theta}$$

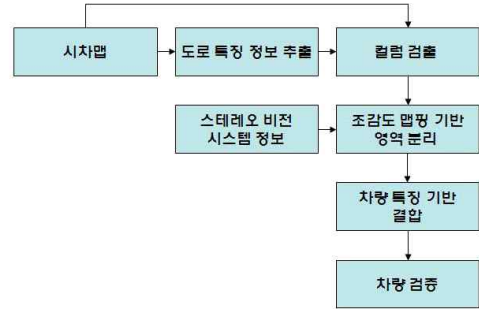


(그림 1) 차량용 스테레오 비전 시스템 모델링

본 논문에서 실제 사용된 스테레오 비전 시스템의 파라미터는 다음과 같다. 두 카메라 간 간격  $b$ 는 0.4m, 도로 바닥 면에서 카메라까지 높이  $h$ 는 1.2m, 카메라와 지면의 각도  $\theta$ 는 3도이다. 그리고 초점 거리  $f$ 는 9.48mm,  $u$ 축 및  $v$ 축의 단위 길이당 픽셀의 수  $m$ 는  $0.135 \times 10^6$ 개이다. 영상사이즈는 VGA급인 640\*480이다.

### 2.2 스테레오 비전 기반 차량 검출 흐름도

스테레오 비전 기반의 제안된 차량 검출 과정의 전체적인 흐름도를 (그림 2)에 나타낸다. 먼저 시차맵으로부터  $v$ -시차맵을 생성한 후, 이로부터 도로 특징 정보를 추출한다. 도로 특징 정보는 도로상의 장애물체 유무를 판단하는 기준으로 장애물체를 검출하는데 중요한 정보이다. 따라서 신뢰성 높게 도로 특징 정보를 추출함으로써 검출 성능을 향상시킬 수 있다. 검출된 도로 특징 정보를 이용하여 컬럼 검출을 수행한다. 기존의 컬럼 검출과 달리 장애물체 유무의 판단 기준으로 도로 특징 정보를 이용하였으므로, 주변 상황에 강건하게 장애물체를 검출할 수 있다. 그러나 다수의 장애물체가 여전히 하나의 장애물체로 인식되는 경우가 존재하여 좀 더 세밀한 장애물체 분리 작업을 수행한다. 먼저 스

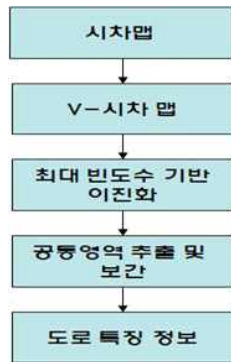


(그림 2) 제안된 스테레오 비전 기반 차량 검출 알고리즘

테레오 비전 시스템의 정보를 기반으로 조감도 맵핑을 수행한다. 조감도는 장애물체의 위치를 평면상에 표시함으로써, 장애물체들의 영역을 좀 더 명확하게 구분할 수 있다. 그러나 조감도만을 이용하여 장애물체를 구분하면 동일한 장애물체라도 분리될 수 있다. 따라서 본 논문에서는 세밀하게 분리된 장애물체들이 동일한 장애물체인지 아닌지를 판단하여 재결합하는 과정을 추가한다. 이때 사용된 판단기준으로는 장애물체간의 거리, 위치, 시차값 차이로서 도로상의 차량 특징을 기반으로 한다. 마지막으로 최종 차량을 검출하기 위한 차량 검증 단계를 수행한다.

### 2.3 도로 특징 정보 추출

(그림 3)은 도로 특징 정보 추출관련 흐름도와 알고리즘을 나타낸다. 흐름도를 살펴보면, 먼저 시차맵으로부터  $v$ -시차맵을 생성하고,  $v$ -시차맵상의 각 행·열별로 최대 빈도수를 이용하여 이진화한다. 각각의 이진영상의 공통영역을 추출하고 보간을 통하여 최종적으로 도로 특징 정보를 추출한다. 이의 세부적인 알고리즘도 함께 나타낸다. 그림 4는 이와 관련된 상세한 개념도를 나타낸다. 시차맵(a)상 도로상에 장애물체가 두 개가 존재한다면, 이를  $v$ -시차맵으로 맵핑하면 (b)와 같이 도로 성분은 대각선 형태로, 두 개의 장애물체는 수직선 형태를 나타낸다. 시차맵의 해상도 및 오차 등으로 인하여 대각선 및 수직선 등이 다소 두껍게 표시된다. 여기서 장애물체가 아닌, 도로 성분만을 추출하기 위하여,  $v$ -시차맵을 각각 행·열별로 최대 빈도수를 이용하여 이진화 하는데, 먼저 행별 최대 빈도수를 수행한 결과를 (c)에 나타낸다. 만약 장애물체의 수평 길이가 매우 커  $v$ -시차맵상의 수직선 값이 크다면, 그 행에서 가장 큰 빈도값을 가지는 부분은 장애물체를 나타내는 수직선 부분이 된다. 그래서 (c)와 같이 도로 성분을 나타내는 대각선 부분이 일부 사라질 수 있다. 이러한 경우는 이론적으로 장애물체의 수평 길이가 영상의 수평 길이의 1/2배 이상인 만큼, 장애물체가 상당히 근접한 상황이다. 열별 최대 빈도수를 수행할 결과는 (d)에 나타낸다. 시차맵의 오차 등으로 인하여 다소 복잡한 형태를 나타낸다. 따라서 확실한 도로 성분만을 추출하기 위하여 두 결과의 공통부분만을 추출한 결과를 (e)에 나타낸다. 근접하거나 큰 장애물체가 있는 구간 또는 시차맵의 오차가 심한 부분 등에서는 정보가 사라져 이를 해결하기 위하여 보간을 수행한다. 보간을 수행하여 추출한



도로 특징 정보 추출 알고리즘

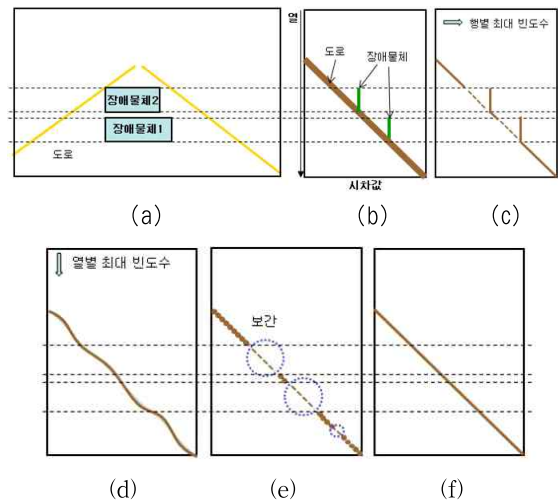
```
//V-disparity 생성
1. Let D(i, j) be the disparity value of row i, column j in
   disparity map D
2. Let V(p, q) be the v-disparity value of row p, column
   q in v-disparity map V
3. repeat
4.   V(D(i, j), i)++
5. until all row i and column j in D
//V-disparity 이진화
6. Let V_row(p, q), V_col(p, q), V_int(p, q) be the value of
   row p, column q in row max. V_row, column max. V_col,
   and intersection V_int, respectively.
7. repeat
8.   if V(p, q) is max. in the row p then
9.     V_row(p, q) = 255
10.  if V(p, q) is max. in the column q then
11.    V_col(p, q) = 255
12. until all row p and column q in V
13. repeat
14.  if V_row(p, q) and V_col(p, q) equal to 255 then
15.    V_int(p, q) = 255
16. until all row p and column q in V_row, V_col
//도로 특징 정보 추출
17. repeat
18.  if V_int(p, q) is zero value then
19.    V_int(p, q) = (V_int(p-1, q-1)+V_int(p+1, q+1))/2
20. until all row p and column q in V_int
```

(그림 3) 도로특징 정보 추출 흐름도 및 알고리즘

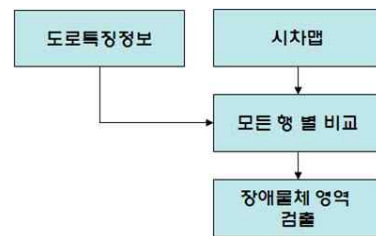
최종 도로 특징 정보를 (f)에 나타낸다. 물론 장애물체의 수평크기가 작으면 별도의 보간 작업이 필요 없이 도로 특징 정보를 직접적으로 추출할 수도 있다. 본 과정을 통하여 추후 장애물체의 판단 기준이 되는 도로 특징정보를 장애물체의 크기, 수 등 외부환경에 상관없이 강인하게 추출할 수 있어 전체적인 차량 검출 성능을 높일 수 있다.

2.4 컬럼 검출 기반 장애물체 검출

(그림 5)는 컬럼 검출 기반 장애물체 검출관련 흐름도와 알고리즘을 나타낸다. 전 단계에서 추출된 도로 특징 정보를 기반으로 장애물체 유무를 판단하는데, 시차맵상의 모든 열 별로 비교한다. 이와 관련된 알고리즘도 함께 나타내었는데, 특히 최소한의 장애물체 수직 크기를 미리 설정하여, 이 크기보다 작은 장애물체는 이 단계에서 미리 제거한다.



(그림 4) 도로 특징 정보 추출 개념도; (a)시차맵, (b)v-시차맵, (c)행별 최대 빈도수, (d)열별 최대빈도수, (e)이진화된 영상의 공통부분 추출, (f)도로 특징 정보

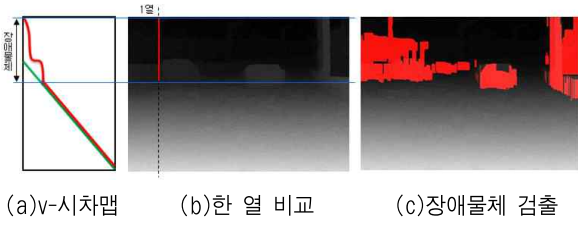


컬럼 검출 기반 장애물체 검출 알고리즘

```
1. Let STATE be the state of current value, that is
   OBSTACLE(1) or NOT_OBSTACLE(0).
2. Let LENGTH be the successive rows whose values are
   higher than the road feature, that is obstacle height.
3. Let O(i, j) be the disparity value of row i, column j in
   obstacle map O
4. repeat
5.  if STATE is NOT_OBSTACLE(0) then
6.    if D(i, j) is equal to D(i-1, j-1) then
7.      LENGTH++
8.    else LENGTH = 0
9.    if LENGTH is greater than min. length then
10.     state is OBSTACLE(1)
11.     O(i, j) = D(i, j)
12.  if STATE is OBSTACLE(1) then
13.    if D(i, j) is less than V_int(i, j) then
14.     state is NOT_OBSTACLE(0)
15. until all row i and column j in D
```

(그림 5) 컬럼 검출 기반 장애물체 검출 흐름도 및 알고리즘

(그림 6)은 관련 장애물체 검출의 개념도를 나타낸다. 시차맵상의 모든 열의 값(b)과 도로 특징 정보를 비교한다. 이를 (a)처럼 v-시차맵상에 표현하면, 도로 특징 정보는 대각선 형태로(초록 선), 열의 값은 다양한 선의 형태로(붉은 선) 나타난다. 도로상의 장애물체는 도로면 위에 존재하므로, 즉 열의 값이 도로 특징 정보보다 높은 구간이 존재하면, 이 구간이 장애물체 영역이 된다. 이 영역을 모두 검하

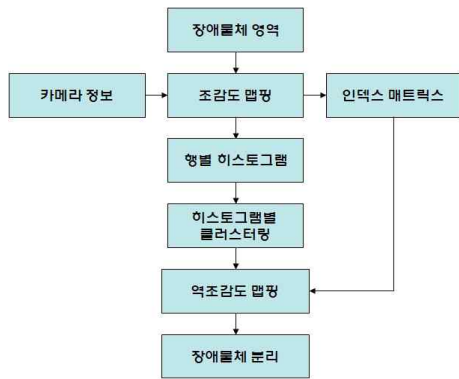


(그림 6) 장애물체 검출 개념도

면, (c)와 같은 장애물체 영역이 된다. 이러한 방법을 통하여 다양한 도로 환경에서도 강건하게 장애물체를 검출 할 수 있다. 이는 도로 환경에 강한 도로 특징 정보 및 이를 기반으로 모든 열별로 컬럼 검출을 수행함으로써 가능하다.

2.5 조감도 맵핑기반 장애물체 분리

(그림 7)은 조감도 맵핑 기반의 장애물체 분리관련 흐름도와 알고리즘을 나타낸다. 전 단계에서 검출한 장애물체 영역 내에는 시차맵의 해상도 및 장애물체간의 근접으로 인해 여전히 다수의 장애물체가 존재할 수 있다. 따라서 검출된 장애물체내에서 좀 더 정밀하게 장애물체를 분리할 필요가 있다. 먼저 검출된 장애물체 영역과 카메라 정보를 이용하여 조감도 맵핑을 수행한다. 조감도는 장애물체의 실제적인 위치를 평면상에 표현함으로써 장애물체들을 쉽게 분리할 수 있다.



조감도 맵핑기반 장애물체 분리 알고리즘

1. Let  $B(i, j)$  be the value of row  $i$ , column  $j$  in bird eye's view mapping map  $B$
2.  $X, Y, Z$  is the obstacle position in the real 3D coordinate
3.  $INDEX\_MATRIX(i, j)$  be the value of row  $i$ , column  $j$  in  $INDEX\_MATRIX$  for inverse bird eye's view mapping
4. Let  $ROW\_MATRIX(i)$  be the  $i$ th value of row matrix for clustering obstacles by row in bird eye's view mapping map  $B$
5. Let  $SEG\_MATRIX(i, j)$  be the value of row  $i$ , column  $j$  in  $SEG\_MATRIX$  which contains histogram valley points detected in the  $ROW\_MATRIX$
6. Let  $S(i, j)$  be the value of row  $i$ , column  $j$  in segmented map  $S$
7. **repeat** //조감도 생성
8. calculate  $X, Y, Z$ , namely  $B(i, j)$  using  $O(i, j)$  and

```

camera parameters
9. INDEX_MATRIX(i, j) = (X<<8)/Z
10. until all row  $i$  and column  $j$  in  $O$ 
11. repeat //segmentation matrix 생성
12.   repeat
13.     ROW_MATRIX(j) = B(i, j)
14.   until all column  $j$  in row  $i$  in  $B$ 
15. linear interpolation in ROW_MATRIX
16. detect histogram valley points in ROW_MATRIX
17. SEG_MATRIX(i, k++) = valley points and row value
18. until all row  $i$  in  $B$ 
19. repeat //장애물체 분리
20.   index = INDEX_MATRIX(i, j)
21.   repeat
22.     valley start point = SEG_MATRIX(r, 0)
23.     valley end point = SEG_MATRIX(r, 1)
24.     row_value = SEG_MATRIX(r, 2)
25.     repeat
26.       seg_matrix_index = (v<<8)/row_value
27.       if seg_matrix_index is equal to index then
28.         S(i, j) = 255
29.       until from v=valley start point) to v=(end point)
30.   until all row  $r$  in SEG_MATRIX
31. until all row  $i$  and column  $j$  in INDEX_MATRIX
    
```

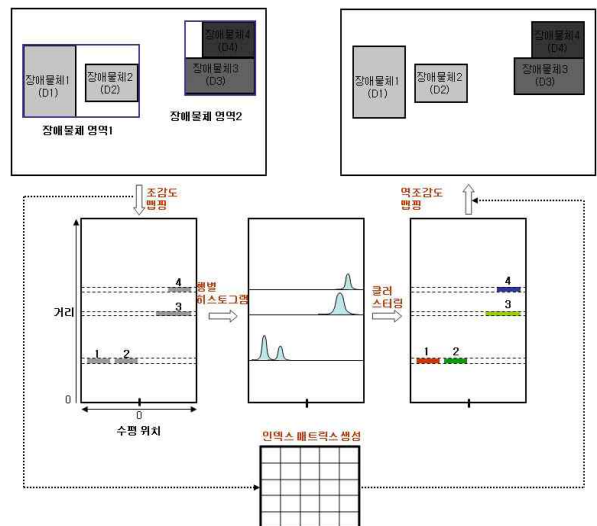
(그림 7) 조감도 맵핑 기반 장애물체 분리 흐름도 및 알고리즘

식(5)로부터 실제 장애물체의 위치  $X, Y, Z$ 는 아래와 같다.

$$X = (u_l + u_r - 2u_0) \frac{\{(Y+h)\sin\theta + Z\cos\theta\}}{2\alpha}, \quad (6)$$

$$Y = \frac{(v - v_0)bc\cos\theta + absin\theta - dh}{d},$$

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

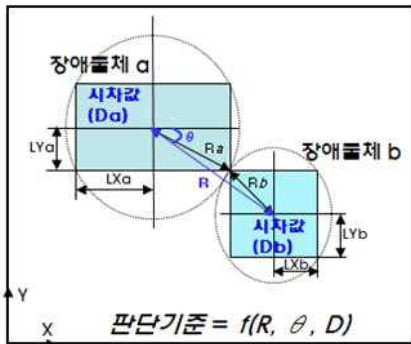


(그림 8) 장애물체 분리 개념도

조감도의 특성상 수평위치( $X$ )와 전방위치( $Z$ )만을 이용하여 평면상에 장애물체의 위치를 표현한다. 다음으로 조감도 상에서 행별 히스토그램을 생성한 후, 히스토그램별 피크(peak)와 밸리(valley)를 검출하여 클러스터링을 수행한다. 클러스터링 결과와 사전에 계산된 인덱스 매트릭스를 이용하여 역조감도 맵핑을 수행한다. 조감도 맵핑은 비가역 합수이기에 역조감도 맵핑시 인덱스 매트릭스를 이용하면, 정확한 장애물체 분리 결과를 얻을 수 있다. 그림 8은 관련 장애물체 분리과정의 개념도를 나타낸다. 동일한 전방 위치이며 수평적으로 근접한 장애물체들(장애물체 1과 2)과 동일한 수평위치이나, 거리적으로 떨어진 장애물체들(장애물체 3과 4)이 존재할 경우, 킬럼 검출에서는 개별적인 장애물체로 검출하지 못하고 장애물체 영역1과 장애물체 영역2로만 검출할 수 있다. 먼저 조감도 맵핑을 수행하면, 각각의 장애물체가 평면상에 거리별로 구분되고, 이를 분리하기 위하여 행별 히스토그램을 수행한 후, 각각의 히스토그램을 검출하는 클러스터링을 수행한다. 마지막으로 클러스터링 된 조감도와 인덱스 매트릭스를 이용하여 역조감도를 수행하면, 개별적으로 장애물체를 검출할 수 있다.

2.6 차량 특징기반 영역 결합

(그림 9)는 조감도 맵핑을 통하여 분리된 장애물체들의 재결합을 위하여 사용되는 세 가지 판단기준을 나타낸다.



(그림 9) 장애물체 결합 판단기준

장애물체 분리 단계에서는 단순히 시차값의 정보를 이용하여 장애물체를 분리하였지만, 본 단계에서는 분리된 장애물체가 실제로 독립적인 장애물체인지를 판단하여 동일한 장애물체로 판단되면 재결합을 통하여 동일한 장애물체로 간주한다. 여기서 사용되는 판단기준은 장애물체간의 거리( $R$ ), 위치( $\theta$ ), 시차값 차이( $D$ )이다. 즉 분리된 두 개의 장애물체(장애물체 a, b)에서 세 가지 판단기준을 모두 만족하면 동일한 장애물체로 간주하여 재결합한다. 먼저 장애물체간의 거리의 경우, 장애물체 a의 중점을 ( $X_a, Y_a$ ), 장애물체 b의 중점을 ( $X_b, Y_b$ )로 가정하면, 거리  $R$ 은 아래와 같다.

$$R = \sqrt{(X_b - X_a)^2 + (Y_b - Y_a)^2} \quad (7)$$

그리고 각각의 장애물체의 중점을 중심으로 하는 원의 반지름을  $R_a, R_b$ 로 가정했을 때, 상기에서 계산된 거리( $R$ )가 두 반지름의 합( $R_T$ )보다 작으면 두 장애물체는 서로 근접하기에 동일한 장애물체일 가능성이 높다고 판단한다(식(8)).

$$R \leq R_T, R_T = R_a + R_b \quad (8)$$

$$R_a = \sqrt{\left(\frac{LX_a}{2}\right)^2 + \left(\frac{LY_a}{2}\right)^2}, R_b = \sqrt{\left(\frac{LX_b}{2}\right)^2 + \left(\frac{LY_b}{2}\right)^2}$$

다음으로 시차값 차이의 경우, 장애물체 a와 b의 시차값을 각각  $D_a, D_b$ 라고 가정하면, 시차값 차이  $D$ 는 아래와 같다.

$$D = |D_a - D_b| \quad (9)$$

상기 계산된 값이 특정 문턱치( $D_T$ )보다 작으면 동일한 장애물체로 판단한다(식(10)).

$$D \leq D_T \quad (10)$$

그런데 이 문턱치는 장애물체의 위치에 따라서 연동된다. 즉, 두 장애물체가 동일한 장애물체이더라도, 그 위치에 따라서 시차값이 차이가 날 수 있기 때문에, 두 장애물체의 위치에 따라서 다른 값을 갖도록 한다. 각도가 높은 값을 가지면  $D_T$ 를 높여, 상기 조건을 완화시키고, 각도가 낮은 값을 가지면  $D_T$ 를 낮추어, 상기 조건을 엄격하게 적용한다. 마지막으로 위치의 경우, 각각의 장애물체의 중점을 기준으로 계산하는데, 그 식은 아래와 같다.

$$\theta = -\arctan\left(\frac{(Y_b - Y_a)}{(X_b - X_a)}\right) \quad (11)$$

상기에서 언급한바와 같이, 식(12)을 이용하여 계산된 각도( $\theta$ )가 미리 정의된 각도( $\theta_T$ )내에 있으면  $D_T$ 를 낮추고, 그 각도 범위 외에 있으면  $D_T$ 를 높인다.

$$\begin{cases} -\theta_T \leq \theta \leq \theta_T & : D_T = D_L \\ \text{그외} & : D_T = D_H \end{cases} \quad (12)$$

$$0 \leq \theta_T \leq \frac{\Pi}{2}, D_L \leq D_H$$

위치 정보를 이용하여 제한 조건을 두는 이유는 실제 도로 환경과 밀접한 관계가 있다. 도로 환경 특성상, 차량이 중앙 분리대, 가이드 레일, 가로수 등과 함께 검출되는 경우가 많다. 이는 곧 차량과 배경이, 유사한 수평선상에서 검출되는 것을 의미하므로, 그 각도는 대부분 낮은 값을 갖게 된다. 이는 두 장애물체가 동일하지 않은 장애물체일 경우가 많다. 그리고 차량의 경우, 그 기하학적인 모양에 의하여 차량 후면부분과 차량 뒤 유리창은 동일 평면이 아니기 때

문에, 수직방향으로 시차값의 차이가 난다. 또한 카메라 좌표가 도로 좌표인 절대 좌표에 대하여 수평 방향 축을 중심으로 회전되어 있기 때문에, 동일한 평면의 장애물체이어도 수직방향으로 시차값의 차이가 날 수 있다. 이런 특성으로 인하여, 두 장애물체 간의 각도가  $\pi/2$ 에 가까울수록, 동일한 장애물체이지만 시차값의 차이가 존재하고, 이로 인하여 다른 장애물체로 판단될 수 있다.

2.7 차량 검증

검출된 장애물체 별로 최종적으로 차량여부를 판단한다. 본 논문에서는 도로 접점 여부, 장애물체 수평 길이, 텍스처를 이용하여 차량을 검증한다. 먼저 차량의 대표적인 특징은 도로에 접해 있는 것이다. 이는 신호등, 표지판 등 도로에 접해있지 않는 다양한 장애물체와 구별되는 특징이다. 분리된 장애물체와 도로특징 정보 각각의 시차값을 비교함으로써 접점여부를 판단할 수 있다. 다음으로 장애물체 수평 길이의 경우, 차량은 일반적으로 수평 길이가 일정하다. 본 논문에서는 비교적 정밀한 시차값을 사용하기 때문에, 거리에 따른 차량의 수평 길이를 정확하게 파악할 수 있다. 절대좌표에서 수평위치,  $X$ 는 식 (1)로부터 다음과 같이 표현된다.

$$X = \frac{b}{2} + \frac{(Y+h)\sin\theta + Z\cos\theta}{\alpha}(u_l - u_0) \quad (13)$$

수평 길이를 계산하기 위하여, 장애물체의 왼쪽 끝을  $P1(X_l, Y_l, Z_l, I)^T$ , 오른쪽 끝을  $P2(X_r, Y_r, Z_r, I)^T$  라고 가정한다. 수평 길이는 동일한 장애물체 내에서 측정되기 때문에 측정 시 높이( $Y$ )와 거리( $Z$ )는 동일하고, 수평위치( $X_l, X_r$ )만 다르다. 그리고 두 점  $X_l, X_r$ 의 왼쪽 영상 평면상에서의 위치를 각각  $u_l, u_r$ 로 가정한다. 그러면 실제 수평 길이,  $\Delta X$ 는 식 (13)로부터 아래와 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \Delta X &= X_2 - X_1 \quad (14) \\ &= \frac{(Y+h)\sin\theta + Z\cos\theta}{\alpha}(u_{l2} - u_{l1}) \end{aligned}$$

시차값을  $d$  라고 하면, 식(5)로부터 아래와 같이 시차값을 얻을 수 있다.

$$d = u_l - u_r = \alpha \frac{b}{(Y+h)\sin\theta + Z\cos\theta} \quad (15)$$

최종적으로 식 (14)과 식 (15)을 이용하면 수평 길이는 아래와 같이 표현된다.

$$\Delta X = \frac{b}{d}(u_{l2} - u_{l1}) = \frac{b}{d}\Delta u \quad (16)$$

여기서  $\Delta u$ 는 영상에서 검출된 장애물체의 수평 길이이다. 따라서 영상에서 검출된 장애물체의 수평 길이와 시차값을 이용하면 실제 장애물체의 수평 길이를 계산할 수 있다. 상기에서 계산된 수평 길이( $\Delta X$ )와 이미 알고 있는 차량의 실제 길이를 비교하여 차량여부를 판단한다. 다음으로 텍스처의 경우, 차량 영상의 경우 여러 에지 성분과 높은 명암비를 갖고 있는 특징이 있다. 따라서 본 논문에서는 이 특징을 이용하고자 그레이 레벨 동시 발생 행렬(GLCM : Gray-Level Co-occurrence Matrix) 기법을 사용한다. GLCM은 영상에서 밝기값 분포의 공간적인 형태를 정량적으로 계산할 수 있는 방법으로서 계산된 GLCM을 기반으로 정규화를 아래와 같이 수행한다.

$$P_{i,j} = \frac{V_{i,j}}{\sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=1}^{N-1} V_{i,j}} \text{ where, } i, j = 1, \dots, N-1 \quad (17)$$

여기서  $V_{i,j}$ 는 GLCM의 (i, j)번째의 값이며,  $N$ 은 GLCM의 크기 또는 입력영상의 그레이 레벨이다. 정규화 된 GLCM을 기반으로 명암비(contrast)와 엔트로피(entropy)를 아래 식을 이용하여 최종적으로 계산하여 차량 여부를 판단한다.

$$\text{명암비} = \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=1}^{N-1} (P_{i,j} \times (i-j)^2) \quad (18)$$

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

3. 실험

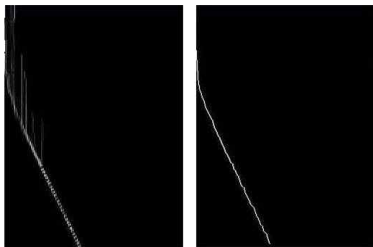
(그림 10)은 실험 차량에 스테레오 비전 시스템을 탑재하여 획득한 영상으로부터 시차맵과 도로 특징 정보를 추출한 실험 결과이다. 입력되는 좌 영상(10(a)), 우 영상(10(b))으로부터 정밀도가 높은 스테레오 매칭 알고리즘인 신뢰전파(belief propagation)알고리즘을 이용하여 시차맵을 생성한다(10(c)). 차량들이 서로 근접해 있어 개별적인 차량 검출이 어려우며, 또한 바닥면에 다양한 도로 패턴이 있어 차량 검출 시 방해요소가 된다. 생성된 시차맵을 이용하여 v-시차맵을 생성한다(10(d)). v-시차맵상 도로 성분은 대각선의 형태로, 장애물체는 다양한 수직선의 형태로 나타나고 있음을 알 수 있다. 여기서 도로 특징 정보인 대각선 성분만 추출한 결과를 10(e)에 나타내었는데, 실제 도로 특징을 잘 표현하고 있다. (그림 11)은 장애물체 검출 및 분리의 실험 결과이다. 먼저 추출된 도로 특징 정보를 이용하여 컬럼 검출을 수행한 결과를 11(a)에 나타낸다. 도로면은 거의 제거가 되고 장애물체들만 검출되었음을 알 수 있다. 그러나 근접한 차량들은 동일한 장애물체 영역으로 검출된다. 이를 정밀하게 분리하기 위하여 조감도 맵핑을 수행한다(11(b)).



(a) 좌 영상 (b) 우 영상



(c) 시차맵



(d) v-시차맵 (e) 도로특징 정보

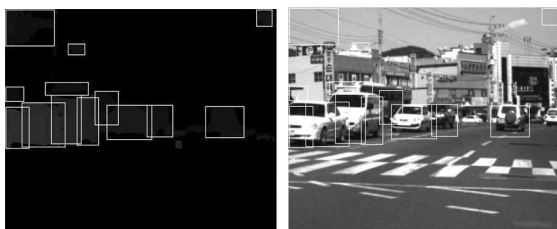
(그림 10) 도로 특징 정보 추출 실험 결과



(a)컬럼 검출



(b)조감도



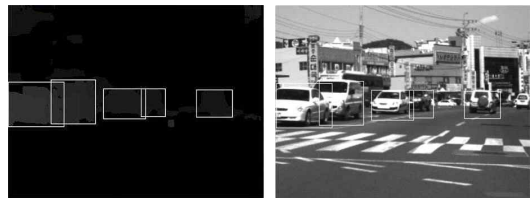
(c)장애물체 분리(시차맵) (d)장애물체 분리(그레이 영상)

(그림 11) 장애물체 검출 및 분리 실험 결과

조감도에는 장애물체 영역들이 수평 및 수직 거리별로 좀더 세밀하게 나타난다. 이를 이용하여 장애물체 영역을 정밀하게 분리한다(11(c), 11(d)). 그러나 차량 및 스테레오 비전 시스템의 특성상 동일한 차량이 분리되는 현상이 발생하여 이를 다시 재결합할 필요가 있다. (그림 12)는 세밀하게 분리된 장애물체들 중에서 동일한 장애물체들은 재결합하고,



(a)장애물체 재결합(시차맵) (b)장애물체 재결합(그레이 영상)



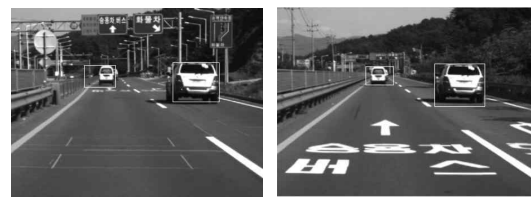
(c)차량 검출(시차맵) (d)차량 검출(그레이 영상)

(그림 12) 장애물체 재결합 및 차량 검출 실험 결과

검출된 장애물체별로 차량 검증 단계를 거쳐 최종차량만을 검출한 결과이다. 장애물체간의 거리, 위치, 시차값 차이를 이용하여 동일한 장애물체가 분리된 경우, 이를 재결합한 결과를 시차맵(12(a))과 그레이 영상(12(b))상에 나타낸다. 인접한 차량들이지만, 각각 개별적인 차량으로 분리가 잘되었음을 알 수 있다.



(a) (b)



(c) (d)

(그림 13) 다양한 도로 상황 상에서 차량 검출 실험 결과

(그림 12(c))와 12(d)에는 도로 접점, 장애물체 수평 길이, 텍스처를 이용하여 최종 차량만 검출한 결과를 나타낸다. 스테레오 매칭에러로 인해 오검출된 하늘, 작은 클러스터 등이 제거되고, 최종 차량만 검출되었다. (그림 13)은 실제 다양한 도로 상황 하에서 실시한 차량 검출 실험 결과를 나타낸 것이다. 비교적 원거리의 차량((13)a)도 검출이 되었고, 특히 일부 겹쳐진 차량((13)b)도 조감도 맵핑 기반의 장애물체 분리 및 영역 결합 알고리즘의 적용으로 개별적인 검출이 가능하였다. 또한 다수의 표지판이 존재하는 복잡한 도로 상황((13)c)과 도로면에 여러 가지 표시가 있는 상황((13)d)에서도 비교적 강건하게 차량만을 검출하였다. 그러



<표 1> 차량 검출 성능 비교

방법	correct 검출수	오검출 개수	미검출 개수	recall [%]	precision [%]
컬럼 검출	653	69	98	86.9	90.4
제안 방법	723	45	28	96.3	94.1

나 시차맵의 해상도 및 노이즈의 영향으로 인하여, 원거리 차량의 경우 다소 크게 검출되는 경향이 있어 추가적인 개선이 필요하다.

<표 1>은 실제 도로 동영상에 대하여 차량 검출을 수행한 후, 기존 컬럼 검출 방법과 제안한 방법의 성능을 비교한 결과이다. 정밀한 시차맵을 이용한 도로 특징 정보 추출 및 이를 이용한 컬럼 검출, 조감도를 이용한 장애물체 분리 및 차량 특징 기반의 장애물체 재결합 과정 등을 수행함으로써 차량 검출 성능을 높일 수 있다. 특히 조감도를 기반으로 장애물체를 분리했을 때, 발생하는 동일한 장애물체의 분리 문제를 차량특징 기반 영역 재결합 방법으로 해결함으로써 미검출을 개선할 수 있다.

4. 결 론

본 논문에서는 실제 도로 환경에서 다수의 차량을 강건하게 검출하는 방법을 제안하였다. 전체 알고리즘은 도로 특징기반의 컬럼 검출, 조감도 기반의 장애물체 세그멘테이션, 차량 특징기반 영역 재결합, 시차맵과 그레이 영상기반의 차량 검증단계로 구성된다. 먼저 v-시차맵상에서 최대 빈도값을 이용하여 도로 특징 정보만을 추출한 후, 이를 이용하여 컬럼 검출을 수행하였다. 기존의 중앙값과 달리 도로 환경에 영향을 받지 않아 장애물체를 강건하게 검출할 수 있었다. 그리고 다수의 장애물체가 동일한 장애물체로 검출되는 것을 극복하기 위하여 조감도 기반의 세그멘테이션을 수행하였다. 좀 더 정밀한 장애물체 세그멘테이션을 위하여 차량 특징 기반의 영역 재결합과정을 수행하여, 동일한 장애물체가 분리되지 않고 결합될 수 있도록 하였다. 마지막으로 시차맵과 그레이 영상기반의 차량 검증 단계를 수행하여 차량만 검출하였다. 제안한 알고리즘을 실제 복잡한 도로 영상에 적용하여 개별적인 차량을 검출함으로써, 알고리즘의 우수성을 검증하였다. 향후 추가적인 성능 향상을 위하여 다양한 인식 및 추적 알고리즘을 적용할 계획이다[18].

참 고 문 헌

[1] 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, pp.694-711, 2006.  
 [2] V. Kastinaki, M. Zervakis, and K. Kalaitozakis, "A survey of

video processing techniques for traffic applications," Image, Vision, and Computing, Vol.21, No.4, pp.359-381, 2003.  
 [3] A. Broggi, P. Cerri, and P. C. Antonello, "Multi-resolution vehicle detection using artificial vision," 2004 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.310- 314, 2004.  
 [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, pp.850-864, 2007.  
 [5] C. Tzomakas and W. Seelen, "Vehicle Detection in Traffic Scenes Using Shadows," Technical report 98-06, Institute for Neuroinformatik, Ruht-university, 1998.  
 [6] 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, pp.164-176, 2000.  
 [7] 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, pp.493-504, 2007.  
 [8] 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, pp.2364-2375, 2006.  
 [9] 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, pp.646-651, 2002.  
 [10] R. Labayrade, D. Aubert, "Onboard Road Obstacles Detection in Night Condition Using Binocular CCD Cameras," ESV 2003 Proceedings, pp.19-22, 2003.  
 [11] Brendan M. Collins, Alain L. Kornhauser, "Stereo vision for obstacle detection in autonomous navigation," DARPA grand challenge Princeton university technical paper, May, 2006.  
 [12] Chung-Hee Lee, Young-Chul Lim, Soon Kwon and Jong-Hun Lee, "Stereo Vision-Based Vehicle Detection Using a Road Feature and Disparity Histogram," Optical Engineering, Vol.50, No.2, pp.027004-027004-23, 2011.  
 [13] 이충희, 임영철, 권순, 이종훈, "U-시차맵과 조감도를 이용한 스테레오 비전 기반의 장애물체 검출 및 차량 검증 방법," 대한전자공학회, 제47권, 제6호, pp.86-96, 2010  
 [14] 이충희, 임영철, 권순, 이종훈, "스테레오 비전 기반의 도로 특징 정보 추출 및 장애물체 검출," 대한전자공학회, 제46권, 제6호, pp.28-37, 2009  
 [15] 이충희, 임영철, 권순, 이종훈, "스테레오 비전 기반의 이동객체 용 실시간 환경 인식 시스템," 대한임베디드공학회, 제3권, 제3호, pp.143-150, 2008  
 [16] Chung-Hee Lee, Young-Chul Lim, Soon Kwon and Jong-Hun 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.

[17] R. Hartley, and A. Zisserman, Multiple View Geometry, 2nd ed., Cambridge University Press, 2003.

[18] T. Bdiri, F. Moutarde, and B. Steux, "Visual Object Categorization with New Keypoint-Based adaBoost Features," IEEE Intelligent Vehicles Symposium 2009, pp.393-398, 2009.



### 이 충 희

e-mail : chlee@dgist.ac.kr  
 1996년 경북대학교 전자공학과(학사)  
 1998년 경북대학교 전자공학과(공학석사)  
 1998년~2005년 LG전자 선임연구원  
 2005년~현 재 대구경북과학기술원  
 선임연구원  
 관심분야: 스테레오 비전, 장애물체 검출



### 임 영 철

e-mail : ninolyc@dgist.ac.kr  
 1999년 경북대학교 전자공학과(학사)  
 2005년 경북대학교 전자공학과(공학석사)  
 2005년~현 재 대구경북과학기술원  
 선임연구원  
 관심분야: 스테레오 비전, 영상 추적,  
 위치추정



### 권 순

e-mail : soonyk@dgist.ac.kr  
 2003년 고려대학교 전자공학과(학사)  
 2006년 서울대학교 전자공학과(공학석사)  
 2006년~현 재 대구경북과학기술원  
 선임연구원  
 관심분야: 스테레오 비전, 스테레오 매칭,  
 HW아키텍처



### 김 종 환

e-mail : kimjonghwan@dgist.ac.kr  
 2007년 경북대학교 전자공학과(학사)  
 2009년 경북대학교 전자공학과(공학석사)  
 2009년~현 재 대구경북과학기술원  
 연구원  
 관심분야: 스테레오 비전, 패턴 인식