

영상분할 방법 기반의 인공신경망을 적용한 카메라의 렌즈왜곡 보정

신기영*, 배장한*, 문정환**

The correction of Lens distortion based on Image division using Artificial Neural Network

Ki-Young Shin*, Jang-Han Bae*, Joung H. Mun**

요 약

렌즈 왜곡현상은 머신비전 시스템에 있어 필연적인 현상이며 가격과 시스템의 크기를 줄이기 위한 렌즈의 선택으로 왜곡현상은 점점 더 심해지고 있다. 이와 같은 추세로 왜곡보정의 필요성은 중대한 문제가 되고 있지만 기존의 카메라 모델을 이용한 왜곡보정 방식은 그 비선형 때문에 복잡하고 많은 연산이 필요한 문제점이 있다. 또한 최근 각광을 받고 있는 인공신경망을 이용한 보정방법 역시 정확성과 효율성의 측면에서 문제점이 발견되고 있다. 본 연구에서는 이러한 문제점을 해결할 수 있는 새로운 형태의 알고리즘을 제안한다. K-means 군집분석 방법을 사용하여 왜곡영상을 실제 왜곡정도에 따라 분할한 후 각 영역에 인공신경망을 적용하여 영상을 보정한다. 그 결과 새롭게 제안된 영상분할을 적용한 신경망 알고리즘은 영상분할을 하지 않은 기존 방법들보다 더 정확한 왜곡보정 결과를 나타내었다.

Abstract

Lens distortion is inevitable phenomenon in machine vision system. More and more distortion phenomenon is occurring in order to choice of lens for minimizing cost and system size. As shown above, correction of lens distortion is critical issue. However previous lens correction methods using camera model have problem such as nonlinear property and complicated operation. And recent lens correction methods using neural network also have accuracy and efficiency problem. In this study, I propose new algorithms for correction of lens distortion. Distorted image is divided based on the distortion quantity using k-means. And each divided image region is corrected by using neural network. As a result, the proposed algorithms have better accuracy than previous methods without image division.

▶ Keyword : 렌즈왜곡(lens distortion), 왜곡보정(distortion correction), 인공신경망(artificial neural network), 군집분석(cluster analysis), 영상분할(image division)

• 제1저자 : 신기영 교신저자 : 문정환

• 투고일 : 2009. 03. 02, 심사일 : 2009. 04. 16, 게재확정일 : 2009. 04. 19.

* 성균관대학교 생명공학부 ** 성균관대학교 생명공학부 부교수

※ 본 연구는 보건복지가족부 보건의료기술진흥사업의 지원에 의하여 이루어진 것임. (A060484)

I. 서론

카메라 렌즈에서 생기는 영상의 왜곡(distortion)현상은 크게 축 방향(radial)왜곡과 접선 방향(tangential)왜곡으로 나눌 수 있다. 축 방향 왜곡의 경우 렌즈의 잘못된 곡면성형으로, 접선 방향 왜곡의 경우 렌즈와 카메라의 부적절한 조립으로 인해 야기되는데[1], 실제광학시스템(real optical system)에서 렌즈왜곡은 필연적으로 발생하는 현상이다.

이러한 왜곡현상을 보정하는 방법은 크게 두 가지로 나눌 수 있다. 첫 번째 방법은 렌즈의 왜곡 파라미터가 추가된 카메라 모델을 이용하여 보정하는 방법[2-8]이다. 이는 최소화 방법으로 각 계수 값들을 구한 후 보정하는 방식으로 임의의 영상에 대한 왜곡량을 계산하기 위해 왜곡계수(k)를 이용해 보정 한다. 두 번째 방법은 렌즈 왜곡의 비선형을 고려하기 위하여 인공신경망을 이용하는 것이다[9-13, 15, 16].

보정을 위해 초기에 사용되었던 카메라보정 식을 이용한 렌즈왜곡 모델 중 선형의 보정기법은 간단한 방법이지만 렌즈에 의한 왜곡으로 발생하는 비선형성이 완전히 무시되기 때문에 정확도에 큰 제약이 있다[12].

이와 같이 문제점을 가지고 있는 기존 모델을 대체하기 위해 인공신경망을 이용한 왜곡 보정이 새로운 방법으로 대두되었다[9-13, 15, 16]. 신경망 모델은 영상을 통한 문자의 인식과 복원에 사용되며[17], 다양한 적용 예 중 특히 매핑(mapping)에 관한 문제에 매우 유용하다고 알려져 있으며, 여러 모델링의 가장 적절한 해결책으로 머신 비전의 정확도 향상에 적합한 방법이다[14]. 그러나 기존의 신경망을 이용한 왜곡 보정 방법은 전체 영상을 한 개의 신경망으로 학습하여 여전히 많은 오차가 발생했으며 이는 대부분의 연구가 단순한 일대일 매칭 방법에 의해 보정을 하거나 왜곡변수 추정 도구로 신경망을 이용했기 때문이다[10].

최근까지도 렌즈의 왜곡을 보정하기 위하여 인공신경망을 적용한 연구가 있지만 새로운 인공신경망을 적용하여 오차를 감소시키거나[15, 18], 신경망과 통계기법을 적용하여 렌즈의 왜곡을 보정하였을 뿐[16] 렌즈의 실제적인 왜곡정도를 반영하지 않았다.

렌즈의 왜곡은 영상의 주점으로부터 반경에 비례 관계가 있기 때문에[19] 영상을 왜곡의 정도에 따라 분할하여 왜곡을 보정할 필요가 있다. 또한 데이터의 클러스터링(clustering)이 신경망의 정확도를 높일 수 있다는 선행연구[20]가 있기 때문에 렌즈의 왜곡 정도에 따라 영상을 분할하여 왜곡을 보정해야 한다.

따라서 본 연구에서는 렌즈 왜곡을 보정하기 위한 인공신경망의 적용에 앞서 k-means방법으로 렌즈의 왜곡 정도에 따른 클러스터링을 선행하는 방법을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 현재까지 사용된 렌즈 왜곡의 보정 방법에 대해 설명한다. 3장에서는 제안하는 렌즈왜곡 보정 방법에 대해 설명한다. 그리고 4장에서는 실제 실험을 통하여 제안하는 방법의 성능을 평가한다. 마지막으로 5장에서 결론을 맺는다.

II. 관련 연구

2.1 카메라 보정 식을 이용한 왜곡 보정

Tsai는 렌즈의 왜곡모델을 전체 카메라 모델에서 분리해 비선형 방정식을 최소화한 방법을 제안하였다[2-4]. 이 모델은 축방향 왜곡의 단순화한 모델 즉, 방사왜곡(radial distortion)에 대한 사항만을 다루었고 식의 단순화를 위하여 고차항을 무시하였다. Tsai의 방법 이후로 제안된 많은 방식들이 렌즈의 왜곡에 의해 나타나는 비선형부분을 분리하여 처리하고 있다. O.D.Faugueras와 G.Toscani는 Tsai가 제안한 대칭적인(symetric) 렌즈왜곡뿐만 아니라 비대칭적인(asymmetric) 렌즈왜곡을 보정하는 방법까지 포함하는 모델을 연구하였다[5]. J. Heikkila와 O. Silven은 미리 알고 있는 체스판 모양의 목적영상(target)을 이용해 방사 왜곡과 접선방향 왜곡을 보정하는 방법을 연구하였다[6]. Z.Zhang은 미리 알고 있는 목적영상을 이용해 카메라 파라미터를 구한 후 렌즈왜곡계수를 예상하는 방식을 보정에 적용하였다[7]. 한기태와 김희율은 표준 그리드 영상에서의 직선 교차점과 왜곡 그리드 영상에서의 직선에 대응되는 곡선 교차점간 관계로부터 보정 계수를 구하기 위해 표준영상과 왜곡영상간 기하학적 관계를 유도하여 워핑 모델을 설정하였다[8].

2.2 인공신경망을 이용한 왜곡보정

L. Berthouze등은 선형과 비선형의 렌즈를 이용해 뉴럴 네트워크 모델을 비교평가 하였다[9]. 장영희 등은 기존의 방법과 같이 카메라 모델을 설정하고 그 모델의 변수들을 계산하는 대신에 신경망 모델을 학습에 의해 구성한 후 왜곡을 보정하는 연구를 하였다[10]. 도용태 등은 역전파 알고리즘에 의해 학습된 다층 신경망의 함수 근사화 능력을 활용해 선형 기법의 오차패턴을 학습함으로써 간단하고 효과적으로 3차원 위치추정을 위한 스테레오 카메라 시스템을 보정하였다[11].

김민석과 우동민은 기존의 Tsai의 방법을 사용해 수식적으로 계산 할 때 적정도의 정확성을 가질 수 있는 내용은 수식적으로 계산하고 수식적으로 적정의 정확도를 얻기 힘든 왜곡 계수 등의 비선형 계산 부분은 신경망 학습을 통하여 왜곡계수를 내재할 수 있도록 하는 방법을 제안했다[12]. 도용태와 김명환은 GMDH(Group Method of Data Handling)를 이용한 다항네트워크를 이용하여 비선형 영상왜곡을 학습시켰다[15].

III. 영상분할과 신경망적용 알고리즘

3.1 제안한 방법

본 연구에서 제안한 알고리즘은 그림 1과 같이 왜곡영상과 표준영상 사이의 오차를 계산하고 K-means 군집분석을 이용해 오차정도에 따라 영상 영역을 분리한다. 그 후 각 군집별로 왜곡을 보정할 수 있는 신경망을 구성하고 학습시킨 뒤 검증된 신경망으로 매칭알고리즘을 설계한다. 모든 픽셀의 보정 좌표값이 설정된 매칭알고리즘을 이용하여 군집별로 분리된 영상을 역사상을 이용해 통합하는 방법으로 왜곡된 영상을 보정한다.

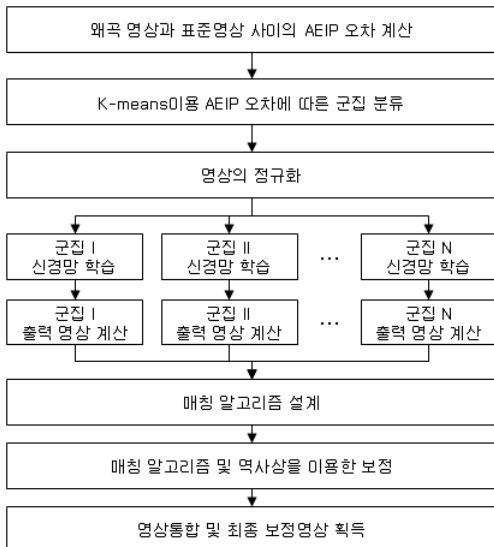


그림 1. 제안한 방법
Fig. 1. Proposed method

3.2 전처리

왜곡영상을 보정하기 위한 표준영상은 왜곡이 일어나는 카메라의 경우라도 영상의 중심에서는 왜곡에 대한 영향이 적은 특성을 이용하여 생성하였다.

왜곡영상의 블럽(blob) 중심점과 그 상하좌우 네 점들 사이의 거리의 평균을 구해 이것을 블럽의 간격으로 한다. 본 연구에서는 10픽셀의 일정한 간격이 설정되었다. 카메라로부터 획득한 왜곡영상과 표준영상은 그림 2와 같다.

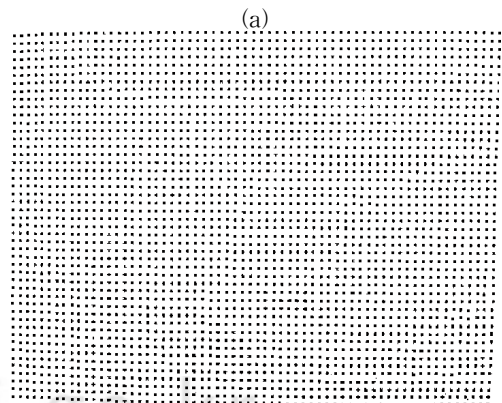
생성된 표준영상의 각 블럽 좌표와 왜곡영상의 각 블럽 좌표를 1대 1로 매칭시키면 왜곡이 어느 정도 일어났는지 알 수 있다. 이를 위해 실제 왜곡정도를 반영할 수 있는 AEIP (Average Error In Pixels) 오차를 계산한다. AEIP는 식 (1)과 같다.

$$AEIP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\sqrt{(x_s - x_D)^2 + (y_s - y_D)^2}) \quad (1)$$

여기서 x_s 와 y_s 는 표준영상의 x와 y좌표, x_D 와 y_D 는 왜곡영상의 x와 y좌표이고 n은 데이터의 개수를 의미한다.

영상을 분할하기 위해 본 연구에서는 비계층적 군집분석의 한 방법인 k-means 알고리즘을 이용한다. 앞 단계에서 구한 왜곡영상과 표준영상 사이의 각 블럽의 오차정도를 k-means 분석을 통해 군집화 하고 그 군집을 기준으로 영상을 분할한다.

군집의 개수 k는 5로 지정했으며 이는 왜곡이 심하지 않은 부분부터 심한 부분까지 5단계로 영상을 분할하기 위함이다. 군집분류를 위한 방법은 반복과 분류(Iterate and classify) 방법을 사용했으며 최대반복(Maximum Iterations)은 10으로 설정하였다.



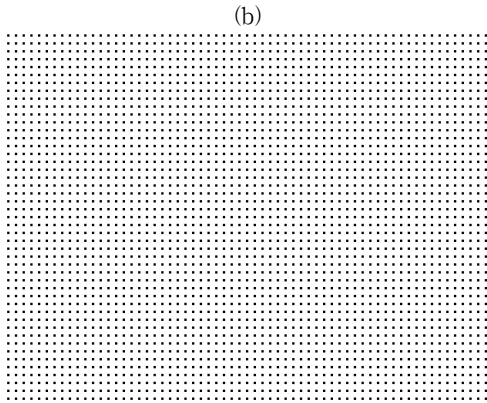


그림 2. (a)왜곡영상과 (b)표준영상
Fig. 2. (a)distortion image and (b)standard image

획득된 영상의 정규화는 640x480의 영상을 그림 3과 같이 x축이 -1에서 1사이의 범위를 갖고 y축이 -0.75에서 0.75 사이의 값을 갖도록 정규화 하였다.

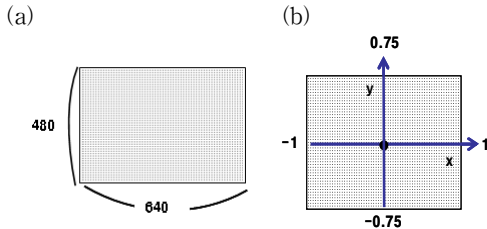


그림 3. 영상의 정규화 (a)원 영상 (b)정규화 영상
Fig. 3. Normalization (a)original image and (b)normalized image

3.3 인공신경망과 왜곡보정

인공신경망의 구조는 그림 4와 같이 신경망의 입력층에는 표준영상의 정규화된 x, y좌표를 입력값으로, 출력층에는 왜곡영상의 정규화된 x, y좌표를 출력값으로 넣었는데 이는 최종단계에서 역방향 사상(reverse mapping)을 하기 위함이다. 활성화함수는 비선형성을 보정할 수 있는 건설한 모델인 tangent-sigmoid 함수를 사용하였으며, 은닉층은 4개로 각각 10-9-6-8개의 뉴런을 가진 MLPNN(다층퍼셉트론신경망)구조로 설계하였다.

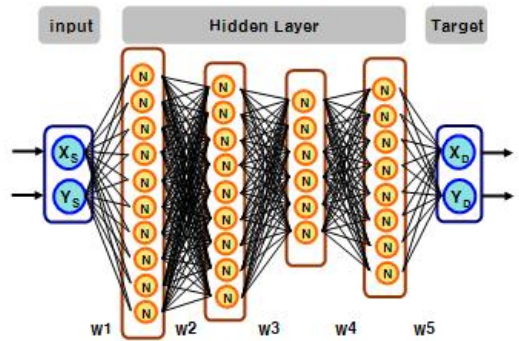


그림 4. 신경망 구조
Fig. 4. Neural network structure

설계된 인공신경망의 정확도를 평가하기 위한 신경망 검증 방법은 입력데이터를 정규화 하였기 때문에 1픽셀에 해당하는 값인 0.003125를 기준으로 작은 오차를 보이면 올바른 왜곡보정으로 판단하였다. 또한 AEIP를 사용하여 렌즈의 확대율과는 무관하게 카메라 보정의 정확도를 절대적으로 평가할 수 있게 하였다.

표준영상의 640x480에 해당하는 모든 픽셀 좌표값을 검증된 신경망에 넣어 학습함으로써 보정 영상에 사용할 새롭게 학습된 모든 픽셀의 좌표값을 얻을 수 있다. 이 값으로 1:1 픽셀매칭 알고리즘을 설계한다. 설계된 알고리즘을 이용해 군집별로 분리된 5개의 영상은 그림 5와 같이 역방향 사상을 통해 하나의 영상에 통합 한다.

왜곡영상을 매칭 알고리즘을 이용해 역방향 사상하면 보정된 좌표 값과 그에 대응하는 영상 화소 값을 얻을 수 있다. 역방향 매핑의 실제 구현 시 해당하는 이미지의 좌표는 정수가 아니라 실수가 나오게 된다. 따라서 해당 지점 밝기 값의 결정시 주변에 있는 정수 지점의 값을 이용하는 양선형 보간법(bilinear interpolation)을 사용해 화소 값을 결정하였다. 이렇게 보정된 좌표 값과 화소 값을 빈 영상에 차례로 사상시키면 최종적으로 보정된 영상을 얻을 수 있다.

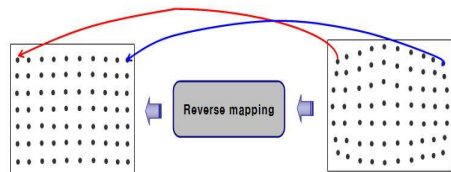


그림 5. 영상의 역사상
Fig. 5. Reverse mapping

IV. 영상의 왜곡 보정

4.1 실험방법

왜곡영상 획득을 위해서 웹캠(MF-200, ASUSTek Computer Inc., Taiwan)카메라를 사용하였다. 연구에 사용된 카메라는 640 x 480의 해상도를 가지는 CMOS카메라이며 EFL(Equivalent Focal Length)은 3.5mm로 35mm film의 27mm와 동등하다. 실험에 사용될 영상은 640x480의 크기를 가지며 3x3픽셀의 검은 점을 갖는 블럽(blob)영상을 사용하였다. 블럽 영상이나 격자영상을 사용하는 방법은 각각의 점이나 교차점이 왜곡이 되지 않았을 때 원래 있어야 할 위치를 표준영상으로 만들어 1대1로 매칭시켜 보정정도를 판단할 수 있기 때문에 카메라 보정에 관련된 실험에 대부분 쓰이는 방법이다[12, 20].

블럽의 개수는 전체 2961개로 생성하였고 학습 데이터 세트와 검증 데이터 세트를 추출 할 때 3:1의 비율로 추출하였다. 기존방법과 비교하기 위하여 먼저 영상을 분할하지 않고 전체영상을 1개의 인공지능망을 사용해 왜곡을 보정하였다. 학습데이터는 블럽 좌표 값 2222개, 검증데이터는 학습에 포함되지 않은 블럽 좌표 값 739개로 설정하였다.

4.2 K-means 결과

영상분할을 하기위해 AEIP 오차를 고려해 군집분석을 하였다. 그 결과 왜곡영상의 오차분포와 비슷한 동심원 모양의 패턴으로 5가지의 군집이 형성되었다. 그림 6은 5가지의 군집 분석 결과를 영상위치에 나타낸 것이다. 왜곡현상이 거의 없는 영상의 중앙부분에 하나의 군집이 형성되었고 그 주변으로 방사형태의 군집이 형성되었으며 왜곡현상이 가장 심한 영상의 모서리 부분이 따로 군집으로 형성된 것을 확인할 수 있다.

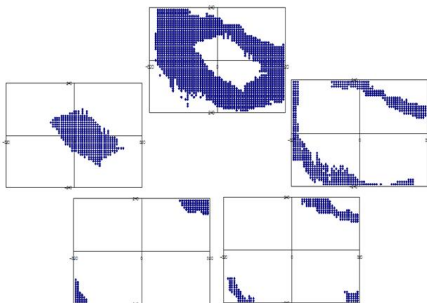


그림 6. K-means 군집분석 결과
Fig. 6. Image result of k-means analysis

표 1은 k-means 분석의 통계적 결과를 나타낸다. 먼저 케이스 할당을 위한 임시적인 값인 초기의 군집 중심점(initial cluster centers)이 지정된다. 이러한 초기 군집 중심 값을 기준으로 각 관측대상과 각 군집의 중심점간 거리를 계산하여 거리가 가장 가까운 군집에 해당자를 할당한다.

표 1. K-means 군집분석 결과
Table 1. Statistical result of k-means analysis

	Cluster				
	1	2	3	4	5
VAR00005	10,7703	,0000	8,2452	5,6569	2,8284

Iteration	Change in Cluster Centers				
	1	2	3	4	5
1	,598	1,003	,283	,363	9,129E-02
2	,465	,000	,269	,427	,160
3	,311	,000	,350	,143	3,670E-02
4	,324	,000	,352	7,619E-02	,000
5	,374	,000	,412	8,506E-02	,000
6	1,517E-02	,000	,119	5,096E-02	,000
7	,158	,000	8,794E-02	,000	,000
8	,000	,000	,000	,000	,000

	Cluster				
	1	2	3	4	5
VAR00005	8,5245	1,0029	6,3736	4,5123	2,7233

Cluster	Distances between Final Cluster Centers				
	1	2	3	4	5
1		7,522	2,151	4,012	5,801
2	7,522		5,371	3,509	1,720
3	2,151	5,371		1,861	3,650
4	4,012	3,509	1,861		1,789
5	5,801	1,720	3,650	1,789	

이 과정은 Iteration History를 통해 확인할 수 있으며 유사성의 값이 낮을수록 군집화에 따르는 오류가 작은 것이므로 앞 단계와 비교했을 때 오류가 발생하지 않을 때까지 반복 실행을 하게 된다. 그 결과 최종 군집 중심점(final cluster centers)이 형성되고 각 군집 중심점 사이의 거리(distances between final cluster centers)가 나타나게 된다.

k-means 분석을 통해 분류된 각 블럽의 수와 인공지능망에 쓰일 학습데이터(training set)와 검증데이터(validation set)의 수는 표 2와 같다.

표 2. 각 군집별 전체 블럽 수와 신경망 데이터의 수
Table 2. Number of blob, training and validation data

cluster	1	2	3	4	5
blob	109	449	204	562	1637
training	82	337	153	422	1228
validation	27	112	51	140	409

4.3 왜곡영상의 보정결과

k-means 군집분석으로 형성된 5개의 군집을 기준으로 영상을 분할한다. 그리고 각 분할된 영상에 영상을 분할하지 않고 전체영상에 인공신경망을 적용했을 때와 같은 신경망 구조를 적용한다. 그 후 분할된 각 영역의 블럽점이 아닌 모든 픽셀점을 각각 신경망을 이용해 학습시킨다. 이를 통해 픽셀매칭 알고리즘을 설계하여 모든 픽셀점이 보정된 영상위치에 대응되도록 한다. 최종적으로 양선형 보간법과 역방향 사상을 거치면 왜곡이 보정된 영상을 얻게 된다. 그림 7은 제안한 방법을 이용해 왜곡 영상을 보정한 결과영상을 나타낸다.

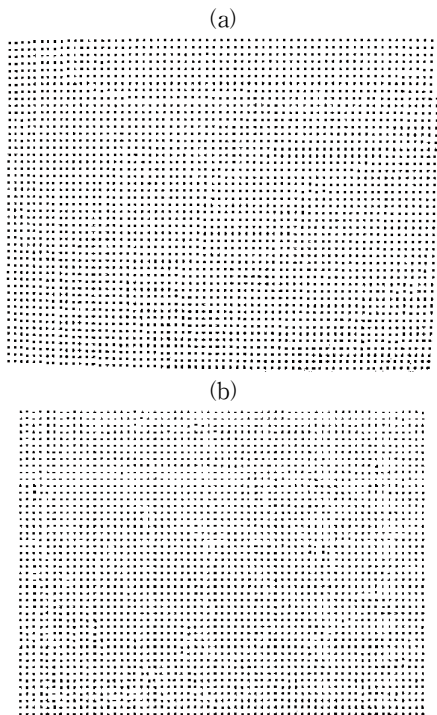


그림 7. (a)왜곡영상 (b)제안한 방법으로 보정된 영상
Fig. 7 (a)distortion image and (b)correction image using proposed algorithm

4.4 보정방법 비교

왜곡영상, 영상을 분할하지 않고 단일신경망을 적용한 Method A, 그리고 영상을 분할한 제안한 방법의 AEIP를 각각 비교한 결과는 표 3과 같다. 표 3의 XE와 YE는 식(2)로 계산하였다.

$$\begin{aligned} XE_i &= |X_{wi} - O_x| \\ YE_i &= |Y_{wi} - O_y| \end{aligned} \tag{2}$$

여기서, (O_{xi}, O_{yi}) 는 신경망의 왜곡 보정 값, (X_{wi}, Y_{wi}) 는 표준영상의 좌표 값, XE_i 는 표준영상의 x축 방향의 절대 에러 그리고 YE_i 는 표준영상의 y축 방향의 절대 에러이다.

제안한 방법으로 영상을 보정하였을 경우 학습결과와 AEIP는 0.2859, 검증결과와 AEIP는 0.3483으로 나타났다. 이는 왜곡 영상의 AEIP와 비교하였을 때 학습결과와 AEIP의 경우 8.8%, 검증결과와 AEIP의 경우 10.7% 수준에 불과한 수치이다. 또한 Method A와 비교하였을 때 AEIP기준의 정확도가 학습결과와 AEIP의 경우 26.5%, 검증결과와 AEIP의 경우 17.6%가 향상되었다.

표 3. 보정 방법에 따른 결과 비교
Table 3 Results of existed method and proposed method

Methods		XE	YE	AEIP
Distorted image		2.2195 ±2.80	1.9126 ±2.15	3.2633
Method A	training	0.2508 ±0.30	0.2332 ±0.28	0.3809
	validation	0.2911 ±0.39	0.2338 ±0.29	0.4128
Proposed	training	0.1922 ±0.25	0.1639 ±0.22	0.2859
	validation	0.2314 ±0.30	0.2034 ±0.28	0.3483

그림 8은 왜곡영상과 기존의 단일 신경망을 적용하여 보정된 결과와 본 연구에서 제안한 방법을 이용한 렌즈 왜곡이 보정된 영상이다. 그림 8(a)에 나타난 영상의 왜곡현상이 그림 8(c)와 같이 보정되었다.

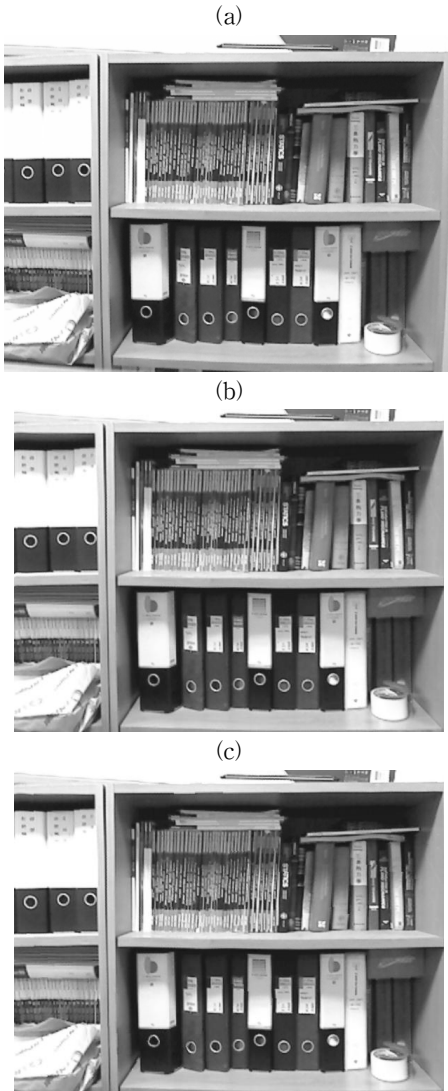


그림 8. 각 알고리즘의 보정 결과 (a)왜곡영상 (b)방법 A (c)제안한 방법
 Fig. 8 corrected image using each algorithm (a)distortion image (b)Method A (c)Proposed algorithm

V. 결론

본 연구에서는 렌즈왜곡의 보정을 위해 기존 카메라 보정 방법과 인공지능망 보정방법의 문제점을 보완하는 새로운 방법을 제안하였다. 이는 렌즈왜곡의 특성을 포함하는 보다 정확한 보정방법으로 k-means 군집분석을 이용해 실제 왜곡정

도에 따라 영상을 분할한 후 분할된 각 영역에 인공지능망을 설계하고 적용하였다. 제안한 방법을 사용한 경우 영상분할을 하지 않고 인공지능망을 사용한 기존방법보다 정확도가 26.5%(학습), 17.6%(검증) 향상된 결과를 보였다.

본 연구에서는 k-means 방법을 사용해 5개의 군집을 설정하고 분석하였는데 향후에는 AEIP에 따라 최적의 군집 개수를 설정하는 연구가 필요할 것으로 사료된다. 또한 본 연구에서 사용한 인공지능망은 일반적인 다층퍼셉트론신경망이기 때문에 최근에 개발된 GMDH 신경망(15)등의 새로운 구조의 신경망을 적용하면 왜곡보정의 정확도가 높아질 것으로 기대한다.

참고문헌

- [1] J. Weng, P. Cohen, and M. Herniou, "Camera calibration with distortion models and accuracy evaluation," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 14, No. 10, pp. 965-980, Oct. 1992.
- [2] R. Y. Tsai, "An Efficient and Accurate Camera Calibration Technique for 3D Machine Vision," *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, MiamiBeach, pp.364-374, June 1986.
- [3] R. Y. Tsai, "Metrology Using Off-the-Shelf TV Cameras and Lenses," *IEEE Journal of Robotics and Automation*, Vol. 3, No. 4, pp. 323-344, Aug. 1987.
- [4] R. Y. Tsai, "A Versatile Camera Calibration Technique for High-Accuracy 3D Machine Vision Metrology Using Off-the-Shelf TV Cameras and Lenses," *IEEE Journal of Robotics and Automation*, Vol. 3, No. 4, pp. 323-344, Aug. 1987.
- [5] O. D. Faugeras and G. Toscani, "The calibration problem for stereoscopic vision," *Sensor Devices and Systems for Robotics*, Vol. F52, pp. 195-213, Dec. 1989.
- [6] J. Heikkila and O. Silven, "A Four-Step Camera Calibration Procedure with Implicit Image Correction," *In Proc. of IEEE Computer*

Vision and Pattern Recognition, pp. 1106-1112, June 1997.

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

[8] 한기태, 김희율, "복합 왜곡 영상을 위한 보정계수 자동추출 방법," 한국통신학회논문지, 제26권, 3호, 302-31쪽, 2001년 3월.

[9] L. Berthouze, F. Chavand and C. Barret, "A camera neural model," IEEE Int. Conf. on Systems, Man and Cybernetics, pp. 2124-2127, Oct. 1996.

[10] 장영희, 왕한홍, 김휘동, 한성현, "뉴럴네트워크를 이용한 카메라 보정기법 개발," 한국공작기계기술학회 추계학술대회 논문집, 225-229쪽, 1997년 11월.

[11] 도용태, 이대식, 류석환, "3차원 위치측정을 위한 스테레오 카메라 시스템의 인공 신경망을 이용한 보정," 센서학회지, 제7권, 6호, 418-425쪽, 1998년 1월.

[12] 김민석, 우동민, "신경망을 이용한 렌즈의 왜곡 모델 구성 및 카메라 보정," 산업기술연구소논문집, 19권, 404-408쪽, 2000년.

[13] 우동민, 김민석, "신경망을 이용한 렌즈 왜곡 모델을 이용한 카메라 보정," 산업기술연구소논문집, 20권, 345-350쪽, 2001년.

[14] C. T. Su, C. A. Chang and F. C. Tien, "Neural networks for precise measurement in computer vision systems," Computers in Industry, Vol. 27, No. 3, pp. 225-236, Nov. 1995.

[15] Y. T. Do and M. H. Kim, "Learning image distortion using a GMDH network," Lecture notes in computer science, Vol. 3972, pp. 557-562, May 2006.

[16] L. N. Smith, and M. L. Smith, "Automatic machine vision calibration using statistical and neural network methods," Image and vision computing, Vol. 23, pp. 887-899, Sept. 2005.

[17] 장재혁, 박중양, 박재홍, "신경회로망과 기억이론

에 기반한 한글영상 인식과 복원," 한국컴퓨터정보학회지, 제 10권, 4호, 17-28쪽, 2005년 9월.

[18] G. Coppini, S. Diciotti, and G. Valli, "Matching of medical images by self-organizing neural networks," Pattern recognition letters, Vol. 25, No. 3, pp. 341-352, Feb. 2004.

[19] 유원필, 정연구, "내장형 렌즈 왜곡 보정 알고리즘 구현을 위한 이미지 워핑 방법," 정보처리학회논문지 B, 제10권, 4호, 373-380쪽, 2003년 8월.

[20] Q. Fu, S. X. Hu, and S. Y. Zhao, "Clustering-based selective neural network ensemble," Journal of zhejiang university science, Vol. 6A, No. 5, pp. 387-392, May 2005.

저 자 소 개

신 기 영



2004년 성균관대학교 바이오메카트로닉스학과 학사
 2006년 성균관대학교 생명공학부 석사
 2006년 ~ 현재 성균관대학교 생명공학부 박사과정
 <관심분야> 컴퓨터 비전, 카메라 보정, 생체신호처리

배 장 한



2007년 성균관대학교 바이오메카트로닉스학과 학사
 2009년 성균관대학교 생명공학부 석사
 <관심분야> 컴퓨터 비전, 카메라 보정, 보정S/W개발

문 정 환



1998년 University of Iowa 박사
 2002년 Tokyo Denki University 초빙교수
 2002년 ~ 현재 성균관대학교 생명공학부 부교수
 2006년 ~ 현재 성균관대학교 바이오메카트로닉스센터 센터장
 <관심 분야> 생체역학, 스포츠역학, 컴퓨터 비전, 인간공학