

스케일-스페이스 필터링을 통한 특징점 추출 및 질감도 비교를 적용한 추적 알고리즘

Feature point extraction using scale-space filtering and Tracking algorithm based on comparing texturedness similarity

박 용 희*
Park, Yong Hee

권 오 석**
Kwon, Oh Seok

요 약

본 논문에서는 시퀀스 이미지에서 스케일-스페이스 필터링을 통한 특징점 추출과 질감도(texturedness) 비교를 적용한 특징점 추적 알고리즘을 제안한다. 특징점을 추출하기 위해서 정의된 오퍼레이터를 이용하는데, 이때 설정되는 스케일 파라미터는 특징점 선정 및 위치 설정에 영향을 주게 되며, 특징점 추적 알고리즘의 성능과도 관계가 있다. 본 논문에서는 스케일-스페이스 필터링을 통한 특징점 선정 및 위치 설정 방안을 제시한다. 영상 시퀀스에서, 카메라 시점 변화 또는 물체의 움직임은 특징점 추적 윈도우내에 아핀 변환을 가지게 하는데, 대응점 추적을 위한 유사도 측정에 어려움을 준다. 본 논문에서는 Shi-Tomasi-Kanade 추적 알고리즘에 기반하여, 아핀 변환에 비교적 현실한 특징점의 질감도 비교를 수행하는 최적 대응점 탐색 방법을 제안한다.

Abstract

This study proposes a method of feature point extraction using scale-space filtering and a feature point tracking algorithm based on a texturedness similarity comparison. With well-defined operators one can select a scale parameter for feature point extraction; this affects the selection and localization of the feature points and also the performance of the tracking algorithm. This study suggests a feature extraction method using scale-space filtering. With a change in the camera's point of view or movement of an object in sequential images, the window of a feature point will have an affine transform. Traditionally, it is difficult to measure the similarity between correspondence points, and tracking errors often occur. This study also suggests a tracking algorithm that expands Shi-Tomasi-Kanade's tracking algorithm with texturedness similarity.

☞ Keyword : Scale-Space Filtering, Feature Point Extraction, Corner Detection, Feature Tracking, Motion Analysis

1. 서 론

일련의 동영상에서, 추출된 특징점이나 개체의 추적은 영상 분석 및 컴퓨터 비전 분야에서 중요한 분석 단계로서, 특정 윈도우나 개체의 움직임 경로 해석을 통해, 이동 로봇과 연계한 네비게이션이나 감시, 삼차원 개체의 구조 해석을 통한 실세

계 물체 형태 또는 지형 등의 이해 및 가상현실 구축 등의 다양한 분야에 응용되고 있다[1,2,3].

본 논문에서는, 연속적인 이미지 시퀀스에서 스케일-스페이스 필터링을 적용한 특징점 추출 및 특징점 영역의 질감도(texturedness) 비교에 의한 최적 대응점 추적 방법을 제안한다.

영상에서 이웃한 점들과는 확연하게 구별되는 점을 특징점이라 하며, 모서리(edge), L-코너(corner), T-접합(junction), 또는 정점(spot) 등이 예이다[4,5,6]. 특징점 추출은 대부분 인간의 시각적 특성을 감안하여, 개체의 에지, 모서리나 정점 등을 정의된 오퍼레이터에 의해 검출하는데

* 정 회 원 : 미래로 시스템 책임연구원
yhpark@mirero.co.kr(제1저자)

** 정 회 원 : 충남대학교 컴퓨터공학과 교수
oskwon@cnu.ac.kr(공동저자)

[2005/04/06 투고 - 2005/06/22 심사 - 2005/08/12 심사완료]

[7], 영상 획득 시점의 변환, 조명의 불균형 및 표면의 반사 등으로 인한 잡음, 그리고 검출 오퍼레이터 매개 변수 값의 설정 등으로, 특징점으로의 선정 여부와 위치 설정이 영향을 받게 된다[8, 9]. 또한, 특징점 검출과 추적 알고리즘이 분리되어, 추출된 특징점이 추적 알고리즘에 적합하지에 관한 검증이 쉽지 않다[10]. 특징점은 추적 알고리즘에 적합하여야 하며, 윈도우 크기나 모델링된 오퍼레이터에 의존하지 않는 특징점 추출이 가능하여야 한다[5,11]. 본 논문에서는, Shi-Tomasi-Kanade 추적 알고리즘[10]에서 제안된 특징점 검출 방법에 스케일-스페이스 필터링을 적용하여 모델링된 오퍼레이터나 실험적인 스케일 파라미터에 영향을 받지 않는 특징점 선정 및 위치 설정 방안을 제시한다.

추출된 특징점의 추적은 동영상의 각 프레임에 대해, 이동 예측 영역을 설정하고, 이 영역 내의 최적 대응 위치를 탐색한다[12]. 특징점 추적의 결과로 획득된 프레임간 대응점의 정보는 카메라나 물체의 움직임 정보를 계산하여, 실세계 물체의 3차원 정보를 추출하는데 사용된다[3, 17]. 특징점 추적을 위한 유사도 측정에는, 일반적으로 오차제곱합(sum-of-squared-difference - SSD)을 기반으로 하는 상관 관계(correlation) 분석 방법을 이용한다[1,12,13]. 이 방법은 탐색 영역과 특징점 윈도우 크기에 대해 많은 계산량을 요구하며, 특히 프레임간 급격한 밝기 변화나 아핀 변환이 발생한 경우, 추적에 어려움을 준다. 아핀 변환이 발생하는 시퀀스에서 보다 견실한 추적을 위해, 예지나 모서리 등이 가지는 속성들을 분석하고 특징점으로 판별하는 여러 분류기를 합성하여, 특징점 추적에 응용하는 방안도 제안되었다[14]. 한편, 특징점 추적의 결과를 모니터링하기 위해 신뢰도가 떨어지는 대응점을 자동으로 검출하는 방법으로, 정합된 영역 오차의 통계 분포 해석 방법 등이 제안되었다[15,16]. 본 논문에서는 Shi-Tomasi-Kanade 추적 알고리즘[10]을 기반으로, 프레임간의 아핀 변환

에 비교적 견실한 특징점의 질감도 비교를 수행하여 추적하는 최적 대응점 탐색 방법을 제안한다. 시점의 변화나 물체의 움직임으로 인해, 특징점의 밝기 분포를 비교하는 전통적인 SSD 기반 유사도 측정은 대응되는 특징점의 위치 계산에 오차를 가진다. 이를 극복하기 위해, 본 논문에서는 특징점 추출을 위한 질감도 분포를 추적을 위한 유사도 측정에 적용한다.

2절에서는 본 논문에서 응용하고자 하는 Shi-Tomasi-Kanade 특징점 추적 모델을 기술한다. 3절에서는 스케일-스페이스 필터링을 통한 특징점 추출에 관한 방안을, 4절에서는 특징점 추적을 위해, 질감도 비교를 통한 최적 대응점 탐색 방안을 각각 제안한다. 5절에서는 실험 결과를 제시하고, 6절에서 결론을 기술한다.

2. Shi-Tomasi-Kanade 특징점 추적 모델

Shi-Tomasi-Kanade 특징점 추적 모델은, 초기에 SSD 정합에 근거한 특징점 추적 알고리즘[17]으로서 소개되었고, 프레임 사이에 이동 변환을 가정하였다. 이어서, Shi-Tomasi는 긴 시간 간격을 가지는 이미지 시퀀스의 영역 매칭에 적합하도록 아핀 모델[10]을 제안하였다.

일반적으로, 세 변수들로 이루어진 함수 $I(x, y, t)$ 로 이미지 시퀀스를 표현할 수 있다. (이 때, x, y 는 공간 변수, t 는 시간 변수이고 이산적이다.) 짧은 시간 차이를 가지고 획득된 이미지들은 동일 장면에 대해 작은 시점의 차이에서 획득되었기 때문에, 프레임 사이에 강한 유사성을 가지고 있다. 이 상관 관계를 이미지 시퀀스에서 움직이는 패턴이 있다고 표현하며, 이것은 함수 $I(x, y, t)$ 가 다음 성질을 만족시킨다는 것을 의미한다.

$$I(x, y, t + \tau) = I(x - \xi(x, y, t, \tau), y - \eta(x, y, t, \tau)) \quad (1)$$

즉, 시간 t 에서 획득된 현재 이미지의 모든

포인트를 적절한 양만큼 움직임으로써, 시간 $t + \tau$ 에서 획득된 이미지를 구할 수 있다. 움직임 $\delta = (\xi, \eta)$ 의 양은, 시간 t 와 $t + \tau$ 사이에서 위치 $\mathbf{x} = (x, y)$ 에서의 변위(displacement)이다. 프레임 사이의 이동 변위를 확장하여, 주어진 t 와 $t + \tau$ 에 대한 아핀 모션 변환 함수 $\delta(\mathbf{x})$ 는 식 (2)와 같이 정의할 수 있다.

$$\delta = D\mathbf{x} + \mathbf{d} \tag{2}$$

여기서, D 는 크기와 회전에 의한 변형 행렬이고, \mathbf{d} 는 특징점 윈도우의 이동 변위이다.

식 (2)에 의하여, 처음 이미지 I 의 포인트 X 는 두 번째 이미지 J 에서 포인트 $A\mathbf{x} + \mathbf{d}$ 로 이동한다. 이때, $A = \mathbf{1} + D$ 이고, $\mathbf{1}$ 은 2×2 의 단위 행렬이다. 따라서, 아핀 모션 모델은 이미지 밝기에 관련하여 식 (3)으로 요약된다.

$$J(A\mathbf{x} + \mathbf{d}) = I(\mathbf{x}) \tag{3}$$

그러므로, 연속한 두 이미지 I 와 J 가 있고, 이미지 I 에서 한 윈도우가 주어지면, 특징점 추적은 변형 행렬 D 와 변위 벡터 \mathbf{d} 에서 나타나는 6개의 파라미터를 결정하는 것을 의미한다. 이를 결정하기 위해, 식 (4)와 같이, 이웃한 프레임 I 와 J 사이의 두 대응 특징점 윈도우의 차이(dissimilarity)를 최소화시키는 A 와 \mathbf{d} 를 찾는 것으로 정의된다.

$$\varepsilon = \iint_W [J(A\mathbf{x} + \mathbf{d}) - I(\mathbf{x})]^2 w(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \tag{4}$$

여기서, W 는 대응되는 특징점 윈도우이고, $w(\mathbf{x})$ 는 가중치 함수이며, 단순하게 $w(\mathbf{x}) = 1$ 인 경우를 생각한다.

Shi-Tomasi-Kanade 추적 알고리즘은 $A\mathbf{x} + \mathbf{d}$ 의 최적 값을 찾기 위해 Newton-Raphson 스타일의 반복법에 의해 해를 구한다. 또한, 이웃한 프레임 사이의 아핀 모션이 작기 때문에, 아핀 모션

의 변형 행렬을 제외하여, 식 (5)와 같이 변위 \mathbf{d} 에 대한 단순한 시스템을 구성하고, 이의 반복해를 구한다.

$$Z\mathbf{d} = \mathbf{e} \tag{5}$$

여기서 $Z = \iint_W \begin{bmatrix} g_x^2 & g_x g_y \\ g_x g_y & g_y^2 \end{bmatrix} d\mathbf{x}$ 이고, $\mathbf{e} = \iint_W [I(\mathbf{x}) - J(\mathbf{x})] \begin{bmatrix} g_x \\ g_y \end{bmatrix} d\mathbf{x}$ 이다.

이와 같이 기술한 특징점 추적 모델에 근거하여, 특징점 추출을 위해, 식 (5)의 Z 행렬에 대한 두 고유값 λ_1, λ_2 을 통하여, 다음과 같이 각 픽셀 주위의 구조를 분류한다[15].

No structure: $\lambda_1 \approx \lambda_2 \approx 0$

Edge: $\lambda_1 \approx 0, \lambda_2 \gg 0$

Corner: λ_1, λ_2 두 값이 크고 다를 경우

Z 의 두 고유값 λ_1, λ_2 이, 식 (6)의 조건을 만족할 경우, 추적을 위한 특징점 윈도우로 채택한다.

$$\min(\lambda_1, \lambda_2) > \lambda \tag{6}$$

여기서 λ 는 상수 임계값이다. 선택된 특징점들의 이 특성은 코너 검출로서 해석될 수 있으며, 실제로 이 방법은 다른 코너 검출 방식과 밀접한 관련이 있다[7].

3. 스케일-스페이스 필터링을 통한 특징점 추출

이미지 획득 시, 외부 스케일(물체의 크기)과 내부 스케일(이미지 해상도)의 두 가지 스케일에 의존하여 대상 물체가 이미지에 표현된다. 스케일의 변화에 대한 효과적인 해석을 위해 다중 스케일로 이미지를 표현하고, 분석을 시도하는 연구가 다양하게 있어 왔다[8,9,18]. 이미지 분석에 사용되는 검출 오퍼레이터들은 적절한 스케일 파라미터 설정을 통하여 관심있는 특징들을 추출하게 되는데, 이는 특징들의 존재 여부와 위

치 설정에 영향을 주는 요소가 된다[9].

특정 패턴 검출을 위해, 영상 분석 과정에서 적용되는 작은 스케일은 잡음이나 이미지의 세세한 변화에 민감하게 반응하고, 큰 스케일은 주요한 패턴 검출에는 유리하지만 위치가 부정확해지고, 패턴 검출에 둔감한 경향을 가진다. 본 논문에서는, Shi-Tomasi-Kanade 추적 알고리즘에서 고안된 특징점 검출 방법을 기반으로, 스케일의 설정에 영향을 받지 않는 스케일-스페이스 필터링[8]을 적용한 특징점 추출 알고리즘을 다음과 같이 제안한다.

초기 스케일 σ_0 에서 추출된 특징점에 대해, 스케일 σ_i 를 c 만큼 증가시키면서, 반복적으로 특징점을 추출한다. 이 때, c 는 스케일 레벨을 결정하는 임의의 상수이다. 반복 회수와 스케일 레벨 c 의 설정이 작은 경우, 잡음이나 이미지의 작은 변화에 대해 적절한 필터링의 역할을 수행할 수 없으며, 스케일 레벨과 반복 회수에 영향을 받아 기존의 단일 스케일 설정 방법에 비하여 계산량이 크게 증가함을 유의해야 한다. 각 단계마다 이전 단계의 추출된 특징점과의 거리 계산을 통해, 가장 인접한 이전 단계의 특징점들의 위치를 유지한다. 이것은 스케일 σ 의 증가에 대해 특징점의 위치 변이를 막고, 실질적인 특징점에 해당하는 리스트만을 유지하도록 한다.

Step1. 초기 스케일 σ_0 에서, 식 (6)을 만족하는 특징점들을 추출한다. 추출된 특징점은 P_i 배열에 저장한다. 특징점 리스트는 $P_i = \{p_1^0, p_2^0, \dots, p_{M_1}^0\}$ 이다.

Step2. 스케일을 $\sigma_{i+1} = \sigma_i + c$ 에 의해 증가시키고, 다시 식 (6)을 만족하는 특징점을 추출한다. 특징점 리스트는 $P_{i+1} = \{p_1^{i+1}, p_2^{i+1}, \dots, p_{M_2}^{i+1}\}$ 이다. 이 때 추출된 특징점은 스케일이 증가됨에 따라 감소하게 되므로, $M_2 \leq M_1$ 이다[18].

Step3. 스케일이 증가하면서 위치 이동된 특징점의 위치를 보정한다. 특징점 리스트 P_{i+1} 의 각 점에 대하여, $\text{Min}_j |p_k^{i+1} - p_j^i|$ 를 만족하는 대응

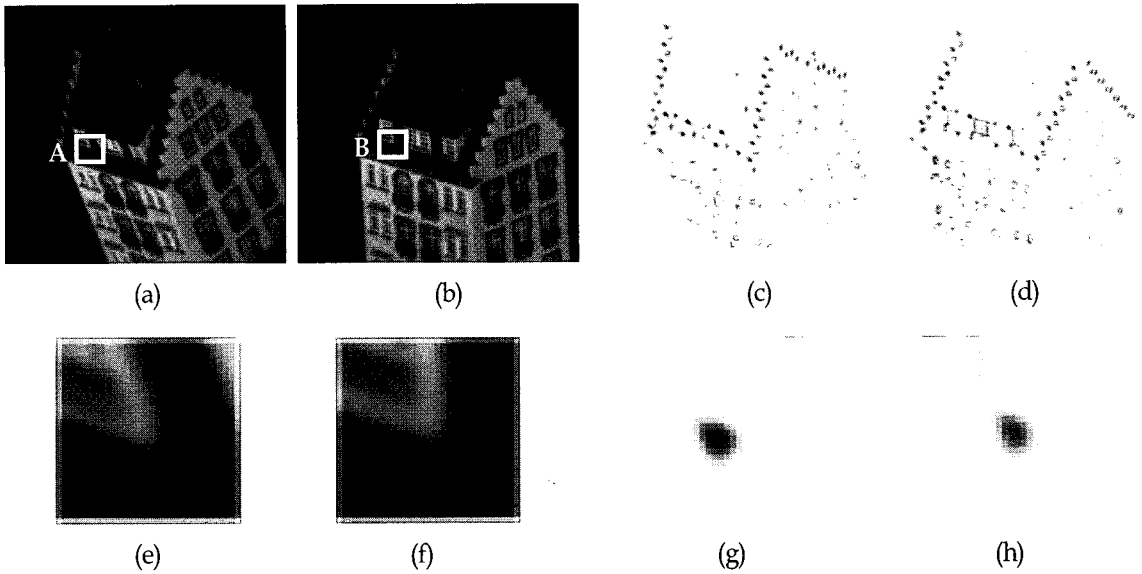
점 p_j^i 를 찾아 P_{i+1} 리스트에서 p_k^{i+1} 과 치환한다.

Step4. 만일 $M_1 = M_2$ 이면 counter = counter + 1, 만일 counter > Max Iteration 이면 특징점 추출을 종료한다. 그렇지 않으면, Step2로 돌아간다. $M_1 \neq M_2$ 인 경우, $M_1 = M_2$ 설정 및 counter 초기화 후, Step2로 돌아간다.

4. 질감도 비교를 적용한 최적 대응점 탐색

식 (5)의 해를 구하기 위해, Shi-Tomasi-Kanade 추적 알고리즘에서 제안된 Newton-Raphson에 의한 최적 대응점의 탐색 방법은, 일련의 시퀀스 이미지의 프레임 사이의 변화가 매우 작아야 하는 단점을 가지고 있다. 특히, 식 (5)에서 이용되는 밝기 값 분포는 카메라나 물체의 시간에 따른 움직임에 대하여 많은 변화를 가지게 되므로, 특징점 추적에 정확도가 떨어진다. 본 논문에서는 이를 보완하기 위해, 특징점의 밝기 분포가 아닌, 특징점을 추출하는데 사용되는 고유값의 분포를 최적 대응점 탐색에 적용하여 식(5)의 해를 구한다. 여기서 고유값은 에지나 코너 등의 특징점 패턴의 질감도(texturedness)를 의미한다. 밝기 분포는 시간의 흐름에 따라 물체 구조의 움직임에 직접적으로 영향을 받지만, 특징점 검출 척도인 고유값 즉, 검출 패턴의 질감도는 크게 변하지 않는 성질을 이용한다. 고유값 분포는 에지나 모서리 등의 특징점을 중심으로 강조되는 함수 형태를 유지하는 특성을 가지고 있다[15].

그림 1은 고유값의 분포 특성을 보여주기 위한 예이다. 그림 1의 (a)와 (b)는 이미지 시퀀스에서 1번째와 45번째 각 프레임에 대한 이미지이다. 그림 1의 (c)와 (d)는 각 이미지에 대한 고유값 분포를 나타낸 것이다. 그림에서 보는 바와 같이 더 어두운 영역은 최소 고유값이 다른 영역보다 더 큰 부분으로, 특징점으로 추출될 수 있는 후보 영역이다. 그림 1의 (e)와 (f)는 후보 영역에서 추출된 특징점 윈도우, 즉 (a)와 (b)에



〈그림 1〉 고유값 맵. (a), (b)는 시퀀스에서 1번과 45번 프레임 이미지. (c), (d)는 (a)와 (b)의 고유값 분포 스케일 $\sigma = 1$ 일 경우 $\min(\lambda_1, \lambda_2)$. (e), (f)는 A, B 각 영역의 확대 이미지. (g)와 (h)는 (e), (f)의 고유값 분포.

서 도시하고 있는 각 영역 A와 B를 확대한 것이다. (e)와 (f)는 카메라나 물체의 시간에 따른 움직임으로 인해, 특징점 윈도우의 밝기 분포가 변형되고 있음을 보이고 있다. 따라서, 프레임 사이의 밝기 분포를 비교하는 SSD 기반의 Shi-Tomasi-Kanade 특징점 추적 알고리즘은 프레임이 길어질수록 밝기 분포의 변형으로 인해 최적 대응점 탐색 단계에서 오차를 가지게 된다. 그림 1의 (g)와 (h)는 (e)와 (f)의 고유값 분포를 나타낸 것으로, 예지나 모서리 등의 검출 패턴에 대한 질감도는 상대적인 값의 크기에는 조금 차이가 있으나, 시간에 따른 특징점 윈도우의 변화에 대해서 특징점을 중심으로 강조한 형태는 지속적으로 유지하고 있음을 볼 수 있다. 그러므로, Newton-Raphson 스타일의 반복에 의해 구해지는 식 (5)의 변위 \mathbf{d} 는 질감도 비교에 의한 것이 특징점 추적에 유리하다.

본 논문에서는 Shi-Tomasi-Kanade 추적 모델에서 질감도의 분포를 SSD 기반으로 비교하여 특징점 추적을 수행한다. 처음 이미지 I 에 관하

여 $I_\lambda(\mathbf{x})$ 는 최소 고유값을 함수로 하는 새로운 이미지로 정의한다. 또한, 두 번째 이미지 J 에서 $I_\lambda(\mathbf{x})$ 에 대하여 포인트 $A\mathbf{x} + \mathbf{d}$ 로 이동한 고유값 이미지 $J_\lambda(A\mathbf{x} + \mathbf{d})$ 를 구성하면, 식(3)과 같이 다음의 식(7)의 성질을 만족한다.

$$J_\lambda(A\mathbf{x} + \mathbf{d}) = I_\lambda(\mathbf{x}) \quad (7)$$

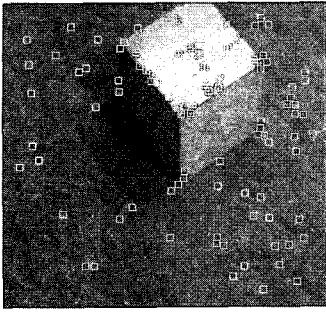
또한, 식 (4)로부터, 고유값 함수 이미지에 대해 다음과 같이 정의한다.

$$\epsilon_\lambda = \iint_w [J_\lambda(A\mathbf{x} + \mathbf{d}) - I_\lambda(\mathbf{x})]^2 w(\mathbf{x}) dx \quad (8)$$

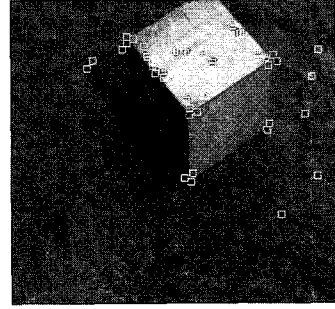
마찬가지로, 어떤 모션의 변형 행렬 A 를 제외하고, 변위 \mathbf{d} 에 대한 단순한 시스템을 구성하면 식 (9)과 같다.

$$Z_\lambda \mathbf{d} = \mathbf{e}_\lambda \quad (9)$$

본 논문에서는 식 (9)에 대하여, Newton-Raphson 스타일의 반복에 의해 해를 구하여, 특징점 추적을 수행한다.



(a) $\sigma = 3$



(b) $\sigma = 5$

〈그림 2〉 스케일 변화에 따른 특징점 추출

5. 실험 및 고찰

본 논문에서는 CMU VASC Image Database (<http://www.ius.cs.cmu.edu/idb/>)의 Box와 Hotel 이미지 시퀀스를 이용하여, 각각 특징점 추출 및 추적에 관한 실험을 하였다.

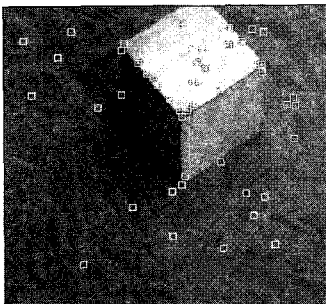
5.1 스케일 스페이스 필터링을 통한 특징점 추출

본 절에서는 Shi-Tomasi-Kanade 추적 모델에서 제안한 특징점 선정 요건인 식 (6)으로부터 스케일의 변화에 따라 특징점이 추출되는 것을 보이고, 이 때 스케일 파라미터의 영향을 기술한다. 또한, 3절에서 제안된 스케일-스페이스 필터링을 통해, 특징점 추적이 어려운 불필요한 특징점은 사라지고, 정확한 특징점 위치를 추출할 수

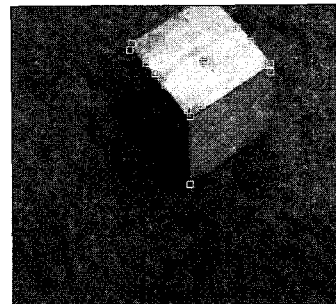
있음을 제시한다.

그림 2는 스케일 파라미터 σ 의 값을 3과 5 등으로 각각 설정하여, 식 (6)을 적용해 추출한 특징점 예이다. 스케일이 증가하면서, 불필요한 특징점은 제거되는 경향을 보인다. 그러나, 어떤 특징점은 서로 연관성이 없이 스케일의 변화에 따라 갑자기 나타나거나 사라지기도 한다. 또한, 스케일 변화에도 일정한 위치를 가지는 특징점도 정확한 위치를 유지하지는 못한다.

그림 3은 스케일-스페이스 필터링을 적용하여 추출한 특징점의 예이다. 스케일 파라미터 σ 를 3과 5에 대하여 각 스케일 단계마다 스케일-스페이스 필터링을 적용하였다. 그림 2의 예와는 달리, 스케일 파라미터의 변화에 따라 특징점의 개수는 변하지만, 추출된 특징점의 위치는 일정하게 유지되고 있음을 볼 수 있다. 즉, 스케일의

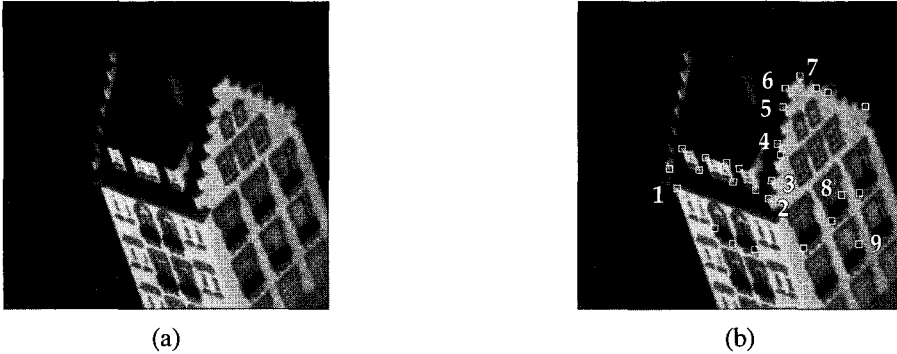


(a) $\sigma = 3$



(b) $\sigma = 5$

〈그림 3〉 스케일-스페이스 필터링을 적용한 특징점 추출



〈그림 4〉 Hotel 첫 프레임 이미지(a)와 검출된 특징점(b)

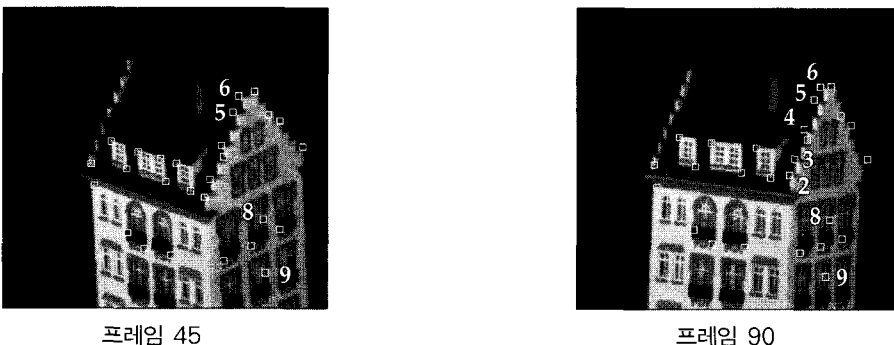
변화에 대하여, 특징점 추적이 어려운 불필요한 특징점은 사라지고, 정확한 특징점 위치를 추출할 수 있음을 보인다.

5.2 질감도 비교를 적용한 특징점 추적

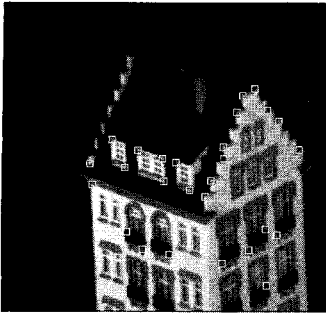
본 논문에서 제안된 특징점 추적 방법의 유용성을 검증하기 위해, Shi-Tomasi-Kanade 추적 모델과 본 논문에서 제안된 추적 방법의 결과를 비교하여 제시한다. 그림 4와 같이, 실험에 사용된 Hotel 이미지 시퀀스에서, 추적을 위한 특징점은 스케일-스페이스 필터링을 적용하여 추출하였다. 특징점 추적 과정에서, 추적 결과의 차이를 보이는 대표적인 특징점에 그림 4(b)와 같이 번호를 부여하였다. 특징점 윈도우 크기는 15x15로 설정하였으며, 실험 이미지 시퀀스는 카메라

의 회전과 움직임을 가지고 있다.

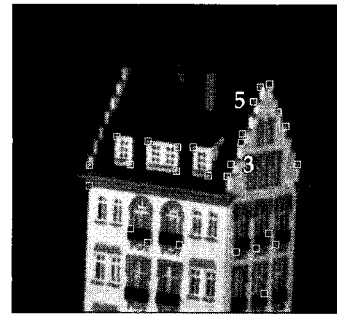
그림 5는 Shi-Tomasi-Kanade 추적 모델에 의한 특징점 추적 결과이다. 그림 5의 프레임 45에서는 특징점 5, 6, 8, 9 등이 조금씩 추적 위치를 벗어나고 있으며, 카메라의 회전과 움직임이 계속되어 프레임 90에서는 특징점 2부터 7까지 추적 위치가 적절하지 못한 실험 결과를 보인다. 특히, 특징점 8, 9 등은 초기 위치에 비해 상당히 다른 위치를 추적하고 있다. Shi-Tomasi-Kanade 추적 알고리즘은 아핀 변환을 기반으로 제안되었으나, 이웃한 이미지는 상호 유사성을 가진다는 연속한 영상의 특성을 가정하여, 단순 이동 변환으로 근사화하여 추적을 수행한다. 따라서, 카메라나 물체의 회전 등에 의한 특징점 윈도우의 밝기값 분포 변환을 고려하지 못하므로, 프레임이 길어질수록 특징점 추적이 어려워



〈그림 5〉 Shi-Tomasi-Kanade 추적 알고리즘의 특징점 추적



프레임 45



프레임 90

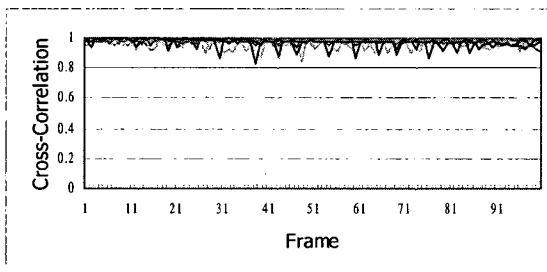
〈그림 6〉 질감도 비교에 의한 추적 알고리즘의 특징점 추적

지는 결과를 보인다.

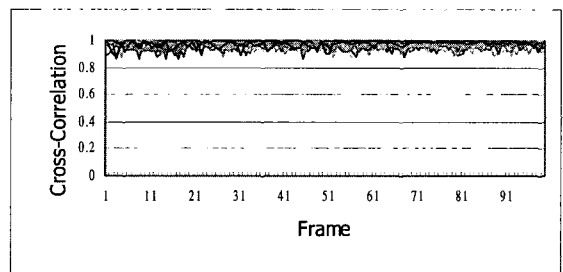
그림 6은 Shi-Tomasi-Kanade 추적 모델에 기반하여 본 논문에서 제안한 질감도(texturedness)의 최적 대응점 탐색 방법에 의한 특징점 추적 결과이다. 특징점 윈도우의 코너나 다른 영역보다 큰 변화를 보이는 영역의 척도를 표현하는 고유값을 기반으로 추적을 수행한다. 그림 6의 프레임 45에서는 초기 추출된 특징점들이 적절한 위치를 추적하고 있으며, 프레임 90에서는 특징점 3, 5 등이 조금씩 추적 위치를 벗어나고 있으나, 그림 5의 결과와 비교하면 상당히 작은 편이다. 고유값의 분포는 추출된 특징점 영역에서 강조되는 패턴을 가지며, 이는 아픈 변환 등에 상대적으로 둔감하다. 따라서, 그림 6과 같이, 프레임의 변화에 대하여 특징점의 검출 위치를 적절하게 유지하고 있어, 특징점 추적에 좋은

성능을 가진다.

그림 7은 각 실험 방법에 따라 이웃한 프레임 사이의 대응 윈도우에 대한 유사성을 상호상관도(cross-correlation)로 측정하여 도시하였다. 그림 7(a)은 Shi-Tomasi-Kanade 방법에 의한 추적 대응 윈도우의 유사성을 나타낸다. 몇 개의 대응점들을 제외하고는 비교적 높은 유사도를 가진다. 그림 7(b)는 질감도 비교를 적용한 최적 대응점 탐색 방법에 대한 것으로, 7(a)와 비교하면 이웃한 프레임 사이의 대응 윈도우들의 유사성은 대부분 떨어지지만, 오히려 그림 6의 추적 결과는 더 적절함을 볼 수 있다. 이는, SSD 기반의 밝기 분포 비교를 통한 특징점 추적 모델의 해는 상호 상관도 등의 비교 척도는 높을 수 있지만, 특징점 윈도우의 에지나 모서리 등의 특성을 고려한 추적에는 적절하지 못하다는 것을



(a)



(b)

〈그림 7〉 추적 대응점에 대한 상호 상관도 측정 그래프 (a) Shi-Tomasi-Kanade 추적 모델에 의한 대응점, (b) 질감도 비교를 적용한 최적 대응점 탐색 방법에 의한 대응점

보인다.

실험 결과 특징점 추적은 이미지의 변화가 단순 이동 변위가 아닌 경우, 이미지의 밝기 분포의 유사도만을 이용한다면, 적절한 결과를 얻기 어렵다는 것을 보인다. 본 논문에서는 특징점의 구조적 형태를 내포하는 고유값을 특징점의 질감도로써, 추적을 위한 유사도 측정에 적용하여 보다 적합한 결과를 얻었다.

6. 결 론

본 논문에서는 스케일-스페이스 필터링을 통한 특징점 추출과 일련의 연속 영상에서 특징점 추적을 위해, 이웃한 프레임의 특징점 영역에 대한 질감도(texturedness) 비교를 적용한 최적 대응점 탐색 방법을 제안하였다.

특징점은 일반적으로 주어진 영상에서 개체의 에지, 모서리나 정점 등을 정의된 오퍼레이터에 의해 검출하는데, 이때 실험적으로 설정되는 검출 스케일 파라미터들은 특징점 선정 및 위치 설정에 영향을 주게 된다. 본 논문에서는 Shi-Tomasi-Kanade 추적 모델에서 제안하는 특징점 검출 시스템을 확장하여, 스케일-스페이스 필터링을 통한 특징점 선정 및 위치 설정 방안을 제시하였다.

일련의 연속 영상은 카메라의 시점 변화와 물체의 움직임으로 인해, 특징점 추적 윈도우에는 아핀 변환으로 인해 밝기 분포의 변화가 생기게 되며, 이는 부정확한 유사도 측정을 유도하여 특징점 추적에 어려움을 주게 된다. 본 논문에서는 Shi-Tomasi-Kanade 추적 모델을 기반으로, 특징점 윈도우의 질감도에 대한 유사도 측정을 수행하여 최적 대응점을 탐색하는 방안을 제시하였다. 특징점의 질감도 분포는 밝기 분포 변화와는 달리, 아핀 변환 등에 크게 변하지 않는 특성을 가지고 있어 특징점 추적에 유리하다.

향후 연구과제로는, Shi-Tomasi-Kanade 추적 모델의 특징점 검출 요건이 모델링된 특정 패턴

의 검출이 아닌 영역의 질감도에 근거하기 때문에 잡음에 민감하므로, 이를 극복할 수 있는 견실한 특징점 추출 방안이 요구된다. 또한, 특징점 추적시 발생하는 이상 대응점(outliers)의 효과적인 제거 방안 연구 등이 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] A. Giachetti, "Matching techniques to compute image motion," *Image and Vision Computing*, vol.18, no.3, pp.247-260, 2000.
- [2] E. Trucco, Y. R. Petillot, I. T. Ruiz, K. Plakas, and D. M. Lane, "Feature Tracking in Video and Sonar Subsea Sequences with Applications," *Computer Vision and Image Understanding*, vol.79, no.1, pp.92-122, 2000.
- [3] L. Matthies, T. Kanade, and R. Szelisky, "Kalman filter based algorithms for estimating depth from image sequences," *International Journal of Computer Vision*, vol.3, pp.209-236, 1989.
- [4] C. Schmid, R. Mohr, C. Bauckhage, "Evaluation of interest point detectors," *International Journal of Computer Vision*, vol.37, no.2, pp.151-172, 2000.
- [5] M. Fidrich, and J. P. Thirion, "Stability of Corner Points in Scale Space: The Effects of Small Nonrigid Deformations," *Computer Vision and Image Understanding*, vol.72, no.1, pp.72-83, 1998.
- [6] Z. Zivkovic, F. van der Heijden, "Improving the selection of feature points for tracking," *Pattern Analysis and Applications*, vol.7, no.2, pp.144-150, 2004.
- [7] C. Harris, M. Stephens, "A combined corner and edge detector," *Proceedings of*

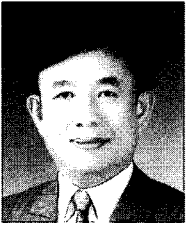
- the 4th Alvey Vision Conference, Manchester, England, pp.147-151, 1988.
- [8] Soo-Chang Pei and Chao-Nan Lin, "The Detection of dominant points on digital curves by scale-space filtering," *Pattern Recognition*, vol.25, no.11, pp.1307-1314, 1992.
- [9] T. Lindeberg, *Scale-Space Theory in Computer Vision*, Kluwer Academic Publishers, 1994.
- [10] J. Shi and C. Tomasi, "Good features to track," *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.593-600, 1994.
- [11] L. Bretzner and T. Lindeberg, "Feature Tracking with Automatic Selection of Spatial Scales," *Computer Vision and Image Understanding*, vol.71, no.3, pp.385-392, 1998.
- [12] S. M. Hong, "Steady-state analysis of computational load in correlation-based image tracking," *IEE Proceedings: Vision, Image and Signal Processing*, vol.149, no.3, pp.168-172, 2002.
- [13] K. Nickels, and S. Hutchinson, "Estimating uncertainty in SSD-based feature tracking," *Image and Vision Computing*, vol.20, no.1, pp.47-58, 2002.
- [14] B. McCane, B. Galvin, and K. Novins, "Algorithmic Fusion for More Robust Feature Tracking," *International Journal of Computer Vision*, vol.49, no.1, pp.78-89, 2002.
- [15] A. Fusiello, E. Trucco, T. Tommasini, V. Roberto, "Improving Feature Tracking with Robust Statistics," *Pattern Analysis and Applications*, 2:312-320, 1999.
- [16] T. Tommasini, A. Fusiello, E. Trucco, and V. Roberto, "Making Good Features Track Better," *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.178-183, 1998.
- [17] B. D. Lucas and T. Kanade, "An iterative image registration technique with an application to stereo vision," *IJCAI81*, pp. 674-679, 1981.
- [18] A. L. Yuille and T. A. Poggio, "Scaling theorems for zero crossing," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence PAMI-8*, pp.15-25, 1986.

● 저자 소개 ●



박 옹 희

1993년 충남대학교 컴퓨터 공학과 졸업(학사)
1995년 충남대학교 컴퓨터 공학과 졸업(공학석사)
1998년 충남대학교 컴퓨터 공학과 박사과정 수료
2000년 ~ 현재 미래로 시스템 책임연구원
관심분야 : 패턴인식, 영상 처리, 컴퓨터 비전



권 오 석

1977년 서울대학교 공과대학 전자공학과 졸업(학사)
1980년 한국과학기술원 산업전자공학과 졸업(공학석사)
1995년 한국과학기술원 전산학과 박사과정 수료
1980년 ~ 1988년 충남대학교 전자공학과 조교수
1988년 ~ 현재 충남대학교 컴퓨터공학과 교수
관심분야 : 지능정보시스템, 퍼지이론 및 응용, 신경회로망, 패턴인식, 자연어 처리, 멀티미디어 통신