

차량용 어안렌즈 카메라 캘리브레이션 및 왜곡 보정

Camera Calibration and Barrel Undistortion for Fisheye Lens

허 준 영* · 이 동 욱†

(Joon-Young Heo · Dong-Wook Lee)

Abstract - A lot of research about camera calibration and lens distortion for wide-angle lens has been made. Especially, calibration for fish-eye lens which has 180 degree FOV(field of view) or above is more tricky, so existing research employed a huge calibration pattern or even 3D pattern. And it is important that calibration parameters (such as distortion coefficients) are suitably initialized to get accurate calibration results. It can be achieved by using manufacturer information or least-square method for relatively narrow FOV(135, 150 degree) lens. In this paper, without any previous manufacturer information, camera calibration and barrel undistortion for fish-eye lens with over 180 degree FOV are achieved by only using one calibration pattern image. We applied QR decomposition for initialization and Regularization for optimization. With the result of experiment, we verified that our algorithm can achieve camera calibration and image undistortion successfully.

Key Words : Camera calibration, Fish-eye lens, Barrel undistortion, QR decomposition, Regularization

1. 서 론

카메라 캘리브레이션은 영상에서 카메라의 내부적 특성과 영상 획득 시의 자세 등을 정확하게 알아내는 것을 목표로 하는 작업이며, 카메라의 내·외부 상수를 초기화하고 비선형 최소제곱법으로 최적화를 하는 과정을 거친다. 일반 렌즈와 달리 광각 렌즈나 어안 렌즈처럼 왜곡이 있는 경우의 캘리브레이션은 조금 더 까다로운데, 이러한 광각 렌즈에 대한 카메라 캘리브레이션 및 왜곡 보정에 대한 연구가 이제껏 많이 이루어져 왔다.

광각 렌즈 중에서도 180도 이상의 화각을 가지는 어안 렌즈는 영상의 왜곡이 매우 심하다. 이같은 렌즈를 가지는 카메라를 캘리브레이션하고 정확한 결과를 얻기 위해서는 적절한 초기화와 최적화 작업을 거쳐야 하며, 그렇지 않으면 왜곡 보정을 할 수 없게 되거나 잘못된 캘리브레이션 결과를 가져온다. 어안 렌즈의 캘리브레이션을 위해 3D 패턴을 사용하거나 3m에 달하는 큰 패턴을 사용한 연구들도 있으며 제조사에서 주어진 정보가 있어야만 파라미터의 초기화를 할 수 있는 연구들도 있다. 이제껏 카메라 캘리브레이션에 관해 연구된 대부분의 방법들은 Zhang[1]의 연구에서 크게 벗어나지 않는다. Zhang은 체커보드 패턴을 사용하여 월드 좌표와 영상 좌표간의 호모그래피를 구하고, 3장 이상의 영상을 취득했을 때의 내부 상수의 초기화를 가능케 하는 식을 도출했으며 최대우도추정법(maximum-likelihood estimation)으로 최적화 과정을 거쳤다. 이 방법은 많은 사람들이 구현하고 개

선하여 카메라 캘리브레이션에서는 신뢰성이 검증된 방법이지만 일반 렌즈를 대상으로 하였기 때문에 광각 렌즈에 적용하기에는 수정이 필요하다.

이 단점을 해결하고 광각 렌즈에서처럼 왜곡 상수 k 가 큰 값을 가지는 경우의 캘리브레이션에 대한 연구들이 현재까지 많이 이루어져 왔다. Kannala[2] 등은 Zhang과 비슷한 방법을 사용하여 광각 렌즈의 캘리브레이션을 성공적으로 수행했지만, 왜곡 상수를 초기화할 때 카메라의 초점 거리(focal length)와 화각이라는 제조사 파라미터가 필요한 단점이 있다. 또한 사용된 렌즈는 영상의 외곽선이 보이는 전 프레임 렌즈(full-frame fisheye lens)이며 이 원형의 이미지의 가로, 세로 픽셀 길이를 내부상수 초기화에 사용한다. 본 논문에서 사용되는 렌즈와 같이 영상의 외곽선이 나타나지 않는 렌즈들은 Kannala의 방법을 사용할 수 없다.

다른 어안 렌즈 왜곡 보정 및 캘리브레이션 연구들에서도 대부분 이러한 전 프레임 렌즈가 사용되고 있다. Shah와 Aggarwal[3]은 레이저빔을 이용하여 영상의 광학적 중심을 결정하고, 각각의 점 패턴들의 광학 중심으로부터의 거리를 계산하여 왜곡을 모델링했다. Beauchemin 등,[4] Bakstein과 Pajdla[5]는 직접 지정한 격자무늬 패턴을 사용해서 어안 렌즈 영상에서 특징점을 찾아내기 쉽게 하고 왜곡 모델을 구하여 캘리브레이션을 수행했으며, 파노라마 뷰를 생성하는데 응용했다. Swaminathan과 Nayer[6], Brauer-Burchardt와 Voss[7]는 특수한 패턴 없이, 어안렌즈로 취득한 일반 영상의 특징점 및 에지 정보를 추출하여 왜곡 보정에 사용했다. Xiong과 Turkowski[8]는 한 장면에 대해서 위치를 이동해 가며 4장의 영상을 취득하고, 각 영상의 상관관계를 이용하여 어안렌즈의 왜곡을 보정했다.

반면에 어안 렌즈가 전 프레임 렌즈가 아닌 경우일 때 카메라 캘리브레이션을 수행한 연구들도 있다. Friel[9]은 일련의 영상 시퀀스에서 직선을 검출하여 왜곡 보정과 캘리브레

* Division of Electronics and Electrical Engineering, Dongguk University, Seoul, Korea

† Corresponding Author : Division of Electronics and Electrical Engineering, Dongguk University, Seoul, Korea
E-mail : dlee@dgu.edu

Received : May 27, 2013; Accepted : July 30, 2013

이선에 이용했다. Kedzierski[10] 등은 1.5m의 깊이를 가지는 3차원 캘리브레이션 패턴을 이용하여 180도에 가까운 어안렌즈를 캘리브레이션 하였다. 영상에서 패턴의 모든 왜곡된 곡선을 검출하고 각 곡선이 위치하는 픽셀의 범위마다 그 곡선을 본래의 직선으로 변환시켜 주는 왜곡 상수를 추정하여 보정을 수행했다. Tzung-Hsien[11] 등은 일반적으로 사용되는 핀홀 모델이 아닌 어안렌즈에 적합한 카메라 모델을 가정하고 카메라의 화각이나 광축 좌표등의 어떤 정보도 없이 어안렌즈의 왜곡 보정을 수행했다. 다만 이 연구는 수평 화각이 130도 정도에 불과하여 본 논문과 같이 180도 이상의 수평 화각을 가지는 카메라에 적용하기에는 무리가 있다.

또한 카메라 내·외부 상수의 캘리브레이션 결과보다는 어안 렌즈의 가장 주된 관심사인 왜곡을 보정하는 데 치우쳐 있는 연구들이 많다. 하지만 왜곡 보정과 동시에 카메라의 다른 파라미터들이 필요한 응용도 있을 수 있다. 예를 들어 근래에 고급 승용차에 장착되고 있는 어라운드 뷰 시스템은 차량용 카메라로 얻은 영상의 왜곡 보정은 물론이고 탐부 영상의 생성을 위해 외부 상수 역시 필요하다. 외부 상수를 이용하면 추가적인 원근 변환 행렬(projectivce transform) 계산 없이 바로 탐부 영상을 생성할 수 있다.

본 논문에서는 단 한 장의 캘리브레이션 패턴 영상만으로 180도 이상의 화각을 가지는 광각 렌즈에 사용할 수 있는 왜곡 보정 방법과 내·외부 상수의 초기화 방법을 제시하고 그 카메라 캘리브레이션 결과를 보이려 한다. 왜곡 상수는 QR 분해를 이용한 비선형 최소제곱법으로 초기화하여 최적화 과정에서의 오차를 줄였다. 최적화 과정에서는 초점 거리등을 초기화 값에 비슷한 쪽으로 바이어스하는 정규화 과정을 통하여 캘리브레이션 결과의 정확성을 높였다. 적은 데이터를 사용했음에도 불구하고 왜곡 보정을 성공적으로 수행하였으며 내·외부 상수를 정확히 구해낼 수 있었다.

본 논문은 다음과 같은 순서로 구성된다. 2장에서는 기존의 캘리브레이션 알고리즘과 어안렌즈의 중요한 파라미터인 왜곡 상수에 대해 설명하고, 3장에서는 기존 방법의 단점을 보이며 어안 렌즈를 위한 캘리브레이션 알고리즘을 제안한다. 4장은 제안한 알고리즘을 사용한 실험 결과를 보이고 5장에서 결론을 맺을 것이다.

2. 카메라 캘리브레이션

2.1 캘리브레이션 과정

카메라 캘리브레이션 과정은 대개 오른쪽 그림 1과 같은 순서로 이루어진다. 먼저 카메라로 패턴 영상을 취득하여 월드 좌표를 얻어내고 영상 좌표와의 호모그래피를 계산한다. 다음은 이 호모그래피에서 카메라의 내부 상수와 외부 상수를 초기화하여 분리해 내고 각각을 최적화하는 과정이 필요한데 먼저 내부 상수를 초기화하여 카메라 매트릭스를 생성하고 이를 제외한 외부 상수를 분리하여 그 초기값을 생성한다. 최적화 과정에서는 Levenberg-Marquardt algorithm(LM)[12]과 같은 비선형 최소제곱법을 사용하여 반복 작업을 수행한다.

2.2 내부 상수 및 왜곡 상수의 초기화

본 논문처럼 한 장의 캘리브레이션 패턴 영상만을 이용하

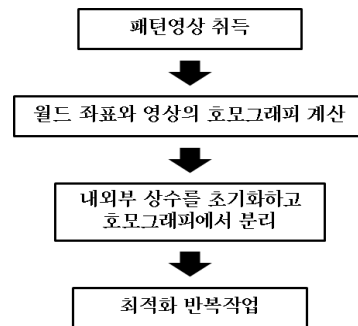


그림 1 캘리브레이션 과정

Fig. 1 Calibration process

여 카메라의 내부 상수들을 초기화하려면 현재까지 연구된 몇 가지 방법들을 사용할 수 있다. 대개 내부 상수 중 초점 거리는 영상의 소실점이나 이전 단계에서 구해진 호모그래피를 이용하여 구해지며, 영상 주점(principle point)은 단순히 영상의 중심으로 선택된다. 광각 렌즈는 다른 내부 상수들보다 왜곡 상수의 초기화가 특히 중요한데, 제조사에서 제공하는 정보들을 이용해 초기화하거나 최소제곱법을 이용해 초기화 상수들을 구해낸다. 아래 식 (1)은 본 논문에서 사용한 일반적인 다항식 왜곡 모델이며, 식 (2)에서는 식 (1)에 대한 5개의 왜곡 상수의 자코비안을 보인다.

$$dist = (1 + k_1 r_u^2 + k_2 r_u^4 + k_3 r_u^6 + k_4 r_u^8 + k_5 r_u^{10}) \quad (1)$$

$$J = \begin{bmatrix} \frac{\partial dist}{\partial k_1} & \frac{\partial dist}{\partial k_2} & \frac{\partial dist}{\partial k_3} & \frac{\partial dist}{\partial k_4} & \frac{\partial dist}{\partial k_5} \end{bmatrix} = [r^2 r^4 r^6 r^8 r^{10}] \quad (2)$$

위 정보를 이용해 왜곡 상수를 다음 식과 같이 초기화한다.

$$\Delta k = (J^T J)^{-1} J^T \Delta y \quad (3)$$

Δk 는 왜곡 상수, Δy 는 월드 좌표와의 잔차가 된다.

3. 제안한 알고리즘

개신된 제안 알고리즘을 이용한 캘리브레이션 과정을 다음 그림 2에 보인다. 어안 렌즈의 왜곡 상수를 효과적으로 초기화하기 위해 내·외부 상수의 초기화 과정에서 왜곡 상수 초기화 과정을 QR분해를 이용해 수행하였다. 최적화시에는 정규화법을 사용하여 캘리브레이션 결과의 정확성을 높였다.

3.1 QR분해를 이용한 초기화

QR분해는 어떠한 행렬을 직교행렬 Q와 상삼각행렬 R로 분해하는 방법이다. 최소제곱법에 의사역행렬이 아닌 QR분해를 이용하면, 줄어든 행렬 조건수로 인해 수치적으로 더 안정하다는 것이 증명되어 있다[13].

180도 이상의 화각을 가지는 어안 렌즈의 내부 상수나 외부 상수 값은 일반 렌즈에서처럼 초기화해도 큰 문제가 없

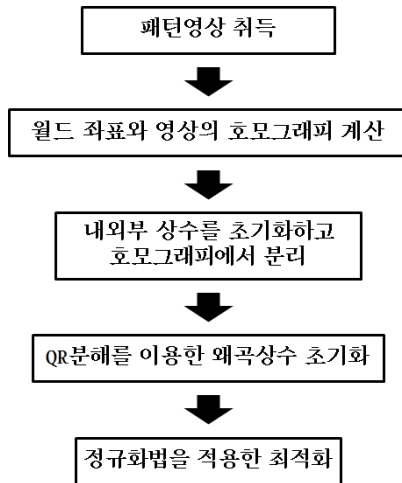


그림 2 개선된 캘리브레이션 과정
Fig. 2 Improved calibration process

지만 왜곡 상수를 같은 방법으로 초기화하고 캘리브레이션 하는 것은 부정확할 수 있다. 선형 최소제곱법은 식 (3)에서 보이듯이 자코비안의 의사 역행렬을 구하여 수행하는데, 모든 특징점의 r^2 과 관련이 있다. 수평 화각 180도 이상의 어안 렌즈에서는 왜곡이 심해지는 가장자리로 갈수록 특징점들이 거의 같은 자리에 위치하기 때문에 r^2 값 역시 비슷하다. 아래 그림 3에서 일반 카메라와의 차이가 보인다. 점 p_1 과 p_2 사이의 거리를 비교해 보면, (b)의 어안 렌즈에서의 거리가 (a)의 일반 렌즈에서의 거리에 비해 훨씬 작다는 것을 알 수 있다. 이 결과로 자코비안 행렬의 각 행이 일차종속에 가까워질 수 있으며 이 결과로 행렬 조건수가 커지고 심하면 랭크 부족(rank-deficient) 상태가 된다.

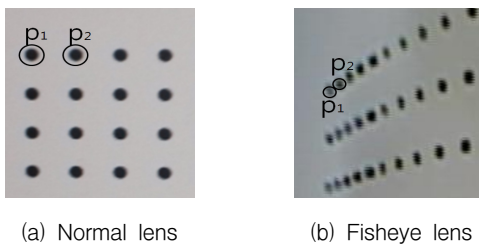


그림 3 광각 카메라에서의 특징점. 각 사진은 동일한 해상도(704x480)를 가지고 있다.
Fig. 3 Feature point in wide-angle camera. Each picture has same resolution(704x480)

본 논문에서는 QR분해를 초기화에 사용하여 이러한 문제를 해결하였다. 영상의 특징점과 월드 좌표를 이용해 왜곡 상수 k 를 초기화하는 식은 자코비안 J 를 QR분해시킨 후 아래와 같다.

$$\Delta k = R_n^{-1} Q^T \Delta y \tag{4}$$

행렬 J 는 식 (2)에서 보듯이 각 특징점들의 r 을 원소로 가지고 있으며 분해된 후의 R_n 은 0이 아닌 n 개까지의 행만

을 취한 상삼각행렬, Q^T 는 직교 Q 행렬의 전치이다. 식 (4)로 왜곡 상수 벡터의 초기화된 값 Δk 를 얻을 수 있다.

물론 조건수는 어떤 문제의 고유한 성질이기 때문에 QR분해 자체가 행렬의 조건수를 줄여 주지는 않는다. 그 대신 식 (3)과 식 (4)를 비교하면 “역행렬로 계산되어야 할 행렬”이 $J^T J$ 에서 R_n 으로 바뀌었음을 알 수 있고 이것이 초기화 후의 정확도를 높여 준다. 본 논문에서 사용된 영상의 특징점으로 얻어진 두 행렬의 조건수를 비교한 결과를 아래 표 1에서 볼 수 있다.

표 1 QR분해 이후의 조건수 비교.
Table 1 Condition number after QR decomposition.

	$J^T J$	R_n
condition number	3.1236e+006	1.7614e+003

동일한 자코비안 행렬 J 에 대해 의사 역행렬인 $J^T J$ 의 조건수가 상삼각행렬 R_n 의 제곱임을 알 수 있다. 이는 원래의 자코비안 행렬 J 를 정방행렬로 만들기 위해 $J^T J$ 를 의사 역행렬로 사용했으며, R_n 은 단순히 행렬의 직교 기저만을 뽑아 낸 나머지를 상기한다면 당연한 결과이다.

3.2 정규화(Regularization)를 적용한 최적화

정규화법의 가장 간단한 종류로는 3.3.1절에서 언급한 LM 방법과 비슷한 방법인 티코노브 정규화(Tikhonov regularization)[14]가 있다. 일반적인 최소제곱법이 $\|Ax - b\|^2$ 를 최소로 하는 x 를 구하는 것을 목표로 한다면, 정규화법은 식 (5)와 같이 x 를 그 예상되는 값 x_0 에 가깝도록 한다.

$$\min_x (\|Ax - b\|_p^2 + \|x - x_0\|_Q^2) \tag{5}$$

식 (5)에서 사용한 $\|x\|_Q^2$ 는 가중치가 주어진 노름인 $x^T Q x$ 를 의미하며, x_0 는 최종 해가 될 것으로 기대되는 값이다. 캘리브레이션에 적용하는 일반적인 최적화법은 카메라 모델로 매핑한 영상과 실제 영상과의 잔차를 줄이는 작업이다. 반면에 정규화법은 문제의 해에 일종의 제약을 두는 방법으로 본 논문에서는 이 방법을 적용하고 초점 거리의 초기값을 사용했다. 단순히 잔차를 최소화하는 최적화법을 사용하면 다른 내·외부 상수들을 부정확한 값으로 만들 수 있기 때문이다. 그림 4를 보자.



그림 4 왜곡 구면으로의 매핑.
Fig. 4 Mapping to distortion sphere.

실제로 보정 과정은 본래의 왜곡된 영상에서 보정된 영상 평면으로 되돌아가는 과정이지만, 왜곡 상수를 구할 때는 역방향 매핑을 위해 그림 4처럼 보정된 영상을 미리 가정하고 그에 대한 원 왜곡 영상을 모델링하는 계수들을 구한다. 가정하는 보정 영상은 이미 알고 있는 캘리브레이션 특징점들의 월드 좌표를 이용하여 정할 수 있다.

최적화 알고리즘은 그 반복과정 동안 보정 영상의 특징점들을 가정하고 이를 왜곡된 원형의 원 영상으로 매핑하는 일을 반복하는데, 특징점의 r 을 참조하는 원형 왜곡 모델 식 (1)에 따라 보정 영상에서 원형 왜곡으로 찌그러뜨린다. 그러므로 보정 영상이 왜곡 영상보다 커지는 것이 당연하다는 것을 알 수 있다. 보정 영상의 크기는 초점 거리의 값과 직결되는데 최적화 과정은 어떤 값이 맞는 값인지 알지 못하며 다만 왜곡 특징점들이 가장 정확한 정사각형이 될 수 있도록 다른 내·외부 상수들을 조정한다.

이렇게 되면 왜곡 보정은 효과적으로 수행될 수 있지만 초점 거리를 크게 하여 보정 영상의 크기를 크게 잡고 왜곡 구면으로 찌그러뜨리는 경우에 가장 적합한 결과가 나올 수도 있고, 어떤 경우에는 그렇지 않을 수도 있다. 하지만 최적화 과정에서 초점 거리가 실제 이상으로 커져 부정확해지면 외부 상수인 이동 벡터나 회전 행렬에 영향을 끼치게 된다. 다음 장의 실험 결과를 통해, 초점 거리가 필요 이상으로 커지지 않도록 제한할 경우 카메라의 다른 내·외부 상수 값이 더 정확해지는 것을 확인할 수 있을 것이다.

제약 하에서의 최적화 방법(constrained optimization)이 어떤 조건을 지정하고 그 조건이 제약되는 상태에서 문제를 풀어내는 반면에 정규화법은 기본적으로는 비용함수를 최소화하는 것이 목적인 상태에서 제약으로 주어진 값에 최대한 가까워지도록 한다. 식 (5)에서 초점 거리만을 제약한 이유는 다른 상수들은 잔차를 최소화하는 방향으로 갈 수 있도록 보장하고, 초점 거리가 이동 벡터와 회전 행렬 모두에 영향을 주기 때문에 초점 거리의 제약만으로도 이 외부 상수들을 보정할 수 있기 때문이다.

본 논문에서는 $P=Q=0.2$ 로 두고 최적화를 시작했으며 반복을 거듭하면서 1에 가까워진다. 초기 단계에서는 빠른 수렴 속도를 위해 가중치 P 를 작게 두지만, 가중치가 커지면 수렴 속도를 늦추면서 동시에 탐색 영역을 늘린다. 또한 초점 거리의 가중치 Q 가 반복을 거듭하면서 커지기 때문에, 어느 정도 다른 파라미터의 최적화가 이루어진 후에는 최대한 초점 거리의 초기값에 가깝도록 한다.

식 (6)은 k 번째 반복에서 정해지는 가중치 P 이다. Q 에 대해서도 같은 식이 적용되었다.

$$P = 1 - (1 - P)^{k+1} \tag{6}$$

식 (5)의 뒤 항에서 k 번째 반복에 정해지는 초점 거리가 $f^k + \Delta f^k$ 일 때, Δf^k 의 값은

$$\Delta f^k = f^{(0)} - f^k \tag{7}$$

이다. $f^{(0)}$ 은 초기값이다. 식 (48)의 Δf 를 LM알고리즘의 최적화식에 포함한 최종적인 최적화 식은 식 (8)이 된다. $\Delta \beta$

는 카메라의 초점 거리를 제외한 다른 모든 파라미터의 시프트 벡터(shift vector)이다. 이후에 다시 식 (7)로 돌아가 반복작업이 이루어지고 shift vector의 크기가 일정 이하로 작아지면 최적화를 멈춘다.

$$\begin{bmatrix} \Delta f \\ \Delta \beta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Q \cdot (f^{(0)} - f^k) \\ [(J^T J + P \cdot \text{diag}(J^T J))^{-1} J^T \Delta y] \end{bmatrix} \tag{8}$$

식 (7)로 인해 초점 거리 값이 초기값 주변에서 머물고 그 상태에서 다른 파라미터들의 최적화가 이루어지게 되기 때문에, 초기값이 적절히 선택되지 않으면 정확한 최종 해를 얻을 수 없다. 따라서 내부 상수의 초기화를 위해 호모그래피를 구할 때 오차를 최소한으로 줄이기 위해 렌즈의 왜곡이 가장 적은 영상의 중점에서 가장 가까운 4점을 선택한다.

4. 실험 결과

카메라 왜곡 상수를 Tzung-Hsien의 연구와 같이 QR분해가 아닌 최소제곱법을 사용하여 초기화하면, 본 실험에서처럼 영상이 단 한 장에 불과할 때는 최적화 도중에 자코비안 행렬이 랭크 부족 상태가 되어 왜곡 보정이나 캘리브레이션 결과가 나오지 않는다. 따라서 본 실험에서는 모든 카메라 상수들을 QR분해를 이용하여 초기화한 상태로 일반적인 최적화법을 사용한 결과와 정규화법이 적용된 결과를 비교할 것이다. 본 논문에서 캘리브레이션에 사용된 패턴영상을 아래 그림 5에 보인다. 캘리브레이션 패턴은 7x30개의 점 무늬로 35x150[mm]의 크기를 가지고 있다. 가급적 모든 점이 광각 렌즈 영상의 전 부분에 걸쳐 있도록, 패턴과 렌즈를 최대한 근접시키고(30[mm]) 정 중앙 위에서 촬영했다. 촬영된 패턴 영상으로 기존의 알고리즘을 이용하여 캘리브레이션을 수행하고, QR분해와 정규화법이 포함된 제안한 알고리즘을 이용하여 다시 캘리브레이션을 수행해 보았다. 비교 대상이 되는 파라미터 행렬을 \tilde{A} 라 할 때, 오차는 다음 식 (9)와 같이 계산되었다.

$$err = |\tilde{A}_A - \tilde{A}_C|_2 \tag{9}$$

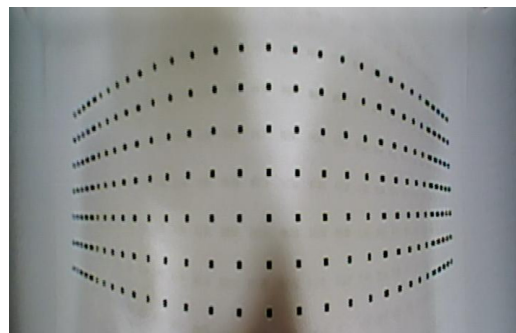


그림 5 캘리브레이션 패턴 취득 영상.
Fig. 5 Image of calibration pattern.

표 2 두 방법의 오차 비교.

Table 2 Error comparison of two method.

	기존 방법	제안 방법
R_c	0.85	0.03
T_c	282.73	3.00

행렬의 첨자 A 는 실제 파라미터, C 는 캘리브레이션 결과로 계산된 파라미터이다. 위에서 언급한 대로, 패턴의 정 중앙 위 매우 가까운 거리에서 영상을 취득하였기 때문에 외부 회전행렬 R 은 I 에 가까울 것이며 이동 행렬의 X, Y 값은 패턴의 중심점 좌표인 (17.5, 75), Z 값은 30[mm]에 가까워야 할 것이다. 또한 어안렌즈가 일반 렌즈에 비해 작은 초점 거리를 가진다는 것을 상기하면 아래 표 3의 (b)가 (a)에 비해 더 정확한 캘리브레이션 결과를 보여주고 있음을 알 수 있다. (a)는 초점 거리가 비현실적으로 큰 값을 가지고 있으며 외부 상수, 즉 회전 행렬과 이동 행렬인 R_c, T_c 가 부정확한 모습을 보인다. 반면에 (b)의 결과는 실제 영상을 취득한 환경과 거의 일치한다.

표 3 기존 방법과 제안한 방법의 캘리브레이션 결과. (a)는 기존 방법을, (b)는 제안한 방법을 이용한 결과이다.

Table 3 Calibration result with conventional method. (a) is the result of conventional algorithm and (b) is proposed algorithm.

f_x, f_y	6.29e+03, 2.25e+03		
c_x, c_y	284.57, 352.31		
k_1	-25.01		
k_2	616.69		
k_3	-9.53e+03		
k_4	7.89e+04		
k_5	-2.66e+05		
R_c	0.63	-0.00	0.77
	0.00	1.00	-0.00
	-0.77	0.01	0.63
T_c	-11.7297		
	-73.7927		
	312.6762		

(a)

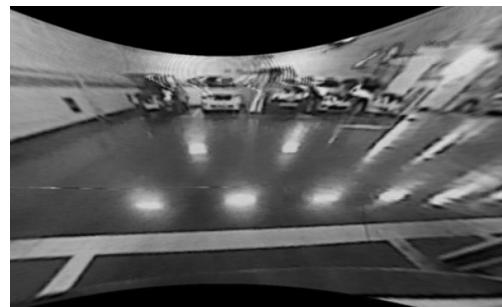
f_x, f_y	333.08, 222.46		
c_x, c_y	284.47, 352.82		
k_1	-0.26		
k_2	0.05		
k_3	0.01		
k_4	-0.01		
k_5	0.02		
R_c	1.00	-0.00	0.03
	0.00	1.00	-0.00
	-0.03	0.00	1.00
T_c	-18.4104		
	-73.7767		
	32.5762		

(b)

제안한 방법으로 얻어진 카메라 상수들이 수치적으로는 더 정확하지만, 왜곡 보정 역시 잘 이루어지는지를 확인해 보기 위해 실제 차량 영상에 적용해 보았다. 차량 후방에 매립된 카메라로 취득한 영상과 그 보정 결과가 그림 6에 보인다. 두 영상을 비교해 보면 제안한 알고리즘은 카메라의 내·외부 상수들의 정확성을 크게 향상시키면서 왜곡 보정 결과 역시 이상없이 수행되는 것을 확인할 수 있었다.



(a)



(b)

그림 6 실험용 왜곡 영상과 보정 영상. 영상은 차량용 카메라를 이용해 취득되었으며 NTSC해상도의 YUV422 서브샘플링 무손실 데이터이다.

Fig. 6 Test image and undistorted image. Test image was captured by car-mounted camera. It has NTSC format and subsampled YUV422.

5. 결 론

본 논문에서는 렌즈에 대한 정보가 제한되었을 때 단 한 장의 영상만을 이용하여 180도 이상의 광각 렌즈의 왜곡을 보정하고 캘리브레이션을 수행했다. 제시한 알고리즘을 차량용 어안 렌즈에 적용하여 왜곡 보정과 내·외부 상수를 정확히 구할 수 있음을 확인했다.

실험 결과에서 볼 수 있듯이 QR분해를 사용하여 왜곡 상수들을 초기화할 수 있음을 보였고 정규화법을 적용하여 최적화하면 다른 내·외부 상수들의 캘리브레이션 결과의 신뢰성을 높일 수 있음을 확인했다. 기존 알고리즘과 비교했을 때, 제안한 알고리즘은 왜곡 보정은 물론이고 카메라의 다른 내·외부 상수들을 효과적으로 캘리브레이션 하였음을 볼 수 있었으며 기존 알고리즘에 비해 훨씬 적은 오차를 보임이 확인되었다. 적은 데이터를 사용하기 때문에 연산이 빠르고, 캘리브레이션을 위해 특징점을 검출하는 등의 전처리 과정

을 줄일 수 있다.

본 논문에서 제안한 알고리즘으로 차량의 후방 카메라나 특히 어라운드 뷰 시스템처럼 왜곡 보정 뿐만이 아닌 카메라의 모든 캘리브레이션 결과가 중요한 경우에 효과를 보일 것이고 그 밖의 차량용 어안 렌즈 카메라가 사용되는 다양한 분야의 응용에 기여할 수 있을 것이다.

References

[1] Z. Zhang, "A flexible new technique for camera calibration," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 22, No. 11, pp. 1330-1334, 2000.

[2] J. Kannala, "A Generic Camera Calibration Method for Fish-Eye Lenses", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 28, No. 8, pp. 1335-1340, 2006.

[3] S. Shah and J.K. Aggarwal, "Intrinsic parameter calibration procedure for a (high distortion) fish-eye lens camera with distortion model and accuracy estimation", Pattern Recognition, vol. 29, pp. 1775-1788, 1996.

[4] S.S. Beauchemin, R. Bajcsy and G. Givaty, "A unified procedure for calibrating intrinsic parameters of fish-eye lenses", Proc. of the Conference on Vision Interface, pp. 272-279, 1999.

[5] H. Bakstein and T. Pajdla, "Panoramic mosaicing with a 180° field of view lens", Proc. of the IEEE Workshop on Omnidirectional Vision, pp. 60-67, 2002.

[6] R. Swaminathan and S.K. Nayar, "Non-metric calibration of wide-angle lenses and polycameras", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 22, pp. 1172-1178, 2000.

[7] C. Bräuer-Burchardt and K. Voss, "A new algorithm to correct fish-eye and strong wide-angle-lens-distortion from single images", Proc. of the Conference on Image Processing, pp. 225-228, 2001.

[8] Y. Xiong and K. Turkowski, "Creating image-based VR using a self-calibrating fisheye lens", Proc. of the Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 237-243, 1997.

[9] M. Friel, "Automatic calibration of fish-eye cameras from automotive video sequences", IET Intell, Transp. Syst. Vol. 4, Iss. 2, pp. 136-148, 2010

[10] M. Kedzierski and A. Fryskowska, "Precise method of fisheye lens calibration.", In Proceedings of the ISPRS-Congress, Beijing, China, pp.765-768, 2008.

[11] H. Tzung-Hsien, C. Christopher, and D. Milner, "Using geometric constraints for fisheye camera calibration.", Proceedings of The Sixth Workshop on Omnidirectional Vision, Camera Networks and Non-classical Cameras, 2005.

[12] J. More, "The levenberg-marquardt algorithm, implementation and theory", In G.A. Watson, editor, Numerical Analysis, Lecture Notes in Mathematics 630, Springer-Verlag, 1977.

[13] P. Robert, *Geophysical inverse theory*, Princeton University Press, pp. 38-41, 1994.

[14] T. Andrey. "Solution of incorrectly formulated problems and the regularization method", In: Soviet Math. Dokl, p. 1035-1038, 1963.

저 자 소 개



허 준 영 (許 竣 瑛)

2011년 동국대학교 전기공학과(공학사).
2011년~현재 동국대학교 대학원 전기공학과 석사과정



이 동 옥 (李 東 旭)

1983년 서울대학교 전기공학과 (공학사).
1985년 서울대학교 대학원 전기공학과 (공학석사). 1992년 Georgia Tech.대 (공학박사). 1993년~ 현재 동국대학교 전자전기공학부 교수