

論文95-32B-10-7

# 映像合成을 위한 映像으로부터의 堅實한 카메라파라미터 推定法

(Robust Estimation of Camera Parameters  
from Video Signals for Video Composition)

朴鍾一\*, 李忠雄\*\*

(Jong-il Park and Choong Woong Lee)

## 要約

이 논문에서는, 高品質의 映像合成에 필요한 카메라 파라미터를 映像 자체만으로부터 堅實하게 推定해내는 方法을 提案한다. 이 方法은 3차원 회전, 줌, 촬영거리의 5개의 카메라 파라미터를 間接推定法으로 推定하는 것이다. 被寫體의 부분적인 움직임이나, 잘못된 局所 움직임 推定으로 인한 不適切한 觀測데이터(아웃라이어)는 推定의 정확도를 해치므로, 이의 제거에 촬점을 맞추고, 효율적인 알고리듬을 제시한 후, 컴퓨터 생성 데이터와 實映像을 사용하여 그 유효성을 입증한다.

## Abstract

In this paper, we propose a robust estimation of camera parameters from image sequence for high quality video composition. We first establish correspondence of feature points between consecutive image fields. After the establishment, we formulate a nonlinear least-square data fitting problem. When the image sequence contains moving objects, and/or when the correspondence establishment is not successful for some feature points, we get bad observations, outliers. They should be properly eliminated for a good estimation. Thus, we propose an iterative algorithm for rejecting the outliers and fitting the camera parameters alternatively. We show the validity of the proposed method using computer generated data sets and real image sequences.

## I. 머리말

映像合成은, 多數의 多樣한 카메라로 찍은 複數의 實映像이나, 컴퓨터그래픽(CG)에 의해 생성된 映像을 모아서 하나의 映像으로 만들어 주는 것이다. 그것은

映像제작의 자유도를 비약적으로 증대시켜준다. 최근에 映像매체의 需要가 폭발적으로 증가하면서 더 큰 주목을 받기 시작하고 있다.

이러한 映像合成에서 중요한 것은, 마치 한대의 카메라로 同時에 촬영된 것 같은 자연스런 映像을 얻는 것이다. 이를 위해서는, 합성의 대상이 되는 多數의 映像의 모든 조건을 한가지 관점에서 통일시키는 것이 필요하다. 이러한 조건으로는 視點과 摄像面의 통합, 照明조건의 통합, 해상도의 조정, 映像간의 경계부에서의 부자연성의 제거 등을 들 수 있다. 이들 중에서도 매우 중요한 것이 視點과 摄像面의 통합인데, 이것은 특히

\* 正會員, 韓國放送開發院

(Korean Broadcasting Institute)

\*\* 正會員, 서울大學校 電子工學科

(Dep. of Elec. Eng., Seoul National Univ.)

接受日字: 1994年11月5日, 수정완료일: 1995年10月4日

카메라의 조작에 의해 視點과 摄像面의 변화가 생기고 있는 映像이 合成대상에 포함되어 있을 때 중요하다.

영화제작자들은 오래 전부터 映像合成기술을 사용해 오고 있었다. 그러나, 그들은 手動으로 視點과 摄像面의 통합을 행하였기 때문에, 숙련된 인력의 막대한 시간을 필요로 하였고, 결과적으로 엄청난 시간적, 경제적 비용을 감수하지 않을 수 없었다. 몇년전, TV제작자들이 매우 효율적이고, 경제적인 技法을 개발하였다 [1][2]. 이것은 카메라에 계측기를 붙여서, 카메라의 조작을 측정한 후 이 데이터를 이용해 합성을 행하는 방식이다. 한편, 최근에는 계측기를 사용하지 않고, 映像으로부터 카메라조작을 自動으로 推定하는 방식이 提案되었다 [3][4]. 이것은 보조정보 없이 映像 자체만을 가지고 카메라의 내부파라미터(총점거리) 및 외부파라미터(카메라의 3차원 회전량)를 구하는 方法으로, 먼저 인접한 프레임간의 특징점의 대응관계를 구한 후, 그 대응관계를 이용하여 비선형데이터핏팅(fitting)을 행함으로써, 파라미터를 推定하였다.

推定法에서 파라미터 推定에 영향을 미치는 요소로는 우선 정합잡음을 들 수 있다. 이것은 주로 映像신호에 잡음이 포함되어 있기 때문에 생기며, 특징점을 대응시키기 위해 행하는 局所 움직임 推定시에, 가정한 신호모델과 실제 映像신호가 잘 맞지 않을 때도 생긴다. 또 하나는 부분움직임인데, 이것은 움직이는 물체가 被寫體에 포함되어 있을 때 카메라의 움직임과는 무관하게 발생한다. 이외에도 렌즈의 광학적 특성이 이상적이지 않기 때문에 생기는 각종 렌즈왜곡, 카메라의 움직임이나 조립상태가 가정에서 벗어나기 때문에 생기는 시스템왜곡 등을 꼽을 수 있다 [5]. 참고문헌 [3]에서는 정합잡음과 렌즈왜곡에 중점을 두고 분석하였으며, 부분움직임도 정합잡음의 일부로 보아 가우스잡음이라고 가정하여 특별한 대응책을 마련하지 않았다. 그러나, 부분움직임은 매우 이질적인 통계적 특성을 갖는 경우가 많으며, 카메라의 움직임과는 무관하게 일정한 경향성을 가지고 나타나는 수도 있다. 이러한 경우, 推定결과가 최적값에 이르지 못하는 수가 있으며, 수치적 계산 알고리즘이 실패하는 수도 있다. 이를 방지하기 위해서는 부분움직임이 推定의 정확도에 미치는 영향을 억제하는 方法을 강구할 필요가 있다.

이 논문에서는, 움직이는 물체에 의한 부분움직임과 같이, 가정된 통계적 특성에서 크게 벗어나는 觀測데이터, 즉 아웃라이어(outlier)를 검출하여 推定과정에서

배제시킴으로써, 推定성능을 안정적으로 유지하는 墓實한 推定技法을 提案한다.

提案하는 墓實推定法에서, 카메라모델과 推定모델, 그리고 推定의 기본적 접근방식은 참고문헌 [3]과 동일하다. 透視투영을 가정하면, 좁과 3차원회전을 포함하는 카메라조작에 의한 摄像面 상에서의 映像變換은 2차원 기하變換으로 나타낼 수 있다. 이 變換을 구성하는 파라미터들이 구하고자 하는 카메라 파라미터이다. 이 파라미터를 구하기 위해 먼저, 인접하는 映像필드 사이에 특징점의 대응관계를 구한다. 그리고, 映像變換에 맞추어 비선형 최소제곱 데이터 풀팅(fitting) 문제를 정식화한다. 이어서, 특징점의 대응관계로부터 얻어진 2차원 좌표의 쌍을 사용하여 문제를 푼다.

이 문제를 墓實하게 풀기 위하여, 이 논문에서는 아웃라이어를 적절히 제거해 나가면서 카메라 파라미터를 推定해 내는 반복적 알고리듬을 提案한다. 최소제곱 推定은 데이터의 갯수가 많을수록, 잔류오차의 크기가 작을수록 정확하므로, 이 논문의 문제와 같이 유한개의 觀測데이터가 주어진 문제에서는, 아웃라이어의 제거율과 잔류오차의 평균크기를 동시에 줄이는 것이 중요하다. 이것을 아웃라이어 제거 문제라고 정의하고, 매우 간단한 문제 해결 方法을 提案한다. 아웃라이어 제거와 파라미터 개선을 번갈아 가며 반복수행함으로써 파라미터를 推定한다.

이어지는 2장에서는 이 논문에서 다루고자 하는 문제가 어떤 것인지를 제시하고, 대략적인 접근方法을 설명하고자 한다. 3장에서는 2장에서 설정한 推定문제를 안정적으로 墓實하게 해결하기 위한 구체적 方法을 提案한다. 그리고, 4장에서는 컴퓨터로 생성한 데이터를 사용한 실험으로 提案方法의 성능을 제시, 분석하고, 實映像을 사용한 실험을 통해 그 실효성을 입증한다.

## II. 카메라 파라미터의 推定法

### 1. 映像變換모델과 카메라파라미터

그림 1은 카메라의 投影(projection)과 操作(operation)의 幾何學的 관계를 표시한 것이다.  $X = (X, Y, Z)^T$ 은  $O$ 를 중심으로 하는 카메라 좌표계(camera coordinate system)에서 물체  $P$ 의 3차원 좌표를 나타낸다. 이때 광축(optical axis)은  $Z$ 축과 일치하는 것으로 한다.  $(x, y)$ 는, 광축과 摄像面(image plane)이 교차하는 곳을 원점으로 하고,  $X$  및  $Y$ 에

각각 평행한 **映像面**상의 좌표계에, 물체  $P$ 가 投影되었을 때의 좌표를 나타낸다. 透視투영(perspective projection)을 가정하면, 映像좌표와 카메라좌표의 관계는  $x = FX/Z$ ,  $y = FY/Z$ 로 주어진다. 여기서,  $F$ 는 카메라의 촛점거리를 나타낸다. 카메라에 3차원적 회전조작이 가해지면, 회전 후의 새로운 3차원카메라좌표  $X' = RX$  이 된다. 여기서  $R$ 은  $3 \times 3$  회전행렬을 나타낸다. 또, 카메라의 촛점거리를 변화시켰을 때(zooming), 새로운 映像좌표계는  $x' = F'X'/Z$ ,  $y' = F'Y'/Z$ 로 나타낼 수 있다. 여기서,  $F' = fF$ 이며  $f$ 를 줌이라 부르기로 한다.

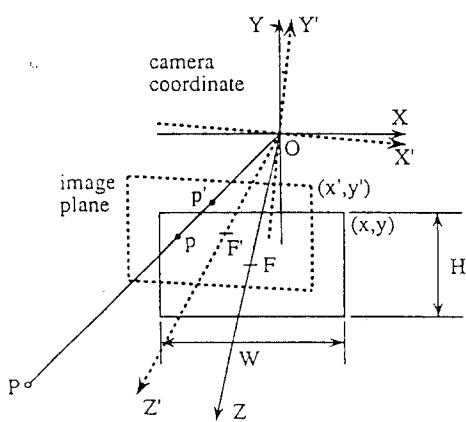


그림 1. 카메라의 투영 및 조작 모델.

Fig. 1. Camera projection geometry before and after camera operation.

물체  $P$ 가 정지해 있다고 가정하고, 앞의 식들을 정리하면, 카메라조작 前後의 映像좌표간의 관계는 다음과 같이 주어진다<sup>[3]</sup>.

$$x' = F \frac{r_{11}x + r_{12}y + r_{13}F}{r_{31}x + r_{32}y + r_{33}F}, \quad (1)$$

$$y' = F \frac{r_{21}x + r_{22}y + r_{23}F}{r_{31}x + r_{32}y + r_{33}F}. \quad (2)$$

여기서,  $r_{ij}$ 는 회전행렬  $R$ 의 원소이다. 이 식이 이 논문 전체에 걸쳐 상정하고 있는 映像變換모델이다. 이 **變換**을 구성하는 파라미터들은 카메라시스템의 모델화로부터 얻어졌으므로, 카메라파라미터라 부른다.

## 2. 특징점추출과 대응관계 확립

간접법으로 파라미터를 推定하려면 특징점의 대응관

계를 정확히 구하는 것이 매우 중요하다. 특징점의 대응관계를 구하는 가장 일반적 方法은, 한 프레임의 局所映像블록을 특징점으로 보고 다른 프레임에서 그와 가장 잘 정합되는 곳을 찾아내는 것으로, 이 논문의 方法도 이에 해당된다. 이 方法에서 주의해야 할 것은 모든 映像블록이 적절한 움직임정보를 포함하고 있다고 할 수 없다는 점이다. 오히려, 모서리나 하이텍스추어(hight texture) 블록만이 유용한 움직임정보를 가지고 있다고 보는 것이 옳다. 왜냐하면, 이러한 블록이 의의 것은 움직임벡터가 단일하게 결정되기 어렵거나, 정확하게 推定하기 어렵기 때문이다. 이 논문에서는, 모의실험 결과 우수한 성능을 보인 Lucas 와 Kanade의 方法<sup>[5]</sup>을 사용하여 이러한 블록을 검출하였다. 이렇게 해서 유용하다고 판단된 블록에 대해서는 움직임推定을 행한다. 提案하는 움직임推定方法은 블록정합법과 경사법의 계층적 조합으로 이루어져 있다. 먼저, 映像을 低域통과 시킨 후 확장된 크기의 블록에 대해 큰 탐색영역의 블록정합을 하여 素 단위의 움직임벡터를 구한다. 그리고, 이 벡터를 초기값으로 하여 반복적 경사법을 이용하여 부 素 단위의 정밀한 움직임벡터를 구한다. 움직임보상 후의 잔류오차를 가지고 信賴度検査를 행하여 의심스러운 특징점은 제거한다.

### 3. 최소제곱법

특징점의 대응관계를 구하면, 카메라 움직임 전후의 특징점 좌표의 쌍,  $(x_i, y_i)$  와  $(x'_i, y'_i)$ ,  $i=1, \dots, N$  을 얻는다. 특징점 정합잡음의 분포를 정규분포로 가정하면, ML(maximum likelihood) 의미에서의 최적推定기는 최소제곱推定기이다. 카메라 파라미터推定에서의 최소제곱推定 문제는 다음과 같이 쓸 수 있다.

**문제정의** 카메라 파라미터  $a$ 에 대하여

$$\sum_{i=1}^N [(x_i - \hat{x}_i(x_i, y_i, a))^2 + (y_i - \hat{y}_i(x_i, y_i, a))^2] = \sum_{i=1}^N \| \mathbf{r}_i \| \quad (3)$$

를 최소화 시킨다.

여기서,  $a$ 는 구하고자 하는 카메라 파라미터들을 나타낸다. 또,  $\hat{x}_i(x_i, y_i, a)$ 와  $\hat{y}_i(x_i, y_i, a)$ 는  $(x_i, y_i)$ 를 파라미터  $a$ 에 의해 **變換**한 새로운 좌표의  $x$  및  $y$  성분을 각각 나타낸다.  $\mathbf{r}_i$ 는 잔류오차를 나타낸다. 이 최소제곱推定 문제는 비선형이기 때문에 수치적 method으로 풀 수 밖에 없다. 비선형 최소제곱 데이터핏팅(data-fitting)은

ta-fitting)의 일종인 Levenberg-Marquardt법<sup>[6]</sup>을 사용하여 推定을 행한다.

이 논문에서 상정하고 있는 문제와 그 해결을 위한 기본적인 접근方法에 관해 개략적으로 살펴보았다. 자세한 내용은 참고문헌 [3]에 나타나 있다. 이제 이 推定문제를 堅實하게 수행하는 方法에 대해 살펴보기로 한다.

### III. 堅實推定技法

카메라파라미터를 추출하고자 하는 映像에 움직이는 물체가 포함되어 있을 경우에, 映像에서 그 물체에 속한 부분의 움직임장은, 정지해 있는 물체와 배경이 겹는 움직임 즉, 카메라조작에 의한 움직임장과는 매우 다른 분포를 보이게 된다. 이것은 카메라 파라미터 推定의 정확도를 저하시키며, 심할 때는 推定실패 등의 가능성도 낳는다. 이장에서는 아웃라이어를 어떻게 검출할 것인지에 대해 살펴보고, 이를 검출해 가면서 파라미터를 推定하는 구체적인 알고리듬을 제시한다.

#### 1. 堅實推定을 위한 고려사항

일반적으로, 映像合成을 위해 물체를 추출하고자 할 때, 그 대상은 움직이는 물체인 경우가 많다. 앞장에서 설명한 方法으로 특징점대응을 시키면 局所움직임을 정확히 推定할 수 있는 모든 곳에서 특징점의 대응관계를 얻는다. 특징점은 당연히 정지해 있는 물체 뿐만 아니라 움직이고 있는 물체 내부에도 있을 것이다. 그런데 움직이는 물체 내부의 특징점에 대해서는 카메라조작에 의한 움직임 뿐만 아니라 물체자체의 움직임까지도 반영하는 대응관계가 구해지며, 이것은 대상이 정지하고 있다고 가정하고 구한 映像變換으로부터 벗어나는 분포를 이루게 된다. 따라서 이를 특징점들은 나쁜 觀測데이터, 즉 아웃라이어가 되는 것이다.

아웃라이어가 있으면, 提案하는 推定모델에서의 推定정확도가 커다란 영향을 받는다. 특히 다른 파라미터에 비해 민감도가 높은 파라미터인 촛점거리<sup>[7]</sup>의 推定정확도가 저하되며, 심하면 계산실패 등의 가능성도 생긴다.

한편, 좋은 推定성능을 얻기 위해서는 觀測데이터의 수가 많으면 많을수록 좋다. 왜냐하면, 파라미터推定의 정확도는 특징점의 갯수가 많을수록 향상되기 때문이 다<sup>[3]</sup>.

따라서, 觀測데이터에 아웃라이어가 있을 때에 堅實한 推定을 하기 위해서는, 가능한 한 많은 데이터를 활용하면서도, 아웃라이어는 확실하게 제거해주는 方法이 필요하다.

#### 2. 아웃라이어 검출

일반적으로, 물체의 움직임은 제각기 다르기 때문에, 아웃라이어의 통계적 특성이 어떤 분포를 이룬다고 가정하는 것은 무의미하다. 그러므로, 이 논문에서는 아웃라이어의 통계적 특성에 대해서 어떠한 가정도 하지 않고,

- 충분한 수의 觀測데이터를 얻을 수 있으며,
- 아웃라이어보다는 좋은 觀測데이터의 수가 많으며,
- 아웃라이어의 잔류오차가 좋은 觀測데이터의 잔류오차보다 크다

는 가정만을 하고 아웃라이어를 검출하는 方法을 모색하기로 한다.

앞절에서 살핀 사항들을 고려하여 堅實推定문제를 한마디로 표현하면, 평균제곱오차와 아웃라이어제거율을 동시에 최소화하도록 파라미터를 찾아내는 것이라 할 수 있다. 그런데, 주어진 잔류오차분포에 대해, 아웃라이어제거율을 줄이면 잔류오차가 늘고, 잔류오차를 줄이면 아웃라이어제거율이 커지게 되므로, 아웃라이어제거 문제는 비용함수

$$J = E(\mathbf{W}) + \lambda B(\mathbf{W}), \quad (4)$$

를

$$\mathbf{W} = (W_1, W_2, \dots, W_N)^T,$$

에 대하여 최소화하는 문제로 정식화 할 수 있다. 여기서,  $\lambda \geq 0$ 이며,

$$W_i = \begin{cases} 1, & \text{nonoutliers} \\ 0, & \text{outliers} \end{cases}$$

이다.  $E(\mathbf{W})$ 는 아웃라이어를 제외한 잔류오차의 평균

$$E(\mathbf{W}) = \frac{\sum_{i=1}^N W_i \| \mathbf{r}_i \|}{\sum_{i=1}^N W_i} \quad (5)$$

이며, APRE(Average Pure Residual Error)라고 부르기로 한다. 또,  $B(\mathbf{W})$ 는 아웃라이어제거율로이다.

$$B(\mathbf{W}) = \frac{N - \sum_{i=1}^N W_i}{N}$$

주어진  $B$ 에 대해  $E$ 를 최소화했을 때, 그 값을

$E(B)$ 라고 나타낸다. 여기서 최소화는 잔류오차의 크기에 따라 작은 것을 원하는 갯수만큼 취하는 것에 불과하다. 만일  $E(B)$ 가 컨벡스 함수이면,  $\lambda$ 값에 따라  $J$ 를 최소화하는 최적의  $B^*(\lambda)$ 가 단일하게 결정된다. 그러나, 잔류오차의 분포에 따라서는 부분적으로 컨벡스하지 않은 곳이 존재한다. 다행히도, 컨벡스 조건을 만족하지 않는  $B$ 는 산발적으로 존재하며, 그 정도도 미미하다. 따라서  $E(B)$  곡선에 저역필터를 가하면 그러한 점들은 제거되며, 안정적으로 최적 아웃라이어 제거율을 구할 수 있다.

실제로 아웃라이어가 존재하면,  $E(B)$  곡선은 아웃라이어 제거율의 참값 근처에서 매우 극적인 변화를 보인다. 이것은  $\lambda$ 값의 변화에 별 영향을 받지 않고 늘거의 같은 아웃라이어 제거율을 얻을 수 있음을 의미하며, 안정적인 알고리듬 구성을 가능하게 한다.

### 3. 알고리듬

이 논문의 전체적인 파라미터 推定 알고리듬의 기본 구조는 [3]과 동일하다. 다른점은, 堅實한 推定을 하기 위해, Levenberg-Marquardt법의 반복루프의 중간에 아웃라이어 검출부를 두고, 매번 새로이 아웃라이어를 검출하여 이들을 배제하고 파라미터갱신을 하고 있다. 이것은 모든 반복적 알고리듬이 그러하듯이, 매 반복마다 현재의 파라미터가 올바른 값이라고 생각하여 아웃라이어를 검출하고, 이들을 제외하고 파라미터를 갱신하면, 그 파라미터는 이전의 파라미터보다 더 참값에 가까워진다는 가정에 근거한다. 초기파라미터 설정에 있어서, 줌, 팬, 틸트, 회전은 없다고 가정했으며, 초점거리의 초기값은 畫角이  $30^\circ$  일 때의 값을 사용하였다.

여기에서는 아웃라이어를 검출하는 알고리듬만을 제시하기로 한다.

- 현재의 파라미터를 써서, 모든 觀測데이타의 잔류오차  $r_i$ ,  $1 \leq i \leq N$ , 를 계산한다.
- 잔류오차의 크기순으로 데이타를 소팅한다. 즉,  $\|r_i\| \leq \|r_j\|$  for all  $i < j$ .
- 데이타의 수를 늘려가면서 APRE를 계산한다. (식(III-2))
- APRE 곡선을 저역통과 필터에 통과시킨다.
- APRE의 기울기  $\frac{dE(B)}{dB}$  를 계산한다.
- 문턱값  $T_s = -h \lim_{B \rightarrow 0} E(B)$  을 계산한다. 여기서  $h$ 는 조정 파라미터이다.

- 기울기가 문턱값과 가장 가까울 때의 제거율  $B^*$  을 최적 아웃라이어 제거율로 정한다.
- $i > B^*N$ 인 모든 觀測데이타를 아웃라이어로 간주한다.

이렇게 하여 아웃라이어를 제거한 다음에는, 나머지 데이타를 사용하여 파라미터를 갱신한다<sup>[5]</sup>. 이 알고리듬에서 주목할 점은 알고리듬 전체에 걸쳐 조정 파라미터가 오직 하나 밖에는 없다는 것이다. 더욱기, 다음 장에 제시한 결과에서 확인할 수 있듯이, 이 파라미터를 비교적 넓은 범위에 걸쳐 변화시켜도 별로 큰 변화가 없이 매우 안정적인, 堅實한 推定결과를 얻을 수 있다.

## IV. 시뮬레이션 결과

### 1. 컴퓨터 생성데이타에 의한 실험

提案하는 아웃라이어 제거법의 성능을 다양한 경우에 대해 조사해 보았다. 여기서는 전형적인 몇 가지 경우에 대한 결과를 제시하고자 한다.

상정하고 있는 카메라의 摄像面이 수평, 수직으로 각각 4/3, 1의 길이를 갖는 직사각형이고, 그 위에 가로, 세로 각각 646, 486 畫素가 배치되었다고 가정한다. 특징점의 수는 400개, 수직 畫角은  $30^\circ$ 로 고정한다. 또, 줌 비율은 0.98, 틸트, 팬, 회전은 각각 0.002 [rad], 0.004 [rad], 0.0 [rad] 으로 놓는다. 觀測데이타와 아웃라이어 모두 정규분포를 이루고 다만 그 크기만이 다르다고 가정한다. 조정파라미터  $h$ 는 0.1로 놓는다. 좋은 觀測데이타의 잔류오차의 표준편자는 0.2 [pel]로 놓는다.

다음의 8가지 경우에 대한 모의 실험 결과를 제시한다. 아웃라이어 잔류오차의 표준편자를  $\sigma_{OL}$ , 그 평균을  $(m_x, m_y)$ 라고 표기한다.

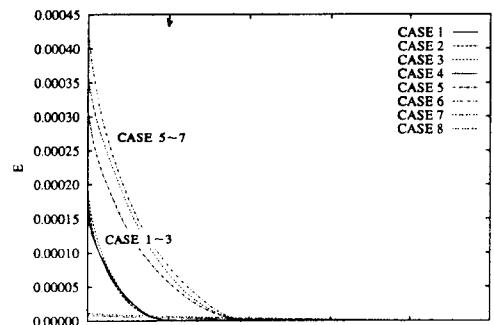
〈CASE 1〉 아웃라이어가 映像크기의 1/4에 해당하는 映像의 중심부에 몰려 있다.  $\sigma_{OL}=5$  [pel],  $(m_x, m_y)=(0, 0)$ 이다.

〈CASE 2〉  $(m_x, m_y)=(-2, 2)$ 인 것을 제외하면, 〈CASE 1〉과 마찬가지이다.

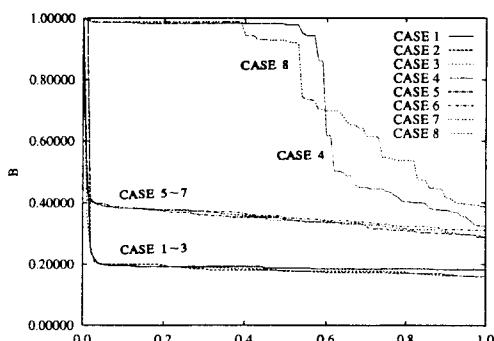
〈CASE 3〉 아웃라이어가 映像전체에 고루 퍼져 있다. 나머지는 〈CASE 2〉와 마찬가지이다.

〈CASE 4〉  $\sigma_{OL}=0.5$  [pel],  $(m_x, m_y)=(-0.5, 0.5)$ 이고, 나머지는 〈CASE 1〉과 동일하다.

위의 4가지 경우에는 아웃라이어의 비율을 0.2로 놓았고, <CASE 5>에서 <CASE 8>까지는 아웃라이어의 비율이 0.4인 것을 제외하고는 <CASE 1>에서 <CASE 4>까지와 동일하다.



(a)



(b)

그림 2. 컴퓨터 생성 데이터를 사용한 실험결과.  
(a) 아웃라이어 비율에 따른 APRE의 변화, (b) 조정파라미터  $h$ 에 따른 최적 아웃라이어 제거율의 변화

Fig. 2. Simulation results using computer generated data set. (a) the APRE versus outlier rejection ratio, (b) the optimum rejection ratio versus the tuning parameter  $h$ .

그림 2에 시뮬레이션 결과를 나타내었다. <CASE 4>와 <CASE 8>을 제외하면 비슷한 결과가 얻어졌다. (a)에서 APRE곡선은 아웃라이어 비율의 참값(0.2 또는 0.4) 근처에서 급격히 변화함을 볼 수 있다. 또, (b)에서 조정파라미터의 값을 넓은 범위에 걸쳐 변화시켜도 최적 아웃라이어 제거율이 거의 일정하게 얻어

짐을 알 수 있다. 이것은 提案하는 아웃라이어 제거 알고리듬이 조정파라미터에 별로 영향받지 않음을 의미하여, 墓實한 파라미터 推定의 가능성을 암시한다. 실제로, 조정파라미터의 값을 변화시켜도 推定된 카메라파라미터가 참값과 거의 일치하는 안정적인 결과를 얻었다. 그러나, 그럼 2에서 알 수 있듯이 <CASE 4>와 <CASE 8>에서는 정확한 파라미터 推定에 실패하였다. 이것은 아웃라이어 잔류오차의 분포가 좋은 觀測데이터의 잔류오차의 진류오차 부근에 구분이 어려울 정도의 분포를 가지고 집중적으로 몰려 있어서 제안하는 알고리듬이 아웃라이어를 명확하게 구분해내지 못했기 때문이다. 제시한 결과 이외의 수많은 실험에서도, 아웃라이어 잔류오차의 분포가 좋은 觀測데이터의 잔류오차 부근에 집중적으로 분포되어 있을 때에는 비슷한 결과를 얻었다. 한편, <CASE 1>과 <CASE 2>, <CASE 5>와 <CASE 6>을 비교해 보면, 아웃라이어 잔류오차의 편차  $\sigma_{OL}$ 가 클 때에는 그 평균값 ( $m_x, m_y$ )가 결과에 별 영향을 끼치지 않음을 알 수 있다. 그러나, 아웃라이어 잔류오차의 편차가 좋은 觀測데이터의 것과 견줄만한 크기일 때, 즉 아웃라이어 잔류오차의 분포가 좁게 집중되어 있을 때는 평균값이 영향을 미친다. 각각의 편차가 비슷하다고 할 때, 그 분포 위치조차 매우 가까운 경우에는 그 구분이 불명확해져서 아웃라이어의 검출이 어려워지는 반면에, 분포 위치가 떨어져 있는 경우에는 그 구분이 명확하여 아웃라이어의 검출이 용이해지는 것이다. 아웃라이어 검출이 부정확하게 되면, 아웃라이어가 파라미터의 推定에 개입하게 되어, 민감한 파라미터(提案 推定모델에서는 총점거리<sup>[17]</sup>)가 잘못推定된다.

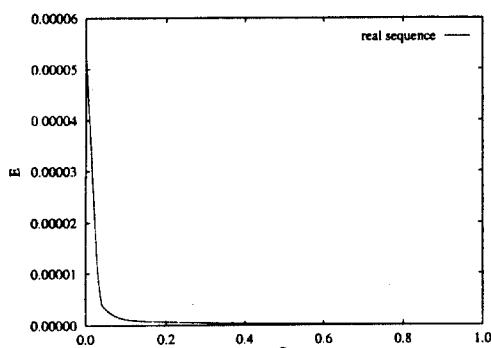
한편 映像에서 아웃라이어의 위치분포는 提案 아웃라이어 제거 方法에 별 영향을 주지 않는 것으로 보인다. 왜냐하면, <CASE 1>과 <CASE 3>, <CASE 5>와 <CASE 7>이 각각 거의 같은 推定결과를 보이기 때문이다.

수많은 시뮬레이션을 통해 확인한 결과, 提案하는 아웃라이어 제거법은, 아웃라이어 잔류오차의 분포와 좋은 觀測데이터의 그것이 확실히 구분되면 될수록 더 좋은 결과를 보였다.

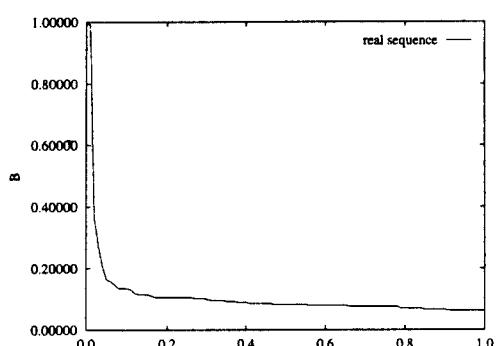
## 2. 實映像을 사용한 실험

實映像을 사용하여 아웃라이어 제거법의 유효성을 검토하였다. 전형적인 TV카메라 시스템(Ikegami

CCD HC-230 camera에 Canon J8x6B zoom lens를 붙인 것)으로 촬영하고, Silicon Graphics IRIS 머신 상의 VideoLab을 사용하여 646 [pel] x 243 [line] x 60 [field/sec]의 디지털 영상을 얻었다.



(a)



(b)

그림 3. 實映像으로부터 추출한 특징점의 대응관계를 사용한 실험결과. (a) 아웃라이어 비율에 따른 APRE의 변화, (b) 조정파라미터  $h$ 에 따른 최적 아웃라이어 제거율의 변화

Fig. 3. Simulation results using a data set extracted from a real image sequence. (a) the APRE versus outlier rejection ratio, (b) the optimum rejection ratio versus the tuning parameter  $h$ .

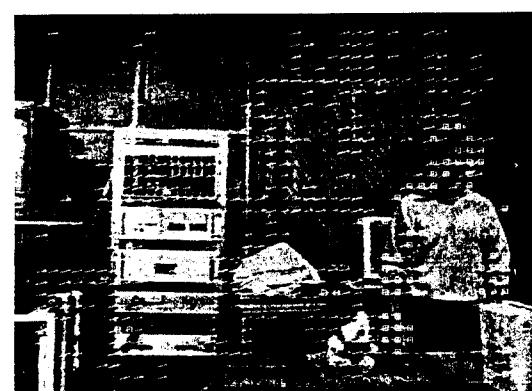
實映像을 사용한 실험에서도 컴퓨터 생성 데이터에 의한 실험에서와 거의 비슷한 결과를 얻었다. 그 결과의 일부를 그림 3, 4, 5에 나타내었다. 이것은 카메라가 팬과 틸트를 동시에 겪고 있고, 被寫體인 배우가 움직이고 있는 부분을 사용한 결과이다. 그림 3의 (a),

(b)는 각각 36번째 필드와 37번째 필드사이의 특징점의 대응관계 데이터를 사용한  $B-E$ ,  $h-B$ 곡선을 나타낸다. 이 결과를 보면, APRE곡선이  $B=0.1$  부근에서 급격히 변화하여, 提案方法에 의해 얻어지는 아웃라이어 제거율이 조정파라미터  $h$ 의 넓은 범위에 걸쳐 0.1 부근에 머무름을 확인할 수 있다.

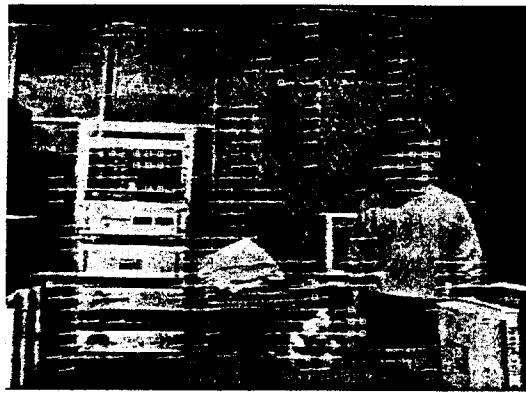
그림 4는 提案方法이 아웃라이어를 어느 정도로 잘 제거해 주는지를 보여주는 그림이다. 이것은 조정파라미터를 0.3으로 놓은 경우이다. 모든 특징점들은 흰점으로, 그 움직임벡터는 흰 사각형으로 표시하였다. 검출된 아웃라이어는 흰 사각형으로 표시하였다. 움직이는 물체(사람)의 안쪽에 아웃라이어가 몰려 있음을 볼 수 있다. 이것은 提案方法이, 카메라의 움직임과는 무관한 局所움직임에 의해 생기는 아웃라이어를 적절히 검출해 내었음을 의미한다. 한편, 화면 전체에 걸쳐 아웃라이어가 드문드문 散在해 있음을 볼 수 있다.



(a)



(b)



(c)

그림 4. 提案하는 아웃라이어 제거법의 성능을 보여주는 映像. 특징점은 흰점으로, 그 움직임벡터는 흰선(크기는 5배)으로, 검출된 아웃라이어는 흰 사각형으로 나타내었다.  
 (a) 2번째 프레임, (b) 10번째 프레임,  
 (c) 18번째 프레임

Fig. 4. Demonstration of the performance of the proposed outlier rejection algorithm. Feature points and their motion vectors ( $x_5$ ) are drawn white over a real image sequence. Each outlier is marked by a white square. (a) the 2nd frame, (b) the 10th frame, (c) the 18th frame.

이들의 움직임벡터를 보면 주변의 움직임벡터들과는 확연히 달라 부적절한 데이터라고 할 수 있는데, 提案方法이 역시 잘 검출해 내었다고 할 수 있다. 이제 파라미터 推定의 정확도에 관하여 살펴보기로 한다. 映像의 수직 畫角은  $43^\circ$ 로 측정되었다. 推定한 결과는  $35.4^\circ$  이었다. 이것은 일반적인 TV카메라 시스템으로 映像을 얻을 경우, 광각에서는 배럴형의 렌즈왜곡(barrel-type radial lens distortion)이 映像에 포함되기 때문이다<sup>[3]</sup>. 배럴형 렌즈왜곡은 映像의 움직임장을 왜곡시켜, 透視효과(perspective effect)를 감소시키는 경향이 있으므로, 推定된 畫角이 작은 것은 당연하다. 이 논문에서 파라미터를 推定하는 목적은 映像의 전체적 움직임장을 정확히 推定하는 것이므로, 推定된 움직임장의 정확도를 확인하기 위하여, 다음과 같은 方法을 사용하였다. 먼저, 推定한 파라미터를 사용하여 映像의 첫번째 필드를  $n$ 번째 필드로 幾何變換한다. 그리고 變換된 映像을  $n$ 번째 필드의 映像와 비교

하여 그 差異映像을 구한다. 이 映像이 움직임장 推定의 정확도를 나타내준다.



그림 5. 提案 推定方法의 성능을 보여주는 映像. 제일 위의 映像이 41번째 필드, 중간이 推定한 파라미터를 사용하여 첫 번째 필드를 41번째 필드로 變換한 映像, 제일 밑의 映像가 위의 두 映像의 差를 5배 增幅한 映像

Fig. 5. Demonstration of the performance of the proposed estimation method. The uppermost is the 41st field of the sequence and the middle is the transformed image obtained by transforming the 1st field using the estimated parameters. The lowest is the difference of the above two images with the amplitude of the difference magnified by a factor of 5.

그림 5에서 제일 위의 映像是 41번째 필드이고, 가운데는 첫번째 필드를 推定된 파라미터로 變換한 映像이며, 제일 아래의 映像是 이들 두 映像의 차이를 5배 증폭한 差異映像이다. 이 映像을 보면, 움직이는 물체를 제외한 곳에서는 差異값의 에너지가 매우 작음을 확인할 수 있다. 또, 윤곽선 근처를 자세히 보면, 움직임장의 오차가 최대 2~3畫素 정도인데, 첫 필드와 41 번째 필드 사이에 100畫素 이상의 움직임이 있었음을 감안하면 비교적 정확한 推定이 이루어졌다고 할 수 있다.

## V. 맺음말

이 논문에서는, 高品質의 映像合成에 필요한 카메라 파라미터를 映像 자체만으로부터 堅實하게 推定해내는 方法을 提案하였다. 被寫體의 부분적인 움직임이나, 잘 못된 局所 움직임 推定으로 인한 不適切한 觀測데이터(아웃라이어)는 推定의 정확도를 해치므로, 이의 제거에 초점을 맞추고, 효율적인 알고리듬을 提示하였다. 컴퓨터 生成 데이터를 사용한 실험으로, 殘留誤差의 分布가 좋은 觀測데이터와 다른 아웃라이어를 提案方法이 確實히 제거하여 좋은 추정결과를 얻음을 확인하였다. 또, 實映像을 사용한 실험으로 提案方法의 有效性을 立證하였다.

현재에는, 提案方法을 CG와 實映像의 合成에 應用하는 작업이 진행중이다. 구체적인 合成方法은 참고문헌 [4], [8]에 보고되어 있다. 앞으로는, 최소증간 값제곱법 등 다른 견실추정법의 도입에 대한 검토 및 비교작업이 필요하다고 하겠다. 또한 카메라의 이동을 카메라조작모델에 포함시켰을 때 카메라파라미터 推定의 가능성과 한계를 연구하고, 이를 被寫體까지의 거리도 고려한 3차원映像處理에 기반을 둔 映像合成法으로 확장하는 방법을 개발해 나아갈 예정이다.

## 감사의 글

연구의 全過程에 큰 도움을 준 서울대학교 전자공학과 通信方式研究室 여러분에게 고마움을 전하고 싶다. 또 귀중한 조언을 아끼지 않은 日本NHK放送技術研究所의 Dr. Y.Ninomiya, Dr. K.Enami, Dr. N.Yagi, Dr. S.Inoue, Mr. M.Hayashi에게 감사하는 바이다.

## 참 고 문 헌

[1] S.Shimoda, M.Hayashi, and Y.Kanat-

sugu, "New chroma-key imaging technique with Hi-Vision background," *IEEE Trans. on Broadcasting*, vol.35, no.4, pp.357-361, Dec. 1989.

- [2] M.Hayashi, Y.Yamanouchi, K.Fukui, and K.Enami, "Virtual Studio - Virtual reality applied to video production," *ITEJ Tech. Rep.*, vol.16, no.80, pp.49-54, Nov.1992 (in Japanese).
- [3] J.Park, N.Yagi, K.Enami, K.Aizawa, and M.Hatori, "Estimation of camera parameters from image sequence for model-based video coding," *IEEE Trans. on Circuit and Systems for Video Technology*, vol.4, no.3, pp.288-296, June 1994.
- [4] J.Park, N.Yagi, and K.Enami, "Image synthesis based on estimation of camera parameters from image sequence," *IEICE Trans. on Information and Systems, Special Issue on 3D Image Processing*, pp. 973-986 Sep. 1994.
- [5] W.H.Press et al, *Numerical Recipes in C*, 2nd ed., Cambridge Univ. Press, 1992.
- [6] B.Lucas and T.Kanade, "An iterative image registration technique with an application to stereo vision," *Proc. DARPA IU Workshop*, pp.121-130, 1981.
- [7] J.Park and N.Yagi, "Estimation of camera parameters from TV signals," *Proc. of ITEC' 93*, 10-3, pp.173-174, July 1993 (in Japanese).
- [8] 박종일, 이충웅, "2次元處理에 基盤한 映像合成法," *대한전자공학회 논문지*, 제 32 권 B편 제 2 호, pp.301-310, 1995년 2월

## 저 자 소 개

朴鍾一(正會員) 제32권 B편 제2호 참조  
현재 한국방송개발원 근무중

李忠雄(正會員) 제 32권 B편 제2호 참조  
현재 서울대학교 전자공학과 교수