

비 교정 영상에서의 영상합성을 위한 카메라 정보 복원에 관한 연구

오인환*, 윤용인**, 최종수***

Estimation of Camera Parameters for 3D-Based Synthesis from Uncalibrated Image Sequence

*5inhwan@korea.com, **yoonyi@imagelab.cau.ac.kr ***jschoi@imagelab.cau.ac.kr

요 약

본 논문은 카메라자동교정(autocalibration) 방법에서의 새로운 알고리즘을 제안한다. 3차원 기반의 영상합성은 크게 두 분야로 나뉘어 진다. 하나는 본 논문에서 설명하는 카메라자동교정 방법이고 다른 하나는 패턴과 같은 3차원 실측 데이터를 이용하는 방법이다. 전자의 방법은 대상 영상에 대한 제약조건이 전혀 없기 때문에 후자보다 진보된 방법이라 할 수 있다. 따라서 카메라자동교정 방법은 비선형 방정식을 유도하는 등의 복잡한 계산 과정을 거치게 된다. 이와 같은 이유로 최근에는 카메라의 내부 파라미터에 제약조건을 줌으로써 복잡한 비선형 방정식 대신에 선형방정식을 유도하는 방법이 많이 사용되고 있고 가장 대표적인 경우가 카메라의 주점(principal point)을 고정시키는 방법이다. 하지만 이렇게 카메라의 내부 파라미터에 강한 제약조건을 주는 것은 오차를 유발하는 원인이 된다. 따라서 본 논문에서는 이러한 문제점들을 해결하기 위해서 본 논문에서는 카메라자동교정에서의 새로운 알고리즘을 제안한다. 본 논문에서는 카메라의 주점을 가변적으로 적용하여 결과적으로 최적화된 카메라의 내부 파라미터를 찾아내게 된다.

Keywords : autocalibration, 3D-based image synthesis, camera calibration, camera intrinsic parameter

ABSTRACT

In this paper, we propose a new autocalibration algorithm. 3D-based image synthesis is roughly divided into two methods. One is using autocalibration method, and the other is using real 3D data like pattern information. The former is more progressive method, because there is no constraint or information about the scenes. Therefore autocalibration method has very difficult progress dealing with complicate non-linear equations.

Nowadays, constraints of camera intrinsic parameters are used in many researches. Therefore we solve the linear equations instead of complicate non-linear equations. For example, to fix principal point of camera is a representative method.

1. 서 론

본 논문은 최근 그 중요성이 부각되고 있는 자동

영상합성을 위한 카메라 자동 교정에서의 새로운 알고리즘을 제안함과 동시에 영상합성 기술에 필요한 일련의 제반 기술들을 구축한 시스템을 설명하

* 중앙대학교 영상공학과 영상정보연구실

※ 본 연구는 교육부의 두뇌한국21 사업(BK21) 및 과기부의 국가지정 연구실(2000-N-NL-01- C-285), 그리고 한국과학재단 목적기초 연구(2000-1-30300-002-3)지원으로 수행되었습니다.

논문번호 : 030535-1202, 접수일자 : 2003년 12월 2일

고자 한다. 카메라나 촬영 장면에 대한 일체 기지의 정보 가 없는 상태에서 실제로 촬영한 비디오 영상을 바탕으로 모든 실험이 이루어졌으며 자동 영상 합성의 각 단계에서 발생할 수 있는 오차를 최소화 하기 위해서 기존의 알고리즘들을 수정, 보완하여 성능을 개선시켰다.

그림 1. 에서 크게 두 부분으로 나뉘어진 전체 시스템 순서도를 나타내고 있다. 첫 단계에서 동영상 을 입력으로 받아 각각의 프레임에 대해서 특징점(feature points)을 추출 [7]하고 개선한 알고리즘에 의해 대응점 (co rrespondences)을 탐색한다 [5] [6]. 여기서 구성된 대응점 탐색의 결과가 카메라 자동교정 알고리즘에서 유일하게 사용되는 정보이기 때문에 이 과정에서 오차를 최소화 하는 것이 전체적인 시스템 구성에서 가장 기본이 된다. 따라서 본 논문에서는 기존의 대응점 탐색 알고리즘들[5][6]을 수정, 보완 하여 각 프레임간의 움직임이 작은 비디오 영상에 효과적으로 적용하였다[15].

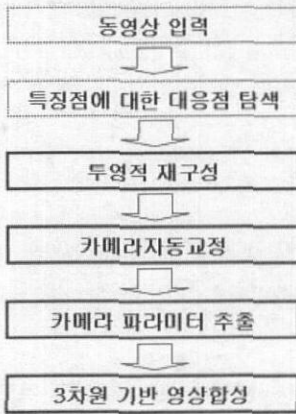


그림 1. 전체 시스템 순서도

두 번째 단계에서는 투영적 재구성(projective reconstruction)을 수행하게 된다. 전 단계에서 얻어진 대응점 탐색의 결과를 이용해서 각 프레임에서 특징점을 추적(tracking)하고 영상에서의 기본행렬 (fundamental matrix)을 계산하여 투영적 재구성을 수행한 다[13][14].

이 단계까지는 영상에서의 원근을 그대로 포함하고 있기 때문에 제한한 알고리즘에 의한 카메라 자동교정을 수행함으로써 오차가 최소화된 유클리드 (Euclid) 공간상의 재구성으로 변환시키는 과정이 세 번째 단계에서 진행된다[1][2][3][4]. 이후 카메라

자동교정 에서 얻어진 값들을 바탕으로 카메라 파라미터를 추출하면 최종 영상합성이 가능해 진다.

본 논문에서는 계산된 결과를 바탕으로 한 애니메이션 통과의 연계를 통해 보다 사실적이고 실감나는 영상합성을 수행하였다..

II. 특징점 추출과 대응점 탐색

2.1 카메라 모델(Camera Model)

일반적인 세공(細孔, pin-hole) 카메라에 대해서 3차원 공간상의 한 점 X_i 와 그에 대응되는 2차원 카메라에 대해 평면 영상 좌표계의 한 점 x_i 가 주어졌을 때, 이 두 점들의 관계는 34 카메라 투영행렬 (projection matrix)에 의해 $x_i = P X_i$ 를 만족하게 된다.

$$\lambda_i \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & p_{13} & p_{14} \\ p_{21} & p_{22} & p_{23} & p_{24} \\ p_{31} & p_{32} & p_{33} & p_{34} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_i \\ Y_i \\ Z_i \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

위의 사영행렬은 11 자유도(degrees of freedom)을 가지고 있으며 다음 식 (2)와 같이 실세계 좌표계와 관련된 카메라 원점과 위치로 분할 표현될 수 있다. (3X3 회전행렬 R , 3X1 이동 벡터 T)

$$P = K[R \ T] \quad (2)$$

$$K = \begin{bmatrix} f_x & s & u_0 \\ 0 & f_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

식 (3)에서 보는 바와 같이 내부 파라미터 K는 5 자유도를 갖는 33 상삼각행렬(upper triangular matrix)로 f_x , f_y 는 초점거리로 카메라 영상의 각 x, y 축에 대한 크기 비율 을, s 는 그 두 축의 기울기, 그리고 u_0 , v_0 는 카메라 중심과 카메라 투영 평면(image plane)이 직교하는 주점(主點, principal point)를 나타낸다[8].

2.2 특징점 추출(Extracting Feature Points)

밝기 정보만을 포함하는 영상에 대해서 밝기의 변화량을 측정함으로써 특징 점을 찾아내는 방법으

로 좌우 영상에 대한 특징점 정보를 얻어낸다. 일반적으로 가장 널리 알려진 Harris 모서리 탐색기 (corner detector) [7]로 식 (4)와 같은 연산자를 사용하였다.

$$R(x, y) = \det[\hat{C}] - k \text{trace}^2[\hat{C}] \quad (4)$$

$$\hat{C} = \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

식 (5)에서의 I_x 와 I_y 는 영상을 x와 y방향으로 각각 편미분한 것을 나타낸다. 이렇게 얻어진 밝기의 변화량에 대해서 방향성을 고려하면 소수점 단위의 특징점 추출이 가능해진다.

2.3 대응점 탐색(Matching Correspondences))

대응점 탐색을 동영상에서 보다 효율 적으로 적용하기 위해서 기존의 알고리즘 [5][6]을 보완, 수정 하였다.

기본적으로 상관관계를 비교하는 대응점 탐색의 방법은 두 영상에서 찾아진 특징점들에 대해서 상관 함수를 사용하여 초기의 대응되는 후보점을 찾아낸다. 상관 함수에 적용하는 상관 윈도우의 크기는 $(2n+1) \times (2m+1)$, 두 번째 영상에서 검색영역의 크기는 $(2du+1) \times (2dv+1)$ 로 나타낸다.

$$Score(m_1, m_2) = \frac{\sum_{i=-n}^n \sum_{j=-m}^m I_1(u_i + i, v_j + j) - \bar{I}_1(u_i, v_j) \times [I_2(u_i + i, v_j + j) - \bar{I}_2(u_i, v_j)]}{(2n+1)(2m+1)\sqrt{\sigma^2(I_1) \times \sigma^2(I_2)}} \quad (6)$$

$$\bar{I}_k(u, v) = \sum_{i=-n}^n \sum_{j=-m}^m I_k(u+i, v+j) / [(2n+1)(2m+1)] \quad (7)$$

$$\sigma(I_k) = \sqrt{\frac{\sum_{i=-n}^n \sum_{j=-m}^m I_k^2(u, v)}{(2n+1)(2m+1)} - \bar{I}_k^2(u, v)} \quad (8)$$

식(6)에서 $n=7, m=7, du=(\text{영상의 폭})/4, dv=(\text{영상의 높이})/4$ 를 사용하였다. 식(7)는 점(u,v)에서의 평균값이고, 식(8)은 (u,v)의 이웃하는 $(2n+1) \times (2m+1)$ 에서 영상 I_k 의 표준편차를 나타낸다.

식(6)의 결과는 정규화 과정을 거쳤기 때문에 -1에서 1 사이의 값을 가지며 두 영상의 상관도가 정확히 일치할 경우에 이론적으로 1의 값을 갖게 된다. 본 논문에서는 임계 값으로 0.8을 사용하여 대

응 후보점을 추출하였다.

하지만 상관관계(correlation)를 이용하는 고전적인 대응점 탐색 방법에서의 문제점은 잘못된 대응점들이 많이 추출된다는 점이다. 따라서 대응점 탐색에서는 잘못된 대응점들을 효율적으로 제거하는 것이 가장 중요한 문제라고 할 수 있다.

수정한 알고리즘에 의한 방법은 영상을 전체적으로 그림 2와 같이 4등분하여 각 영역마다의 대표되는 움직임 벡터(motion vector)를 추출하고 각 영역에서 추출된 움직임 벡터를 이용해 잘못된 대응점 쌍을 제거한다. 즉 대표되는 움직임 벡터에 비해 비교하고자 하는 움직임 벡터의 길이가

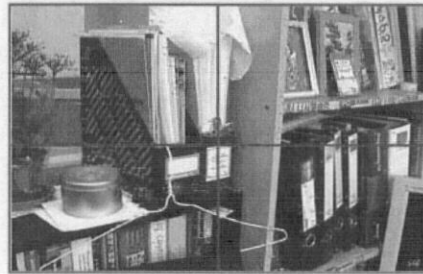


그림 2. 대표 벡터 추출을 위한 영상 분할

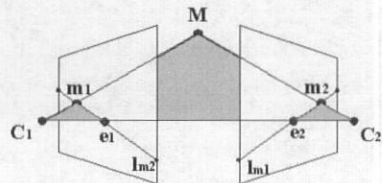


그림 3. 에피폴라 기하학

$\pm 30\%$, 방향이 $\pm 5^\circ$ 이상 차이가 나면 잘못된 대응점으로 판단하고 제거하게 된다. 이는 움직임이 작은 동영상을 기반으로 할 때 효과적인 성능을 나타내게 된다[15].

2.4 기하학 정보 구성(Constructing Epipolar Geometry)

3차원 공간의 한 점 M이 두 대의 카메라 C1, C2에 투영되어 각각의 영상에 맺힌 좌표를 m_1, m_2 라고 하면 m_1, m_2 는 대응점 관계를 갖게 되고, 이때 기준 카메라 C1에 대한 C2의 기본행렬 F를 구하면 식 (9)(10)(11)이 성립하게 된다[8][10].

여기서 l_{m1} 은 좌측 영상에서의 $m1$ 에 대한 우측 영상으로의 에피폴라 직선(Epipolar Line) 되고 $e1, e2$ 는 두 카메라의 중심을 연결한 직선이 영상을 지나는 교점인 에피폴(Epipole) 이 되며, M 과 $C1, C2$ 가 존재하는 평면이 에피 폴라 평면(Epipolar Plane) 이 된다. 이 때 왼쪽 영상의 l_{m2} 위에 존재하는 모든 점들은 오른쪽 영상의 l_{m1} 위에 존재하게 된다.

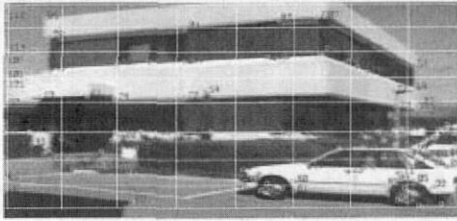


그림 4. 대응점들을 포함하는 8x8 영역 분할

위의 기하학 정보를 구성하기 위해 본 논문에서 제시하는 방법이 RANSAC에서 적용하는 알고리즘과 다른 점은 8점 알고리즘[5]에 적용하는 8쌍의 대응점을 무작위로 추출하지 않는다는 것이다. 그림 4에서 보는 바와 같이 좌측 영상에 대해서 대응점들을 모두 포함하는 사각형 테두리를 씌우고 그 테두리를 8x8의 영역으로 나누어 8개의 영역을 임의로 뽑는다. 또 다시 각각의 영역내에서 하나의 대응점을 임의로 뽑는 방식으로 영상 전체에서 골고루 8쌍의 대응점을 얻어내어 8점 알고리즘에 적용한다.

$$l_{m1} = F \tilde{m}_1 \tag{9}$$

$$\tilde{m}_2^T F \tilde{m}_1 = 0 \tag{10}$$

$$F \tilde{e}_1 = F^T \tilde{e}_2 = 0 \tag{11}$$

이와 같은 과정을 반복 수행하며 에피폴라 직선과 해당 대응점간의 거리 오차를 계산 한 식 (12)의 오차 값이 최소가 되는 기본행렬을 최종 값으로 선택한다. 특징점을 추출하고 이를 기반으로 대응점을 탐색한 후 기하학 정보를 구성하는 전체적인 순서도는 그림 5와 같다.

$$err = \sum_i (d^2(m_{2i}, Fm_{1i}) + d^2(m_{1i}, F^T m_{2i})) \tag{12}$$

III. 투영적 재구성

3.1 행렬 분해에 의한 투영적 재구성 (Projective Reconstruction with Factorization)

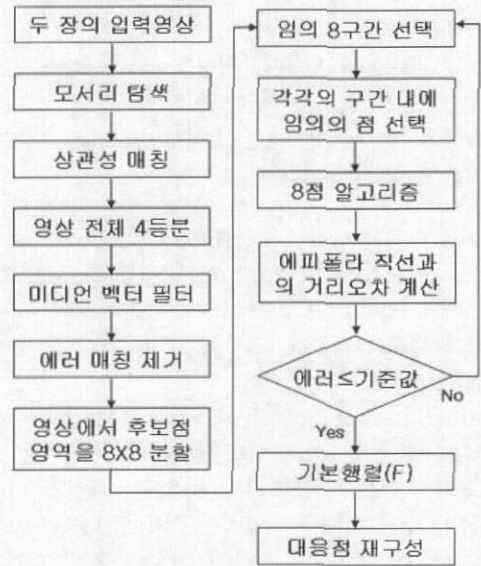


그림 5. 대응점 탐색과 기하학 정보 구성에 관한 순서도

카메라의 특성과 원근감에 의해 영상에 포함된 왜곡을 그대로 포함하는 단계에서의 재구성을 말하며 차후에 실 공간으로의 전환을 위해 카메라자동 교정을 수행하게 된다.

본 장에서 말하는 투영적 재구성은 연속되는 영상에 대한 특징점을 추적함으로써 특징 점의 좌표값들을 하나의 행렬로 표현한 뒤 이를 분해하는 방법을 말한다. 식 (13)에서 w 를 구성하는 x_{mn} 에서 각각 m 은 영상의 개수를, n 은 추적한 특징점의 개수를 나타내고, λ_{mn} 은 투영적 깊이(projective depth)로 간단하게 상수 1을 사용하여 선형 적으로 표현한다.

$$W = \begin{pmatrix} \lambda_{11}x_{11} & \lambda_{12}x_{12} & \cdots & \lambda_{1n}x_{1n} \\ \lambda_{21}x_{21} & \lambda_{22}x_{22} & \cdots & \lambda_{2n}x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \lambda_{m1}x_{m1} & \lambda_{m2}x_{m2} & \cdots & \lambda_{mn}x_{mn} \end{pmatrix}$$

$$= \begin{pmatrix} P_1 \\ P_2 \\ M \\ P_m \end{pmatrix} (X_1 \ X_2 \ X_3 \ X_4) \quad (13)$$

$$W = U \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \Lambda, \sigma_m) V \quad (14)$$

$$W = U'_{3m \times 4} \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \Lambda, \sigma_m) V'_{4 \times n} = U' \Sigma V' \quad (15)$$

$$W = U' \Sigma' \Sigma'' V' = U_{3m \times 4} V_{4 \times n} \quad (16)$$

식 (13) - (16)을 통해 행렬 w 를 분해하여 투영적 재구성을 수행한다[11].

3.2 정합에 의한 투영적 재구성 (Projective Reconstruction with Merging)

투영적 재구성의 또 다른 방법인 정합에 의한 방법은 영상내의 기하학 정보를 이용한다는 특징이 있다.

초기 기준이 되는 영상에 대한 투영행렬 P_1, P_2 설정하기 위해 영상 1,2 사이에서 확보된 대응점과 기하학 정보를 바탕으로 다음과 같이 P_1, P_2 를 설정한다.

$$P_1 = [I \ | \ 0] \quad (17)$$

$$P_2 = [M \ | \ e'] \quad (18)$$

이렇게 설정된 P_1, P_2 와 영상 1,2 사이에서 얻어진 대응점을 이용하여 식 (19)에 표현한 선형적 삼각 계측법(Direct Linear Triangulation)을 통한 투영적 재구성을 수행한다. 이후에 영상 2,3 사이에서 얻어진 대응점을 이용하여 계속해서 정합을 수행한다 [13][14].

$$\begin{pmatrix} xP^{3T} - P^{1T} \\ yP^{3T} - P^{2T} \\ x'P^{3T} - P^{1T} \\ \dots \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \\ w \end{pmatrix} = 0 \quad (19)$$

IV. 제안한 알고리즘에 의한 카메라자동교정 (Autocalibration)

4.1 일반적인 카메라자동교정 알고리즘

최근 일반적으로 사용하는 선형적인 카메라 자동

교정 알고리즘은 식 (20)에 표현한 방정식의 해를 구하는 것을 기본으로 한다. 식 (20)에서 내부 파라미터의 곱인 KKT로 표현되는 w^* 는 DIAC(dual image of the absolute conic)로 3×3 대칭행렬이므로 변수는 6개이다. 여기에 오른쪽 $C_1 \sim C_{10}$ 으로 표현된 absolute dual quadric을 포함하면 변수가 총 16개인 비선형 방정식이 된다.

따라서 최근의 일반적인 경향은 내부 파라미터에 강한 제약조건을 설정함으로써 선형방정식을 유도하는 방법을 사용한다 [1][2][3][4].

$$w^* \approx KK^T \approx Pi \begin{bmatrix} c_1 & c_2 & c_3 & c_4 \\ c_2 & c_5 & c_6 & c_7 \\ c_3 & c_6 & c_8 & c_9 \\ c_4 & c_7 & c_9 & c_{10} \end{bmatrix} P_i^T \quad (20)$$

$$(P^{(1)} Q_{\infty}^* P^{(2)T}) = 0 \quad (21)$$

$$(P^{(1)} Q_{\infty}^* P^{(3)T}) = 0 \quad (22)$$

$$(P^{(2)} Q_{\infty}^* P^{(3)T}) = 0 \quad (23)$$

$$(P^{(1)} Q_{\infty}^* P^{(1)T}) = (P^{(2)} Q_{\infty}^* P^{(2)T}) \quad (24)$$

선형방정식을 유도하기 위해서 내부 파라미터에 해당하는 주점(principal-point)을 영상의 중앙(0,0)에 고정하고 skew를 0이라 가정하는 것이 일반적인 방법으로 식 (21)(22)(23)이 유도된다. 여기에 초점 거리 f_x, f_y 까지 동일하게 적용하면 식 (24)가 추가된다[4].

따라서 식 (20)의 우측에 $C_1 \sim C_{10}$ 로 표현된 10개의 dual quadric만이 변수로 남게 되므로 10개의 변수를 포함하는

선형방정식을 풀기 위해서 3개 이상의 투영행렬을 3장 이상의 영상으로부터 각각 추출하여 계산한다.

4.2 제안한 카메라자동교정 알고리즘

카메라자동교정 알고리즘에서 선형방정식을 유도하는 일반적인 방법들[1][2][3][4]은 4.1장에서 설명한 바와 같이 내부 파라미터에 강한 제약조건을 줌으로써 계산량을 줄이는 반면 방정식이 간단해지는 과정에서 자연스럽게 오차를 유발하게 된다. 본 논문은 이와 같은 문제점을 개선하기 위해서 내부 파라미터의 주점(principal point)을 가변적으로 변화

시키면서 선형방정식의 해를 구한 후 오차 정도를 판단함으로써 오차가 최소화된 내부 파라미터를 최종적으로 선택하는 비 선형적인 방법을 적용한다. 즉, 선형방정식에 의한 계산의 간결성을 유지한 채 오차를 최소화하는 방법으로 순서는 표 1과 같다.

일반적으로 내부 파라미터의 skew와 주점을 0으로 가정하지만 이는 카메라 자체가 가지고 있는 왜곡에 의한 오차를 무시한 경우이다. 따라서 본 논문에서는 카메라마다 다르게 나타나는 오차의 정도를 계산상으로 찾아내고 감소시키는 방법을 제안하고 있다.

식 (26)에서 사용한 오차함수는 식 (20)의 $P \cdot Q \cdot P^T = v \cdot v^T$ 관계에 의해서 계산된 내부 파라미터의 skew와 주점 (u_0, v_0)가 초기에 설정한 0값과의 오차를 나타낸다.

1. 주점을 변형시키는 행렬 C를 식 (25)과 같이 적용한다..

$$P = CP, \quad C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -o_x \\ 0 & 1 & -o_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \begin{matrix} -d \leq o_x \leq d \\ -d \leq o_y \leq d \end{matrix} \quad (25)$$

2. 식 (21)~(24)의 선형방정식에 의해 absolute dual quadric Q를 계산한다..

3. 오차함수 Q를 통해서 내부 파라미터의 오차정도를 판단한다..

$$E(o_x, o_y) = \sum_{i=1}^n |P_i Q_i P_i^T - \lambda P_i Q_i P_i^T| \quad (26)$$

표 1. 제안한 알고리즘 적용 순서

V. 결 과

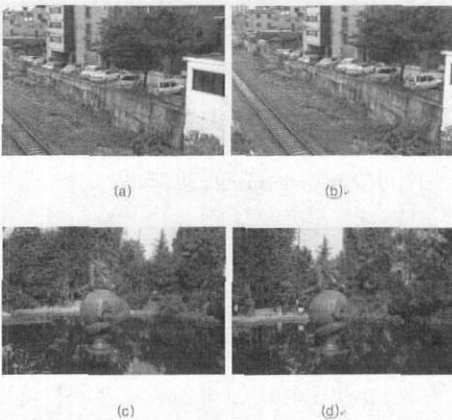


그림 6. 특징점 추출 결과

5.1 특징점 추출 및 대응점 탐색 결과

입력되는 비디오 영상에 대해서 각 프레임에 대한 특징점을 소수점 단위의 정확도로 추출하고 특징점을 기반으로 대응점을 탐색 한다. 움직임이 작은 비디오 영상을 기반으로 하기 때문에 보다 많은 대응점 수를 확보하면서도 아주 작은 기하학적 오차를 포함 하는 것을 볼 수 있다. 그림 6의 영상에 대해 추출된 특징점은 각각 (a)(b)는 640×480, (c)(d)는 720×480의 해상도에 이다.

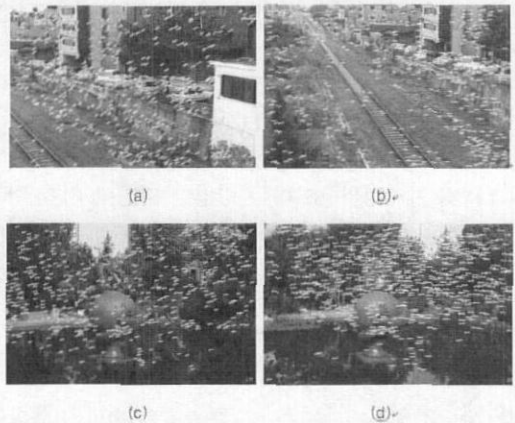


그림 7. 대응점 탐색결과

영상	영상의 크기(pixel)	대응점 수	기하학적 평균오차 (pixel)
(a)	640×480	513	0.317
(b)	640×480	501	0.298
(c)	720×480	524	0.382
(d)	720×480	695	0.394

표 2. 그림 7에 대한 대응점 탐색 결과

(a) 1803개 (b) 1951개 (c) 2019개 (d) 21 63개 기존의 대응점 탐색 알고리즘[5][6]에 대해 움직임이 작은 비디오 영상을 대상으로 성능을 개선한 알고리즘을 적용한 결과 표 2에서 제시한 향상된 결과를 얻을 수 있었다. 그림 7은 비디오 프레임간의 움직임 궤적을 나타내고 있다.

5.2 제안한 방법에 의한 카메라자동교정 결과

제안한 알고리즘에 의해 식 (25)에서의 o_x, o_y 를 각각 -30 ~ 30으로 변화시키면서 계산된 내부 파라미터의 오차 정도를 측정하였다. 그림 8, 9에서

보는 바와 같이 ox_i, oyi 를 변화시킴으로써 내부 파라미터가 일정 영역을 기준으로 수렴하는 것을 볼 수 있다.

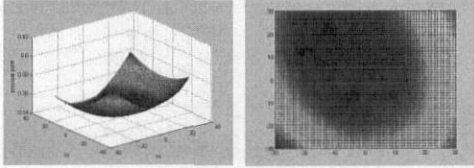


그림 8. (ox_i, oyi) 의 변화에 따른 skew 값의 변화

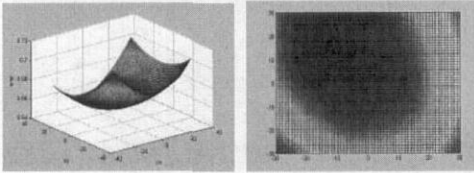


그림 9. (ox_i, oyi) 의 변화에 따른 주점의 변화

그림 10에서 와 같이 제안한 오차함수를 통해 최소의 오차를 갖는 내부 파라미터를 주점이 (-7, 13)인 위치에서 찾아내게 된다.

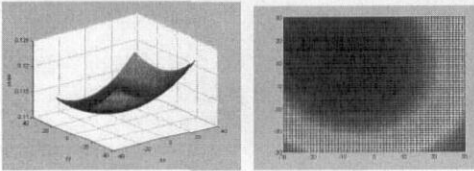


그림 10. (ox_i, oyi) 의 변화에 따른 오차함수의 변화

	기존 알고리즘	제안한 알고리즘
초점거리	206.72	190.421
Skew	0.121	0.111
주점 (u_0, v_0)	(0.541, 0.053)	(0.499, 0.042)

표 3. 제안한 알고리즘에 대한 기존 알고리즘과의 비교

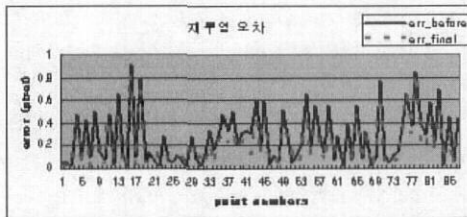


그림 11. 재 투영 오차

그림 11은 카메라자동교정에 대해서 기존 의 알고리즘과 제안한 알고리즘간의 재 투영 오차를 제시하고 있다. 재 투영 오차는 식 (27)과 같이 계산한다. 표 4는 그림 11에서 제시한 87개의 특징점에 대해서 재투영 오차 평균을 나타내고 있다.

$$err_{reprojection} = \sqrt{(x_i - x'_i)^2 + (y_i - y'_i)^2}$$

(x_i, y_i) 는 영상으로 부터 추출된 특징점 을, (x'_i, y'_i) 는 계산된 투영행렬에 의해 재 투영된 점을 나타낸다.

평균 재 투영 오차	기존 알고리즘	제안한 알고리즘
단위 (pixel)	0.2677	0.1993

표 4. 기존 알고리즘과 제안한 알고리즘간의 재 투영 오차 비교

5.3 영상 합성 결과

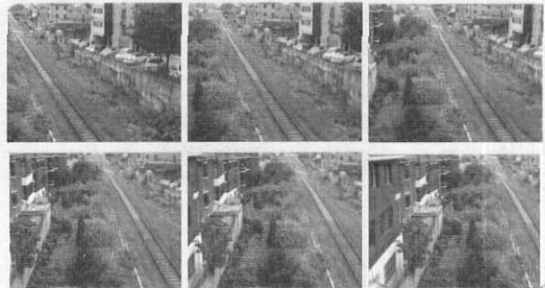


그림 12. 입력 기차길 영상

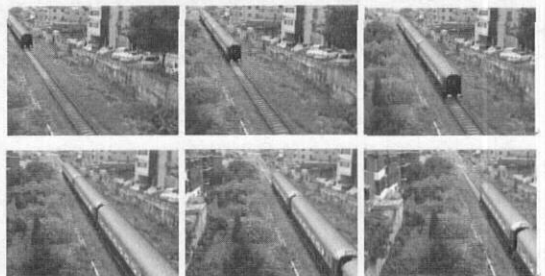


그림 13. 애니메이션이 첨가된 기차 합성 영상

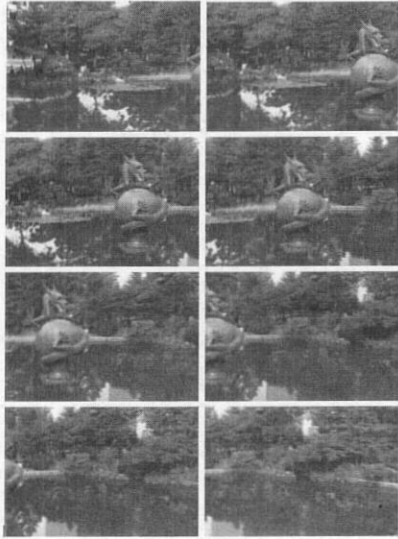


그림 14. 입력 청룡 영상

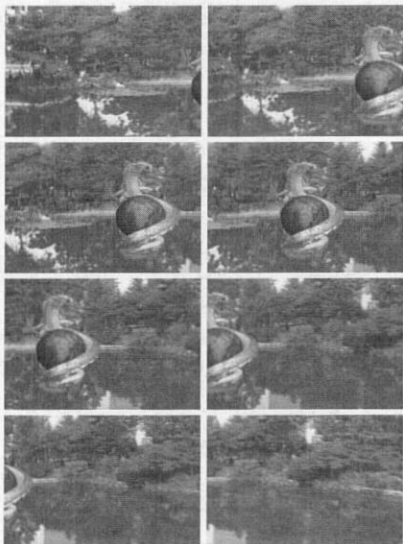


그림 15. 가상의 용이 합성된 영상

VI. 결 론

본 논문에서는 자동 영상합성을 위해 선형 적인 카메라자동교정 알고리즘을 사용하는데 있어서 야기 되는 오차를 최소화하기 위해 카메라 내부 파라미터의 주점을 변형시키면서 서 최적의 내부 파라미터를 찾아가는 비 선형적인 알고리즘을 제안하였다.

기본적으로는 카메라자동교정 알고리즘에서의 복잡한 비선형 방정식을 유도하지 않고 기존의 선형

방정식[1][2][3][4]을 사용함으로써 계산상의 간결함을 그대로 유지하고 있다. 더불어 선형방정식을 유도하는 과정에서 내부 파라미터에 강한 제약조건을 주기 때문에 발생하는 오차의 정도를 최소화하기 위해서 내부 파라미터의 주점을 일정 영역에서 변화시킴으로써 최적화된 내부파 라미터를 찾아가는 비선형적인 방법을 적용하였다.

실험 결과에서 보는 바와 같이 주점이 변화함에 따라서 skew와 함께 계산된 주점이 각기 다르게 나타나기 때문에 세 값의 변화를 분석하여 최소의 오차를 갖는 내부 파라미터를 찾아내고 이를 기반으로 영상합성을 수행하였다. 재 투영 오차의 경우 기존의 알고리즘이 0.267pixel 인데 비해 제안한 알고리즘을 적용한 결과 0.199pixel로 감소하였다.

카메라자동교정에 기반한 영상합성의 경우는 입력되는 비디오 영상에 대해서 대응관계를 보다 정확하게 구성하는 것이 가장 중요 한 문제이기 때문에 움직임이 작은 비디오 영상에 알맞게 기존의 대응점 탐색 알고리즘을 수정, 보완하였다. 그 결과 대응점 탐색 결과 640×480의 해상도에서도500개 이상의 대응점을 확보함과 동시에 기하학적 오차를 0.3 pixel 내외로 줄이는 향상된 결과를 얻어 낼 수 있었다.

차후 제안한 카메라자동교정 알고리즘을 3차원 기반의 자동 영상합성뿐만 아니라 영상기반 모델링 (Image Based Modeling)에 적용함으로써 환경에 대한 3차원 재구성과 환경내의 특정 물체에 대한 3차원 재구성 등에도 적용 가능하다.

참 고 문 헌

- [1] B. Triggs, "Autocalibration and the absolute quadric", *Proc. Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE Computer Soc. Press*, pp. 609-614, 1997
- [2] A. Heyden, K. Astrom, "Euclidean Reconstruction from Constant Intrinsic Parameters" *Proc. 13th International Conference on Pattern Recognition, IEEE Computer Soc. Press*, pp. 339-343, 1996
- [3] R. Hartley, J.L. Mundy, A. Zisserman, and D. Forsyth (eds.), "Euclidean reconstruction from uncalibrated views", *Applications of Invariance in Computer Vision, Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 825, Springer-Verlag, pp. 237-256,

1994

- [4] Marc Pollefeys, "Tutorial on 3D modeling from images", *Dublin, Ireland In conjunction with ECCV, Lecture Notes*, CH. 6, 26 June 2000
- [5] Zhengyou ZHANG, "A Robust Technique for Matching Two Uncalibrated Images Through the Recovery of the Unknown Epipolar Geometry", *Technical Report*, May, 1994
- [6] P. Smith, D. Sinclair, R. Cipolla and K. Wood, "Effective corner matching", *BMVC*, September 1998
- [7] C. Harris and M. Stephens, "A combined corner and edge detector", *Fourth Alvey Vision Conference*, pp.147-151, 1988
- [8] R. Hartley and A. Zisserman "Multiple View Geometry in computer vision" *Cambridge Univ. Press*, CH. 5,6,8,11,18, 2000
- [9] Longuet Higgins "A computer algorithm for reconstructing a scene from two projections", *Nature*, vol. 293, pp. 133-135, September 1981
- [10] R. Deriche, Z. Zhang, Q.T. Luong and O. Faugeras, "Robust Recovery of the Epipolar Geometry for an Uncalibrated Stereo Rig", *European Conference on computer Vision*, Vol.1, pp. 567-576, May 1994
- [11] Bill Triggs, "Factorization methods for projective structure and motion", *Proc. of Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, *IEEE Computer Soc. Press*, pp. 845-851, 1996
- [12] Kiriakos N. Kutulakos, and James R. Vallino, "Calibration-Free Augmented Reality" *IEEE Transaction of Visualization and Computer Graphics*, vol. 4, no. 1, 1998
- [13] A. Chiuso, P. Favaro, H. Jin, and S. Soatto, "Structure from motion causally integrated over time pattern Analysis and Machine Intelligence", *IEEE Transactions on*, Vol. 24 Issue:4, pp. 523 -535, April 2002
- [14] Azarbayejani, A.; Pentland, A.P., "Recursive estimation of motion, structure, and focal length", *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *IEEE Transactions on*, Volume: 17 Issue: 6 , pp. 562 -575, June 1995
- [15] 오인환, 옥형수, 김상훈, 윤용인, 최중수, "비 교

정 영상에서 에피폴라 평면 기하학 정보를 이용한 강건한 대응점 추출 기법", *2002추계종합학술발표회, 한국통신학회, vol. 26, 2002*

오 인 환(In-Hwan Oh)



2002년 2월 : 중앙대학교 전자공학과 학사
 2004년 2월 : 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과 재학 중.
 <관심분야> 전자공학, 신호처리, 영상처리

윤 용 인 (Yong-In Yoon)



1986년 2월 : 중앙대학교 전자공학과 학사
 1988년 2월 : 중앙대학교 전자공학과 석사
 1991년7월 ~ 1993년11월 : 국제전자(주)연구원
 1993년1월 ~ 1999년 2월 : 대우 고등기술연구원 정보

통신 연구실

1999년3월 ~ 2003년8월 : 중앙대학교 첨단 영상대학원 영상공학과 박사
 2003년9월 ~ 현재 : 중앙대학교 첨단영상대학원 Post-Doc과정

<관심 분야> 컴퓨터 비전, 신호처리, 영상 처리

최 중 수(Jong-Soo Choi)



1975년 2월 인하대학교 전기공학과 졸업 (공학사).
 1977년 2월 서울대학교 전자공학과 졸업 (공학석사).
 1981년 2월 일본 Keio University 전기공학과 졸업 (공학박사).

1981년 9월~1999.8 중앙대학교 전자공학과 교수.
 1999년 9월~현재 중앙대학교 첨단영상대학원 교수.

<관심분야> 컴퓨터비전, 영상정보기술.