

스테레오 기법을 이용한 차량의 검출 및 추적에 관한 연구

論 文
49D - 12 - 2

A Study on Vehicle Extraction and Tracking Using Stereo

尹世鎭* · 禹東玟* · 孔吉永**

(Sei-Jin Yoon · Dong-Min Woo · Gil-Young Kong)

Abstract -This paper presents a new method to extract traffic information such as number of passing vehicles and average speed by a pair of stereo road images. The whole process consists of the extraction of vehicles and the tracking of the extracted vehicles. For the extraction of vehicles, the outline of each vehicle is obtained by using binary region growing technique applied to disparity map based on multi-resolution stereo matching. The Kalman filter tracking algorithm is applied to the extracted vehicle outlines to determine the flow of vehicles. Experimental results show that the proposed method significantly improved recognition rate of vehicles over the conventional methods-frame difference and background elimination methods.

Key Words : Traffic information, outline, tracking, flow of vehicle, stereo, image

1. 서 론

차량 검지기는 도로상의 교통 운영과 관리를 위하여 필요한 교통 상황 정보를 제공해 주는 기능을 한다. 기존의 차량 검지기는 진보된 정보 집약적 사회의 발달과 교통 수요의 증대로, 더욱더 다양하고 복잡해진 교통 제어와 관제에서 그 문제점이 대두되고 있다. 기존에 사용되고 있는 검지기로는 루프 검지기(loop detector), 초음파 검지기(ultrasonic detector), 적외선 검지기(infraed detector), RF 검지기(Radio Frequency detector) 등이 있으나, 계측 범위의 제약과 설치 및 유지 보수 시 문제점이 많아 새로운 방식의 차량 검지기에 대한 요구가 생기게 되었다.

영상 검지기는 교통 변수 데이터들을 실시간 검지 할 수 있고, 도로와 비접촉식으로 유지되므로 관리가 유용하며, 계측 범위가 커서 여러 다양한 교통 정보를 획득할 수 있다. 따라서, 영상처리를 이용한 차량검지기술은 이미 지능적인 교통 관제를 위한 교통정보처리기술로서 성능이 인정되었고, 기존의 검지기를 대체하기 위한 필요기술로 출현하였다. 실제로 미국과 일본 등의 선진국에서는 이미 영상처리를 이용한 상용화된 교통 시스템이 개발되어 있다.

기존의 영상처리를 이용한 차량 검지 방식은 트랩(trab) 방식과 추적(tracking) 방식으로 분류할 수 있다. 트랩 방식은 계산이 간단하고 영상 정보의 일 부분만을 사용한다. 추적 방식은 우선 움직이는 부분을 검지하여 그 궤적을 따라가는

방식이므로 트랩 방식보다 훨씬 복잡하고 강력한 계산 능력을 필요로 한다. 추적 방식은 복잡성 정도와 검지 영역에 따라 부분 영역 방식과 전 영역 방식으로 나눌 수 있다.

부분 영역 방식[5]은 계산량을 줄이기 위해서 영상 영역의 일부분의 정보만을 이용한다. 전 영역 방식은 영상의 전 영역을 분석하고 임의의 방향으로 물체 추적(object tracking) 방식으로 차량을 추적하는 방식이다. 이러한 방식은 계산량이 많고, 알고리즘이 복잡하기 때문에 아직 연구 개발 단계에 있다. 이러한 방식 중에 차량 영역을 감지하기 위해 배경화면 제거방식(background elmination method)[3], 영상 프레임간의 차영상 방식(interframe difference method)[7] 등 몇 가지 유형이 사용되고 있다. 이러한 기존의 영상 차량 검지 방식들은 신뢰도 높은 차량 검출에 어려움이 있으며, 다음과 같은 단점이 있다. 트랩 방식은 영상 검지 범위가 좁고, 영역 방식이나 도로 영상과의 차영상 방식은 환경요인에 민감하다. 특히 도로 영상과의 차영상 방식은 현 영상에서 도로만이 있는 기존 영상을 빼어 차량을 검출하는 방법인데 이때 도로 영상의 밝기를 현 영상의 전반적인 밝기와 일치되게 갱신(update)하여 사용해야 하는데 이 과정이 쉽지 않다. 또한, 영상 프레임간의 차영상 방식은 정지 또는 서행하는 차량을 검출해 내지 못한다.

이렇듯 최근 여러 가지 방식의 영상 검지기가 개발되고 있으나, 기존의 영상 검지기는 여러 교통 상황 처리가 힘들고, 환경 요인 변화에 따른 신뢰도 저하로 그 실용화에 문제가 되고 있다.

본 논문에서는 스테레오 영상을 바닥면 영상으로 변환, 다해상도 정합에 의하여 차량의 불일치 영상을 검출, 이치화, 영역 확장 기법(region growing method)[9]를 이용하여 차량을 검출하고, 검출된 차량의 위치에 대한 데이터를 기반으로 Kalman 필터[8][10]를 이용하여 추적함으로써 차량의 정보에 대해서 좀더 신속하고 정확한 결과를 유도한다. 제안된 기법은 차량의 검출에 어려움이 많은 야간의 영상에서 좀더 탁월한 성능을 나타낸다.

* 準 會 員 : 明知大 情報制御工學科 碩士課程

* 正 會 員 : 明知大 情報制御工學科 教授

** 非 會 員 : 國防科學研究所 選任研究員

接受日字 : 2000年 9月 18日

最終完了 : 2000年12月 1日

2. 기존의 방식

프레임간 차영상 방식

프레임간 차영상 방식은 변화값이 없는 부분을 모두 제거하고, 변화량이 있는 부분만을 나타내주어서 차량 검출을 수행하는 방법으로, 연속된 영상에서 현재의 프레임과 이전의 프레임을 비교함에 의해서 만들어 낼 수 있다. 연속된 영상에서 두 개의 연속된 영상의 같은 위치의 화소값을 비교함으로써 같은 경우에는 제거하는 값(예: 검은색)을 넣어주고, 변화량이 있는 부분은 해당 프레임의 값을 넣어서 변화량이 없는 부분의 값을 모두 제거시켜 줌으로써 추적하고자 하는 부분의 값(변화량이 있는 부분)만을 나타내 주게 된다. 이 방법은 연속된 두 개의 프레임으로 처리하는 방법이기 때문에 배경화면 제거방식보다 날씨의 영향을 덜 받고, 연산 속도 또한 더 빠르다. 그러나 차량의 색이 일정할 경우, 그 변화량이 앞부분과 뒷부분에서만 발견될 뿐 차량의 중간 부분에서는 발견되지 않아서 올바른 차량의 모양을 추적해낼 수 없고 차량의 속도가 매우 느린 경우 그 변화량을 측정할 수 없어 추적할 수 없다는 단점이 있다.

배경화면 제거방식

배경화면 제거방식 연속된 영상에서 그 변화량을 구별해 내는 방법으로써 연속된 n개의 프레임을 수식에 의해서 배경화면을 생성해 낼 수 있다. 배경화면의 화소값이 입력영상의 화소값보다 작은 경우에는 배경화면의 화소값에다 1을 더하고, 다른 경우에는 배경화면의 화소값에서 1을 빼서 다음 단계의 배경화면을 만들어 내는데 1을 더하거나 1을 빼는 것은 배경화면의 화소값이 입력 영상의 화소값과 차이가 많이 날지라도 1을 더하거나 빼는 방법으로 화소의 값을 점차적으로 변화시켜서 결과적으로 배경화면을 완성시키기 위함이다. 이 방법은 이미 생성된 배경화면을 연속된 영상과 같이 입력시켜서, 두 개의 영상을 비교함으로써 차량을 온전한 모양을 검출해낼 수 있고, 차량의 속도가 느린 경우에 추적하는 것도 용이하다. 그러나 날씨의 영향을 많이 받기 때문에 비나 눈 등이 올 경우, 특히 빛의 영향을 많이 받기 때문에 매번 갱신 해주어야 하므로 연산 속도가 느리다.

3. 스테레오 영상처리에 의한 차량 검출

그림 1은 3차원 영상 처리에 의한 차량 검출 과정을 나타낸다. 서로 다른 지점에서 취득된 좌 우측의 영상이 먼저 바닥면으로 변환되어야 한다. 이를 위해 각 영상의 영상 좌표점과 도로 바닥 평면 상의 전 간의 변환이 선행되어야 한다. 이를 위해 카메라 보정이 수행된다. 카메라 보정 기법으로는 일반적으로 널리 사용되는 2단계 기법에 의한 카메라 보정 알고리즘을 적용하였다.[2] 그러나 이 방법은 완전한 평면에서만 적용가능한데, 도로 면은 약간의 굴곡이 포함되므로 적절치 않다.

도로면으로 변환된 좌 우 영상은 바닥면과 돌출부의 판정을 위해 스테레오 정합을 수행한다. 스테레오 정합의 신뢰도를 높이기 위해 본 과제에서는 다 해상도 기법에 의한 정합 알고리즘을 채용하였다. 또한 정합의 기준이 되는 함수를 WCC(Weighted Cross Correlation)을 적용하여 안정적인 정합 점수가 나오도록 하였다. 이러한 지능적인 기법의 채용으로 안정적이고 고 신뢰도의 차량 검출이 가능하였다.

정합의 결과로 발생하는 불일치 영상을 이치화하면 돌출부가 검출된다. 이러한 돌출부는 차량 내부에서 부분적으로 나

타나지 않을 수 있다. 따라서 이러한 돌출부의 윤곽을 구해 클러스터링 알고리즘에 의해 병합하면 개별 차량의 윤곽이 검출된다.

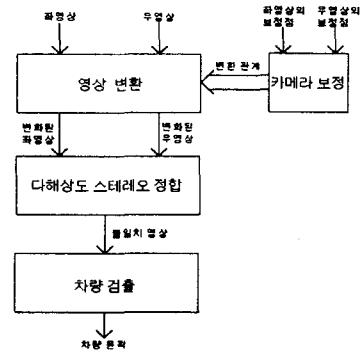


그림 1. 3차원 영상해석에 의한 차량 검출 과정

Figure 1. Vehicle extraction procedure by three-dimensional image analysis

3.1 스테레오 정합

본 논문에서는 3차원 영상인식에 근거한 스테레오 방식 알고리즘은 2대의 카메라에 의해 취득된 영상들을 연관시킴으로써 영상의 모든 지점에 대해 바닥 면 부분과 돌출 부분 두 가지중 한 가지로서 결정한다. 실제로 일반적인 3차원 기법은 두개의 영상의 모든 점을 연관하여 완전한 3차원 형상을 구하는 것을 목표로하고 있다. 그러나 두개의 영상을 연관시키는 문제가 큰 난점이며, 연관되는 점들을 찾는데 많은 연산 량이 소모되어 처리속도가 너무 느리므로 실시간 영상처리 응용분야인 차량검지에는 적합치 않다.

본 논문에서 개발된 실시간 3차원 영상처리 기법은 완전한 3차원 형상을 인식하기보다는 3차원 실세계에서 도로 면인 부분과 돌출된 부분만으로 분리 인식함에 의해 실시간 처리가 가능하도록 한 방법이다. 실제로 차량 검지시 차량 내부의 자세한 3차원 형태는 전혀 구할 필요가 없다. 단지 우리가 원하는 정보는 차량 형태의 정확한 윤곽이다. 따라서 이러한 차량 검지에 알맞은 문제의 단순화에 의해 실시간 처리가 얻어진다. 또한 이와 동시에 기존의 2차원 영상 검지의 상기 기술된 문제점들을 전적으로 혹은 부분적으로 해결할 수 있다. 3차원 영상처리 기법인 개발된 실시간 스테레오 알고리즘에 의해 해결되는 문제점은 먼저 그림자, 눈, 비, 전조 등 불빛 등, 바닥 면에 있을 수 있는 여러 요인에도 불구하고 도로 면으로 완벽하게 검출되는 것을 들 수 있다. 또한 주간 동일 알고리즘을 사용하므로 전환 시점에서의 문제가 전혀 없고, 차량이 조금이라도 떨어지게 되면 분리하여 인식되므로 차량 정체시 bumper to bumper 조건하에서도 각각의 차량인식이 가능하다.[3]

본 연구에서는 도로면 부분과 차량이 있는 돌출 부분을 분리하여 검출하기 위해 우선 차량이 있는 부분의 정의를 다음과 같이 가정한다.

“차량은 도로 바닥 면에서 k mm이상 돌출된 부분이다.”

위 정의에 따라 바닥 면에서 k mm까지의 모든 물체는 바닥면으로 인식된다. 따라서 이 정의에 의해 차량을 인식하더라도 도로상의 그림자, 흙, 물웅덩이, 얼룩 등은 바닥면으로 처리되며, 어느 정도 돌출된 부분만 차량으로 검출된다. 일반적인

으로 k 는 차체 바닥부분의 높이로 설정한다.

2개의 좌·우 영상으로부터 위 정의와 같이 바닥면과 돌출부의 판정을 위해 스테레오 정합을 수행한다. 스테레오 정합의 신뢰도를 높이기 위해 본 과제에서는 다 해상도 기법에 의한 정합 알고리즘을 채용하였다. 또한 정합의 기준이 되는 함수를 WCC(Weighted Cross Correlation)을 적용하여 안정적인 정합 점수가 나오도록 하였다. 이러한 지능적인 기법의 채용으로 안정적이고 고 신뢰도의 차량 검출이 가능하였다.

다해상도 기법

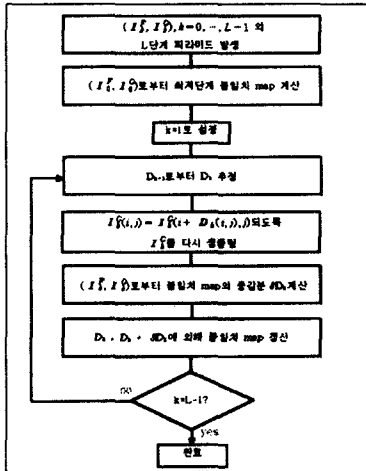


그림 2. 다해상도 정합과정
Figure 2. Multi-resolution matching process

스테레오 정합에 있어 안정적인 3 차원 형상 검출을 위해서는 다 해상도 기법이 효율적이다. 따라서 본 논문에서는 개발된 스테레오 방식 알고리즘의 정합 과정을 수행함에 있어서 저해상도 불일치로 시작하여 궁극적으로 고해상도의 불일치를 계산하는 보다 정확하고, 안정적인 불일치 결정 방법을 수행한다.[1]

이러한 계층적 방법을 구현하기 위해 영상 중의 하나가 정합되기 전에 그 영상간의 저해상도 불일치가 없도록 다시 샘플링한다. 만일 저해상도 불일치 map이 D' 이면 I^G 를 $I^G(i,j) \leftarrow I^G(i+D'(i,j), j)$ 에 따라 다시 샘플링하여 픽셀 정렬 오류가 감소될 수 있다. 픽셀이 D' 만큼 떨어진 값으로 바뀌어 지면, 샘플링 이후의 정렬 오차는 $D(i+\xi, j+\eta) - D(i,j)$ 대신에 $D = D(i+\xi, j+\eta) - D'(i+\xi, j+\eta)$ 로 된다. 이러한 방법을 HR(Hierarchical Resampling)이라 하며, I^F 의 정사각형 윈도우가 I^G 의 윈도우로 그대로 대응되도록 I^G 를 먼저 샘플링 해야 된다.

HR 알고리즘의 기본 단계는 다음과 같다. 먼저, 2개의 L 단계, 단단계 영상 파라미터인 (I_k^F, I_k^G) 를 $k=0, 1, \dots, L-1$ 에 대해 구성한다. 여기서 $k=0$ 일때가 가장 저해상도 영상이며, $k=L-1$ 이 가장 고해상도이다. 그 다음 정합 알고리즘을 이용하여 최저 해상도의 불일치 map D_0 를 구한다. 그 다음의 높은 해상도에서 불일치 추정치는 D_0 를 확장하여 발생한다. 1단계에서 불일치 map을 계산하기 전에 I_1^G 가 $I_1^G(i,j) \leftarrow I_1^G(i+D(i,j), j)$ 를 이용하여 다시 샘플링 된다.

정합 과정에서 I_1^F 와 I_1^G 간의 불일치는 충분치이므로, 1단계에서의 불일치 map은 불일치 map의 초기치와 충분치를 합하여 $D_1 = D_0 + \delta D_0$ 으로 갱신된다. 이러한 과정이 최고의 해상도 단계의 불일치 map인 D_{L-1} 이 계산될 때까지 계속된다.

WCC(Weighted Cross Correlation)

스테레오 정합을 위해 가장 많이 사용되는 정합 점수는 SSD(Sum of Squared Difference)와 CC (Cross-Correlation)이다. 이 두 가지 측정치가 널리 사용되지만, CC 정합 점수가 Lambertian 반사 모델에서의 점진적인 변화에 강인하므로 CC 정합 점수가 일반적인 영상에 가장 많이 쓰이므로 본 논문에서 사용되었다.

또한 스테레오 정합의 픽셀 정렬 오차를 최소화하기 위해 본 논문에서 적용된 방법은 정렬 오차가 윈도우 중심에서 최소가 된다는 가정 하에 각 픽셀에 중심으로부터의 거리에 반비례하도록 가중치를 설정한 WCC를 사용하였다. $(2m+1) \times (2n+1)$ 윈도우의 WCC 정합 점수는 식 (1)과 같이 정의된다.

$$\rho(i, j, d) = \frac{\sum_{\eta=-n}^n \sum_{\xi=-m}^m I^F(i+\xi, j+\eta) \cdot I^G(i+\xi+d, j+\eta)}{\sigma^F(i, j) \sigma^G(i+d, j)} - N \frac{\mu^F(i, j) \mu^G(i+d, j)}{\sigma^F(i, j) \sigma^G(i+d, j)} \quad (1)$$

여기서 $N=(2m+1)(2n+1)$ 이고, 일차, 이차 모멘트인 μ 와 σ 는 식 (2)와 같다.

$$\mu(i, j) = \frac{1}{N} \sum_{\eta=-n}^n \sum_{\xi=-m}^m I(i+\xi, j+\eta),$$

$$\sigma(i, j) = \sqrt{\sum_{\eta=-n}^n \sum_{\xi=-m}^m [I(i+\xi, j+\eta) - \mu(i, j)]^2} \quad (2)$$

각각의 픽셀쌍인 $I^F(i+\xi, j+\eta)$ 와 $I^G(i+\xi, j+\eta)$ 가 ρ 에 동등하게 기여됨을 알 수 있다. 여기서 가중치 함수인 $A(\xi, \eta)$ 가 도입되어 각 픽셀에 곱하여 지는데 $A(\xi, \eta)$ 는 윈도우 내의 위치에 대한 값으로 나타난다. 따라서 $I(i+\xi, j+\eta) \leftarrow I(i+\xi, j+\eta) \cdot A(\xi, \eta)$ 의 치환에 의해 식 (1)과 (2)를 정렬하면 식 (3), (4), (5)가 유도된다.

$$\rho_A(i, j, d) = \frac{\sum_{\eta=-n}^n \sum_{\xi=-m}^m I^F(i+\xi, j+\eta) \cdot I^G(i+\xi+d, j+\eta) \cdot A^2(\xi, \eta)}{\sigma_A^F(i, j) \sigma_A^G(i+d, j)} - N \frac{\mu_A^F(i, j) \mu_A^G(i+d, j)}{\sigma_A^F(i, j) \sigma_A^G(i+d, j)} \quad (3)$$

$$\mu_A(i, j) = \frac{1}{N} \sum_{\eta=-n}^n \sum_{\xi=-m}^m I(i+\xi, j+\eta) \cdot A(\xi, \eta), \quad (4)$$

$$\sigma_A(i, j) = \sqrt{\sum_{\eta=-n}^n \sum_{\xi=-m}^m [I(i+\xi, j+\eta) - \mu(i, j)]^2 \cdot A^2(\xi, \eta)} \quad (5)$$

수학적으로 쉽게 적용할 수 있는 가중치 함수는 Gaussian으로 식 (6)와 같다.

$$A(\xi, \eta) = \frac{C}{2\pi \sigma_w^2} e^{-\left(\frac{\xi^2 + \eta^2}{2\sigma_w^2}\right)} \quad (6)$$

여기서 σ_w 는 가중치 함수의 폭이고, C는 평균 가중치가 1이 되도록 설정되는 상수이다.[1]

그러나 위의 기법은 연산량이 많아 연산속도에 그 문제점이 있어 하나의 영상에 대하여 4개의 해상도로 제한시킨 피라미드로 단순화하여 구성하였다.

3.2 차량 윤곽 검출 방법

영역 확장 방식(Region Growing method)

영역 확장 방식은 화소 집성에 의한 영역확장의 방법으로 화소를 그룹화하거나 부영역을 더 큰 영역으로 만드는 과정을 말한다. 이 기법은 어느 하나의 기준이 되는 씨앗점을 중심으로 연산에 의해서 그 영역을 차츰 넓혀감으로써, 궁극적으로 원하는 크기까지 그 영역을 넓혀가는 것을 말한다.[9] 차량을 검출하였을 경우 차량의 온전한 모양이 나오지 않고, 부분적으로만 검출되었을 때 검출된 부분의 근처점을 중심으로 차츰 영역을 넓혀서 온전한 차량의 영역을 찾아나가는 방법으로 사용될 수 있다. 이 방법은 차츰 영역을 넓혀서 궁극적으로 적당한 영역을 만든다는 장점이 있지만, 연산전에 기준되는 화소의 위치 및 화소에 대한 정보를 가지고 있어야 한다는 단점이 있다.

4. 차량 추적

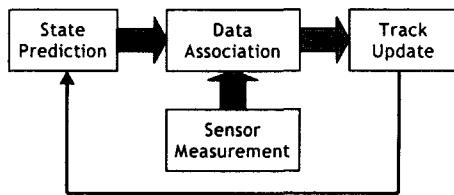


그림 3. 추적 알고리즘
Figure 3. Tracking algorithm

추적(tracking)[6][8][10]은 현상태 또는 현위치에 대한 추정치(estimate)를 표적으로부터 얻어내는 과정이다. 이 결과로 발생한 궤적(track)은 동일 표적에 대한 추정치의 집합으로부터 추정된 상태 또는 위치의 이동을 나타낸다. 추적 알고리즘은 예측부분, 데이터 연계부분, 센서 관측부분, 그리고 궤적의 갱신부분의 4가지 요소로 구성되어 있다.

표적 추적(target tracking) 문제는 잡음이 섞인 표적의 측정치로부터 표적의 정확한 위치를 추정해 내는데 매 기준시점마다 표적의 위치 및 속도를 추산해내는 것이 목표이다. 표적 추적 문제를 해결하기 위해 사용되는 보편적인 가정은 표적의 측정치가 백색 가우시안 잡음(white Gaussian noise)를 포함한다고 보는 것이다. 이 가설을 사용하면 표적 추적 문제는 칼만 필터나 또는 다른 복잡한 비선형 필터에 의해서 해결할 수 있으며 가정된 잡음 모델과 실제 잡음의 차이는 결국 추산되는 표적의 위치 및 속도에 오차를 유발하게 된다.

위와 같이 백색잡음을 포함한다는 가정 하에 식 7과 같이 선형동력학식에 의해 표적 모델을 표현할 수 있다.

$$x(k+1) = \begin{bmatrix} x(k+1) \\ y(k+1) \\ x(k+1) \\ y(k+1) \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k) \\ y(k) \\ x(k) \\ y(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta t^2/2 & 0 \\ 0 & \Delta t^2/2 \\ \Delta t & 0 \\ 0 & \Delta t \end{bmatrix} \begin{bmatrix} W_x(k) \\ W_y(k) \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$= Fx(k) + Gw(k)$$

여기서 $x(k)$ 는 n차의 상태 벡터로서 추적할 표적이고, $F(k)$ 는 천이행렬, 그리고 $w(k)$ 는 m차 상태 벡터로서 표적의 기동이나 모델오차를 나타내는데 일반적으로는 평균이 0이며 분산이 $Q(k)$ 로 정의된 백색 정규분포로 가정한다. Δt 는 관측하는 시간 간격을 의미한다. 일반적으로 이러한 표적 모델에 대하여 식 8 같은 관측 방정식을 정의할 수 있다.

$$y(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} x(k) + v(k) \quad (8)$$

$$= H(k)x(k) + v(k)$$

여기서 $y(k)$ 는 m차 센서 측정 벡터이고 때로는 센서 리포트라고 불리기도 한다. $v(k)$ 는 관측잡음을 나타내는 백색 정규분포 벡터로서 평균이 0이고 분산 $R(k)$ 를 갖는다.

칼만 필터는 위와 같은 선형 시스템의 상태를 예측하고 추론해 내는데 적절하며 표적의 동력학과 측정 잡음에 대한 정확한 모델이 존재할 때 예측치와 실제치 간의 평균제곱 오차(mean-squared error)를 최소화시킨다. 그림 4는 Kalman Filter가 어떻게 시스템의 상태를 예측하는지 잘 보여준다.

Kalman Filter는 실제 시스템 부분(true state)과 Kalman Filter에 의해 예측되는 부분(estimated state), 그리고 상태 공분산 계산(State covariance computation)의 3가지 부분으로 나눌 수 있다. Kalman Filter에 의해 예측되는 부분은 현재 상태에서부터 다음 상태를 예측하는 상태 예측(state prediction)과 다음 상태 값으로부터 다음 측정치 값을 예측하는 측정치 예측(measurement prediction)이 있다.

상태 예측은 식 9와 같이 표현될 수 있다.

$$x(k+1|k) = Fx(k|k) + Gw(k) \quad (9)$$

측정치 예측은 식 10과 같이 표현될 수 있다.

$$z(k+1|k) = H(k+1)x(k+1|k) \quad (10)$$

실제 측정치와 예측된 측정치를 비교하는 Innovation은 식 11과 같이 표현될 수 있다.

$$v(k+1) = z(k+1) - z(k+1|k) \quad (11)$$

개선된 상태 추론은 다음과 같이 표현될 수 있다.

next state = (predicted state) + (filter gain * innovation)
또한 상태 공분산을 계산하는 부분은 Filter Gain을 구하고 공분산 행렬을 갱신하는데 목적이 있다.

상태 오차 공분산을 $P(k|k)$ 라고 할 때, 상태 예측 공분산은 식 12와 같이 표현될 수 있다.

$$P(k+1|k) = F(k)P(k|k)F'(k) + Q(k) \quad (12)$$

이때 Innovation 공분산은 식 13과 같이 표현되며,

$$S(k+1) = H(k+1)P(k+1|k)H'(k+1) + R(k+1) \quad (13)$$

Filter gain은 식 14와 같이 나타낸다.

$$W(k+1) = P(k+1|k)H'(k+1)S^{-1}(k+1) \quad (14)$$

이러한 과정으로 개선된 상태 공분산은 식 15와 같이 표현

될 수 있다.

$$P(k+1|k+1) = P(k+1|k) - W(k+1)S(k+1)W'(k+1) \quad (15)$$

본 논문에서는 초기 파라미터 중에서 $P(k)$ 와 $x(k)$ 의 초기값을 0으로, $H(k), Q(k)$ 그리고 $R(k)$ 의 초기값은 1로 설정하여 Kalman 필터의 알고리즘을 수행하였다.

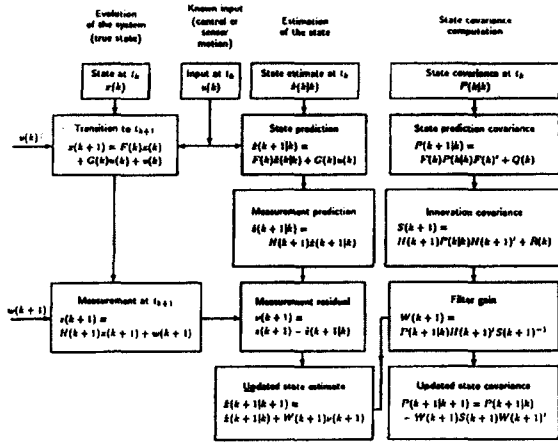


그림 4. 선형 시스템에서의 상태 추론
Figure 4. State estimation of linear system

5. 실험 및 고찰

5.1 기존의 기법에 의한 검출 결과

5.1.1 프레임간 차영상 방식

그림 5의 연속된 입력 영상을 가지고 기존의 방식인 프레임간 차영상 방식으로 실험을 하였을 때, 그림 6와 같이 두 개의 입력영상의 차이를 하얀색으로 표현한 결과 영상을 얻을 수 있다. 프레임간 차영상 방식을 이용하였을 경우 그림 6에서 나타낸바와 같이 차량의 연속된 두 개의 영상을 토대로 하여 차량을 추출하면서 연산량이 적은 관계로 연산 속도는 빠르지만 순간적으로 발생하는 빛, 명암등의 환경변화에 의해서 차량영상을 제외한 하얀 점들과 같은 잡음이 많이 발생하였다.

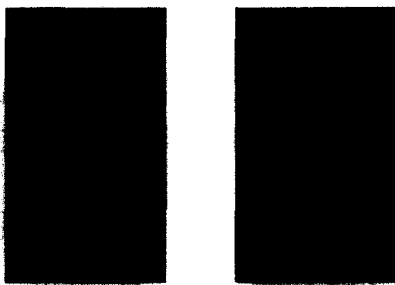


그림 5. 연속된 두 개의 입력 영상
Figure 5. Two successive input images

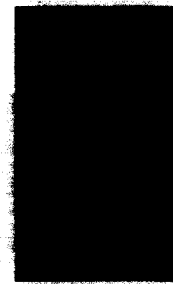
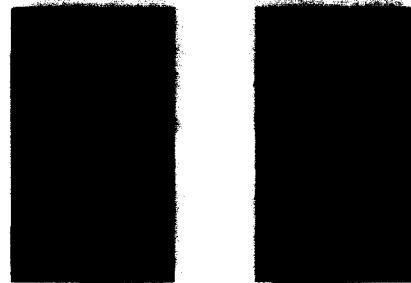


그림 6. 프레임간 차영상 방식에 의한 결과영상
Figure 6. Result image by frame difference method

5.1.2 배경화면 제거방식

그림 7(b)는 연속으로 입력된 영상을 토대로 하여 배경을 제외한 모든 돌출부(차량)를 제거한 배경영상(a)과, 입력된 그림5의 좌측 영상을 토대로 차량을 추출한 영상이다.



(a) (b)

그림 7. 배경화면 제거방식에 의한 결과영상:(a)갱신된 바닥면 영상,(b)배경화면 제거방식 결과 영상
Figure 7. Result image by background elimination method:
(a)updated image, (b) background eliminated image

배경화면 제거방식은 수시로 배경화면을 갱신(update)하기 때문에 상대적으로 작은 잡음에는 반응하지 않아서 프레임간 차영상 방식보다는 잡음의 발생이 적지만, 배경화면을 갱신 시켜주고, 갱신된 바닥면 영상을 토대로 차량을 추출하기 때문에 연산량이 많아 수행속도가 늦었다.

5.2 제안된 방법의 스테레오 정합

상기 설명된 스테레오 정합 과정을 예시하기 위해서 그림 8에 나타난 야간영상에 대해 스테레오 정합을 수행하였다. 이 영상에는 전조등이 강하게 도로 바닥면에 조사되어, 기존의 영상 검지 방법으로는 차량의 안정적인 검출이 매우 어려운 형태의 영상이다.

카메라 보정에 의해 좌 우의 원래 영상이 그림 9과 같이 바닥면으로 변환된다. 신경망을 이용한 보정 방법[2]을 사용할 수도 있으나, 본 영상의 도로면이 비교적 평평하므로, 이 단계 방식의 카메라 보정 방법이 채용되었다. 그러나 신경망 보정 방법의 결과도 이와 비슷한 형태로 나타났다. 또한 변환 영상은 다해상도 정합을 위해 4개의 해상도를 가진 피라미드로서 구성된다.

스테레오 정합의 수행 결과인 불일치 영상이 그림 10과 같이 나타난다. 불일치 영상에서는 차량의 높이가 높은 부분이 불일치가 크게 나타나고 있다. 또한 전조등이 강하게 조사되어 밝게 나타난 바닥면의 불일치 또한 매우 낮게 나타나, 3차

원 영상 처리 기법의 유용성이 입증되고 있다. 그러나 차량 내부의 균일한 영역 혹은 2개의 변환된 영상에서 공통적으로 어두운 부분은 불일치가 낮게 나타난다.

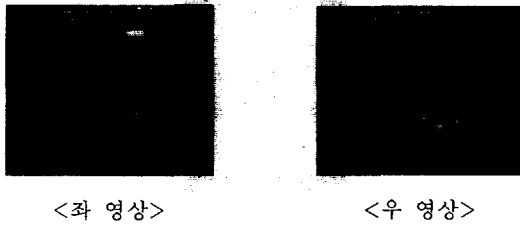


그림 8. 야간의 좌 우 영상
Figure 8. Left and right images at night

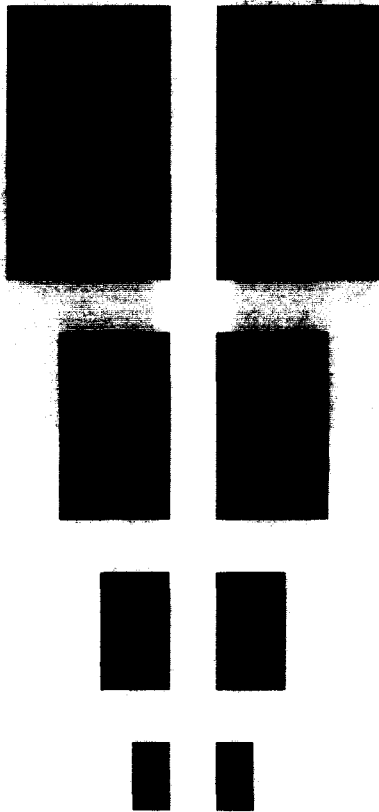


그림 9. 변환된 좌 우 영상을 4단계 영상 피라미드 구성 결과
Figure 9. Four-level image pyramid of transformed left and right images

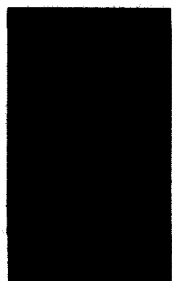


그림 10. 다해상도 스테레오 정합에 의한 불일치 영상
Figure 10. Disparity map by multi-resolution stereo matching

5.3 차량 윤곽 검출

다 해상도 스테레오 정합의 결과로 발생된 불일치 영상은 도로 면의 부분과 돌출 면의 부분에 대한 정보를 제공하였다. 그러나 야간에는 차량의 전조등, 후미등을 제외한 부분은 돌출된 부분으로 나타나지 않았다. 또한 주간에도 차량의 균일한 밝기를 가진 영역은 좌·우 영상에서도 비슷한 밝기를 가지므로 불일치 영상에서 돌출부를 가지지 않았다. 따라서 불일치 영상을 이치화하여 돌출부의 윤곽을 구한 다음 인접 윤곽을 합하여 차량 윤곽이 얻을 수 있었다. 그러므로 이치화, 윤곽선 검출, 윤곽 병합의 일련의 과정을 수행하면 개별 차량의 윤곽이 나타낼 수 있었다.

불일치 영상은 좌·우 영상의 스테레오 불일치를 나타내는 것으로 좌·우 영상이 모두 바닥 면이면 영이고 돌출부이면 영이 아닌 값을 갖는다. 실제로 돌출된 높이가 클수록 해당 불일치의 값은 크게 나타났다. 따라서 영이 아닌 불일치를 가지는 부분을 돌출부로 판정하였다. 그림 11은 그림 10의 불일치 영상을 이치화하여 돌출부를 나타낸 영상이다.[4] 그림 11에서 보면 차량 내부의 부분들이 일부 바닥 면으로 나타난 것을 볼 수 있는데, 이것을 여러 부분으로 구성되는 차량을 하나의 윤곽으로 인식하기 위해 윤곽선 검출을 수행하였다. 그림 12는 그림 11의 이치화 영상을 region growing 기법을 이용하여 여러 부분으로 구성된 차량의 부분을 통합하여 차량의 윤곽선을 검출한 것이다. 그림 13은 이렇게 검출된 차량의 윤곽선을 원래의 변환된 좌·우 영상에 겹쳐서 표시한 영상인데, 검출된 차량의 윤곽선은 정확히 원래의 검출 대상인 차량을 완전히 포함한 것을 볼 수 있었다.

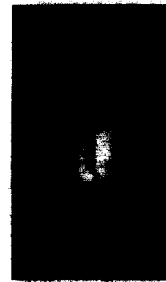


그림 11. 차량 돌출부의 이치화 영상
Figure 11. Binary image of vehicle

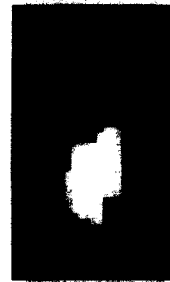


그림 12. 검출된 차량의 윤곽
Figure 12. Extracted vehicle outline

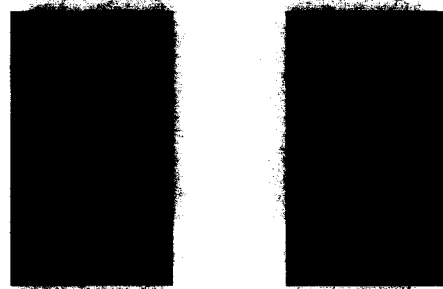


그림 13. 검출된 차량 윤곽을 변환된 좌 우 영상에 겹쳐 표시한 영상.
Figure 13. Images of extracted vehicle outlines overwritten to transformed left and right images

표 2. 기존의 기법들과의 인식률과 연산속도의 비교표
Table 1. Table of recognition rate and processing time compared with the conventional methods

	검출된 차량수 (대)	인식률(%)	연산시간 (sec/frame)
프레임간 차영상 방식	97	80.8	0.8
배경화면 제거방식	108	90	2.5
제안된 기법	114	95	1.3

표 1은 Pentium I-133MHz cpu를 탑재한 PC 환경에서 1초에 30 프레임의 영상을 취득하는 프레임 그래버를 사용하여, 기존의 프레임간 차영상 방식, 배경화면 제거방식과 제안된 기법의 차량 인식률과 연산속도를 비교한 표이다. 총 120대의 차량을 기준으로 인식률과 연산속도를 실험하였을 때, 프레임간 차영상 방식은 연산시간은 0.8초로 빠르나 인식률이 97대의 차량을 검출함으로써 80.8%의 상당히 저조한 인식률을 나타냈으며, 배경화면 제거방식은 프레임간 차영상 방식과 비교하였을 때, 108대의 차량을 검출하여 90%로 인식률에서는 많은 향상이 있었지만 연산시간에서는 2.5초로 연산속도에서 문제점을 드러냈다. 하지만 제안된 기법은 연산속도가 1.3초로 기존의 프레임간 차영상 방식보다는 조금 떨어졌지만 인식률은 114대의 차량을 검출하여, 기존의 프레임간 차영상 방식과 배경화면 제거방식보다 상회하는 95%의 결과를 도출하였다. 위의 결과로 볼 때 연산시간은 제안된 기법보다 빠른 프레임간 차영상 방식보다는 느렸지만 인식률은 상당히 뛰어난 것을 볼 수 있었다. 또한 배경화면 제거방식과 비교하였을 때 연산시간과 인식률의 모든 부분에서 그 우월함을 판단할 수 있었다.

5.4 검출된 차량의 추적

검출된 차량의 진행방향을 추적하기 위해서 우선 차량의 기준이 되는 하나의 점을 설정해야 하는데 본 논문에서는 차량에 대한 데이터가 많이 검출되는 후미등 부분의 중심점을 그 기준점으로 잡았다. 또한 각각의 초기값은 영상의 크기가 200×400임에 따라 픽셀의 오른쪽 하단을 처음 시작점으로 간주하여, x좌표는 200, y좌표는 400으로 초기값을 설정하였다. 검출된 차량의 추적 결과는 그림 14와 같은 결과를 도출하였다.

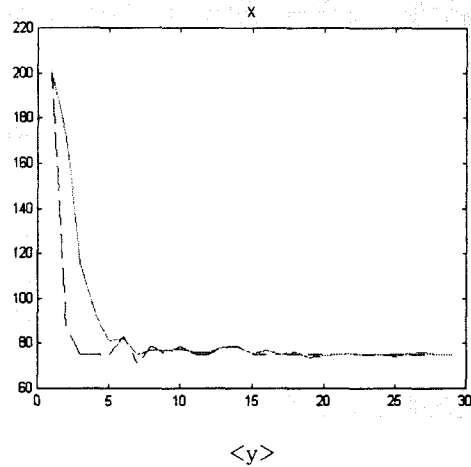
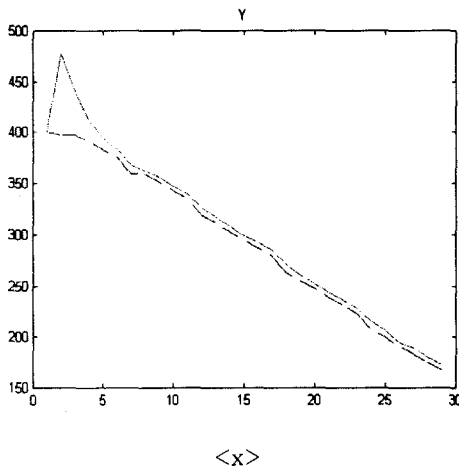


그림 14. 차량의 흐름에 대한 x 좌표와 y 좌표의 측정치와 예측치: 실선(예측치), 점선(측정치), 수평축=프레임, 수직축=화소의 위치값
Figure 14. Observation and prediction of x, y positons with respect to vehicle flow: solid line (prediction), dashed line (observation), horizontal axis= frame, vertical axis= pixel position

그림 14와 같이 차량의 후미등의 중심부분을 기준으로 x 좌표와 y 좌표를 측정하였을 때 예측 값들은 처음 다섯 프레임까지는 오차가 컸지만 점점 수렴하는 모습을 보이면서 나중에는 측정치와 거의 같은 값을 나타내었다. 이것은 차량의 검출과정에서 차량 검출의 오차가 매우 적은 것을 나타내었다. 그림 15은 지금까지의 차량 검출 및 예측에 의한 추적 처리의 예를 나타낸 것이다.

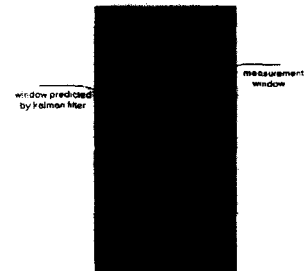


그림 15. 차량의 검출 및 예측에 의한 추적처리예
Figure 15. Example of tracking procedure by vehicle extraction and prediction

6. 결 론

스테레오 영상에서 좌·우 영상의 바닥면 변환과 스테레오 정합에 의한 차량 검출을 하였을 때 야간영상일 경우에 전조등이나 후미등에 의한 오인식이나, 주간 영상일 경우에 흙이나 오염물질에 의한 오인식율을 돌출부로 인식하는 기준 값을 적절히 조절함으로써 현저히 감소하였다. 차량의 인식률에 대하여 기존의 프레임간 차영상 방식이나 배경화면 제거

방식과 비교하였을 때 개선된 결과를 도출하였다. 기존의 두 가지 방식의 단점, 즉 프레임간 차영상 방식의 차량이 정지 또는 서행했을 경우의 검출의 한계성, 배경화면 제거방식의 날씨 또는 빛에 대한 제약조건, 등을 보완하여 좀더 신뢰성을 갖는 결과를 도출하였다. 연산시간에 대해서도 프레임간 차영상 방식보다 신뢰성있는 결과를 도출할 수 있는 배경화면 제거 방식과 비교하였을 때 향상된 결과를 도출하였다. 검출된 영상으로 Kalman 필터를 이용하여 추적하였을 경우 또한, 측정치에 대한 예측치는 급속도로 측정치에 수렴함으로써 신뢰성있는 결과를 도출하였다. 그러나 앞에서 말한 요구조건대로 도로가 평평한 평면이어야 한다는 것이다. 도로의 굴곡이 있는 경우 차량 검출 과정에서 한계를 드러내게 된다. 이러한 점을 좀더 개선시키기 위해서는 적절한 학습에 의해 안정적인 변화를 할 수 있는 신경망을 이용하면 굴곡이 있는 도로에서도 적용할 수 있다.

스테레오 기법을 이용한 차량의 검출 및 추적 시스템은 실제 도로에서의 교통의 흐름이나 유고 등을 신속하게 파악하는데 많은 도움이 될 것으로 기대된다.

참 고 문 헌

- [1] 우동민, "넓은 기준선의 스테레오를 위한 적응적인 지형복원", 전기학회 논문지, 47권, 12호, 1998.
- [2] 우동민, "신경 회로망을 이용한 2차원 평면의 카메라 보정", 전기학회 논문지, 47권, 12호, 1998.
- [3] 소재희, 이병도, 우동민, "실시간 스테레오를 이용한 차량 윤곽 추출", 1997년 대한전기학회 하계학술대회 논문집, pp. 2459-2461, 1997.
- [4] 이병도, 소재희, 우동민, "Hough 변환을 이용한 차량 윤곽의 검출", 1997년 대한전기학회 하계학술대회 논문집, pp. 2462-2464, 1997.
- [5] Bielik A., "Image Measurement Systems for Traffic Analysis: Task and Operation, State-of-the-Art, Accuracy", Thesis TRITAILA 94.01, The Royal Institute of Technology, 1994
- [6] S. S. Blackman, "Multiple-Target Tracking with Radar Application", Artech House, Dedham, MA, 1986
- [7] Michael Brünig, Wolfgang Niehsen - "AR-modeling and low bit rate encoding of motion-compensated frame differences", SPIE, vol. 3309, 1997
- [8] Srinivas R. kadaba, member, IEEE, Saul B. Geifand, member, IEEE and R, L, Kashyap, fellow, IEEE - "Recursive Estimation of Image Using Non-Gaussian Autoregressive Model", IEEE TRANSACTION ON IMAGE PROCESSING, VOL. 7, NO. 10, OCTOBER 1998
- [9] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, "Digital Image Processing", Addison Wesley, pp.458-461, 1992
- [10] 김 인택, 이 용기, 김 용수, "다중 센서에 의한 다중 지상 표적 추적시 지형정보가 미치는 영향," 한국항행학회 논문지 제 2 권 제 1 호, pp.43-52, 1998년 8월.

저 자 소 개



윤 세 진 (尹世鎭)

1975년 6월 17일생. 1998년 명지대 제어계측공학과 졸업. 현재 동 대학원 정보제어공학과 석사과정.

Tel : 031-330-6469

E-mail : sesoni75@hanmail.net



우 동 민 (禹東玟)

1958년 2월 6일생. 1980년 연세대 전자공학과 졸업. 1982년 동 대학원 전자공학과 졸업(석사). Case Western Reserved Univ. Electrical Engineering(Ph.D). 현재 명지대 정보제어 공학과 교수.

Tel : 031-330-6469

E-mail : dmwoo@wh.myongji.ac.kr



공 길 영 (孔吉永)

1997년 한국해양대학교 산업공학과 졸업(공학). 현재 국방과학연구소 선임연구원.

Tel : 042-821-3180

E-mail : gykong@sunam.kreonet.re.kr