

Scene-based Nonuniformity Correction for Neural Network Complemented by Reducing Lense Vignetting Effect and Adaptive Learning rate

Gun-hyo No*, Yong-hee Hong**, Jin-ho Park***, Ho-jin Jhee****

Abstract

In this paper, reducing lense Vignetting effect and adaptive learning rate method are proposed to complement Scribner's neural network for nuc algorithm which is the effective algorithm in statistic SBNUC algorithm. Proposed reducing vignetting effect method is updated weight and bias each differently using different cost function. Proposed adaptive learning rate for updating weight and bias is using sobel edge detection method, which has good result for boundary condition of image. The ordinary statistic SBNUC algorithm has problem to compensate lense vignetting effect, because statistic algorithm is updated weight and bias by using gradient descent method, so it should not be effective for global weight problem same like, lense vignetting effect.

We employ the proposed methods to Scribner's neural network method(NNM) and Torres's reducing ghosting correction for neural network nuc algorithm(improved NNM), and apply it to real-infrared detector image stream. The result of proposed algorithm shows that it has 10dB higher PSNR and 1.5 times faster convergence speed then the improved NNM Algorithm

▶Keyword: SBNUC, improved NNM, Neural Network, statistic, scene based nonuniformity correction,

I. Introduction

현재 적외선 센서는 군사, 의료, 공장 자동화, 보안 등 다양한 분야에 걸쳐 사용된다. 현재 사용되는 대부분의 적외선 센서는 초점평면배열(Focal Plane Array, FPA)인 2차원 매트릭스 구조로 구성되어있고, 이 초점평면배열이 물체의 적외선 방사에너지에 반응하여 전기적 신호를 출력하게 되고, 이를 통해 적외선 영상 이미지를 획득한다[1]. 적외선 센서는 초점평면배열(FPA)을 구성하고 있는 각 소자들의 반응 특성과 전기적 신호를 양자화하기 위한 변환장치 채널간의 특성 차에 의해 고정패턴잡음(Fixed Pattern Noise, FPN)을 발생한다. 또 적외선 방사에너지를 집광하는 광학부품에 의해 지역적인 불균일함이 발생한다. 이런 영상의 불균일 특성을 보정하기 위한 방법으로 크게 균일한 흑체 면을

이용한 불균일보정(Calibration Based Non Uniformity Correction, CBNUC) 방법과 초점평면배열에 집광되는 적외선 신호를 이용한 영상 기반의 불균일보정(Scene Based Non Uniformity Correction, SBNUC)기법이 있다[2].

CBNUC는 균일한 적외선 에너지를 방사하는 흑체를 사용하여 적외선 신호의 불균일성을 보정하기 위한 계수들을 획득하는 불균일보정(Non Uniformity Correction, NUC) 방법이다. CBNUC로는 일반적으로 이점 불균일보정(2 Point NUC) 방법을 많이 사용한다. 이점 불균일보정 방법은 적외선 센서 출력을 선형방정식으로 가정하고, 서로 다른 2개의 흑체온도 영상을 활용하여, 이득(Gain)과 오프셋(Offset)을 구한다. 가장 많이 쓰

*First Author: Gun-Hyo No, Second Author: Yong-Hee Hong, Thrid Author: Jin-Ho Park, Corresponding Author: Ho-Jin Jhee
*Gun-Hyo No(gunhyo.no@lignex1.com), LIG Nex1

**Yong-Hee Hong(yonghee.hong@lignex1.com), LIG Nex1

***Jin-Ho Park(jhpark80@lignex1.com), LIG Nex1

****Ho-Jin Jhee(hojin.jhee@lignex1.com), LIG Nex1

• Received: 2018. 04. 09, Revised: 2018. 06. 02, Accepted: 2018. 06. 20.

• This work was funded by the Critical Technology R&D Program through the Defense Industry Technology Center and the Institute of Civil Military Technology Cooperation.

이는 만큼 시스템 구성과 필요 메모리 용량이 작고 간단하게 구현할 수 있으나, 적외선 센서 출력을 단순하게 선형방정식으로 가정하였기 때문에, 시스템 운용상에 발생하는 내부 열원이나 주변 환경에 의한 온도변화에 대응하기 어려운 단점이 있다. 이런 단점을 보완하기 위해 흑체 역할을 대신할 가림 막 장치를 시스템에 적용하여 가림 막 보정을 추가적으로 수행한다. 이 경우 가림 막 제어와 이를 위한 기구적 부피 증가, 연속적인 영상획득이 힘들다는 문제점이 있다[3].

SBNUC는 별도의 교정 장비를 사용하지 않고, 실제 시스템 운용 시, 획득되는 적외선 영상 정보를 바탕으로 불균일 보정 계수를 획득하고 이를 지속적으로 갱신하는 방식이다. 따라서 CBNUC 대비 별도의 작업이 필요 없지만, 교정 장비를 사용하지 않기 때문에, 절대적인 영상품질은 CBNUC에 비해 다소 떨어진다. 하지만, 적외선 영상시스템의 운용에 따른 열화 현상 및 적외선 검출기의 성능변화에 능동적으로 대응하여 운용 시마다 그 환경과 상황에 맞는 보정 계수를 획득하기 때문에 큰 폭의 성능 변화 없이 항상 일정 수준 이상의 영상 품질을 유지할 수 있다는 장점이 있다[4-6].

SBNUC는 크게 통계 기반의 불균일보정 기법과 정합 기반의 불균일보정 기법으로 나눌 수 있다.

시공간 상에서 초점평면배열(FPA)로 입사되는 복사량이 동일하다는 가정에서 출발하는 통계 기반(Statistics Based) 불균일보정 방법과 각 프레임 간의 영상정보가 동일하다는 가정에서 출발하는 정합 기반(Registration Based) 불균일 보정 방법으로 분류될 수 있다.

통계 기반의 불균일보정은 신경망 방식(Neural Network Method, NNM), 일정 통계치 방식(Constant Statistics Method, CSM) 등의 다양한 알고리즘을 적용하여 연구되고 있다[4-6].

정합기반의 알고리즘 대비 통계 기반의 알고리즘은 그 연산과 수식이 실시간화 하는데 적합하여, 실시간화 구현에 장점이 있다. 하지만 정합기반 알고리즘에 비해 상대적으로 수렴속도가 늦고, 고스트 현상에 취약한 단점이 있다.

따라서, 통계 기반의 알고리즘은 수렴속도와, 고스트 현상을 개선하는 방향으로 많은 연구가 이루어지고 있다. 본 논문에서 제안한 GGSC(Global Gain Step Compensation) 방법을 통해 광학부품에 의한 비네팅 문제를 개선하여 영상품질 향상을 위한 연구를 하였고, 가변학습률에 에지 검출을 적용하여 수렴속도를 증가시킬 수 있는 방안을 연구하였다.

본 논문은 II장에서 SBNUC 관련하여 국내외 동향을 조사하였다. III장에서는 기존 NNM 알고리즘 중 고스트 현상을 개선한 improved NNM 알고리즘을 기술하였다. IV장에서는 본 논문에서 제안한 기존 improved NNM 알고리즘의 영상품질과 수렴속도를 보완한 방법과 결과를 기술한다. V장에서는 결론 및 향후 연구방향을 다룬다.

II. Preliminaries

1. Related works

1.1 Domestic and Foreign Trends

확률 기반 계열의 SBNUC 알고리즘인 CS 알고리즘과 NNM 알고리즘 모두 수렴속도와 고스트 현상을 개선시키는 방향으로 연구되고 있다[7].

정합 기반 계열의 SBNUC 알고리즘 동향은 기존 Hardi의 MCA(Motion Compensated Average) 알고리즘에서 프레임 획득과 동시에 불균일보정 계수 추정 및 적용이 가능한 IRLMS(Interframe Registration Least Mean Square error), 모션 이동량의 정확도 및 가변 학습률을 적용한 improved IRLMS 등으로 연구가 되고 있다[8-9].

본 논문에서 소개할 NNM 알고리즘의 SBNUC 역시 앞서 언급한 바와 같은 확률 기반의 SBNUC 알고리즘 중 하나이다. Scribner가 제안한 NNM 알고리즘은 인접한 픽셀들을 신경망 구조에 적용하여 비용함수를 정의하고, 경사하강법(Gradient Descent)을 통해 이득과 오프셋의 최적값을 갱신하는 방법이다[4]. 본 논문에서 보완한 improved NNM 알고리즘은 최적값 갱신 시 입력영상의 편차와 모션 이동량을 적용한 가변 학습률을 통해 확률 기반 SBNUC의 단점인 낮은 수렴속도와 고스트 현상을 개선하였다[10-11].

III. improved NNM SBNUC

1. Nonuniformity Correction Model

적외선 검출기의 출력특성을 식(1)과 같이 선형 모델로 정의할 수 있다[13-14].

$$Y_{ij}(n) = g_{ij}(n) \cdot X_{ij}(n) + o_{ij}(n) \quad (1)$$

$Y_{ij}(n)$ 는 적외선 센서 출력 중 n 번째 프레임의 i 번째 열과 j 번째 행에서 출력된 전압값, $g_{ij}(n)$ 은 n 번째 프레임의 이득, $o_{ij}(n)$ 은 n 번째 프레임의 오프셋, $X_{ij}(n)$ 은 n 번째 프레임에서 실제 적외선 센서가 받은 방사에너지를 나타낸다.

불균일 보정(NUC) 모델은 불균일한 검출기 출력인 $Y_{ij}(n)$ 를 보정하여 실제 방사에너지인 $X_{ij}(n)$ 이 되도록 식(2)와 같이 변환하여 사용된다[15]

$$X_{ij}(n) = w_{ij}(n) \cdot Y_{ij}(n) + b_{ij}(n) \quad (2)$$

$$w_{ij}(n) = \frac{1}{g_{ij}(n)} \quad (3)$$

$$b_{ij}(n) = -\frac{o_{ij}(n)}{g_{ij}(n)} \quad (4)$$

식(3)의 $w_{ij}(n)$ 는 보정모델에서 이득과의 관계를 나타내고 있고, 식(4)의 $b_{ij}(n)$ 는 보정모델에서 이득과 오프셋의 관계를 나타내고 있다.

2. Neural Network

Scribner의 NNM 알고리즘은 특정 Pixel 주변에 인접한 이웃 픽셀들은 같은 적외선 에너지를 받을 확률이 높다는 가정을 한다.

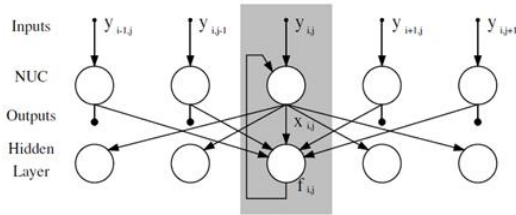


Fig. 1. Neural Network Structure

따라서, 그림 1 처럼 인접 픽셀들과의 Feedback 구조를 통해 불균일 보정계수인 이득과 오프셋 값을 갱신하면서, 최적 값을 찾는다[4].

3. Gradient Descent

인접한 Pixel들 간의 출력이 동일하다고 가정하였기 때문에 신경망 구조에서 불균일보정 계수인 이득과 오프셋을 갱신하는 방법은 아래 그림 2와 같이 Gradient Descent Method를 적용한다.[16-17]

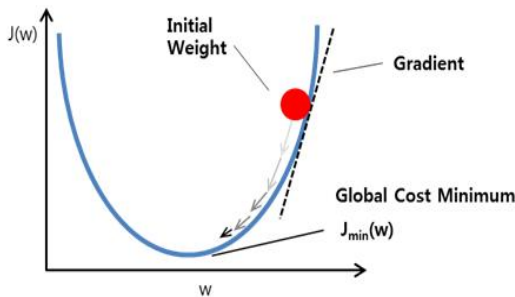


Fig. 2. Gradient Descent Method

오차함수와 비용함수는 LMS(Least Mean Square error) 알고리즘을 적용하여 아래 식(5)(6)와 같이 정의한다.[12]

$$e_{ij}(n) = T_{ij}(n) - \hat{X}_{ij}(n) \quad (5)$$

$$J_{ij}(n) = (e_{ij}(n))^2 = (T_{ij}(n) - \hat{X}_{ij}(n))^2 \quad (6)$$

최적의 이득과 오프셋을 찾기 위해서는 비용함수가 0으로 수렴해야 하고, 이를 위해 $e_{ij}(n)$ 을 식(7)(8)와 같이 이득과 오프셋으로 각각 편미분 한다.

$$\frac{\partial J_{ij}(n)}{\partial w_{ij}(n)} = \frac{8v(v+1)}{(2v+1)^2} e_{ij}(n) y_{ij}(n) \quad (7)$$

$$\frac{\partial J_{ij}(n)}{\partial b_{ij}(n)} = \frac{8v(v+1)}{(2v+1)^2} e_{ij}(n) \quad (8)$$

아래 식(9)(10)와 같이 다음 프레임에 적용할 이득과 오프셋을 갱신 한다.

$$w_{ij}(n+1) = w_{ij}(n) - \eta_{ij}(n) \frac{8v(v+1)}{(2v+1)^2} y_{ij}(n) e_{ij}(n) \quad (9)$$

$$b_{ij}(n+1) = b_{ij}(n) - \eta_{ij}(n) \frac{8v(v+1)}{(2v+1)^2} e_{ij}(n) \quad (10)$$

4. improved Neural Network SBNUC

improved NNM 알고리즘에서는 기존 확률기반 SBNUC 알고리즘의 단점인 고스트 현상과 느린 수렴속도 향상을 위해 이득과 오프셋 갱신 시 적용되는 학습률을 현재 영상 상황에 따라 가변되게 하였다. 센서의 이동량 예측을 통해 전체적인 학습률을 조정하고, 영상의 지역적인 표준편차를 통해 픽셀별로 각기 다른 학습률을 적용하여 과잉학습으로 인한 고스트 현상 및 낮은 학습률로 인한 느린 수렴속도를 개선하였다.

아래 식(11)은 improved NNM 알고리즘에 적용된 가변 학습률을 나타내고, ΔY_{motion} , $\sigma_{Y_{ij}}$, K_{aln} 는 각각 센서 이동량, 특정 픽셀의 편차, 상수이다.

$$\eta_{ij}(n) = K_{\text{aln}} \frac{1}{1 + \sigma_{Y_{ij}}} \Delta Y_{\text{motion}} \quad (11)$$

4.1 Motion Estimation

센서의 움직임이 없는 경우, 즉 카메라의 이동이 없을 때는 상대적으로 높거나 낮은 온도의 방사에너지를 받는 영역의 학습이 과잉되어, 고스트 현상 발생 확률이 높아진다.

따라서, 카메라의 움직임량을 학습률에 반영하여, 카메라 정지 시 이득과 오프셋을 갱신하지 않는 방법으로 고스트 현상을 줄인다. 반대로 이동량이 많을 때는 영상 전체적으로 학습률을 올려 수렴속도를 향상시키게 된다.

카메라의 이동량은 식(12)(13)과 같이 연속된 2개의 영상을 주파수 도메인으로 변경하여 정규화된 상관 파워 스펙트럼(Normalized Cross-Power Spectrum)을 구하고 다시 공간 도메인으로 변경하여 식(14)와 같이 추정한다.

식(14)를 통해 얻은 x, y축 각각의 이동량을 그래프로 도시화 하여 그림 3과 같이 나타내었다.

$$FFT^{-1}(P(u, v)) = \delta(x - x_0, y - y_0) \quad (12)$$

$$P(u, v) = \frac{\bar{Y}_n(u, v) \text{conj}(\bar{Y}_{n-1}(u, v))}{|\bar{Y}_n(u, v) \text{conj}(\bar{Y}_{n-1}(u, v))|} \quad (13)$$

$$\Delta Y = |x_o| + |y_o| \quad (14)$$

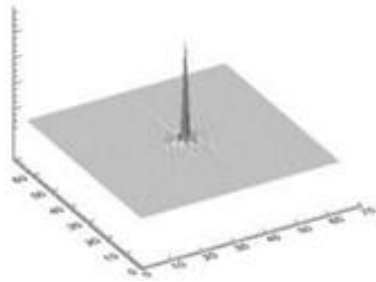


Fig. 3. Result of Motion Estimation

4.2 Local Standard Deviation

적외선 센서가 받아들이는 방사에너지는 실제 표적에 따라 다양한 양과 종류의 적외선 에너지로 구성된다.

따라서, 상황에 맞게 학습률을 좀 더 효과적으로 올리고 고스트 현상을 개선하기 위해서는 전체 픽셀에 동일한 값을 적용하지 않고, 해당 픽셀의 지역적인 표준편차를 고려하여 픽셀별로 별도의 학습률을 가지게 한다.

따라서, 높은 공간 주파수 성분을 가진 픽셀들은 영상의 에지 부분이기 때문에 높은 지역적인 표준편차 값을 가지게 되고, 이는 해당 픽셀에 대해 낮은 학습률이 적용되므로 고스트 현상 및 수렴속도를 향상 시킨다.

IV. The Proposed Scheme

1. Structure of Algorithm

기존 improved NNM 알고리즘을 개선하기 위해 GGSC 기법과 가변학습률에 에지 검출 기법을 적용하였다. 그림 4는 본 논문에서 제안하는 알고리즘의 구조를 보여준다. 본 논문에서는 기존 improved NNM 알고리즘을 보완하기 위해 기존 알고리즘 구조에서 다음과 같은 기능을 추가하였다. GGSC 적용을 위해 GWO(Global Weight Operation) 블록을 추가하였고, 가변학습률에 에지 검출 기법을 적용할 수 있도록 불균일보정 연산 출력부에 Sobel Edge Detection 블록을 추가하였다.

특히, GWO 블록은 히스토그램변화가 적은 적외선 영상의 특성상 이전 프레임의 평균정보를 이용할 수 있기 때문에, 연산 속도 면에서 장점이 있다.

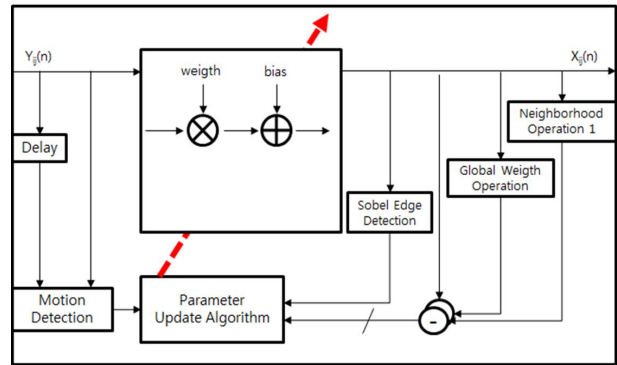


Fig. 4. Block Diagram of the proposed SBNUC

2. Global Gain Step Compensation

광학부품을 이용하여 신호를 집광하는 영상 시스템에서는 아래 그림 5(a) 처럼 렌즈에 의해 영상의 중앙에서 멀어질수록 COS⁴ 만큼의 신호 감쇄가 생기는 비네팅 현상이 발생한다. 또한 그림 5(b) 처럼 검출기가 기본적으로 가지고 있는 전체적인 오프셋으로 인한 불균일성이 있다.

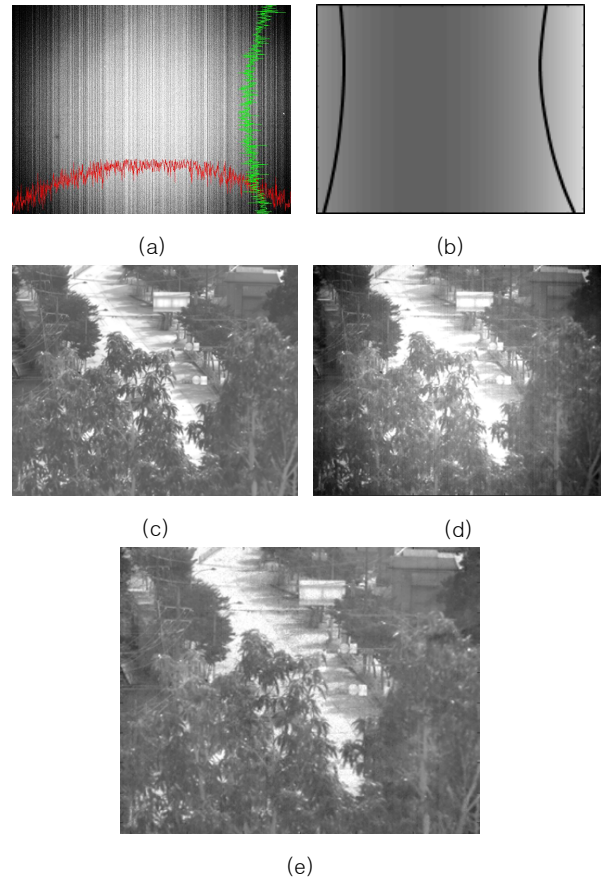


Fig. 5. Vignetting (Illumination Falloff) (a) is blackbody scene for MWIR Detector. (b) is Global Offset for SWIR Detector. (c) CBNUC result(2Point Correction). (d) is SBNUC result(NNM) after 300 frame. (e) is proposed NNM SBNUC result after 300 frame.

기존의 CBNUC에서는 흑체를 통해 균일한 온도면을 바라보고 보정 계수를 생성하기 때문에, 그림 6 처럼 보정계수인 이득값에 의해 검출기 자체의 불균일성뿐만 아니라 렌즈에 의한 비네팅 효과를 보상하게 된다.

하지만 실제 운용 시 획득하는 영상을 통해 불균일보정을 하는 SBNUC 알고리즘들은 비네팅 효과를 보상해줄 흑체와 같은 별도의 교정장치가 없기 때문에, 그림 6(a) 처럼 비네팅 효과 같은 영상 전체에 걸쳐 나타나는 출력특성을 효과적으로 보정할 수 없게 된다.

improved NNM 알고리즘 역시 SBNUC 알고리즘 중 하나이고 인접 픽셀들이 동일한 적외선 방사량을 받는다는 가정을 하였기 때문에, 위에서 언급한 영상 전체에 걸쳐 있는 비네팅 뿐만 아니라 검출기 제작 시 발생할 수 있는 전체적인 오프셋 역시 효과적으로 보정할 수 없게 된다.

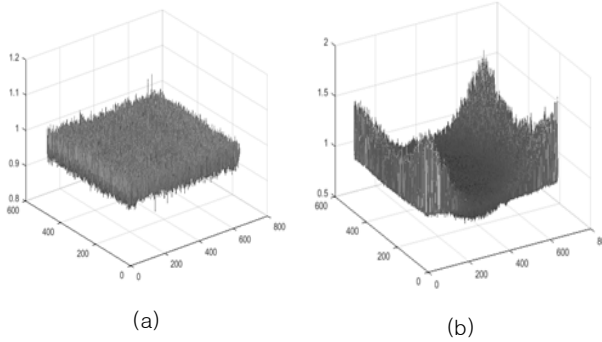


Fig. 6. weight parameter after 300 frame
(a) is weight for NNM SBNUC. (b) is weight for proposed NNM SBNUC

따라서, 본 논문에서는 이러한 improved NNM 알고리즘의 단점을 개선하기 위해 이득과 오프셋에 각각 별도의 비용함수를 정의하였고, 이를 통해 각기 다른 학습률을 적용하였다.

이득 갱신에 사용되는 오차함수는 식(15)와 같이 전체 영상의 평균 출력값을 목표 값으로 적용하였다. 제안한 알고리즘은 비네팅 같은 영상의 전체적인 편차를 보상하는 방법이므로, 기존 improved NNM 알고리즘과 같이 인접 영역으로 오차함수를 구하게 되면 local minimum problem에 빠지게 되어, 비네팅 현상이 보상되지 않는다.

아래 그림 7과 같이 목표값을 전체 평균으로 잡으면, 가장 자리의 신호가 감쇄되는 부분은 평균을 맞추기 위해 이득의 전체적인 갱신 방향이 위쪽으로 진행되고, 가운데 밝은 부분은 가장 자리와 반대방향의 방향성이 생기게 되어, 효과적으로 비네팅 보정이 가능해 진다.

$$e_{ij}(n) = T_{ij}(n) - IMG_{Average} \quad (15)$$

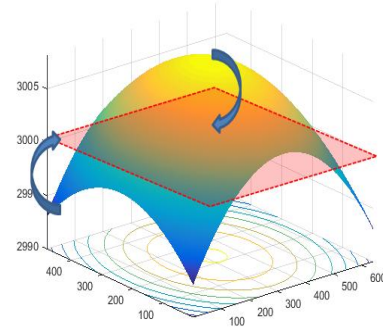


Fig. 7. Direction of weight update

따라서 일부 특정 공간, 또는 인접 픽셀들의 출력값을 기반으로 최적의 이득값을 갱신해나가는 방식이 아니라, 전체 신호의 출력 레벨을 이용하기 때문에 비네팅 효과 같은 전체적인 신호 감쇄를 보상할 수 있게 된다.

반면, 비네팅 현상은 보정되었지만 전체 평균대비 상대적으로 밝거나 어두운 면이 유지되면, 오차함수에서 목표값과 현재 픽셀 출력값의 큰 차이로 인해, 과잉 학습이 된다. 아래 그림 8과 같이 과잉 학습으로 인해 특정 형상들이 이득 갱신에 반영되어 고스트 현상이 생김을 확인할 수 있고, 이에 따라 영상 품질이 저하되고 최적점에 이르는 수렴 시간이 늘어남을 알 수 있다.



Fig. 8. Ghost effect (Due to large signal difference between average and ROI)

$$T_{ij} > IMG_{Average} \times 1.5 \rightarrow \hat{X} = T_{ij} \times 1.2 \quad (16)$$

$$T_{ij} > IMG_{Average} \times 1.2 \rightarrow \hat{X} = T_{ij} \times 1.0 \quad (17)$$

$$T_{ij} < IMG_{Average} \times 0.8 \rightarrow \hat{X} = T_{ij} \times 1.0 \quad (18)$$

$$T_{ij} < IMG_{Average} \times 0.5 \rightarrow \hat{X} = T_{ij} \times 0.8 \quad (19)$$

그래서 식(16)~식(19) 처럼 해당픽셀의 출력값을 평균과 비교하고, 그 편차에 따라 계단식으로 목표값이 수정되는 방식을 적용하였다. 본 논문에서는 평균대비 출력 편차의 정도를 2단계로 분류하여, 이득 갱신이 너무 높게 혹은 너무 낮게 이루어지 않고 단계적으로 이루어지도록 하였다. 이때 식(16)~식(19)의 분류 기준인 평균대비 $\pm 20\%$, $\pm 50\%$ 기준은 해당 영상의 히스토그램 분포도를 기준으로 정성적으로 선정하였고, 실제

적외선 검출기를 통해 획득한 영상으로 실험적으로 정하였다. 이를 통해 부정확한 이득 갱신을 최소화하여 아래 그림9과 같이 수렴속도를 60% 향상시킬 수 있다.

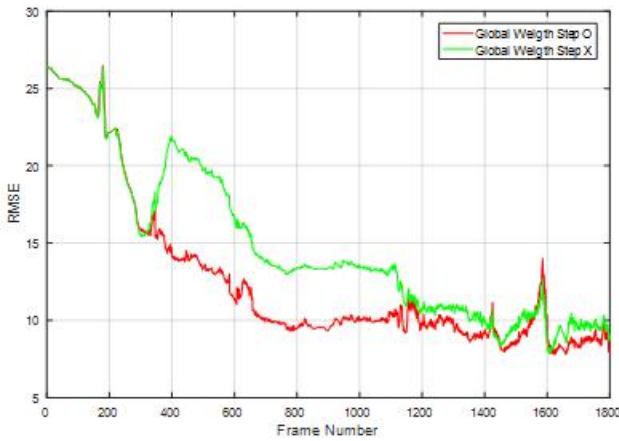


Fig. 9. Compare RMSE. (Red line is global weight update sequentially. Green line is global weight update without sequentially.)

3. Adaptive Learning Rate for Sobel Edge Detection

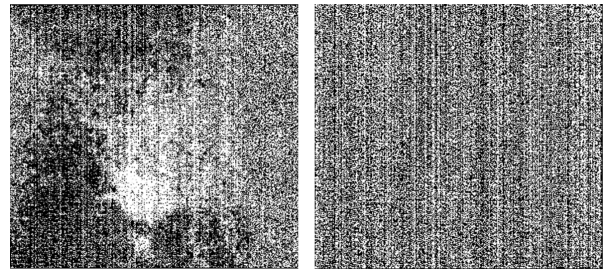
Torres의 가변학습률은 임의의 NxN 배열에서 지역적인 표준편차를 구하여, 해당픽셀이 임의의 공간상에서 높은 공간주파수를 가지는지를 판별하여, 각 픽셀별로 공간주파수에 따라 다른 학습률을 적용한다.

본 논문에서는 공간주파수의 구분을 좀 더 명확히 하여 학습률을 효과적으로 향상시키기 위해 에지 검출 방법을 적용하였다. 성능 확인용으로 사용될 적외선 카메라의 공간 분해능이 1 pixel 이므로, 식 (20)과 같이 3x3 배열을 적용하여 영상의 에지를 추출하고 이를 학습률 분모에 적용한다. 높은 공간주파수를 가지는, 즉 영상의 경계부분인 픽셀들의 학습률을 낮추어 보정계수 갱신 방향성의 정확도를 향상하였다.

$$X_{Axis} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad Y_{Axis} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} \quad \text{식(20)}$$

아래 그림 10은 2500장의 샘플 영상으로 학습된 최종 오프셋 특성이다. 기존 improved NNM 알고리즘의 지역적 표준편차를 적용한 가변학습률은 오프셋 특성은 영상의 밝고 어두운 형상들이 오프셋에 반영되어 있는 반면, 에지 검출 결과를 학습률에 반영한 오프셋은 밝고 어두운 형상 없이 검출기 픽셀들의 불균일한 노이즈 특성만 반영되는 것을 확인 할 수 있다.

그리고 그림 12, 그림 13과 같이 실험을 통해 비교한 RMSE, PSNR 수치를 통해 보다 기존 알고리즘 대비 제안한 알고리즘의 성능을 확인해 볼 수 있다.



(a) Fig. 10. Bias Map. (a) is using spatial standard deviation to Adaptive learning rate. (b) is using Sobel Edge Detection to Adaptive learning rate

4. Conclusion

본 논문에서 제안한 GGSC 방법과 에지 검출을 적용한 가변 학습률 기법의 성능을 검증하기 위해, 실제 IR카메라를 이용하여 영상을 획득하고 이를 바탕으로 알고리즘을 매패트로 구현하여 시험하였다. 시험에 사용된 IR카메라는 그림 11과 같고, SCD社의 Cardinal 640 모델로 SWIR(0.9 ~ 1.7μm) 파장을 감지한다. 해상도는 640x512이고, 세부 사양은 표1과 같다.

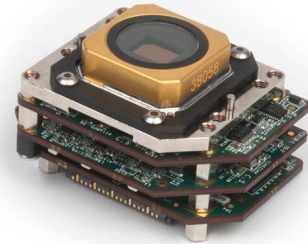


Fig. 11. Cardinal 650(SCD社)

Table 1. Cardinal 640 Specification

PARAMETER	VALUE
Spectral Band	SWIR(0.9~1.7μm)
Array Format	640×512
Pixel Pitch	15μm
Frame Rate	≤ 350Hz
Quantum Efficiency	> 80% at 1550nm
Ambient Operating Temp	-40~70℃
FPA Power Dissipation	< 100mW @ 60 F/s

제안한 SBNUC와 기존 improved NNM 알고리즘의 성능 비교를 위해 영상품질 비교 시 주로 사용되는 RMSE(Root Mean Square Error)와 PSNR(Peak Signal-to-Noise Ratio)을 이용하였으며 각각 식(21)(22)로 정의된다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i,j} \{x(i,j) - \hat{x}(i,j)\}^2} \quad \text{식(21)}$$

$$PSNR = 20 \log \left(\frac{2^b - 1}{RMSE} \right) \quad \text{식(22)}$$

b 는 영상의 밝기를 표현 하는 디지털 출력 값으로 시험 검출기의 디지털 출력인 14bit를 적용하였다. $x(i, j)$ 는 비교기준이 되는 영상으로 2Point 보정 영상을 사용하였고, $\hat{x}(i, j)$ 는 비교군 영상으로 기존의 improved NNM 알고리즘을 적용한 영상과 본 논문에서 제안한 알고리즘을 적용한 영상을 사용한다.

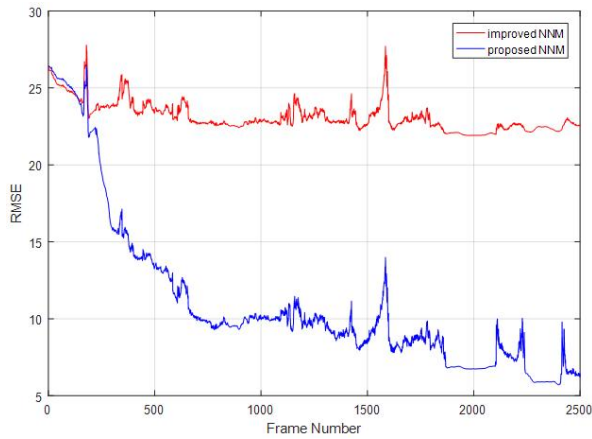


Fig. 12. RMSE Result

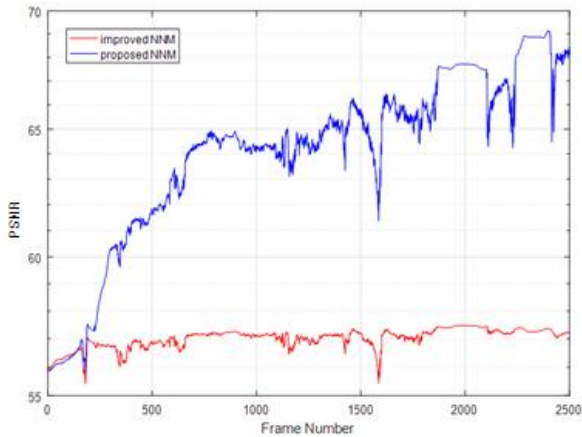


Fig. 13. PSNR Result

시험 영상의 프레임속도는 60Hz 이고, 앞서 언급한 바와 같이 640x512급의 SWIR 적외선 검출기를 적용하였다. 촬영시기는 가을 저녁 시간 때 이며, 주변 지형 대비 높은 고도에서 시가지 방향으로 내려다보며 획득한 영상을 이용하였다. 획득영상은 저녁시간에(6~7시) 촬영한 영상으로 정적인 건물과 동적인 자동차 움직임, 평균대비 상당히 높은 출력을 가지는 자동차의 헤드라이트 등 다양한 사물들과 상황들이 내포된 영상이다. 적외선 카메라는 테이블에 올려놓은 상태에서 위/아래 방향으로 카메라의 모션을 이동시키기도 하고, 움직임을 제한하기도 하면서 다양한 상황들 포함할 수 있도록 촬영하였다.

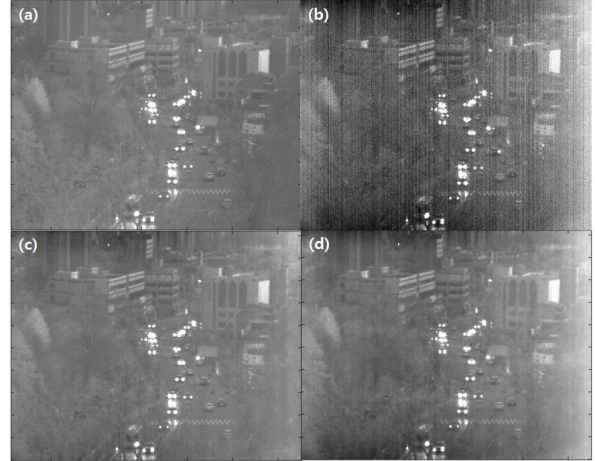


Fig. 14. After 500 frame images.
(a) is 2Point Correction Image. (b) is Raw Image. (c) is proposed SBNUC. (d) is improved NNM Algorithm

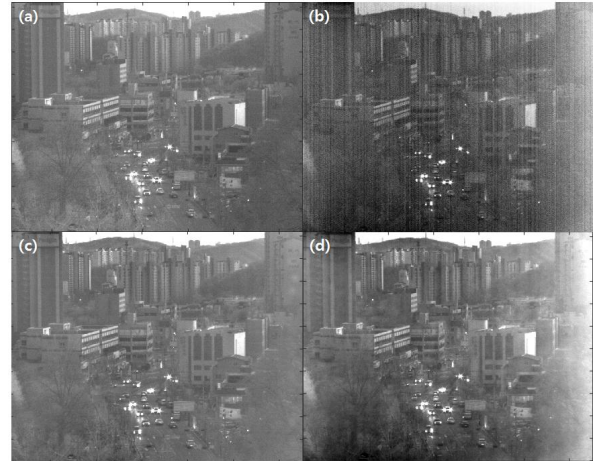


Fig. 15. After 800 frame images.
(a) is 2Point Correction Image. (b) is Raw Image. (c) is proposed SBNUC. (d) is improved NNM Algorithm

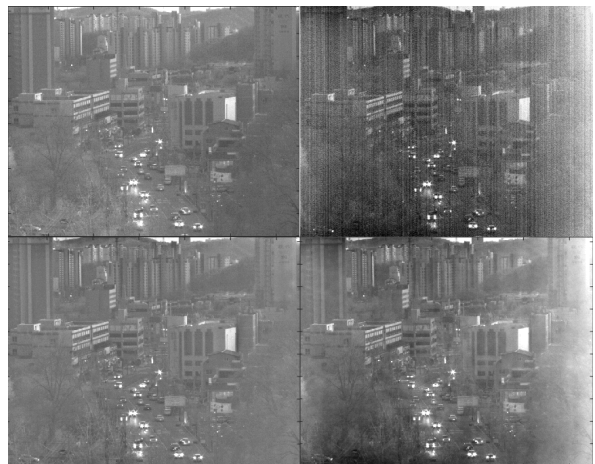


Fig. 16. After 1000 frame images.
(a) is 2Point Correction Image. (b) is Raw Image. (c) is proposed SBNUC. (d) is improved NNM Algorithm

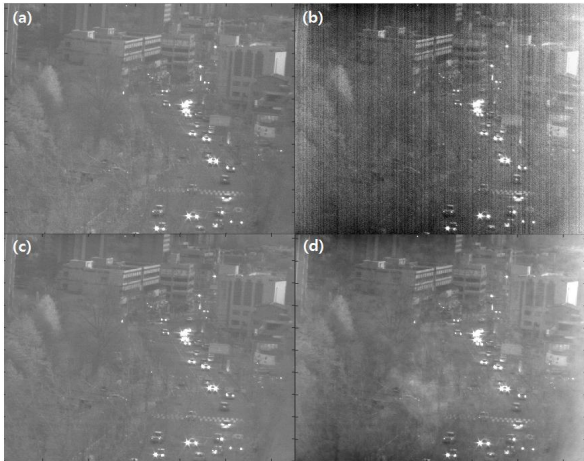


Fig. 17. After 1700 frame images. (a) is 2Point Correction Image. (b) is Raw Image. (c) is proposed SBNUC. (d) is improved NNM Algorithm

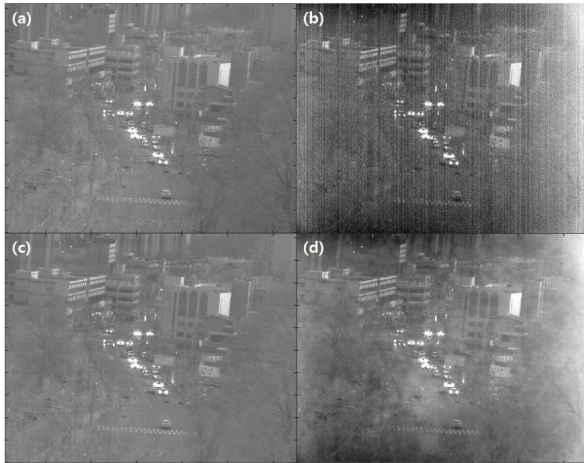


Fig. 18. After 2500 frame images. (a) is 2Point Correction Image. (b) is Raw Image. (c) is proposed SBNUC. (d) is improved NNM Algorithm

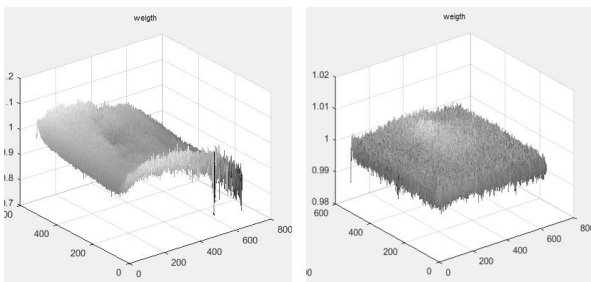


Fig. 19. Left is weight parameter for proposed SBNUC. Right is weight parameter for improved NNM Algorithm

그림 12, 13은 본 논문에서 제안한 SBNUC 알고리즘과 improved NNM 알고리즘을 적용한 영상의 RMSE와 PSNR을 비교한 결과이다. 본 논문에서 제안한 알고리즘 기법이 기존 improved NNM 알고리즘에 비해 수렴속도와 영상품질 측면에서 상당히 향상된 것을 확인할 수 있다.

GGSC 영향으로 비네팅 및 전체적인 검출기 오프셋을 효과

적으로 보정하여 기존 improved NNM에 비해 높은 RMSE와 PSNR 결과를 보여 준다. 처음 200 frame 정도까지는 유사한 결과를 보이다 이후 급격하게 영상품질이 개선되어, 기존 improved NNM에 비해 대략 10dB 이상 높은 PSNR을 보여주고 있다.

그림 19번은 갱신되는 이득값을 출력한 이미지이다. 왼쪽 GGSC 방법을 적용한 이득 형태가 영상 전반의 걸쳐있는 불균일한 값들을 보상하는 방향으로 형성됨을 확인할 수 있다. 반면 오른쪽의 기존 Improve NNM 알고리즘의 이득 형태는 이러한 렌즈의 비네팅이나 검출기 자체의 전체적인 오프셋 값에 의해 생기는 불균일함을 전혀 보상하지 못하는 방향으로 업데이트가 되는 것을 확인할 수 있다.

그림 14~18은 학습 진행에 따른 불균일 보정 결과값을 보여주고 있다. 500 프레임부터 GGSC의 영향으로 렌즈 비네팅 효과와 검출기 자체의 오프셋이 상당히 보상됨을 확인할 수 있고, 대략 1000 프레임 이후부터는 기존 영상인 2Point 보정 영상과 큰 차이를 찾아보기 힘들 정도로 높은 품질의 영상이 획득됨을 확인할 수 있다.

또한 그림 9의 오프셋 갱신 결과를 통해 가변학습물에 에지 검출 기법을 적용한 방법이 검출기 픽셀들이 가지고 있는 각각의 불균일성만 보상되는 방향으로 갱신되는 반면, 기존 improved NNM 알고리즘에 의해 업데이트된 오프셋 영상은 영상의 밝고 어두운 부분의 형상들이 여전히 오프셋에 반영되어, 전체적인 영상 성능 저하와 고스트 현상의 원인이 됨을 알 수 있다.

V. Conclusions

본 논문에서 제안한 GGSC 기법과 가변학습물에 에지 검출을 적용한 방법을 기존 improved NNM 알고리즘에 보완하였다. 그리고 제안한 알고리즘을 실제 시험을 통해 획득한 IR 영상에 적용하여 improved NNM 알고리즘과 비교하였다.

RMSE, PSNR 분석을 통해 영상 품질이 약 10dB 개선됨을 확인하였고, 수렴 속도는 기존 improved NNM 알고리즘에 비해 약 1.5배(50%) 개선됨을 확인하였다.

개선된 수렴속도를 통해 빠른 준비시간을 요구하는 유도무기의 적외선 탐색기 시스템에도 적용 가능성을 검토해 볼 수 있게 되었다. 그리고 장시간 운용에 따른 적외선 영상의 열화문제를 항상 가지고 있는 감시정찰 분야에서도 다른 SBNUC 알고리즘 대비 비네팅 효과를 효과적으로 억제할 수 있기 때문에 유용하게 적용될 것으로 판단된다.

향 후 GGSC 방안을 좀더 세부적인 step으로 나누어, 수렴속도를 향상시킬 수 있도록 알고리즘 개선할 예정이다. 그리고 정합기반의 SBNUC에도 제안한 알고리즘을 적용하여 비네팅 현상이 효과적으로 보상되는지를 확인할 계획이다.

또한 MW(Middle Wave)/LW(Long Wave)적외선 영상을 획득하여 좀 더 다양한 파장대역에 대해 알고리즘을 적용하여, 제안한 알고리즘을 지속적으로 검증할 계획이다.

REFERENCES

- [1] D. A. Scribner, M. Kruer, and J. Killiany, "Infrared focal plane array technology," *Proc. IEEE*, vol. 79, no. 1, pp. 66-85, Jan 1991.
- [2] A. Friedenber and I. Goldbatt, "Nonuniformity two-point linear correction errors in infrared focal plane arrays," *Opt. Eng.* 37(4), pp. 1251-1253, April, 1998.
- [3] Meng Sheng, Juntang Xie, Ziyuan Fu, "Calibration-based NUC Method in Real time Based on IRFPA," *ELSEVIER 2011 International Conference on Physics Science and Technology*, Vol 22, pp. 372-380, Dec, 2011.
- [4] D.A.Scribner, K.A Sarkady, M.R.Kruer, J.T.Caulfied, J.D Hunt, M.Colbert, and M. Descour, "Adaptive retina-like preprocessing for imaging detector arrays," in *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Network (Institute of Electrical and Electronics Engineers, New York, 1993)*, pp. 1955-1960
- [5] In-Seob Song, Sung-Woong Ra, "Digital implementation of scene based non-uniformity correction for microscan-mode infrared cameras," *Electronics Letters*, Vol 35, pp. 1068-1070, June, 1999.
- [6] Yang Chunling, Zhu Houcun, Tu Chunna, "Researches on New Non-uniformity Correction Algorithm for Resistor Array," *IEEE Confernece Publications*, pp. 235-238, Sep, 2010.
- [7] Chao Zuo, Qian Chen, Guohua Gu, Xiubao Sui, Weixian Qian, "Scene-based nonuniformity correction method using multiscale constant statistics," *Proc. SPIE*, Aug, 2011.
- [8] J. Harris and Y. Chiang, "Minimizing the 'ghosting' artifact in scene-based nonuniformity correction," *Proc. SPIE* 3377, pp. 106-113, 1998.
- [9] Chao Zuo, Qian Chen, Guohua Gu, Xiubao Sui, and Jianle Ren, "improved interframe registration based nonuniformity correction for focal plane arrays," *ELSEVIER Infrared Physics & Technology Vol 55, Issue 4*, pp. 263-269, July 2012.
- [10] Sergio N. Torres, Cesar San Martin, Daniel G.Sbarbaro, Jorge E.Pezoa, "A Neural Network for Nonuniformity and Ghosting Correction of Infrared Image Sequences," *International Conference Image Analysis and Recognition*, pp. 1208-1216, 2005.
- [11] Sergio N. Torres, Esteban M. Vera, Rodrigo A. Reeves, Sergio K. Sobarzo, "Adaptive Scene-Based Non-Uniformity Correction Method for Infrared-Focal Plane Arrays," *Proc. SPIE*, Aug, 2003.
- [12] Kobi Cohen, Angelia Nedic, R.Srikant, "On Projected Stochastic Gradient Descent Algorithm with Weighted Averaging for Least Squares Regression," *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol 62, pp. 5974-5981, May, 2017.
- [13] Sheng-Hui Rong, Hui-Xin Zhou, Han-Lin Qin, Rui Lai, Kun Qian, "Guided filter and adaptive learning rate based non-uniformity correction algorithm for infrared focal plane array," *Infrared Physics & Technology*, Vol. 76, pp. 691-697, May, 2016.
- [14] Lee Jongho, Ra Jongbeom, "Improvement on a optimization algorithm for non-uniformity correction of infrared videos," *Master Thesis, KAIST, Department of Electrical Engineering*, pp. 34, 2013.
- [15] Shupeng Wang, ShiRu Zhang, NiZhuang Liu, "Kalman Filter for Stripe Non-uniformity Correction in Infrared Focal Plane Arrays," *IS3C*, pp. 124-127, Xi'an, China, 2016
- [16] Zuo Chao, Chen Qian, Gu Guohua, Sui Xiubao, Ren Jianle, "Improved interframe registration based nonuniformity correction for focal plane arrays," *Infrared Physics & Technology*, Vol. 55, No. 4, pp. 263-269, July, 2012.
- [17] Nicolas Celedon, Rodolfo Redlich, Miguel Figueroa, "FPGA-based Neural Network for Nonuniformity Correction on Infrared Focal Plane Arrays," *Euromicro Conference on Digital System Design*, pp.193-200, Izmir, Turkey, Sep, 2012.

Authors



Gun Hyo No received the B.S degrees in Computer Science and Engineering from Korea Aerospace University, Goyang, Korea, in 2003, respectively. Mr. No joined LIG Nex1 company in 2011. He is currently working on EO/IR camera. He is interested

in image processing, developing EO/IR camera.



Yong Hee Hong received the B.S., M.S.. degrees in Computer Science and Engineering from Soongsil University, Seoul, Korea, in 2009 and 2011, respectively. Ms. Hong joined LIG Nex1 company in 2011. He is currently working

on infrared camera. He is interested in image processing, developing infrared camera.



Jin Ho Park received the B.S., M.S.. degrees in Information and Communication Engineering from Pukyong National University, Pusan, Korea, in 2006 and 2008, respectively. Mr. Park joined LIG Nex1 company in 2007. He is currently working

on EO/IR Sensor Systems. He is interested in developing EO/IR Sensor Systems.



Ho jin Jhee received the B.S. degree in Electronics Engineering from Dongguk University, Seoul, Korea, in 1997 and the Ph.D degree in Electrical Engineering from University of Florida, Gainesville, Florida, U.S.A in 2010. He is currently research

engineer at LIG Nex1 in Korea. His research interests include statistical signal processing, image processing and applications of machine vision domain.