

## 배경 차이법과 텍스처 분할을 이용한 차량 검출

이진형\*, 김용철\*\*

\*고려미디어, \*\*서울시립대학교 전자전기공학부

### 1. 서론

최근 들어 교통 응용분야의 발달로 자동으로 차량을 인식하는 시스템들이 상당히 관심을 받고 있다. 차량을 인식하기 위해서는 가장 먼저 도로 영상에서 움직이는 차량을 분리하는 일이 필요하다. 교통 비디오 영상에서 차량을 분리하기 위한 움직임 검출 알고리즘은 크게 두 범위로 나눌 수 있다: (1) 프레임 차이법과 (2) 배경 차이법[1-3]. 프레임 차이법은 연속되는 프레임 사이의 차이를 구하는 방법이다. 그러나 차량의 윤곽선 추출과 분류에 적당하지 않다. 따라서, 이 문제들을 해결하기 위한 후처리 과정이 필요하여 처리 시간이 많이 걸리는 단점이 있다. 배경 차이법은 현재 프레임과 배경 영상과의 차이를 구하는 방법으로서 많은 양의 데이터를 실시간으로 처리해야 하는 교통 시스템에서 널리 쓰이고 있는 영상 검출 방법이다. 간단한 배경 차이법 알고리즘은 현재 프레임과 배경 영상의 화소 명암 사이의 절대값 차이를 구하여 여기에 영상에서의 조명 정도에 따라 임계 값 적용을 하여 차량 검출 영상을 얻는다. 이 방법은 차이 영상의 정확성에 상당히 영향을 받는다.

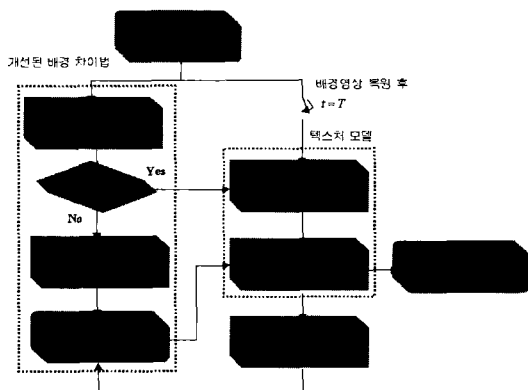


그림 1. 제안하는 전체 시스템 흐름도

배경 차이법은 배경의 초기화를 위한 배경 추출단계와, 그림자와 조명의 변화를 고려하는 배경 갱신 단계로 이루어진다. 가장 많이 사용하고 있는 배경 추출 방법에는 이미지 평균법과 최대 빈도 수 방법이 있다. 이

미지 평균법은 긴 프레임동안 화소 단위로 평균값을 구하여 배경 영상을 추출한다. 하지만 평균값을 취하기 때문에 실제 배경과 약간의 차이가 있고 많은 프레임을 사용한다는 단점이 있다. 반면에 최대 빈도 수 방법은 소동이 원활한 교통 영상에서는 배경을 잘 추출하지만 정지 차량이 존재하거나 천천히 움직이는 교통 상황에서는 배경 추출이 어려운 단점이 있다. 가장 많이 사용하고 있는 배경 갱신 방법은 현재 프레임과 배경 추출에서 얻은 배경 영상과의 차이 연산을 통해 정지하고 있지 않은 부분만을 취하는 반복적인 필터링 기법이다. 그러나 현재 프레임과 배경 영상의 화소 명암 차이 값과 빛의 변화에 민감하여 프레임이 증가할수록 갱신 에러가 축적되는 단점이 있다.

이와 같은 배경 차이법에서의 갱신 에러 축적 문제를 해결하기 위하여 다음과 같은 방법들이 연구되어 왔다. Michalopoulos[4]은 배경 갱신을 위하여 추정된 배경 영상과 실제 영상과의 차이를 구하여 이를 매 프레임마다 갱신하는 방식의 finite impulse response(FIR) 필터를 사용하였지만 이 방법으로는 정지 차량이 있거나 천천히 움직이는 교통 상황에서는 배경을 잘 검출할 수 없다. Koller[5]는 움직이는 물체로서 인식되지 않은 화소들만을 선택하여 이를 이용하여 배경 영상을 갱신함으로써 배경 차이법의 단점을 해결하려 하였다. 그러나 천천히 움직이는 차량에 대해서는 잘못 분류된 많은 화소들이 존재하기 때문에 여전히 문제가 있다. 즉, 움직임이 없는 영역으로 분류된 많은 화소들의 분포는 배경 영상의 실제 평균값으로부터 떨어져 있기 때문에 점점 에러의 축적이 발생하게 된다. Foresti[2]는 계층적인 배경 차이법을 사용하여 빛의 변화가 심한 환경에서도 차량을 잘 검출할 수 배경 갱신 방법을 사용하였지만 정지 차량이 존재하는 경우에는 여전히 문제가 있다. Friedman[6]은 비감독 기법을 사용하여 시간이 지남에 따라 각각의 화소에 대하여 배경과 차량에 대한 mixture-of-Gaussians 분류 모델을 학습하는 확률적 접근을 사용하였지만 정확한 모델의 초기화와 레이블링이 필요하다.

우리는 배경 차이법을 개선하여 구한 차이 영상과 텍스처 분할에 의한 도로 검출 영상을 융합하여 조명의 변화가 심한 환경에서도 강건한 차량 검출이 이루

어지며, 또한 처음부터 정지하고 있는 차량도 검출되게 하고자 한다.

화소의 밝기나 색과는 달리, 텍스처는 일반적으로 정량적인 측정이 어려우며, 텍스처만을 이용하여 영상 분할을 하는 연구는 합성 영상이나 텍스처가 분명히 차이가 나는 특수한 영상 등에 대해서만 제한적으로 시도되어 왔다[7-9]. 텍스처는 흔히 구조적 텍스처와 통계적 텍스처로 구별되는데 도로는 통계적 텍스처로 분류될 수 있다. 교통 영상에 있어서 도로는 주위의 다른 물체와 구별되는 특징적인 텍스처 성질을 가지고 있다. 따라서 우리는 도로의 텍스처 특징을 이용하여 교통 영상에서 도로 영역 부분만 추출하였다. 그러나 주위의 환경 때문에 도로 검출만으로는 차량 검출이 어려우므로 이 결과를 배경 차이법에서의 결과와 상호 보완적이 되도록 융합하였다.

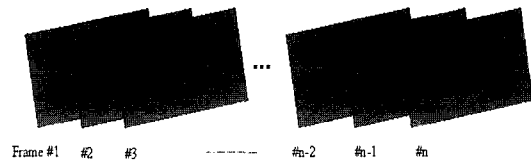
그림 1에 제안하는 전체 시스템 흐름도가 나와 있다. 전체 시스템의 구성은 배경 영상 검출 부분, 배경 영상 복원 부분, 도로 영역 검출 부분, 그리고 차량 검출 부분으로 이루어져 있다. 배경 영상 검출 과정에서는 배경 영상의 초기화를 위해 비디오 영상 열을 입력으로 받아 최대 빈도 수 기법으로 배경 영상을 추출한다. 선택적인 배경 갱신 조건을 만족하는 화소들의 명암만 갱신을 함으로써 움직임이 있다가 정지하는 차량과 계속 움직이는 차량을 분리하여 검출할 수 있다. 이 과정에서 최초 프레임부터 정지 차량이 존재한다면 그 차량은 배경 영상으로 잘못 분류된다. 이 최대 빈도 수의 치명적인 단점을 해결하기 위하여 배경 영상 복원 처리를 통하여 정확한 배경 영상을 검출하였다. 도로 영역 검출 과정에서는 배경 영상의 텍스처 모델과 현재 영상의 텍스처 모델과의 파라미터 값에 따라 현재 영상에서 도로 영역만을 분리하여 검출한다. 최종적으로 차량 검출 과정에서는 개선된 배경 차이법으로 얻은 차량 검출 결과와 도로 영역 검출 결과를 융합처리 과정을 통하여 배경 갱신 에러가 축적되고 조명의 변화가 심한 환경에서도 차량을 정확하게 검출한다.

본 논문은 모두 6장으로 구성되어 있으며 그 내용은 다음과 같다. 2장에서 제안하는 배경 영상 추출 기법과 배경 영상 갱신 방법에 대해서 기술하였다. 3장에서 텍스처 모델을 이용한 텍스처 분할 알고리즘과 차량 검출을 위한 융합처리 방법을 설명하였다. 4장에서 정확한 배경 영상 검출을 위한 배경 영상 복원 처리에 대해서 기술하였다. 5장에서 실험 방법 및 결과를 보이고 6장에서는 결론을 맺는다.

## 2. 배경 영상 검출

### 2-1. 배경 영상 추출

배경 영상의 초기화를 위해 처음 입력되는 영상들로부터 배경을 추출하는 작업이 필요하다. 최대 빈도 수



$$P = \{P_1, \dots, P_n\}$$

$$\text{Histogram}(P)$$

$$\text{Background}(x,y) = \text{Gray-Level of Maximum}(\text{Histogram}(P))$$

그림 2. 최대 빈도 수 선택 기법

방법은 배경 영상의 초기화를 위해 많이 사용되며, 이는 도로 영상에서는 일정한 시간 동안의 프레임에서 도로의 화소가 차량의 화소보다 더 많이 나타난다는 가정에 의존하고 있다. 그림 2에 최대 빈도 수 선택 알고리즘이 나와 있다[2]. 입력 영상 열에서 각각의 화소들의 같은 위치에 대하여 화소의 명암의 히스토그램을 구한 뒤 그 위치에 대응되는 배경 영상의 화소 명암으로서 빈도 수가 가장 큰 값을 선택하는 최대 빈도 수 기법을 사용하여 배경을 추출하였다. 이 기법은 일정한 프레임 동안에 차량보다 도로의 화소 명암이 더 많이 발생할 경우에는, 평균값을 취하는 방법보다 더 좋은 성능을 발휘할 수 있다. 그러나 초기 프레임부터 정지 차량이 존재하는 경우에는, 그 차량은 배경 영상으로 인식되기 때문에 정확한 배경 영상을 검출할 수 없다. 우리는 4장에 서술하는 바와 같이 배경 영상 복원을 사용하여 이 문제를 해결하였다.

### 2-2. 배경 영상 갱신

전통적인 영상-평균 방법은 임의의 시간 동안의 프레임들에서 화소 단위로 평균을 취하여 배경 영상을 갱신한다. 이 방법의 단점은 배경 영상과 현재 영상과의 화소 명암 차이가 클 때, 평균값이 너무 빨리 변한다는 점이다. 대개, 이 차이는 차량들 때문에 발생하는데 반응이 빠른 만큼 갱신 에러의 축적도 커진다. 따라서, 우리는 배경 갱신 에러의 축적을 줄이기 위하여 Fathy[10]에 의해 제안된 선택적인 배경 갱신 방법을 사용한다. 선택적인 배경 갱신 알고리즘은 다음과 같다

For each pixel of  $I^t$  and  $B^{t-1}$  do

$$\text{If } [D_1 = \text{Median}(I^t) - B^{t-1}] \leq T_1$$

$$\text{Then If } [D_2 = \text{Median}(I^t) - I^{t-1}] \leq T_2$$

$$\text{Then } B^t = (B^{t-1} + I^t) / 2 \quad (\text{update})$$

$$\text{Else } B^t = B^{t-1} \quad (\text{no update})$$

프레임사이의 대응되는 화소들간의 명암 차이는 움직이는 물체에 의해서도 발생할 수 있지만, 프레임사이의 갑작스러운 조명의 변화에 의해서도 일어날 수 있다. 선택적인 배경 갱신 방법에서는, 배경 영상은 현재 영상( $I^t$ )과 배경 영상( $B^{t-1}$ )의 차이뿐만 아니라 현재 영

상과 이전 영상 ( $I^t$ )의 차이도 고려하여 갱신된다. 두 연속적인 프레임 사이의 밝기 변화를 분석하면 조명의 변화를 측정할 수 있다. 즉, 현재 영상과 배경 영상의 대응되는 화소들의 명암 차이가 ( $D_1$ ) 특정한 임계값 ( $T_1$ ) 보다 작으면서 두 연속되는 프레임의 대응되는 화소들의 명암 차이도 ( $D_2$ ) 특정한 임계값 ( $T_2$ ) 보다 작다면 배경 갱신이 이루어진다. 이때 갱신 값은 현재 영상의 화소 명암과 배경 영상의 화소 명암과의 평균값으로 대체됨으로써 차량이 배경으로서 잘못 갱신되는 문제를 줄일 수 있도록 하였다. 여기서 사용한 차이 연산은 배경 영상보다 어둡거나 밝은 차량을 검출하기 위하여 절대값 차이 연산을 사용하였으며, 두 임계값  $T_1$  과  $T_2$ 의 설정은 많은 프레임들에서 차이 값  $D_1$ 과  $D_2$ 의 히스토그램 분석을 통하여 결정하였다. 최종적으로 Fathy의 방법으로 얻은 결과에서, 현재 프레임의 영상의 화소들의 명암을 3 x 3크기의 윈도우에서 중간 값을 구하여 사용함으로써, 배경 영상에서의 잡음의 발생을 줄였다.

그림 3에 배경 갱신 예가 나와 있다. 흰색 사각형을 차량이라고 하고 검은색 부분을 배경이라고 한다면 차량의 움직임은 왼쪽의 정지하고 있는 차량 한 대와 중앙에서 오른쪽으로 이동한 차량 한 대로 볼 수 있다. 여기서 추출된 배경 영상을 그림 3(a)라 한다면 그림 3(c)과 그림 3(e)는 각각 차이 영상  $D_1$ 과  $D_2$ 가 된다. 이 두 차이 영상을 사용하여 선택적인 배경갱신 알고리즘을 적용한다면 그림 3(c)과 3(e)에서 볼 수 있듯이  $D_1$ 과  $D_2$  모두 뚜렷한 명암 차이 값을 나타내는 오른쪽 사각형 부분을 움직이는 차량으로 생각하여 배경 갱신을 하지 않는다. 또한  $D_1$ 에서는 뚜렷한 명암 차이가 나지만  $D_2$ 에서는 그렇지 않은 왼쪽 사각형 부분은 정지 차량으로 인식하여 이 영역에서도 배경 갱신을 하지 않으며 정지 차량 검출에 이용한다. 결국, 배경 갱신은 그림 3(e)에서 흰색 부분을 제외한 영역에서만 이루어진다.

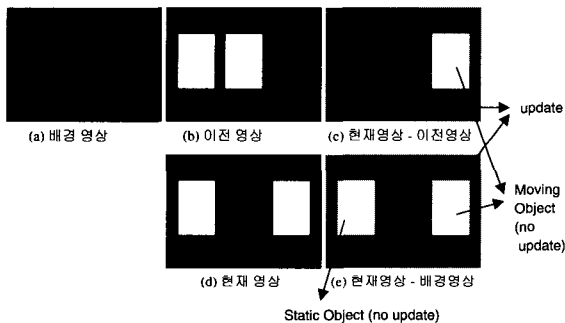


그림 3. 선택적인 배경 선택

### 3. 차량 영상 검출

#### 3-1. 텍스처 모델

텍스처 분할에 사용되는 통계적 방법에는 영상으로부터 직접 텍스처 분할을 위한 측정값을 구하는 영상 기반 통계적(image-based statistical) 방법과 텍스처의 모델을 추정하여 영상으로부터 모델의 파라미터를 구하는 모델 기반 통계적(model-based statistical) 알고리즘과 영상의 변환으로부터 측정값을 얻는 변환 기반 통계적(transform-based statistical) 방법이 있다.

우리는 도로의 텍스처 모델로 변환 기반 통계적 알고리즘 중의 하나인 GLC(Gray Level Co-occurrence)를 사용하였다. GLC 모델은 텍스처 모양을 2차(동시발생) 확률로서 4개의 파라미터로 표현한다[9]. 즉, GLC는 텍스처 영상에서  $d$ 라는 거리 값이 주어졌다면 ( $p_x, p_y$ )에 화소의 명암이  $i$ 인 화소가 있고 ( $p_x + x, p_y + y$ )에 화소의 명암이  $j$ 인 화소가 있을 확률  $P(i,j|d)$ 로서 정의된다.

이 모델을 구현하기 위하여 특정한 화소의 명암과 그 이웃하는 화소들의 명암 사이의 관계를 나타내는 co-occurrence matrix를 사용하였다[8,10]. 이 행렬의 행과 열의 크기는 입력 영상의 화소의 명암 수와 같으며, 행렬 값은 2차 확률 테이블로 구성되는데, 이 행렬은 Gibbs/Markov random field와 같이 텍스처 분석을 위한 정보들을 포함하고 있다. 그림 4에 영상으로부터 GLC 행렬 ( $M$ )을 생성하는 간단한 예가 나와 있다[12]. 영상은 4 레벨의 화소 명암 값으로 구성되어 있고, 거리가 1이라고 주어졌다면, GLC 행렬은 그림 4에서와 같이 4x4크기가 되고 GLC 행렬에서의  $M(a,b)$ 는 영상에서 거리 1만큼 떨어진 화소들간의 명암 조합의 빈도 수와 같다.

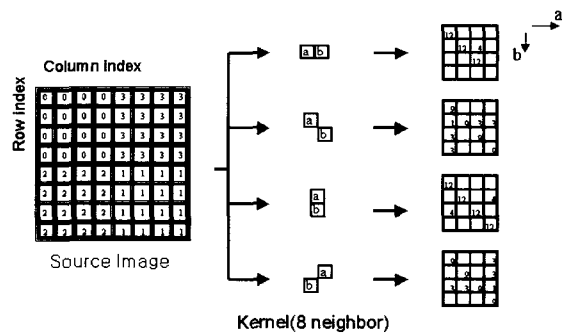


그림 4. GLC 행렬

#### 3-2. 텍스처 분할

교통 영상에서 도로 영역은 현재 영상과 배경 영상 사이의 특징점을 비교하는 텍스처 분할에 의해 검출될 수 있다. 우리는 특징점으로 텍스처 모델 파라미터들을 사용하여 텍스처 분할을 시행하였다. 텍스처 추정 함수로서 식 (1), (2), (3)에서와 같이 Homogeneity ( $H$ )와 Contrast ( $C$ ) 그리고 Entropy ( $E$ )를 사용하였다[9,12]. Homogeneity는 영상의 동일한 영역을 추정하는 함수로서 그 수치가 0에 가까워질수록 동일한 영역일 확률이 높아

진다. Contrast는 두 화소 사이의 차이 값의 기대치를 나타낸다. 또한 entropy는 GLC matrix가 포함하고 있는 텍스처 성질에 대한 정보량을 나타낸다.

$$H(M) = \sum_i \sum_j \frac{M[i, j]}{1 + |i - j|} \quad (1)$$

$$C(M) = \sum_i \sum_j |i - j| M[i, j] \quad (2)$$

$$E(M) = -\sum_i \sum_j M[i, j] \log[M(i, j)] \quad (3)$$

여기서,  $M$ 은 GLC matrix이고  $i$ 와  $j$ 는 각각 열과 행의 색 인이다.

그림 5는 텍스처 유사성을 사용하여 교통 영상에서 도로 영역만을 추출하는 과정을 나타낸다. 첫째로, 텍스처 추정 함수들을 사용하여 배경 영상의 텍스처 모델 파라미터들을 계산한다. 둘째로, 현재 영상에서 각각의 화소에 대하여 배경 영상과 텍스처가 비슷한 정도를 텍스처 추정 값에 의해 계산하고 이 결과에 따라 화소들을 분류한다. 텍스처 파라미터의 계산은 고려중인 화소를 중심으로  $6 \times 6$ 크기의 텍스처 윈도우  $W_p$  영역 안에서 이루어진다. 셋째로, 식 (4)과 같이 현재 영상과 배경 영상의 텍스처 파라미터 값에 의해서 텍스처의 차이 ( $D_f$ )를 구한다. 이  $D_f$ 에 따라 영상 분할이 이루어지며, 그 결과에 따라 도로와 비도로 부분을 분리한다.

$$Df(C_i) = |\beta_f(C_i) - \beta_f(B)|, f \in \{H, C, E\} \quad (4)$$

여기서,  $\beta_f$ 는 텍스처 파라미터이고,  $C_i$ 는 현재 영상의  $i$  번째 화소 명암이며,  $B$ 는 배경 영상을 나타낸다.

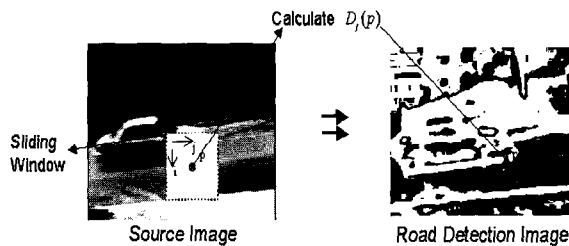


그림 5. 텍스처 분할에 의한 도로 영역 검출

### 3.3. 차이 영상(BD)과 텍스처 분할 영상(TS)의 융합

배경 차이법 방법과 텍스처 모델 분할 방법에서 각각 구한 결과를 융합함으로써 차량이 정확하게 검출된다. 배경 차이법 방법만으로 구한 차이 영상은 차량 영역뿐만 아니라 도로의 배경 갱신 에러들도 포함하고 있기 때문에, 텍스처 분할 방법으로 구한 도로 검출 영상으로 이를 보완함으로써 더욱 정확하게 차량을 검출할 수 있다. 융합 과정은 다음의 조건을 모두 만족하는 화소들만 취하여 융합 영상( $I_{fusion}$ )을 생성함으로써 이루어진다.

**조건 1 :** 차이 영상에서 밝기 변화가 특정 값 이상임.

**조건 2 :** 텍스처 분할 영상에서 도로 영역이 아님.

시간  $t$ 에서의 차이 영상과 텍스처 분할 영상을 각각  $D^t_{image}(x, y)$  과  $S^t_{image}(x, y)$  라 하고, 차이 영상에서의 배경 명암과 밝기 변화를 각각  $B_{gray}$  과  $Deviation$  이라 하고, 분할 영상에서의 도로 영역을  $Road$ 라 한다면 융합 알고리즘은 다음과 같다.

For each pixel of  $D^t_{image}$  and  $S^t_{image}$  do

If  $|D_{image}(x, y) - B_{gray}| \geq Deviation$

Then If  $S^t_{image}(x, y) \notin Road$

Then  $I_{fusion}(x, y) = Detected\ Vehicle$

그림 6은 FD-TS 융합 알고리즘을 나타내는 흐름도이다. 배경 차이법으로 구한 차이 영상에서 조건 1을 만족하는 영역과, 텍스처 분할 방법으로 구한 도로 검출 영상에서 조건 2를 만족하는 영역 중에서 공통 부분만을 취하여 차량 검출 영상을 생성한다.

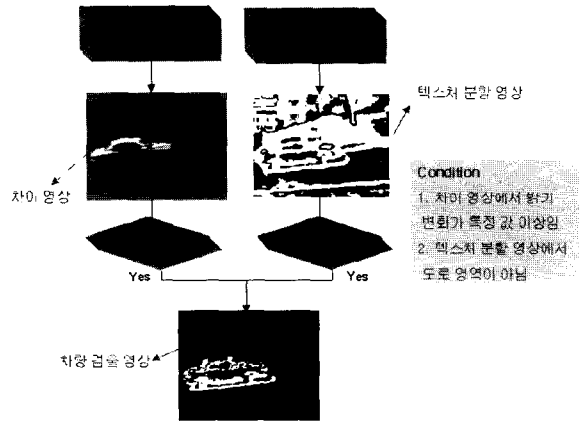


그림 6. FD-TS 융합 알고리즘

### 4. 배경 영상 복원

2장 1절에서 서술한 바와 같이 배경 영상은 최대 빈도 수 방법을 이용하여 초기화 되었다. 이 알고리즘은 일정한 시간 동안 차량의 화소 명암보다 도로의 화소 명암의 빈도 수가 클 경우에 적합한 알고리즘이다. 그러나 초기 프레임부터 정지 차량이 존재한다면 이 차량의 화소 명암의 빈도 수가 도로의 화소 명암 빈도 수보다 크기 때문에 이 차량을 배경으로 잘못 인식하게 된다. 따라서 정확한 배경 영상 검출을 위하여 이 정지 차량을 검출한 영역을 도로의 평균 화소 명암으로 대체시킴으로써 배경 영상을 복원하였다 그림 7은 배경 영상 복원 알고리즘을 나타내는 흐름도이다.

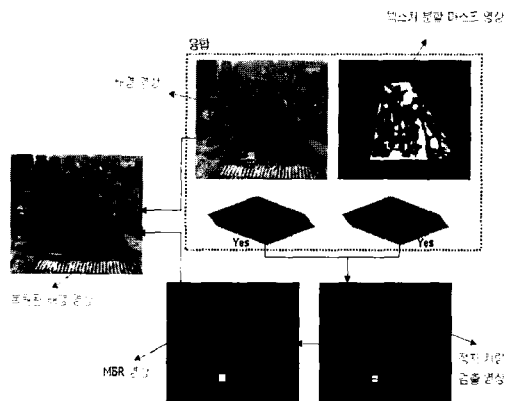


그림 7. 배경영상 복원알고리즘(BG-TMS융합)

초기 프레임부터 정지해 있는 차량은 최대 빈도 수 기법으로 구한 배경 영상(BG)과 현재 영상에 마스킹을 한 뒤 텍스처 분할을 시행한 텍스처 분할 마스크 영상(TMS)과의 융합 과정을 통하여 검출된다. 여기서 마스크를 적용한 이유는 도로 이외의 부분을 제거함으로써 노이즈 효과를 최대한으로 줄이기 위해서이다. 융합 방법으로 정지하고 있는 차량을 검출하여 배경 영상의 차량 영역의 화소 명암 값을 도로의 평균 화소 명암으로 대체시킴으로써 복원된 배경 영상을 얻게 된다. 이때 복원된 영역과 원래 영상의 도로 영역 사이에 어느 정도 화소 명암 차이가 있지만, 다시 융합 방법에 의해 차량 검출이 이루어지기 때문에 이 차이는 무시할만하다.

5. 실험 방법 및 결과

5-1. 실험 방법

실험에 사용된 도로 영상은 표 1과 같이 세 종류이다. 도로 I는 한 대의 비교적 큰 차량이 지나가는 영상 열이다. 도로 II는 도로 왼쪽에 지나가다 정지하는 차량 한 대와 오른쪽 움직이는 차량들이 있는 영상 열이다. 도로 III는 도로 I 과 II의 영상보다 비교적 작은 차량들이 신호에 따라 다른 속도로 지나가고 있다. 이 영상은 국부적 조명의 변화가 심하고 횡단 보도 주위의 잡음 때문에 차량을 검출하기에 가장 어려운 영상이라 할 수 있다. 또한 이 횡단 보도 앞에 프레임이 시작할 때부터 정지하고 있는 차량이 존재하여 배경 차이법만으로는 정확한 배경 영상과 차량 검출을 할 수 없었다.

표 1 실험 비디오 영상

Scene	영상크기 (가로X세로)	프레임 길이 (frames)	초당 프레임 (frame/sec)	도로 상황
도로 I	320X240	200	7	한대의 차량
도로 II	320X240	1200	7	움직이다 정지하는 차량 존재
도로 I	320X240	1000	7	비교적 작은 차량들, 프레임이 시작할 때부터 정지하고 있는 차량 존재

텍스처 분할과의 융합을 통하여 이를 해결하였으며, 텍스처 분할 과정에서는 거리  $d=\{3,5\}$ 와 방향  $r=\{0^\circ,90^\circ\}$ 을 사용하였고 autocorrelation GLC 확률을 이용하였다. 제안하는 방법의 성능 비교를 위하여 다음과 같이 하였다. 배경 영상과 현재 프레임의 차이 영상은 일반적으로 영역 분할에 적합한 화소 명암의 히스토그램 분포를 이루고 있으며, 이 차이 영상에 임계값 적용 분할 방법 중에서 최적의 결과를 구할 수 있는 반복적 임계값 분할[13]을 적용하여 차량을 검출하였다. 이렇게 얻어진 차량 검출 결과와 제안하는 방법으로 구한 차량 검출 결과를 비교하였다.

5-2. 실험 결과

표 2는 서로 다른 세 곳의 교통 비디오 영상에 3장 2절에서 기술한 텍스처 추정 함수 homogeneity, contrast, entropy를 적용하여 도로 분할을 했을 때의 텍스처 추정 함수 값을 나타낸다. 여기서 도로와 도로가 아닌 영역에 대한 값은 0부터 100사이로 정규화 시킨 평균값이 되고 각각에 대한 텍스처 차이(D)을 나타내었다. 도로 II와 도로 III에서 도로 영역과 비도로 영역 사이에 차이가 큰 것은 homogeneity이고 contrast는 도로 I, II, III 모두에서 비교적 큰 차이를 보였다.

표 2. 텍스처 추정 함수의 정규화 평균값

		Road			Non-Road			텍스처 차이(D)		
		H	C	E	H	C	E	H	C	E
Road I	60th frame	28	2	71	22	10	66	0.13	769.21	1.67
	65th frame	29	2	71	23	10	65	0.13	698.5	1.63
Road II	520th frame	40	0	58	16	8	72	0.24	919.53	2.21
	570th frame	37	0	58	16	8	71	0.24	1012.19	2.2
Road III	401th frame	46	1	68	19	8	70	0.14	218.51	1.51
	1000th frame	44	1	69	19	8	72	0.14	258.28	1.56

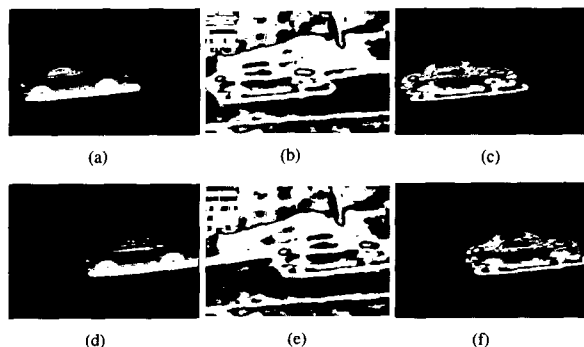


그림 8. 도로 I의 결과. (a),(d):반복적인 임계값에 의한 차량 검출, (b),(e):텍스처 분할에 의한 도로 검출, (c),(f):융합에 의한 차량 검출

그림 8은 도로 I의 60번째(상단의 그림)와 65번째(하

단의 그림) 프레임에 대하여 실험한 결과이다. 그림 8(a)과 (d) 영상은 차이 영상에 반복적인 임계값 분할 방법을 적용하여 구한 차량 검출 영상으로서 차량과 배경과의 구분이 뚜렷하지 못하다. 그림 8(b)과 (e) 영상은 텍스처 분할 방법에 의해 도로 부분을 검출한 영상이다. 그림 8(c)과 (f) 영상은 차이 영상과 텍스처 분할 영상과의 융합 방법에 의해 얻은 차량 검출 영상이다. 배경과 차량 영역을 명백히 구별할 수 있다.

그림 9는 도로 II의 520번째(상단)와 570번째(하단) 프레임에 대하여 실험한 결과이다. 그림 9(a)와 (d) 영상은 차이 영상에 반복적인 임계값 분할 방법을 사용하여 검출한 차량 영상이다. 이 실험 결과 또한 약간의 갱신 에러가 존재하며 배경과 차량과의 경계가 모호하다. 그림 9(b)와 (e) 영상은 도로의 텍스처 분할 결과를 나타내고 있다. 그림 9(c)와 (f) 영상은 제안하는 융합 방법으로 구한 결과 영상이다. 비교적 정확한 차량의 모습을 나타내고 있으며 미세한 에러들도 제거되었다.

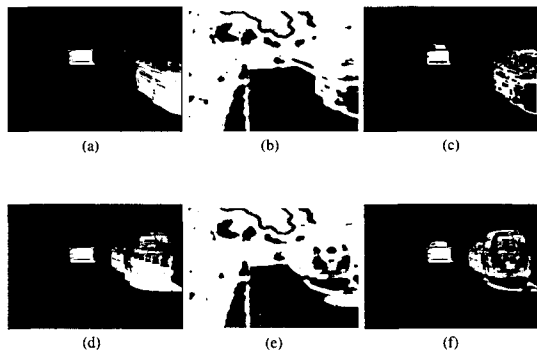


그림 9. 도로 II의 결과. 그림 8과 같은 순서

그림 10은 도로 III의 401번째(상단)와 1000번째(하단) 프레임에 대하여 실험한 결과이다. 그림 10(a)과 (d) 영상은 반복적인 임계값 분할 방법에 의해 검출된 차량 영상이다. 입력 영상에 크기가 작은 차량들이 있고 조명의 변화가 심한 환경이어서 단순히 임계값 분할 방법에 의해서는 차량을 검출할 수가 없다. 그림 10(b)과

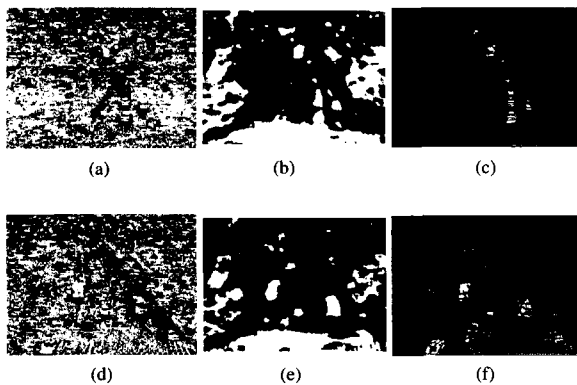


그림 10. 도로 III의 결과. 그림 8과 같은 순서

(e) 영상은 앞에서와 마찬가지로 도로의 텍스처 분할 결과를 보이고 있다. 그림 10(c)과 (f) 영상은 융합 방법에 의해 검출한 차량 영상이다. 401번째 프레임에 정지 차량이 있었으나 차량 검출 영상에는 이 정지 차량이 검출되지 않았다.

그림 11은 도로 II에서 움직임이 있다가 정지한 차량을 검출한 결과를 나타내고 있다. 이 정지 차량은 기존의 배경 차이법으로는 검출할 수 없지만 우리가 제안하는 FD-TS 융합 방법을 통하여 검출할 수 있었다.

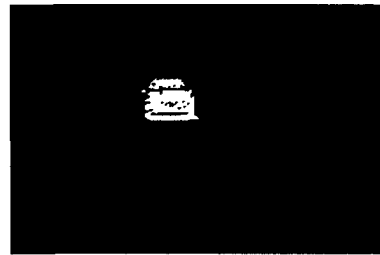


그림 11. 도로 II에서 정지차량 검출

그림 12는 도로 III에서 프레임이 시작되는 순간부터 정지하고 있는 차량을 검출한 실험 결과이다. 마스크를 씌운 현재 영상(401번째)에 텍스처 모델을 적용하여 생성된 텍스처 분할 영상이 그림 12(a)이고 여기에 배경 영상 그림 12(b)와 융합하여 얻은 정지 차량 검출 영상이 그림 12(c)이다. 그림 12(d)는 탐지된 정지 차량 주위에 MBR(minimum boundary rectangular) 부분의 영역을 나타낸다.

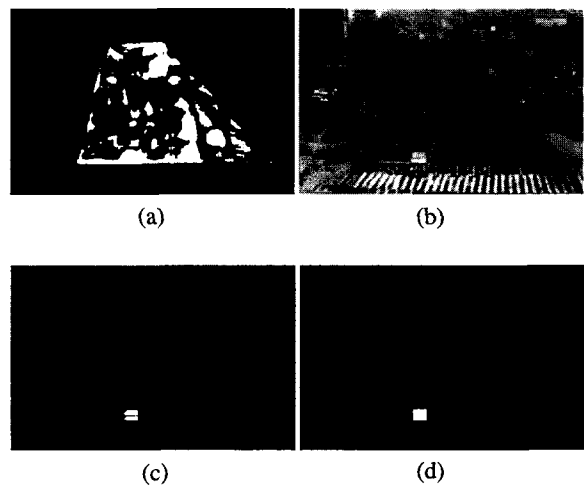


그림 12. 도로 III의 결과. (a)텍스처 분할 마스크 영상, (b)배경 영상, (c)정지 차량 검출 영상, (d)MBR 영상

그림 13은 도로 III에서 배경 영상 복원에 대한 실험 결과를 보이고 있다. 그림 12에서 검출한 정지 차량 영역을 사용하여 그 다음 프레임부터 배경 영상을

복원하여 차량을 검출하였다. 그림 13(a)은 복원된 배경 영상이고 그림 13(b)은 이 배경 영상과 402번째 프레임 영상과의 차이 영상이다. 그림 13(c)은 융합 과정에서 그림 13(b) 영상을 차이 영상으로 이용하여 검출한 차량 영상이다. 그림 10에서 검출한 차량 영상에서는 정지 차량이 포함되지 않았지만 이러한 배경 영상 복원 방법을 통하여 정지 차량까지 검출할 수 있었다.

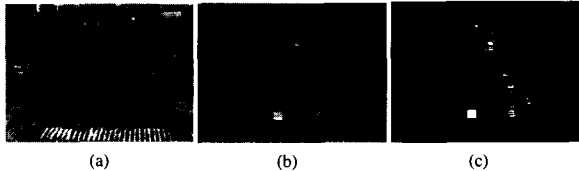


그림 13. 도로 III의 실험 결과. (a)복원된 영상, (b)차이 영상, (c)차량 검출 영상

## 6. 결론

본 논문에서는 배경 차이법과 텍스처 분할 방법을 융합함으로써 배경 영상과 차량을 검출하는 알고리즘을 제안하였다. 우리는 정확한 차량 검출을 위해 개선된 배경 차이법으로 구한 차이 영상과 배경 영상의 텍스처 모델을 사용하여 얻은 텍스처 분할 영상의 정보를 융합하였다. 또한 정지 차량을 포함한 모든 차량을 검출하기 위하여 배경 영상을 복원하였다. 제안하는 방법을 교통 비디오 열에서 적용한 결과 잡음이 심한 환경에서도 움직이는 차량들과 처음부터 정지하고 있는 차량들을 정확하게 검출할 수 있었다.

이 논문의 의의는 첫째로, 차량의 검출에 텍스처 분할을 시도하여 개선된 배경 차이법의 결과와 텍스처 분할 방법의 결과를 융합하였다는 점이고 둘째로, 정지 차량과 움직이는 차량을 분류하여 검출할 수 있다는 점이다. 실험 결과, 제안하는 방법으로 갱신 과정에서의 에러 축적을 줄일 수 있었고, FD-TS 융합 방법과 배경 영상 복원을 통하여 정지 차량과 움직이는 차량 모두를 정확하게 검출할 수 있었다.

제안하는 방법의 성능 비교를 위하여, 차량에 대해 얻은 검출 결과와 차이 영상에 반복적인 임계값 분할 방법을 사용하여 구한 차량 검출 결과를 비교하였다. 반복적인 임계값 분할 방법에 의해 검출된 차량 영상은 차량의 외형이 불분명했을 뿐만 아니라 잡음이 심한 영상에서는 차량 검출이 어려웠다. 하지만, 제안하는 융합 방법으로는 정확한 차량의 모습을 검출할 수 있었고 정지 차량까지 구별하여 검출할 수 있었다. 이는 갱신 에러가 차이 영상에 축적되어 반복적인 임계값 분할 방법만으로는 차량 검출이 어려웠지만 제안하는 방법에서 텍스처 정보의 융합으로 차량의 영역을 정확하게 검출할 수 있기 때문이다.

## 참고문헌

- [1] 이진형, 김용철, "배경 차이법과 텍스처 모델을 이용한 차량 검출", 제 12회 신호 처리 합동 학술대회, pp. 1065-1068, Dec. 1999
- [2] G. L. Foresti, "Object detection and tracking in time-varying and badly illuminated outdoor environments", *SPIE-The International Society for Optical Eng.*, vol. 37, no. 9, pp. 2550-2563, September 1998.
- [3] Yang-Ju Kim, Young-Sung Soh, "Improvement of Background Update Method for Image Detector", *Proc. of 5th World Congress on of ITS*, 12-16 October 1998. Seoul.
- [4] Michalopoulos P. G., "Vehicle detection video through image processing: The Autoscope system", *IEEE Trans. Vehicular Tech.*, vol. 40, no. 1, pp. 21-29, 1991.
- [5] Koller D., Weber J., Malik J., "Robust Multiple Car Tracking with Occlusion Reasoning", *In Proc. Third European Conference on Computer Vision*, pp. 186-196, May 2-6, 1994.
- [6] Friedman N., Russell S., "Image Segmentation in Video Sequences: A Probabilistic Approach," *In Proc. Thirteenth Conf. on Uncertainty in Artificial Intelligence*. 1997.
- [7] Philippe Andrey and Philippe Tarroux, "Unsupervised Segmented of Markov Random Field Modeled Textured Images Using Selectionist Relaxation", *IEEE Tans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 20, no. 3 pp. 252-262, March 1998.
- [8] Morton Nadler and Eric P. Smith, "Pattern Recognition Engineering", pp. 225-279, John Wiley & Sons, Inc., 1993.
- [9] Parker J. R., "Algorithms for Image Processing and Computer Vision", pp. 150-174, John Wiley & Sons, 1997.
- [10] Fathy M., Siyal M. Y., "An Image Detection Technique based on Morphological Edge Detection and Background Differencing for Real-Time Traffic Analysis.", *Pattern Recognition Lett.*, vol 16, pp. 1321-1330, 1995.
- [11] Copeland A. C., Trivedi M., "Texture Perception in Humans and Computers", *Proc. SPIE* vol. 2742, Orlando, FL, April 1996, pp. 436-446.
- [12] Henning B smann and Philipp W. Besslich, "Ad Oculos Digital Image Processing", pp. 239-253, International Thomson Publishing Co., 1995.
- [13] M. Sonka, V. Hlavac, R. Boyle, "Image Processing, Analysis, and Machine Vision", pp. 124-134, International Thomson Publishing Co., 1999.

## 이진형

1998년 서울시립대학교 제어계측공학과 졸업(학사).

2000년 서울시립대학교 제어계측공학과 졸업(석사).  
2000년 3월~현재 고려미디어. 주관심분야는 컴퓨터비  
전, 영상처리.

**김 용 철**

1958년 10월 1일생. 1981년 서울대학교 전자공학과 졸

업(학사). 1983년 KAIST 전기전자공학과 졸업(석사).  
1983년~1986년 금성전기연구소 무선통신부. 1993년  
University of Southern California 졸업 (Ph.D). 1993년~1996  
년 LG정밀연구소 전문팀장. 1996년~현재 서울시립대  
학교 전자전기공학부 조교수. 주관심분야는 컴퓨터비  
전, 영상처리, 이동통신.