

# 구조적 칼만 필터를 이용한 이동 물체의 추적

## (Trace of Moving Object using Structured Kalman Filter)

장대식<sup>†</sup> 장석우<sup>\*\*</sup> 김계영<sup>\*\*\*</sup> 최형일<sup>\*\*\*\*</sup>  
 (Dae-Sik Jang) (Seok-Woo Jang) (Gye-Young Kim) (Hyung-il Choi)

**요약** 이동 물체 추적 기법은 동작 분석 및 이해의 분야에서 사용되는 중요한 기법 중의 하나이지만 해결해야 할 많은 문제점을 가지고 있다. 특히, 배경과 이동 물체가 동적으로 변화하는 환경에서는 다른 물체에 의해 이동 물체가 부분적으로 폐색될 수 있기 때문에 이동 물체를 추적하는 작업은 매우 어렵다. 동작 분석 분야에서 많이 사용되는 칼만 필터는 연속적으로 입력되는 프레임으로부터 물체의 이동을 예측하는 알고리즘이다. 본 논문에서는 기존의 칼만 필터를 개선한 구조적 칼만 필터라고 불리는 새로운 칼만 필터를 제안한다. 본 논문에서 제안하는 구조적 칼만 필터는 폐색과 같은 열악한 조건에서도 동작을 성공적으로 측정할 수 있다. 실험 결과는 제안된 방법이 동적으로 변화하는 환경에서 이동 물체를 효과적으로 추적하는 것을 보인다.

**키워드** : 동작 분석, 구조적 칼만 필터, 이동 물체 추적, 폐색

**Abstract** Tracking moving objects is one of the most important techniques in motion analysis and understanding, and it has many difficult problems to solve. Especially, estimating and identifying moving objects, when the background and moving objects vary dynamically, are very difficult. It is possible under such a complex environment that targets may disappear totally or partially due to occlusion by other objects. The Kalman filter has been used to estimate motion information and use the information in predicting the appearance of targets in succeeding frames. In this paper, we propose another version of the Kalman filter, to be called structured Kalman filter, which can successfully work its role of estimating motion information under a deteriorating condition such as occlusion. Experimental results show that the suggested approach is very effective in estimating and tracking non-rigid moving objects reliably.

**Key words** : Motion analysis, Structured Kalman filter, Moving object tracking, Occlusion

### 1. 서론

컴퓨터 비전과 멀티미디어 기술이 발달함에 따라 동작 이해 분야에 대한 관심이 증가하고 있다. 특히, 이동 물체를 감지하고 추적하는 기법은 동작 이해 분야에서 핵심적인 부분이므로 관심이 집중되고 있다[1-3]. 그러나 이런 작업은 배경과 이동 물체가 동적으로 변화하는

환경에서는 매우 어려우며, 이런 문제를 해결할 수 있는 구체적인 방안이 제시되지 못하고 있다.

이동 물체를 추적하기 위한 많은 기법들이 문헌에 소개되고 있다[4-6]. 기존의 대부분의 이동 물체 추적 기법들은 이동 물체에 대한 동작 정보를 측정하고, 그 정보를 연속하는 프레임에서 물체의 출현을 예측하기 위해서 사용한다. 칼만 필터는 이런 작업을 성공적으로 수행한다. 칼만 필터는 상태 벡터에 의해 표현되는 미리 정의된 모델을 이용하여 이동 물체의 움직임을 표현할 수 있다[7]. 그러나, 실세계의 환경에서는 정의된 모델이 적용될 수 없는 상황이 종종 발생한다. 즉, 이동 물체가 다른 물체에 의해 전체적 또는 부분적으로 폐색될 수 있다. 또한, 인간의 관절 운동처럼 이동 물체 자체의 갑작스러운 변형은 칼만 필터의 정의된 행동 모델에 문제를 일으킨다.

· 본 논문은 두뇌한국 21 사업 중 핵심분야 사업(E-0075)과 첨단정보기술연구센터를 통하여 과학재단의 일부 지원을 받았음.

† 종신회원 : (주)인컴아이앤씨 정보기술연구소 연구원  
 dsjang@incom.co.kr

\*\* 비회원 : 노스캐롤라이나 주립대 연구원  
 swjang@vision.soongsil.ac.kr

\*\*\* 종신회원 : 송실대학교 컴퓨터학부 교수  
 gykim@computing.soongsil.ac.kr

\*\*\*\* 종신회원 : 송실대학교 미디어학부 교수  
 hic@computing.soongsil.ac.kr

논문접수 : 2001년 7월 10일  
 심사완료 : 2002년 2월 20일

본 논문에서는 폐쇄와 같은 열악한 환경에서도 성공적으로 동작 정보를 측정할 수 있는 개선된 칼만 필터, 즉 구조적 칼만 필터를 제안한다. 본 논문에서 제안하는 구조적 칼만 필터는 이동 물체를 구성하는 부분 영역 사이의 관계 정보를 활용한다. 관계 정보는 부분적으로 폐쇄된 부분 영역에 대한 불안정한 측정을 보강할 수 있으므로 부분 영역의 다음 상태에 대한 사전 예측도 가능하다.

2. 구조적 칼만 필터의 구조

칼만 필터는 가우시안 잡음을 가진 선형 동적 시스템에 대한 최적의 예측 방법을 제공하므로 동작 예측 분야에서 가장 널리 알려진 기법 중의 하나이다. 그리고 칼만 필터는 컴퓨터를 이용하여 쉽게 구현할 수 있는 일반화된 회귀 알고리즘을 제공한다. 일반적으로, 칼만 필터는 식 (1), 식 (2)와 같이 시스템을 시스템 상태 모델과 측정 모델로 나타낸다.

$$\hat{s}(k) = \Phi(k-1)\hat{s}(k-1) + w(k) \quad (1)$$

$$\hat{m}(k) = H(k)\hat{s}(k) + v(k) \quad (2)$$

k번째 시점의 시스템 상태  $\hat{s}(k)$ 는 k-1번째 시점의 프레임과 선형적으로 관련되어 있으며 측정 모델  $\hat{m}(k)$ 와 시스템 상태  $\hat{s}(k)$  사이의 관계 역시 선형적이다.  $w(k)$ 와  $v(k)$ 는 각각 상태 및 측정 잡음을 나타내며, 각각에 대해 독립적이고 가우시안 잡음을 가진다고 가정한다. 식 (1)에서  $\Phi(k)$ 는 k번째 시점의 상태와 k+1번째 시점의 상태를 연관시키는 상태 전이 행렬이고, 식 (2)에서  $H(k)$ 는 상태 모델과 측정 모델을 연관시키는 관측 행렬이다.

칼만 필터는 피드백 형태의 제어를 사용하여 시스템의 상태를 측정한다. 그림 1은 피드백 사이클을 보여준다. 칼만 필터는 주어진 시간에 시스템의 상태를 측정하고 측정 모델의 형태로 피드백을 획득한다. 다시 말해,

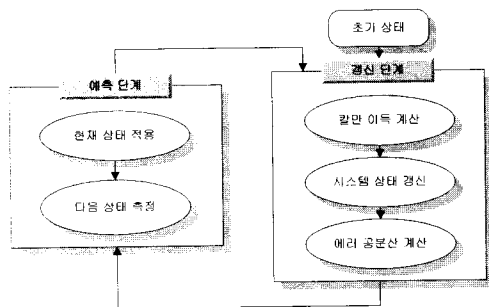


그림 1 칼만 필터의 피드백 사이클

칼만 필터는 예측 단계와 갱신 단계의 두 단계로 구성된다. 예측 단계는 현재의 상태를 적용하고 다음 프레임의 상태 모델과 측정 모델에 대한 사전 예측을 수행한다. 갱신 단계는 피드백을 수행한다. 즉, 향상된 사후 측정 벡터를 획득하기 위해 실제 측정 벡터와 사전 측정 벡터를 통합한다. 향상된 측정 벡터는 교대로 갱신 단계에 입력되고, 예측과 갱신 단계는 반복한다.

이동 물체 추적에서 폐쇄 때문에 물체에 대한 측정 모델을 신뢰할 수 없는 경우가 종종 발생한다. 측정 벡터가 손상될 때 측정 에러는 피드백 사이클 동안 누적되므로 신뢰할 수 있는 측정을 기대할 수는 없다. 본 논문에서 제안하는 구조적 칼만 필터는 부분적인 폐쇄의 문제를 해결하기 위한 것이다. 구조적 칼만 필터는 목표 물체를 하나의 영역으로 취급하는 대신 의미있는 부분 영역들로 분할하고, 각 부분 영역들의 관계를 고려하여 독립적인 부분 영역들을 동시에 고려한다.

구조적 칼만 필터는 두 가지 유형의 칼만 필터인 셀 칼만 필터(Cell Kalman filters)와 관계 칼만 필터(Relation Kalman filters)로 구성된다. 셀 칼만 필터는 각 부분 영역에 할당되고, 관계 칼만 필터는 인접한 두 부분 영역들 사이의 연결 부위에 할당된다. 그림 2는 4개의 셀 칼만 필터 (KF<sub>1</sub>, KF<sub>2</sub>, KF<sub>3</sub>, KF<sub>4</sub>)와 4개의 관계 칼만 필터 (KF<sub>12</sub>, KF<sub>23</sub>, KF<sub>13</sub>, KF<sub>34</sub>)를 가지는 구조적 칼만 필터의 구성을 보여준다. 그림 2는 부분 영역 3이 모든 다른 부분 영역들과 인접해 있다는 것을 암시한다. 셀 칼만 필터는 목표 물체의 각 부분 영역의 동작 정보를 측정하기 위한 것이고, 관계 칼만 필터는 인접한 두 부분 영역들 사이의 상대적인 관계를 측정하기 위한 것이다. 부분 영역의 최종적인 측정은 포함된 칼만 필터들의 측정을 결합하여 획득된다. 예를 들면, 그림 2의 부분 영역 1의 최종적인 측정에 영향을 주는 칼만 필터는 (KF<sub>1</sub>, KF<sub>2</sub>, KF<sub>3</sub>, KF<sub>12</sub>, KF<sub>13</sub>)이다. 부분 영역 1이 폐쇄되었다고 판단되면 KF<sub>1</sub>의 손상된 측정을 보상하기 위해 (KF<sub>2</sub>, KF<sub>3</sub>, KF<sub>12</sub>, KF<sub>13</sub>)의 측정을 사용할 수 있다.

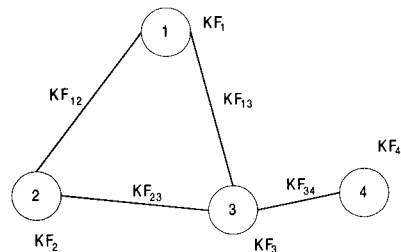


그림 2 구조적 칼만 필터 구성의 예

구조적 칼만 필터가 특정한 형태의 측정 벡터와 상태 벡터에 제한되지는 않지만 본 논문에서는 j번째 셀 칼만 필터의 측정 벡터와 상태 벡터를 식 (3), 식 (4)와 같이 정의한다. 즉, 측정 벡터는 부분 영역의 위치를 포함하며, 상태 벡터는 측정 벡터의 1차 미분값을 포함한다.

$$\bar{m}_c^j(k) = \begin{bmatrix} x^j \\ y^j \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\bar{s}_c^j(k) = \begin{bmatrix} \dot{m}_c^j(k) \\ \dot{m}_c^j(k) \end{bmatrix} \quad (4)$$

관계 칼만 필터는 인접한 부분 영역들의 상대적인 관계를 예측하기 위한 것이다. 본 논문에서는 i제 부분 영역과 j번째 부분 영역 사이의 상대적인 위치를 나타내기 위해 측정 벡터와 상태 벡터를 식 (5), 식 (6)과 같이 정의한다.

$$\bar{m}_r^i(k) = \begin{bmatrix} \Delta x^i \\ \Delta y^i \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\bar{s}_r^i(k) = \begin{bmatrix} \dot{m}_r^i(k) \\ \dot{m}_r^i(k) \end{bmatrix} \quad (6)$$

식 (5)에서  $\Delta x^i$ 와  $\Delta y^i$ 는 각각 x축과 y축에 대해 i번째 부분 영역과 j번째 부분 영역 사이의 위치 차이를 나타낸다. 그리고 추론 측정 벡터라고 불리는 또 하나의 측정 벡터가 필요하다. 이 벡터는 영역 사이의 연결 부분에 포함된 상대적인 관계를 통해 부분 영역의 측정 벡터를 간접적으로 표현하는데, 식 (7), 식 (8)은 이것을 표현한다.

$$\bar{m}^i(k) = \bar{m}_c^i(k) + \bar{m}_r^i(k) \quad (7)$$

$$\bar{s}^i(k) = \dot{m}_c^i(k) - \dot{m}_r^i(k) \quad (8)$$

식 (7)에서  $\bar{m}^i(k)$ 는 측정 벡터  $\bar{m}_c^i(k)$ 와 측정 벡터  $\bar{m}_r^i(k)$ 를 가산하여 계산된다. 비슷한 방식으로 식 (8)에서  $\bar{s}^i(k)$ 는 측정 벡터  $\dot{m}_c^i(k)$ 로부터 측정 벡터  $\dot{m}_r^i(k)$ 를 감산하여 계산할 수 있다. 폐쇄가 발생하지 않고 칼만 필터가 완벽하게 동작한다면 추론 측정 벡터  $\bar{m}^i(k)$ 는  $\bar{m}^i(k)$ 와 정확히 일치해야 한다.

### 3. 필터 매개 인수의 측정

구조적 칼만 필터는 예측 단계와 갱신 단계를 포함하는 피드백 제어의 형태로 시스템의 상태를 측정한다. 이런 전략은 각 단계에서의 세부 동작은 다르지만 기존의 칼만 필터의 동작과 매우 유사하다. 특히, 갱신 단계는 현재 상태에 대한 정확한 측정을 제공하기 위해 셀 필터와 관계 필터의 예측된 정보를 결합한다. 그림 3은 구조적 칼만 필터의 예측 알고리즘을 보여준다. 예측 단계

는 현재 상태의 측정을 기준으로 다음 상태의 사전 예측을 결정한다. 이 단계는 각각의 셀 필터 및 관계 필터에 적용되며 각 필터를 독립적으로 취급한다. 본 논문에서는 식 (1), 식 (2)와 같은 선형 모델에서 잡음 항을 무시하고 식 (9), 식 (10), 식 (11), 식 (12)와 같은 회귀식을 취한다.

$$s_c^{i-}(k+1) = \Phi_c(k) \cdot s_c^{i-}(k) \quad (9)$$

$$m_c^{i-}(k+1) = H_c(k) \cdot s_c^{i-}(k+1) \quad (10)$$

$$s_r^{i-}(k+1) = \Phi_r(k) \cdot s_r^{i-}(k) \quad (11)$$

$$m_r^{i-}(k+1) = H_r(k) \cdot s_r^{i-}(k+1) \quad (12)$$

위의 식에서 위 첨자 -는 다음 상태에 대한 사전 측정을 나타내고, 위 첨자 \*는 사후 측정을 나타내며, 각 식은 현재 상태가 측정되고, 이를 이용하여 다음 상태를 측정하는 방법을 보여준다. 시스템 상태의 사후 측정이 수행되면 시스템 상태 및 측정 벡터의 사전 측정도 얻을 수 있다. 따라서 부분 영역의 위치를 예측하는 문제를 해결할 수 있다.

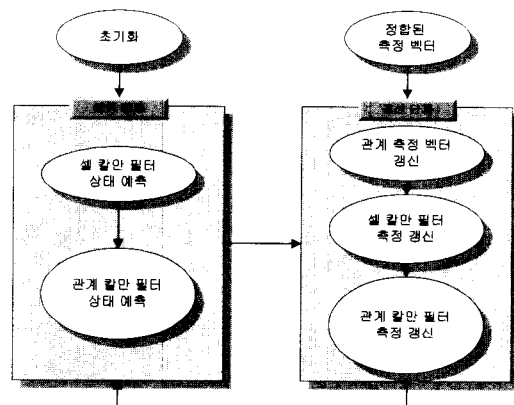


그림 3 구조적 칼만 필터의 예측 알고리즘

구조적 칼만 필터의 갱신 단계는 사전 측정, 그리고 실제 측정과 예측된 측정 사이의 차의 가중화된 합을 선형적으로 결합하여 시스템 상태의 사후 측정을 계산한다. 이 단계는 차이의 가중화된 합을 계산할 때 관련된 모든 셀 칼만 필터와 관계 칼만 필터를 고려한다. 예를 들면, 그림 2의 KF<sub>1</sub>에 대한 사후 측정인  $s_c^{1+}(k)$ 를 계산하기 위해 KF<sub>2</sub>, KF<sub>3</sub>, KF<sub>12</sub>, KF<sub>13</sub>의 실제 측정 및 예측된 측정을 고려해야 한다. 왜냐하면 구조적 칼만 필터가 임의의 인접 영역의 불안정한 측정을 보강하기 위해 인접한 부분 영역들의 측정을 이용하기 때문이다. 식

(13)은 KF<sub>1</sub>의 사후 측정을 계산하는 방법을 보여준다.

$$s_c^{j'}(k) = s_c^{j-1}(k) + (1 - \alpha^j(k)) \cdot \{K_c^{j'}(k)(m_c^{j'}(k) - m_c^{j-1}(k))\} + \alpha^j(k) \cdot \left\{ \frac{1}{N_j} \sum (1 - \alpha^j(k)) K_c^{j'}(k)(\bar{m}^j(k) - m_c^{j-1}(k)) \right\} \quad (13)$$

식 (13)은 세 개의 항으로 j번째 셀 필터의 사후 측정을 계산한다. 첫 번째 항은 k-1번째 시점에서 측정된 사전 측정을 나타내며, 이것은 두 번째와 세 번째 항에 의해 조정된다. 두 번째 항은 j번째 부분 영역의 실제 측정과 예측된 측정 사이의 차이와 함께 두 가지 종류의 가중치  $\alpha^j(k)$ 과  $K_c^{j'}(k)$ 을 포함한다. 칼만 이득(Kalman gain)  $K_c^{j'}(k)$ 은 차이값을 강조 또는 약화시키는 전형적인 가중치로서 여러 공분산을 이용하여 계산할 수 있다[7-8]. 가중치  $\alpha^j(k)$ 는 j번째 부분 영역의 폐색 정도를 반영하는 새롭게 소개되는 항이다. 영역이 많이 폐색되면 될수록 가중치의 값은 증가하므로 j번째 부분 영역은 사후 측정의 결정에 덜 영향을 준다.

식 (13)의 세 번째 항은 j번째 부분 영역에 인접한 부분 영역들의 영향을 반영한다. 그리고 가중치  $\alpha^j(k)$ 는 영향의 정도를 결정한다. 즉, j번째 부분 영역이 점점 더 폐색된다고 판단되면 사후 측정의 계산은 점점 더 인접한 영역들에 의존한다. 그러나 임의의 인접 영역이 심하게 폐색되었다면 측정에 있어 도움이 안 될 수도 있다. 이것은 j번째 부분 영역과 인접한 부분 영역들의 수를 나타내는  $N_j$ 로  $1 - \alpha^j(k)$ 를 나누는 항을 사용하여 조정할 수 있다. 세 번째 항은 칼만 이득, 그리고 j번째 부분 영역에 대한 추론된 측정과 예측 추론된 측정 사이의 차를 포함한다. 추론은 식 (7), 식 (8)에 의해 수행된다. 즉, 인접한 셀 필터와 연관된 관계 필터를 포함한다.

갱신 단계는 또한 관계 필터의 시스템 상태의 사후 측정을 계산하는데, 식 (14)와 같이 사전 측정, 그리고 실제 측정과 예측된 측정 사이의 가중화된 차이를 가산한다.

$$s_c^{j''}(k) = s_c^{j''}(k) + K^{j''}(k)(m_c^{j''}(k) - m_c^{j''}(k)) \quad (14)$$

관계 필터에서 측정은 두 개의 관련된 부분 영역들의 측정 사이의 상대적인 거리를 나타낸다. 본 논문에서는 측정에 대한 위치 차이만을 고려한다. 예측된 측정은 식 (9), 식 (10), 식 (11), 식 (12)와 같이 계산된다. 그러나, 실제 측정을 계산할 때 폐색의 가능성을 고려하고, 식 (15)와 같이 그 가능성을 반영한다.

$$m_c^{j''}(k) = \{(1 - \alpha^j(k))m_c^{j'}(k) - (1 - \alpha^j(k))m_c^{j'}(k)\} + \{\alpha^j(k)m_c^{j'}(k) - \alpha^j(k)m_c^{j'}(k)\} \quad (15)$$

식 (15)는 두 가지 다른 유형의 차이의 가중화된 합이다. 하나는 실제 측정 사이의 차이이고, 다른 하나는 연관된 셀 필터들의 예측된 측정 사이의 차이이다. 각 측정

은 폐색의 정도 또는 해당되는 부분 영역의 비폐색 정도를 나타내는 가중치에 의해서 곱해진다.

부분 영역의 폐색 유무를 판단하기 위해서는 부분 영역에 대한 모델이 필요하다. 부분 영역이 정해진 모델과 잘 정합될 경우에는 부분 영역이 폐색될 가능성이 적다. 그러나 부분 영역을 모델링하는 문제는 본 논문의 주요 관심사는 아니다. 기존의 문헌에는 목표 물체를 모델링하기 위한 다양한 유형의 접근 방법들이 있다[5, 6]. 예를 들면, 활동 모델 및 변형 가능한 템플릿 등이 있다.

본 논문에서는 부분 영역에 대한 기존의 모델을 사용한다[6]. 본 논문에서는 현재 시점의 프레임에서 부분 영역의 모델을 정의하기 위해서 이전 시점의 프레임의 해당되는 부분 영역을 사용한다. 즉, 특징 사이의 비유사도의 정도를 계산하고, 이를 이용하여 식 (16)과 같은 정합 척도를 정의한다.

$$\alpha^j(k) = 1 - e^{-|Features^{(k-1)} - Features^{(k)}|} \quad (16)$$

#### 4. 구조적 칼만 필터의 동작

본 장에서는 구조적 칼만 필터를 이동 물체의 동작 정보를 예측하는 특정한 문제에 적용한다. 그림 4는 본 실험에서 사용하는 영상 시퀀스를 보여준다. 사람이 사무실 안에서 움직이고 있으며, 사람의 몸은 움직이는 동안 부분적으로 폐색된다.

그림 4에서 점선으로 표시된 사각형은 이동 물체 추적 시에 사용되는 예측된 탐색 영역을 나타내며, 흰 사각형과 흰 선으로 연결된 그래프는 이동 물체의 정합된 위상을 나타낸다. 본 논문에서는 모델을 구성하는 각 노드들의 위치 좌표를 예측하기 위해 구조적 칼만 필터를 적용합니다. 따라서 구조적 칼만 필터에 의한 각 노드들의 위치 좌표가 예측되면 이 예측된 좌표들은 다음 시점에서 정합을 수행할 탐색 영역을 결정하는데 사용됩니다. 즉, 예측된 각 노드들의 위치를 포함할 수 있는 MER (minimum enclosing rectangle)을 계산하고, 이 MER의 1.5배의 크기가 되는 영역을 탐색 영역으로 설정합니다.

본 논문에서는 사전에 구조가 알려진 사무실 내의 출입구 근처의 특정 영역을 이동 물체 감지 영역으로 설정하고, 이 영역을 검사하여 새롭게 진입하는 이동 물체를 감지할 수 있다. 그림 5에서 흰색 사각형으로 설정한 부분이 이동 물체를 감지하는 영역이다.

본 논문에서는 두 개의 연속적인 프레임 사이의 차연산을 수행하여 목표 물체에 대한 초기 모델을 획득한다[5]. 초기 모델로부터 잡음 제거 및 영역 채움 작업 등의 전처리를 수행하면 그림 6의 (b)와 같은 이동 영역을 얻는다. 그런 다음, 감지된 이동 영역의 색상 분할을

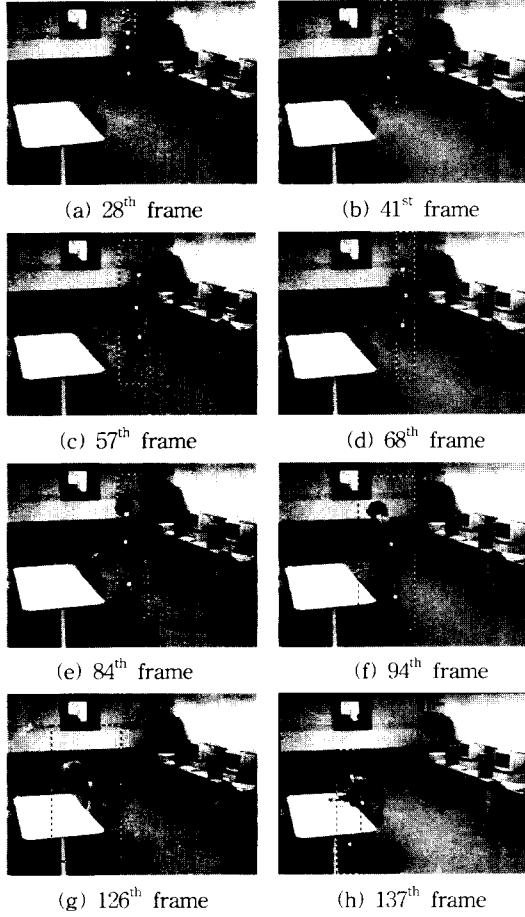


그림 4 실험 영상 시퀀스

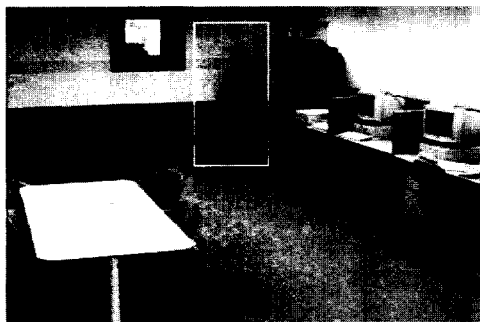


그림 5 설정된 이동 물체 감지 영역

위에서 결정 트리 분류기를 이용한 계층적인 탐-다운 영역 분할 기법을 사용하며, 결정 트리의 각 노드에서의 군집화를 위해서 K-means 군집화 알고리즘을 사용한

다[9]. 결정 트리는 이진 트리의 형태를 가지므로 k-means 군집화 알고리즘의 초기 군집의 개수 K는 2로 설정된다[6]. 그리고 K-means 알고리즘 사용 시 밝기 값 대신 HSI 칼라 공간의 H값을 입력값으로 사용함으로써 밝기값의 변화에 민감하지 않게 군집화를 수행한다. 본 논문에서 사용하는 계층적인 탐-다운 영역 분할의 과정은 그림 7에 나와 있다.



(a) 입력 영상 (b) 차 영상 (c) 초기 모델  
그림 6 초기 모델의 생성

본 논문에서는 분할된 부분 영역에 영역 정제 기법을 적용하여 작은 크기의 영역들을 제거한다. 그런 다음, 셀 칼만 필터를 남아 있는 각 영역에 할당한다. 그리고 부분 영역 사이의 인접 정도를 고려하여 인접한 두 부분 영역 사이에 관계 칼만 필터를 할당한다.

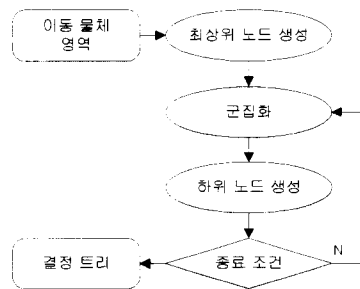


그림 7 계층적인 탐-다운 영역 분할 과정

본 실험의 예에서 구조적 칼만 필터는 그림 8과 같이 3개의 셀 필터  $KF_1$ ,  $KF_2$ ,  $KF_3$  및 2개의 관계 필터  $KF_{12}$ ,  $KF_{23}$ 를 가진다. 해당되는 셀 필터의 측정을 위해서는 부분 영역의 중심 위치가 사용되고, 관계 필터의 측정을 위해서 연관된 셀 필터 사이의 상대적 거리를 사용한다.

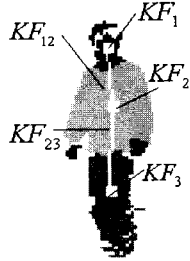


그림 8 구조적 칼만 필터의 생성

시스템 상태는 측정 벡터와 측정 벡터의 1차 미분값을 포함한다. 이런 설정에서 시스템 전환 행렬과 측정 벡터는 식 (17), 식 (18)과 같다.

$$\Phi' = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta t & 0 & \Delta t^2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t & 0 & \Delta t^2 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$H' = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (18)$$

본 논문에서는 각 프레임의 부분 영역과 연속적으로 입력되는 프레임의 부분 영역을 비교하여 가장 잘 정합되는 부분 영역의 쌍을 발견한다. 영역 비교는 칼라, 텍스처, 모양과 같은 영역 특징을 이용하여 수행한다. 가장 잘 정합되는 정합 쌍을 발견하면 식 (16)에서와 같이 폐색의 정도를 나타내는  $a^i(k)$ 를 계산할 수 있다. 그림 9는 그림 4의 입력 영상 프레임에서 3번째 부분 영역의  $a^i(k)$ 의 값을 보여준다. 그림 9에서와 같이 프레임 126에서 매우 심한 폐색 때문에 값이 매우 높음을 확인할 수 있다.

그림 10에서는 사후 측정  $sc^i$ 의 계산 결과를 수량적으로 보여준다. 그림 10에서 실선과 점선은 각각 식 (13)의 두 번째 항과 세 번째 항을 나타낸다. 두 번째 항의 크기가 감소할수록 세 번째 항의 크기는 증가함을 확인할 수

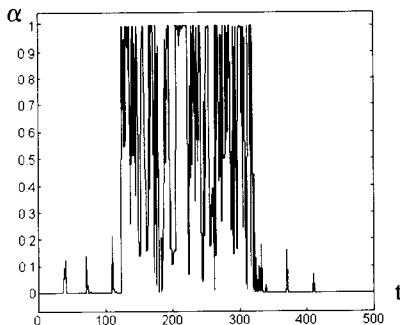


그림 9 폐색의 정도

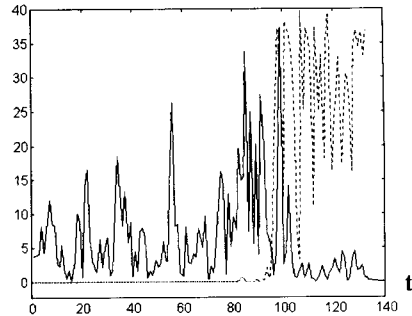


그림 10 관계 필터의 변화

있다. 즉, 부분 영역이 많이 폐색된다고 판단되면 관계 필터의 역할은 사후 측정을 계산할 때 더욱 중요해진다.

그림 11은 3번째 부분 영역의 예측된 측정의 이동 궤적을 보여준다. 그림 11에서는 본 논문에서 제안된 구조적 칼만 필터가 부분적인 폐색의 환경에서도 성공적으로 동작함을 확인할 수 있다. 예를 들면, 세 번째 부분 영역은 그림 4에서와 같이 126번째 프레임에서 매우 심하게 폐색된다. 그러나 제안된 구조적 칼만 필터는 부분 영역을 손실하지 않고 성공적으로 부분 영역을 추적한다.

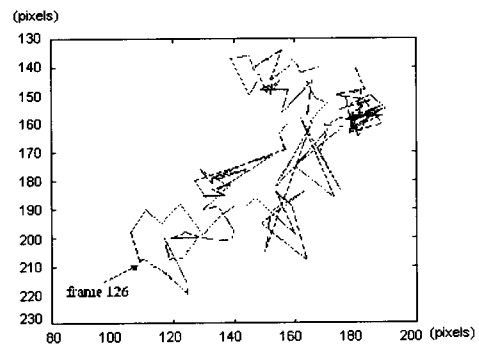


그림 11 예측된 측정 궤적

### 5. 결론

본 논문에서는 인접한 영역 사이의 관계 정보를 이용하여 폐색된 영역에 대한 정보를 예측할 수 있는 구조적 칼만 필터를 제안했다. 폐색이 발생하지 않는다면 관계 필터가 활성화되지 않기 때문에 제안된 구조적 칼만 필터는 기존의 칼만 필터와 동일하게 동작한다. 그러나 물체가 심하게 폐색될수록 관계 정보의 의존도는 증가하며, 물체의 사전 예측을 수행하기 위해 관계 필터의 역할은 점점 더 중요해진다.

구조적 칼만 필터는 이동 물체의 동작 정보를 측정하기 위해 제안되었다. 구조적 칼만 필터에서는 물체에 대한 모델을 이용하여 폐색의 정도를 계산한다. 그리고 폐색의 정도에 따라 관계 필터의 역할도 결정된다. 본 논문에서는 구조적 칼만 필터의 수행에서 사용되는 정합 척도 효과를 평가하지 않았다. 왜냐하면 본 논문에서 제시한 물체의 모델은 매우 간단하다. 그러나 응용 분야에 따라 스네이크나 변형 가능한 형판과 같은 보다 복잡한 모델을 사용할 수도 있다[10, 11].

실험에서는 제안된 방법이 부분적으로 폐색될 수 있는 이동 물체의 추적에서 매우 좋은 결과를 보여준다. 인접한 부분 영역 사이의 관계 정보는 부분적으로 폐색된 부분 영역의 불안정한 측정을 보장하기 위해 사용될 수 있다. 결론적으로, 제안된 구조적 칼만 필터는 불안정한 측정을 일으킬 수 있는 기존의 칼만 필터의 문제를 극복할 수 있는 또 다른 구조를 제공할 수 있다.

### 참고문헌

- [1] O. Lee and Y. Wang, "Motion-Compensated Prediction Using Nodal-Based Deformable Block Matching," *Journal of Visual Communication and Image Representation*, Vol. 6, No. 1, pp. 26-34, March 1995.
- [2] A. L. Gilbert, M. K. Giles, G. M. Flachs, R. B. Rogers and Y. H. U, "A Real-Time Video Tracking System," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 2, pp. 47-56, January 1980.
- [3] T. Uno, M. Ejiri, and T. Tokunaga, "A Method of Real-Time Recognition of Moving Objects and Its Application," *Pattern Recognition*, Vol. 8, pp. 201-208, August 1976.
- [4] D. P. Huttenlocher, J. J. Noh, and W. J. Rucklidge, "Tracking Non-Rigid Objects in Complex Scenes," *Fourth International Conference on Computer Vision*, pp. 93-101, May 1993.
- [5] D. S. Jang, G. Y. Kim, and H. I. Choi, "Model-based Tracking of Moving Object," *Pattern Recognition*, Vol. 30, No. 6, pp. 999-1008, June 1997.
- [6] D. S. Jang and H. I. Choi, "Active Models for Tracking Moving Objects," *Pattern Recognition*, Vol. 33, No. 7, pp. 1135-1146, July 2000.
- [7] S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, 1986.
- [8] G. Minkler and J. Minkler, *Theory and Application of Kalman Filtering*, Magellan, 1994.
- [9] Y. I. Ohta, T. Kanade, and T. Sakai, "Color Information for Region Segmentation, *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*," Vol 13, No. 1, pp. 222-241, May 1980.
- [10] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes : Active Contour Models," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 1, No. 4, pp. 321-331, April 1988.
- [11] D. J. Williams and M. Shah, "A Fast Algorithm for Active Contours," *Third International Conference on Computer Vision*, pp. 592-595, December 1990.



장 대 식

1994년 2월 숭실대학교 전자계산학과 졸업(공학사). 1996년 2월 숭실대학교 대학원 전자계산학과 졸업(공학석사). 1999년 2월 숭실대학교 대학원 컴퓨터학과 졸업(공학박사). 1999년 3월 ~ 2000년 4월 숭실대학교 생산기술 연구소 연구원. 2000년 5월 ~ 2001년 10월 줄라이네트(주) 연구소 연구원(책임연구원). 2000년 5월 ~ 현재 (주)인컴아이엔씨 정보기술연구소 연구원. 관심분야는 컴퓨터 비전, 영상처리, 동영상처리, 동작이해 등



장 석 우

1995년 2월 숭실대학교 전자계산학과 졸업(공학사). 1997년 2월 숭실대학교 대학원 전자계산학과 졸업(공학석사). 2000년 8월 숭실대학교 대학원 컴퓨터학과 졸업(공학박사). 현재 미국 노스캐롤라이나 주립대 연구원. 관심분야는 컴퓨터 비전, 영상처리, 동작이해, 비디오 검색 등



김 계 영

1990년 2월 숭실대학교 전자계산학과 졸업(공학사). 1992년 2월 숭실대학교 컴퓨터학과 졸업(공학석사). 1996년 2월 숭실대학교 컴퓨터학과 졸업(공학박사). 1996년 3월 ~ 1997년 11월 한국전자통신연구원(Post Doc.). 1997년 12월 ~ 2001년 2월 한국전력공사 전력연구원(선임연구원). 2001년 3월 ~ 현재 숭실대학교 컴퓨터학부(조교수). 관심분야는 컴퓨터비전, 형태인식, 생체인식, VR/AR, 영상처리 등



최 형 일

1979년 2월 연세대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1982년 6월 미시간대학교 전산공학과 졸업(공학석사). 1987년 6월 미시간대학교 전산공학과 졸업(공학박사). 현재 숭실대학교 미디어학부 교수. 관심분야는 컴퓨터 비전, 패턴 인식, 워터마킹, 인터페이스 에이전트 등