

디지털 화상 상관법(DIC)의 원리

Principle of Digital Image Correlation

김경석(조선대학교, 학술제4분과 위원장)

Kyeong-Suk Kim (E-mail: gsckim@chosun.ac.kr)

1. 서 론

화상 상관법(image correlation)은 1950년대 Hobrough가 다양한 관측을 통해 획득한 화상의 특징을 일치시키기 위해 아날로그 사진을 비교하는 연구를 하면서 시작된 것으로 알려진다. 1961년에는 Hobrough가 지면의 변화를 더욱 정확하게 측정할 수 있도록 고정도 측량 사진을 이용한 고정도 정찰 사진의 상관에 대한 연구를 통해 화상 상관법을 이용한 장치를 설계하고 제작하였다.

1960년대 들어서 디지털 화상을 이용할 수 있게 되면서 인공지능, 로봇공학 분야의 연구자들에 의해 항공사진을 이용한 측량법과 비전을 기반으로 한 스테레오 비전 계측법이 개발되었다.

디지털 화상을 해석하는 기술은 급속히 성장하여 레이저 기술을 활용한 실험적 고체역학 분야에 적용되기 시작했다. 홀로그래피(holographic interferometry), 스페클 포토그래피(laser speckle photography), ESPI(electronic speckle pattern interferometry), 전단간섭법(speckle shearing interferometry), 모아레 간섭법(moire interferometry)과 같은 레이저 기술로부터 획득되는 변형 정보는 변형에 따른 줄무늬 형태의 사진으로 표현된다. 이들 사진으로부터 줄무늬의 위치를 추출하기가 쉽지 않기 때문에, 몇 개의 특징적인 점을 기준으로 줄무늬의 중심 위치를 예측한다.

화상 데이터의 후처리 과정에서 발생하는 이러한 문제를 처리하기 위해, 측정하고자 하는 정보를 포함하는 화상을 디지털 형태로 저장하는 방법과 이와 같은 디지털 화상을 해석하고 원하는

정보를 추출하는 알고리즘, 그리고 전체 처리과정을 자동화하는 방법의 개발에 대한 연구가 이루어졌다.

이 강좌에서는 최근 활발하게 연구되고 있는 디지털 화상 상관법의 기본 원리를 설명하여 독자들이 보다 쉽게 디지털 화상 상관법을 이용한 비파괴검사 기술에 대해 이해할 수 있도록 하고자 한다.

2. 컴퓨터 비전의 단일 카메라 모델

카메라를 이용한 컴퓨터 비전은 다음과 같은 세 가지를 고려해야 한다. 1) 카메라는 대상체로부터 빛을 모아서 센서 평면상에 화상의 초점이 맺힐 수 있도록 일련의 렌즈군과 필터, 셔터 등으로 구성되므로 광학적으로 접근해야 한다. 2) 디지털 화상을 얻기 위해 CCD(charge-coupled device) 카메라가 사용되므로 카메라로 입사되는 빛은 전기신호로 변환된다. 3) CCD 카메라를 통해 얻어진 신호는 A/D 변환기에 의해 디지털 강도 분포의 이산 데이터로 변환되어 저장된다.

2.1. 실제 좌표계와 카메라계 사이의 변환

그림 1은 전방 화상 평면 구성을 이용한 단일 카메라 시스템에 대한 기하학적 구성을 표현한 것이다. 3차원 공간상의 점 M 은 실제 좌표계 $R_w(X_w, Y_w, Z_w)$ 를 갖는다. 카메라의 좌표계 R_c 는 점 C 를 원점으로 하는 좌표계 (X, Y, Z) 를 갖는다. 화상계 R_r 은 좌표계 (x, y) 를 갖게 되고, 점 M 에

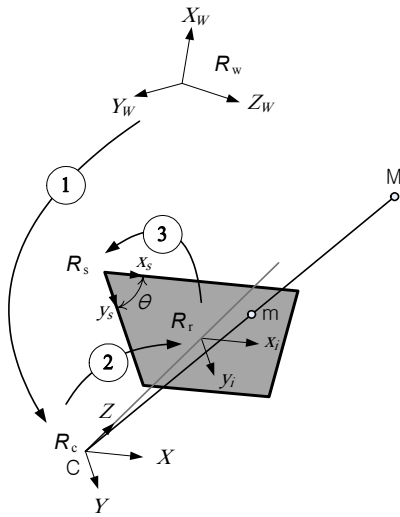


그림 1 전방 화상 평면 구성을 이용한 단일 카메라 시스템에 대한 기하학적 구성

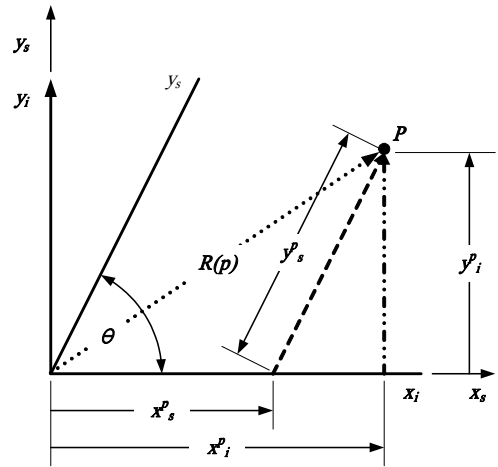


그림 2 경사진 센서 좌표계와 화상 평면의 좌표계 사이의 관계

대응하는 화상 점은 m 으로 지정된다. 센서계 R_s 는 픽셀 단위로 표현되는 좌표계(X_s, Y_s)를 갖게 되며, 화상 점 m 은 m 으로 지정된다.

그림 1의 ①은 좌표계 R_w 와 R_c 사이의 변환을 나타낸다. 이 과정에서 회전과 평행이동이 일어난다. 회전 텐서를 $[R]$, 평행이동 벡터를 t 라고 하면, 변환은 식(1)과 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned}
 \mathbf{M} = \begin{Bmatrix} x \\ y \\ z \end{Bmatrix} &= [R] \cdot \begin{Bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \end{Bmatrix} + t \\
 \tilde{\mathbf{M}} = \begin{Bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{Bmatrix} &= [T] \cdot \begin{Bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{Bmatrix} \\
 [T] &= \begin{bmatrix} R & t \\ \mathbf{0} & \mathbf{1} \end{bmatrix}_{4 \times 4}; \quad t = \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{bmatrix}; \quad [R] = \begin{bmatrix} R_{11} & R_{12} & R_{13} \\ R_{21} & R_{22} & R_{23} \\ R_{31} & R_{32} & R_{33} \end{bmatrix}
 \end{aligned} \tag{1}$$

여기서, $\dot{=}$ 은 특별한 변수에 대한 투영 형태를 나타낸다.

2.2. 카메라계와 화상 평면 사이의 변환

그림 1의 ②는 좌표계 R_c 와 R_r 사이의 변환을 나타낸다. 이것은 3차원 공간상의 점 M 을 화상 평면상의 점(x_s, y_s)로 투영하는 화상처리 과정이다. 이 변환은 순수 투시투영이며, 식(2)와 같이 행렬 $[R]$ 을 사용하는 기본 행렬 형태 또는 균일

행렬 형태로 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned}
 \tilde{\mathbf{m}} = \alpha \begin{Bmatrix} x_i \\ y_i \\ 1 \end{Bmatrix} &= [P]_{3 \times 4} \cdot \begin{Bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{Bmatrix} \\
 [P] &= \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}
 \end{aligned} \tag{2}$$

2.3. 화상 평면과 센서계 사이의 변환

그림 1의 ③은 센서 수광소자로 입사되는 빛의 세기에 대한 샘플링 과정을 나타낸다. 이 변환 과정에서 미터 단위로 표현되는 위치 좌표는 화상 내에서 픽셀 좌표로 변환된다. 센서의 수광소자는 기울어지는 경우도 있으므로 변환이 좀 더 복잡해질 수 있다.

그림 2에서 보는 바와 같이, 센서계는 비직교 좌표계로 가정된다. 화상과 센서 좌표계 사이의 경사 변환은 식(3)과 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{Bmatrix} \bar{x} \\ \bar{y} \end{Bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -\cot\theta \\ 0 & \sin^{-1}\theta \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} x_i \\ y_i \end{Bmatrix} \tag{3}$$

센서 좌표계 방향으로 다른 기준 크기(scale factor)를 가정하고 단위 길이당 픽셀 단위를 갖는 좌표 (S_x, S_y)로 지정하면, 미터 단위에서 픽셀 단위로의 변환은 식(4)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{Bmatrix} x_s \\ y_s \end{Bmatrix} = \begin{bmatrix} S_x & 0 \\ 0 & S_y \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} \bar{x} \\ \bar{y} \end{Bmatrix} \quad (4)$$

평행이동 (\hat{c}_x, \hat{c}_y) 이 화상 좌표계에서 측정된다면, 경사지고 스케일이 변환된 좌표계로부터 센서 좌표계의 원점으로 평행이동할 때의 변환은 식(5)와 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{Bmatrix} x_s \\ y_s \end{Bmatrix} = \begin{bmatrix} S_x - S_x \cot\theta \\ 0 \\ \frac{S_y}{\sin\theta} \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} x_i \\ y_i \\ 1 \end{Bmatrix} - \begin{Bmatrix} S_x \hat{c}_x - S_x \hat{c}_y \cot\theta \\ \frac{S_y \hat{c}_y}{\sin\theta} \end{Bmatrix} \quad (5)$$

최종적으로, 센서 좌표계에 대한 균일 행렬 형태는 식(6)과 같이 쓸 수 있다.

$$\tilde{\mathbf{m}} = \alpha \begin{Bmatrix} x_s \\ y_s \\ 1 \end{Bmatrix} = \begin{bmatrix} S_x - S_x \cot\theta - S_x(\hat{c}_x - \hat{c}_y \cot\theta) \\ 0 \\ \frac{S_y}{\sin\theta} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} x_i \\ y_i \\ 1 \end{Bmatrix} = [\mathbf{A}] \begin{Bmatrix} x_i \\ y_i \\ 1 \end{Bmatrix} \quad (6)$$

이 때, (x_s, y_s) 와 (\hat{c}_x, \hat{c}_y) 는 픽셀로 측정되며, θ 는 경사각(라디안)이다.

2.4. 실제 좌표계에서 센서계로의 전체적인 변환

식(1)~식(6)은 점 M에서 점 m으로 변환하는 데 사용된다. 그림 3은 이 일련의 과정을 개략적으로 나타낸 것이다. 식(1)~식(6)을 한 개의 식으로 묶어서 행렬로 표현하면 변환에 대한 최종 식은 식(7)로 나타낼 수 있다.

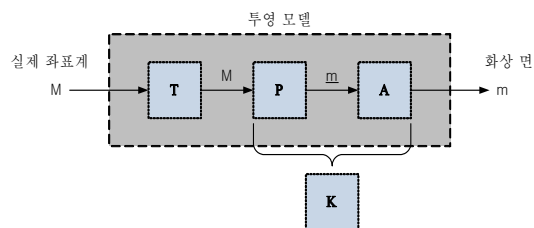


그림 3 투영 모델 다이어그램

$$\tilde{\mathbf{m}} = \alpha \begin{Bmatrix} x_s \\ y_s \\ 1 \end{Bmatrix} = [\mathbf{A}] \cdot \begin{Bmatrix} X_W \\ Y_W \\ Z_W \\ 1 \end{Bmatrix}$$

$$[\mathbf{A}]_{3 \times 4} = [\mathbf{K}]_{3 \times 4} \cdot [\mathbf{T}]_{4 \times 4}$$

$$[\mathbf{K}] = [\mathbf{A}]_{3 \times 3} \cdot [\mathbf{P}]_{3 \times 4} = \begin{bmatrix} fS_x - fS_x \cot\theta - S_x(\hat{c}_x - \hat{c}_y \cot\theta) & 0 \\ 0 & fS_y/\sin\theta & -S_y \hat{c}_y/\sin\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & f_s & c_x & 0 \\ 0 & f_y & c_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

여기서, $f_x = fS_x$
 $f_y = \frac{fS_y}{\sin\theta}$
 $f_s = -fS_x \cot\theta$
 $c_x = -S_x(\hat{c}_x - \hat{c}_y \cot\theta)$
 $c_y = -\frac{S_y \hat{c}_y}{\sin\theta}$

(S_x, S_y) 는 (x_s, y_s) 방향을 따라서 거리를 픽셀로 변환한 수직과 수평방향의 기준 크기이다. 그림 2에서 보는 바와 같이, 경사각 θ 는 화상에서 행과 열 사이의 경사를 나타낸다. 만일, $\theta = \pi/2$ 라면, 식(7)은 $f_x = fS_x$, $f_y = fS_y$, 그리고 $f_s = 0$ 을 포함하는 단순화된 형태로 나타낼 수 있다.

3. 3차원 컴퓨터 비전

3차원 컴퓨터 비전은 핀홀 카메라 모델과 왜곡 모델, 일반적인 최적화 과정이 사용된다. 3차원 컴퓨터 비전에서 물체는 운동하는 동안 계속 초점이 맞춰지고, 물체상의 관심 점은 2개 또는 그 이상의 카메라 센서 평면 상의 점에 상이 맺힌다. 핀홀 카메라는 투시 투영을 수행한다. 투시 투영은 3차원 물체 점을 2차원 화상 점으로 변환하며 비가역적 방법으로 세 번째 차원을 제거한다.

그림 4(a)에서 볼 수 있듯이, 두 개의 3차원 점 Q와 R은 동일한 투영 광선 (C, p) 상에 놓여있기 때문에, 이들 두 점은 동일한 화상 점 p 로 상을 맺게 되며, 이것은 화상 점 p 에 대응하는 수많은 3차원 점이 존재한다는 것을 보여준다. 그림 4(b)에서 보는 바와 같이, 동일한 물체의 화상 점을 동시에 저장하기 위해 두 개의 카메라를 사용함으로써 실제 물체 점의 3차원 위치를 복원할 수

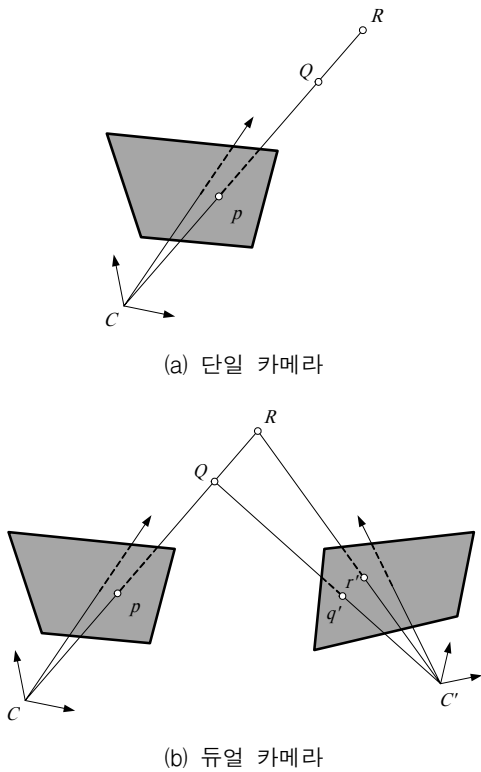


그림 4 듀얼 카메라를 이용한 3차원 위치복원

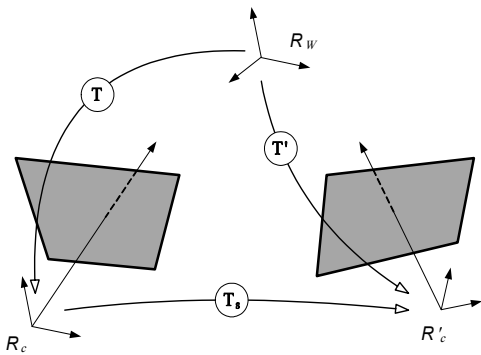


그림 5. 두 개의 카메라를 이용한 일반적인 스테레오 비전 시스템에 대한 개략도

있다. 만일 두 점이 (p', q') 이라면, 유일한 3차원 점은 Q 가 된다. 또한, 만일 대응하는 가상 점이 (p, r') 이라면, 유일한 3차원 점은 R 이 된다.

그림 5는 두 개의 카메라를 이용한 일반적인 스테레오 비전 시스템에 대한 개략도를 나타낸다. 고유 변환은 식(8)과 같이 쓸 수 있으며, 강체회전 텐서와 평행이동 벡터는 3×4 행렬로 결합된다.

$$\begin{aligned}
 [T]R_w - R_c &= [T] \doteq \begin{bmatrix} R t \\ 0 \ 1 \end{bmatrix} \\
 [T]R_c - R'_c &= [T_s] \doteq \begin{bmatrix} R t \\ 0 \ 1 \end{bmatrix}_S \\
 [T]R_w - R'_c &= [T'] \doteq \begin{bmatrix} R t \\ 0 \ 1 \end{bmatrix}_{C'}
 \end{aligned} \tag{8}$$

$[T]$ 는 실제 좌표계 R_w 에 있는 벡터를 좌측 카메라에 위치한 핀홀 시스템 R_c 로 변환한다. $[T']$ 는 실제 좌표계 R_w 에 있는 벡터를 우측 카메라에 위치한 핀홀 시스템 R'_c 로 변환한다. 최종적으로, $[T_s]$ 는 R_c 에 있는 벡터를 R'_c 에 있는 벡터로 변환한다. 이들 변환은 식(9)와 같이 나타낼 수 있다.

$$[T_s][T] = [T'] \tag{9}$$

단일 카메라 모델의 경우와 동일하게 표현하기 위해 일반적인 3차원 점 M 을 고려한다. 3차원 위치 M 에 대한 대응하는 균일 행렬 형태와 좌측 카메라 \tilde{m} 에 있는 크기가 조절된 센서 위치와 우측 카메라 \tilde{m}' 에 대응하는 크기가 조절된 센서 위치를 사용하면, 식(10)을 얻게 된다.

$$\begin{aligned}
 \tilde{m} &= [K] \cdot [T] \cdot \{\tilde{M}\} \\
 \tilde{m}' &= [K'] \cdot [T'] \cdot \{\tilde{M}\}
 \end{aligned} \tag{10}$$

식(9)와 식(10)을 적용하면, 두 가상 점 사이의 관계를 식(11)과 같이 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned}
 \tilde{m}' &= [K'] \cdot [T'] \cdot \{\tilde{M}\} \\
 &= [K'] \cdot [T_s] \cdot \{T\} \cdot \{\tilde{M}\}
 \end{aligned} \tag{11}$$

식(11)에서 보는 바와 같이, 공통의 3차원 점에 대한 센서 위치는 변환 행렬을 통해 직접 구할 수 있다.

물체 점 M 과 스테레오 비전 시스템에서 두 개의 가상 평면상의 2차원 투영 \tilde{m} 과 \tilde{m}' 에 대한 균일 행렬 형태가 주어질 때, 식(1)~식(7)에 의해 모델링 될 수 있는 카메라로 구성된 임의의 스테레오 가상 시스템은 \tilde{m} 과 \tilde{m}' 사이에 식(12)로 표현되는 기하학적인 에피플라 제약조건을 갖게 된다.

$$\{\tilde{m}'\}^T \cdot [F]_{3 \times 3} \cdot \{\tilde{m}\} = 0 \tag{12}$$

이 때, 정방 기본 행렬 $[F]$ 는 크기가 3×3 이고 2의 랭크를 갖는다.

식(12)에서 보는 바와 같이, $\{\tilde{\mathbf{m}}\}$ 과 연관된 대응하는 화상 점 $\{\tilde{\mathbf{m}}'\}$ 에 대한 동일한 표현은 반드시 에피폴라 선 $[\mathbf{F}] \cdot \{\tilde{\mathbf{m}}\}$ 을 따라 놓이게 된다. 그림 6은 스테레오 대응과 에피폴라 선의 개략도를 나타낸다. 그림 6에서 볼 수 있듯이, 카메라의 중심 C와 C', 3차원 점 M, 그리고 그 화상 m과 m'은 공통 평면에 놓여 있으며, 이 평면은 에피폴라 선으로 각 화상 평면과 교차하고 있다.

4. 스테레오 비전 시스템의 보정

스테레오 비전 시스템의 보정을 위해 일반적으로 두 가지 방법이 사용된다. 첫 번째는 동일한 대상 패턴의 운동을 사용하는 스테레오 비전 정렬에서 각각의 카메라를 독립적으로 보정하는 것이다. 그림 7에서 보는 바와 같이, 공통 격자 패턴의 스테레오 관측은 모든 카메라에 대해 공통 전체 좌표계를 정의하기 위해 사용될 수 있으며, 모든 카메라에 있는 화상 위치를 공통의 3차원 위치에 연결할 수 있는 기반을 제공한다.

두 번째는 두 개의 카메라를 단일 측정 시스템으로 간주하는 것이다. 보통 스테레오 시스템으로 알려진 이 시스템의 최적화 과정은 임의로 선택된 카메라에 대한 남은 카메라의 상대적인 방향과 위치를 결정하기 위해 수행된다.

5. 화상 일치

화상 일치(image matching)는 일반적인 산업현장에서도 많이 활용되는 컴퓨터 비전 분야이다. 화상 일치는 산업적 가공 제어, 주차장에서의 자

동 번호판 인식, 생물학적 성장 현상, 지질학적 매핑, 스테레오 비전, 비디오 압축과 로봇 등의 분야에서 발생하는 문제를 해결하기 위해 사용된다. 활용분야가 매우 다양하기 때문에 많은 접근법과 알고리즘이 있다.

일반적으로 화상 일치에 대한 대부분의 알고리즘이 변형 과정을 다루는 물리학을 기반으로 하고 있다. 공학분야 활용에서 종종 관심을 갖는 미소운동으로 인해, 요구되는 해상도는 다른 대부분의 활용에 비해 더 높다. 많은 공학 재료에 대한 응력-변형을 선도를 정확히 측정하기 위해 10^{-5} m/m의 정도로 길이 변화를 측정해야 한다. 이러한 요구를 충족하기 위해 최소 시스템 오차를 갖는 높은 해상도를 제공하는 방향으로 많은 알고리즘의 개발이 이루어지고 있다. 여기서는 템플릿 일치법에 대해 소개하고자 한다.

한 개의 화상(템플릿)으로부터 작은 점의 집합과 다른 화상에서 변위가 발생한 것 사이의 그레이 값의 차이를 최소화 하는 것을 기반으로 움직임 추정법을 유도할 수 있다. 두 개의 화상 사이에 아무런 빛의 변화도 일어나지 않는다고 가정한다. 즉, 템플릿과 변위가 일어난 것은 가우시안 분포의 무작위 잡음에 의한 차이만 있다고 가정한다.

F로 주어지는 템플릿으로부터 기준 화상을 나타내고 G에 의해 변위 발생 후의 화상을 나타낸다. 이웃하는 점의 집합에 대해 편차제곱합(sum of squares deviation, SSD)으로 알려진 그레이 값에서 제공한 차이를 최소화할 수 수행하면 식(13)을 구할 수 있다.

$$\bar{\mathbf{d}}_{opt} = \operatorname{argmin} \sum |G(\mathbf{x} + \bar{\mathbf{d}}) - F(\mathbf{x})|^2 \quad (13)$$

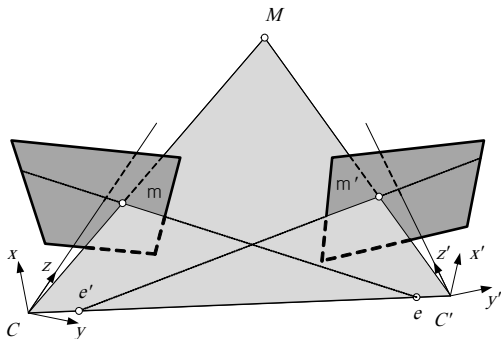


그림 6 스테레오 대응과 에피폴라 선의 개략도

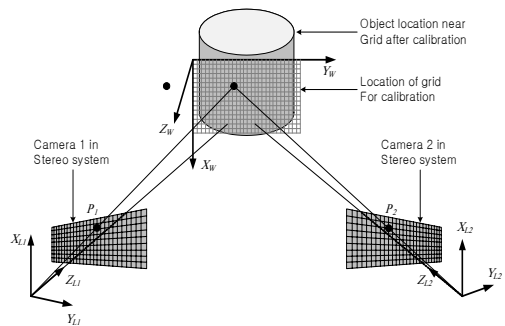


그림 7 시간과 주파수 도메인에서의 한 측정점에 대한 신호

최적 변위 벡터 $\bar{\mathbf{d}}_{\text{opt}}$ 에 대해 해를 구하기 위해, 식(14)와 같이 함수에 1차 테일러급수 전개에 의한 단순 반복 알고리즘을 적용한다.

$$\begin{aligned} \chi^2(\bar{d}_x + \Delta_x, \bar{d}_y + \Delta_y) \\ = \sum \left| G(\mathbf{x} + \bar{\mathbf{d}}) - \frac{\partial G}{\partial x} \Delta_x - \frac{\partial G}{\partial y} \Delta_y - F(\mathbf{x}) \right|^2 \end{aligned} \quad (14)$$

여기서, \bar{d}_x 와 \bar{d}_y 는 작은 점의 집합(subset)의 평균 움직임에 대한 현재의 추정값이며, Δ_x 와 Δ_y 는 현재의 반복에서 바라본 업데이트하는 움직임의 증분이다. Δ_x 와 Δ_y 에 대해 식(14)의 편미분을 취하고 그들을 0으로 설정하면, 각 반복에서 업데이트하는 증분에 대해 식(15)와 같은 선형방정식으로 나타낼 수 있다.

$$\begin{bmatrix} \Delta_x \\ \Delta_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum \left(\frac{\partial G}{\partial x} \right)^2 & \sum \left(\frac{\partial G}{\partial x} \frac{\partial G}{\partial y} \right) \\ \sum \left(\frac{\partial G}{\partial x} \frac{\partial G}{\partial y} \right) & \sum \left(\frac{\partial G}{\partial y} \right)^2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \sum \frac{\partial G}{\partial x} (F - G) \\ \sum \frac{\partial G}{\partial y} (F - G) \end{bmatrix} \quad (15)$$

식(15)는 최적 변위 벡터 $\bar{\mathbf{d}}_{\text{opt}}$ 에 대해 수렴될 때까지 $\bar{\mathbf{d}}^{p+1} = \bar{\mathbf{d}}^p + \Delta$ 를 사용한 p번째 반복에서 평균 움직임에 대한 추정을 반복적으로 향상시키는데 사용될 수 있다. 이 반복적 화상 정합 기술(image registration technique)은 Lucas-Kanade 추적 알고리즘으로 잘 알려져 있다. 이 추적 알고리즘은 미분법에서 유도한 미분 움직임 추정 방법의

연장이라 할 수 있다. 미분법적 접근은 초기 움직임 추정이 0에 대해 도출된 Lucas-Kanade 방법의 단일 반복과 동일하다. 그러나 Lucas-Kanade 알고리즘은 작은 운동 벡터에 국한되지 않고 초기 추정이 방법의 수렴 반경 내에 있는 동안 임의로 큰 운동을 발견할 수 있다.

6. 맺음말

디지털 화상 상관법은 최근 국내외에서 많은 연구가 이루어지고 있는 분야이지만, 국내에서는 대부분 응용 분야에 국한되어 있다. 따라서 디지털 화상 상관법에 대한 원리를 다루어 연구자들에게 정보를 제공하고자 하였다. 이 강좌를 기술하기 위해 South Carolina 대학의 Sutton 교수의 저서를 참고하였다. 끝으로, 이 강좌가 비파괴검사 분야의 발전에 일조하기 바란다.

참고문헌

- [1] M. A. Sutton, J.-J. Ortu and H. W. Schreier, "Image Correlation for Shape, Motion and Deformation Measurements," Springer, New York (2009)
- [2] S. Vanlandit, J. Vanherzeele, R. Longo and P. Guillaume, "A digital image correlation method for fatigue test experiments," *Optics and Lasers in Engineering*, Vol. 47, pp. 371-378 (2009)