DBpia

논문 17-42-07-22 The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences '17-07 Vol.42 No.07
https://doi.org/10.7840/kics.2017.42.7.1485

3차원 Generic Surface 복원을 위한 Sampling Rate 도출

이 덕 우◆°

A Sampling Theorem for a 3D Generic Surface Reconstruction

Deokwoo Lee◆°

요 약

본 논문에서는 3차원 복원의 효율적인 수행을 위한 최소한의 sampling rate를 결정하는 알고리즘과 수학적 모델을 제안한다. 가상현실, 증강현실, 무인 자동차 및 자동화 비전 시스템 등에 대한 수요가 증가하면서 정확하고 빠른 3차원 복원 알고리즘에 대한 연구가 활발했던 것에 비하여, , 효율적인 3차원 복원 시스템을 위한 샘플링 방식에 대한 연구는 상대적으로 부족한 측면이 있었다. 일반적인 신호처리에 활용되었던 나이퀴스트 샘플링 방법과 그 이후에 수행되었던 많은 연구들을 기반으로 본 논문에서 제안하는 샘플링 방법을 3차원 또는 다차원 신호에도 적용을 시킬 수 있다. 특히, 3차원 물체가 가지는 기하학적인 정보와 폐곡선 기반 3차원 물체 표현으로부터 도출되는 곡선의 주파수 성분 간의 관계를 활용하여 샘플링 방법을 제안한다. 본 논문에서는 샘플링 rate를 도출하는 수학적 모델링과 이것을 뒷받침하는 시뮬레이션 예제를 제시한다.

Key Words : Sampling rate, 3D geometry, 3D reconstruction, Light pattern, Circular pattern

ABSTRACT

This paper proposes the approach to determination of a minimum sampling rate to achieve efficient 3D reconstruction. According to increase of the interest in diverse areas such as virtual reality, augmented reality, automatic vision system, etc., numerous research has contributed to accomplish sufficient accuracy of 3D real world objects or scenes. However, sampling rate determination for efficient reconstruction has not gained much attention compared to the accurate reconstruction itself. Akin to Shannon-Nyquist Sampling Theorem in 1D signal processing, this paper proposes the approach to determination of the maximum frequency component and sampling frequency of an object surface that is represented using closed curves. The relationship between geometric parameter of the object surface overlaid with a set of closed curves and a frequency component of the curves provides sampling criterion for 3D reconstruction. To substantiate the proposed approach, simulation results are provided in this paper.

Ⅰ. 서 론

현실세계에서의 물체 및 scene의 3차원 좌표 복원을 위한 연구는 지난 수 십 년간 활발히 진행되어 왔다. 컴퓨터 비전, 영상처리, 패턴인식 등 유관 분야들의 연구가 활발하게 진행되면서 3D 복원, 무인자동차, 자동화 머신 비전 시스템 등 여러 분야의 획기적인 발전을 가져왔고, 향후에도 관련 분야의 연구 및 개발 수요가 크게 증가할 것으로 예상된다[1-5]. 3차원 복원은 수동(Passive) 및 능동(Active) 방식을 가장 많이 사용하고 있으며, 두 가지 방식을 혼합한 하이브리드(Hybrid) 방식이 제안되기도 하였다[3]. 3차원 정보 복

◆° First and Corresponding Author : Youngsan University Department of Visual Image Engineering, dwoolee@ysu.ac.kr, 정회원
논문번호 : KICS2017-03-077, Received March 16, 2017; Revised June 5, 2017; Accepted June 16, 2017

www.dbpia.co.kr

원 (또는 깊이정보 획득)을 위한 수동 방식은 주로 2개 이상의 (보통 2개) 카메라를 활용하여 각 카메라가 획득한 이미지, 카메라들의 특성 파라미터, 카메라들 간의 상대적인 기하학적인 관계 등을 활용하여 원하는 3차원 결과를 획득한다[6,7]. 수동 방식의 한계 및 단점은 목표 물체의 특성, 촬영 환경, 계산양 등의 제약에서 나타난다. 목표가 되는 물체의 texture가 부족하거나, 반복 패턴을 가지고 있거나, 주변 환경의 조도가 낮을 경우 수동 방식을 활용한 3차원 복원 결과의 정확도는 낮아지거나, 결과에 오류가 생기기 쉽다. 또한 수동 방식에서 가장 중요한 요소인 획득한 이미지들 간의 매칭, 특이점 추출, 매칭된 특이점 간의 관련성 계산 등의 절차들은 높은 계산양을 요구한다. 이러한 한계점들을 보완시키기 위해 능동 방식이 제안되었다[2,8]. 능동 방식은 하나의 카메라와 하나의 광원를 활용하여 3차원 좌표 정보를 획득한다. 광원은 제작된 모양의 패턴을 생성하여 목표물체에 투사한다. 투사된 광패턴은 3차원 물체의 기하학적 모양에 따라 일그러지며, 카메라는 일그러진 광패턴의 이미지를 획득한다. 일그러진 광패턴과 투사 전의 광패턴 모양의 관계를 활용하여 물체의 3차원 좌표 정보를 획득하는 것이 능동 방식의 주된 알고리즘이다.

논문에서는 샘플링 rate를 도출하기 위한 방법을 제안하기에 앞서, 3차원 복원 방식에 대해 간략히 설명을 한다. 본 연구에서는 3차원 복원을 위해 구조광 패턴을 활용하는 방식을 선택하였다. 구조광 패턴을 발생시키는 광원과 모듈레이터 (또는 광프로젝터), 그리고 일반 디지털 카메라를 배치시켜 3차원 복원 시스템을 구성하였고, 광패턴은 반지름이 서로 다른 동심원들을 활용하였다[9]. 기존에 활용되었던 광패턴 방식들은 점패턴, 줄무늬 패턴, 부호화 패턴, 격자패턴 등 다양한 패턴들을 제안하였으며, 3차원 복원 알고리즘 설계에 및 정확도 향상에 발전을 가져왔다. 위 방식들을 포함하여 광패턴 시스템을 활용한 3차원 복원의 연구는 활발히 진행되어 왔으며 Geng 의 논문[7]을 참고할 수 있다. 원형 패턴을 활용할 경우 카메라 캘리브레이션 절차가 기존의 방식[14,15]과 비교하였을 때 간단하나, 캘리브레이션의 정확도 자체를 비교하였을 때에는 조금 열세할 수 있으며, 복원의 결과를 현저히 떨어뜨리지는 않는다. 카메라 캘리브레이션은 컴퓨터 비전 분야에서 별도의 연구 분야로 분리가 될 정도로 중요하며 논문에서는 자세히 다루지 않기로 한다. 정확도 높은 3차원 복원에 대한 연구는 지난 수십 년간 활발히 연구되어 왔고, 다양한 분야에서 실제로 적용되어 사용되고 있다. 그러나 높은 정확도를 요구하는 복원 시스템은 계산양 및 알고리즘의 복잡도 또한 증가하게 되어 시스템의 효율성에 문제를 야기할 수 있으며, 점차 증가하는 다양한 분야의 수요를 충족시키는 데에 한계가 있을 수 있다. 논문에서는 구조광 패턴을 활용한 3차원 복원 알고리즘에서 광패턴의 밀도 (복원에 필요한 광패턴의 개수)와 복원 결과의 상관관계를 제시한다. 일반적인 1차원 신호처리 분야에서 널리 활용되는 섀넌-나이퀴스트 샘플링 이론은 디지털 신호에서 아날로그 신호로 복원하기 위한 샘플링의 법칙을 제시하였다[9]. 나이퀴스트 샘플링 rate를 도출하기 위해 필요한 것은 원 신호 (아날로그 신호)의 최대 주파수 (또는 대역폭)이다. 최대 주파수의 정보를 가지고 있을 경우 안정적인 신호 복원을 위한 샘플링 간격을 결정할 수 있다. 1차원 신호의 경우와 비슷하게 본 논문에서는 3차원 물체의 정보를 나타내기 위한 광패턴의 최소 밀도 (또는 최소한의 동심원 패턴의 개수)를 도출하고자 한다. 충분한 개수 (이론적으로 무한대)의 동심원 패턴을 물체에 투사하여 3차원 복원을 할 경우 복원의 정확도는 높아질 것이다. 그러나 물체의 모양에 따라 항상 많은 개수의 광패턴이 필요하지 않을 것이라는 것은 직관적으로 알 수 있다 (극단적인 예로, 평면의 복원을 위해 필요한 동심원 패턴의 개수는 2개이면 충분하다). 그리하여 논문에서는 복원의 정확도보다는 복원을 위한 적절한 동심원 패턴들의 개수 (또는 최소한의 개수)을 찾고자 하는 것을 목표로 한다. 나이퀴스트 rate는 일반적인 신호처리 분야에서 최소한의 샘플링 주파수 (또는 최대의 샘플링 간격)를 제공하듯이 논문에서도 3차원 신호를 위한 (3차원 물체 역시 3차원 데이터로 구성된 신호로 간주할 수 있다) 최소한의 샘플링 rate을 제공하고자 한다. 3차원 물체가 가지고 있는 기하학적인 특성 파라미터를 이용하여 최소한의 광패턴 개수를 도출하는 3차원 복원을 위한 샘플링 방법을 제안하고자 한다. 혼동을 줄이기 위하여, 본 논문에서 사용되는 용어 중 샘플링 비율, 샘플링 rate, 샘플링 밀도 는 같은 의미로 이해할 수 있으며, 광패턴, 패턴, 원형패턴, 동심원 패턴 역시 같은 의미로 이해해도 무방하다.

논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서는 본 논문에서 제안하는 샘플링 rate를 결정하는 수학적 모델을 제시한다. 또한 원형 패턴을 활용하여 3차원 복원하는 수학적 모델을 함께 소개한다. 3장에서는 시뮬레이션 결과를 나타내어 본 논문에서 제안하는 방법을 뒷받침하며 4장에서 본 논문의 결론을 맺는다.

www.dbpia.co.kr

Ⅱ. 3차원 물체의 기하학적 좌표 복원

본 장에서는 구조광 패턴 기반 3차원 복원 에 대해 간략히 설명한다. 이에 대한 내용은 Lee의 논문에 더 자세히 나타나 있다[8]. 3차원 좌표 정보를 가진 물체가 정의된 영역을 $S \subset \mathbb{R}^3$ 로 나타낸다면, S에 포함된 3차원 정보를 가진 점 P_w는 다음과 같이 표현된다.

$$P_w = \{(x_w, y_w, z_w) \in \mathbb{R}^3\} \quad (1)$$

동심원 패턴을 생성하는 광원 정의되는 영역을 $L \subset \mathbb{R}^3$로 나타내고, 이 영역에서의 원점은 원형 패턴의 중심점으로 정의한다. 그렇다면 L에 포함된 3차원 점 P_L은 다음과 같이 나타낼 수 있다 (그림 1).

$$P_L = \{(x_{Lij}, y_{Lij}, z_{Lij}) \in \mathbb{R}^3\} \quad (2)$$

$$x_{Lij}^2 + y_{Lij}^2 = R_j^2,\ z_{Lij} = 0 \quad (3)$$

z_{Lij}는 참고 점으로서 편의상 0으로 정한다. 아래 첨자의 i와 j는 각각 원형 광패턴 상의 점, 원형 광패턴 자체를 나타내고 R_j는 j번째 광패턴의 반지름을 나타낸다.

투사된 광패턴은 목표 물체 위에서 일그러진 모양을 나타낸다 (그림 1). 물체의 기하학적인 3차원 특성에 따른 일그러짐은 3차원 복원을 위한 정보를 제공한다. 일그러진 투사된 광패턴이 정의된 영역을 $S_3 \subset \mathbb{R}^3$ 로 나타내고 S_3에 포함된 점 $P_3 \in S_3$ 는 다음과 같이 표현할 수 있다 (그림 2).

$$P_3 = \{(x_{wij}, y_{wij}, z_{wij}) \in \mathbb{R}^3\} \quad (4)$$

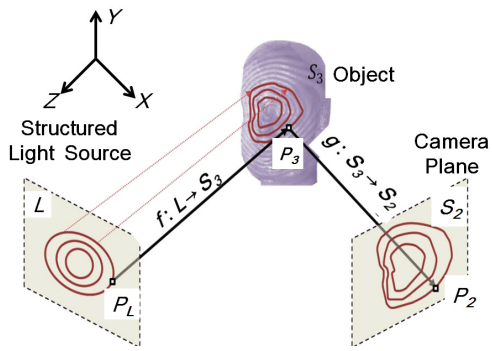


그림 1. 3차원 좌표 추출을 위한 측정 시스템 셋업
Fig. 1. Geometric representation of 3D measurement setup

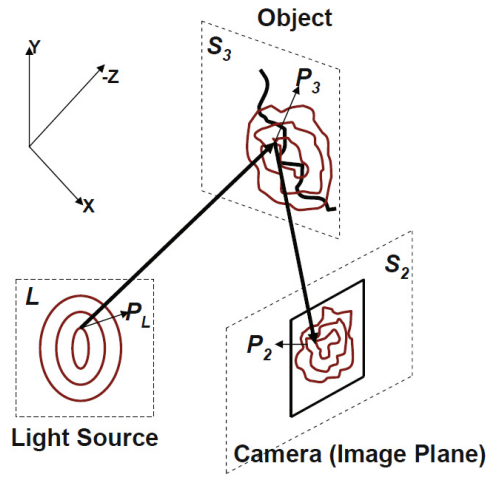


그림 2. 3차원 복원을 위한 시스템 및 기하학적 구조
Fig. 2. Geometric experimental setup for 3D reconstruction

$x_{wij}, y_{wij}, z_{wij}$ 는 3차원 물체 위에 투사된 광패턴의 3차원 좌표를 나타낸다 (그림 3).

카메라는 물체에 투사된 광패턴을 이미지로 획득하고, 이 이미지가 정의되는 영역 (카메라의 이미지 영역)을 $S_2 \subset \mathbb{R}^2$ 로 표현한다. S_2에 포함된 점 P_2 는 다음과 같이 표현된다.

$$P_2 \subset \{(u_{ij}, v_{ij}) \in \mathbb{R}^2\} \quad (5)$$

그림 1 과 식 (1) - (5)을 모두 고려할 경우, 3차원 복원의 문제는 P_3, P_2, P_L 간의 기하학적인 관계를 정립하는 문제로 요약될 수 있다. 광원에서 생성되는 광패턴 영역 L과 3차원 물체 영역 S_3 간의 관계를 나타내는 대응함수를 f로 정의 하고, 투사된 광패턴

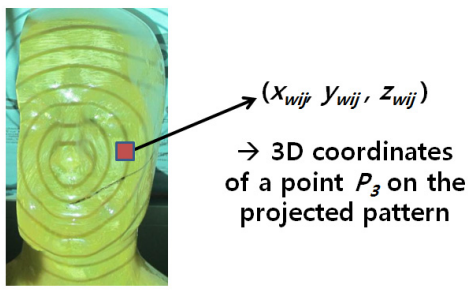


그림 3. 물체에 투사된 light pattern 상의 3차원 점의 좌표
Fig. 3. 3D coordinates of a point P_3 on the pattern projected onto an object surface

www.dbpia.co.kr

을 포함하고 있는 S_3와 카메라 이미지 영역 S_2 간의 관계를 나타내는 매핑함수를 g로 정의 할 때, 3차원 복원 문제는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$f(P_L) = P_3,\ g(P_3) = P_2 \tag{6}$$

동심원 광패턴이 평행하게 투사된다는 가정을 하거나, 투사 중에 반지름의 크기변경 (scaling) 외의 왜곡 (distortion)은 없다고 가정하였을 때 다음과 같은 식이 성립될 수 있으며 식 (6)과 함께 물체의 3차원 좌표 계산에 필요한 정보를 제공할 수 있다.

$$x_{Lij}^2 + y_{Lij}^2 = K_1 R_j^2 \tag{7}$$

$$x_{wij}^2 + y_{wij}^2 = K_2 R_j^2 \tag{8}$$

K_1, K_2는 스케일링 팩터를 나타낸다. 원형 광패턴을 활용할 경우 식 (7)과 (8)의 제한 조건을 활용할 수 있다는 장점이 있으며, 이러한 제한조건은 3차원 복원을 위한 수학적 모델을 더 간단하게 만들어 준다. 또한 3차원 복원의 문제는 원형 광패턴을 활용함으로써 물체에 투사된 광패턴의 모양변형 (그림 1) 을 분석하는 문제로 요약된다고 할 수 있다. 3차원 복원절차의 이해를 쉽게 하기 위해 3차원 좌표계 (X, Y, Z)를 (X, Z)와 (Y, Z) 좌표계로 나누어 분석한다 (그림 4). 그림 4와 식 (7)-(8), 핀홀카메라의 가정 등으로부터 3차원 물체의 X, Y, Z 좌표들 간의 관계식을 도출해 낼 수 있다.

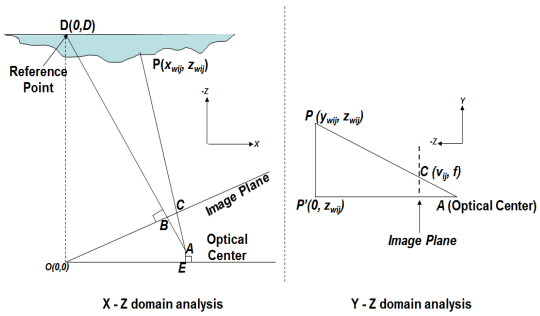


그림 4. (X-Z) 및 (Y-Z) 좌표계
Fig. 4. Analysis with (X-Z) and (Y-Z) coordinates system

Ⅲ. 제안하는 샘플링 rate 결정 모델

Ⅱ장에서 나타낸 바와 같이, 3차원 물체에 투사된 광패턴의 이미지와 투사 전의 광패턴들 (원상태의 패턴 및 투사되어 일그러진 패턴) 간의 기하학적인 관계를 활용하여 3차원 복원을 수행한다. 카메라가 획득한 이미지는 일그러진 패턴 또는 폐곡선의 형태로 나타난다. 본 장에서 다룰 내용은 3차원 복원을 위해 필요한 광패턴의 개수를 도출하는 것이다. 직관적으로, 3차원 복원을 위해 항상 같은 수의 광패턴이 필요한 것은 아닐 것이다. 1차원 신호처리에서 원래(아날로그)의 신호로 복원할 때, 신호의 특성 (최대 주파수 성분)에 따라 샘플링 주파수가 다르게 결정 되는 것처럼, 3차원 복원을 위한 최소한의 패턴의 개수는 본 연구에서의 샘플링 주파수 또는 샘플링 비율이라고 정의 할 수 있다. 즉, 본 장에서는 3차원 좌표 복원을 위해 필요한 투사되는 광패턴의 개수 (또는 최소한의 필요한 광패턴의 개수)를 수학적으로 도출한다. 최소한의 광패턴의 개수 또는 샘플링 비율을 결정하기 위해서는 1차원 신호처리의 절차와 비슷하게 최대 주파수 성분을 추출해야 한다. 샘플링 비율을 도출하기 위해 우선적으로 수행되어야 할 것은 최대 주파수 성분을 추출하는 것이다. 기하학적인 정보 (3차원 좌표, 탄젠트 (tangent) 벡터, 곡률 등)를 가진 3차원 물체의 주파수 성분은 물체가 가진 기하학적인 정보와 연관 지어 생각해 볼 수 있다. 다시 말해서, 물체의 기하학적인 정보를 나타내는 계수 (parameter)와 주파수 성분 간의 수학적인 모델을 정립한 후 샘플링 비율 도출 단계로 넘어가야 한다. 본 논문에서 활용되는 광패턴은 여러 개의 동심원 형태를 가지고 있으며, 투사된 패턴은 3차원 물체의 모양에 의해 일그러진다. 그러므로 일그러진 패턴의 기하학적인 정보로부터 3차원 물체의 주파수 성분을 도출하는 관계식은 샘플링 비율을 도출하기 위해 필요한 정보를 제공할 수 있다. 폐곡선의 모양으로부터 주파수 성분을 도출하는 연구는 기계공학 분야에서 제안된 적이 있다. *The Two-Thirds Power Law*[11] 는 기계공학 분야에서 제안된 이론으로서, 곡선의 모양과 그 곡선이 가지고 있는 주파수 성분 간의 관계를 나타낸다. 폐곡선이 가진 곡률 (탄젠트 벡터의 1차 미분, 반지름의 역수) 은 폐곡선의 기하학적인 정보 표현에 유용하다 (그림 5).

초기의 광패턴 형태는 동심원이므로, 각각의 패턴의 곡률은 상수이지만, 물체에 투사된 후의 광패턴이 가진 곡률은 더 이상 상수가 아니다 (그림 6).

3차원 물체의 기하학적 변화의 크기가 클수록, 단위영역에서 변화의 빈도가 높을수록 곡률의 변화 또는 곡률의 크기 역시 클 것이다. *The Two-Thirds Power Law* 에 따라 곡률과 주파수 성분 간의 관계식

www.dbpia.co.kr

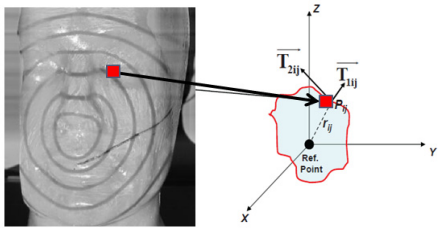


그림 5. 3차원 물체에 투사된 light pattern (또는 폐곡선) 상의 3차원 점에서는 두 개의 tangent 벡터가 정의된다.
Fig. 5. Two tangential vectors are defined on a 3D point of the object overlaid with the light patterns.

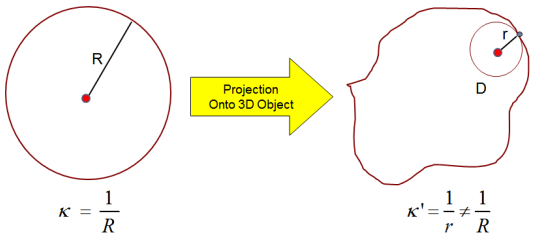


그림 6. 투사된 후의 폐곡선(light pattern)의 곡률 변화
Fig. 6. Curvature of a curve based on an osculating circle

은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$V = r\omega = K\left(\frac{R}{1+\alpha R}\right)^{\beta} = K\left(\frac{1}{\kappa+\alpha}\right)^{\beta} \qquad (9)$$

r은 3차원 물체의 참고점 (reference point)이고, R은 폐곡선 상의 점에 접하는 원의 반지름이다. $\omega = 2\pi f$는 주파수를 나타낸다. K는 상수이고 α, β는 최적화의 대상이 되는 상수이다. 최대 주파수 ($f_{\max}$)를 도출하는 방향으로 최적화 작업이 수행되며, 폐곡선 상에서 β는 $\frac{1}{3}$에 가까운 수로 최적화됨을 실험으로 도출 할 수 있다[11-13]. 투사된 원형 광패턴 상의 점들은 3차원 좌표를 가지고 있으므로, 각 점은 두 방향의 탄젠트 벡터와 곡률 ($\kappa_{1ij} = \frac{dT_{1ij}}{ds}, \kappa_{2ij} = \frac{dT_{2ij}}{ds}$, s : 아크길이 (arclength)) 을 가진다 (그림 5). 그에 따라 폐곡선 (원형 광패턴)이 가지는 주파수 성분은 다음과 같이 표현된다.

$$\omega_{kij} = 2\pi f_{kij} = \frac{K}{r_{kij}}\left(\frac{1}{\kappa_{kij}+\alpha}\right)^{\beta},\ k = 1, 2, \qquad (10)$$
$$r_{1ij} = r_{2ij},\ i = 1, 2, \ldots\ldots, M,\ j = 1, 2, \ldots\ldots, N.$$

M, N은 각각 폐곡선 상의 점의 개수와 폐곡선 (광패턴)의 개수를 나타낸다. 각각의 폐곡선을 주성하는 점의 개수가 M 이라고 할 때, 논문에서는 M 이 충분히 큰 수라고 가정한다. 즉, 각 광패턴의 형태는 충분한 수의 점들로 구성된 폐곡선이라고 할 수 있으며, M 에 대해서는 논문에서 논의하지 않는다. 논문에서는 최소의 광패턴 개수, 즉 최소의 N을 도출 하는 방법을 제시하는 것이다. 나이퀴스트 rate는 일반적인 신호처리에서 적용될 수 있으므로, 본 연구에서도 나이퀴스트 rate를 적용하여 샘플링 rate f_s는 $2 \times \max\left[f_{kij}\right]$로 계산되며 다음과 같이 표현된다.

$$f_{kij} \le \frac{K}{2\pi} max\left[\frac{1}{r_{kij}}\left(\frac{1}{\kappa_{kij}+\alpha}\right)^{\beta}\right] \qquad (11)$$

일반적인 신호처리에서 주파수는 단위시간 (1초) 당 샘플의 개수를 나타내듯이, 3차원 상에서 본 연구에서 이용되는 주파수는 단위 영역 또는 단위 아크길이 상에서의 광패턴의 개수를 나타낸다. 그러므로 최소한의 광패턴의 개수는 f_s에 비례한다. 최초에 사용된 광패턴의 개수를 N (이 수는 필요 이상으로 많이 활용된 광패턴의 개수라고 이해해도 무방하다) 이라 할 때, 최소 광패턴 개수는 Nf_s이다.

여기서는 소단원에 관한 내용을 간단히 살펴본다. 여기서는 소단원에 관한 내용을 간단히 살펴본다.

Ⅳ. 시뮬레이션

논문에서 제안한 샘플링 비율 도출을 위한 수학적 모델링을 검증하기 위해 시뮬레이션 및 실험을 수행하였다. 제시한 샘플링 rate를 활용한 3차원 모델 복원의 정확도를 평가하기 위해 $L_2 - norm\,distance$를 활용하였다. 추가적으인 방법으로 복원된 모델과 초기 모델의 3차원 좌표 간의 비율을 계산하여 유사도를 나타냄으로서, 샘플링 rate의 증감에 따른 복원 정확도를 정량적으로 나타내었다. 동심원 광패턴을 활용한 3차원 복원 실험은 일반적인 디지털 카메라 (Canon MP1600, 해상도 : 1024 × 768), 프로젝터 LCD EPSON POWERLITE 76C (해상도 1280 × 720)를 활용하였다. 카메라 내부 파라미터 (intrinsic parameter) 계산을 위해 체커보드를 활용하여, 초점거리 (focal length) 는 약 8000pixel, 이미지 중심점 (principal point) 은 (180, 70) 으로 계산되었다. 논문

www.dbpia.co.kr

에서 수행한 실험은 3차원 얼굴 모델을 활용하였으며, 3차원 점 데이터는 FRGC v2로부터 획득하였다. 3차원 점들로부터 식 (7)-(8) 의 조건에 맞는 폐곡선을 추출하여 광패턴을 투사한 효과가 나타나도록 하였다. 활용된 얼굴 데이터는 총 195개의 모델을 사용하였으며, 이 195개의 모델은 60명 얼굴의 다양한 표정들을 포함하고 있다. 논문에서는 표정의 변화를 고려하지 않으므로, 195개의 모델을 모두 활용하였으며 그 중 4개의 얼굴 모델에 대한 결과를 표 1에 나타내었다. 모든 얼굴 모델에 대한 결과를 나타낼 수 있으나, FRGC v2에 포함된 얼굴 데이터 들 사이의 시뮬레이션 결과에 큰 차이가 없으므로, 결과의 차이를 가장 많이 보이는 4개의 얼굴 모델로 시뮬레이션한 결과를 표 1에 나타내었다. N개의 폐곡선들 각각의 최대 주파수 성분은 식 (10) - (11)을 활용하여 계산한 결과 그림 7과 같이 나타난다.

표 1에 따르면 초기에 N개의 광패턴을 활용하여 3차원 복원을 하였으나, 샘플링 비율 도출에 따라 필요한 광패턴의 개수를 줄일 수 있다. 표 1의 결과에서 얼굴 모델에 따라 샘플링 rate가 다름을 알 수 있다. 샘플링 rate를 결정하는 중요한 요인은 모델의 기하학적 특성 (모양)이다. 모양의 변화가 클수록 필요한 샘플수는 많아지고, 모양의 변화가 적거나 단조로울수록 필요한 샘플수는 적어진다. 그러므로 사람의 얼굴 모양에 따라 샘플링 rate도 달라짐을 알 수 있다. 그줄어든 광패턴의 수 (N_s)를 활용하여 3차원 복원을 하였을 때, N개를 활용한 3차원 복원 결과와의 차이는 그림 8과 같다. 두 결과의 차이를 보았을 때, 광패턴의 수를 샘플링 비율에 따라 줄였을 때, 정확도가 0.98 이상이므로, 현저한 정보의 손실은 없다고 볼 수 있다. N개의 패턴으로 표현한 얼굴모델의 3차원 점들의 좌표와 N_s개의 패턴으로 표현한 얼굴모델의 3차원 점들의 좌표를 각각 $P_N \in \mathbb{R}^3$와 $P_{N_s} \in \mathbb{R}^3$ 로 표현하고, 정확도의 계산은 $L_2 - norm\,distance$ 를 사용하며 결과는 그림 8과 같이 나타난다.

$$\| \|d\| \|_2 = \| \| \| P_N - P_{N_s} \| \|_2 \qquad (12)$$

폐곡선의 수 N와 N_s는 동일하지 않으므로, $L_2 - norm\,distance$ 를 계산하기 전에 N_s로 복원된 얼굴모델은 보간법을 활용하여 사이즈를 동일하게 만든 후 정확도를 계산한다.

복원 정확도를 나타내는 방법으로 식 (12) 외에, 좌표 간의 유사도 $S(0 \le S \le 1)$를 계산하는 방법이 있다.

$$S = \frac{P_{N_s}(x,y,z)}{P_N(x,y,z)} \qquad (13)$$

N개의 패턴과 N_s개의 패턴으로 복원된 얼굴모델

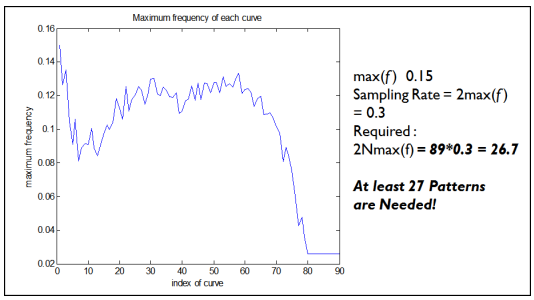


그림 7. 각각의 light pattern에서의 최대 주파수 성분
Fig. 7. Maximal frequency component of each curve

표 1. 얼굴 모델 활용한 샘플링 비율 및 최소 pattern 개수
Table 1. Estimated sampling rate and the minimum number of the light patters.

Face Model	N	$\max[f]$	f_s	$N_s = f_s N$
Model1	89	0.1501	0.3002	26.7178 → 27
Model2	110	0.1984	0.3968	43.648 → 44
Model3	91	0.2234	0.4468	40.6588 → 41
Model4	130	0.1231	0.2462	32.006 → 33

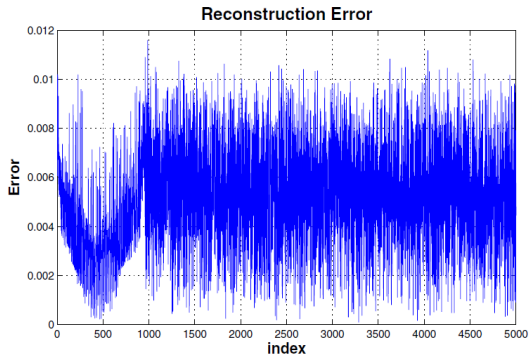


그림 8. N개 및 Ns 개 pattern을 활용했을 경우 3차원 복원 차이 (픽셀 (또는 voxel) 단위)
Fig. 8. Geometric difference (L2- Norm distance) between reconstruction results with N and Ns patterns

www.dbpia.co.kr

의 좌표들 간의 상관계수를 계산하면 N_s가 감소할수록 상관계수가 감소하고 N_s가 N에 가까워 질수록 상관계수가 1에 가까워 진다. N_s (44개) 이하의 광패턴을 활용하였을 경우 3차원 복원의 결과는 N 개를 활용한 복원 결과 대비 감소폭이 점차 늘어나는 것을 확인하였다 (그림 9). Model 2 을 활용한 결과를 그림 9에 나타내었으며, 표 1에 근거하여 샘플링 rate이 약 40% 밑으로 떨어지면 복원의 유사도 감소폭이 커지는 것을 볼 수 있다.

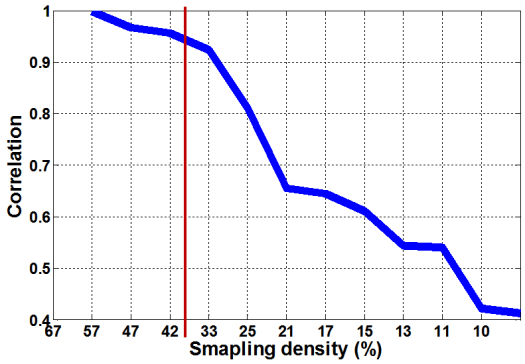


그림 9. N개 및 Ns 개 pattern을 활용했을 경우 3차원 복원 유사도 변화
Fig. 9. Similarity between the reconstruction results with N and Ns patterns.

4.1 그림의 사용 예

그림 1은 사용 예로서 한글 프로그램에서 제공하는 캡션편집 기능을 이용하여 작성합니다. 그림과 표는 가능하면 육안으로 분명히 식별할 수 있을 정도로 크기가 적당하여야 하며, 육안으로 식별되지 않을 때에는 논문을 게제할 수 없습니다. 또한 그림과 표의 위치는 가능한 논문의 상단 혹은 하단에 삽입하는 것을 원칙으로 합니다. 캡션의 여백은 아래쪽에 위치하고 있기 때문에 위쪽에 5mm, 아래쪽에 0mm의 여백을 주셔야 합니다. 만일 논문 위쪽에 위치하고 있다면 반대로 위쪽에 0mm 아래쪽에 5mm의 여백을 주어야 한다.

V. 결 론

논문에서는 3차원 신호 (3차원 좌표를 가진 물체) 복원을 위해 필요한 샘플링 비율을 결정하는 방법을 제안하였다. 본 논문에서 사용된 “샘플링”은 3차원 복원을 위한 구조광 패턴의 개수를 의미하는 것이며, “샘플링 rate”은 3차원 복원에 필요한 최소한의 원형 광패턴의 개수로 정의하였다. 본 연구에서 제안된 샘플링 비율 알고리즘을 활용할 경우, 목표가 되는 3차원 물체의 곡률 정보 (예: 최소 곡률 또는 최대 곡률)로부터 샘플링 비율을 결정할 수 있다는 장점이 있다. 과거 연구에서는 3차원 복원을 위해 필요한 계산양은 비교적 높은 편이었으나, 본 연구에서는 효율적인 3차원 복원 시스템을 설계할 수 있는 알고리즘을 제안한 것이 주된 목표였다. 1차원 신호처리에서 나이퀴스트 rate 에 근거한 샘플링 rate을 결정하듯이, 본 연구에서처럼 3차원 또는 다차원 신호처리에서 필요한 샘플링 비율 결정도 가능하다는 것을 보였다. 또한, 얼굴 모델을 활용한 실험에서, 최소한의 샘플링 비율로부터 도출된 최소개수의 광패턴을 활용한 복원 결과가 원래의 복원 결과와 비교 하였을 때 기하학적인 유사도 측면에서 큰 감소가 나타나지 않았다. 본 연구에서는 곡률이 정의되는 연속적인 면을 가진 물체를 활용하였으므로, 불연속적인 면을 가지거나, 매우 큰 곡률을 가진 물체에 적용하는 데에는 한계를 보인다는 단점이 있다. 향후에는 더욱 다양한 특징을 가진 3차원 물체를 위한 샘플링 비율을 결정하는 알고리즘을 제안하고, 더 나아가서는 3차원 이상의 신호처리에 필요한 샘플링 비율을 결정하는 알고리즘에 대해 연구할 것이다.

References

[1] Z. Wei, F. Zhou, and G. Zhang, “3D coordinates measurement based on structured light sensor,” *Sensors and Actuators A: Physical,* vol. 120, no. 3, pp. 527-535, May 2005.

[2] A. Dipanda and S. Woo, “Towards a real-time 3D shape reconstruction using a structured light system,” *Pattern Recognition,* vol. 38, no. 10, pp. 1632-1650, Oct. 2005.

[3] A. Wittmann, A. Al-Niaimi, E. Steinbach, and G. Schroth, “Enhanced depth estimation using a combination of structured light sensing and stereo reconstruction,” in *Proc. Int. Conf. Comput. Vision Theory and Appl.*, Jan. 2016.

[4] J. Han, Y. Jung, S. Noh, S. Park, D. Kang, and W. Choi, “Estimation techniques for three-dimensional target location based on linear least squared error algorithm,” *J. KICS*, vol. 41, no. 7, pp. 715-722, Jul. 2016.

[5] K. Kang, K. E. Seol, J. Jeon, and J. Koh,

www.dbpia.co.kr

"Interpolation technique for 3-D conformal array," *J. KICS*, vol. 41, no. 12, pp. 1748-1751, Dec. 2016.

[6] E.-T. Baek and Y.-S. Ho, "Stereo image composition using poisson object editing," *J. KICS*, vol. 39, no. 8, pp. 453-458, Aug. 2014.

[7] S. Y. Park and M. Subbarao, "A multiview 3D modeling system based on stereo vision techniques," *Machine Vision and Appl.*, vol. 16, no. 3, pp. 148-156, May 2005.

[8] J. Geng, "Structured-light 3D surface imaging: a tutorial," *Advances in Optics and Photonics*, vol. 3, no. 2, pp. 128-160, 2011.

[9] D. Lee and H. Krim, "3D surface reconstruction using structured circular light patterns," in *Proc. Int. Conf. Advanced Concepts for Intell. Vision Syst.*, pp. 279-289, Dec. 2010.

[10] A. Papoulis, *Signal Analysis*, 1st Ed., McGraw-Hill College, May 1977.

[11] F. Lacquaniti, C. Terzuolo, and P. Viviani, "The law relating the kinematic and figural aspects of drawing movements," *Acta Psychologica*, vol. 54, no. 1-3, pp. 115-130, Oct. 1983.

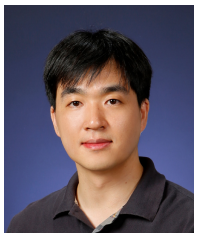
[12] U. Maoz, E. Portugaly, T. Flash, and Y. Weiss, "Noise and the two-thirds power law," in *Proc. 18th Int. Conf. Neural Inf. Process. Syst.*, pp. 851-858, Vancouver, British Columbia, Canada, Dec. 2005.

[13] C. de'Sperati and P. Viviani, "The relationship between curvature and velocity in two-dimensional smooth pursuit eye movements," *J. Neuroscience*, vol, 17, no. 10, pp. 3932-3945, May 1997.

[14] Z. Zhang, "A flexible new technique for camera calibration," *IEEE Trans. Pattern Anal. and Machine Intell.*, vol. 22, no. 11, pp. 1330-1334, Aug. 2002.

[15] R. Tsai, "A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses," *IEEE J. Robotics and Automat.*, vol. 3, no. 4, pp. 323-344, Jan. 2003.

이 덕 우 (Deokwoo Lee)



2007년 2월 : 경북대학교 전자전기컴퓨터학부 졸업

2012년 12월 : North Carolina State University, Electrical Engineering, Ph.D

2013년 1월~2013년 7월 : Washington University in St. Louis / North Carolina State University, Postdoctoral Research Associate

2013년 9월~2016년 8월 : 삼성전자 무선사업부 책임연구원

2016년 9월~현재 : 영산대학교 가상현실콘텐츠학과 조교수

<관심분야> 컴퓨터 비전, 영상 및 신호처리, 패턴인식

www.dbpia.co.kr