

영상변형을 이용한 선행차량과의 충돌시간 및 법선벡터의 예측

Estimation of Time to Contact and Surface Orientation of a Leading Vehicle using Image Deformation

이 준 웅, 박 성 기, 노 경 식, 권 인 소

(Jun-Woong Lee, Seong-Kee Park, Kyoung-Sig Rho and In-So Kweon)

Abstract : This paper proposes an algorithm to obtain the time-to-contact between an observer and a target and surface orientation of the target. These two physical elements are computed from the image deformation of a known shape, which is extracted by supervised classification of detected line segments based on MAP and Mahalanobis distance. The proposed algorithm was applied to the natural outdoor traffic scene and would contribute to the development for a collision avoidance system.

Keywords : time-to-contact, surface orientation, supervised clustering, Mahalanobis distance, MAP, image deformation

I. 서론

1980년대 이후 자동차의 충돌사고의 예방 및 자율주행에 대한 관심이 고조되면서 선행차량과 자차량 사이의 충돌시간과 선행차량의 주행방향의 예측정보로 활용될 수 있는 곡면의 법선벡터는 중요한 특징값들이 되고 있다. 본 연구에서는 관측자와 대상 물체사이의 상대적 운동에 의하여 발생하는 확대, 축소, 회전, 찌그러짐과 같은 영상변형정보를 검출하여 선행차량과 자차량 사이의 충돌시간(time-to-contact) 및 곡면의 법선벡터를 예측할 수 있는 알고리즘을 제안한다. 여기에서 충돌시간은 관측자와 대상 물체가 현재의 상대적 운동으로 계속 움직였을 때 충돌하기 바로 직전까지의 시간을 의미한다. 선행차량의 영상변형을 측정하기 위하여 흑백 카메라로 입력된 영상 프레임으로부터 Lee와 Kweon[3]에 의한 방법으로 선행차량을 분리(segmentation)하고, Lee와 Kweon[1]에 의하여 제안된 라인추출 알고리즘을 이용하여 분리된 영역내에서 라인을 추출한 후 선행차량의 뒤 유리창(glass back window) 주위를 둘러싼 4개의 직선에 대응되는 선분요소를 찾아낸다. 본 논문에서는 또한 분리된 선행차량 정보를 이용하여 차량의 뒤 유리창 주위를 둘러싼 4개의 선분요소를 찾아내기 위한 supervised clustering [8]알고리즘도 제안한다.

Koenderink와 van Doorn[7]은 영상변형을 1차미분 불변량(first order differential invariants)으로 나타냈으며 Cipolla[6]는 이러한 불변량들이 거리(depth)와 곡면의 방향에 대한 정보를 준다는 사실을 보이고 있다. 실제 Cipolla[6]나 능동비전(active vision)[11]에서 다룬 문제는 통제가 가능한 실내 환경에서 고정된 물체에 대하여 관측자에게 의도적인 운동을 부여하거나 또는 반대로 고

정된 관측자에 대하여 대상물체에 의도적인 운동을 주었기 때문에 상대적 운동량 검출을 바탕으로한 영상변형정보의 측정이 정확하고 또한 사전에 어떠한 변화가 발생할지 예측할 수 있었다. 따라서 영상의 특징점 검출의 신뢰성이 보장되면 곡면 방향의 정확한 검출이 가능했다. 그러나 본 논문의 관심대상인 도로교통 환경에서는 우리가 환경에 영향을 미치는 요인을 통제할 수 없을 뿐만 아니라 모르는 운동량으로 자차량도 움직이고 선행차량도 움직이므로 영상변형을 야기하는 두 차량 사이의 상대적 운동량을 정량화하기란 쉽지 않다. 본 논문에서는 Cipolla [6]가 제안한 방법을 활용하여 곡면의 법선벡터를 계산하는데, 카메라와 선행차량 사이의 상대운동은 “순수한병진운동(translation)은 표적의 센트로이드(centroid)에서 일어난다.” 라는 사실을 바탕으로 정량화하고 있다.

선행차량의 뒤 유리창 주위를 둘러싼 4개 직선을 검출하기 위하여 먼저 뒤 유리창 주위의 4개의 직선 그 자체를 클래스(Class)로 설정하고 [1]에 의하여 제안된 라인추출 알고리즘을 이용하여 관심영역 내에서 라인요소들을 추출한 후 베이시안(Bayesian) 추정기법인 MAP(Maximum A posteriori Probability)[9]과 Mahalanobis거리[4][8]에 기반한 supervised clustering기법을 통하여 라인요소들을 각 클래스별로 분류를 한다. Supervised clustering은 unsupervised clustering[8]에 비해 학습데이터가 필요하지만 선행차량의 뒤 유리창 주위를 둘러싼 4개 직선의 특징파악을 위한 학습과정이 비교적 용이하며 차종간의 유사성으로 분산도 크지 않다. 따라서 스스로 분류정보를 만들어야 하는 unsupervised clustering 보다 적용이 쉽다. 마지막으로 각 클래스로 분류된 라인요소들에 대하여 확률적 추론(probabilistic reasoning)을 적용함으로써 뒤 유리창 주위의 4개의 직선에 대응하는 선분요소를 찾아낸다. 이 4개의 선분요소가 연속되는 두 영상프레임 사이에서 어떠한 영상변형을 일으키는지를 검출하여 선행차량과 자차량사이의 충돌시간과 곡면의 법

접수일자 : 1997. 10. 22., 수정완료 : 1998. 5. 8.

이준웅 : 기아자동차(주)

박성기, 권인소 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과

노경식 : 삼성종합기술원

선벡터를 계산한다. 계산된 곡면의 법선벡터는 선행차량의 진행방향을 예측할 수 있는 정보로서 활용될 수 있지만 본 논문에서는 법선벡터의 활용문제는 다루지 않고 있다. 다만 이 문제의 예비단계로서 X-Y 직교로보트로 up-down레일 위를 주행하는 장난감기차를 추적하는 문제를 Lee와 Kweon[12]에서 보인바 있다.

논문에서는 먼저 베이지안 접근을 이용한 supervised clustering에 의해 차량의 뒤 유리창 주위를 세그멘테이션하는 방법을 2장에서 소개하고 3장에서는 영상변형의 검출에 의한 충돌시간 및 곡면의 법선벡터 계산방법을 다룬다. 그리고 4장에서 실험결과를 보이며 5장에서 결론을 맺는다.

II. 세그멘테이션

차량의 뒤 유리창 주위의 4개의 라인의 검출은 이번장에서 설명될 베이지안 확률에 기반한 supervised clustering과 선형적 지식에 기반한 확률적 추론을 이용한다.

1. 베이지안 기법을 이용한 supervised clustering

1) 클래스의 설정

차량의 뒤 유리창 주위의 형상이 사다리꼴의 형태라는 사실에 의하여 그림 1에서와 같이 사다리꼴의 각 변에 대응하는 4개의 클래스(Class), 즉 L_{top} , L_{bottom} , L_{left} , L_{right} 을 설정한다. 그림 1에서 \hat{x} 는 후미에서 바라본 전방차량의 대칭축으로 이것의 추출방법은 참고문헌[3][5]에 묘사되어 있다.

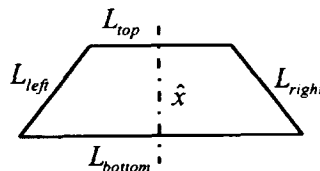


그림 1. 클래스의 분류.
Fig. 1. Class classification.

2) 특징벡터의 설정

특징벡터 v 는 선분의 기울기, 길이, 중점의 좌표와 같은 특징값들로 구성한다. 즉, $v=(중점, 기울기, 길이)$ 이다.

3) 클래스의 학습

각 클래스의 학습은 차량의 뒤 유리창 주위가 사다리꼴 형태인 차량의 영상을 획득하고 영상에서 뒤 유리창 주위 선분의 특징을 조사하여 특징벡터 v 의 구성요소 각각의 평균 μ 를 구하고 분산계산을 통하여 학습벡터 $\theta_i=(\mu, \Sigma)$ 를 구성함으로써 이루어진다. L_{top} 과 L_{bottom} 을 나타내는 두 개의 클래스들은 특징벡터의 유사성으로 인해 학습벡터의 상이성을 찾아보기 힘들다. 따라서 이 두 클래스들은 단일 클래스 C_1 으로 놓는다. 반면에 L_{left} 과 L_{right} 을 나타내는 클래스들은 각각 C_2 와 C_3 로 놓는다.

4) 사전(a priori) 확률 $P(C_i)$

클래스 C_i 가 나타날 확률은 실험에 의하여 결정하는데 실제 모든 차량은 뒤 유리창 주위에 4개의 라인을 가지고 있기 때문에 각각은 1/4의 확률로 나타난다. 즉 $P(C_1)=1/2, P(C_2)=1/4, P(C_3)=1/4$ 이다.

5) Likelihood 확률 $P(v|C_i)$

클래스 C_i 가 주어졌을 때 특징벡터 v 가 나타날 확률로 랜덤한 실험을 해 보면 클래스 C_i 부근에서 추출된 선분요소들의 특징벡터 v 는 클래스 C_i 의 평균벡터 μ 의 부근에서 가장 많이 나타남을 알 수 있다. 즉, $P(v|C_i)$ 는 Gaussian분포의 형태를 갖는다는 것을 알 수 있는데 통계학에서는 이러한 사실을 중심극한정리(central limit theorem)[10]으로 증명하고 있다.

6) 사후(a posteriori)확률 $P(C_i|v)$

특징벡터 v 가 주어졌을 때 클래스 C_i 가 나타날 확률로 추출된 선분요소가 어느 클래스에 속할지를 결정하는 확률이다. 논문에서는 베이지안 방법에 의하여 $P(C_i|v)$ 를 결정한다.

7) Supervised clustering

잡음 환경하에서 분별력을 높여주는 베이지안 분류법을 기초로 한 supervised clustering을 이용하여 clustering 대상인 추출된 라인요소들을 클래스들 각각에 매칭되는 가설들(Hypotheses)로 분류한다. 베이지안 분류법에 있어서 사후확률의 계산은 필수 부분이다. 베이스 법칙(Bayes rule)[9]을 이용하여 우리는 사전확률 $P(C_i)$ 와 likelihood 확률 $P(v|C_i)$ 로부터 사후확률 $P(C_i|v)$ 을 다음과 같이 얻는다.

$$P(C_i|v) = \frac{P(v|C_i) * P(C_i)}{P(v)} \tag{1}$$

주어진 클래스 C_i 에 대한 특징벡터 v 의 확률은 중심극한정리(central limit theorem)에 따라 수식(2)와 같이 다차원 가우시안(Gaussian) 분포로 나타낸다.

$$P(v|C_i) = \frac{1}{(2\pi)^{m/2} |\Sigma_i|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(v - \mu_i)' \Sigma_i^{-1} (v - \mu_i)\right) \tag{2}$$

특징벡터 v 는 잡음하의 측정값이므로 분산 모델링(uncertainty modeling)이 필요하다. 선분요소의 분산 모델링을 Lee와 Kweon [4]이 제시한 방법에 의하여 수행함으로써 (2)의 공분산 행렬을 계산한다. 확률 $P(v|C_i)$ 를 계산하는데 있어서 불확실성을 반영하기 위하여 다음과 같이 100(1- α)% 신뢰구간 추정 기법 [10]에 의하여 릴랙스드(relaxed) 특징벡터를 얻는다.

$$v_j^{(1)} = v_j + \lambda_{\alpha/2} * var(v_j), v_j^{(2)} = v_j - \lambda_{\alpha/2} * var(v_j) \tag{3}$$

여기에서 $\lambda_{\alpha/2}$ 는 가우시안 계수이며 $var(v_j)$ 는 특징벡터 v 의 구성요소 v_j 의 분산이다. 각 선분요소의 릴랙스드(relaxed) 특징벡터 $v^{(1)}$ 과 $v^{(2)}$ 에 의하여 (2)의 확률함수 $P(v|C_i)$ 는 $P(v^{(1)}|C_i)$ 과 $P(v^{(2)}|C_i)$ 두개로 된다. (1)에서 분모항인 사전확률 $P(v)$ 는 확률변수 C_i 의 함수가 아니므로 $P(v|C_i)P(C_i)$ 에 의하여 최대 사후확률(MAP)[9] $P(C_i|v)$ 을 얻는다. 따라서 클러스터링(clustering)은 현재 고려중인 선분요소가 어느 클래스에 대하여 가장 큰 MAP 확률을 갖는지에 따라 이루어진다. 매우 낮은 MAP 확률을 갖는 선분 요소는 분류 대상에서 제외한다. 우리는 MAP 확률을 토대로 한 클러스터링을 최소 Mahalanobis distance[4][8]를 기초로 한 분류 방법을 사용함으로써 훨씬 단순화 시킬

수 있다. 특징벡터 v 의 클래스 C_i 에 대한 Mahalanobis distance는 $r_i^2 = (v - \mu_i)' \Sigma_i^{-1} (v - \mu_i)$ 로서 정의된다. 이론적으로 두 분류 방식은 동일한 효과를 가지고 있다. mahalanobis distance에 의한 분류 방법은 (2)의 likelihood 확률분포함수의 지수항만을 고려한다. 즉, mahalanobis distance가 작을수록 likelihood 확률분포함수는 커지고, 궁극적으로 이것은 사후확률을 최대화한다. MAP확률에 의한 방법과 유사하게 너무 큰 Mahalanobis distance 갖는 선분요소는 분류 대상에서 제외한다.

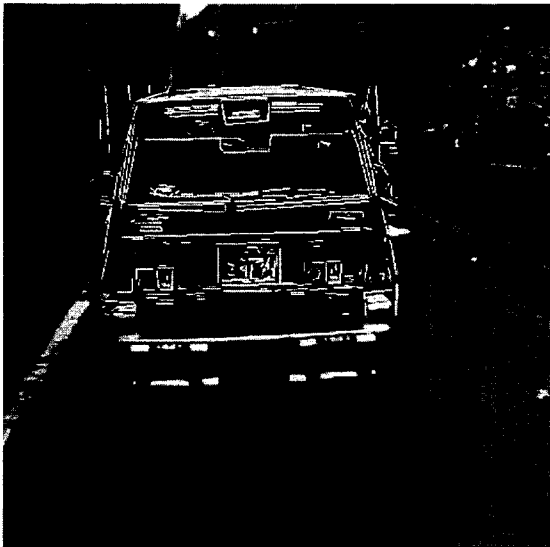


그림 2. 선분요소의 추출.
Fig. 2. Extraction of line elements.

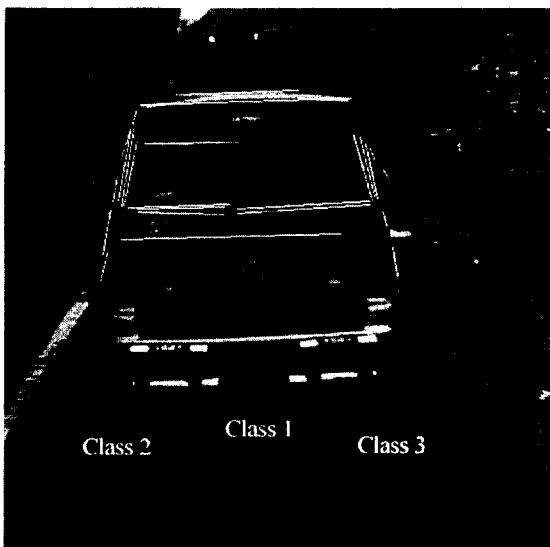


그림 3. 슈퍼바이즈드 클러스터링.
Fig. 3. Supervised clustering.

제안된 클러스터링(clustering) 기법을 적용한 예를 그림 2와 그림 3에 소개한다. 먼저 그림 2는 선행차량의 뒤 유리창 주위의 4개의 라인요소의 검출영역의 설정은 [3]에 의해 세그멘테이션 된 차량의 폭(Width)과 지붕(Roof) 윤곽선에 의해 행한 다음, 라인 요소들을 이 영역

내에서 추출한 것이다. 그림 2의 점선으로 표시된 부분이 설정된 처리영역이고 이 영역내의 실선들이 [1]의 방법에 의해 검출된 선분요소들이다. 다음에 그림 3이 mahalanobis distance를 기초로하여 클래스별로 supervised clustering한 결과를 나타낸 것이다.

2. 선형적 지식에 기반한 확률적 추론

먼저 클래스 C_2 와 C_3 에 분류된 선분요소들에 대해 라인 연결(line linking) 절차[1]를 수행한 후 각 클래스에서 가장 긴 선분요소를 찾고 각각을 뒤 유리창 주위의 오른쪽과 왼쪽 라인에 대응되는 L_{left} 과 L_{right} 로 부른다. 다음에 그림 2의 L_{top} 과 L_{bottom} 에 대응되는 선분들을 찾기 위해 아래와 같은 선형적 지식(A priori knowledge)에 기반한 확률적 추론을 이용한다.

- 1) L_{top} 위에는 라인이 없다.
- 2) L_{top} 아래의 어느정도 떨어진 거리 Δ 에 L_{bottom} 이 있다.
- 3) L_{bottom} 위로 어느정도 떨어진 거리 Δ 에 L_{top} 이 있다.
- 4) L_{bottom} 위로 또한 라인이 있다.
- 5) L_{top} 과 L_{bottom} 사이에 L_{left} 과 L_{right} 가 있다.
- 6) L_{top} 과 L_{bottom} 사이에 클래스 C_2 와 C_3 에 속한 라인들이 있다.

상기 조건 가운데 1), 2)는 L_{top} 에 관한 것이고 3), 4)는 L_{bottom} 에 대한 것이며 5), 6)은 공통이다. 그러나 거리 Δ 는 많은 형태의 차량을 고려하고 있으므로 정확하게 결정할 수 없기 때문에 확률적 추론을 위한 검색영역을 그림 4와 같이 $\mathcal{J}_U = (\bar{y} + \Delta_1, \bar{y} + \Delta_2)$ 와 $\mathcal{J}_L = (\bar{y} - \Delta_1, \bar{y} - \Delta_2)$ 로 설정한다. 여기서 (\bar{x}, \bar{y}) 는 클래스 C_1 에 속한 라인요소의 중점의 x축과 y축의 좌표이고 Δ_1 과 Δ_2 는 [3]에 의해 추출된 차량폭의 비례상수로 결정된다. 검색영역 \mathcal{J}_U 와 \mathcal{J}_L 은 상기 6가지 조건들의 만족여부를 확인할 때 어떤 라인요소의 중점이 이 영역 내에 포함되는지를 확인하는데 사용된다.

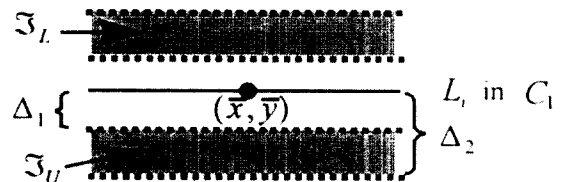


그림 4. 확률추론을 위한 탐색영역.
Fig. 4. Searching area for probabilistic reasoning.

경험적으로 우리는 상기 각 조건의 중요도에 따라 각기 다른 가중치를 부여한다. 결국 L_{top} 과 L_{bottom} 에 대응될 가능성이 가장 큰 라인요소가 어느 것인지를 결정하기 위한 확률 P_{top} 과 P_{bottom} 은 클래스 C_1 에 속한 라인요소가 상기 조건을 만족시킬 때마다 정해진 가중치만큼 증가한다. L_{top} 과 L_{bottom} 을 결정할 확률적 추론은 클래스 C_1 에 속한 라인요소들 각각에 대하여 클래스 C_1, C_2, C_3 에 속한 라인요소들 각각을 대상으로 하여 상기 각 조건들의 만족 여부를 검사함으로써 수행된다. 클래스 C_1 에 속한 라인요소 L_i 의 확률 P_{top} 과 P_{bottom} 은 다음 알고리즘에 의하여 계산된다.

Compute $\forall L_i \in C_1, i = 1, 2, \dots, \|C_1\|$:

$$\exists L_j \in C_1, j \neq i \quad h_U^{(1)} = \begin{cases} 1 & \text{if } L_j \in \mathcal{T}_U \\ 0 & \text{if elsewhere} \end{cases}$$

$$h_L^{(1)} = \begin{cases} 1 & \text{if } L_j \in \mathcal{T}_L \\ 0 & \text{if elsewhere} \end{cases}$$

$$\exists L_j \in C_2, \quad h_U^{(2)} = \begin{cases} 1 & \text{if } L_j \in \mathcal{T}_U \\ 0 & \text{if elsewhere} \end{cases}$$

$$h_L^{(2)} = \begin{cases} 1 & \text{if } L_j \in \mathcal{T}_L \\ 0 & \text{if elsewhere} \end{cases}$$

$$\exists L_j \in C_3, \quad h_U^{(3)} = \begin{cases} 1 & \text{if } L_j \in \mathcal{T}_U \\ 0 & \text{if elsewhere} \end{cases}$$

$$h_L^{(3)} = \begin{cases} 1 & \text{if } L_j \in \mathcal{T}_L \\ 0 & \text{if elsewhere} \end{cases}$$

$$h_U^{(4)} = \begin{cases} 1 & \text{if } L_{left} \in \mathcal{T}_U \\ 0 & \text{if elsewhere} \end{cases}$$

$$h_L^{(4)} = \begin{cases} 1 & \text{if } L_{left} \in \mathcal{T}_L \\ 0 & \text{if elsewhere} \end{cases}$$

$$h_U^{(5)} = \begin{cases} 1 & \text{if } L_{right} \in \mathcal{T}_U \\ 0 & \text{if elsewhere} \end{cases}$$

$$h_L^{(5)} = \begin{cases} 1 & \text{if } L_{right} \in \mathcal{T}_L \\ 0 & \text{if elsewhere} \end{cases}$$

$$P_{top}(L_i) = h_U^{(1)} \times \frac{0.2}{1.1} + h_U^{(2)} \times \frac{0.2}{1.1} + h_U^{(3)} \times \frac{0.2}{1.1} +$$

$$h_U^{(4)} \times \frac{0.25}{1.1} + h_U^{(5)} \times \frac{0.25}{1.1}$$

$$P_{bottom}(L_i) = h_U^{(1)} \times \frac{0.1}{1.15} + h_L^{(1)} \times \frac{0.15}{1.15} + h_L^{(2)} \times \frac{0.2}{1.15} +$$

$$h_L^{(3)} \times \frac{0.2}{1.15} + h_L^{(4)} \times \frac{0.25}{1.15} + h_L^{(5)} \times \frac{0.25}{1.15}$$



그림 5. 세그멘테이션 결과.

Fig. 5. Segmentation results.

L_{top} 의 결정은 P_{top} 의 최대값을 가진 라인요소들 가운데 가장 긴 라인을 선택함으로써 이루어지며 L_{bottom} 의 결정 역시 P_{bottom} 의 최대값을 가진 라인요소들 가운데 가장 긴

라인을 선택함으로써 이루어진다. 그림 5는 차량의 뒤 유리창 주위의 세그멘테이션의 최종 결과를 제시하고 있다.

III. 영상변형

1. 영상변형의 계산

영상변형은 컬(curl), 다이버전스(divergence) 그리고 시어(shear)와 같은 1차 미분불변량으로 나타낼 수 있다. [6][7] 어떤 물체가 영상속에서 세그멘테이션되면 Lee와 Kweon[2]에 의해 제안된 방법에 의하여 삼각형망으로 세그멘테이션된 물체로 표현한다. 그림 6에 나타낸바와 같이 두 영상사이에서 어떤 삼각형 T 가 T' 으로 변형될 때 다음과 같이 미분불변량이 유도된다. 시어(shear)와 컬(curl) 요소는 라인 기울기의 상대적인 변화를 도입함으로써 얻어진다. 삼각형의 각 변의 시계방향으로의 기울기의 차를 구함으로써 다음과 같이 변형요소 defv를 완전하게 규정할 수 있다.

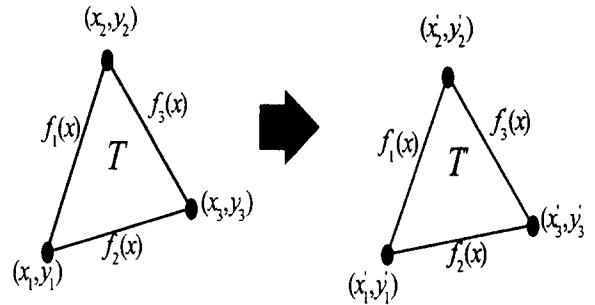


그림 6. 삼각형에 의한 영상변형.

Fig. 6. Image deformation of a triangle.

$$\Delta f_2 - \Delta f_1 = \text{def } v [\sin(f_2 - f_1) \cos 2(\frac{f_2 + f_1}{2} - \mu)]$$

$$\Delta f_3 - \Delta f_1 = \text{def } v [\sin(f_3 - f_1) \cos 2(\frac{f_3 + f_1}{2} - \mu)] \quad (4)$$

여기에서 $\Delta f_1 = f_1 - f_1, \Delta f_2 = f_2 - f_2, \Delta f_3 = f_3 - f_3$ 이고 μ 는 최대 확대 방향축(maximum expansion axis)을 묘사한다. 4)로부터 시어(shear)요소 defv와 μ 는 계산된다. 이 결과를 토대로 영상의 회전을 규정하는 컬(curl)이 다음과 같이 얻어진다.

$$\Delta f_i = -\frac{\text{curl}v}{2} + \frac{1}{2} \text{def } v \times \sin 2(f_i - \mu), \quad i = 1, 2, 3 \quad (5)$$

그리고 다이버전스는 다음 식에 의해 계산된다.

$$\text{div}v = \frac{(\text{Area}(T') - \text{Area}(T))}{\Delta t \cdot \text{Area}(T)} \quad (6)$$

여기에서 Δt 는 샘플링 타임이고 $\text{Area}(T')$ 과 $\text{Area}(T)$ 는 삼각형 T 과 T' 의 면적이다.

2. 곡면의 방향(Orientation)

미분불변량은 관측자의 모션, 거리 Z , 그리고 시각방향(viewing direction)과 곡면의 방향사이의 기하학적인 관계에 종속된다. 벡터 A 는 $(U_1/Z, U_2/Z)$ 로 표시되는 영상 평면에 평행한 병진(translation) 속도 성분으로 한다. 여기에서 U_1 과 U_2 는 카메라좌표계의 x 와 y 방향의 병진속

도 성분이다. 또한 벡터 F는 영상평면에 대한 물체 곡면의 구배를 나타낸다. 벡터 F의 크기 |F|는 곡면의 슬란트 (slant) σ 의 탄젠트(tangent)를 결정하고 $\angle F$ 는 곡면상의 탄젠트 평면의 틸트(tilt)각 θ 를 규정한다. 변형요소는 다음과 같이 곡면의 방향(orientation)을 묘사하고

$$\begin{aligned} \text{def } v &= |A||F| \\ \tan \sigma &= |F| \\ \theta &= \angle F \end{aligned} \quad (7)$$

최대 확대 축 μ 는 A와 F를 양분한다.

$$\mu = \frac{\angle A + \angle F}{2} \quad (8)$$

그리고 마지막으로 곡면의 법선벡터(normal vector)는 다음과 같이 얻을 수 있다[6].

$$\mathbf{n} = (\sin \sigma \cos \sigma, \sin \sigma \sin \sigma, \cos \sigma) \quad (9)$$

다음에 우리는 영상평면에 평행한 상대적 병진운동 방향을 유도하기 위하여 그림 7에 보여준 바와 같은 삼각형에 대하여 영차 모멘트 m_{00} 와 일차모멘트 m_{10} 과 m_{01} 을 다음과 같이 정의되는 2차원 (p+q)th차의 모멘트를 사용하여 계산한다[2].

$$\begin{aligned} m_{pq} &= \iint_R x^p y^q dx dy \\ &= \iint_{R_1} x^p y^q dx dy + \iint_{R_2} x^p y^q dx dy \end{aligned} \quad (10)$$

R_1 과 R_2 에 대해 (10)의 첫째 항과 둘째 항은 다음 식으로 묘사된다.

$$\begin{aligned} \iint_{R_1} x^p y^q dx dy &= \int_{x_1}^{x_2} x^p \left[\int_{f_2(x)}^{f_1(x)} y^q dy \right] dx \\ \iint_{R_2} x^p y^q dx dy &= \int_{x_2}^{x_3} x^p \left[\int_{f_3(x)}^{f_2(x)} y^q dy \right] dx \end{aligned} \quad (11)$$

여기에서 $f_1(x)$, $f_2(x)$, $f_3(x)$ 는 삼각형 각 변의 직선의 방정식이다.

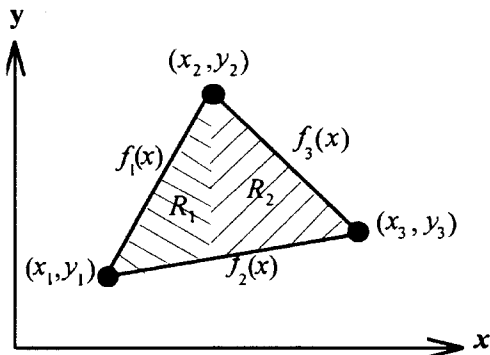


그림 7. 삼각형의 분할.
Fig. 7. Partitioning a triangle.

그리고 삼각형의 무게중심을 다음 식에 의하여 얻는다.

$$\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}, \quad \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}} \quad (12)$$

만약 물체가 여러개의 삼각형에 의해 표현되면 물체의 무게중심은 다음 식에 의하여 얻는다.

$$\bar{X} = \frac{\sum_i m_{10}}{\sum_i m_{00}}, \quad \bar{Y} = \frac{\sum_i m_{01}}{\sum_i m_{00}}, \quad i = 1, 2, \dots \quad (13)$$

두 영상사이에서 관측자와 물체의 상대적인 병진 운동벡터 $A=(A_1, A_2)$ 는

$$A_1 = \frac{\bar{X} - \bar{X}'}{\Delta t}, \quad A_2 = \frac{\bar{Y} - \bar{Y}'}{\Delta t} \quad (14)$$

로서 정의되며 수식에서 프라임은 현재 영상에서 얻은 값을 의미한다. 따라서 병진운동 방향 $\angle A = \tan^{-1}(\frac{A_2}{A_1})$ 로 주어진다.

3. 충돌시간(Time to contact)

관측자와 타겟이 현재의 상대적 운동으로 움직였을 때 충돌하기 바로직전까지의 시간인 충돌시간 t^c 은 다음 관계식으로 예측된다.

$$t^c = \frac{l(t)}{U(t)} \quad (15)$$

여기에서 $l(t)$ 는 관측자와 물체 사이의 거리이고, $U(t)$ 는 상대속도이다. 우리는 이 문제에 대한 두가지 방법을 제안한다. 첫째 대상물체 즉 차량의 폭의 변화를 이용하는 방법으로서 그림 8에 이러한 상황과 영상모델을 보여 주고 있다. 여기에서 $U_A(t)$ 는 관측자의 속도이고, $U_B(t)$ 는 물체의 속도이며 f 는 초점거리이다. W_v 는 실제 차량의 폭이며 w_v 는 W_v 가 영상평면에 투영되었을 때의 차량의 폭이다. 상대속도는 $U(t) = U_A(t) - U_B(t)$ 로 정의된다.

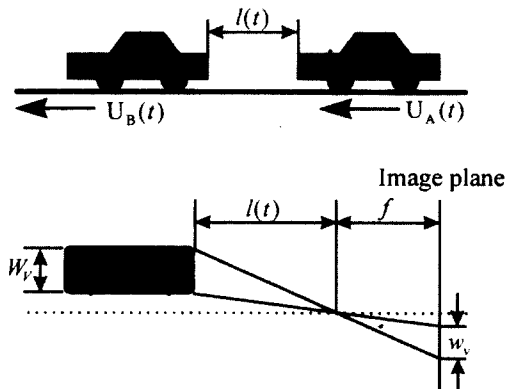


그림 8. 충돌시간.
Fig. 8. Time to contact.

이때, 충돌시간은 원근투영모델에 의하여 다음과 같은 과정으로 유도된다.

$$\begin{aligned} w_v &= \frac{fW_v}{l(t)}, \\ \frac{dw_v}{dt} &= -\frac{d(l(t))}{dt} \frac{w_v}{l(t)} = w_v \frac{U(t)}{l(t)} = \frac{w_v}{t^c} \\ t^c &= \frac{w_v}{dw_v/dt} \end{aligned} \quad (16)$$

(16)에 의한 방법은 사용하는 변수가 물체의 폭(width) 뿐이므로 매우 신뢰성이 큰 결과를 제시하지만 사용범위가 비교적 제한적이다. 그러나 본 연구의 주 관심 대상 환경이 도로의 교통영상이므로 연구의 방향과는 잘 부합된다. 또 다른 방법은 영상의 shear요소 defv과 다이버전

스 divv, 영상의 최대 확대 축 그리고 상대적 병진운동 방향정보로부터 충돌시간 t^c 가 다음 (17)과 같이 유도된다. 이 식의 유도는 참고문헌[6]을 인용하고 있다.

$$t^c = \frac{2}{divv - defv \cos 2(\mu - \angle A)} \quad (17)$$

(17)에 의한 방법은 (16)에 의한 방법에 비해 일반성은 보장되지만 사용하는 변수가 너무 많고 또한 변수 각각의 유도과정이 잡음요소에 민감하므로 실내 환경이나 잘 조절된(controlled) 환경에서는 좋은 결과를 도출해 낼 수 있지만 도로의 교통환경과 같이 잡음이 많은 자연환경에서는 좋은 결과의 도출이 비교적 어려운 단점을 가지고 있다.

IV. 실험

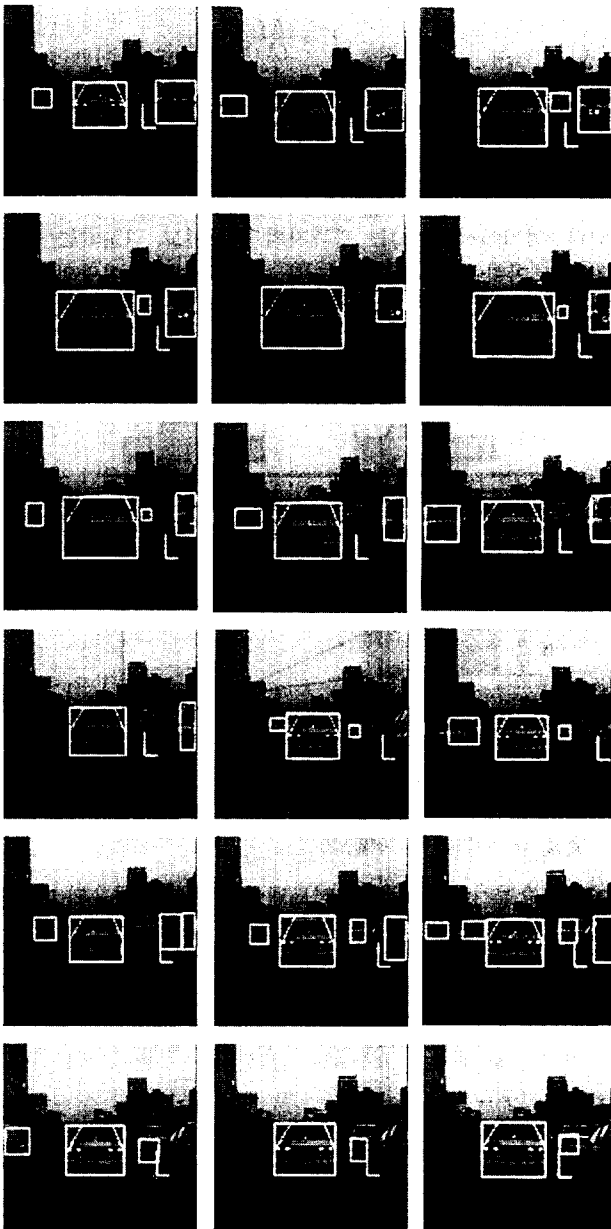


그림 9. 선행차량의 검출.
Fig. 9. Detection of a leading vehicle.

본 연구에서 제안하고 있는 알고리즘의 평가는 서울도심지에서 취득한영상을 가지고 이루어졌다. 그림 9는 [3]의 방법에 의해 영상내의 차량을 분리하고(그림 9의 사각형으로 둘러싸인 부분을 가리킴) 자차의 전방에서 주행중인 선행차량(그림 9의 가운데 있는 차량)의 분리된 영역에 한하여 [1]의 방법을 이용하여 라인을 추출한 후 본 논문의 2장에서 설명한 방법으로 선행차량의 뒤 유리창 주위의 4개의 선분을 검출하였다. 그리고 3장에서 설명한 방법으로 선행차량과 자차량의 충돌시간 및 곡면의 법선방향을 예측하였다.

그림 10은 그림 9에서 검출된 선행차량의 차폭의 변화를 이용하여 선행차량과 자차의 충돌시간을 계산한 그래프를 나타낸 것으로서 그림 10(a)는 선행차량의 차폭, 그림 10(b)는 선행차량의 차폭의 변화 그리고 그림 10(c)은 충돌시간을 나타낸 것이다. 여기에서 음의 값은 자차보다는 선행차량의 주행 속도가 빠르며(즉, 음의 상대속도임) 선행차량의 차폭이 줄어들고 있다는 사실과 현재의 상태로 주행이 이루어지면 충돌이 일어나지 않는다는 것을 의미한다. 반대로 양의 값은 현재의 상태로 주행이 계속되면 계산된 시간단위 후에 충돌이 일어난다는 것을 예시하고 있다.

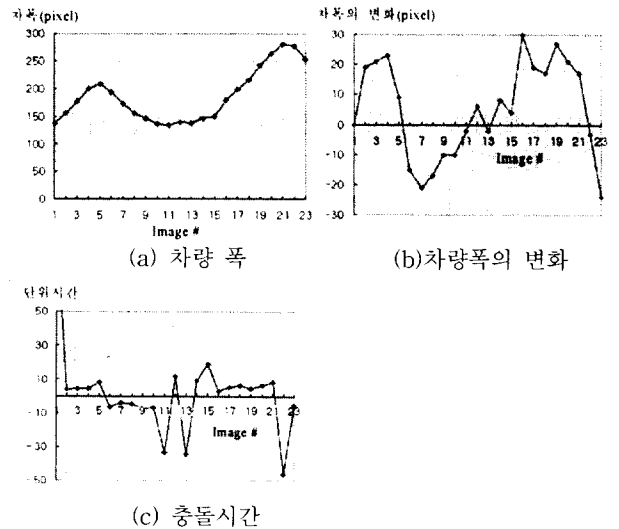
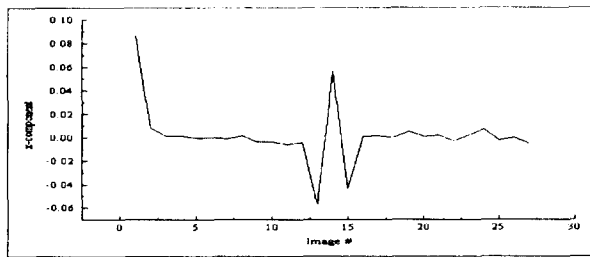


그림 10. 영상평면상에서의 차량폭과 차량폭의 변화에 의한 충돌시간.

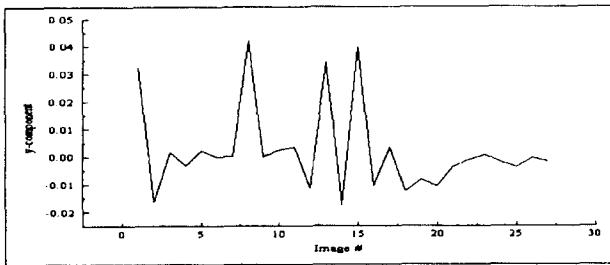
Fig. 10. Estimation of time to contact by vehicle width and its change rate in image planes.

그림 9에는 선행차량 위에 하얀 점이 찍혀 있고 그 점으로부터 라인이 그려져 있음을 알 수 있다. 이것은 카메라좌표계에 대한 법선벡터의 방향을 가리킨다. 우리는 법선벡터를 p-q공간으로 변환시켜 이것을 추출된 차량의 뒤 유리창 주위의 무게의 중심점에 그려넣은 것이다. 그림 11은 계산된 법선벡터를 각 성분별로 나타낸 그래프이다. 모션블러(motion blur)나 그림자 그리고 조명방향 등의 잡음요소에 의해 추출된 선행 차량의 뒤 유리창 주위의 사다리꼴 형상 검출에 대한 영상 프레임 사이의 위치(localization)에러가 발생하고 있다. 또한 영상 프레임

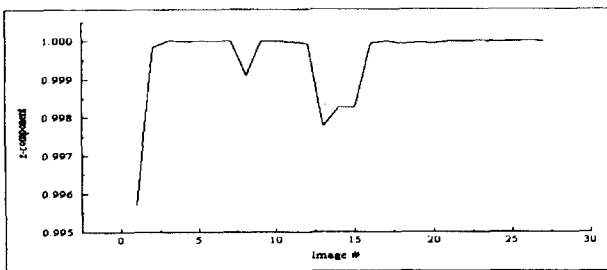
사이에서의 라인의 기울기가 조금만 변하여도 영상변형의 효과가 크게 나타나므로 궁극적으로 법선벡터의 정확도를 보장하는데 어려움이 뒤따른다. 본 실험에서의 결과는 비교적 양호한 검지가 이루어지고 있음을 그림 11은 보여주고 있다. 그림 11의 (b)에서 법선 벡터의 y-축 성분의 변화가 크게 나타난 이유는 사용중인 CCD 카메라가 상하방향으로 많이 흔들렸음을 암시하고 있다. 우리가 실제(ground truth)의 법선벡터의 값은 모르지만 계산된 값의 경향을 보았을 때 주행중인 차량의 흔들림을 흡수할 수 있는 구조로 카메라의 설치가 이루어지고 라인요소의 추출의 위치(localization)정도를 향상시키면 개선된 법선벡터를 얻을 수 있다.



(a) 법선벡터의 x-축 요소



(b) 법선벡터의 y-축 요소



(c) 법선벡터의 z-축 요소

그림 11. 법선벡터 추출결과.

Fig. 11. Extraction results of normal vectors.

V. 결론

본 논문에서는 지금까지 주로 실내의 잘 조절된 환경에서 주로 능동비전분야에 적용되던 컴퓨터비전의 영상변형 이론을 실외의 도로교통 환경의 차량의 자율주행 분야에 응용할 수 있다는 사실을 보였다. 이론적으로는 Mahalanobis 거리에 기초한 supervised clustering이 적용이 쉽고 MAP에 기초한 supervised clustering과 동일

한 효과를 갖는다는 것을 검증하였다. 덧붙여 영상변형의 추출에 삼각형의 기하학적 정보를 이용할 수 있음을 보이고 있다. 실험결과에서 선행차량과의 충돌시간의 검출은 매우 정확하게 검출되고 있음을 보였다. 이는 최근 들어 관심이 고조되고 있는 선행차량과의 충돌회피 시스템 개발에 커다란 기여를 할 수 있을 것으로 판단된다. 향후의 연구는 계산된 충돌시간을 실제로 차량의 충돌방지에 활용하고 곡면의 법선벡터의 경우는 신뢰성을 향상시킬 수 있는 방안을 강구하는 것이다.

참고문헌

- [1] J. W. Lee and I. S. Kweon, "Extraction of line features in a noisy image," *Pattern Recognition*, vol. 30, no. 10, pp. 1651-1660, 1997.
- [2] J. W. Lee and I. S. Kweon, "Image point feature matching by triangulation," *Int. J. of Intelligent Automation and Soft Computing*, vol. 3, no. 2, pp. 135-150, 1997.
- [3] J. W. Lee and I. S. Kweon, "Vehicle segmentation using evidential reasoning," *Proc. of IEEE/RSJ Int. Conference on IROS*, pp. 880-885, 1997.
- [4] J. W. Lee, J. S. Yoon and I. S. Kweon, "Target identification for visual tracking," *KACC*, pp. 145-148, 1996.
- [5] T. Zielke, M. Brauckmann and W. V. Seelen, "Intensity and edge-based symmetry detection with an application to car-following," *CVGIP:Image Understanding*, vol. 58, no. 2, pp. 177-190, 1993.
- [6] R. Cipolla and A. Blake, "Surface orientation and time to contact from image divergence and deformation," *Computer-Vision-ECCV '92*, pp. 187-202, 1992.
- [7] J. J. Koenderink and A. J. van Doorn, "Invariant properties of the motion parallax field due to the movement of rigid bodies relative to an observer," *Optica Acta*, vol. 22, no. 9, pp. 773-791, 1975.
- [8] R. O. Duda, *Pattern Classification and Scene Analysis*, John Wiley & Sons, U.S.A., 1973.
- [9] J. L. Melsa and D. L. John, *Decision and Estimation Theory*, McGraw-Hill, 1978.
- [10] V. K. Rohatig, *An Introduction to Probability Theory and Mathematical Statistics*, Wiley, 1976.
- [11] A. Blake and A. Yuille(Editor), *Active Vision*, The MIT Press, England, 1992.
- [12] J. W. Lee and I. S. Kweon, "A Kalman Filter-Based Visual Tracking Algorithm for an Object Moving in 3D," *Proc. of IEEE/RSJ Int. Conference on IROS*, pp. 342-347, 1995.



이 준 응

1984년 전남대학교 산업공학과 졸업(학사). 1986년 한국과학기술원 산업공학과 졸업(석사). 1997년 한국과학기술원 자동화 및 설계공학과 졸업(박사). 1986년~현재 기아자동차(주) 근무. 관심분야는 컴퓨터비전 및 지능형 자동차.



박 성 기

1987년 서울대학교 기계설계학과 졸업(학사). 1989년 동 대학원 기계설계학과 졸업(석사). 1995년~현재 한국과학기술원 자동화 및 설계공학과 박사과정 재학중. 관심분야는 컴퓨터비전 및 로봇비전.



노 경 식

1987년 연세대학교 기계공학과 졸업(석사). 1989년 한국과학기술원 생산공학과 졸업(석사). 1998년 한국과학기술원 자동화 및 설계공학과 졸업(박사). 현재 삼성종합기술원 재직중. 관심분야는 컴퓨터비전.

권 인 소

제어·자동화·시스템공학회지 제 2권 제 6호 참조.