

# U-시차 지도와 정/역방향 에러 제거를 통한 자동차 환경에서의 모션 필드 예측

서승우\*, 이규철\*, 이상용\*, 유지상<sup>o</sup>

## Motion Field Estimation Using U-disparity Map and Forward-Backward Error Removal in Vehicle Environment

Seungwoo Seo\*, Gyucheol Lee\*, Sangyong Lee\*, Jisang Yoo<sup>o</sup>

### 요약

본 논문에서는 U-시차 지도(U-disparity map)와 정방향-역방향 에러 제거를 통하여 자동차 환경에서의 새로운 모션 필드 예측기법을 제안한다. 일반적으로 자동차에 장착된 카메라로 획득된 영상에서는 자동차의 움직임에 따라 모션 벡터가 발생하게 된다. 그러나 이러한 모션 벡터는 주변 환경에 영향을 받기 때문에 정확도가 떨어진다. 특히 도로면에서는 인접한 화소값이 유사하기 때문에 정확한 모션 벡터의 추출이 어렵다. 따라서 제안하는 기법에서는 U-시차 지도를 이용하여 도로면을 제거하고 나머지 부분에 대하여 옵티컬 플로우(optical flow)를 수행한다. 또한 모션 벡터의 정확도를 향상시키기 위해 정방향-역방향 에러 제거 방법을 활용한다. 최종적으로 획득한 모션 벡터에 RANSAC(RANdom SAmple Consensus)을 적용하여 차량의 움직임을 예측하고 모션 필드를 생성한다. 실험을 통해 제안하는 기법이 기존의 기법보다 성능이 우수한 것을 확인하였다.

**Key Words** : Motion Field Estimation, Optical Flow, Forward-Backward Error, U-disparity

### ABSTRACT

In this paper, we propose novel motion field estimation method using U-disparity map and forward-backward error removal in vehicles environment. Generally, in an image obtained from a camera attached in a vehicle, a motion vector occurs according to the movement of the vehicle. but this motion vector is less accurate by effect of surrounding environment. In particular, it is difficult to extract an accurate motion vector because of adjacent pixels which are similar each other on the road surface. Therefore, proposed method removes road surface by using U-disparity map and performs optical flow about remaining portion. forward-backward error removal method is used to improve the accuracy of the motion vector. Finally, we predict motion of the vehicle by applying RANSAC(RANdom SAmple Consensus) from acquired motion vector and then generate motion field. Through experimental results, we show that the proposed algorithm performs better than old schemes.

※ 본 논문은 SK 하이닉스(주)의 위탁에 따른 '연구 용역'에 결과입니다.

• First Author : Kwangwoon University, zlrzlr2000@kw.ac.kr, 학생회원

° Corresponding Author : Kwangwoon University, jsyoo@kw.ac.kr, 종신회원

\* Kwangwoon University, lucifer\_me@kw.ac.kr, 학생회원 hjl421dreamwiz.com

논문번호 : KICS2015-07-231, Received July 20, 2015; Revised October 6, 2015; Accepted October 6, 2015

## I. 서 론

최근 자동차 관련 분야에서 무인 자동차나 스마트 자동차에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 스마트 자동차는 컴퓨터, 통신, 측정기술 등의 첨단 기술을 자동차에 접목시켜 운전자에게 안전과 편의성을 제공하는 미래형 자동차를 말한다. 특히 차량에 비전시스템을 응용한 차선 인식, 전방 장애물 탐지, 표지판 인식, 보행자 인식 등의 다양한 연구가 진행되고 있다. 모션 필드 예측은 이러한 기술을 구현하기 위한 방법 중의 하나로서, 차량의 움직임에 의해 나타나는 모션 벡터를 예측하여 영상에 투영하는 방법이다. 차량에 장착된 카메라는 자동차의 움직임 및 주변 환경에 의하여 영향을 받기 때문에 모션 벡터에 에러가 발생할 가능성이 높다. 따라서 정확한 모션 필드를 예측하기 위하여 주변 환경들을 고려하여 차량의 움직임을 정확히 추정하는 것이 중요하다.

차량의 움직임을 예측하는 방법에는 영상을 세분화하여 예측하는 방법<sup>[1,2]</sup>과 RANSAC(Random Sample Consensus)을 이용하여 예측하는 방법<sup>[3]</sup> 그리고 칼만 필터를 이용하여 예측하는 방법<sup>[4,5]</sup> 등이 있다. 영상을 세분화하여 예측하는 방법은 영상을 상, 중, 하 세부분으로 나누거나, 차량이 전진하거나 후진할 때 가장 영향을 적게 받는 부분을 이용한다. 이 후 분할된 영상에 대하여 옵티컬 플로우(optical flow)를 수행하여 모션 벡터를 획득하고 차량의 움직임을 예측한다. 그러나 획득한 모션 벡터는 영상의 화소 정보만을 이용해 추출되기 때문에 시점 변화, 조명 변화, 스케일 변화, 자세 변화, 움직임 블러 등 여러 요인에 의해 영향을 받을 수 있다.

RANSAC<sup>[6]</sup>은 여러 샘플 데이터들 중에서 임의로 데이터들을 선택하고 이미 주어진 모델에 적용하여 가장 많은 지지를 받는 모델을 선택하는 방법이다. 하지만 샘플 데이터에 비정상적인 움직임이 존재 할 경우 완전히 다른 움직임을 예측하는 경우가 발생한다. 칼만 필터(Kalman filter)<sup>[7]</sup>의 경우는 잡음에 대해 상당히 강인한 성능을 보이지만 차량의 시스템을 알고 있어야 한다는 단점이 있고 시스템을 모델링 하는 방법에 따라 성능에 큰 차이를 보인다. 이처럼 기존의 방법들은 시점 변화, 조명 변화, 스케일 변화 등에 민감할 뿐만 아니라 잡음이 있을 경우에는 예측의 결과가 부정확하다는 문제를 가지고 있다.

본 논문에서는 위에서 언급한 단점들을 보완하기 위하여 스테레오 카메라를 이용한 도로면 제거 방법과 옵티컬 플로우를 이용한 정방향-역방향 에러 제거

방법을 통해 높은 정확도의 모션 필드를 예측하는 방법을 제안한다. 스테레오 카메라를 이용한 도로면 제거 방법은 깊이 정보를 이용하여 모션 벡터 에러가 발생할 가능성이 높은 도로면을 제거하는 방법이다. 깊이 정보를 획득하는 방법은 적외선 센서, 레이더 등을 이용하는 방법도 있다. 하지만 적외선 센서의 경우 비용은 저렴하나 측정거리가 짧아 사용이 제한적이고, 레이더의 경우 측정 거리가 길고 정확하지만 비용이 비싸다는 단점이 있다. 따라서 본 논문에서는 두 대의 카메라를 이용하여 깊이 정보를 획득하고 3차원 구조를 복원하는 스테레오 비전 방법을 사용한다<sup>[8,9]</sup>.

일반적으로 도로면은 인접한 화소 값이 비슷하기 때문에 옵티컬 플로우를 수행할 경우 에러가 발생할 확률이 높다. 따라서 제안하는 기법에서는 U-시차 지도(U-disparity map)<sup>[10]</sup>를 이용하여 먼저 도로면을 제거한다. 본 논문에서는 루카스-카나데(Lukas-Kanade) 옵티컬 플로우<sup>[11,12]</sup>를 적용하여 모션 벡터를 추출하지만 옵티컬 플로우는 화소 정보만을 사용하기 때문에 잘못된 움직임을 추출하는 경우가 발생할 수 있다. 따라서 정확한 모션 벡터를 추정하기 위해서 정방향-역방향 에러 제거 기법<sup>[13]</sup>을 적용하고 차량의 움직임을 통해 모션 필드를 예측한다. 본 논문에서는 실험을 통해 기존의 기법들보다 제안하는 기법의 성능이 우수하다는 것을 확인하였다.

본 논문의 2장에서는 스테레오 비전을 통해 깊이 영상을 얻고 U-시차 지도를 이용한 도로면 제거 방법을 설명한다. 3장에서는 옵티컬 플로우를 통해 획득한 모션 벡터에서 정방향-역방향 에러 제거 과정을 통해 에러를 제거하고 모션 필드를 예측하는 방법에 대해서 설명한다. 4장에서는 기존의 기법들과 비교하여 제안된 기법의 성능이 우수하다는 것을 확인하고 5장에서 결론을 내린다.

## II. 본 론

### 2.1 도로면 제거

#### 2.1.1 스테레오 비전을 이용한 깊이 정보 획득

스테레오 비전은 두 대의 카메라를 이용하여 획득한 좌, 우 영상으로 시차 정보와 깊이 정보를 구하고 3차원 구조를 복원하는 방법을 의미한다<sup>[8,9]</sup>. 두 장의 영상으로부터 시차 지도를 생성 한 후, 이를 이용해 깊이 정보를 얻을 수 있으며 또한 물체의 크기 및 거리를 측정하는데 사용할 수도 있다.

스테레오 비전에서는 그림 1과 같이 삼각법의 원리

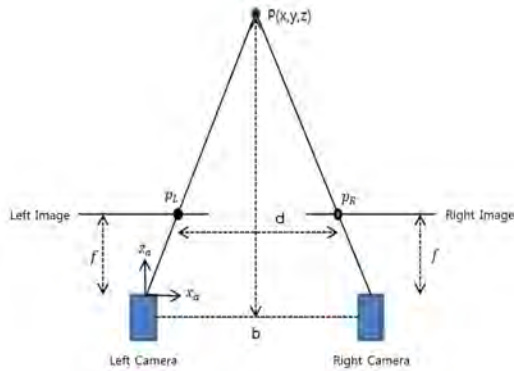


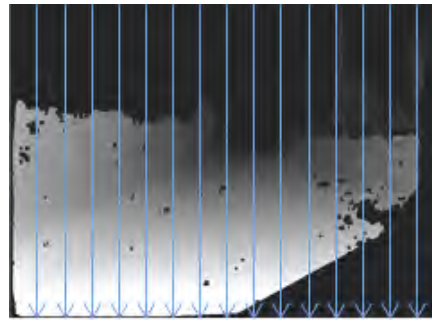
그림 1. 스테레오 비전 시스템  
Fig. 1. Stereo vision system

를 사용하여 시차를 추출한다. 그림 1에서  $b$ 는 베이스 라인(base line)으로 좌측 카메라와 우측 카메라 사이의 간격을 말한다.  $f$ 는 카메라의 초점거리(focal length)로 영상 센서와 렌즈와의 거리를 말하며 카메라마다 다른 특성을 지니고 있다.  $x_a$ 는 카메라의  $x$ 축,  $z_a$ 는 카메라의 광학축,  $P$ 는  $(x, y, z)$ 좌표로 표시되는 실세계의 점을 의미한다. 이 때 카메라로 실세계 점인  $P$ 를 촬영하면 영상 평면상에 투영되는 점을  $p$ 라고 한다. 두 카메라가 정확하게 일직선상에 설치되었다고 가정하면,  $p_L$ 과  $p_R$ 의  $x$ 축 좌표는 각각  $fx/z$ 와  $f(x-b)/z$ 가 되고 이 둘의 차이  $d$ 를 시차라고 정의하며  $fb/z$ 가 된다. 이 때 깊이 값은  $fb/d$ 로서 시차 값을 이용해 구할 수 있다. 이렇게 구한 시차 값과 깊이 값을 영상으로 나타낸 것을 시차 지도와 깊이 지도라 한다.

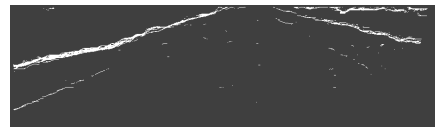
각 카메라마다 센서와 렌즈의 특성이 다르기 때문에 실제로 스테레오 비전 시스템을 적용하기 위해서는 추가적인 작업들이 필요하다. 카메라 간의 위치관계를 알아야하기 때문에 카메라 보정(calibration) 과정이 필요하고 이 과정을 거친 후 시차와 깊이를 구할 수 있다.

### 2.1.2 U-시차 지도를 이용한 도로면 제거

자동차 환경에서 영상의 특징점을 추출하고 옵티컬 플로우(optical flow)를 이용하여 해당 특징점들에 대한 모션 벡터를 추출하면 도로면에서 에러가 발생할 확률이 높다. 도로면은 대체로 주변 영역간의 화소 값이 유사한 성질을 가지고 있기 때문에 옵티컬 플로우를 이용하여 정확한 움직임을 추정하는 것이 어렵다. 따라서 본 논문에서는 U-시차 지도(U-disparity map)<sup>[10]</sup>를 이용하여 도로면에 해당되는 영역을 제거



(a)



(b)

그림 2. U-시차 지도 : (a) U-시차 지도 생성 방법 (b) U-시차 지도

Fig. 2. U-disparity map : (a) U-disparity map creation method (b) U-disparity map

한다.

U-시차 지도는 스테레오 비전을 이용하여 획득한 시차 지도에서 각 열에 대하여 시차 값을 누적하여 빈도 값을 표현한 것이다. 그림 2(a)는 U-시차 지도를 생성하는 방법을 보여준다. 그림 2(b)는 U-시차 지도의 결과 영상을 보여준다. 동일한 시차 값의 개수가 많을수록 영상에서 흰색에 가까운 색으로 나타나며 시차 값이 존재하지 않거나 동일한 시차가 밀집되어 있지 않은 영역은 검은색으로 표현된다.

도로면을 제거하기 위해서 U-시차 지도의 누적된 값을 이용한다. 일반적으로 시차 지도에서 객체가 존재하는 영역은  $y$ 축으로 동일한 시차 값을 다수 가지고 있다. 따라서 해당 영역은 U-시차 지도에서 흰색으로 표현된다. 반면에 도로면의 경우는 시차 값이 동일



그림 3. U-시차 지도를 사용해 도로면을 제거한 영상  
Fig. 3. Image removing the road surface using U-disparity map

하지 않기 때문에 U-시차 지도에서 어두운 색으로 나타난다. 따라서 시차 지도에서 U-시차 지도의 어두운 영역에 해당하는 시차 값을 가지고 있는 영역을 제거하면 도로면을 제거할 수 있다. 그림 3은 U-시차 지도를 이용하여 도로면을 제거한 결과 영상을 보여준다.

## 2.2 모션 필드 예측

### 2.2.1 옵티컬 플로우를 이용한 모션 벡터 추출

옵티컬 플로우는 영상에서 프레임 간에 화소 값의 이동을 나타내는 모션 벡터를 추출하는 기술이다. 이를 통해 프레임 간의 객체나 배경의 움직임을 알 수 있다. 정확한 모션 벡터를 추출하기 위해서는 물체의 형태나 크기, 위치가 변해도 쉽게 식별이 가능한 지점을 추출하여야 하며 이러한 지점을 특징점이라고 한다. 특징점 추출 기법은 SIFT, SURF, FAST 등 다양한 방법들이 존재하나 본 논문에서는 가장 대표적인 방법인 해리스 코너(Harris corner) 방법<sup>[14]</sup>을 사용한다.

옵티컬 플로우는 기본적으로 밀집 옵티컬 플로우(dense optical flow)와 희소 옵티컬 플로우(sparse optical flow)로 나뉜다. 밀집 옵티컬 플로우는 영상 내부의 모든 화소에서 모션 벡터를 구하는 것을 말하며 대표적으로 혼-싱크 방법(Horn-Schunck)<sup>[15]</sup>이 있다. 이 방법은 영상 내부의 모든 화소에 대해서 옵티컬 플로우를 수행하기 때문에 수행시간이 오래 걸리는 단점을 지니고 있다.

희소 옵티컬 플로우는 기본적으로 추적할 점들을 해리스 코너, SIFT 등과 같은 특징점 추출 기법을 통해 미리 획득하고 특징점들을 추적하는 방식이다. 희소 옵티컬 플로우의 경우는 대표적으로 루카스-카나데(Lucas-Kanade) 방법<sup>[11,12]</sup>이 있다. 밀집 옵티컬 플로우와 달리 특징점을 추출하는 단계가 추가되지만 특징점만을 추적하기 때문에 상대적으로 밀집 옵티컬 플로우보다는 희소 옵티컬 플로우의 연산량이 적다. 따라서 본 논문에서는 루카스-카나데 방식을 이용하여 모션 벡터를 획득한다.

루카스-카나데 방법은 3가지 가정을 기초로 한다. 밝기 향상성, 시간 지속성, 공간 일관성이다. 하지만 실제로 옵티컬 플로우를 적용하면 3가지 가정을 모두 만족시키기 어렵기 때문에 모션 벡터의 정확도가 떨어진다. 특히 도로면의 경우에는 주변 영역의 화소 값이 비슷하여 특징점이 강인하지 않기 때문에 잘못된 모션 벡터를 추출할 가능성이 높다. 따라서 도로면을 제외한 영역에서 특징점을 추출하고 옵티컬 플로우를 수행한다. 그림 4(a)는 도로면을 포함한 영상



(a)



(b)

그림 4. 옵티컬 플로우 : (a) 도로면을 포함한 옵티컬 플로우 (b) 도로면을 제거한 옵티컬 플로우  
Fig. 4. Optical flow : (a) Optical flow including road surface (b) Optical flow removing road surface

에서 획득한 모션 벡터를 나타낸다. 해당 영상은 차량이 직진 주행하고 있는 영상이기 때문에 모션 벡터가 영상의 중심을 기준으로 밖으로 퍼져나가는 형태여야 한다. 하지만 도로면의 경우는 특징점이 강인하지 않기 때문에 제대로 된 움직임을 추정하지 못하여 모션 벡터가 부정확하다. 그림 4(b)는 제안하는 기법을 이용하여 도로면을 제외한 나머지 영역에 대하여 모션 벡터를 획득한 영상이다. 부정확한 모션 벡터를 제거함으로써 차량의 움직임 정보 및 모션 필드의 정확도를 향상시킬 수 있다.

### 2.2.2 정방향-역방향 에러 제거

도로면을 제거하고 루카스-카나데(Lukas-Kanade) 방법<sup>[11,12]</sup>을 이용하여 모션 벡터를 획득하더라도 프레임 간 조명 변화나 복잡한 텍스처로 인하여 모션 벡터 에러가 발생할 수 있다. 이러한 에러는 정방향-역방향 에러 제거 방법<sup>[13]</sup>을 이용하여 제거한다.

정방향-역방향 에러 제거 방법은 t프레임과 t-1프레임에서 정방향으로 옵티컬 플로우(optical flow)를 수행하고 다시 역방향으로 옵티컬 플로우를 수행한 후 두 점이 일치하지 않으면 제거하는 방법이다. 여기서 정방향은 t-1프레임에서 t프레임으로 옵티컬 플로우를

수행하는 것이고 역방향은 반대로 t프레임에서 t-1프레임으로 옵티컬 플로우를 수행하는 것을 의미한다.

그림 5은 정방향-역방향 에러의 예시를 나타낸다. 1번 점에서 정방향으로 옵티컬 플로우를 수행해서 2번 점을 가리키고 2번 점에서 다시 역방향으로 옵티컬 플로우를 수행했을 경우 다시 1번 점을 가리킨다면 정상적인 모션 벡터라고 판단한다. 하지만 3번 점에서 정방향으로 옵티컬 플로우를 수행해서 4번 점을 가리키고 4번 점에서 다시 역방향으로 옵티컬 플로우를 수행했을 때 3번 점이 아니라 다른 점을 가리킨다면 에러라고 판단한다.

정방향-역방향으로 옵티컬 플로우를 수행했을 경우 두 점 사이의 거리오차가 발생하는데 이를 정방향-역방향 에러 거리라 정의한다. 그림 6은 정방향-역방향 에러 거리 예시를 나타낸다. 영상에서 점에 대하여 정방향으로 옵티컬 플로우를 수행하여 점을 가리킨다. 그리고 다시 점에 대하여 역방향으로 옵티컬 플로우를 수행하여 점을 가리킨다고 한다면 점과 점 사이의 거리를 정방향-역방향 에러 거리라 한다. 본 논문에서는 유클리드 거리(Euclidean distance)를 사용하여 에러 거리를 정의하였으며 에러 거리가 0인 경우의 모션 벡터만을 사용하였고 그렇지 않은 모션 벡터는 에러라고 판단하고 제거하였다.

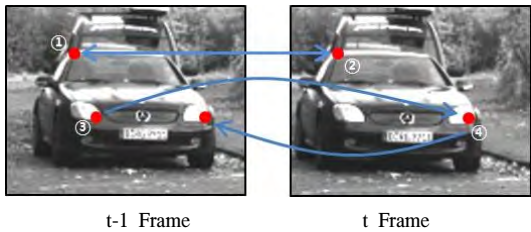


그림 5. 정방향-역방향 에러 예시  
Fig. 5. Example of forward-backward error

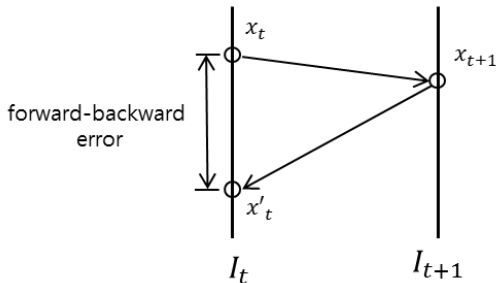


그림 6. 정방향-역방향 에러 거리 예시  
Fig. 6. Example of forward-backward error distance

2.2.3 RANSAC을 이용한 모션 필드 예측

최종적으로, 획득한 모션 벡터들을 이용하여 카메라의 움직임을 예측하고 모션 필드를 생성한다. 카메라의 움직임을 예측하기 위해서는 카메라의 움직임과 모션 벡터 간의 관계를 나타내는 움직임 모델이 필요하다. 본 논문에서는 Longuet-Higgins 방정식<sup>[16]</sup>을 사용하여 모델을 정의한다. Longuet-Higgins 방정식은 카메라의 움직임과 3차원 공간상의 점을 이용하여 2차원 공간상의 속도를 표현하였다.

방정식에서 사용하는 카메라의 움직임은 그림 7에서와 같이 평행이동( $T = [T_x, T_y, T_z]$ )과 회전(Yaw( $w_x$ ), Pitch( $w_y$ ), Roll( $w_z$ )) 두 가지로 이루어져 있다. 이 때 프레임 t와 t+1 사이의 간격이 매우 짧은 시간이라는 가정을 하면, 이 두 가지 운동을 이용하여 3차원 공간상에서의 한 점의 속도를 정의할 수 있다. 실세계의 좌표계를 ( $x, y, z$ )라 하면 3차원 공간상에서의 한 점의 속도는 식(1)과 같이 표현된다.

$$V = -T - \omega \times P$$

$$T = \begin{bmatrix} T_x \\ T_y \\ T_z \end{bmatrix} \quad \omega = \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix} \quad P = \begin{bmatrix} X_t \\ Y_t \\ Z_t \end{bmatrix} \quad (1)$$

V는 3차원 점의 속도이고, T는 카메라의 선형 속도,  $\omega$ 는 카메라의 각 속도를 말한다. P는 t프레임에서의 3차원 점을 나타내며,  $\times$ 는 외적을 나타낸다. 이때 V, T,  $\omega$ , P는 각각 벡터이기 때문에 식(2)로 풀어 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} V_x &= -T_x - \omega_y Z + \omega_z Y \\ V_y &= -T_y - \omega_z X + \omega_x Z \\ V_z &= -T_z - \omega_x Y + \omega_y X \end{aligned} \quad (2)$$

T와  $\omega$ 로 구성되는 3차원 점의 속도는 투영 변환을 통해서 2차원 점의 속도와 연관 지을 수 있다. 그림 8은 3차원의 P점을 2차원의 p점에 투영한 것을

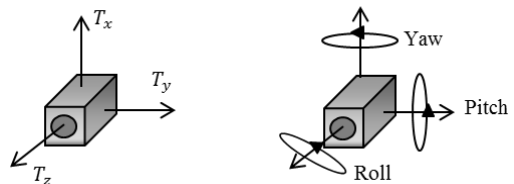


그림 7. 카메라 움직임 모델  
Fig. 7. Camera motion model

나타낸다. 3차원 공간상의 점의 이동을 2차원 공간상에 투영하여 나타낼 수 있으며 투영된  $p$ 점은  $P$ 점과의 비례관계를 이용하여 식(3)과 같이 나타낸다. 이때  $f$ 는 카메라의 초점거리(focal length)를 나타낸다.

$$p = \frac{P}{Z}f \quad (3)$$

2차원 공간상의 속도는  $p$ 점을 미분함으로써 얻을 수 있다. 이렇게 얻은 2차원 공간상의 속도는 식(4)를 통해 3차원 공간상의 값으로 나타내어진다.

$$\begin{aligned} \frac{dp}{dt} = v &= \frac{d \frac{fP}{Z}}{dx} \\ &= \frac{f}{Z^2} \left[ \frac{dP}{dt} Z - P \frac{dZ}{dt} \right] \\ &= \frac{f}{Z^2} [VZ - PV_z] \\ &= f \frac{V}{Z} - p \frac{V_z}{Z} \end{aligned} \quad (4)$$

식(4)에 식(2)를 대입하여 카메라의 움직임과 모션 벡터 그리고 2차원 움직임간의 관계를 나타내는 식을 식(5)와 같이 정의할 수 있다.

$$\begin{aligned} v_x &= \frac{T_z x - T_x f}{Z} - \omega_y f + \omega_z y + \frac{\omega_x x y}{f} - \frac{\omega_y x^2}{f} \\ v_y &= \frac{T_z y - T_y f}{Z} - \omega_x f + \omega_z y + \frac{\omega_x x y}{f} - \frac{\omega_x y^2}{f} \end{aligned} \quad (5)$$

획득한 움직임 모델을 이용하여 카메라의 움직임을 정확하게 예측하기 위해서는 아웃라이어(outlier)를 제거하여야한다. 아웃라이어란 어떠한 데이터의 분포에서 현저하게 벗어나 있는 값을 말하며, 본 논문에서는 모션 벡터 에러를 나타낸다. 제안하는 기법에서는

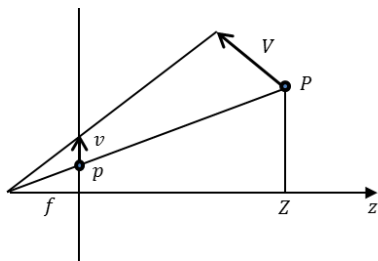


그림 8. 3차원 점에서 2차원 점으로의 투영  
Fig. 8. Projection From 3D point to 2D point

RANSAC을 적용하여 아웃라이어(outlier)를 제거한다. RANSAC은 여러 샘플 데이터들 중에서 임의로 데이터들을 선택하고 주어진 모델에 적용하여 가장 많은 데이터들로부터 지지를 받는 모델을 선택하는 방법이다. 식(5)의 움직임 모델에 임의의 모션 벡터들을 적용하면 그 수만큼의 카메라 움직임  $T$ 와  $\omega$ 를 획득할 수 있다. 획득한 카메라 움직임들 중 다수의 모션 벡터들로부터 가장 많은 지지를 받는 카메라 움직임을 시스템의 최종 카메라 움직임으로 판단한다. 차량의 움직임에 의해 발생하는 모션 벡터  $(v_x, v_y)$ 는 식(5)에 카메라의 움직임을 대입하여 획득할 수 있다.

### III. 실험

모션 필드를 구하기 위해 새로이 제안된 기법은 Microsoft사의 Microsoft Visual Studio C++ 2010과 OpenCV 2.4.8 라이브러리를 이용하여 구현하였다. CPU는 Intel 사의 i5-2500 3.30 듀얼 코어와 8GB 메모리를 사용하였다. 스테레오 카메라는 보정(calibration) 되어있다고 가정된 상태에서 실험을 진행하였다. 실험 데이터는 640x480의 해상도를 가지는 Daimler Pedestrian Dataset<sup>[17]</sup>을 사용하였다.

그림 9(a)는 RANSAC 기법만을 적용하여 모션 필드를 예측한 영상이다. 실험 영상은 차량이 전진할 때 촬영되었기 때문에 모션 벡터가 영상의 가운데 영역에서 가장자리 영역으로 확장하는 형태로 나타나야 한다. 하지만 도로면에서 발생한 모션 벡터들은 상당수 에러를 포함하고 있기 때문에 해당 벡터들을 이용하여 예측하는 카메라의 움직임은 정확도가 떨어지게 된다. 따라서 그림 9(a)의 도로면에서 에러가 발생하는 것을 확인 할 수 있다. 그림 9(b)는 제안하는 기법을 이용하여 모션 필드를 예측한 영상이다. 도로면 제거 기법을 통해 우선적으로 도로면의 모션 벡터를 제거한 후 모션 필드를 예측했기 때문에 모션 필드가 개선되는 것을 확인할 수 있다.

그림 10은 객체를 포함하고 있는 영상의 모션 필드를 나타낸다. 객체가 존재하는 경우, 객체에서 획득한 모션 벡터가 사용되기 때문에 모션 필드를 예측하는데 에러가 발생할 수 있다. 그림 10(a)는 도로면 제거 방법과 정방향-역방향 에러 제거 방법을 적용하지 않고 모션 필드를 예측한 영상이다. 도로면과 영상 전체에 걸쳐 모션 벡터 에러가 존재하는 것을 확인 할 수 있었다. 그림 10(b)는 도로면 제거 방법과 정방향-역방향 에러 제거 방법을 모두 적용한 모션 필드 결과



(a)



(b)

그림 9. 모션 필드 예측 : (a) 도로면 제거와 정방향-역방향 에러 제거 방법을 적용하지 않은 모션 필드  
(b) 도로면 제거와 정방향-역방향 에러 제거 방법을 적용한 모션 필드  
Fig. 9. Motion field estimation : (a) Motion field not using road surface removal and forward-backward error removal method  
(b) Motion field using road surface removal and forward-backward error removal method

영상을 보여준다. 그림 10(a)보다 나무 부분이나 차량 등 영상 가장자리 부분의 에러가 줄어든 것을 확인 할 수 있다.

기존의 기법들은 영상을 세부분으로 분할하여 도로에 해당하는 아래 부분만을 제거한 후 모션 필드를 예측하였다. 기법 [1]은 도로 영역이 아닌 부분에서 잡음이 발생할 경우 성능이 떨어지는 단점이 있다. 기법 [2]는 움직임이 작은 영상의 중앙 영역만을 이용하여 모션 필드를 예측한다. 따라서 좌회전이나 우회전을 할 경우에는 모션 벡터가 크고 일정한 방향으로 나타나기 때문에 좋은 성능을 보이지만 차량이 전진하거나 후진할 경우는 중앙의 모션 벡터가 작고 다양한 방향으로 나타나기 때문에 성능이 떨어진다. 그림 11은 제안하는 기법과 기존 기법들의 성능을 비교한 결과를 보여준다. x축은 시간에 따른 프레임을 나타내고, y축은 예측된 모션 필드와 유틸리티 플로우로 구한 모션 필드의 불일치율을 나타낸다. 기존의 기법들과 제안하는 기법의 성능을 비교한 결과, 제안하는 기법이



(a)



(b)

그림 10. 모션 필드 예측 : (a) 객체를 포함한 영상에서 구한 모션 필드  
(b) 객체를 포함한 영상에서 제안한 방법으로 구한 모션 필드  
Fig. 10. Motion field estimation : (a) Motion field in image including object  
(b) Motion field using proposed method in image including object

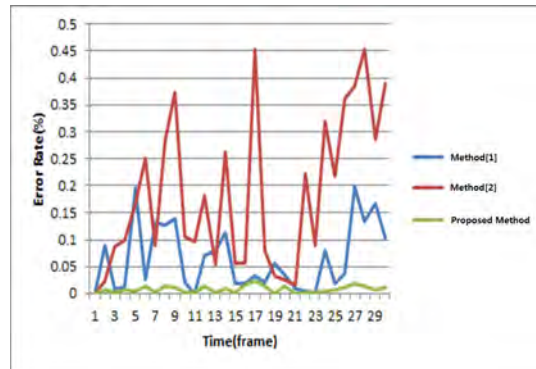


그림 11. 프레임당 에러율  
Fig. 11. Error rate / Frame

거의 모든 프레임에 대하여 에러율이 낮은 것을 확인 하였다.

표 1은 제안하는 기법과 기존의 기법들 간의 평균 처리 시간을 비교한 결과이다. 기존 기법들은 각각 0.069초와 0.071초로 비슷한 처리 시간을 나타낸다. 하지만 제안하는 기법에서는 프레임당 유틸리티 플로우

를 두 번 수행하기 때문에 기존 기법들보다 느린 0.138초의 성능을 나타낸다. 또한 도로면을 제거하기 위하여 U-시차 지도를 사용하기 때문에 0.019초의 처리시간이 추가된다. 따라서 제안하는 기법은 옵티컬 플로우의 수행 횟수로 인해 기존 기법들보다 처리시간이 약 2배정도 느린 것을 확인하였다.

표 2는 제안하는 기법과 기존 기법들 간의 평균 에러율을 비교한 결과이다. 기존 기법들은 차량이 전진하거나 후진할 경우에 각각 0.0649와 0.1839의 평균 에러율을 보인 반면에 제안하는 기법의 평균 에러율은 0.0075로 기존의 두 기법들보다 좋은 성능을 나타냈다. 좌회전이나 우회전의 경우에는 각각 0.004와 0.0072의 평균 에러율을 나타냈으며 제안하는 기법의 경우는 0.0003으로 기존의 기법들보다 향상된 성능을 나타냈다. 좌회전/우회전의 경우는 모션벡터가 크고 일정하게 나타나기 때문에 전진/후진에 비해서 에러율이 전체적으로 낮게 나타났다. 제안하는 기법이 좋은 성능을 보여준 이유로는 U-시차 지도를 이용하여 에러가 많이 발생하는 도로면을 제거하였고 정방향-역방향 에러 제거를 이용하여 모션 벡터의 정확도를 향상시켰기 때문인 것으로 판단된다.

표 1. 기법에 따른 평균 처리속도  
Table 1. Average processing time rate according to method

Processing Time	Method [1]	Method [2]	Proposed Method
Optical flow	0.069 S	0.071 s	0.138 s
U-disparity Map			0.019 s
Total	0.069 s	0.071 s	0.157 s

표 2. 기법에 따른 평균 에러율  
Table 2. Average Error rate according to method

Average Error Rate	Method [1]	Method [2]	Proposed Method
Forward/Backward Movement	0.0649	0.1839	0.0075
Left/Right Turn	0.004	0.0072	0.0003

#### IV. 결 론

본 논문에서는 U-시차 지도(U-disparity map)와 정방향-역방향 에러 제거를 통한 모션 필드 예측을 제안

하였다. 일반적으로 자동차 환경에서 모션 벡터를 추출하면 주변 환경에 의하여 도로면과 주변 배경에서 에러가 발생 할 가능성이 높고 이로 인해 정상적인 모션 필드를 예측 할 수 없게 된다. 따라서 도로면 제거 방법을 통하여 도로면에서 발생하는 모션 벡터 에러를 제거하는 방법과 정방향-역방향 에러 제거를 통하여 영상 전체에 걸쳐있는 모션 벡터 에러를 제거하는 방법을 제안하였다. 이러한 방법을 이용하여 모션 벡터 에러를 최소화하고 RANSAC(RANDOM SAmple Consensus)을 적용하여 더 정확한 모션 필드를 얻을 수 있다. 실험 결과를 통하여 영상에서 발생하는 모션 벡터 에러가 제거되는 것을 확인 할 수 있었으며 기존의 기법을 통해 예측한 모션 필드보다 제안된 기법을 통해 예측한 모션 필드의 정확도가 높은 것을 확인하였다.

#### References

- [1] Y. Zhang, M. Xie, and D. Tang, "A central sub-image based global motion estimation method for in-car video stabilization," in *Proc. ACM SIGKDD KDD*, Phuket, Thailand, pp. 204-207, Jan. 2010.
- [2] K. Yamaguchi, T. Kato, and Y. Ninomiya, "Vehicle ego-motion estimation and moving object detection using a monocular camera," in *Proc. Int. Conf. Pattern Recognition*, Hong Kong, Hong Kong, pp. 610-613, Aug. 2006.
- [3] O. Pink, F. Moosmann, and A. Bachmann, "Visual features for vehicle localization and ego-motion estimation," in *Proc. IEEE Intell. Veh. Symp.*, Xi'an, China, pp. 254-260, Jun. 2009.
- [4] G. Ligorio and A. M. Sabatini, "Extended kalman filter-based methods for pose estimation using visual, inertial and magnetic sensors: comparative analysis and performance evaluation," *Sensors*, vol. 13, no. 2, pp. 1919-1941, Feb. 2013.
- [5] F. J. Sharifi and M. Marey, "A kalman-filter-based method for pose estimation in visual servoing," *IEEE Trans. Robotics*, vol. 26, no. 5, pp. 939-947, Oct. 2010.
- [6] M. A. Flschieer and R. C. Bolles, "Random sample consensus: a paradigm for model



fitting with application to image analysis and automated cartography,” *Commun. ACM*, vol. 24, no. 6, pp. 381-395, Jun. 1981.

[7] V. Lippiello, B. Siciliano, and L. Villani, “Adaptive extended kalman filtering for visual motion estimation of 3D objects,” *Control Eng. Practice*, vol. 15, no. 1, pp. 123-134, Jan. 2007.

[8] W. Jang, C Lee, and Y. Ho, “Efficient depth map generation for various stereo camera arrangements,” *J. KICS*, vol. 37, no. 6, pp. 458-463, Jun. 2012.

[9] E. Baek and Y. Ho, “Stereo image composition using poisson object editing,” *J. KICS*, vol. 39, no. 8, pp. 453-458, Aug. 2014.

[10] Z. Hu and K. Uchimura, “U\_V Disparity, an efficient algorithm for stereo vision based scene analysis,” *IEEE Intell. Veh. Symp.*, pp. 48-54, Las Vegas, USA, Jun. 2005.

[11] B. D. Lucas and T. Kanade, “An iterative image registration technique with an application to stereo vision,” in *Proc. Int. Joint Conf. Artificial Intell.*, pp. 674-679, Vancouver, Canada, Aug. 1981.

[12] C. Song and J. Lee, “Detection of illegal u-turn vehicles by optical flow analysis,” *J. KICS*, vol. 39, no. 10, pp. 948-956, Oct. 2014.

[13] Z. Kalal, K. Mikolajczyk, and J. Matas, “Forward-backward error: automatic detection of tracking failures,” in *Proc. Int. Conf. Pattern Recognition*, pp. 23-26, Istanbul, Turkey, Aug. 2010.

[14] C. Harris and M. Stephens, “A combined corner and edge detector,” in *Proc. Alvey Vision Conf.*, pp. 147-151, Manchester, UK, Aug. 1988.

[15] B. K. P. Horn and B. Schunck, “Determining optical flow,” *Artificial Intell.*, vol. 17, no. 1-3, pp. 185-203, Aug. 1981.

[16] H. C. Longuet-Higgins and K. Prazdny, “The interpretation of a moving retinal image,” *The Royal Soc. London B*, vol. 208, no. 1173, pp. 385-397, Jul. 1980.

[17] C. Keller, M.ENZWEILER, and D. M. GAVILA, “A new benchmark for stereo-based pedestrian

detection,” in *Proc. IEEE Intell. Veh. Symp.*, Baden-Baden, Germany, Jun. 2011.

서 승 우 (Seungwoo Seo)



2015년 2월 : 광운대학교 전자공학과 졸업  
 2015년 3월~현재 : 광운대학교 전자공학과 석사과정  
 <관심분야> 영상 신호처리, 기계 학습, 객체 인식

이 규 철 (Gyuchoel Lee)



2013년 2월 : 광운대학교 전자공학과 졸업  
 2015년 2월 : 광운대학교 전자공학과 석사  
 2015년 3월~현재: 광운대학교 전자공학과 박사과정  
 <관심분야> 영상 신호처리, 스테레오 매칭, 객체 인식

이 상 용 (Sangyong Lee)



1987년 2월 : 서강대학교 전자공학과 학사  
 2001년 7월 : 서강대학교 경영학석사(MBA)  
 2007년 1월~현재:CJ 헬로비전  
 2014년 9월~현재: 광운대학교 전자공학과 박사과정

<관심분야> 영상 신호처리, 컴퓨터 비전, 디지털 방송, UI/UX

유 지 상 (Jisang Yoo)



1985년 2월 : 서울대학교 전자  
공학과 졸업

1987년 2월 : 서울대학교 전자  
공학과 석사

1993년 5월 : Purdue Univ.  
EE, Ph.D.

1997년 9월~현재 : 광운대학교  
전자공학과 교수

<관심분야> 비선형 디지털 신호처리, 웨이블릿 기  
반 영상처리