

論文99-36S-7-14

# 블록 영상의 통계특성을 이용한 상황 검출 알고리즘

## (Event Detection Algorithm Based on Statistics of Subblock Images)

河永旭\*, 金熙泰\*, 姜京浩\*, 金尙哲\*\*,  
任俊碩\*\*, 金容得\*, 崔太永\*

(Young Wook Ha, Hee Tae Kim, Kyoung Ho Kang, Sang Chul Kim,  
Jun Seok Im, Yong Deak Kim, and Tae Young Choi)

### 요 약

본 논문에서는 블록별 영상의 통계적 특성을 이용한 상황 변화 검출 알고리즘을 제안하였다. 제안 알고리즘은 상황 발생 부위의 크기를 고려하여 먼저 영상을 여러 개의 작은 블록으로 나누었고, 카메라의 흔들림을 고려하여 블록별로 참고 영상, 입력 영상 그리고 차 영상에 대한 통계적 특성을 상황의 특징으로 이용하였다. 모의 실험 결과, 이 방법이 단순히 차 영상의 통계 특성만을 이용한 기존 알고리즘에 비하여 상황 변화 검출력이 우수함을 확인할 수 있었다.

### Abstract

In this paper, an event detection algorithm is proposed based on the statistics of subblock images. For an event of small size, we first divide each image into smaller subblocks and then for camera trembling, we use the statistics of three kinds of images such as the input image, reference image, and their difference image as features of the event. Simulation results show that the proposed algorithm is much more effective in event detection than the conventional cases based on only the difference image.

### I. 서 론

현대 사회는 인간과 기계사이의 상호작용이 날로 증가해 가고 있고, 이에 따른 인간 행동에 대한 위험상황이 곳곳에 내재되어 있다. 이런 사실은 매일 직면하는 산업 현장이나 일상의 삶에서 자주 경험할 수 있다. 즉, 공공이나 개인의 교통수단(기차, 버스, 전차, 자동차 등)을 이용하거나 자동문 혹은 회전문을 들어

갈 때, 사고나 오 동작 또는 인간의 실수로 사용자의 건강이나 심지어 생명까지도 위협한 상황에 빠질 수 있다<sup>[1]</sup>. 이러한 시설물들의 보안과 공공장소에서의 범죄 예방 등에 인력을 보조하거나 대처하기 위하여 무인 감시 시스템이 많이 활용되고 있으나, 무인 감시 시스템의 데이터를 모두 저장하기 위해서는 방대한 메모리량이 필요하다. 그러나, 감시 목적에 따라서는 계속적으로 감시데이터를 저장할 필요가 없는 경우가 있을 수 있다. 예를 들면, 화재 정보 및 발화원인 기록, 중요 자재 보관소의 상황 변화 기록이나 위험물 상태 변화 기록 등과 같은 경우에는, 평상시 정적인 상태를 유지하여 계속적인 감시 데이터의 기록이 무의미하고, 돌발 상황이 발생할 때부터 정적인 상태로 복귀할 때까지만, 즉, 상황 변화 시간 동안만 기록하는 것으로

\* 正會員, 亞州大學校 電子工學部  
(School of Electronics Engineering, Ajou University)

\*\* 正會員, 現代重工業(주)  
(HYUNDAI Heavy Industries co.)

接受日字:1998年11月5日, 수정완료일:1999年6月5日

감시 목적을 달성할 수 있다.

이러한 돌발적인 상황 변화 검출 연구는 현재 대부분 카메라가 고정된 위치에서 작동한다는 가정 하에서 참고 영상과 입력 영상의 차 영상에 대부분 기초하고 있다. 그러나, 공장이나 선박, 자동차, 엘리베이터와 같이 움직임이 있는 곳에서는 카메라가 흔들릴 수 있고 이에 의해 프레임간의 변화의 폭이 크게 나타나기 때문에 차 영상만을 이용한 감시 알고리즘들은 카메라의 흔들림이 있는 상황하에서는 그 신뢰성을 발휘하기 어렵다<sup>[2, 3]</sup>. 또한, 상황 변화 (사람, 화재, 기계의 고장 등)가 다양해서 영상의 특징을 추출해내기가 쉽지 않기 때문에 여러 가지 상황을 고려한 알고리즘을 사용해야 한다. 따라서, 기본적으로 잡음의 영향이나 카메라의 흔들림이 있어도 상황 변화를 검출할 수 있는 알고리즘의 개발이 필요하다. 이에, 본 논문에서는 차 영상 이외의 참고 영상과 입력 영상의 통계적 특성을 바탕으로 상황 변화를 감지하는 방법을 제안하고자 한다. 아울러, 국부적인 상황, 변화의 효과적 검출을 위하여 영상을 몇 개의 블록으로 나누어 처리하는 방법을 사용한다.

II. 카메라 흔들림과 차 영상의 영향

일반적으로 상황 변화를 감지하기 위하여, 참고 영상과 새로이 입력되는 입력 영상과의 차 영상을 기본으로 이용하고 있다<sup>[4-8]</sup>. 상황 변화가 없는 정상 상태의 참고 영상에 비하여 입력되는 영상의 변화 정도를 알기 위한 가장 기본적인 것이 이들 두 영상간의 차 영상인 것임에 틀림없다. 그러나, 카메라가 흔들린 경우에는 차 영상만으로 상황 변화 유무를 판단하기에는 어려움이 따른다. 왜냐하면, 카메라가 흔들리게 되면 상황 변화가 전혀 없더라도 차 영상은 마치 에지 검출 영상처럼 나타날 수도 있기 때문이다. 그러면, 기존의 차 영상 기반 상황 변화 검출 방법에 대해서 간략히 알아보기로 한다. 우선, 취급하고자 하는 영상이 칼라가 아닌 흑백 영상이고, 크기가  $M \times N$ 이라 하자. 점  $(m, n)$ 에서의 참고 영상, 입력 영상, 차 영상의 화소값을 각각  $r(m, n)$ ,  $c(m, n)$ ,  $d(m, n)$ 이라 할 때, 차 영상과 차 영상의 평균 ( $m_d$ ), 분산 ( $\sigma_d^2$ )은 각각 식 (1), (2), (3)으로 정의한다.

$$d(m, n) = |r(m, n) - c(m, n)|, \tag{1}$$

$$m_d = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N d(m, n), \tag{2}$$

$$\sigma_d^2 = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (d(m, n) - m_d)^2. \tag{3}$$

마찬가지로 참고 영상과 입력 영상의 평균 ( $m_r$ ,  $m_c$ )과 분산 ( $\sigma_r^2$ ,  $\sigma_c^2$ )도 식 (2), (3)과 같은 방법으로 구할 수 있다.

기존의 차 영상 기반 방법은 대체로 그림 1의 상황 변화 흐름도를 갖는다. 이 흐름도를 살펴보자. 가장 먼저 차 영상의 평균 ( $m_d$ )값을 어떤 문턱값 ( $T_m$ )으로 대별하고, 그 다음 차 영상의 표준편차 ( $\sigma_d$ )의 크기에 따라 분류하는 방법이다. 그리고, 이 흐름도와 반대로 차 영상의 표준편차 값으로 먼저 대별하고 그 다음 평균값으로 분류하는 방법도 고려할 수 있다.

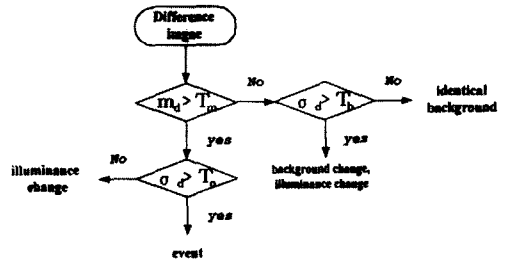


그림 1. 차 영상 기반 상황 변화 검출 흐름도  
Fig. 1. Flow chart of an event detection based on difference image.

그림 1의 흐름도를 사용하여 상황 변화 여부를 올바르게 검출 하려면, 앞서 언급한 바와 같이 카메라의 흔들림이 없어야하고 상황 변화를 불러일으키는 대상물이 전체 영상의 평균과 표준편차 값에 어느 정도 영향을 미칠 수 있는 크기나 밝기를 가져야 한다. 이러한 예는 다음에서 알 수 있다.



그림 2. (a) 참고 영상. (b) (2,2) 화소만큼 이동한 참고 영상. (c) 반전된 차 영상

Fig. 2. (a) Reference image. (b) Translated reference image by (2,2). (c) The inverse of difference image.

그림 2는 인위적으로 (2,2) 화소만큼 이동된 영상과

영상간의 차 영상을 반전 ( $255 - d(m, n)$ )시켜 나타낸 것으로 그 결과는 에지 검출된 영상처럼 나타나며, 그림 1의 흐름도처럼 처리할 경우 그림 1에서 차 영상의 평균과 분산이 각각 큰 값으로 나타나기 때문에 상황 변화가 발생한 것처럼 판단할 것이다 (4장의 표 2 설명 참조).

그림 3은 4층 건물 내에 카메라를 설치하고 바깥 구내 도로를 감시한 영상으로 참고 영상과 입력 영상은 5초 간격으로 촬영한 영상으로 버스는 엔진을 끈 정지 상태이고 승용차 2대는 운행중인 상태이다. 그런데, 차 영상은 움직이는 2대의 차량 외에 정지된 버스, 가로등, 나무, 숲 등의 성분이 나타나고 있어, 카메라의 흔들림 영향을 무시할 수 없음을 알 수 있다.

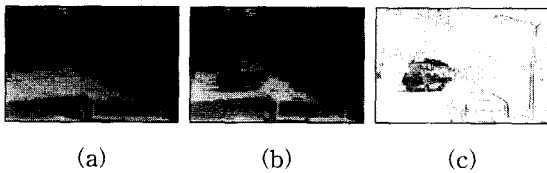


그림 3. (a) 참고 영상. (b) 입력 영상. (c) 반전된 차 영상  
Fig. 3. (a) Reference image. (b) Input image. (c) The inverse of difference image.

현재 무인 감시 장치에 쓰이고 있는 알고리즘은 앞에서 살펴본 차 영상의 영상처리에 의한 알고리즘이 대부분이다. 참고 문헌 [6]에서는 식 (4), (5), (6)에 의해 참고 영상과 입력 영상의 차, 정규화 된 두 영상의 차, 인접 입력 영상간의 차 등의 특징값을 사용하여 상황을 분류, 판단하였다.

$$\delta(t) = \|\overline{\tau(t)} - \overline{\beta}\|, \tag{4}$$

$$\delta_n(t) = \left\| \left( \frac{\overline{\tau(t)}}{\|\overline{\tau(t)}\|} - \frac{\overline{\beta}}{\|\overline{\beta}\|} \right) \right\|, \tag{5}$$

$$\delta'(t) = \|\overline{\tau(t)} - \overline{\tau(t-1)}\|, \tag{6}$$

여기서,  $\overline{\tau(t)}$ 와  $\overline{\beta}$ 는 각각 시간  $t$ 에서의 입력 영상과 참고 영상을 벡터 표기법으로 나타낸 것이고  $\|\ \|$ 는 유클리드 거리를 뜻한다.

참고 문헌 [6]의 흐름도는 그림 4와 같다. 먼저, 참고 영상과 입력 영상의 차의 거리  $\delta(t)$ 의 크기에 따라, 즉, 문턱값  $T_{\delta}$ 에 의해 현 상황을 두 가지로 분류한다.  $\delta(t) > T_{\delta}$ 이면, 정규화 된 두 영상의 차  $\delta_n(t)$ 와 입력 영상간의 차  $\delta'(t)$ 를 이용해 움직이는 물체, 정지

된 물체, 조명의 변화 등을 판단하는 알고리즘을 사용하고 있다. 이 알고리즘은 카메라가 고정된 상태라는 가정 하에서 카메라의 흔들림이 없는 것을 전제로 이루어진 것들이고, 실제 실내 주차장, 은행 등 카메라의 흔들림이 없는 실내에서는 유용하게 활용될 수 있으리라 본다. 그러나, 선박의 내부나 엘리베이터 내부, 실외 등 카메라의 흔들림이 있는 경우에는 그 신뢰성을 발휘하기가 어렵다.

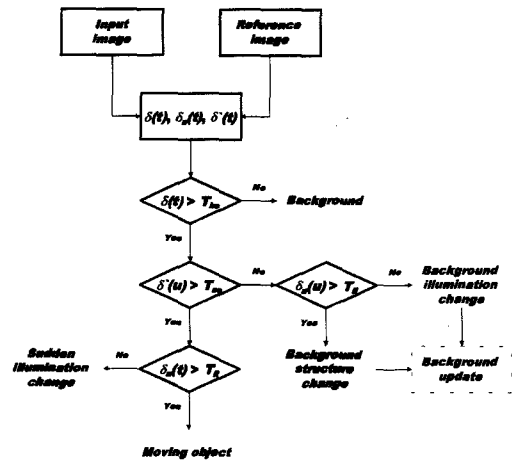


그림 4. 기존 알고리즘의 흐름도  
Fig. 4. Flow chart in reference [6].

참고 문헌 [8]은 카메라의 흔들림이 있는 상황에서 무인 감시 장치에 적용 할 수 있는 알고리즘을 제안하였다. 이 알고리즘은 참고 영상과 입력 영상의 차 영상을 평균과 표준편차를 기본으로 수리 형태론적 기법을 이용해 카메라의 흔들림에 의한 에지 영상을 제거하고 상황 변화의 원인이 되는 물체를 찾아내었다. 참고 문헌 [8]은 참고 영상과 입력 영상의 차 영상으로부터 식 (7), (8)에 의해 잡음 제거를 위한 방향성 열림, 연속적인 영역 확장을 위한 불림과 교집합 연산을 수행하여 연속적인 상황 변화를 검출하였다.

$$D_n = (T_n \cdot H_3) \cdot V_3, \tag{7}$$

$$D_k = (D_{k+1} \oplus S_3) \cap T_k, \quad k = n-1, n-2, \dots, 1 \tag{8}$$

여기서,  $T_n$ 은 차 영상을 최초의 문턱값으로 이치화한 영상,  $H_3$ 와  $V_3$ 는 각각 길이가  $3 \times 3$ 인 수평, 수직 방향의 선형 형태소이고,  $\cdot$ 는 수리 형태론의 열림 연산이다. 그리고,  $S_3$ 는 길이가  $3 \times 3$ 인 사각 형태소이고  $\oplus$ 는 수리 형태론의 불림 연산이다.

참고 문헌 [8]의 흐름도는 그림 5와 같다. 먼저 참고 영상과 입력 영상의 차 영상을 여러 단계의 문턱 값  $T_k(m_d + w_k\sigma_d, 1 \leq k \leq n)$ 로 이치화한다. 이치화된 영상 ( $T_n$ )을 식 (7)에 의해 수평, 수직 방향의 선형 형태소로 열림 연산을 수행하여 카메라의 흔들림에 의한 에지 영상을 제거하고 상황 변화의 원인이 되는 물체 ( $D_n$ )를 씨앗으로 정의하고 이 씨앗 영역을 식 (8)에 의해 불림 연산을 한 후 다음 이치화 영역과의 교집합을 구해서 물체가 포함된 영역을 확장시킨다. 이러한 과정을 반복 수행한 후 마지막 과정이 끝나면 최종 결과의 면적과 중심을 구해서 물체의 이동이나 크기의 변화를 관찰하고 변화가 없다면 이를 고정물체로 판단한다. 그러나, 이와 같은 방법은 수리 형태론적 기법인 열림 연산과 불림 연산을 여러번 반복적으로 실행함으로써 연산 시간이 많이 걸리는 문제점을 가지고 있다. 또한, 수리 형태론의 열림 연산을 사용함으로써 카메라 흔들림에 의한 에지 영역을 제거하는데는 효과적일 수 있지만 상황 변화를 일으키는 물체가 작은 면적의 크기를 가지면 에지 영역과 함께 제거되어 상황 변화를 정확하게 판단하는데 어려움이 따른다. 이러한 카메라의 흔들림과 작은 크기의 물체에 의한 변화 영향을 고려한 새로운 상황 변화 검출 알고리즘은 다음 장에서 다루기로 한다.

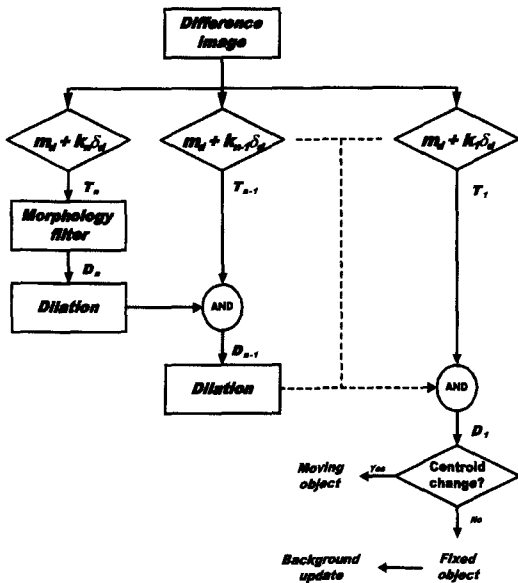


그림 5. 기존 알고리즘의 흐름도  
Fig. 5. Flow chart in reference [8].

### III. 블록화된 영상의 통계적 특성을 이용한 상황 검출 알고리즘

2장에서 살펴 본 바와 같이 차 영상 기반 방법은 처리 방법이 간단한 반면 카메라의 흔들림이나 작은 크기의 물체 검출에는 어려움이 따른다. 이러한 점을 개선하기 위하여, 본 논문에서는 3.1절과 3.2절에서 제시하는 두 가지 방법을 혼합한 블록화된 영상의 통계적 특성을 이용한 돌발적 상황 검출 알고리즘을 제안한다.

#### 1. 영상의 블록화

차 영상 기반 상황 발생 검출법이나 본 논문에서 제안하는 방법 (3.2절 참조)은 상황에 해당하는 대상 물이 영상의 평균과 표준편차 값에 어느 정도 영향을 미칠 수 있는 크기나 밝기를 가져야 한다. 그래서, 본 논문에서는 국부적 영상의 상황 변화를 감지하기 위하여, 전체 영상을 몇 개의 블록으로 나누고 블록별 영상의 통계적 특성을 이용하여 국부적 상황 변화를 판단하고자 한다. 영상을  $S \times S$ 블록으로 나누었을 때, 블록의 번호는 그림 6과 같이 부여하였다.

1	2	3	.....	S
S+1	S+2	S+3	.....	2S
2S+1	2S+2	2S+3	.....	3S
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
S(S-1)+1	S(S-1)+2	S(S-1)+3	.....	S <sup>2</sup>

그림 6. 영상의 블록화 ( $S \times S$ )  
Fig. 6. Subblocks of image ( $S \times S$ ).

#### 2. 세 가지 영상의 통계적 특성 이용

상황 변화가 전혀 없더라도 카메라가 흔들릴 경우, 차 영상만으로는 상황 변화가 있는 것으로 오판하기가 쉽다. 그래서, 차 영상 이외에 입력 영상과 참고 영상 그 자체의 통계적 특성을 이용하고자 한다. 상황 변화는 전혀 없고 카메라가 흔들린 경우에는 참고 영상과 입력 영상의 통계적 특성이 거의 동일할 것이라는 점을 이용하기로 한다. 본 논문에서는 참고 영상, 입력 영상, 차 영상 각각에 대한 평균 ( $m_s, m_c, m_d$ )과 표준편차 ( $\sigma_s, \sigma_c, \sigma_d$ ) 값을 이용하되, 경우의 수를 줄이기 위하여 참고 영상, 입력 영상의 경우에는 평균과 표준

편차의 상대적인 비  $\gamma_m$ 과  $\gamma_\sigma$ 는 식 (9), (10)과 같이 표현된다.

$$\gamma_m = 1 - \frac{\text{Min}(m_r, m_c)}{\text{Max}(m_r, m_c)}, \tag{9}$$

$$\gamma_\sigma = 1 - \frac{\text{Min}(\sigma_r, \sigma_c)}{\text{Max}(\sigma_r, \sigma_c)}. \tag{10}$$

그런데, 식 (9)와 (10)에서 참고 영상과 입력 영상의 표준편차 비와 평균 비는 영상의 밝기에 따라 크게 변할 수 있다. 예를 들어,  $m_r=50$ 이고  $m_c=60$ 인 경우와  $m_r=100$ 이고  $m_c=110$ 인 경우, 이들 영상들의 밝기 차이는 10으로 동일하지만 이들의 비는 각각 0.167과 0.091로써 거의 두 배에 가까운 차이가 난다. 이 예에서 알 수 있듯이, 영상의 표준편차와 평균의 단순한 비를 기준 파라미터로 적용하여 상황을 분류하는 것도 문제가 있다. 따라서, 참고 영상과 입력 영상의 평균적인 밝기와 표준편차 값에 따라 평균의 비와 표준편차의 비를 가중시킬 필요성이 있다. 그리고 일반적으로 나타날 수 없는 극단적인 경우로 한 블록 내의 모든 픽셀의 값이 0이 되는 경우 ( $\text{Max}(m_r, m_c) = 0$ )나 블록 내의 모든 픽셀의 값이 동일한 경우 ( $\text{Max}(\sigma_r, \sigma_c) = 0$ )에는 분모가 0이 되므로 식 (9), (10)이 성립하지 않게 된다. 따라서, 이와 같은 경우에도 적용할 수 있는 식 (11), (12)와 같은 통계특성함수를 사용하기로 한다.

$$C_m = \begin{cases} 0, & \text{Min}(m_r, m_c) = \text{Max}(m_r, m_c) \\ k_m \gamma_m (m_r + m_c), & \text{elsewhere} \end{cases} \tag{11}$$

$$C_\sigma = \begin{cases} 0, & \text{Min}(\sigma_r, \sigma_c) = \text{Max}(\sigma_r, \sigma_c) \\ k_\sigma \gamma_\sigma (\sigma_r + \sigma_c), & \text{elsewhere} \end{cases} \tag{12}$$

여기서,  $k_m, k_\sigma$ 는 상수이고,  $m_r + m_c$ 와  $\sigma_r + \sigma_c$ 는 평균과 표준편차의 값에 따라  $m_r$ 과  $m_c$ 의 비,  $\sigma_r$ 과  $\sigma_c$ 의 비를 조절하는 가중치이다. 앞서 서술한 바와 같이 카메라가 약간 흔들리거나 전체적인 참고 영상에 비하여 부분적인 변화가 있는 입력 영상인 경우에도  $m_r \approx m_c, \sigma_r \approx \sigma_c$ 이므로  $C_m$ 과  $C_\sigma$ 는 작은 값을 가질 수 있다. 따라서 3.1절에서 다룬 블록별 영상에 대한 식 (11), (12)의  $C_m$ 과  $C_\sigma$ 를 구한다면 그 값이 극부적 변화에 대하여 크게 나타나 상황 변화를 감지할 수 있을 것이다. 물론 이 때에도 블록의 크기가 너무 작으면 카메라 흔들림에 민감하게 반응할 수도 있다.

표 1. 4가지 파라미터에 의한 상황 분류  
Table 1. Classification of events versus four parameters.

상황	$C_\sigma$	$C_m$	$\sigma_d$	$m_d$	상황 분류
1	0	0	0	0	정적 상태
2	0	0	0	1	카메라의 흔들림
3	0	0	1	0	국소적 밝기 변화
4	0	0	1	1	카메라의 흔들림
5	0	1	0	1	전체 밝기 변화
6	0	1	1	1	상황 발생
7	1	don't care			상황 발생

식 (2), (3), (11), (12)에서 정의된 네 가지 변수 ( $C_\sigma, C_m, \sigma_d, m_d$ )에 따라 상황 변화를 분류하는 데에는 여러 가지 방법이 있겠으나 본 논문에서는 이들 네 가지 변수를 적절한 문턱값으로 이치화하여 총 16가지 경우로 상황을 분류하도록 한다. 표 1은 이들 16가지 중 실제 일어날 수 있는 경우를 나타낸 것으로, 표 안의 0과 1은 네 가지 변수 ( $C_\sigma, C_m, \sigma_d, m_d$ )가 제각각 주어진 문턱값보다 작은 경우와 큰 경우를 뜻하는 것이다. 예를 들어, 표 1의 상황 4번 (0011)은 입력 영상과 참고 영상의 통계적 특성 (평균과 표준편차)이 매우 비슷하지만 차 영상의 표준편차와 평균은 크게 나타난 경우이다. 이것은 카메라가 흔들려 차 영상이 에지 검출 결과처럼 나타난 경우와 입력 영상과 참고 영상이 비슷한 histogram 분포를 갖지만 공간적으로 서로 다르게 분포된 경우를 상징할 수 있다. 표 1에서 상황이 일어날 수 있는 경우를 살펴보면 다음과 같다.

상황 1: 참고 영상과 입력 영상이 아주 비슷한 경우로 상황 변화가 없는 정적인 상태.

상황 2: 미세 질감 영상이 떨어진 경우로 볼 수 있다 (예: 참고 영상의 밝기가 a,b,a,b, ... 로 차례차례 교차하고, 반대로 입력 영상은 한 화소 이동된 참고 영상으로 밝기가 b,a,b,a ... 로 차례차례 교차하는 경우).

상황 3: 국소적인 밝기 변화가 크게 있는 경우 (평균보다 표준편차가 크게 영향받음).

상황 4: 카메라의 흔들림 현상이 있는 경우 (이론적으로 비슷한 histogram 분포의 입력과 참고 영상이 공간적 분포가 크게 틀리는 경우 즉, 영상이 회전한 경우에도 이 상황에 속하지만 본 논문에서는 일반적으로 일어날 가능성이 많은 카메라 흔들림으로 판단한다.).

상황 5: 전체적인 밝기 (조명)의 변화 상태.

상황 6: 상황 발생 상태.

상황 7: 상황 발생 상태 (입력 영상과 참고 영상의 표준편차가 크게 다른 경우에는 나머지 3개의 변수에 관계없이 상황 발생으로 봄).

표 1에서 제외된 두 가지 상황 (0100)과 (0110)는 정상적인 상황에서 일어날 수 없는 상황이므로, 상황 판단의 기준으로 적용하지 않았다.

3. 제안 알고리즘

앞서 언급한 바와 같이 상황 변화 판단에 중요한 요소는 크게 두 가지로 나누어 볼 수 있다. 먼저, 상황 변화에 해당하는 대상물이 영상의 평균과 표준편차 값에 어느 정도 영향을 미칠 수 있는 크기나 밝기를 가져야 한다. 따라서, 본 논문에서는 국부적 영상의 상황 변화를 감지하기 위하여, 3.1절에서 제시한 바와 같이 전체 영상을 여러 개의 블록으로 나누고 블록별 영상의 통계적 특성을 이용하여 국부적 상황 변화를 판단한다. 두 번째, 카메라의 흔들림 영향을 최소화하는 것이다. 따라서, 본 논문에서는 3.2절에서 제시한 바와 같이 참고 영상과 입력 영상의 통계적 특성을 이용하기로 하였다.

그런데, 카메라의 흔들림은 영상의 복잡한 정도와 블록의 크기에 따라 많이 좌우된다. 즉, 감시 대상 영역의 배경이 단순한 경우, 카메라의 흔들림 현상은 상황 판단에 미미한 영향을 미치지만 배경이 복잡하면 카메라의 흔들림 현상은 상황 판단에 중요한 영향을 미칠 수 있다. 또한, 영상을 여러 블록으로 나눌 때 블록의 크기가 작다면 (블록의 수가 많을 때) 작은 물체에 의한 상황 변화를 쉽게 검출할 수 있지만, 카메라 흔들림의 영향을 많이 받을 수 있다. 반대로 블록의 크기가 크다면 (블록의 수가 적을 때) 카메라 흔들림의 영향은 무시할 수 있지만, 작은 물체에 의한 상황 변화를 검출하기 어려운 점이 있다. 하지만, 감시 영역의 배경은 단순한 부분과 복잡한 부분이 부분적으로 동시에 존재할 수 있고, 일반적으로 상황 변화가 있을 때의 참고 영상과 입력 영상의 평균의 비 ( $C_m$ ) 및 표준편차의 비 ( $C_o$ )는 카메라의 흔들림에 의한 영상의 평균의 비 및 표준편차의 비에 비해 큰 값을 가지므로, 식 (11), (12)와 같이 어느 한가지 경우의 블록의 크기에 의해 상황을 검출하는 것 보다 서로 다른 크기의 블록의 통계 특성을 이용함으로써 상황 변화를

효과적으로 검출할 수 있다. 따라서, 식 (13), (14)와 같은 통계특성함수를 제안한다.

$$R_m = C_m \times \hat{C}_m, \tag{13}$$

$$R_o = C_o \times \hat{C}_o, \tag{14}$$

여기서,  $\hat{C}_m, \hat{C}_o$ 는  $C_m, C_o$  계산시의 블록 크기보다 더 큰 블록의 통계 특성 (식 (11), (12))을 나타낸다. 예를 들어, 원 영상을 그림 6과 같이 64 (8×8)블록으로 나누었을 때 (S는 8인 경우), 좌상의 네 블록 (1, 2, 9, 10번 블록)의 통계특성함수  $R_m, R_o$  값들은 그 자신의  $C_m, C_o$  값들이다 원 영상을 16 (4×4)블록으로 나누었을 때 (S는 4인 경우)의 통계특성함수  $\hat{C}_m, \hat{C}_o$ 를 곱하여 얻는다.

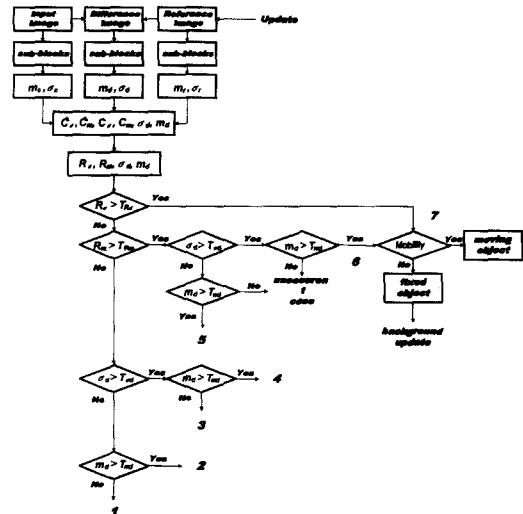


그림 7. 제안 알고리즘의 흐름도  
Fig. 7. Flow chart of the proposed algorithm.

식 (2), (3), (13), (14)에서 구한 네 가지 변수 ( $R_o, R_m, \sigma_d, m_d$ )를 각각의 적절한 문턱치에 의해 이치화하여 경우의 수로 분류하면 표 1과 거의 동일하게 된다. 다만, 표 1의  $C_m, C_o$  대신  $R_m, R_o$ 로 치환된 점이 다르다. 이를 기준으로 제안한 상황 검출 알고리즘의 흐름도는 그림 7과 같다. 이 흐름도에 따른 수행 과정은 다음과 같다.

- 1) 영상의 블록화 : 세 가지 영상 (참고, 입력, 차 영상)을 각각 S×S, S/2×S/2개의 블록으로 블록화한다 (예: S=8).
- 2) 네 가지 매개 변수 ( $R_o, R_m, \sigma_d, m_d$ )산출 : 각각

의 블록에 대하여 식 (2), (3)에 의해 세 가지 영상 (참고, 입력, 차 영상)의 평균과 표준편차 값들을 구하고, 식 (13), (14)에 의해  $R_o, R_m$ 를 계산한다.

3) 문턱값 설정 : 네 가지 매개 변수 각각에 대하여 상황의 다양성 (실내, 외, 카메라의 흔들림이 심한 곳 등)을 고려하여 여러 가지 실험을 통해 적절한 문턱값을 정한다.

4) 상황 분류 표에 따른 상황 판단 : 표 1의 상황 분류방법에 의하여 상황 발생의 유무, 카메라 흔들림의 유무, 밝기의 변화 등을 판단한다. 특히,  $R_o$ 가 상황 분류 방법에 가장 결정적인 역할을 한다고 판단되기에 가장 먼저 비교하는 파라미터로 한다.

5) 이동물체의 판단 및 참고 영상의 갱신 : 상황 변화가 있다고 판단되는 각각의 블록에 대해서는 그 블록의 평균값으로 이치화하여 무게중심을 구한다. 이렇게 구한 무게 중심의 이동 유무에 따라 움직이는 물체인지, 참고 영상과는 다른 고정 물체 (빈방에 침입자가 들어와서 책상이나 장롱을 뒤지다가 나갔을 경우 흐트러진 물건은 처음 빈방과는 상황이 달라 계속 상황 발생이 있는 것으로 판단됨)인지를 판단하여 고정 물체인 경우에는 참고 영상을 바꾸어 준다.

IV. 모의 실험 및 결과

제안한 상황 검출 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 실제 영상에 대하여 실험해 보았다. 영상은 320×240의 크기를 가지고, 원도 95를 운영체제로 하는 펜티엄 PC 하에서 Matrox Meteor 영상 입력 보드를 통해 입력되었다. 본 논문에서 사용된 통계특성함수  $C_m$ 과  $C_o$ 의 소 블록 수는 64 (8×8)개,  $\hat{C}_m, \hat{C}_o$ 의 소 블록 수는 16 (4×4)개로 하였다.

표 2는 본문의 그림 2를 블록화하여 각 블록의 통계적 특성을 나타낸 것으로, 식 (2), (3)을 이용한 기존의 차 영상 기반 알고리즘을 사용 ( $\sigma_d, m_d$ )하면 영상의 57번 블록을 제외한 모든 블록에 대해서 평균과 표준편차의 값이 크게 나타나 상황 변화가 있는 것으로 판단함을 알 수 있다. 그리고 본 논문에서 제안한 영상의 블록별 통계적 특성을 이용한 방법 중에서 식 (11), (12)에 정의한 바와 같이 영상을 한가지 블록 크기 ( $C_m, C_o$  (8×8블록))로 나누어 상황을 판단하면 다섯 개의 블록 (5, 6, 7, 62, 63번 블록)에서 문턱값

에 따라 상황 변화가 있는 것으로 오판할 가능성이 있다. 그러나, 식 (13), (14)에서 정의된 서로 다른 블록의 통계적 특성을 이용한 제안 알고리즘 ( $R_o, R_m, \sigma_o, m_o$ )은 영상의 모든 블록에 대해 표 1에서 분류한 상황 4 (0011)로 나타나 카메라 흔들림 현상으로 분류하여 상황 변화가 없음을 판단할 수 있다.

표 2. 그림 2의 블록별 파라미터

Table 2. Parameters of 64 sub-blocks in Fig. 2.

Block no.	$C_o$	$C_m$	$\hat{C}_o$	$\hat{C}_m$	$R_o$	$R_m$	$\sigma_o$	$m_o$
1	0.01	0.03	0	0.01	0	0	32.79	22.52
2	0	0.07	0	0.01	0	0	40.77	29.69
3	0.04	0.07	0.05	0.03	0	0	41.16	30.73
4	0.07	0.06	0.05	0.03	0	0	40.76	29.14
5	0.10	0.06	0.07	0.02	0	0	39.56	27.98
6	0.14	0.06	0.07	0.02	0	0	41.51	33.05
7	0.15	0.07	0.05	0.04	0	0	41.23	32.88
8	0.03	0.05	0.05	0.04	0	0	15.25	18.05
9	0.05	0.05	0	0.01	0	0	27.97	17.88
10	0	0.02	0	0.01	0	0	24.58	20.18
11	0.04	0	0.05	0.03	0	0	24.26	19.32
12	0.03	0	0.05	0.03	0	0	18.05	12.33
13	0	0.01	0.07	0.02	0	0	22.78	17.10
14	0	0	0.07	0.02	0	0	28.07	22.87
15	0.03	0.01	0.05	0.04	0	0	13.92	11.30
16	0.01	0.05	0.05	0.04	0	0	25.74	21.48
17	0.02	0.02	0	0	0	0	32.19	25.78
18	0.03	0	0	0	0	0	30.40	29.52
19	0.02	0.03	0	0	0	0	32.42	36.24
20	0.02	0	0	0	0	0	32.74	35.63
21	0	0.02	0	0.02	0	0	30.93	28.43
22	0	0.03	0	0.02	0	0	32.69	29.34
23	0.01	0	0.01	0	0	0	33.16	26.84
24	0	0.01	0.01	0	0	0	34.29	28.11
25	0.02	0	0	0	0	0	24.21	20.21
26	0.02	0.02	0	0	0	0	18.10	16.41
27	0.02	0.01	0	0	0	0	23.23	17.49
28	0	0.01	0	0	0	0	19.36	18.72
29	0.01	0.01	0	0.02	0	0	19.51	15.74
30	0.08	0.03	0	0.02	0	0	17.74	12.93
31	0.01	0	0.01	0	0	0	20.99	18.01
32	0.04	0.03	0.01	0	0	0	21.79	19.27
33	0.05	0.02	0.02	0.01	0	0	28.80	24.26
34	0.02	0	0.02	0.01	0	0	18.54	19.75
35	0.05	0.02	0.02	0.02	0	0	25.64	21.90
36	0.02	0.01	0.02	0.02	0	0	31.42	29.08
37	0.05	0	0	0.02	0	0	26.02	21.86
38	0.02	0.09	0	0.02	0	0	23.72	19.98
39	0.03	0.02	0.01	0.01	0	0	34.97	28.76
40	0.05	0.04	0.01	0.01	0	0	30.27	30.51
41	0.02	0.04	0.02	0.01	0	0	32.67	30.80
42	0.09	0.04	0.02	0.01	0	0	18.33	14.64
43	0	0.01	0.02	0.02	0	0	21.12	18.90
44	0.07	0.07	0.02	0.02	0	0	24.04	26.13
45	0.01	0.02	0	0.02	0	0	28.50	17.16
46	0.01	0.01	0	0.02	0	0	34.51	17.47
47	0	0	0.01	0.01	0	0	26.92	21.86

Block no.	$C_o$	$C_m$	$\hat{C}_o$	$\hat{C}_m$	$R_o$	$R_m$	$\sigma_a$	$m_a$
48	0.01	0.01	0.01	0.01	0	0	37.61	29.38
49	0.05	0.04	0.03	0.02	0	0	18.56	15.26
50	0.05	0.01	0.03	0.02	0	0	19.80	18.64
51	0.08	0.05	0.02	0.01	0	0	26.20	26.91
52	0.03	0.02	0.02	0.01	0	0	26.60	27.92
53	0.04	0.04	0.02	0	0	0	20.34	19.92
54	0.03	0	0.02	0	0	0	27.14	26.46
55	0.04	0.04	0.01	0.01	0	0	25.35	24.47
56	0	0	0.01	0.01	0	0	42.26	33.67
57	0	0	0.03	0.02	0	0	9.85	8.63
58	0.01	0.01	0.03	0.02	0	0	16.39	15.40
59	0.01	0	0.02	0.01	0	0	18.91	16.59
60	0	0	0.02	0.01	0	0	15.11	16.14
61	0.04	0.01	0.02	0	0	0	19.41	19.75
62	0.11	0.05	0.02	0	0	0	19.05	21.80
63	0.13	0.07	0.01	0.01	0	0	26.64	26.16
64	0.01	0.01	0.01	0.01	0	0	18.22	20.68

그림 8은 카메라의 흔들림이 없는 경우, 참고 문헌과 제안 알고리즘의 성능을 알아보기 위한 실험 영상으로 (a)와 (b)는 통행이 잦은 실내 영상과 바둑 두는 영상 중 대표적인 장면을 골라 놓은 것이다 (참고 문헌 [6] 참조). 표 3은 그림 8에 대해서 참고 문헌 [6], [8] 과 제안 알고리즘의 성능을 비교한 것으로, 그림 8(a)의 경우 제안 알고리즘은 97.4%의 영상을 바르게 판단하였고 2.6%의 영상을 오판한데 비하여, 기존 알고리즘은 각각 92.3%, 95.8%의 영상은 올바르게 판단하였고 7.7%, 4.2%는 오판하였다. 참고 문헌 [6] 에서 잘못 판단한 영상은 대부분 움직이는 물체에 의한 상황 변화를 갑작스런 밝기 변화에 의한 변화로 인식한 것이 대부분이었고, 참고 문헌 [8] 과 제안 알고리즘에서는 입력 영상의 변화정도가 매우 미미한 경우 (움직이는 물체가 들어오기 시작하는 영상과 사라지기 직전의 영상 등)에 상황 변화가 없는 것으로 인식한 것이 몇 가지 있었다. 물론 문턱값을 낮추어 주면 이러한 문제점을 개선할 수 있지만, 카메라의 잡음에 의한 영상의 변화 부분을 잘못 판단하는 경우가 많아서 전체적인 결과는 나쁘게 나타남을 알 수 있었다. 특히, 참고 문헌 [8] 의 경우 수리 형태론의 열림 연산을 사용함으로써 작은 물체에 의한 상황 변화를 바르게 검출하지 못한 경우가 많았다. 역시 표 3에서 그림 8(b)의 경우 제안 알고리즘은 완벽하게 상황을 판단하였으나, 참고 문헌 [6] 과 [8] 은 각각 73%, 99%의 영상을 바르게 판단하였다. 표에서 제안 알고리즘과 참고 문헌 [8] 의 경우 그림 8(a)의 결과가 그림 8(b)의 상황 검출 성능 보다 낮게 나타났는데, 이것은 그림 8(b)의 경우 밝기 변화가 전혀 없는

상황에서 움직임의 변화만 있는 영상을 실험한 것이고, 그림 8(a)는 다양한 상황을 실험하기 위해 조명의 변화가 많음을 가정하여 실험한 상황이었기 때문에 검출 성능이 그림 8(b)에 비해 낮게 나타나게 되었다. 참고 문헌 [6] 의 경우 그림 8(a)의 결과가 그림 8(b)의 상황 검출 성능보다 높게 나타났는데 그림 8(a)의 경우 75%의 영상 (75/100)이 상황 변화가 있는 영상이고 그림 8(b)의 경우 67.4%의 영상 (674/1000)이 상황 변화가 있는 영상으로 상황 변화가 적은 그림 8(b)의 결과가 좋은 것으로 나타났다. 그림 8(a)와 8(b)의 처리 결과를 나타내는 표 3을 통해 카메라의 흔들림이 없는 상황에서 제안 알고리즘이 참고 문헌 [6] 과 [8] 보다 성능이 우수함을 알 수 있다.

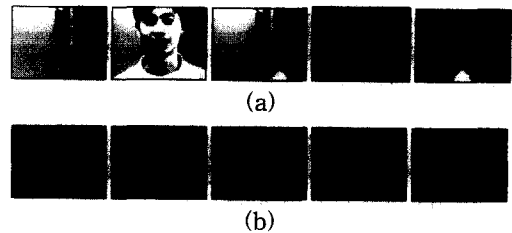


그림 8. 시험 영상. (a) 다양한 상황에서 사람들의 움직임 (b) 바둑을 두는 영상  
Fig. 8. Test images. (a) Moving peoples in various situations. (b) The video of playing "baduk".

표 3. 그림 8(a)와 (b)의 비디오 실험 결과  
Table 3. Simulation results of the videos in Fig.8(a) and (b).

	그림 8(a)			그림 8(b)		
	참고 문헌[6]	참고 문헌[8]	제안 방법	참고 문헌[6]	참고 문헌[8]	제안 방법
Total images	1000	1000	1000	100	100	100
Correct-detected images	923 (92.3%)	958 (95.8%)	974 (97.4%)	73 (73%)	99 (99%)	100 (100%)
False-detected images	77 (7.7%)	42 (4.2%)	26 (2.6%)	27 (27%)	1 (1%)	0 (0%)

그림 9는 그림 3을 포함한 500장의 입력 영상 중 대표적인 영상을 나타낸 것으로, 9(a), (b)는 상황 변화의 유무, 카메라 흔들림의 유무에 따른 영상의 변화와 이들 영상간의 차를 나타낸 것이다. 그림 9(a)의 첫 번째 영상 (r)은 참고 영상이고, 두 번째 영상 (c<sub>1</sub>)은 미세한 카메라의 흔들림이 있지만 상황 변화가 없는 영상이다. 세 번째 영상 (c<sub>2</sub>)은 부분적인 카메라의 흔들림이 있는 상황하에서 움직이는 물체 (사람)에 의한 상황 변화가 있는 영상이고, 네 번째 영상 (c<sub>3</sub>)과



다섯 번째 영상 ( $c_4$ )은 카메라의 흔들림이 심하게 나타나고 동시에 움직이는 물체 (차량)에 의한 상황 변화가 있는 영상이다. 그림 9(b)는 그림 9(a)의 참고 영상 ( $r$ )과 각 입력 영상과의 차 영상을 반전시켜 나타낸 것으로, 카메라의 흔들림이 없을 때는 물체에 의해 상황 변화가 있는 부분만 차 영상이 크게 차이가 난다. 그러나, 앞서 언급한 바와 같이 카메라의 흔들림이 있는 경우는 물체에 의해 상황 변화가 있는 부분 외에도 마치 에지 검출 영상처럼 나타난다.

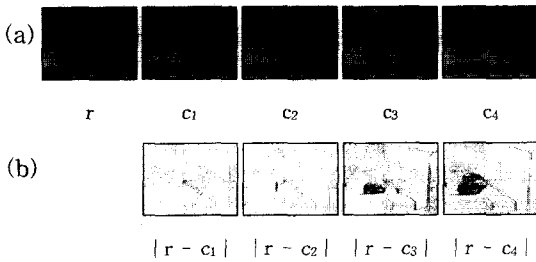


그림 9. (a) 참고 영상 ( $r$ )과 네 가지 입력 영상 ( $c_i$ ;  $i=1,2,3,4$ ). (b) 참고 영상과 입력 영상들간의 반전된 차 영상 ( $255 - |r - c_i|$ )

Fig. 9. (a) Reference image ( $r$ ) and four input images ( $c_i$ ;  $i=1,2,3,4$ ). (b) The inverse of difference image between reference image and four input images ( $255 - |r - c_i|$ ).

표 4는 카메라의 흔들림이 존재하는 상황하 (그림 9)에서 참고 문헌 [8] 과 제안 알고리즘을 비교한 것이다. 표 4에서 참고 문헌 [6] 의 실험 결과는 제외하였다. 참고 문헌 [6] 의 경우 카메라의 흔들림을 고려하지 않았고, 이로 인해 카메라의 흔들림이 미미하게 발생한 경우 중 일부 영상을 바르게 판단하였을 뿐 카메라의 흔들림이 있는 전체 영상에 대해 20% 안팎의 상황만을 바르게 판단하였다. 참고 문헌 [8] 과 제안 알고리즘은 표 3에 비해 상황을 바르게 판단한 영상의 비가 작게 나타났는데 이는 그림 8에 비해 원거리 영상을 이용함으로써 상황 변화의 주체가 매우 미미한 경우와 카메라의 흔들림이 심하게 나타나는 경우에 상황 변화를 잘못 판단한 경우가 많았다. 제안 알고리즘의 경우 영상을 여러 개의 블록으로 나누어 상황을 판단함으로써 상황 변화 주체의 크기에 영향을 적게 받음을 알 수 있다. 즉, 표 3과 표 4에서 입력 영상의 변화정도가 매우 미미하여 상황을 바르게 판단하지 못한 영상의 비 (2.6%와 3.4%)가 비슷하게 나타남을 알 수 있다. 하지만, 참고 문헌 [8] 의 경우

수리 형태론의 열림 연산을 사용함으로써 작은 물체가 에지 영역과 함께 제거되어 표 3에 비해 표 4에서 상황을 바르게 검출하지 못하는 경우 (4.2%와 13.4%)가 많았다. 그리고, 제안 알고리즘과 참고 문헌 [8] 은 카메라의 흔들림에 의한 현상을 많이 보완할 수 있었지만 카메라의 흔들림이 심하게 나타날 때 상황 변화를 잘못 판단하는 경우 (각각 4.2%, 4.2%)가 있었다. 표 4를 통해 카메라의 흔들림이 발생하는 경우에도 제안 알고리즘이 기존의 참고 문헌보다 성능이 우수함을 알 수 있다.

표 4. 그림 9의 비디오 실험 결과

Table 4. Simulation results of the videos in Fig. 9.

		참고 문헌 [8]	제안 방법
Total images		500	500
Correct-detected images		412 (82.4%)	462 (92.4%)
False-detected images	false alarm	21 ( 4.2%)	21 ( 4.2%)
	miss alarm	67 (13.4%)	17 ( 3.4%)

### V. 결 론

본 논문에서는 카메라 흔들림 조건하에서 정적인 상태에서 동적인 상태로의 상황 변화를 검출하는 알고리즘을 제안하였다. 상황 발생 부위의 크기를 고려하여 영상을 64개와 16개의 작은 블록으로 나누고 블록별 통계적 특성 (참고영상, 입력영상, 차 영상)에 바탕을 둔 네 가지 파라미터 ( $R_o, R_m, \sigma_d, m_d$ )에 의하여 7가지 경우로 상황을 분류하였다. 네 가지 파라미터 중에서  $R_o$ 가 상황 검출에 가장 중요한 역할을 하기 때문에 차 영상에 대한 정보 ( $\sigma_d, m_d$ )는 거의 무시하고 오로지 참고 영상과 입력 영상의 통계 특성만으로 상황 변화 검출이 가능함을 알 수 있다. 모의 실험 결과, 카메라 흔들림 유무에 관계없이 기존 알고리즘에 비하여 상황 변화 검출력이 뛰어난 것을 확인할 수 있었다.

### 참 고 문 헌

[1] A. Ahmad, M. Cina, and S. Aladin, "Change detection for human safety in robotic environments," *Proc. SPIE*, vol. 2298, pp. 357-361, 1994.  
 [2] P. Xiao, M.K.H. Leung, and K.C. Wong,

- “Elevview: an active elevator monitoring vision system,” *IAPR Workshop on Machine Vision Applications '96*, pp. 253-256, 1996.
- [ 3 ] J. D. Courtney, “Automatic video indexing via object motion analysis,” *Pattern Recognition*, vol. 30, no. 4, pp. 607-625, 1997.
- [ 4 ] S. Nagaya, T. Miyatake, T. Fujita, W. Ito, and H. Ueda, “Moving object detection by time-correlation-based background judgement,” *Proc. ACCV '95*, no. 2, pp. 717-722, Singapore, 1995.
- [ 5 ] M. Fathy and M. Y. Siyal, “An image detection technique based on morphological edge detection and background differencing for real-time traffic analysis” *Pattern Recognition Letters* 16, pp. 1321-1330, 1995.
- [ 6 ] Y. H. Joo and Y. S. Moon, “A Moving object detection algorithm for video surveillance,” *ITC-CSCC '97*, vol. 1, pp. 165-168, 1997.
- [ 7 ] Y. H. Kim, K. W. Lee, J. G. Jeon, and K. T. Park, “Moving object discrimination and tracking for unmanned surveillance system,” *Proc. VCIP'96*, vol. 2727, pp. 175-186, 1996.
- [ 8 ] H. T. Kim, et. al., “Morphological detection algorithm of an event on board a ship,” *ICSP'98*, vol. 2, pp. 1241-1244, China, Oct., 1998.

저 자 소 개



河永旭(正會員)  
1972년 9월 21일생. 1997년 경일대학교 전자공학과 학사. 1999년 아주대학교 전자공학과 석사. 주관심분야는 영상신호 처리, 컴퓨터 비전



金尙哲(正會員)  
1952년 12월 11일생. 1978년 연세대학교 전기공학과 학사. 1997년 아주대학교 전자공학과 석사. 1994년~현재 현대중공업(주) 마북리 연구소 시스템제어 연구실장. 1992년 기술개발 유공자 상공부 장관상 수상. 발명진흥 유공자 상공부 장관상 수상. 주관심분야는 선박 및 산업용 분산제어 시스템, 전력 계통 보조 시스템



金熙泰(正會員)  
1971년 12월 17일생. 1997년 아주대학교 전자공학과 학사. 1999년 아주대학교 전자공학과 석사. 1999년~현재 아주하이텍 근무. 주관심분야는 영상신호 처리, 컴퓨터 비전



任俊碩(正會員)  
1961년 8월 15일생. 1985년 숭실대학교 전자공학과 학사. 1987년 숭실대학교 전자공학과 석사. 1988년~현재 현대중공업(주) 마북리 연구소 시스템제어 연구실 선박 자동화 팀장. 주관심분야는 음성 합성 및 인식, 분산 제어 시스템



姜京浩(正會員)  
1972년 12월 15일생. 1997년 아주대학교 전자공학과 학사. 1999년 아주대학교 전자공학과 석사. 주관심분야는 영상신호처리 및 영상압축. 영상검지 시스템

金容得(正會員) 第 35卷 C編 第 6號 參照

崔太永(正會員) 第 34卷 S編 第 2號 參照