

특징점 조합 기반 파노라마 영상

정희원 양승범*, 전혁준**, 황치정***°

Panorama Image based on Combination of Feature Points

Seung-beom Yang*, Huyk-jun Jeon** , Chi-jung Hwang***° *Regular Members*

요약

공동 영역을 포함하고 있는 두 영상을 정합하여 파노라마 영상을 생성하는 것은 디지털 지도 제작, 영화, 항공 영상 및 위성 영상 서비스 등 다양한 분야에서 널리 활용되고 있다. 파노라마 영상 생성의 핵심 기술은 두 영상에서의 대응점을 정확히 추출하여 변환 매트릭스를 생성하여 두 영상을 정합하는 것으로 대응되는 점을 추출한 후 Ransac 알고리즘을 적용하여 일정 확률 이상에서 수렴하는 대응점들로 변환 매트릭스를 생성 정합하는 방법을 주로 사용하고 있다. 본 논문에서는 Ransac 알고리즘을 대체할 TMC(Transformation Matrix by Combination) 알고리즘을 제안한다. 제안 TMC 알고리즘은 SIFT를 이용하여 크기 변환, 회전, 이동에 강인한 특징점들을 추출한 후 특징점 기술자를 통해 가장 유사하다고 판단된 고정된 수의 대응점들에 대해 조합을 통해 변환 매트릭스를 구하는 방식으로 Ransac과 비교시 유사한 정확도를 가지며 일정한 횟수의 연산을 수행하기에 수행시간 측면에서 효율적으로 변환 매트릭스를 구할 수 있는 장점을 가지고 있다.

Key Words : Panorama, Feature Point, Feature Descriptor, Transformation Matrix, Image Blending

ABSTRACT

Creating a panorama image by combining two separate images which have partial common area has been widely utilized in many fields such as producing digital map, film, aerial image and satellite image. The core technology of creating panorama image is to combine two images from generating transformation matrix by extracting exact corresponding points. The common way is applying Ransac algorithm to generate transformation matrix and combine images from extracted corresponding points which are converged over definite probability. In this paper, we present TMC (Transformation Matrix by Combination) algorithm that can replace Ransac algorithm. The proposed method, TMC algorithm uses SIFT to extract feature points which have robust properties on scale, rotation and translation. Then it gets transformation matrix from combination of fixed number of corresponding points which are proved as the most similar ones. Compare to Ransac, TMC produces transformation matrix more effectively by having faster processing time and constant operation, and it has similar accuracy at the same time.

1. 서론

최근 멀티미디어와 인터넷의 발달로 인해 영상테

이터의 양은 급격히 증가하고 있으며 공동 영역을 포함하고 있는 두 영상을 정합하여 파노라마 영상을 생성하는 것은 디지털 지도 제작, 영화, 항공 영

※ 본 연구는 2009년도 충남대학교 학술 연구비에 의해 지원 되었습니다.

* 충남대학교 컴퓨터공학과 영상처리 연구실 (ysb0327@cnu.ac.kr)

** 충남대학교 컴퓨터공학과 영상처리 연구실 (fantajeon@cnu.ac.kr)

*** 충남대학교 컴퓨터공학과 영상처리 연구실 (cjhwang@cnu.ac.kr)(°:교신저자)

논문번호 : 10033-0718, 접수일자 : 2010년 7월 18일

상 및 위성 영상 서비스 등 다양한 분야에서 널리 활용되고 있다. 파노라마 영상의 생성과정은 크게 두 단계로 나눌 수 있다. 두 영상에서 대응하는 대응점을 추출하는 단계, 그리고 대응점 사이의 변환 매트리스를 추출하여 두 영상을 정합하는 단계이다. 대응점 추출 기법은 SIFT, Harris corner, edge detection, SURF 등 다양한 방법들이 있으며 이동, 회전과 크기변환 같은 왜곡에 강한 SIFT를 사용하거나 [2],[4], SIFT보다 특징점 추출시간을 빠르게 할 수 있는 SURF도 사용되고 있다 [7],[8]. 변환 매트리스 생성은 추출된 많은 양의 대응되는 대응점 중에서 랜덤 샘플링과 fitting과정을 거쳐 일정 확률 이상에서 수렴하는 대응점을 추출하는 Ransac [1] 알고리즘을 이용하여 변환 매트리스를 생성, 두 영상을 정합하는 방법을 주로 사용한다 [3],[5]. Ransac 알고리즘은 랜덤 샘플링을 하여 일정 확률 이상에서 수렴하는 점들을 추출하므로 잘못된 대응점들을 제거하여 정확성 면에서 안정적인 장점이 있지만 수행시간이 랜덤 샘플링 결과에 따라 차이가 많아 효율성이 떨어지는 단점을 가지고 있다. 본 논문에서는 고정된 소량의 대응점만을 사용하여 Ransac 알고리즘에 비해 연산 시간이 빠르고 일정하며 정확성도 유지할 수 있는 변환 매트리스 생성 방법인 TMC를 제안한다. 제안 TMC는 SIFT를 이용하여 크기 변환, 회전, 이동에 강한 특징점을 추출한 후, 특징점 기술자를 통해 유사도를 측정하여 가장 유사하다고 판단되는 고정된 수의 대응점들에 대해 Ransac 알고리즘을 적용하는 대신에 변환매트리스 생성에 필요한 3개의 대응점을 조합을 통해 각각의 변환 매트리스를 구한 후 변환 매트리스 각각의 원소에 대해 중간 값(median)을 사용하여 최종 변환 매트리스를 생성한다.

본 논문의 구성은 2장에서는 SIFT를 사용하여 특징점 추출, 특징점 기술자 및 대응점 추출하는 방법에 대해 간략하게 기술하며 3장에서는 변환 매트리스를 생성하는 제안 TMC에 대해 설명과 함께 정확성을 충족하기 위한 고정된 대응점 선택에 대하여 4장에서는 TMC 및 Ransac 에 대한 실험 결과를 5장에서는 결론 및 향후 연구에 대해 기술한다.

II. SIFT

공통영역이 존재하는 두 영상으로 파노라마 영상을 만드는데 있어서 중요한 요소는 왜곡에 강한 특징점을 추출하여 대응점을 획득하는 것이다. SIFT

는 크기변환, 회전, 이동에 강한 알고리즘으로 왜곡에 강한 특징점과 특징점 기술자를 추출한다. SIFT의 특징점 추출은 입력 영상에 대하여 가우시안 필터를 사용하여 피라미드 형태의 가우시안 이미지를 구성 하고 그 차를 이용하여 DoG영상을 생성하여 스케일 공간 안에서 인접 이웃 픽셀과의 비교를 통해 특징점을 추출하고 추출된 특징점 주변 영역에 대한 정보를 가지고 특징점 기술자를 생성한다. 특징점 후보들은 필터링을 통해 특징점으로 최종 결정되는데 Hessian 행렬을 통해 특징점 후보에 대하여 필터링이 이루어지게 되며 추출된 특징점은 크기 변환에 강한 특성을 갖게 되며 주변 정보를 이용하여 특징점 기술자를 생성하게 된다. 특징점 기술자는 두 영상에서 추출된 특징점들에 대하여 유사도를 측정하고 대응점을 획득하기 위하여 특징점 주변 정보를 이용하여 중심으로부터의 변화에 대한 크기와 방향성을 계산한다. 특징점을 중심으로 하여 주변 영역에 대하여 크기와 방향성을 계산함으로써 회전과 이동에 강한 특성을 가지게 되며 이는 128차원의 공간 안에 그 특징을 기술하게 된다. 특징점 기술자를 통해서 두 영상간에 대응점을 추출하는데 특징점 기술자의 비교를 통해서 가장 유사하다고 판단되는 점들을 추출한다. 이때 유클리디언 거리 알고리즘을 통해 대응점을 찾게 되며 가장 유사하다고 판단한 점과 두 번째로 유사하다고 판단된 점의 거리 비율이 0.8 이하일 경우 대응점으로 하여 추출하게 된다.

III. TMC를 이용한 변환매트리스 생성

TMC 알고리즘은 신뢰도 높은 대응점을 찾아 변환 매트리스를 구하는 방식인 Ransac알고리즘에 비해 정확도를 유지하면서 시간을 빠르게 하여 결과를 도출할 수 있는 방법이다. SIFT로부터 추출된 모든 대응점 중에서 특징점 기술자를 비교하여 가장 유사하다고 판단된 n개의 대응점을 선택하고 n개중에 3개를 선택할 모든 조합을 생성하여 각각에 대해 변환 매트리스 T_i 를 식 (1)로 추출한다.

$$A_i = T_i B_i \rightarrow T_i = A_i B_i^{-1} \quad \text{식 (1)}$$

식 (1)의 $A_i B_i$ 는 i번째 조합으로 서로 대응되는 세 개의 점을 의미한다. N=8일 경우, 8개의 대응점에 대하여 3개의 점을 추출하여 매트리스를 생성하

는 조합은 총 56개이며 각각의 대응점 조합은 3x3으로 연산된 하나의 변환 매트리스를 1x9로 변환시켜 총 56 x 9 형태의 매트리스 M을 생성한 후 (식 (2) 참조) 각 열의 중간 값을 원소로 하는 최종 변환 매트리스 T_c 를 생성한다.

$$M = \begin{pmatrix} a_{1,1} & \cdots & a_{1,9} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{56,1} & \cdots & a_{56,9} \end{pmatrix} \quad \text{식 (2)}$$

56 x 9 매트리스

$$T_c = [\text{median}(a_{1,1}, \dots, a_{56,1}), \text{median}(a_{1,2}, \dots, a_{56,2}), \dots, \text{median}(a_{1,9}, \dots, a_{56,9})] \quad \text{식 (3)}$$

M의 각 열에 대한 중간 값으로 T_c 를 생성한 것은 조합에 사용한 고정 대응점 중 잘못 대응된 점이 T_c 생성에 영향을 주지 않게 하기 위함이다. 잘못된 대응점이 없다면 M의 각 열들은 각각 유사한 값을 가지게 되며 잘못 대응된 점이 있다면 그 점을 사용한 조합에서의 T_i 값들은 다른 값을 가지게 된다. 그러므로 잘못 대응된 점들을 사용하여 얻은 조합이 전체 조합의 50%를 넘지 않는다면 중간 값을 사용한 T_c 의 각 원소 값들은 잘못된 대응점의 영향을 받지 않게 된다. n개의 대응점 중 잘못된 대응점이 m일 경우 오류 제거 확률은 식 (4)와 같다.

$$Err_removed_ratio = \frac{(n-m)C_r}{n C_r} \quad \text{식 (4)}$$

그림 2는 에러점을 포함하고 있다는 가정 하에

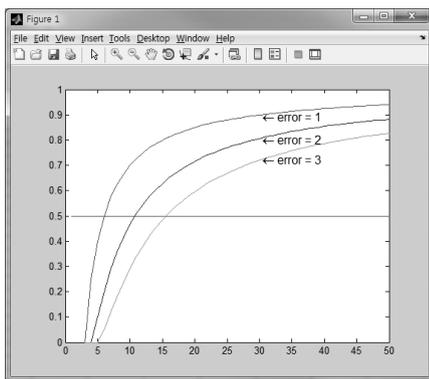


그림 1. 허용 에러점 대비 최소 대응점 수

허용 가능한 에러점의 최대 개수에 따라 오류에 영향을 받지 않고 변환 매트리스를 구할 때 추출해야 할 최소 대응점의 개수를 보여준다. 그림 2에서 X축은 TMC에서 연산을 위해 선택할 대응점의 수이며, Y축은 에러 제거 확률을 나타낸다. M의 각 열의 중간 값을 선택해 T를 추출할 때 에러점의 허용 수에 따라 연산에 필요한 대응점의 수가 달라지는 것을 볼 수 있다. 에러점의 허용 수가 늘어날수록 TMC연산에 필요한 대응점도 늘어나는 것을 알 수 있다.

그림 3은 8개의 대응점을 사용한 M의 한 예이다. 각각의 그래프에서 X축은 조합으로 생성된 모든 집합의 개수이며, Y축은 각각의 계수열에 대한 값이다. 그림에서 볼 수 있듯이 그래프 마다 가운데 표시 되어 있는 점들은 중간 값으로 선택되는 값이며 이 값들을 선택하여 변환 매트리스를 생성한다. 실제로 대응된 점이 많은 경우 값의 변화가 적고 군집을 형성하며 해에 근접한 값을 갖게 된다. 각각의 열에 대한 평균값을 계산해 변환 매트리스로 생성한다면 에러를 포함한 결과들이 에러를 포함하지 않은 계산 값에 대해서 영향을 준다. 또한 최소값과 최대값 역시 에러점을 포함하였을 경우 잘못된 변환 매트리스를 생성할 수 있다. 에러점을 포함하지 않은 조합 집합에서의 결과는 거의 변화 없이 해에 근접한 값을 가지며 각각의 열이 정렬된 매트리스에서 중간 값을 선택함으로써 안정된 변환 매트리스를 생성할 수 있다. TMC 방식은 SIFT로부터 생성된 대응점들로부터 추출한 n개의 점에서 m개의 에러를 포함 하고 있을 경우, 중간 값을 선택하여 잘못된 변환 매트리스를 추출하는 확률에 대하여 계산 할 수 있다. 그러므로 m개의 에러를 포함한

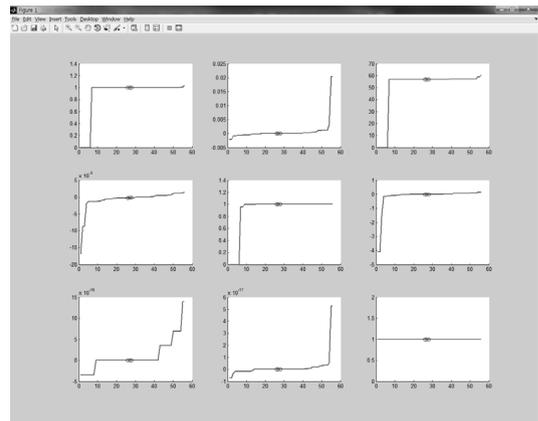


그림 2. 56 x 9 매트리스 M 열별 값의 분포 예

대응점들을 허용할 경우 추출 할 n개의 대응점을 산출 할 수 있다.

IV. 실험 결과

SIFT로부터 추출된 대응점을 가지고 고정된 소수의 대응점을 통해 TMC 알고리즘을 이용하여 변환 매트리스를 생성 파노라마 영상을 생성하였다.

표 1은 실험 데이터 종류 및 실험 횟수를 보여준다. 실험 데이터는 큰 영상에서 255 X 255 크기의 영상과 큰 영상에서 실험 종류에 맞게 변환시켜 획득한 255 x 255 크기의 입력 영상을 사용하였으며 이동은 4개, 회전은 5~180도에서 5도 간격으로 36개 각도, 그리고 크기 변환은 0.7~1.3으로 0.1 단위로 6개의 변환, 복합 공격형태의 회전-크기변환, 회전-이동, 크기변환-이동, 회전-크기변환-이동 공통영역은 최소 30% 이상의 범위에서 Intel Core(TM) i7 CPU 860@2.80GHz 환경에서 8개의 고정 대응점을 사용하여 실험을 수행하였다. 입력 영상 생성 시 변환 정보를 식(5)를 병합하면 얻을 수 있으므로 두 실험 영상에 대한 실제 변환 매트리스를 알 수 있다.

$$\begin{aligned}
 Rotate &= \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin_{12} & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \\
 scales &= \begin{pmatrix} 1/scale & 0 & 0 \\ 0 & 1/scale & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \\
 translate &= \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ transX & transY & 1 \end{pmatrix}
 \end{aligned} \tag{5}$$

실험의 정확도의 측정은 실험 데이터 추출 시에

표 1. 실험 종류

| 실험종류 | 이미지 수 |
|-----------------------------|-------|
| Translate (4개 이동) | 120 |
| Rotate (36개 각도) | 1080 |
| Scale (6개 크기 변환) | 180 |
| Rotate - Scale | 6480 |
| Rotate - Translate | 4320 |
| Scale - Translate | 720 |
| Rotate - Scales - Translate | 25920 |

이동, 회전, 크기 변환에 대하여 실제 좌표상으로 변환 시키는 해인 T를 식(5)를 사용하여 생성하고 식 6에서 추출된 모든 대응점에 적용하여 P를 도출한다. TMC로 생성된 T_c를 적용하여 P_T를 생성하고 P와의 차를 오차로 하여 계산하였으며 Ransac을 통해 생성된 P_R 역시 같은 방식으로 식(8)의 결과를 P와 비교 하여 둘 사이의 차로 결과를 도출하였다. 수행시간은 SIFT로 추출된 대응점으로부터 연산에 필요한 포인트를 선택하고 TMC를 적용시켜 변환 매트리스 생성 시까지 걸린 프로세싱 시간을 측정, Ransac 역시 대응점을 받아 입력되는 시점부터 변환 매트리스 생성 시간까지의 프로세싱 타임을 측정하였으며 여러 측정 식은 다음과 같다.

$$P = points(x,y,1) \times T \tag{6}$$

$$P_T = points(x,y,1) \times T_C \tag{7}$$

$$P_R = points(x,y,1) \times T_R \tag{8}$$

$$\begin{aligned}
 TMC\ error &= \frac{\sum |P - P_T|}{Number\ of\ points} \\
 Ransac\ error &= \frac{\sum |P - P_R|}{Number\ of\ points}
 \end{aligned} \tag{9}$$

식(6)에서 생성된 P는 실제 이론적으로 이동해야 할 점의 좌표이다. 변환에 대한 정보를 알고 있기 때문에 식(5)에 대입하여 식(6)에 사용될 T를 계산 할 수 있으며 실제 변환 되어야 할 좌표인 P를 획득하고 식(7)과 식(8)에서 생성된 P_T와 P_R을 식 (9)와 같이 적용하여 결과를 획득함으로써 정확도를 측정하였다. 표 2에서와 같이 정확도 부분에서 Ransac에 비해 TMC알고리즘이 약 0.1 픽셀 오류가 많은 것을 알 수 있다. 두 알고리즘 모두 1픽셀 이내의 오류를 보인다는 점에서 정확도의 차이가 크지 않다고 할 수 있으며 수행시간은 평균적으로 Ransac에 비해 TMC 알고리즘이 약 2.84배 빠른 것을 알 수 있다. 표 2에서와 같이 기존의 방식과 정확도는 비슷하게 유지하면서 시간적 측면에서 Ransac 방법에 비해 효율성이 높은 성능을 가지고 있다.

그림 3은 두 입력 영상에 파노라마 결과 영상이

표 2. 에러 카운트 및 시간

(단위 : Error - 픽셀, Time - 초)

| | 실험영상개수 | Ransac | | TMC | |
|-----------------------------|--------|----------|----------|----------|----------|
| | | Error | Time | Error | Time |
| Translate (57, 73, 93, 113) | 120 | 0.091710 | 0.016120 | 0.085380 | 0.007830 |
| Scale(0.7~1.3) | 180 | 0.165720 | 0.025850 | 0.197420 | 0.008720 |
| Rotate(5~180) | 1080 | 0.043970 | 0.022110 | 0.241310 | 0.008470 |
| Rotate + Scales | 6480 | 0.398230 | 0.020810 | 0.503660 | 0.007880 |
| Rotate + Translate | 4320 | 0.092347 | 0.013982 | 0.313014 | 0.003799 |
| Scale + Translate | 720 | 0.171695 | 0.010934 | 0.273661 | 0.003742 |
| Rotate + Scales + Translate | 25920 | 0.538215 | 0.019664 | 0.640948 | 0.004228 |
| Total | 38820 | 0.214555 | 0.018161 | 0.322199 | 0.006381 |



(a)



(b)



(c)

그림 3. 파노라마영상 (a),(b)입력영상 (c)파노라마

다. 그림 5의 (b)는 (a)에 비해 회전10, 크기변환 0.7 이동은 x축 153 y축 186이 발생한 것으로 (c)에서와 같이 변환 매트릭스 적용 후에 각 요소에 맞춰 변환된 것을 확인 할 수 있다. (c)의 겹치는 부분은 두 입력 영상들의 공통부분을 나타내고 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 SIFT를 이용하여 특징점을 추출하고 특징점 기술자를 통한 유사도 측정으로 소수의 대응점을 추출하여 변환 매트릭스를 생성하는 기법인 TMC를 제안하였다. TMC는 Ransac과 비교하였을 때 정확성은 유지 되면서 프로세싱 시간이 효율적인 것을 알 수 있었다. 또한 에러점을 허용할 경우 정확성을 유지하기 위해 추출할 최소 대응점의 수를 결정하는 기법을 제시하였다. TMC방식은 추출되는 대응점의 수와 신뢰도에 따라 정확도 및 연산의 시간이 결정된다. 즉, 추출되는 대응점의 신뢰도가 높을수록 TMC 방식의 효율을 높일 수가 있고 연산에 필요한 대응점의 수도 줄어들게 되며 시간을 더욱 단축시킬 수 있다. 현재 개발된 SIFT 경우 크기변환, 회전, 이동에 강한 알고리즘으로 안정적인 특징점과 대응점에 대한 신뢰도가 높아 TMC를 적용하는데 무리가 없지만 정확도가 높고 더 효율적인 응용을 위해 특징점 및 대응점 추출 알고리즘에 대한 연구가 더욱 필요하다.

참 고 문 헌

[1] M.A. Fischler and R.C. Bolles. "Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automat

cartography”. Communications of the ACM, 24 (6) : pp. 381-395, 1981.

[2] David G. Lowe, “Object Recognition from Local Scale Invariant Features” International Conference on Computer Vision pp.1150-1157, 1999.

[3] Brown, M. and Lowe, D. G.. “Recognising Panoramas”. 9th ICCV, Vol.2 pp.1218-1227, Oct., 2003.

[4] David G. Lowe, “Distinctive Image Features from Scale-Invariant Key points”, Int. J. Computer Vision, Vol.60, No.2, pp.91-110, Nov., 2004.

[5] Brown, M. and Lowe, D. G. 2007. “Automatic Panoramic Image Stitching using Invariant Features”. Int. J. Computer Vision Vol.74, No.1 pp.59-73. Aug., 2007.

[6] Jung-bum Kim, Chin-Wan Chung, Deok-Hwan Kim Seok-Lyong Lee. “Similar Satellite Image Search using SIFT”. 한국정보과학회논문지: 데이터베이스 제35권 제5호 pp.379-390, 10월, 2008.

[7] H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, and L. Van Gool. “Speeded-Up Robust Features (SURF)”, CUIV, Vol.110, No.3, pp. 346-359, June, 2008.

[8] Deok-Jae Seo, Dong-Shik Lee, Young-Mo Kim, “Image stitching method for panorama image based on SURF”, 정보및제어학술대회(CICS'09) pp.299-300, 2009.

양 승 범 (SeungBeom Yang)

정회원



2009년 충남대학교 컴퓨터공학과 학사
 2009년~현재 충남대학교 컴퓨터공학과 석사과정
 <관심분야> 머신러닝, 패턴인식, 멀티미디어

전 혁 준 (Hyeokjune Jeon)

정회원



2004년 우송대학교 컴퓨터학과 학사
 2008년 충남대학교 컴퓨터공학과 석사
 2008년~현재 충남대학교 컴퓨터공학과 박사과정
 <관심분야> 패턴인식, 컴퓨터비

전, 인공지능

황 치 정 (Chi Jung Hwang)

정회원



1975년 서강대학교 수학과 학사
 1979년 서강대학교 수학과 석사
 1981년 뉴욕주립대학 수학과 석사
 1985년 UCONN 전산학 석사
 1987년 UCONN 전산학 박사
 1988년~현재 충남대학교 컴퓨

터공학과 교수

<관심분야> 영상처리, 패턴인식