

RANSAC에 기초한 화면내 평면 영역 샘플링에 의한 스테레오 화상의 대응 매칭

Correspondence Matching of Stereo Images by Sampling of Planar Region in the Scene Based on RANSAC

정 남 채*

Nam-Chae Jung*

요 약

화면 내의 평면영역에서 투영변환행렬을 추출하는 대응 매칭법을 제안한다. 본 연구는 RANSAC에 근거하고 있지만, RANSAC에서 랜덤 샘플링에 균일분포를 이용하는 것이 아니고, 화상의 특징점 위치나 템플릿 매칭의 차이로부터 구한 다중의 비균일 분포를 이용한다. 기존의 매칭법은 정대응이 거의 만족해야 할 조건을 이용하여 올바르다고 추정되는 대응을 샘플링하고, 그 대응을 1 대 1로 매칭시켜 RANSAC을 행하였지만, 제안 방법에서는 화상으로부터 구한 다중의 확률 분포에서 단계적으로 샘플링함으로써 확률이 높은 정대응을 다중의 대응 후보 중에서 효율적으로 샘플링할 수 있다. 그 결과 최종적으로 수많은 정대응을 구할 수 있으며, 시뮬레이션과 실제 화상의 실험에 의하여 제안 방법의 유효성을 검증한다.

Abstract

In this paper, the correspondence matching method of stereo images was proposed by means of sampling projective transformation matrix in planar region of scene. Though this study is based on RANSAC, it does not use uniform distribution by random sampling in RANSAC, but use multi non-uniform computed from difference in positions of feature point of image or templates matching. The existing matching method sampled that the correspondence is presumed to correct by use of the condition which the correct correspondence is almost satisfying, and applied RANSAC by matching the correspondence into one to one, but by sampling in stages in multi probability distribution computed for image in the proposed method, the correct correspondence of high probability can be sampled among multi correspondence candidates effectively. In the result, we could obtain many correct correspondence and verify effectiveness of the proposed method in the simulation and experiment of real images.

Keyword : correspondence matching, RANSAC, planar probability, coplanarity probability, correspondence probability.

I 서 론

다중의 화상의 대응을 결정하는 것은 컴퓨터 비전의 응용 분야에서 없어서는 안 될 첫 단계로 오래전부터 여러 가지 방법이 제안되었다[1],[2],[3]. 이것은 크게 분류하면 다른 시점에 촬영된 화상간의 대응 매칭과 연속화상에 맞는 프레임간의 대응 매칭으로 분류할 수 있다. 여기서는 전

자를 고찰한다.

이러한 화상간의 대응 매칭의 기본은 템플릿 매칭에 의한 국소상관탐색이며, 동화상과 같이 화상간에 시점이동이 적은 경우에는 아주 유효하다. 그러나, 시점이 다른 두 화상간에는 국소상관만으로는 충분치 못하고, 정대응이 만족하는 필요조건도 고려해야 한다[2],[3]. 그러나, 이러한 필요조건은 국소상관도 포함되므로 정대응이 반드시 만족해야 할 조건은 아니다. 따라서 일부의 정대응에 합치하여도 또 다른 정대응에는 합치되지 않거나 반대로 오대응이 그 조건에 합치하는 것도 많다. 그러므로, 랜덤 샘플링을 하기 전에 앞에서 논술한 “정대응을 대략 만족할만한 필요조건”을 이용하여 대응후보가 중복된 것은 제거해야 한다.

* 초당대학교

투고 일자 : 2011. 8. 1 수정완료일자 : 2011. 10. 24

계재확정일자 : 2011. 11. 1

이와 같이 정대응과 오대응이 섞여 있는 곳에서 정대응만을 추출하기 위한 가장 유력하고 강력한 방법으로서 RANSAC(RANdom SAMple CONsensus)이나 LMedS(Least Median of Square)로 대표되는 랜덤 샘플링에 의한 투영법을 들 수 있다[4],[5]. 이것은 오대응을 포함한 데이터 중에서 확실한 파라미터를 추정할 수 있을 뿐 아니라 오대응을 동시에 제거할 수 있다.

또한, 이러한 랜덤 샘플링에 근거한 투영법을 적용하려면 정대응이 정확히 만족해야 한다[6][7]. 보통의 화면에서는 에피폴라 방정식이 사용되지만, 이 식의 파라미터인 기초행렬은 계산이 극히 불안정하여 많은 오대응이 발생하게 된다. 이에 반하여 평면인 화면이나 평면상 물체의 대응이 만족할 수 있는 투영변환은 그 파라미터의 추정도가 높은 계산방법을 이용해야 되지만 에피폴라 방정식을 이용한 경우와 비교하면 안정된 값이 구해진다[9],[10].

본 논문에서는 이와 같은 평면영역이 복수인 화면에서 랜덤 샘플링에 의한 다중의 투영변환행렬 추정에 의하여 화상간의 대응 매칭법을 제안한다. 여기서 미리 1 대 1로 대응시킨 후에 일정하게 랜덤 샘플링하는 대신에 대응의 중복을 남겨둔 채로 랜덤 샘플링하는 다중의 비균일 매칭 분포를 이용한다. 이러한 확률분포는 국소적 평면에 있을 확률, 화상 내에서 특징점의 평면에 있을 확률, 화상간의 특징점 위치 또는 특징점간의 국소상관값으로부터 구한다. 이것은 구하고자하는 파라미터에 밀접하게 관련되어 있고, 이와 같이 확률을 단계적으로 랜덤 샘플링에 도입함으로써 미리 대응후보의 중복을 피하지 않고, 확률이 높은 대응을 효율적으로 샘플링할 수 있으며, 결과적으로 정대응을 많이 구할 수 있다. 본 방법의 유효성을 실화상을 이용한 실험에 의하여 나타낸다. II장에서는 본 논문의 기본이 되는 카메라 모델과 에피폴라 기하학에 대해서 논술하고, III장에서는 확률분포와 RANSAC 이론, IV장에서는 본 논문에서 제안 방법의 알고리즘, V장에서는 알고리즘에 의한 실험 및 검토, VI장에서는 결론을 맺도록 한다.

II. 카메라 모델과 에피폴라 기하학

그림 1에 나타난 좌표계에서 점 O, O' 은 각각 카메라의 렌즈 중심, Z, Z' 은 각각 렌즈의 광축으로 한다.

화면 내의 공간점 P 의 각 카메라의 화상 면에서의 투영 위치를 $(x, y), (x', y')$ 로 하여 이것을 다음의 3차원 벡터로 나타낸다.

$$x = (x/f_0, y/y_0, 1)^T, \quad x' = (x'/f_0, y'/y_0, 1)^T \quad (1)$$

여기서 f_0 는 각 요소의 스케일이 거의 1에 수렴하는 정수로 한다. 이것들 사이에는 잘 알려진 에피폴라 방정식(2)가 있다.

$$(x, Fx') = 0 \quad (2)$$

여기서, x 와 x' 는 벡터값이며, 3×3 행렬 F 는 기초행렬로

rank 2의 특이행렬이고, 8쌍의 대응이 있다면 선형으로 구할 수 있다[6].

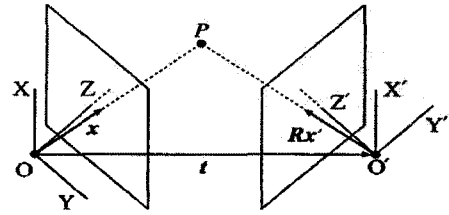


그림 25. 에피폴라 기하학
Fig. 1. Epipolar geometry

만일 공간의 점 P 가 공간평면 Π 위에 있을 때 에피폴라 방정식 (2)에 더해져 식 (3)과 같은 관계를 갖는다[7].

$$x = Z[Hx'] \quad (3)$$

여기서 $Z[\cdot]$ 는 벡터의 제 3성분을 1로 하는 정규화이며, 행렬 H 는 투영변환행렬로 3×3 의 정칙행렬이다. 행렬 H 는 스케일이 일정하지 않기 때문에, 독립한 요소는 8개이고 동일한 평면 위에 있는 점의 투영상이 4쌍 이상이면 계산할 수 있다. 이때 행렬 F, H 의 사이에는 식 (4)와 같은 조건이 존재한다[7].

$$FH + H^T F^T = 0 \quad (4)$$

이것은 두 행렬의 곱 FH 가 변형된 대칭행렬임을 의미한다.

화면 내에 다중의 평면영역 $\Pi_i, i=1, \dots, K$ 가 존재할 때 충분조건식 (4)를 이용하면 그러한 것들에 대응하는 투영변환행렬 H_i 로부터 다음과 같은 기초행렬 F 를 추정할 수 있다[9].

투영변환행렬 H_i 와 기초행렬 F 를 각각 식 (5)로 표시하고, 행렬 A_i 및 벡터 f 를 각각 식 (6)이라고 하면 충분조건식 (4)에 의해서 벡터 f 에 관한 연립방정식 (7)이 구해진다.

$$H_i = (h_{i1} \ h_{i2} \ h_{i3}), \quad F^T = (f_1 \ f_2 \ f_3) \quad (5)$$

$$A_i = \begin{pmatrix} h_{i1}^T & 0^T & 0^T \\ 0^T & h_{i2}^T & 0^T \\ 0^T & 0^T & h_{i3}^T \\ h_{i2}^T & h_{i1}^T & 0^T \\ h_{i3}^T & 0^T & h_{i1}^T \\ 0^T & h_{i3}^T & h_{i2}^T \end{pmatrix} f = \begin{pmatrix} f_1 \\ f_2 \\ f_3 \end{pmatrix} \quad (6)$$

$$Mf = 0, \quad M = \begin{pmatrix} A_1 \\ A_2 \\ \vdots \\ A_K \end{pmatrix} \quad (7)$$

따라서, 행렬 $M^T M$ 의 최소 고유치에 대응하는 고유 벡

터로부터 기초행렬 F 를 구할 수 있다.

이와 같이 구한 기초행렬은 일반적으로 $|F| \neq 0$ 만족하지 않기 때문에 $F = VAU^T$ 로 특이치 분해에 의하여 A 의 가장 작은 특이치를 0으로 치환한 행렬 A' 을 이용하여 식 (8)에 의하여 추정값 \hat{F} 를 구할 수 있다.

$$\hat{F} = VA'U^T \quad (8)$$

일반적으로 2대의 카메라 광축이 평행하거나 교차하지 않는 한 기초행렬은 2대의 카메라 초점거리, 정규화된 카메라 간의 이동벡터와 카메라 간의 회전으로 분해할 수 있지만, 실제 화상의 점대응으로부터 구한 기초행렬은 특이치 분해를 할 수 없는 경우가 많다. 그러나, 투영변환행렬에서 구한 기초행렬은 점대응으로부터 직접 구한 기초행렬과 비교하여 카메라 파라미터로 분해하여 정밀도(Precision)가 높게 된다[9]. 그러므로, 본 연구에서는 이와 같은 국소적 평면영역에 대한 투영변환행렬을 구하여 화상 간의 대응매칭을 시킬 뿐 아니라 구해진 다중의 투영변환행렬로부터 정밀도가 양호한 기초행렬을 추정하는 것을 검토한다.

III. 다중의 확률분포를 이용한 RANSAC

화면 내의 작은 평면영역에 대한 투영변환행렬과 그것을 만족하는 대응을 구하기 위해 본 연구에서는 RANSAC에 기초한 방법을 이용한다.

RANSAC은 구하고자한 파라미터를 계산하는 데에 필요한 최소의 데이터를 랜덤 샘플링하여 파라미터를 계산하고, 남은 데이터에 의하여 그 파라미터를 평가하는 방법으로서 충분한 회수만큼 반복하여 가장 높은 파라미터를 구하는 방법이다.

보통 RANSAC을 이용하여 화상 간의 투영변환행렬을 구할 경우, 균일분포를 이용하여 그림 2(a)와 같이 1 대 1로 대응시켜 중복 없이 샘플링하지만, 본 논문에서는 그림 2(b)와 같이 1 대 1로 대응시키지 않고 중복을 포함한 대응으로부터 3중으로 랜덤 샘플링한다.

이와 같이 샘플링 과정에서 확률이 높은 만큼 선택하기 쉽다는 특징이 있는데, 우선 확률분포에 대해서 간단히 검토하고자 한다. 첫째, 평면의 존재 확률이 높은 영역을 선택하기 위한 확률분포로서, 이것에 의해 화상 내에서 특징점이 밀집한 영역 내의 점을 선택하는 것을 평면성 확률이라 한다. 둘째, 그 영역 내의 동일한 평면 위에 있다고 생각되는 점을 효율적으로 선택하기 위한 확률분포로서, 이것을 공면성 확률이라 한다. 마지막으로 중요한 한 것은 그러한 점에 대응하는 다중의 대응후보 중에서 올바른 확률이 높은 대응을 선택하기 위한 확률분포로서 이것을 대응 확률이라 한다. 다음에는 각각의 확률에 관해서 정의한다.

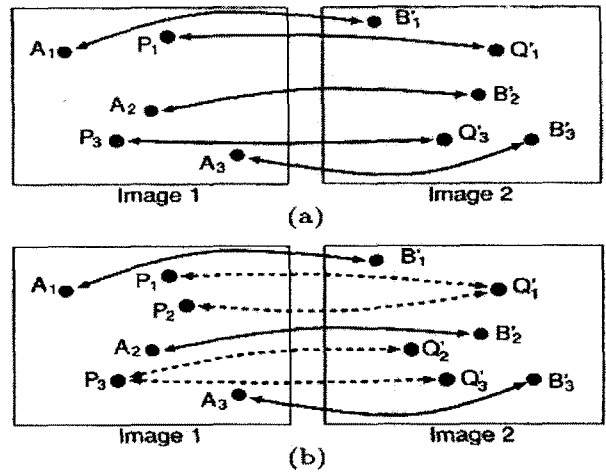


그림 2. (a) 1 대 1 매칭 (b) 중복 매칭: $\{P_1, Q_1'\}$ 과 $\{P_2, Q_1'\}$, $\{P_3, Q_2'\}$ 와 $\{P_3, Q_3'\}$ 는 각각 중복
Fig.2. (a) One to one matches. (b) Non one to one matches: $\{P_1, Q_1'\}$ and $\{P_2, Q_1'\}$, $\{P_3, Q_2'\}$ and $\{P_3, Q_3'\}$.

3.1 공면성 확률

일반적으로 3차원 공간에서 임의의 공면 위의 소영역은 그 점한 평면에 근사할 수 있다. 따라서 공면 위의 점들에 대하여 가까운 2개의 점은 동일한 평면에 있다고 보아도 된다. 반대로 서로 떨어진 2점은 동일 평면에 있지 않을 경우가 많다[11]. 이러한 관계는 그림 3에서와 같이 점들을 투영한 화상 위에서도 마찬가지이다. 그곳에서 화상 위의 2 점간의 거리에 근거한 확률을 공면성 확률이라 하고, 그 2 점이 동일 평면 위에 존재하기 위한 확률로 다음과 같이 정의한다.

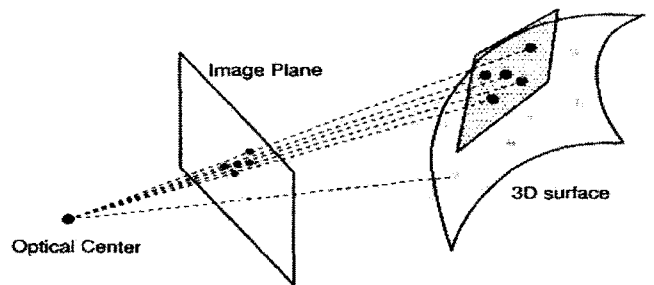


그림 3. 공면성 확률
Fig. 3. Coplanarity probability.

이제 화상 I 에서 특징점을 P_λ , $\lambda=1, \dots, N$ 라 하고, 그 좌표를 (x_λ, y_λ) 로 한다. 특징점 P_α , P_β 간의 거리 $d_{\alpha\beta}$ 는 식 (9)와 같이 되므로, 이 거리에 의해 특징점 P_α 가 선택된 경우의 특징점 P_β 의 조건에 맞는 확률 $p(\beta|\alpha)$ 를 식 (10)과 같이 정의한다.

$$d_{\alpha\beta} = \sqrt{(x_\alpha - x_\beta)^2 + (y_\alpha - y_\beta)^2} \quad (9)$$

$$p(\beta|\alpha) = \begin{cases} \frac{1}{z_\alpha} e^{-s_\alpha d_{\alpha\beta}} & \dots \alpha \neq \beta \\ 0 & \dots \alpha = \beta \end{cases} \quad (10)$$

단, $z_\alpha = \sum_{\beta \neq \alpha} e^{-s_\alpha d_{\alpha\beta}}$ 이다.

여기서 파라미터 s_α 는 식 (11)의 조건이 성립하도록 뉴튼법에 의하여 구한다. 이 조건 식 (11)은 거리 $d_{\alpha\beta}$ 의 기대값이 평균거리와 동일해지도록 확률의 감쇠정수를 결정하는 것을 의미한다.

$$s_\alpha = \sum_{\beta} p(\beta|\alpha) d_{\alpha\beta} = \frac{1}{N} \sum_{\beta=1}^N d_{\alpha\beta} \quad (11)$$

이러한 방법으로 구해진 매칭분포는 특징점 P_α 에 근사한 특징점만큼 높은 확률을 갖고 있으며, 그와 같은 특징점을 효율적으로 샘플링할 수 있으며, 정의에 의하여 $p(\beta|\alpha) = p(\alpha|\beta)$ 이다.

3.2 평면성 확률

앞 절에서 논술된 것처럼 서로 가까운 점은 같은 평면에 있을 확률이 높다. 바꿔 말하면 점이 밀집된 영역만큼 평면에 있을 확률이 높다. 그러므로, 각 α 의 $p(\beta|\alpha)$ 를 내림차순으로 β 에 관하여 정렬하고, 다음의 조건에 맞는 누적 확률 $q(\beta|\alpha)$ 를 검토한다.

$$q(\beta|\alpha) = \sum_{\mu=1}^{\beta} p(\mu|\alpha) \quad (12)$$

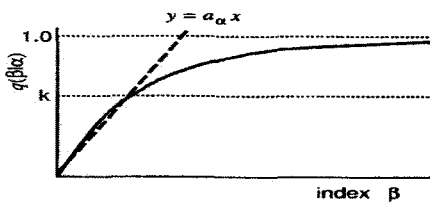


그림 4. 평면성 확률
Fig. 4. Planar probability.

이 $q(\beta|\alpha)$ 는 β 에 관하여 단조 증가한다. 만약 점 P_α 가 특징점이 집중된 영역에 있다면, 그 $q(\beta|\alpha)$ 는 기울기가 완만한 곡선이 되며, 점 P_α 가 특징점이 드문 영역에 있다면 기울기가 급격한 곡선이 된다. 그러므로, 원점과 $q(\beta|\alpha) = \rho$ (ρ 는 정수)가 되는 점을 묶는 직선을 $y = a_\alpha x$ 로 하고, 그림 4에 나타낸 것처럼 이 계수 a_α 를 이용하여 평면성 확률 $\hat{p}(\alpha)$ 를 식 (13)으로 정의한다.

$$\hat{p} = \frac{a_\alpha}{\sum_{\alpha \in J} a_\alpha} \quad (13)$$

이 평면성 확률을 반복적으로 랜덤 샘플링함으로써 밀집되어 있는 특징점을 효율적으로 샘플링할 수 있다.

3.3 대응 확률

RANSAC이나 LMedS을 성공적으로 랜덤 샘플링하기 위해서는 랜덤 샘플링하기 전 단계에서 정밀도가 높은 정대응이 필요하다. 엄밀하게 말하면 LMedS는 적어도 50%의 정대응이 필요하고, RANSAC에서는 정대응이 가장 큰 그룹이 필요하다.

그러나, 이와 같은 정합성에 필요한 조건을 이용하여 대응후보를 좁혀도 RANSAC을 하기 전에 대응의 중복을 없애는 1 대 1 처리를 해야 하므로, 시차(Binocular disparity)나 잠음 등의 영향에 의해 오대응과 비교하여 국소 상관값이나 대역적 정합성의 평가값이 낮아져버린 정대응 등은 이와 같이 1 대 1로 대응시킬 때에 삭제된 것도 많다.

본 논문에서 제안 방법은 RANSAC을 실시하기 전 단계에 대응의 중복을 없애지 않고 중복 대응을 포함한 채로 RANSAC을 실시한다. 그러므로, 템플리트 매칭의 잔차에 근거한 「정대응」 확률을 정의하고, 그것을 샘플링할 때 가중값을 사용하여 RANSAC 중에 다시 대응후보를 샘플링한다. 그 예로 그림 5와 같이 정대응 $\{P, Q'\}$ 의 확률에 의해 오대응 $\{P, Q_2\}$ 확률이 높은 경우에도 정대응 $\{P, Q'\}$ 이 선택될 수 있다. 따라서, 랜덤 샘플링의 대상후보 중에 정대응이 많이 남아서, 그것이 정대응으로 추정될 때 샘플링함으로써 효율적으로 샘플링할 수 있다.

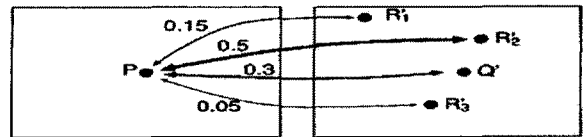


그림 5. 대응 확률을 가중하여 샘플링. 선의 굵기 및 수치는 확률 표시. 정대응은 $\{P, Q'\}$.

Fig.5. Sampling using correspondence probabilities as sampling weights.

Arrows indicate candidate correspondences and their thicknesses and values indicate their probabilities. The correct one is $\{P, Q'\}$.

화상 I_1 내의 특징점을 P_β , 화상 I_2 내의 특징점을 Q'_β 로 하고, 이러한 특징점 근처의 템플리트 매칭의 잔차를 $j_{\beta\beta'}$ 로 한다. 이 잔차 $j_{\beta\beta'}$ 를 이용하여 조건 매칭 확률 $p'(\beta'|\beta)$ 를 식 (14)와 같이 정의한다.

$$p'(\beta'|\beta) = \frac{1}{Z_\beta} e^{-t_\beta j_{\beta\beta'}^2}, \quad Z_\beta = \sum_{\beta'=1}^M e^{-t_\beta j_{\beta\beta'}^2} \quad (14)$$

여기서 M 은 화상 I_2 의 특징점 수로 한다. 그 확률 $p'(\beta'|\beta)$ 을 대응 확률이라 하며, 화상 I_1 의 점 P_β 와 화상 I_2 의 점 Q'_β 가 정대응일 확률이 있으며, 식 (14)에서 파라미터 t_β 는 공변성 확률과 마찬가지로 다음 식 (15)에 의해서 구한다.

$$\sum_{\beta'=1}^M p'(\beta'|\beta) j_{\beta\beta'} = \frac{1}{L} \sum_{\beta'=1}^L j_{\beta\beta'} \quad (15)$$

이 때, 잔차 $j_{\beta\beta'}$ 은 오름차순으로 정리한다. 이 조건식 (15)는 M 쌍의 가능한 조합에 대해 확률을 오름차순으로 정렬할 때 $L(\leq M)$ 쌍 내에 정대응이 포함되는 것을 나타낸다.

그러나, 실제의 화면에서는 특징점이 밀집된 영역이 화면 내의 평면에 대응한다고 할 수는 없다. 여기서 제안 방법은 RANSAC의 랜덤 샘플링에 있어서 이러한 확률분포를 위에서 논술한 순서대로 단계적으로 이용함으로써 평면에 존재할 확률이 높은 대응 후보를 좁혀 효율적으로 선택하며 순서는 다음과 같다.

- 평면성 확률 $\hat{p}(\alpha)$ 를 이용하여 제 1 화상에서 점이 집중된 영역으로부터 1점을 선택한다.
- 공면성 확률 $p(\beta|\alpha)$ 을 이용하여 선택된 점에 가까운 제 1 화상 내의 4점을 선택한다.
- 대응 확률 $p'(\beta'|\beta)$ 를 이용하여 선택된 4점과 국소 상관값이 높은 제 2 화상 내의 4점을 선택하여 4쌍의 대응을 결정한다.
- 구해진 4쌍의 대응으로부터 투영변환행렬을 계산한다.
- 중복까지 포함한 모든 대응후보 집합 중에서 구해진 투영변환행렬에 대한 잔차는 작게 되고, 한편 대응 확률이 높은 대응의 보조집합을 구한다.
- 이상을 반복하여 화면 내의 다중의 평면영역에 포함된 대응과 그 투영변환행렬을 구한다.

보통 에피폴라 방정식을 이용한 RANSAC에서는 중복을 포함한 대응으로부터 보조집합을 구하면 오대응이 다수 포함되므로 확실한 기초행렬이 아니어도 보조집합이 구해져 버린다. 그러므로, 랜덤 샘플링 전에 미리 보조집합은 중복되지 않도록 해야 한다. 이에 반하여 본 논문에서 제안 방법은 투영변환이 반드시 필요하기 때문에 중복을 없애지 않아도 된다. 이것은 에피폴라 방정식이 다점 대 점 (multi-point to point)의 관계인데 반하여 투영변환은 점 대 점(point to point)의 관계이기 때문이다.

일반적으로 기초행렬을 직접 추정함과 동시에 대응을 결정할 경우에는 화상 전체에서 일정한 점대응을 선택하고, 비교적 정밀한 기초행렬을 구하지 않으면 효율이 떨어지지만, 본 논문에서 제안 방법은 기초행렬에 의해 정밀도를 높게 추정할 수 있는 투영변환행렬을 근거로 하고 있다 [10],[11]. 즉 아주 집중된 점대응이 선택되어도 그와 같은 투영변환행렬은 정밀도가 낮아지므로 보조집합이 적게 되어 제안 방법에서는 비교적 정밀한 평면영역과 그에 대한 투영변환행렬을 구할 수 있다.

IV. 제안 방법의 알고리즘

랜덤 샘플링에 근거한 투영법을 적용하려면 정대응이 정확히 만족해야 한다. 기존의 방법으로는 보통의 화면에 에피폴라 방정식이 사용되는데, 이 식의 파라미터인 기초행렬이 극히 불안정하여 많은 오대응이 발생하게 된다. 이에 반하여 제안 방법은 평면인 화면이나 평면상 물체의 대응이

만족할 수 있는 투영변환의 파라미터는 추정도가 높은 계산이기 때문에 비교적 안정된 값이 구해지므로 그 알고리즘에 대해서 실험 및 검토하고자 한다.

화상 I_1 에서 추출된 특징점 P_α 의 집합을 \mathcal{J}_1 이라 하고, I_2 에서 추출된 특징점 $Q_{\beta'}$ 의 집합을 \mathcal{J}_2 로 한다. 특히 제 1 화상의 점 P_α , P_β 를 간단히 랜덤 기호 (\cdot) 없는 α , β 로, 제 2 화상의 점 $Q_{\beta'}$ 을 랜덤 기호를 붙인 β' 로 기록한다.

- 평면성 확률 $\hat{p}(\alpha)$ 를 이용하여 화상 I_1 으로부터 1점 α 를 선택한다.
- 선택된 점 α 에 대하여 공면성 확률 $p(\beta|\alpha)$ 를 이용하여, 화상 I_1 에서 4점 $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4$ 를 선택한다.
- 선택된 4점 $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4$ 에 대하여 각각의 대응확률 $p'(\beta'|\beta_1), p'(\beta'|\beta_2), p'(\beta'|\beta_3), p'(\beta'|\beta_4)$ 를 이용하여 I_2 에서 $\beta'_1, \beta'_2, \beta'_3, \beta'_4$ 를 선택하고, 4쌍의 대응 $\{\beta_1, \beta'_1\}, \{\beta_2, \beta'_2\}, \{\beta_3, \beta'_3\}, \{\beta_4, \beta'_4\}$ 를 결정한다.
- 그림 6에서와 같이 구해진 4쌍의 대응 「기울어짐」 판정을 한다. 「기울어짐」이 있는 경우 순서 (3)으로 돌아가 다시 대응을 선택한다.
- 「기울어짐」이 없는 4쌍의 대응으로부터 최소자승법으로 투영변환행렬 H_α 를 계산한다.
- 모든 대응후보 중에서 조건 $E(\gamma, \gamma', H_\alpha) < d$ 와 $p'(\gamma'|\gamma) < t$ 를 만족한 대응 $\{\gamma, \gamma'\}$ (단, $P_\gamma \in \mathcal{J}_1, Q_{\gamma'} \in \mathcal{J}_2$)의 집합을 S_α 로 하고, 그 원소 수를 M_α 로 한다. 여기서 t 와 d 는 사용자가 지정한 값이고, 함수 $E(\gamma, \gamma', H_\alpha)$ 는 투영변환행렬 H_α 에 대한 대응 $\{\gamma, \gamma'\}$ 의 오차함수이다.
- 대응집합 S_α 의 원소 수 M_α 가 최대가 될 때까지 앞의 순서를 충분히 반복한다.
- 구해진 대응집합 S_α^{\max} 에 관해서 오차함수 $E(\gamma, \gamma', H_\alpha)$ 에 근거하여 대응의 중복을 제외한 \hat{S}_α^{\max} 를 구한다.
- 1 대 1로 대응시킨 후의 대응집합 \hat{S}_α^{\max} 의 원소 수 \hat{M}_α 가 지정한 수 이상이면 \hat{S}_α^{\max} 를 이용하여 최적의 투영변환행렬을 계산하되, 각 화상의 특징점 집합에서 \hat{S}_α^{\max} 에 포함된 특징점을 제외한다[12].

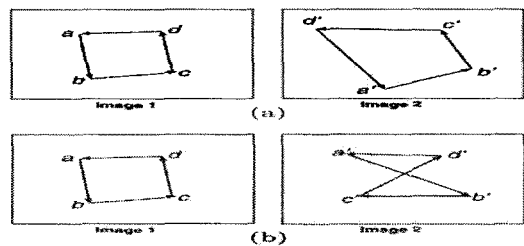


그림 6. 기울어짐 판정. (a) 「기울어짐」 없음. (b) 「기울어짐」 있음.

Fig. 6. Skew check for matches. (a) not skewed. (b) skewed.

화면 내에서 투영변환행렬 H_1, H_2, \dots, H_K 가 구해졌을 때 최적적인 대응응답 S 는 식 (16)에 의하여 구한다.

$$S = \bigcup_{\alpha=1}^K \hat{S}_{\alpha}^{\max} \quad (16)$$

투영변환행렬 H_1, H_2, \dots, H_K 로부터 식 (7)을 풀어서 F 를 구하고 식 (8)에 의하여 기초행렬의 추정값 \hat{F} 를 구한다.

V 실험 및 검토

제안 방법의 유효성을 확인하기 위하여 시뮬레이션 화상에 의한 실험과 실화상에 의한 실험을 하였다.

5.1 시뮬레이션 실험

평면성 확률을 이용한 경우의 샘플링 효율을 조사하기 위하여 그림 7에 표시한 2매의 평면에 있는 가상 화면에 대하여 실험하였다. 평면 위의 점은 각 50점(\bullet), 그 외의 점을 50점($+$)으로 하여, 스테레오 화상을 생성하고, 화상 위의 특징점 위치에 x, y 독립으로 표준편차 0.6화소의 오차를 첨가하였다. 우선 RANSAC의 반복회수는 1,800회로 하여 그 결과를 표 1에 나타낸다.

표 1에서 근사직선의 기울기를 결정하는 ρ 의 값이 작을 수록 효과가 있다는 것을 알 수 있다. 이것은 누적 확률 곡선이 1에 수렴하기 때문에 ρ 의 값이 크게 되면 근사직선의 기울기 차가 없어진다고 할 수 있다.

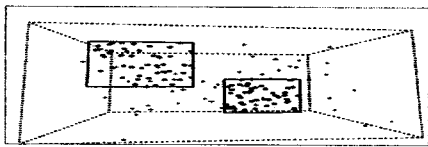


그림 7. 가상의 화면
Fig. 7. Simulated scene.

표 1. 평면성 확률을 이용한 샘플링 효과
Table 1. Effectiveness using planar point probability.

ρ	elapsed time(s)		ratio
	with $\hat{p}(\alpha)$	without $\hat{p}(\alpha)$	
0.50	6.53	7.44	0.88
0.65	7.35	7.74	0.95
0.80	7.62	7.56	1.01

5.2 실화상 실험

그림 8은 건물 화면의 예이다. 그림 8(a)는 스테레오 화상과 검출된 특징점을 표시하고, 그림 8(b)는 기존의 방법으로 대응을 결정한 후 평면영역을 검출한 결과이며, 그림 8(c)는 제안 방법에 의하여 대응과 평면의 두 가지를 검출한 결과이다[12]. 제안 방법에 있어서 RANSAC의 반복회수는 20,000회(파라미터가 변하지 않는 회수를 20,000로 하였기 때문에 실제의 반복회수는 더 많음), $\rho=0.5$, $L=0.2M$ (M 은 제 2화상에서 특징점 수)로 하고, d 는 1.5화

소, t 는 내림차순으로 확률을 정렬한 경우의 누적 확률로 0.8을 주었다. 그림에서 대응은 제 1화상의 특징점을 시점으로 하여 제 2화상의 특징점 위치를 종점으로 하는 “흐름”을 나타내고 있다. 또한 흐름의 시점 형상 및 색차로 검출한 평면을 나타내고 있다.

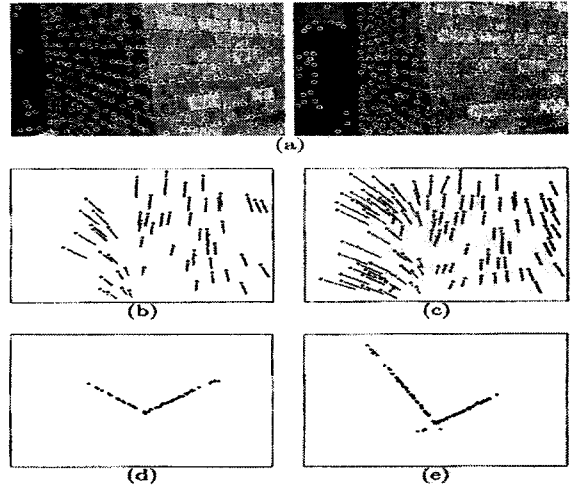


그림 8. (a) 스테레오 화상과 특징점. (b) 기존의 방법에 의하여 검출된 평면영역과 대응[12]. (c) 제안 방법에 의하여 검출된 평면영역과 대응. (d) (b)의 대응을 3차원으로 복원한 결과(위에서 본 그림). (e) (c)의 대응을 3차원으로 복원한 결과(위에서 본 그림).

Fig. 8. (a) A stereo image pair and detected feature points. (b) Detected correspondences and planar regions obtained by [12]. (c) Detected correspondences and planar regions obtained by the proposed method. (d) 3-D shape from (b) (top view). (e) 3-D shape from (c) (top view).

제안 방법의 결과에서 밀접한 대응이 구해진다는 것을 알 수 있다. 즉, 평면인 화면이나 평면상 물체의 대응이 만족할 수 있는 투영변환의 파라미터는 추정도를 높일 수 있기 때문에 안정된 값을 구할 수 있다. 즉, 구해진 대응의 정밀도를 비교하기 위하여 투영변환행렬로부터 기초행렬을 구하여, 그 기초행렬을 카메라 파라미터로 분해하여, 3차원으로 복원한 결과를 그림 8(d), (e)에 나타낸다. 복원 결과에서 제안 방법은 벽의 각도가 정확히 90°에서 복원되고 있는데 반하여 기존의 방법은 약 110°에서 복원되었다[8]. 그 결과로부터도 제안 방법이 정대응을 보다 많이 검출할 수 있다는 것을 알 수 있다.

그림 9에 별도 사진의 결과를 나타낸다. 이 경우 구해진 대응에는 대부분 잔차가 없지만 복원 형상의 벽의 각도를 보면 제안 방법이 94°인데 반하여 기존의 방법에서는 100°에서 복원되었다[8]. 이것은 기존의 방법이 일부 평면에 있지 않는 점을 선택한 것이 원인이라고 추정된다.

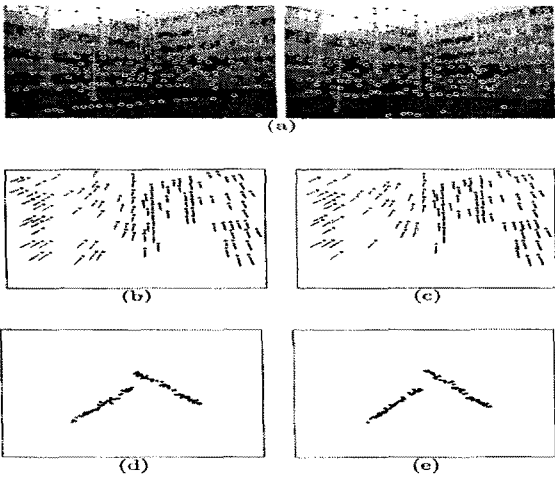


그림 9. (a) 스테레오 화상. (b) 기존에 제안 방법에 의하여 검출된 평면영역과 대응[12]. (c) 제안 방법에 의하여 검출된 평면영역과 대응. (d) (b)의 대응을 3차원으로 복원한 결과(위에서 본 그림). (e) (c)의 대응을 3차원으로 복원한 결과(위에서 본 그림).

Fig. 9. (a) A stereo image pair and detected feature points. (b) Detected correspondences and planar regions obtained by [12]. (c) Detected correspondences and planar regions obtained by the proposed method. (d) 3-D shape from (b) (top view). (e) 3-D shape from (c) (top view).

그림 10에 3개의 평면이 있는 화면의 결과를 나타낸다. 기존의 방법에서는 다른 평면영역 내에 대응이 검출된 데 반해 제안 방법에서는 거의 정대응이 결정되는 것을 알 수 있다[12].

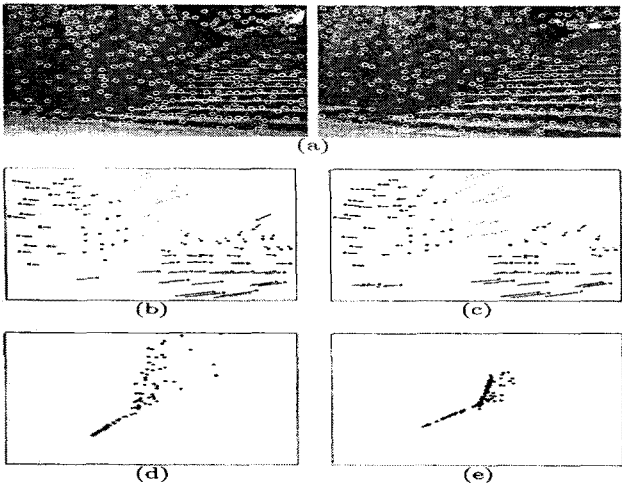


그림 10. (a) 스테레오 화상과 특징점. (b) 기존의 방법에 의하여 검출된 평면영역과 대응[12]. (c) 제안 방법에 의하여 검출된 평면영역과 대응. (d) (b)의 대응을 3차원으로 복원한 결과(위에서 본 그림). (e) (c)의 대응을 3차원으로 복원한 결과(위에서 본 그림).

Fig. 10. (a) A stereo image pair and detected feature points. (b) Detected correspondences and planar regions obtained by [12]. (c) Detected correspondences and planar regions obtained by the proposed method. (d) 3-D shape from (b) (top view). (e) 3-D shape from (c) (top view).

이러한 결과에서 알 수 있는 것처럼 검출된 각 평면영역에 대한 대응도 거의 올바르게 구해지는 것을 알 수 있다. 이것은 각 평면영역에 대한 투영변환행렬도 정밀도가 양호하게 구해지고 있는 것을 의미한다.

그림 8, 9, 10은 근거리 화면을 실험하여 비교한 결과라면, 그림 11에서는 원거리 화면에 대한 결과를 나타낸다. 원거리 화면에서 검출할 수 있는 평면은 1매이기 때문에 기존의 방법과 비교하기 위해 모자이크 화상의 대응결정법을 이용하여 비교하였다[13]. 구해진 대응을 그림 11(b), (c)에 구해진 투영변환행렬을 이용하여 생성한 모자이크 차화상을 그림 11(d), (e)에 표시한다. 보는 바와 같이 제안 방법이 보다 많은 대응이 구해졌고, 모자이크 화상의 정밀도가 양호하게 겹치고 있는 것을 알 수 있다.

일반적으로 화면이 원거리인지 아닌지 알 수 있지만, 만약 원거리인 경우에 화상간의 필요조건인 기초행렬은 퇴화되기 때문에 그 퇴화판정이 필요하다[10]. 그러나 제안 방법에서는 화상간의 필요조건으로 투영변환행렬을 사용하기 때문에 이와 같은 퇴화의 걱정은 없고, 항상 안정된 대응을 구할 수 있다.

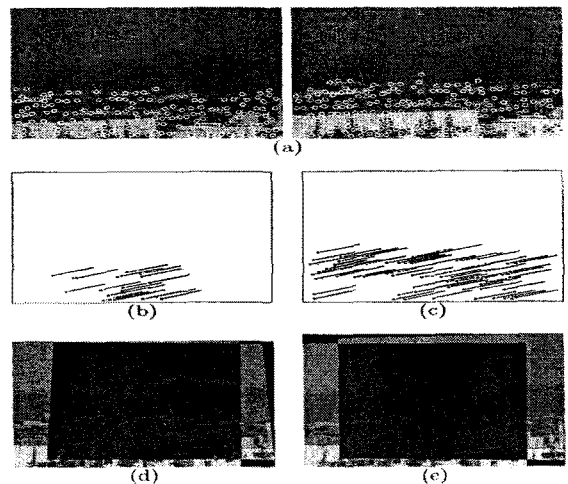


그림 11. (a) 스테레오 화상과 특징점. (b) 기존의 방법에 의하여 결정된 대응[13]. (c) 제안 방법에 의하여 결정된 대응. (d) (b)로부터 생성된 모자이크 차화상. (e) (c)로부터 생성된 모자이크 차화상.

Fig. 11. (a) A stereo image pair and detected feature points. (b) Result by the method of [13]. (c) Result by the proposed method. (d) Panoramic image from (b). (e) Panoramic image from (c).

본 논문에서 이용한 컴퓨터는 2.7GHz의 Pentium Dual-core, 메모리 2GByte, OS는 windows 7으로, 제안 방법의 처리시간은 그림 8에서 약 273초, 그림 10에서는 403초, 그림 11에서는 약 18초였다.

VI. 결론

본 논문에서는 RANSAC에 근거한 화면 내의 평면영역 추출에 의한 스테레오 화상의 대응 매칭법을 제안하였다. 그 방법으로는 랜덤 샘플링을 하면서 균일분포를 이용하지 않고, 화상으로부터 추출하고자하는 특징점인 평면 및 공면에 근거한 다중의 비균일 확률분포를 정의하고, 동시에 스테레오 화상간의 대응관계도 별도의 확률을 이용한 랜덤 샘플링에 포함시켰다. 이러한 비균일 확률분포를 단계적으로 이용하여 대응후보의 중복을 미리 없앴으로써 정대응 확률이 높은 것을 많이 남긴 채로 랜덤 샘플링을 할 수 있게 되었다. 그리고, 제안 방법의 유효성을 실화상 실험 결과를 나타내었다. 본 논문에서는 이와 같이 랜덤 샘플링 방법을 화상의 대응 매칭에 이용하였지만, 일반적인 파라미터 추정에도 같은 방법이 적용될 수 있다고 추정한다.

다음의 연구에서는 처리시간의 단축, 보다 조밀한 대응을 구하는 처리하는 것 등을 연구하고자 한다.

참고문헌

- [1] O. Chum and J. Matas, "Matching with PROSAC Progressive sample consensus," Proc. Conf. Comput. Vis. Patt. Recog., vol.1, pp.220-226, Los Alamitos, California, U. S. A, June 2005.
- [2] J. Maciel and J. Costeira, "Robust point correspondence by concave minimization," Image Vis. Comput., vol.20, no.9/10, pp.683-690, 2002.
- [3] C. F. Olson, "Maximum-likelihood image matching," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol.24, no.6, pp.853-857, June 2002.
- [4] M. A. Fischler and R. C. Bolles, "Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography." Commun. ACM, vol.24, no.6, pp.381-395, June 1981.
- [5] P. J. Rousseeuw and A. M. Leroy, Robust Regression and Outlier Detection, Wiley, New York, 1987.
- [6] D. R. Myatt, P. H. S. Torr, S. J. Nasuto, J. M. Bishop, and R. Craddock, "NAPSAC: High noise, high dimensional robust estimation - It's in the bag," Proc. 13th British Machine Vision Conf., pp.458-467, Cardiff, U. K., Sept. 2002.
- [7] R. Hartley and A. Zisserman, Multiple View Geometry in Computer Vision, Cambridge University Press, Cambridge, 2000.
- [8] A. Dick. P. H. S. Torr, and R. Cipolla, "Automatic 3d modelling of architecture," Proc. 11th British Machine Vision Conf., pp.372-381, Bristol, U. K., Sept. 2000.
- [9] Y. Kanazawa, T. Sakamoto, and H. Kawakami, "Robust 3-D reconstruction using one or more homographies with uncalibrated stereo," Proc. 6th Asian Conf. Comput. Vision, pp.503-508, Jeju Island, Korea, Jan. 2004.
- [10] K. Kanatani, N. Ohta, and Y. Kanazawa, "Optimal homography computation with a reliability measure," IEICE Trans. Inf. & Syst., vol.E83-D, no.7, pp.1369-1374, July 2000.
- [11] J. Matas, O. Chum, M. Urban, and T. Pajdla, "Robust wide baseline stereo from maximally stable extremal regions," Proc. 13th, British Machine Vision Conf., pp.384-393, Cardiff, U. K., Sept. 2002.
- [12] 川上裕司, 伊藤吉弘, 金澤 靖, "特徴点の位置分布に基づくランダムサンプリングによる平面領域のロバストな検出法," 信學論(D-II), vol.J88-D-II, no.2, pp.313-324, Feb, 2005.
- [13] K. Tanaka and E. Kondo, "Incremental RANSAC for online relocation in large dynamic environments," Proc. 2006 IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, pp.68-75, 2006.



정 남 채 (Nam-chaе Jung)

正會員

1984년 2월 : 조선대학교 전자공학과 (공학사)

1987년 2월 : 조선대학교 전자공학과 (공학석사)

1992년 8월 : 조선대학교 전자전공 (공학박사)

1996년 3월~현재 : 초당대학교 정보통신공학과, 교수

관심분야 : Digital 신호처리, Robotics, 의용생체전자공학