

## Development of a Camera Self-calibration Method for 10-parameter Mapping Function

Sung-Min Park<sup>1</sup>, Chang-je Lee<sup>2</sup>, Dae-Kyeong Kong<sup>3</sup>,  
Kwang-il Hwang<sup>4</sup>, Deog-Hee Doh<sup>4</sup> and Gyeong-Rae Cho<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Graduate Student, Korea Maritime & Ocean University, Busan, Korea

<sup>2</sup>Researcher, Korea Maritime & Ocean University, Busan, Korea

<sup>3</sup>Researcher, Samsung Electronics Co. Ltd., Suwon, Korea

<sup>4</sup>Professor, Korea Maritime & Ocean University, Busan, Korea

### 10-parameter 카메라 관측방정식의 자기교정방법 개발

박성민<sup>1</sup>, 이창제<sup>2</sup>, 공대경<sup>3</sup>, 황광일<sup>4</sup>, 도덕희<sup>4</sup>, 조경래<sup>2</sup>

<sup>1</sup>한국해양대학교, 대학원생

<sup>2</sup>한국해양대학교, 연구원

<sup>3</sup>삼성전자(주), 연구원

<sup>4</sup>한국해양대학교, 교수

**KEY WORDS:** Mapping function, Calibration, Self-calibration, Disparity map, TomoPIV, TomoPTV

**ABSTRACT:** Tomographic particle image velocimetry (PIV) is a widely used method that measures a three-dimensional (3D) flow field by reconstructing camera images into voxel images. In 3D measurements, the setting and calibration of the camera's mapping function significantly impact the obtained results. In this study, a camera self-calibration technique is applied to tomographic PIV to reduce the occurrence of errors arising from such functions. The measured 3D particles are superimposed on the image to create a disparity map. Camera self-calibration is performed by reflecting the error of the disparity map to the center value of the particles. Vortex ring synthetic images are generated and the developed algorithm is applied. The optimal result is obtained by applying self-calibration once when the center error is less than 1 pixel and by applying self-calibration 2-3 times when it was more than 1 pixel; the maximum recovery ratio is 96%. Further self-correlation did not improve the results. The algorithm is evaluated by performing an actual rotational flow experiment, and the optimal result was obtained when self-calibration was applied once, as shown in the virtual image result. Therefore, the developed algorithm is expected to be utilized for the performance improvement of 3D flow measurements.

### 1. 서 론

Particle image velocimetry(PIV, 입자 영상 유속계)는 비접촉식, 정량적 유동 계측 방법으로, 유체기계, 해양공학, 친환경 에너지 등의 다양한 산업 현장에서 내부, 외부 유동 계측에 널리 사용되고 있다. 특히, PIV를 이용하여 해양 물수체의 유동장 계측(Hong et al., 2019), 쇄파의 유동구조 해석(Jo et al., 2009)등과 같은 복잡한 해양 분야의 실험적 접근에 매우 유용한 가시화 방법이다. 이 방법은 유체 유동에 추적 입자를 투입하고, 입자의 거동을 카메라로 획득하여 입자를 추적함으로써 벡터나 벡터장을 구하는 방법으로 2D PIV & 2D Particle tracking velocimetry(PTV)에서 두 대 이상의 카메라로부터 획득한 영상을 관측방정식을 이용하여 3차원 벡터나 벡터장을 구하는 방법으로 발전하였다. 이러한 방법에는 Stereoscopic PIV(SPIV), Holographic PIV(HPIV), Tomographic PIV(TomoPIV), Tomographic PIV(TomoPTV) 등 다양한 방법들이 연구되고 발전되어 왔다(Arroyo and Greated, 1991; Doh et al., 2012a; Elsinga et al., 2006; Hinsch,

Received 12 January 2021, revised 20 April 2021, accepted 12 May 2021

Corresponding author Gyeong-Rae Cho: +82-51-410-4957, v\_pascal@daum.net

© 2021, The Korean Society of Ocean Engineers

This is an open access article distributed under the terms of the creative commons attribution non-commercial license (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

2002). (HPIV), tomographic PIV (TomoPIV), and tomographic PTV (TomoPTV) (Arroyo and Greated, 1991; Doh et al., 2012a; Elsinga et al., 2006; Hinsch, 2002).

그 중 Tomo PIV는, 유동의 3차원 계측의 한 방법으로 여러 대의 카메라를 이용하여 얻어진 2차원 Pixel 영상을 하나의 3차원 복셀 (Voxel) 영상으로 재구성하고, 재구성된 복셀 영상에 3차원 상호상관을 이용하여 속도장을 계측하는 방법이다(Doh et al., 2012b; Elsinga et al., 2006). TomoPIV의 핵심은 시점이 다른 여러 개의 2차원 영상으로부터 3차원 영상을 재구성하는 것으로, 여러 가지 3차원 재구성 방법이 존재하지만, Algebraic reconstruction techniques(ART), Multiple ART(MART), Simultaneous ART(SART), Simultaneous multiplicative ART(SMART) 등이 널리 사용되는 방법이다(Andersen and Kak, 1984; Byrne, 1993; Herman and Lent, 1976). 이러한 방법들은 계산 시간이 나 정확도, 유동장의 특징에 따라 각각 장단점을 가지고 있다.

이러한 PIV에 의한 3차원 계측에서, 카메라의 관측방정식 설정 및 카메라 교정은 그 결과에 큰 영향을 미친다. 이러한 관측방정식 및 교정 방법에 개선하기 위하여 많은 연구가 진행되었다(Prasad, 2000; Soloff et al., 1997). 하지만, 하드웨어 및 알고리즘에 따라 카메라 교정오차가 존재하며, 이러한 오차를 줄이기 위해 VSC(Volume self-calibration) 방법이 개발되었다(Wieneke, 2008). VSC는 먼저 2차원 카메라 영상에서 2차원 입자들의 위치를 결정하고, 3차원 공간상에 존재할 수 있는 모든 입자의 위치를 결정한다. 3차원 공간상의 입자를 각 카메라에 투영하였을 때의 입자 위치와 영상에서 입자의 위치 차이가 카메라의 교정오차이며, 이 오차만큼을 입자의 위치값에 반영하여 다시 교정하는 방법으로 오차를 최소화한다. 이러한 VSC 방법은 다시 많은 연구자들에 의해 개발 보완되고 있다(Wieneke, 2008; Lynch and Scarano, 2014).

한편, Doh et al.(2012a)은 직관적인 10개 파라미터를 이용하는 핀홀 모델 관측방정식을 이용하여 TomoPIV와 VolumePTV 알고리즘을 개발하고 각각 알고리즘의 장단점을 비교하였다. 본 연구에서는 Doh et al.(2012a)이 제안한 10개 파라미터를 가지는 관측방정식에 VSC 기술을 이용하여 자기교정을 수행하여 Tomo PIV 및 Tomo PTV 알고리즘의 성능을 개선하는 VSC 알고리즘을 개발하고자 한다.

## 2. 카메라 교정

### 2.1 교정 원리

카메라 관측방정식은 카메라 좌표와 공간 좌표계의 관계를 나타내는 방정식으로 다음과 같이 표현된다.

$$(x_i, y_i) = M_i(X, Y, Z) \quad (1)$$

식 (1)에서  $i$  번째 카메라에 대한 영상 좌표  $(x_i, y_i)$ 와 공간좌표  $(X, Y, Z)$ 에 대한 관측방정식  $M_i$ 이며 모든 카메라는 각각의 관측방정식을 이용하여 공간좌표를 영상좌표로 변환하게 된다. 역으로, 영상위의 점을 3차원 공간위에 표현하기 위해서는 다음 식 (2)의 역변환을 사용하게 된다.

$$(X, Y) = M_i^{-1}(x_i, y_i, Z) \quad (2)$$

즉, 영상위의 한 점은 공간에서  $Z$ 의 위치에 따라 하나의 직선 형태로 표시되어 지는, LOS(Line-of-sight) 함수로 표현된다. 따라서, 영상 위의 한 점은 공간상의 직선에 해당하는 해를 가지며, 이는 각각 다른 카메라에서 하나의 선으로 표현된다. 최종적으로 각각 카메라의 매칭되는 입자들의 LOS의 오차를 최소로 하는 위치를 3차원 위치로 결정하게 된다. 이러한 공간과 카메라 영상과의 관계를 나타내는 카메라 관측방정식은 다양한 방법이 있으나, 본 연구에서는 카메라 거리와 회전각 등을 이용하여 직관적으로 표현한 Doh et al.(2012a)이 사용한 10개의 요소[카메라 외부 요소( $d, \alpha, \beta, \kappa, m_x, m_y$ )와, 내부 요소( $c_x, c_y, k_1, k_2$ )]를 가지는 관측방정식을 사용하였으며 다음과 같은 방정식으로 표현된다.

$$\begin{aligned} x &= c_x \frac{X_m - m_x}{d - Z_m} + \Delta x, \\ y &= c_y \frac{Y_m - m_y}{d - Z_m} + \Delta y, \quad \begin{bmatrix} X_m \\ Y_m \\ Z_m \end{bmatrix} = M_Z M_Y M_X \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3)$$

$c_x, c_y$ 는  $x, y$  축에 대한 영상과 공간상의 비를 의미하며,  $d$ 는 카메라 중심과 공간의 영점을 지나는 평면과의 최단거리를 의미한다.  $X_m, Y_m, Z_m$ 은 공간상에서  $X, Y, Z$  축으로 각각  $\alpha, \beta, \kappa$  만큼 회전시킨 회전된 공간좌표이다.  $m_x$ 와  $m_y$ 는 이미지 공간에서의  $z$ 축과 3차원 공간상에서의  $Z$ 축의 어긋난 양을 의미하며,  $\Delta x$ 와  $\Delta y$ 는 렌즈의 굴절량을 표현한 식으로 다음과 같이 표현된다.

$$\Delta x = (x/r) \times (k_1 r^2 + k_2 r^4) \quad (4)$$

$$\Delta y = (y/r) \times (k_1 r^2 + k_2 r^4), \quad r = \sqrt{x^2 + y^2} \quad (5)$$

## 2.2 카메라 자기교정

카메라 교정작업(Calibration)은 공간상의 3차원 위치점  $P(X,Y,Z)$ 와 영상 위의 위치점  $p(x,y)$ 를 이용하여 식 (3)-(5)의 오차가 최소가 되는 관측방정식의 요소값을 결정하는 것으로 교정판 위에 원형이나 크로스 형태와 같은 특별한 표식을 이용하여  $X, Y$  정보를 제공하고, 교정판을 일정한 간격으로 수직이동하면서  $Z$  정보를 제공함으로써 3차원 위치 정보인  $P(X,Y,Z)$ 를 얻는다. 이때 카메라를 이용하여 교정판의 영상을 획득하고 영상처리를 이용하여 표식 점들의 위치,  $p(x,y)$ 를 구하게 된다. 이와 같은 방법으로 구해진 위치 정보를 이용하여 위치 점들의 RMS(Root-mean-square)오차가 최소가 되도록 관측방정식의 요소값을 결정하여 카메라를 교정한다.

이렇게 구해진 카메라 교정값은 교정판 마크 점들의 오차, 교정기  $Z$ 축 움직임의 오차, 영상 획득 장치의 오차 및 중심을 찾고 최적의 해를 구하는 과정에서 발생하는 알고리즘 오차 등에 의해 많은 오차를 가지며, 이것은 실제 복셀 영상의 재구성에 나쁜 영향을 미치게 되며, 이러한 오차를 최소화함으로써 3차원 계측 결과의 신뢰성을 크게 향상시킬 수 있다.

본 연구에서는 이를 위해 Fig. 1과 같은 순서를 거쳐 카메라의 오차를 최소로 하는 자기교정 방법을 개발하였다.

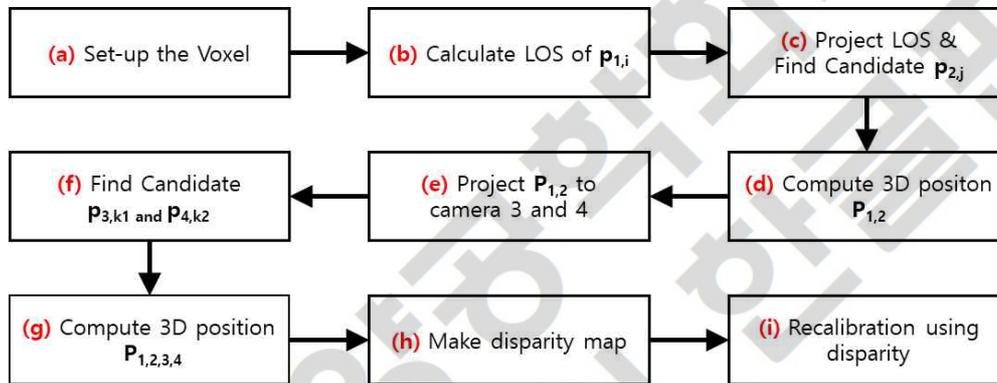


Fig. 1 Process for self-calibration

모든 카메라 영상에서 입자들의 중심을 구하고, (a) 계측하고자 하는 전체 영역으로부터 가상의 3차원 복셀 공간의 영역 및 형태를 결정한다. 이때 복셀 영상의 크기는 계산상의 오차를 줄이기 위하여 픽셀과 복셀 비가 최대한 1이 되도록 설정한다(Scarano, 2013). (b) 카메라 1의 영상에서  $i$  번째 입자,  $p_{1,i}$ 에 대해 관측방정식의 역변환을 이용하여 LOS를 구한다. (c) 구해진 LOS를 카메라 2에 투영하고, LOS와 일정한 거리(본 연구에서는 1.5 복셀을 사용하였음) 안에 있는 모든 입자,  $p_{2,j}$ 를 구한다. (d) 두 카메라에서 선택된 각각의 입자들  $p_{1,i}$ 와  $p_{2,j}$ 를 이용하여 3차원 위치,  $P_{1,2}$ 를 구한다. 즉  $P_{1,2}$ 는  $p_{1,i}$ 의 LOS와  $p_{2,j}$ 의 LOS, 두 직선이 만나는 3차원 공간상의 위치이다. (e) 하나의 입자에 대한 LOS를 다른 카메라에 투영하였을 때 투영된 LOS는 다른 카메라에서 영상 위를 가로지르는 하나의 직선이므로, 직선에는 여러 개의 입자가 존재하며, 이로부터 실제 입자뿐만 아니라 많은 가상 입자까지 포함한 결과를 얻게 된다. 이러한 가상입자의 수를 줄이기 위하여 구해진 3차원 입자,  $P_{1,2}$ 를 나머지 카메라 3과 4의 영상 위로 투영한다. (f) 각각의 카메라에 투영된 입자의 위치로부터 일정한 거리(1.5 복셀) 안에 입자가 존재하면( $p_{3,k1}$ 와  $p_{4,k2}$ ) 실제 입자로, 그렇지 않으면 가상 입자로 판단한다. (g) 실제 입자로 판단된 입자에 대해서만 선택된 각 카메라 해당하는 2차원 입자 위치( $p_{1,i}$ ,  $p_{2,j}$ ,  $p_{3,k1}$ 과  $p_{4,k2}$ )로부터 최소자승법을 이용하여 새로운 3차원 입자의 위치를 계산한다. (h) 위와 같은 방법으로 카메라 1의 모든 입자에 대하여 존재 가능한 모든 3차원 입자들을 구하고, 복셀 위치를 기준으로 정해진 영역에 해당하는 입자들을 분류하여 수집한다. (h) 영역별로 수집된 3차원 입자들을 이용하여 Disparity map을 작성한다.

Disparity map은 카메라 영상 위의 입자 위치와 그 입자를 이용하여 계산된 3차원 입자를 카메라의 영상 위로 투영하여 구한 입자 위치의 차를 표현한 영상을 의미한다. Disparity map을 구하기 위해 먼저 해당 영역의 모든 3차원 입자를 각각의 카메라 영상 위로 투영하여 좌표를 구한다. 투영된 좌표와 영상 위의 입자 중심과의 오차를 구하고, 중심으로부터 오차만큼 떨어진 위치에 시그마를 1복셀로 하는 가우시안 분포의 입자를 그려 Disparity map에 중첩한다. 본 연구는 정도를 향상시키기 위해 픽셀 크기를 10배 확대하여 표현하였다. 높은 정도를 위해 실제 입자로 판단되는 많은 입자들을 중첩시킬 필요가 있으며, 본 연구에서는 각 복셀 영역당 만개 이상의 입자가 중첩될 때까지 수천 장의 실험 영상들로부터 3차원 위치를 계산하고 Disparity map에 중첩하여 가우시안 입자를 그려서 전체 Disparity map을 제작하였다.

모든 영역에 대해 제작된 Disparity map에서 최고점을 구하면, 최고점과 중심까지의 거리가 교정오차이다. 마지막으로, 구해진 교정 오차만큼을 입자의 중심 값에 반영하여 다시 교정 작업을 수행하여 카메라 관측방정식의 파라미터를 변경하여 자기교정을 수행한다.

## 2.3 가상영상을 이용한 카메라 자기교정기술 성능 평가

본 연구에서 개발된 자기교정 방법의 성능평가를 위해서 계측 영역을  $X, Y, Z$ 축 각각  $-50\sim 50\text{mm}$ ,  $-50\sim 50\text{mm}$ ,  $-15\sim 15\text{mm}$ 로 결정하였다. 카메라의 영상크기는  $512 \times 512$  pixel로 설정하였으며, 카메라의 배치는  $X$ 축 회전각을  $-20^\circ, -5^\circ, 5^\circ, 20^\circ$ 로 하여 일렬로 배치하였다. 복셀

크기는  $500 \times 500 \times 150$  voxel로 1mm당 5voxel에 해당한다. 가상 영상 제작을 위해 입자의 유동은 다음의 식으로 표현되는 Ring vortex 유동장을 사용하였다.

$$d = \begin{pmatrix} u \\ v \\ w \end{pmatrix} = \frac{8r}{l} e^{-((r_1+r_2)/l)} \quad (6)$$

여기서,  $d$ 는 벡터의 크기이며,  $u, v, w$ 는 각각의 벡터 성분이다.  $l$ 은 Ring vortex의 두께를 의미하며  $r_1, r_2$ 는 Ring vortex 중심으로부터의 거리를 의미하며, Fig. 2에서는 본 연구에서 적용한 가상 Ring vortex 유동을 보여주고 있으며, 두께는 16mm이고 크기가 40mm이다.

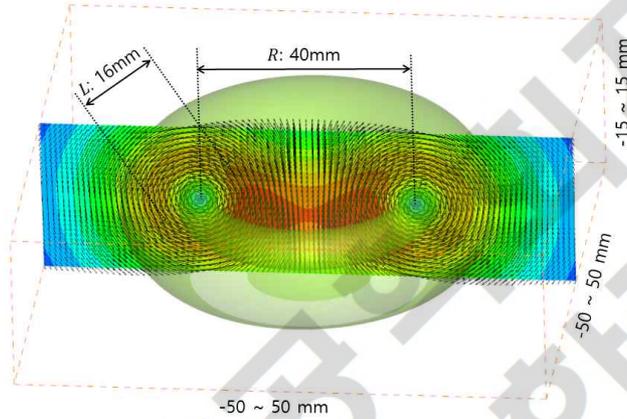


Fig. 2 Ring vortex flow field

본 연구에서는 가상 교정판을 이용하여 초기 교정 작업을 수행한 후, 자기교정을 평가하기 위해, 복셀 공간에서 직경 2.5voxel을 입자를 생성하고, 수천 개의 입자를 [Particle per pixel (PPP) = 0.01] 생성하였다. 생성된 복셀 영상은 다시 다음과 같은 식을 이용하여 가상영상을 제작하였다.

$$I_i = \sum_{j \in L_i} w_{ij} V_j \quad (7)$$

여기서, 첨자  $i$ 는 카메라 영상에서의 픽셀,  $j$ 는 3차원 공간에서의 복셀을 의미하며,  $I$ 는 가상영상이고,  $V$ 는 복셀영상이다.  $w_{ij}$ 는 카메라

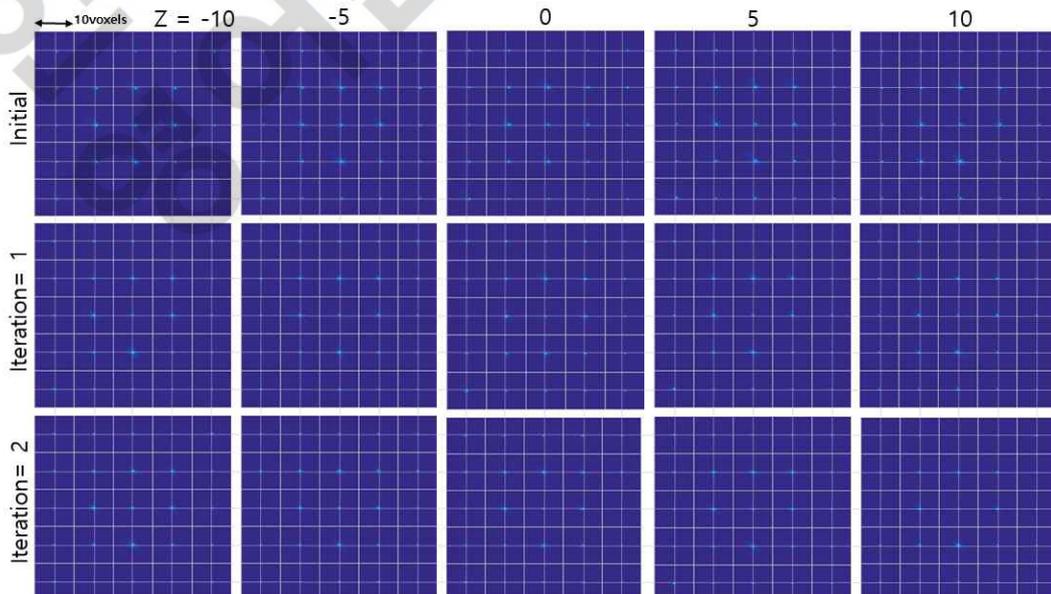


Fig. 3 Disparity map of camera 1 with iteration

픽셀의 LOS와 복셀과의 거리에 따른 가중치를 의미한다. 즉, 가상영상의 밝기는 LOS의 일정 범위안에 있는 모든 복셀에 가중치만큼 곱한 값의 합으로 결정된다. 본 연구에서는 위와 같은 방법으로 복셀 영상과 각 카메라에 대한 가상영상을 제작하였다.

2.2.에서 설명한 것처럼 자기교정을 위해 복셀 공간은  $5 \times 5 \times 5$ 영역으로 세분화였고, 각 영역에 대해 2.2의 과정을 반복 수행하여 Fig. 3과 같은 Disparity map을 제작하였다.

Fig. 3은 Camera 1에 대한 XY 평면의 25개 지점 및 z축에 5개 지점에 따른 Disparity map 125개를 보여주고 있다. 먼저, 자기교정이 안된 초기 교정값에 의한 Disparity map에서는 어긋난 중심 오차도 크지만 그 영역이 넓게 분포되어 있음을 알 수 있다. 자기교정 작업을 수행함에 따라서 Disparity map의 입자의 모양이 중심점에 모이면서 수렴되고 개선되고 있음을 알 수 있다.

자기교정의 수렴 정도를 평가하기 위해 입자의 중심에 랜덤 오차를 주고 알고리즘의 오차를 평가하였으며, Fig. 4는 그 결과를 보여주고 있다.



Fig. 4 Error rate with given random error of particle's center

Fig. 4에서 보이는 것처럼 초기에 주어진 랜덤 오차로 인해 높은 오차를 보이지만, 첫 번째 자기교정을 수행하면서 대부분의 오차가 개선되었음을 알 수 있다. 중심 오차가 1픽셀 이상일 경우 2~3번 반복함으로써 최적의 결과를 얻을 수 있었으며, 더 이상 자기교정을 반복하더라도 일정한 정도 이상의 개선이 진행되지 않음을 알 수 있다. 이러한 결과로부터, 개발된 자기교정 알고리즘이 카메라 교정 과정에서 생길 수 있는 오차를 크게 개선함을 알 수 있으며, 자기교정 작업은 오차의 크기에 따라 다르지만 2~3번 이상 반복하는 것은 의미가 없음을 알 수 있다.

다음은, MART 알고리즘을 이용하여 복셀 영상 재구성(Atkinson and Soria, 2009; Elsinga et al., 2006; Worth et al., 2010; Doh et al., 2012b)을 수행하였다. MART 알고리즘은 토모그래피(Tomographic) 분야에서 일반적으로 널리 사용되는 재구성 알고리즘으로 LOS를 따라 3차원 영상 강도를 합하여 투영된 2차원 영상을 구하고, 원본 영상과 비교를 통하여 3차원 영상을 재구성 하는 작업을 반복하여 전체 3차원 복셀 영상을 재구성하는 방법으로 다음과 같은 수식으로 표현된다.

$$V^{k+1} = V^k \left( \frac{I_i}{\sum_{j \in L_i} \omega_{ij} V_j^k} \right)^{\mu \omega_i N} \quad (8)$$

여기서  $\mu$ 는 수렴계수,  $\omega$ 는 가중치로 선택된 영상의  $i$ 좌표에 대한 LOS와 복셀  $j$ 의 거리에 따른 가중계수이다. 즉, 영상 위의 픽셀 위치에서 영상의 밝기에 대한 LOS 위에 존재하는 모든 복셀 영상의 총 합을 1로 수렴하도록 복셀 영상을 재구성하는 알고리즘이다. MART법에 의해 재구성한 복셀 영상과 가상으로 제작된 복셀 영상을 다음의 식을 이용하여 직접적으로 비교하여 알고리즘 정확도를 평가하였다.

$$Q = \frac{\sum_{X,Y,Z} V_R(X,Y,Z) \cdot V_C(X,Y,Z)}{\sqrt{\sum_{X,Y,Z} V_R^2(X,Y,Z) \cdot \sum_{X,Y,Z} V_C^2(X,Y,Z)}} \quad (9)$$

식 (9)에서,  $Q$ 는 복원율(Recovery ratio)로 재구성 정확도를 의미하며, 첨자  $R$ ,  $C$ 는 재구성 및 제작된 복셀 영상을 의미한다. Fig. 5는 PPP(1픽셀당 입자개수)에 따른 복셀 영상의 복원율을 보여주고 있다. 이때, 복원율이란 계산하기 전에 있던 입자들이 가상영상을 기반으로 계산한 다음 그대로 복구될 수 있는 정도를 뜻한다. PPP는 0.002~0.1까지 설정하여 복셀 영상을 제작하였다. 복원율을 평가함으로써 구성된 계산알고리즘의 성능평가를 수행하였다. Fig. 5는 각 PPP별로 자기교정의 결과에 따른 복셀영상의 식 (9)로 표현된 재구성 성능 결과를 나타낸다. 복원율이 1일 경우 재구성 영상과 제작된 영상이 완전히 일치함을 의미한다.

각 그림 상에 나타나 있는 Make 표시는 복셀 영상 제작에 사용한 카메라의 변수 값을 이용하여 복셀 영상을 재구성하였을 때의 결과

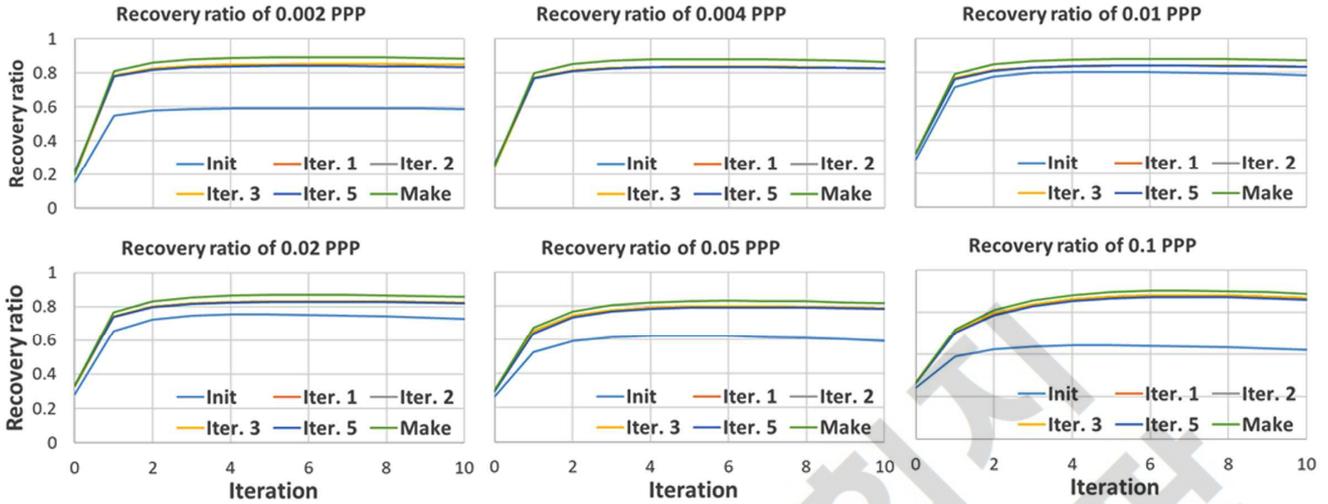


Fig. 5 Recovery ratio with MART iteration, according to change PPP from 0.002 to 0.1

를 나타내며, Init 표시는 자기교정을 하지 않은 카메라 교정값을 이용하여 재구성하였을 때의 결과를 나타낸다. Iter. 1, Iter. 2, Iter. 3 and Iter. 5 표시는 자기교정 과정을 1회, 2회, 3회 및 5회 수행한 다음, 복셀 영상을 재구성하였을 때의 결과를 나타낸다. 또, 그림에서 x 축은 MART 알고리즘의 반복 횟수로, 0은 MLOS(Multiplied line-of-sight)를 이용하여 초기화한 복셀 값이고, 최종적으로 10회의 MART 알고리즘을 반복하여 계산하였다. 그림의 y축은 회복율로 위의 재구성 정확도식을 이용하여 구하였다.

가상 영상 제작에 사용한 정답을 가지고 MART 알고리즘을 수행한 결과(Make) 거의 90%에 가까운 복원율을 구할 수 있었으며, PPP가 증가함에 따라 점점 감소하여 PPP 0.1에서는 최대 70% 정도의 복원율을 보였다. 이는 공간상의 입자의 수가 증가함에 따라 가상 입자의 수가 크게 증가함으로써 생기는 것으로 입자의 수가 증가할수록 복원율이 크게 감소하는 것을 알 수 있다.

Init는 교정판을 이용하여 교정작업을 수행하고, 자기교정을 하지 않았을 때의 복원율로 0.004 PPP일 때 가장 좋은 복원율을 보이고 있지만 입자의 수가 증가할수록 급격히 감소한다. 본 연구에서 개발된 자기교정을 수행한 결과 자기교정을 하지 않을 때와 비교하였을 때에 비해 높은 복원율을 보이고 있으며, 첫 번째 자기교정에서 높은 개선율을 보였지만, 2, 3, 5번 자기교정을 반복하여도 첫 번째 자기교정 결과와 유사한 결과를 보였다. 이로부터, 자기교정은 1번만 수행하여도 높은 결과를 얻을 수 있다. 또, 0.05 PPP의 MART 5회 반복했을 경우, Make의 복원율을 기준으로 74%의 회복율을 보였으나, 자기교정을 통하여 96% 높은 복원율을 보였으며, 이로부터 개발된 자기교정 알고리즘이 높은 개선효과를 보임을 알 수 있다.

### 3. 실험데이터를 이용한 성능평가

본 연구에서 개발된 알고리즘의 성능평가를 위해 Fig. 6에서 보이는 것과 같은 실험 유동을 생성하였다. 수조의 크기는  $440 \times 440 \times 220\text{mm}$ 이며, 540L/h 유량을 가지는 펌프를 설치하고 일정하게 회전하는 유동을 생성하고 직격 50마이크론의 나폴리아마이드 나일론 입자를 투입하였다. 광원은 8W, Laser system Europe사의 Blits pro Laser를 사용하여, 약  $10 \times 10\text{mm}$  두께로 Fig. 6의 녹색 영역으로 표시된 것과 같이 레이저 광원을 투사하였으며 정면에서 4대의 고속 카메라를 회전각이 약  $-15^\circ, -5^\circ, 5^\circ, 15^\circ$ 가 되도록 일렬로 배열하여 설치하였다.

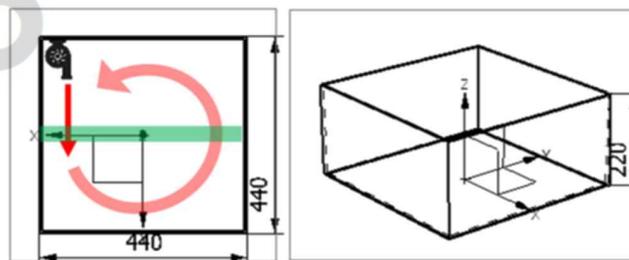
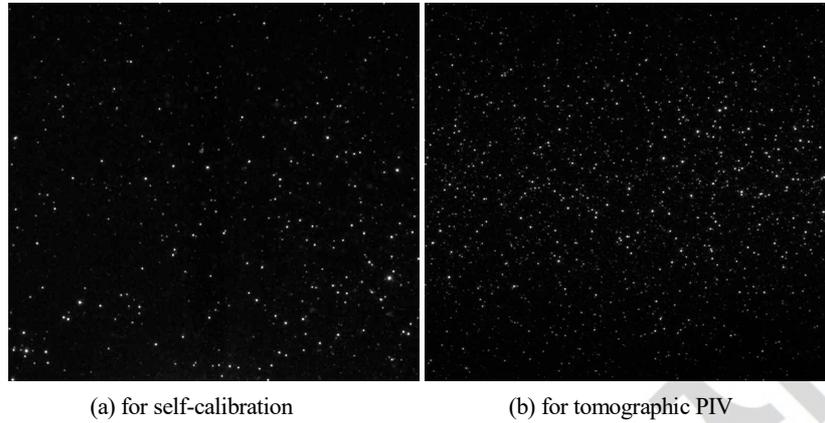


Fig. 6 Experimental circulation flow setup

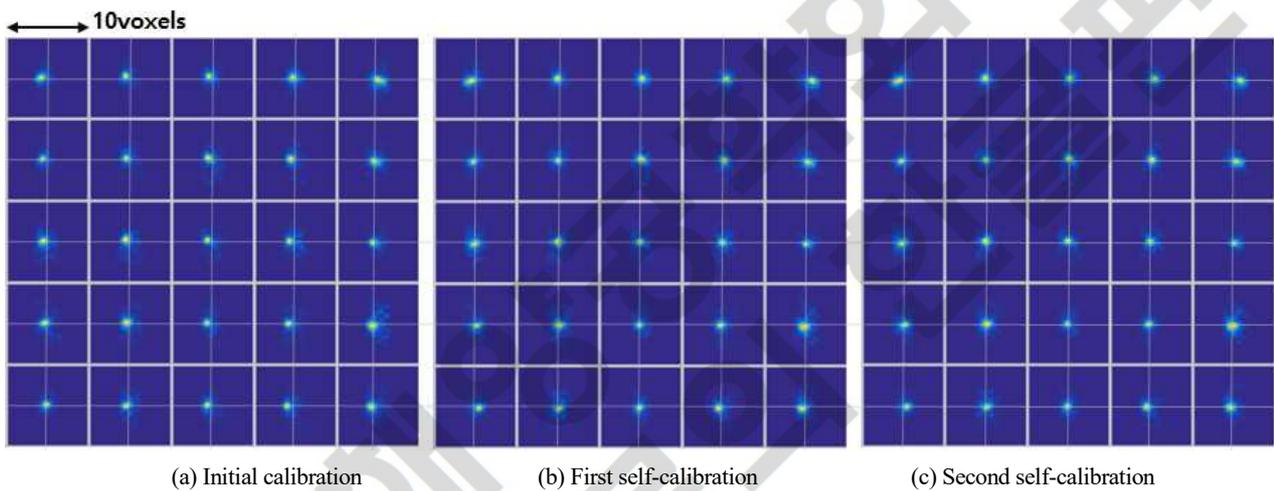
원형 패턴의 평판형 교정판을 이용하여 교정 작업을 수행하였다. 이때 전체 계측 영역은  $40 \times 10 \times 10\text{mm}^3$ 이었다. Fig. 7은 실험을 통하여 얻어진 1번째 카메라의 영상을 보여주고 있다. 가상 입자의 수를 최소로 줄이기 위하여, 먼저, 입자를 소량 투입하여 저밀도 입자 영상(해상도  $1216 \times 1200$  영상에서 1,000개의 입자 수, 약 0.001 PPP)을 획득하고, 자기교정 작업을 수행한 후 Tomographic PIV 계측을 위해 고밀도 입자 영상(약 10,000개의 입자 수, 0.01 PPP)을 획득하고 속도 벡터를 계측하였다.



(a) for self-calibration

(b) for tomographic PIV

Fig. 7 Experimental images of camera 1. (a) for self-calibration, PPP  $\div$  0.001, (b) for tomographic PIV, ppp = 0.01



(a) Initial calibration

(b) First self-calibration

(c) Second self-calibration

Fig. 8 Disparity map of self-calibration

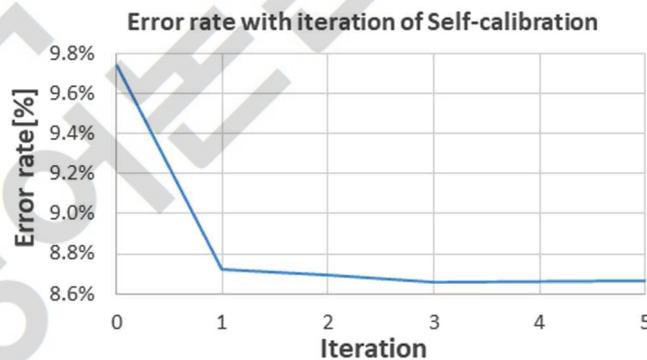


Fig. 9 Error rate with iteration of self-calibration

Fig. 8은 자기교정을 수행할 때의 Disparity map을 보여주고 있다. Fig. 8(a)에서 보이는 것처럼 자기교정을 수행하지 않았을 경우 눈으로도 구분될 정도로 입자의 중심이 어긋나 있음을 알 수 있다. 중심의 경우 대부분 0.2pixel 이내의 오차를 보이지만 측면의 경우에는 0.5pixel 이상의 오차 값을 보이는 것도 존재한다. 자기교정을 수행함으로써 이러한 오차는 크게 감소하여 첫 번째 자기교정을 수행했을 때 모든 점의 픽셀 오차가 0.2pixel 이하로 수렴함을 알 수 있었다. 그러나, 자기교정을 2회 이상 반복 수행했을 때 픽셀 오차는 크게 변하지 않음을 알 수 있었다. 이로부터, 실제 실험 결과에 있어 자기교정은 1~2회 수행함으로써 충분히 좋은 개선 효과를 가짐을 알 수 있다.

실제 실험 결과에 대한 영향도 분석을 위하여 본 연구에서는 복원된 연속적인 두 개의 복셀 영상에 FFT(Fast fourier transform) 상호상관을 이용하여 벡터를 구하고, 다음 수식으로 표현되는 미디엄 필터를 이용하는 방법으로 오차를 평가하였다.

$$E_i = |v_i - v_m| / v_m > 1.0$$

(10)

수식에서  $v_m$ 은  $3 \times 3 \times 3$ 영역 총 27개의 벡터를 순서대로 정렬하였을 때 중간에 위치한 값으로, 중간에 위치한 5개의 평균을 중간값으로 사용하였다.  $v_i$ 는 현재 벡터로 벡터의 변화율이 중간값  $v_m$ 보다 클 경우 오차로 판별하였다. Fig. 9는 중간값 필터로 평가하였을 때 전체 벡터에 대한 오차 벡터의 오차율을 표시한다. 카메라의 자기교정을 하지 않았을 경우 전체 벡터 중 10% 정도가 오차로 판단된 것을 알 수 있다. 자기교정 단계를 거쳐 오차율이 8.8%까지 감소하고, 자기교정을 반복 수행함에 따라 결과가 조금 더 개선되고, 3번 이상을 반복 수행하여도 결과의 개선이 없음을 알 수 있다. 오히려 미묘하지만 5번 자기교정을 하였을 경우 오차율이 0.002% 증가함을 알 수 있었다. 이러한 결과로부터 주어진 실험의 경우 최적의 자기교정 횟수는 3번임을 알 수 있다. 또, 중간값 필터를 이용한 오차율 분석을 통하여 최적의 자기교정 횟수를 정할 수 있을 것으로 판단된다.

## 4. 결 론

본 연구는 카메라의 10개 파라미터기반 핀홀모델의 관측방정식을 이용하는 유동장의 3차원 속도장 측정법인 Tomo PIV 법의 측정 성능 향상에 관한 내용을 담고 있다. 카메라의 초기 교정값을 이용하여 3차원 입자들의 위치를 계산하고, 이 입자들의 3차원 위치를 2차원 영상으로 재변환하였을 때의 불일치맵(Disparity map)을 제작한 다음, 이를 기반으로 입자 위치를 재수정하여 카메라 파라미터를 재교정하는 자기교정 알고리즘을 개발하였다.

개발된 알고리즘을 이용하여, Vortex core 유동을 이용한 가상 영상 평가를 수행하였다. 카메라 파라미터의 초기 교정값을 이용하여 자기교정을 수행하였을 때 비교적 매우 높은 정도의 복원율을 보였으며, 교정 작업을 반복하여 수행할수록 그 결과가 조금 더 개선됨을 알 수 있었다.

또 광학장치 및 카메라를 이용하여 실제 3차원 유동을 계속하고 메디안필터(Median filter, 중간치 필터)의 오차 제거 방식을 이용하여 평가한 결과, 기존의 교정 방법에 의한 결과보다 자기교정을 수행하였을 때 얻어진 결과가 매우 높음을 알 수 있었다. 중간값 필터를 이용한 오차율 평가를 통하여 최적의 자기교정 횟수를 결정할 수 있었다.

이상으로부터, 본 연구에서 개발한 자기교정 방법을 이용하여 10개의 파라미터를 사용하는 3D PIV/PTV의 결과를 크게 향상시킬 것으로 사료 된다.

## Funding

This research was supported by Basic Science Research Program through the National Research Foundation of Korea (NRF) funded by the Korea Government (No. 2018R1A2B6009387, 2021R111A1A 01054535).

## References

- Arroy, M.P., & Greated, C.A. (1991). Stereoscopic Particle Image Velocimetry. *Measurement Science and Technology*, 2(12), 1181–1186. <https://doi.org/10.1088/0957-0233/2/12/0122>
- Andersen, A.H., & Kak, A.C. (1984). Simultaneous Algebraic Reconstruction Technique (SART): A Superior Implementation of the ART Algorithm. *Ultrason Imaging*, 6, 81–94. [https://doi.org/10.1016/0161-7346\(84\)90008-7](https://doi.org/10.1016/0161-7346(84)90008-7)
- Atkinson, C., & Soria, J. (2009). An Efficient Simultaneous Reconstruction Technique for Tomographic Particle Image Velocimetry. *Experiments in Fluids*, 47, 553. <https://doi.org/10.1007/s00348-009-0728-0>
- Byrne, C.L. (1993). Iterative Image Reconstruction Algorithms Based on Cross-entropy Minimization. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2(1), 96–103. <https://doi.org/10.1109/83.210869>
- Doh, D.H., Lee, C.J., Cho, G.R., & Moon, K.R. (2012a). Performances of Volume-PTV and Tomo-PIV. *Open Journal of Fluid Dynamics*, 2, 368–374. <https://doi.org/10.4236/OJFD.2012.24A047>
- Doh, D.H., Cho, G.R., & Kim, Y.H. (2012b). Development of a Tomographic PTV. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 26, 3811–3819. <https://doi.org/10.1007/s12206-012-1007-1>
- Elsinga, G., Scarano, F., Wieneke, B., & van Oudheusden, B.W. (2006). Tomographic particle image velocimetry. *Experiments in Fluids*, 41, 933–947. <https://doi.org/10.1007/s00348-006-0212-z>
- Herman, G.T., & Lent, A. (1976). Iterative Reconstruction Algorithms. *Computers in Biology and Medicine*, 6(4), 273–294. [https://doi.org/10.1016/0010-4825\(76\)90066-4](https://doi.org/10.1016/0010-4825(76)90066-4)
- Hinsch, K.D. (2002). Holographic Particle Image Velocimetry. *Measurement Science and Technology*, 13(7), R61–R72. <https://doi.org/10.1088/0957-0233/13/7/201>
- Hong, J.W., Jeong, S.W., & Ahn B.K. (2019). PIV Measurements of Non-cavating Flow in Wake of Two-dimensional Wedge-shaped

- Submerged Body. *Journal of Ocean Engineering and Technology*, 33(1), 26-32. <https://doi.org/10.26748/KSOE.2018.066>
- Jo, H.J., Lee, E.J., & Doh, D.H. (2009). A Study on Flow Structure of Breaking Wave through PIV Analysis. *Journal of Ocean Engineering and Technology*, 23(1), 43-47. <https://www.joet.org/journal/view.php?number=2089>
- Lynch, K.P., & Scarano, F. (2014). Experimental Determination of Tomographic PIV Accuracy by a 12-camera System. *Measurement Science and Technology*, 25(8),1-10. <https://doi.org/10.1088/0957-0233/25/8/084003>
- Prasad, A. (2000). Stereoscopic Particle Image Velocimetry. *Experiments in Fluids*, 29, 103-116. <https://doi.org/10.1007/s003480000143>
- Scarano, F. (2013). Tomographic PIV: Principles and Practice. *Measurement Science and Technology*, 24(1), 012001. <https://doi.org/10.1088/0957-0233/24/1/012001>
- Soloff, S.M., Adrian, R.J., & Liu, Z.C. (1997). Distortion Compensation for Generalized Stereoscopic Particle Image Velocimetry. *Measurement Science and Technology*, 8(12), 1441-1454. <https://doi.org/10.1088/0957-0233/8/12/008>
- Wieneke, B. (2008). Volume Self-calibration for 3D Particle Image Velocimetry. *Experiments in Fluids*, 45, 549-556. <https://doi.org/10.1007/s00348-008-0521-5>
- Worth N.A., Nickels T.B., & Swaminathan N. (2010). A Tomographic PIV Resolution Study Based on Homogeneous Isotropic Turbulence DNS Data. *Experiments in Fluids*, 49, 637-656. <https://doi.org/10.1007/s00348-010-0840-1>

### Author ORCIDs

Author name	ORCID
Park, Sung-min	0000-0003-4281-0186
Lee, Chang-je	0000-0002-8106-1934
Kong, Dae-kyeong	0000-0001-6076-3972
Hwang, Kwang-il	0000-0003-4850-3558
Doh, Deog-hee	0000-0001-6093-2975
Cho, Gyeong-rae	0000-0003-1443-5286