

# KLT 알고리즘을 이용한 추적에서 안정된 특징점 선택

김용진\*, 이일병\*

\*연세대학교 컴퓨터 과학과

e-mail:yjkim98@csai.yonsei.ac.kr

## Stable Feature Point Selection Using KLT Algorithm for Tracking

Yongjin Kim\*, Yillbyung Lee\*

\*Division of Computer Science, Yonsei University

### 요 약

본 논문에서는 특징기반 물체추적을 위해 많이 사용되고 있는 KLT(Kanade-Lucas-Tomasi) 알고리즘을 소개하고, 이 알고리즘을 이용한 특징점(corner) 추출시, 영상에서 잡음의 영향이 KLT 알고리즘의 성능에 어떤 영향을 미치는지 잡음이 포함된 영상과 포함되지 않은 영상을 이용하여 안정된 특징점 추출을 위한 실험을 실시하고 비교 분석하였다.

### 1. 서론

물체추적은 로봇, 보안관리 시스템, 방송카메라 영상 처리, 교통관리 시스템, 얼굴 추적 및 인식, 물체 인식 및 식별 등 다양한 분야에서 적용되고 있으며, 현재도 많은 관련 연구가 진행되고 있고, 현재까지 물체추적을 위한 많은 우수한 방법론들이 연구되어 소개되고 있다. 물체추적을 위해서는 다양한 센서들이 사용되고 있고, 그 방법론도 매우 다양하게 연구되고 있다. 특히 영상을 이용한 컴퓨터 비전(vision) 분야에서의 물체추적을 위한 방법으로는 모델 기반(Model-based) 방법, 영역 기반(Region-based) 방법, 동적 윤곽선(Active Contour) 방법, 그리고 특징기반(Feature-based) 방법 등으로 나누어 볼 수 있다[6]. 특히, 특징기반 물체추적 방법은 영상에서 국부적인 특징을 추출하여 물체추적에 좋은 성능을 보이지만, 어떠한 특징을 어떻게 추출하여 추적할 것인가 하는 것이 중요한 과제이다[5].

특징기반 물체추적의 방법은 주로 영상에서 Low-level의 특징을 사용한다. Low-level의 특징은 영상에서 물체의 색상(color), 외곽선(edge) 또는 모서리(corner) 등을 추출하여 추적하는 것으로, 영역기반(region-based), 외곽선기반(edge-based), 특징점기반(point-based) 방법이 있다[7]. 일반적으로 영상에서의 특징점(feature point)은 이미지에서 그것의 이웃된 점들과 확연히 구별되는 점(point)으로 정의된다. 이런 특징점은 물체추적에서 연속된 이미지 시퀀스와 스테레오 비전에서 두 이미지의 특징점 매칭(matching)을 위한 알고리즘에서 사용된다[3]. 특징점 특히, 모서리(corner) 검출을 위한 방법으로는 Kitchen-Rosenfeld corner 검출, Harris corner 검출, Smith (SUSAN) corner 검출, CSS(Curvature Scale Space)를 이용한 corner 검출, Kanade-Lucas-Tomasi(KLT) corner 검출 등이 있다[1]. KLT 알고리즘[3][4]은 연속된 이미지 프레임과 스테레오 이미지에서 Low-level의 특징점인 모서리를 검출하여 영상추적과 스테레오 매칭을 수행할 수 있으며, 최근의 많은 연구를 통해 성능이 검증된 알고리즘이다[1].

“본 연구는 과기부 뇌신경정보학사업으로부터 부분적인 지원을 받아 수행되었음.”

본 논문에서는 KLT 알고리즘을 이용한 특징기반 추적 시스템에서 추적하기 위해 안정적이고 신뢰성 있는 특징점 선택 방법을 위해 KLT 알고리즘의 영상 잡음에 대한 성능을 실험해 보고자 한다.

## 2. KLT 알고리즘을 이용한 특징점 추출

고정된 카메라가 아닌 비고정 카메라의 경우 이미지의 광도(intensity)의 패턴은 복잡하게 변화한다[3].

KLT 알고리즘을 간략하게 정리하면, 일반적으로 연속된 이미지에서 광도에 의한 특징점은 3개의 변수를 가진 함수로 나타낼 수 있는데,  $I(x, y, t)$ 이다. 즉, 위치와 시간에 대한 함수로 표현된다. 작은 시간 동안 전(前) 이미지 프레임에서의 특징점은 다음 이미지 프레임에서 전(前) 이미지 프레임 특징점의 위치 근처에 위치한다고 가정할 수 있다. 시간의 흐름에 의해 해당되는 특징점의 이동은 아래의 식으로 나타낼 수 있다.

$$I(x, y, t) = I(x - \xi, y - \eta, t + \tau); \quad (2.1)$$

$t$ 시간에서 특징점  $x = (x, y)$ 는  $t + \tau$  시간의 이미지 프레임에서  $d = (\xi, \eta)$  만큼 이동(displacement) 되었다고 할 수 있다. 여기서 특징점  $x$ 는 이미지 내에서 하나의 픽셀을 의미하는 것이 아니다. 하나의 픽셀을 사용한다면, 잡음과 클러터 등이 특징점으로 선택될 수 있는 문제점 때문에, KLT 알고리즘은 하나의 픽셀을 이용하지 않고, 픽셀의 인근한 윈도우를 사용한다. 이 윈도우는 추적을 위해 이웃된 것들과 구분될 수 있도록 충분한 텍스처(texture)를 포함하여야 한다. 이상적인 경우를 제외하고 대부분의 경우 특징점의 광도가 연속된 두 이미지에서 매칭되는 경우는 거의 없다. 연속된 두 이미지 사이에서 광도의 차를 비교하였을 때, 최소가 되는 것을 이동벡터  $d$ (displacement vector)로 선택한다. 연속된 다음 이미지 프레임에서 이미지의 광도를 다시 정의하면,  $J(x) = I(x, y, t + \tau)$ ,  $I(x - d) = I(x - \xi, y - \eta, t)$ 로 나타낼 수 있고 잡음을 포함한 아래의 식으로 표현된다. 식(2.2)에서  $n$ 은 잡음이다.

$$J(x) = I(x - d) + n(x); \quad (2.2)$$

이동벡터( $d$ )는 두 이미지에서 특징점의 광도 오차가 최소가 되도록 하는 벡터를 의미하고, 특징점이 선택되어지는 일정한 영역의 윈도우  $W$ 에 대해 다음과 같은 식(2.3)으로 표현된다.

$$\epsilon = \int_W [I(x - d) - J(x)]^2 w \, dx; \quad (2.3)$$

이 식에서  $w$ 는 가중치 함수이고, 간단히 1의 값으로 설정할 수 있다. 부가적으로 윈도우의 중심점을 강조하기 위해  $w$ 를 가우시안 함수로 나타낼 수 있다. 가중치 함수는 이미지의 광도 패턴에 따라 다르게 나타낼 수 있다. 연속된 이미지 프레임간의 이동 벡터 값이 작다고 가정하면, 테일러 급수(Taylor series)의 선형함수를 통해 근사화하여 아래와 같이 표현할 수 있다.

$$I(x - d) = I(x) - g \cdot d; \quad (2.4)$$

식 (2.3)을 다시 나타내면, 식 (2.5)와 같이 표현할 수 있다. 식(2.4)에서  $h = I(x) - J(x)$ 이다.

$$\epsilon = \int_W [h - g \cdot d]^2 w \, dx; \quad (2.5)$$

잉여(residue)는 이동벡터( $d$ )의 이차함수이다. 윈도우의 범위 내에서 잉여를 최소화되기 위해 아래와 같이 표현할 수 있다.

$$\int_W (h - g \cdot d) g w \, dA = 0; \quad (2.6)$$

이동벡터는 윈도우( $W$ ) 내에서 상수라고 가정하고,  $(g \cdot d)g = (gg^T)d$  이므로,  $\left( \int_W gg^T w \, dA \right) d = \int_W h g w \, dA$  으로 나타낸다. 이것에서 두개의 스칼라 값을 찾아야 하고 아래 식으로 나타낼 수 있다.

$$Gd = e; \quad (2.7)$$

여기서 coefficient matrix는 2 by 2 symmetric로  $G = \int_W gg^T w \, dA$  이다. 그리고 우측항의 2차원 벡터는  $e = \int_W (I - J) g w \, dA$  이다. 2 by 2의 coefficient matrix  $G$ 는 이미지의 잡음 레벨보다 크고, 잘 조건화되어 있어야 한다. matrix  $G$ 의 2개의 고유값(eigenvalues)는 큰 값이고, 이것은 모서리(corner), salt-and-pepper 텍스처, 또는 추적을 위해 신뢰성 있는 패턴으로 나타낸다. 만약 matrix  $G$ 의 두 고유값이  $\lambda_1, \lambda_2$  이라면, 윈도우 범위 안에서 다음과 같은 식 (2.8)과 같은 조건을 만족하여야 한다.

$$\min(\lambda_1, \lambda_2) > \lambda; \quad (2.8)$$

여기서  $\lambda$ 는 미리 정의된 threshold 이다.

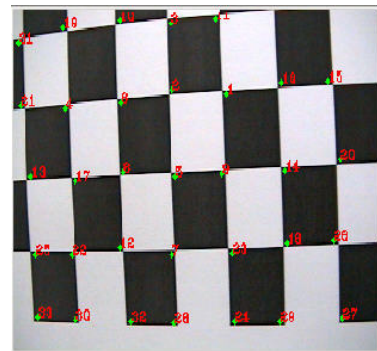
### 3. 실험 및 분석

앞서 살펴본 KLT 알고리즘을 적용한 물체추적 시스템에서 잡음에 의한 이미지의 흐림 정도(blurring)에 따라 특징점을 추출 및 추적하는데 차이가 있을 것이라 가정하고, 추적을 위한 이미지에서 잡음을 제거하면, KLT 알고리즘을 적용한 물체추적 시스템의 성능을 향상시킬 수 있다고 가정하였다. 영상 장치를 통해 영상을 획득하여 저장할 경우 발생하는 획득 잡음(acquisition noise)은 영상 획득 당시 빛의 상태, 장치의 기계적인 상태에 따라 발생된다. 자동 초점 카메라의 경우 자동으로 카메라의 초점을 맞추는 동안 영상이 흐리게 나타나고 자동으로 조리개를 작동하여 광도를 조절하는 경우가 있다. 이렇게 영상에 잡음이 발생된 상태에서 추출한 특징점이 영상의 시퀀스에서 발생하는 잡음 변화(SNR)에 대해 알고리즘 성능에 어떠한 영향을 미치는지 확인해 볼 필요가 있다.

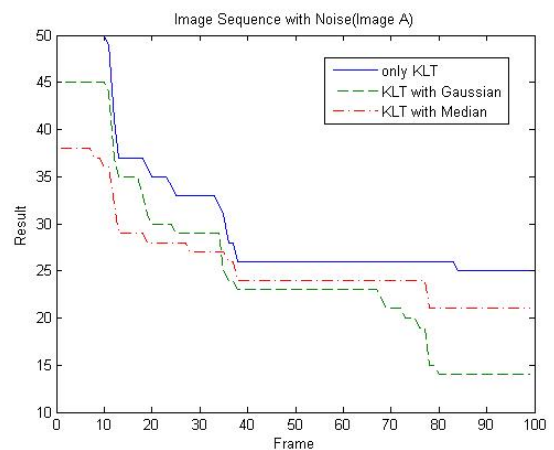
본 논문에서의 실험은 KLT 알고리즘을 적용하여 특징점을 추출하고, Gaussian 분포 곡선에 따라 특징수의 픽셀을 비례적으로 혼합해서 이미지를 흐리게 표현하는 Gaussian Blur 필터[5]를 사용하여 저주파 영역을 통과한 영상을 KLT 알고리즘을 이용하여 추출한 결과와 미디언 필터(median filter)[5]를 이용하여 스폿잡음(spot noise)를 제거한 후 KLT 알고리즘을 적용하여 잡음제거 필터 적용 전후를 비교하는 실험을 통하여 영상의 흐림(blurring)에 따른 영상 이미지에서 특징점 추출시 미치는 영향에 대한 실험을 실시한다. 각 실험의 성능 비교를 위해 GVM(Gradient Vector Matcher) 알고리즘[1]을 사용한다. GVM은 이미지의 광도와 모서리 픽셀의 공간적인 그래디언트의 비교를 통해 특징점의 매칭 신뢰도를 나타낼 수 있다. 현재의 특징점을 포함한 모든 특징점을 후보 특징점이라 하고, 이미지에서 3개의 속성(attribute) 즉,  $I$ (grey-level intensity),  $I'_x$  (average grey-level x-gradient),  $I'_y$  (average grey-level y-gradient) 컴포넌트로부터 벡터를 구성하고, 현재의 특징점 벡터와 비교하여 특징점 매칭의 신뢰도 변수로 나타낸다. 매칭 신뢰도 변수는 현

재의 특징점 벡터( $v$ )와 후보 특징점 벡터( $w$ )의 식으로 표현되며,  $m(v, w) = \frac{|v-w|}{\sqrt{|v||w|}}$  같이 나타낼 수 있다. GVM을 이용하여 특징점의 공간적, 시간적 안정성을 실험하고 비교할 수 있다. 시간적 안정성은 첫 번째 이미지 프레임에서 현재 이미지 프레임까지 지속적으로 특징점 추적이 가능한가하는 것이고, 공간적 안정성은 특징점 검출의 공간적 정확도를 비교하는 것이다. 다시 말해 시간적 안정성은 각 이미지 프레임당 특징점의 개수를 나타내고, 공간적 안정성은 다음 프레임으로 특징점 교체이동(displacement)의 정확도를 나타내는 것이다.

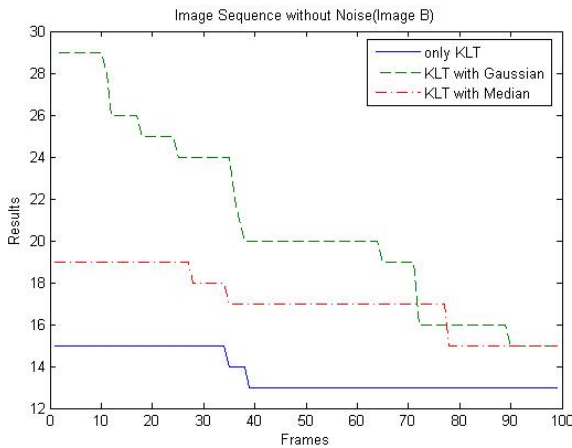
실험은 영상(A)과 영상(A)에서 잡음 제거 필터를 사용하여 잡음이 제거된 영상(B)을 사용하였고, 초당 20 프레임으로 캡처된 동영상으로 재생시간은 5초이며, 100개의 연속된 이미지 프레임에서 KLT 알고리즘을 이용하여 특징점을 추출하고, 미디언 필터와 Gaussian Blur 필터를 각각 적용하여 이미지 프레임에서 특징점을 추출하여 추적을 위해 신뢰성있는 특징점의 개수를 비교하여 안정성 있는 특징점 추출 실험을 수행하였다.



[그림 -1] 영상에서 특징점(corner) 추출/추적



[그림 -2] 영상(A)에서 특징점(corner) 추출/추적



[그림 -3] 영상(B)에서 특징점(corner) 추출/추적

위 실험 결과에서 알 수 있듯이 잡음이 포함된 영상(A)에서 KLT 알고리즘만을 적용한 경우, [그림 -3]의 그래프에서 알 수 있듯이 실선으로 나타난 데이터의 변화량이 많은 것을 알 수 있다. 이것은 잡음으로 인해 특징점들이 안정적으로 추출되지 않고, 오류 특징점이 많이 추출된 것을 확인 할 수 있다. KLT 알고리즘에 Gaussian Blue 필터를 적용하였을 경우, 오류 특징점이 감소하였다. 그리고 미디언 필터를 적용하였을 경우에 Gaussian Blur 필터보다 스폿잡음 제거 성능이 우수한 미디언 필터가 더 좋은 특징점 교체(displacement) 성능을 보이지만, 컴퓨팅 파워가 더 많이 소요되어, Gaussian Blue 필터를 적용하였을 때보다 처리 속도가 느린 단점이 있다. 잡음이 제거된 영상(B)의 경우 KLT 알고리즘에서 추출된 전체적인 특징점의 개수는 감소하였으나, 오류 특징점이 줄어들어 특징점 교체(displacement) 성능이 Gaussian Blue 필터와 미디언 필터를 적용한 것보다 좋은 성능을 보였다. 잡음이 제거된 영상(B)에 잡음 제거 필터를 적용한 KLT 알고리즘의 경우, 위 실험에서 미디언 필터는 안정적인 성능을 보이지만, Gaussian Blue 필터는 특징점의 안정성이 낮게 나타났다. 위 결과를 통해 KLT 알고리즘은 잡음에 의한 성능차가 발생한다는 것을 알 수 있다.

#### 4. 결 론 및 향후 과제

본 논문에서 특징 기반 물체추적 시스템의 가장 중요하고 선행되어야 할 부분인 어떤 특징을 추출하여야 할 것인가, 그리고 무엇이 추적하기 위해 좋은 특징인가 하는 것을 구체적으로 다루지는 않았다. 특징기반 물체추적 시스템에서 많이 사용하고 있는 특징점 기반 알고리즘 중 KLT 알고리즘을 이용하

여 특징점, 특히 코너(corner)의 추출방법에 대해 소개하였으며, 이 코너 특징점을 추출하기 위해 KLT 알고리즘을 적용하였을 때, KLT 알고리즘이 영상의 잡음 정도에 따라 어떠한 성능을 보이는지 실험하여 보았다. KLT 알고리즘이 영상의 잡음 정도에 따라서 성능차를 보임에 따라 앞으로 개발할 특징기반 물체추적 시스템에서 KLT 알고리즘을 적용할 경우 이미지의 잡음 상태와 광도에 따른 적절한 잡음 제거 필터를 사용하면 물체추적에서 더 좋은 성능을 기대할 수 있을 것이다. 앞으로 본 저자가 개발할 물체추적 시스템은 고정되지 않은 카메라(Pan-Tilt)의 영상에서 이동 물체를 감지하고 추적하는 시스템으로 영상에서 특징점을 추출하여 이동 물체의 특징점과 배경에서 추출된 특징점을 구분하기 위한 카메라 이동에 의한 ego-motion 보정과정을 수행하고, 이동물체를 지속적으로 추적할 수 있도록 위치예측(estimation)을 위한 particle 필터[8] 또는 칼만 필터를 사용하는 시스템을 구상하였다.

#### 참고문헌

- [1] P. Tissainayagam, D. Suter, "Assessing the performance of corner detectors for point. feature tracking applications." *Image and Vision Computing*, 22(8):663 - 679, 2004.
- [2] Zivkovic Z., van der Heiden F., "Improving the selection of feature points for tracking", *Pattern Analysis and Applications*, 2004.
- [3] C. Tomasi. T. Kanade, "Detection and tracking of point features.", *Carnegie Mellon University Technical Report CMU-CS-91-132*, 1991.
- [4] J. Shi, C. Tomasi, "Good Features to Track", *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1994.
- [5] E. Trucco, A. Verri, "Introductory Techniques for 3-D Computer Vision", *Prentice-Hall*, 1998.
- [6] 김도환, "개선된 블록 기반 영상 처리에 의한 실시간 이동 물체 추적 시스템", 연세대학교 대학원, 2003.
- [7] L.S. Shapirp, "Affine Analysis of Image Sequence", *Cambridge University Press*, New York, 1995.
- [8] D. Fox, "KLD-sampling: Adaptive particle filter", *Advances in Neural Information Processing Systems 14*, MIT Press, 2001.