

논문 2012-49SP-2-5

적외선 비디오에서 Gain과 Offset 결합 보정을 통한 고정패턴잡음 제거기법

(Fixed Pattern Noise Reduction in Infrared Videos Based on Joint
Correction of Gain and Offset)

김 성 민*, 배 윤 성*, 장 재 호*, 나 종 범**

(Seong Min Kim, Yoonsung Bae, Jae Ho Jang, and Jong Beom Ra)

요 약

대부분의 최근 적외선 센서는 focal-plane array (FPA) 구조로 되어있다. 이러한 구조의 센서는 공간적 불균일 응답성을 갖는 것으로 알려져 있고, 이로 인해 고정패턴잡음을 발생시킴으로써 영상열화를 가져온다. 따라서 적외선 영상의 고정패턴잡음을 제거하기 위해서는 픽셀 불균일 보정을 해야 한다. 픽셀 불균일 보정기법은 참조물체기반 접근법과 영상기반 접근법으로 나눌 수 있다. 참조물체기반 접근법에서는 흑체와 같은 균일한 온도를 갖는 물체를 이용해서 고정패턴잡음을 분리시킬 수 있는 방법이다. 하지만 센서의 응답성은 시간이 지나면서 변할 수 있기 때문에, 최근에는 비디오 영상을 이용하는 영상기반 접근법이 많이 연구되고 있다. 영상기반 접근법들 중에서 칼만 필터를 기반으로 하는 최신 알고리즘은 영상 간에 움직임 보상에 한 방향 워핑을 이용하고 센서의 offset 불균일성만을 보상해준다. 하지만 한 방향 워핑을 이용한 시스템 모델은 영상의 경계 부근에서 고정패턴잡음을 효과적으로 제거하지 못한다. 게다가, offset만 보정하는 접근법은 gain의 불균일성의 영향을 많이 받는 영상에서는 성능이 악화될 수 있다. 그러므로 본 논문에서는 양방향 워핑을 이용하여 시스템 모델링을 하고, gain과 offset의 결합 보정을 수행하는 알고리즘을 제안한다. 모사 영상과 실제 영상에 대한 실험 결과들은 제안하는 알고리즘이 기존 알고리즘들보다 더 효과적으로 고정패턴잡음을 제거하는 것을 확인할 수 있다.

Abstract

Most recent infrared (IR) sensors have a focal-plane array (FPA) structure. Spatial non-uniformity of a FPA structure, however, introduces unwanted fixed pattern noise (FPN) to images. This non-uniformity correction (NUC) of a FPA can be categorized into target-based and scene-based approaches. In a target-based approach, FPN can be separated by using a uniform target such as a black body. Since the detector response randomly drifts along the time axis, however, several scene-based algorithms on the basis of a video sequence have been proposed. Among those algorithms, the state-of-the-art one based on Kalman filter uses one-directional warping for motion compensation and only compensates for offset non-uniformity of IR camera detectors. The system model using one-directional warping cannot correct the boundary region where a new scene is being introduced in the next video frame. Furthermore, offset-only correction approaches may not completely remove the FPN in images if it is considerably affected by gain non-uniformity. Therefore, for FPN reduction in IR videos, we propose a joint correction algorithm of gain and offset based on bi-directional warping. Experiment results using simulated and real IR videos show that the proposed scheme can provide better performance compared with the state-of-the-art in FPN reduction.

Keywords: IR sensor, FPA structure, fixed pattern noise(FPN), non-uniformity correction(NUC), Kalman filter

* 학생회원, ** 평생회원, 한국과학기술원 전기 및 전자공학과
(Dept. of Electrical Engineering, KAIST)

※ 본 연구는 KAIST 영상정보특화연구센터를 통한 방위사업청과 국방과학연구소의 연구비 지원으로 수행되었습니다. (계약번호 UD100006CD)

접수일자: 2011년7월6일, 수정완료일: 2012년1월2일

I. 서 론

적외선 카메라는 광학계의 인식 방법에 따라 두 가지로 분류할 수 있다. 하나는 scanning type의 적외선 카메라이고, 다른 하나는 staring type의 적외선 카메라이다. 먼저 scanning type은 수평, 수직 거울을 돌리면서 전체를 인식하는 방식인데, 광학계의 복잡성으로 인한 크기와 무게 때문에 최근의 적외선 카메라는 staring type으로 제조되고 있다. Staring type의 적외선 카메라는 2차원배열을 이루는 focal-plane array (FPA) 탐지기를 사용하여 물체를 인식하며, 탐지기 하나하나가 영상의 한 픽셀 값을 출력하도록 설계 되어 있다. 이러한 탐지기에서는 정밀한 제조 공정을 통해 생산된 탐지기라 하더라도, 동일한 입력신호에 대하여 서로 다른 출력 값을 갖는 픽셀 불균일이 존재하는 것으로 알려져 있다^[1]. 픽셀 불균일이 생기는 원인은 탐지기마다 상이한 응답성을 갖기 때문이다. 이와 같은 FPA 탐지기의 픽셀 불균일성은 고정패턴잡음 (fixed pattern noise, FPN)을 발생시킴으로써 영상열화를 가져온다. 따라서 탐지기의 픽셀 불균일 보정 (non-uniformity correction, NUC)은 적외선 영상획득에 있어 중요한 과정이다. 몇몇 알고리즘^[2~3]이 적외선 영상의 화질 개선을 위해 개발되었다. 그러나 이들은 FPN을 고려한 것이 아니기 때문에 주어진 문제상황을 해결할 수는 없다.

NUC는 크게 흑체 (blackbody)와 같은 균일한 온도를 가지는 물체 (uniform target)를 이용하는 참조물체 기반 NUC와 카메라에서 획득한 비디오 sequence를 이용하는 영상기반 NUC로 나눌 수 있다. 참조물체기반 NUC는 uniform target을 카메라 앞에 두고 참조영상을 획득하여 그로부터 고정패턴잡음을 손쉽게 분리할 수 있다는 장점이 있고, 성능은 참조물체의 균일성에 좌우된다. 반면에 영상기반 NUC 기법은 획득한 비디오 sequence만을 사용해 NUC를 수행하는 방법으로 별도의 물체를 필요로 하지 않으며, 비디오 sequence는 다양한 움직임 정보를 포함할수록 좋다.

그러나 FPA 탐지기의 불균일 특성은 카메라마다 상이하며, 설사 동일한 카메라라 하더라도 일정 시간이 지나거나 주변 환경이 급변하게 되면 불균일 특성이 불규칙하게 변할 수 있다. 따라서 NUC 기법은 영상획득의 사전처리과정으로 매번 수행되어야 하기 때문에 참조물체기반 기법을 사용하는 경우에는 uniform target이 항상 준비되어 있어야 한다. 반면에 영상기반의

NUC 기법은 획득한 비디오 정보만을 이용하므로 카메라 외에 다른 장비를 갖추지 않아도 NUC를 수행할 수 있다는 장점이 있어 이에 대한 연구가 최근 많이 진행되고 있다.

여러 영상기반의 NUC 기법 중 대표적인 것으로서 algebraic 알고리즘^[4~5]과 state-of-the-art라고 할 수 있는 칼만 필터 (Kalman filter) 기반 알고리즘^[6]이 있다. Algebraic 알고리즘은 global affine 움직임이 존재하는 프레임들에 대하여 탐지기의 offset 보정을 위한 선형 방정식을 각각 세운 뒤 averaging을 수행한다. 다수의 프레임들 사용하여 averaging을 수행하면 잡음을 억누르는 해를 구할 수 있지만, 최적화된 값은 아니다. 반면에, 칼만 필터 기반 알고리즘은 비디오에서 연속된 두 프레임에 대해 움직임 보상을 수행한 뒤 offset에 대한 선형 상태 방정식을 모델링 하여 칼만 필터를 이용하여 해를 추적해 나간다. 칼만 필터를 이용하여 구한 해는 mean square error (MSE) 관점에서 최적화된 값이다. 하지만 칼만 필터 기반 알고리즘은 연속된 프레임 간의 움직임 보상 시 한 방향으로의 위핑만을 이용하므로 경계 부분에 존재하는 FPN이 효과적으로 제거되지 않는 문제가 있다. 또한 칼만 필터 기반 알고리즘은 offset만을 보정해주는 알고리즘이므로, gain의 불균일성이 큰 영향을 미치는 영상에서는 성능이 악화될 수 있다. 따라서 이러한 문제를 해결하기 위해, 이 논문에서는 양방향 위핑을 이용하여 움직임 보상을 한 뒤에, gain과 offset의 결합 보정을 수행하는 NUC 기법을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 기존의 칼만 필터 기반 알고리즘이 사용할 수 없었던 영상정보 범위를 넓힘으로써 경계 부분에서도 FPN을 효과적으로 제거할 수 있고, gain과 offset을 모두 고려하여 탐지기의 불균일성을 더 정확하게 보정하였다.

이 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 기존 칼만 필터 기반의 접근법을 소개한 뒤, 제안하는 알고리즘을 소개한다. III장에서는 실험결과를 제시하고 분석하며, IV장에서 결론을 내리는 것으로 끝맺음을 한다.

II. 본 론

1. 칼만 필터 기반 NUC 알고리즘

가. FPA 탐지기의 선형 응답

FPA 탐지기의 입출력 관계는 아래의 선형모델로 근

사화할 수 있다^[7~8].

$$\mathbf{x}_{i,j} = \mathbf{g}_{i,j}\mathbf{r}_{i,j} + \mathbf{o}_{i,j} + \mathbf{n}_{i,j} \quad (1)$$

여기서 $r_{i,j}$ 는 (i,j) 탐지기에 입력으로 들어온 적외선 방사 값이며, $g_{i,j}$ 와 $o_{i,j}$ 는 각각 탐지기의 gain과 offset 이고, $n_{i,j}$ 는 평균이 0, 분산이 σ^2 인 Gaussian 잡음이다. 이 때 FPN은 탐지기의 gain과 offset의 불균일성에 의해 발생한다. 위 식을 행렬로 나타내면 아래와 같다.

$$\mathbf{x} = \mathbf{G}\mathbf{r} + \mathbf{o} + \mathbf{n} \quad (2)$$

영상의 크기가 $m \times n$ 인 2D array이라면, \mathbf{x} , \mathbf{r} , \mathbf{o} , \mathbf{n} 은 크기가 $mn \times 1$ 인 row-ordering인 벡터, \mathbf{G} 는 크기가 $mn \times mn$ 인 대각 행렬로 나타낼 수 있다. 이 때 \mathbf{G} 는 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{G} = \text{diag}(g_{1,1}, g_{1,2}, \dots, g_{m,n}) \quad (3)$$

칼만 필터 기반 알고리즘에서는 offset의 불균일성이 gain의 불균일성보다 더 큰 영향을 준다고 가정한다. 그러므로 gain 행렬을 항등행렬로 가정하고 offset만 보정하는 식을 모델링하여 고정패턴잡음을 제거한다.

나. 알고리즘 개요

칼만 필터 기반의 NUC 알고리즘은 그림 1에서 보듯이 noisy 비디오가 입력으로 들어올 때, 연속된 두 프레임에 대한 정합 (registration) 을 먼저 수행한다^[9]. 그 뒤에 offset을 찾기 위한 선형 방정식을 모델링 한다. 모델링을 할 때 입력 비디오는 global affine 움직임만 존재하며, 동일한 물체는 인접한 프레임에서 밝기 값의 변화가 없다고 가정한다. 따라서 밝기 값의 차이가 있다면 탐지기의 offset의 차이에 기인한 것으로 볼

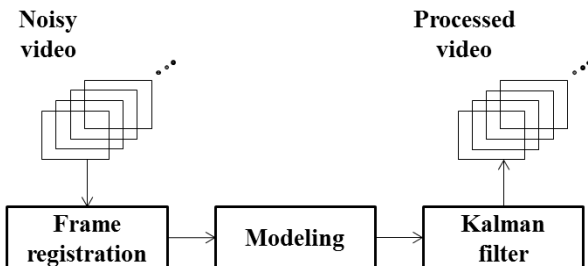


그림 1. 칼만 필터 기반 픽셀 불균일 보정 알고리즘
Fig. 1. NUC algorithm based on Kalman filter.

수 있다. 마지막으로 모델링된 선형 방정식은 칼만 필터를 이용해서 해를 구해내고, 입력 비디오로부터 방정식의 해 (offset)를 빼면 FPN이 제거된 비디오를 출력으로 얻을 수 있다.

우선, 알고리즘에서 사용하는 비디오는 global affine 움직임 만 존재한다고 가정하였으므로, 정합 기법을 통해 두 프레임 간에 움직임을 찾아낸다. 이 정보로부터 offset을 찾기 위한 선형 방정식을 모델링한다. 인접한 프레임에서 동일한 물체에 대한 온도 변화는 없으므로, 탐지기의 센서에 입력되는 적외선 방사 값은 변하지 않는다. 두 프레임 간에 움직임이 존재하면 $k-1$ 번째 프레임을 획득할 때와 k 번째 프레임을 획득할 때, 동일한 물체에 대한 적외선 방사는 서로 다른 탐지기에 의해서 감지된다. 이에 대한 관계식을 나타내면 다음과 같다.

$$\mathbf{r}_k = \mathbf{M}_k \mathbf{r}_{k-1} \quad (4)$$

\mathbf{M}_k 는 k 번째 프레임과 $k-1$ 번째 프레임 사이의 움직임보상행렬을 나타낸다. 식 (2)와 (4)에 기반하여 인접한 두 프레임의 밝기 값과 offset에 대한 관계식을 아래와 같이 세울 수 있다.

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_k &= \mathbf{r}_k + \mathbf{o}_k + \mathbf{n}_k \\ \mathbf{M}_k \mathbf{x}_{k-1} &= \mathbf{M}_k (\mathbf{r}_{k-1} + \mathbf{o}_{k-1} + \mathbf{n}_{k-1}) \\ \mathbf{x}_k - \mathbf{M}_k \mathbf{x}_{k-1} &= \mathbf{o}_k - \mathbf{M}_k \mathbf{o}_{k-1} + \dot{\mathbf{n}} \end{aligned} \quad (5)$$

여기서 \mathbf{x}_k 는 k 번째 프레임이고, $\dot{\mathbf{n}}$ 은 k 번째 프레임의 잡음과 $k-1$ 번째 프레임의 잡음의 차이이다. $\dot{\mathbf{n}}$ 의 element는 각각 평균이 0이고, 분산이 $2\sigma^2$ 인 Gaussian 잡음이다. 위 식은 탐지기의 gain의 불균일성은 없다고 가정하고, offset의 불균일성만을 고려하였을 때 얻을 수 있는 수식이다.

식 (5)의 좌변은 k 번째 프레임과 $k-1$ 번째의 위핑을 수행한 프레임의 차에 해당하는 것으로 식 (6)에서와 같이 residual 프레임 \mathbf{z}_k 로 나타낸다. 탐지기가 균일한 응답을 갖고 다른 잡음이 없으면, residual 프레임 \mathbf{z}_k 는 0 이 될 것이고, 영상에서 FPN도 발생하지 않을 것이다.

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{x}_k - \mathbf{M}_k \mathbf{x}_{k-1} \quad (6)$$

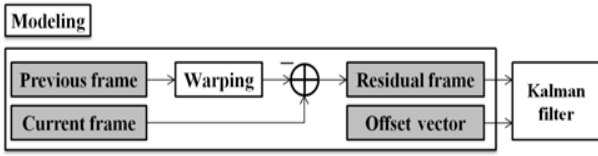


그림 2. 측정 벡터와 상태 벡터 모델링
Fig. 2. Modeling of the measurement vector and state vector.

칼만 필터를 이용해서 식 (5)의 선형방정식을 풀어내기 위해서는 상태 벡터와 측정 벡터를 모델링해서 칼만 필터의 입력으로 주어야 한다. 그림 2에서와 같이 우리가 찾고자 하는 offset vector \mathbf{o} 를 칼만 필터의 상태 벡터로 모델링하고, 연속된 두 프레임 간에 residual 프레임 \mathbf{z}_k 를 측정 벡터로 모델링한다. 모델링된 선형방정식은 앞서 언급했듯이 칼만 필터를 이용해서 offset을 찾아낸 후, 보정된 비디오를 출력으로 얻는다.

칼만 필터는 Gaussian noise가 포함된 선형 시스템의 상태를 추적하는 재귀 필터이다^[10]. 칼만 필터를 동작시키기 위해서는 시스템 모델과 측정 모델을 정의해주어야 한다. 시스템 모델은 상태 벡터의 시간에 따른 진화를 모델링하고, 측정 모델은 상태 벡터와 측정 벡터 사이의 관계를 모델링한다. 앞에서 offset을 상태 벡터로 모델링했고, residual 프레임을 측정 벡터로 모델링했다. Offset은 다음 프레임에서도 변하지 않으므로 시스템 모델은 식 (7)과 같이 간단히 나타낼 수 있고, 측정 모델은 식 (5)로부터 residual 프레임과 offset의 관계를 정리하여 나타내면 식 (8)과 같이 간단한 선형 방정식의 형태가 된다.

$$\mathbf{o}_k = \mathbf{o}_{k-1} \quad (7)$$

$$\mathbf{z}_k = [\mathbf{I} - \mathbf{M}_k] \mathbf{o}_k + \mathbf{n} = \mathbf{H}_k \mathbf{o}_k + \mathbf{n} \quad (8)$$

위 식에서 \mathbf{H}_k 는 문제정의행렬로 칼만 필터의 측정 벡터와 상태 벡터의 관계를 결정짓는 행렬이다. 또한, 현재 시점의 상태 벡터와 이전 시점의 상태 벡터의 관계를 결정짓는 행렬을 시스템 행렬이라 하며, 본 알고리즘에서 시스템 행렬은 항등 행렬이다.

실제 칼만 필터의 일반적인 모델링은 위 식보다 조금 더 복잡하며, 그에 따른 상태 벡터 추적 과정은 많은 단계를 거쳐야 한다. 그러나 식 (7), (8)의 모델링에 기반한 offset 추정은 간단히 다음과 같은 두 단계 과정을 거치면 된다.

$$\mathbf{P}_k^{-1} = \mathbf{P}_{k-1}^{-1} + \frac{1}{\sqrt{2}\sigma} \mathbf{H}_k^T \mathbf{H}_k \quad (9)$$

$$\hat{\mathbf{o}}_k = \hat{\mathbf{o}}_{k-1} + \frac{1}{\sqrt{2}\sigma} \mathbf{P}_k \mathbf{H}_k^T [\mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{o}}_{k-1}] \quad (10)$$

식 (9)에서 \mathbf{P}_k 는 k번째로 추정된 에러 공분산 행렬을 나타낸다. 칼만 필터에서는 처음에 설계한 두 가지 모델로부터 상태 벡터의 MSE를 최소화하도록 상태 벡터를 추적한다. MSE를 최소화하는 것은 에러 공분산 행렬의 trace를 최소화하는 것과 같고, trace는 행렬의 미분이 0일 때 최소화된다. 식 (9)에 의해 에러 공분산 행렬을 update한 뒤에, offset을 식 (10)과 같이 update하여 해를 추적하게 되면, MSE 관점에서 최적화된 해를 얻을 수 있다.

칼만 필터 기반의 NUC 기법은 프레임 간 정합에 기반하여 residual 프레임과 offset 간 관계를 유도한 뒤, 칼만 필터를 동작시켜서 MSE 관점에서 최적화된 해를 구하여 NUC를 수행하는 방법이다. 이 알고리즘은 영상 기반 NUC 방법 중 가장 뛰어난 성능을 보이지만, offset 만을 고려하기 때문에 gain의 불균일성을 보정해 주지 못한다. 또한, 그림 2에서 볼 수 있듯이 기존 칼만 필터 기반 알고리즘은 residual 프레임을 구할 때, 한 방향으로만 워핑을 수행한다. 이는 영상의 경계 부분에서 FPN이 효과적으로 제거되지 않는다는 단점이 있다. 따라서 본 논문에서는 양 방향 워핑을 이용하여 residual 프레임을 구하고, offset과 gain의 불균일성까지 고려한 알고리즘을 제안한다.

2. 제안 NUC 알고리즘

제안하는 알고리즘의 전체 블록 다이어그램은 그림 3과 같다.

잡음이 섞인 비디오가 입력으로 들어올 때, NUC를 수행하기 전에 bad pixel replacement라 불리는 사전처리를 해주어야 한다. 적외선 카메라 제조 공정에서, 탐지기의 내부 회로 접합부의 연결 결함이 생길 수 있다. 연결 결함이 있는 탐지기는 입력 적외선 방사에 상관없이 saturation된 pixel 값을 출력으로 내보낸다. 이러한 pixel들을 bad pixel이라 하며, bad pixel은 FPA의 선형 응답을 따르지 않기 때문에 NUC로 보정할 수 없다^[11]. 그러므로 NUC를 하기 전에 bad pixel을 수동으로 찾아 연결 결함이 없는 주변 pixel로 대체하는 사전처리과정

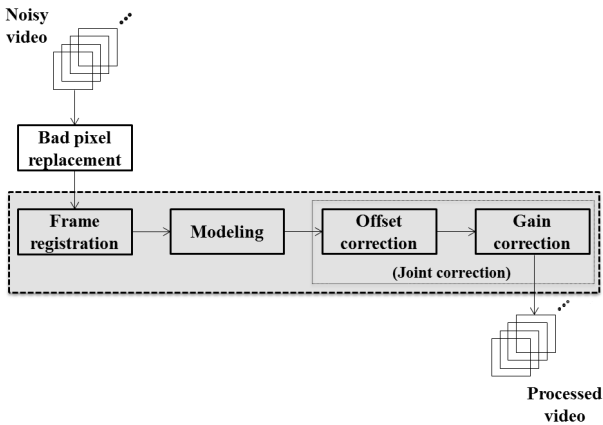


그림 3. 제안하는 알고리즘의 블록 다이어그램
Fig. 3. Block diagram of the proposed algorithm.

을 거치게 된다.

점선으로 표시된 회색 영역 안의 처리과정이 NUC에 해당한다. 우선 인접한 프레임 간에 정합을 수행하여 움직임을 찾아내고, 움직임과 두 프레임의 밝기 값으로부터 gain과 offset을 찾아내기 위한 식을 모델링 한다. 그리고 모델링 된 식으로부터 offset과 gain을 결합 보정해준다. 보정하는 과정은 초기 추정치로부터 offset을 먼저 업데이트하고 그 다음에 gain을 번갈아 가며 업데이트해준다.

가. 양방향 워핑을 이용한 모델링

사전처리 과정이 끝나면 프레임 간 정합을 수행한 뒤에 모델링 과정을 거친다. 모델링 과정에서는 연속된 두 장의 프레임에 대하여 움직임 보정을 한 뒤에 residual 프레임을 획득한다. 기존 칼만 필터 기반의 접근법은 residual 프레임을 획득할 때, 한 방향 워핑을 이용한다. 따라서 카메라의 움직임이 한 방향으로만 이루어지는 경우에 활용 가능한 정보가 존재할 수 없는 특정 경계 부분에서는 여전히 FPN이 남게 된다. 움직임이 큰 비디오의 경우에는 경계 부분에 남는 FPN 영역이 더욱 넓어지게 된다. 그러므로 본 논문에서 제안

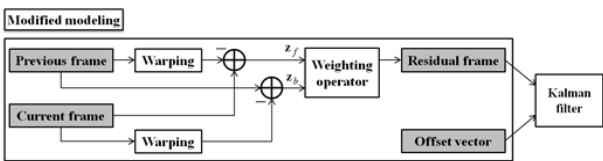


그림 4. 양방향 워핑을 이용한 측정 벡터와 상태 벡터 모델링
Fig. 4. Modeling of the measurement vector and state vector based on bi-directional warping.

하는 방법은 그림 4에서와 같이, residual 프레임을 획득할 때 앞 방향과 뒷 방향으로 각각 워핑을 수행하여 두 개의 residual \mathbf{z}_f 와 \mathbf{z}_b 를 얻고, 식 (11)에서와 같이 weighting을 하여 residual 프레임 \mathbf{z} 를 얻는다.

$$z(i, j) = \begin{cases} z_f(i, j), & \text{if } z_f(i, j) \text{ exists only.} \\ z_b(i, j), & \text{if } z_b(i, j) \text{ exists only.} \\ \frac{z_f(i, j) + z_b(i, j)}{2}, & \text{if both } z_f(i, j) \text{ and } z_b(i, j) \text{ exist} \\ 0, & \text{Otherwise.} \end{cases} \quad (11)$$

시스템에 k 번째 프레임이 입력으로 들어왔을 때, $\mathbf{z}_{f,k}$ 와 $\mathbf{z}_{b,k}$ 는 다음 식과 같이 얻어진다.

$$\begin{aligned} \mathbf{z}_{f,k} &= \mathbf{x}_k - \mathbf{M}_{f,k} \mathbf{x}_{k-1} \\ \mathbf{z}_{b,k} &= \mathbf{x}_{k-1} - \mathbf{M}_{b,k} \mathbf{x}_k \end{aligned} \quad (12)$$

여기서 $\mathbf{M}_{f,k}$ 는 $k-1$ 번째 프레임에서 k 번째 프레임으로의 움직임, $\mathbf{M}_{b,k}$ 는 k 번째 프레임에서 $k-1$ 번째 프레임으로의 움직임을 나타낸다.

앞서 언급했듯이 residual 프레임은 칼만 필터의 측정 벡터로 모델링 하였다. 측정 벡터 \mathbf{z} 를 구할 때 그림 2에서 그림 4로 수정이 됨에 따라 측정 벡터와 상태 벡터 간의 관계식도 바뀌어야 한다. 칼만 필터 기반 알고리즘에서는 측정 벡터와 상태 벡터 간의 관계를 문제정의행렬로 모델링하므로, 문제정의행렬 \mathbf{H}_k 또한 양방향 워핑 정보를 모두 포함하도록 다음과 같이 수정한다.

$$\begin{aligned} \mathbf{H}_{f,k} &= \mathbf{I} - \mathbf{M}_{f,k} \\ \mathbf{H}_{b,k} &= \mathbf{I} - \mathbf{M}_{b,k} \end{aligned} \quad (13)$$

즉 앞 방향 움직임과 뒷 방향 움직임에 대한 문제정의행렬 $\mathbf{H}_{f,k}$ 와 $\mathbf{H}_{b,k}$ 에 대해, 그림 4의 weighting 연산자를 똑같이 적용하여 양방향 워핑 정보를 모두 포함하는 최종 문제정의행렬 \mathbf{H}_k 를 구한다. 이렇게 함으로써, 기존 칼만 필터 기반 알고리즘이 커버할 수 있었던 영역보다 더 넓은 영역을 커버할 수 있게 되어 효과적인 FPN 제거가 가능하다.

물론 기존 칼만 필터 기반의 접근법도 다양한 움직임 정보를 포함하는 입력 비디오를 사용하면 커버할 수 있는 영역이 더 넓어진다. 하지만 입력 비디오를 획득할

때, 다양한 움직임 정보를 포함시키려면 더 많은 프레임이 필요하다. 다수의 프레임을 사용하는 알고리즘에서 프레임 수의 증가는 수행 시간 증가를 초래한다. 제안하는 알고리즘은 제한된 움직임 정보를 갖는 비디오를 입력으로 사용했을 때, 기존 칼만 필터 기반 접근법에 비해서 더 넓은 영역에서 FPN을 제거할 수 있으며, 수행 시간은 증가하지 않는다는 장점이 있다.

나. Gain과 offset 결합보정

기존 칼만 필터 기반 알고리즘에서는 gain의 영향은 무시하고 offset의 불균일성만을 고려하여 NUC를 수행하였다. 이로 인해, gain의 불균일성은 보정해줄 수 없었다. 따라서 본 논문에서는 NUC를 보다 완벽히 하기 위해, 탐지기의 gain과 offset의 불균일성은 모두 고려하여 식을 모델링한 뒤, 결합 보정을 수행한다. 식 (2)로부터 k 번째 프레임과 $k-1$ 번째 프레임에 대한 FPA 응답을 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\mathbf{G}^{-1}\mathbf{x}_k = \mathbf{r}_k + \mathbf{G}^{-1}\mathbf{o} + \mathbf{G}^{-1}\mathbf{n}_k \quad (14)$$

$$\mathbf{M}_k\mathbf{G}^{-1}\mathbf{x}_{k-1} = \mathbf{M}_k\mathbf{r}_{k-1} + \mathbf{M}_k\mathbf{G}^{-1}\mathbf{o} + \mathbf{M}_k\mathbf{G}^{-1}\mathbf{n}_{k-1} \quad (15)$$

여기서도 인접한 프레임에 대해서 동일한 물체의 온도 변화는 없다고 가정한다. 그러므로 식 (14)에서 식 (15)을 빼면 식 (4)에 의해 다음과 같이 간단히 정리할 수 있다.

$$\mathbf{x}_k - \mathbf{GM}_k\mathbf{G}^{-1}\mathbf{x}_{k-1} = \mathbf{o} - \mathbf{GM}_k\mathbf{G}^{-1}\mathbf{o} + \mathbf{n} \quad (16)$$

식 (16)은 현재 프레임과 이전 프레임의 밝기 값과 두 프레임 사이의 움직임 정보를 알고 있을 때, gain과 offset을 찾는 문제이다. 식은 한 개이고, 우리가 구해야 하는 것은 gain과 offset 두 개이므로 under-determined 문제를 풀어야 하는 상황이다. 참조물체 기반의 NUC에서는 uniform target의 온도를 조절하여 두 개의 참조 온도에 대한 FPA의 응답을 관찰하여, 탐지기의 gain과 offset을 모두 보정할 수 있다. 그러나 영상기반 NUC에서는 두 쌍의 참조 데이터를 얻는 것이 쉽지 않기 때문에, 본 논문에서는 식 (16) 하나에 대하여 offset과 gain을 번갈아 가며 찾는 결합 보정을 수행한다.

Gain과 offset에 대한 초기 추정치는 각각 1, 0으로 설정한다. 그리고 k 번째 프레임이 입력으로 들어왔을 때, $k-1$ 번째의 gain과 offset의 추정치로부터 칼만 필터

를 동작시켜 k 번째 offset의 추정치를 update한다. 식 (16)의 좌변을 residual 프레임 \mathbf{z}_k 라 놓고, \mathbf{z}_k 를 칼만 필터의 측정 벡터로 모델링한다. 마찬가지로 offset 벡터 \mathbf{o}_k 를 칼만 필터의 상태 벡터로 모델링한다. 그러면 시스템 모델은 식 (7)과 동일하고, 측정 모델은 다음과 같이 바뀐다.

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{G}}_{k-1}\mathbf{M}_k\hat{\mathbf{G}}_{k-1}^{-1}\mathbf{x}_{k-1} &= [\mathbf{I} - \hat{\mathbf{G}}_{k-1}\mathbf{M}_k\hat{\mathbf{G}}_{k-1}^{-1}]\mathbf{o}_k + \mathbf{n} \\ \mathbf{z}_k &= \mathbf{H}_k\mathbf{o}_k + \mathbf{n} \end{aligned} \quad (17)$$

기존 칼만필터 기반 NUC의 측정모델과 다른 점은 측정벡터 \mathbf{z}_k 와 문제 정의 행렬 \mathbf{H}_k 가 이전 시점에서 추정된 gain의 영향을 받는 것이다. 이후, offset을 update하는 방식은 식 (9)와 (10)을 따른다.

Offset을 추정된 뒤에, $k-1$ 번째 gain과 k 번째 offset 추정치를 이용하여 k 번째 gain 추정치를 update 한다. Gain을 보정하는 수식은 gradient descent 방법에 따라 다음과 같이 정의된 에너지를 감소시켜 주는 방향으로 반복연산을 수행한다^[12].

$$\mathbf{E} = \|\mathbf{x}_k - \mathbf{G}_k\mathbf{M}_k\mathbf{G}_k^{-1}\mathbf{x}_{k-1} - \mathbf{G}_k[\mathbf{I} - \mathbf{M}_k]\mathbf{G}_k^{-1}\hat{\mathbf{o}}_k\|^2 \quad (18)$$

위에서 정의된 에너지를 $g_{ii,k} = \mathbf{G}_k(i,i)$ 에 대해 미분하여 gain을 보정하는 수식은 아래와 같다.

$$g_{ii,k+1} = g_{ii,k} - \alpha \left[\frac{\partial \mathbf{E}}{\partial g_{ii,k}} \right]_i \quad (19)$$

III. 실험

1. 실험 환경

실험은 모사 영상과 실제 영상에 대하여 각각 진행하였다. 실험에 사용된 데이터는 한 개의 모사 영상과 두 개의 실제 영상이다. 모사 영상은 잡음이 없는 적외선 영상에 각각 사전에 만들어둔 gain map과 offset map을 적용해서 만들었고, 비디오는 global 움직임 만 존재하도록 구성하였다. 실제 영상은 IR 카메라를 이용하여 내장된 NUC 버튼을 끄고, 실내, 실외에서 각각 촬영하여 획득하였다. 이 때, 비디오 내에 local 움직임이 나타나지 않도록 유의하면서 촬영을 하였다.

2. 모사 영상에 대한 실험

앞에서 언급했듯이 모사 영상은 잡음이 없는 적외선 영상에 사전에 만들어진 gain map을 곱한 뒤 offset map를 더하여 만들었다. 그림 5는 한 장의 잡음 영상을 만들기 위한 원본 영상과 gain map, offset map을 각각 나타낸다.

우선 global 움직임만을 포함하는 원본 비디오의 모든 프레임에 대하여 그림 5의 gain map과 offset map을 각각 적용하여 고정패턴잡음이 섞인 비디오를 만들어낸다. 그 다음에 기존 알고리즘들과 제안하는 알고리즘을 각각 적용하여 성능을 비교 분석한다. 모사 영상 실험에서는 원본 영상을 참조할 수 있으므로 정성적 평가와 정량적 평가를 모두 수행하였다. 우선 정성적 평가는 그림 6과 같다.

결과를 비교해보면, 제안하는 알고리즘이 기존 알고리즘들보다 더 효과적으로 고정패턴잡음을 제거하는 것을 확인할 수 있다. 우선 algebraic과 Kalman 접근법은 gain에 대한 고려를 전혀 하지 않았기 때문에, gain의 불균일을 전혀 보정해주지 못하는 것을 볼 수 있다. 그리고 gain의 영향으로 인하여 offset을 찾는 데 있어서 에러가 커져서 패턴 또한 완전히 제거되지 않는 것을 확인할 수 있다. 반면에 제안하는 알고리즘은 고정패턴 잡음에 영향을 주는 모든 요소를 고려한 정확한 선형방정식을 유도하고, 다수의 프레임을 이용하여 이를 정확

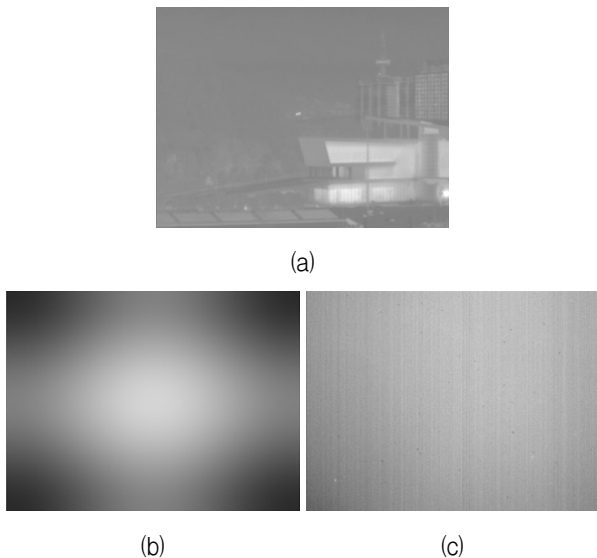


그림 5. 모사 영상 데이터 구성: (a) 원본 영상 (b) gain 불균일 맵 (c) offset 불균일 맵
 Fig. 5. Simulation data: (a) original image (b) gain non-uniformity map (c) offset non-uniformity map.

히 풀어냄으로써 gain과 offset이 모두 보정된 깨끗한 영상을 획득할 수 있었다.

지금부터는 정량적 평가에 대한 비교 분석을 하도록 한다. 우선 정량적 평가를 위한 척도는 두 영상 간에 유사성을 측정하는 척도 중 하나인 structural similarity (SSIM)를 사용하였다^[13].

원본 영상과 결과 영상에 대한 SSIM을 비교하는 정량적 평가 결과는 그림 7에 나타나 있다. 그림 7은 입력 비디오에서 사용한 프레임 수에 대한 SSIM 값을 비교한 그래프이다. SSIM이 1에 가까울수록 두 영상 간의 유사성이 높다는 것을 의미하므로, 더 좋은 성능을 낸다고 말할 수 있다. 그림 7에서 볼 수 있듯이, 제안하는 방법이 기존 방법들에 비해 더 좋은 성능을 보여주는 것을 확인할 수 있다.

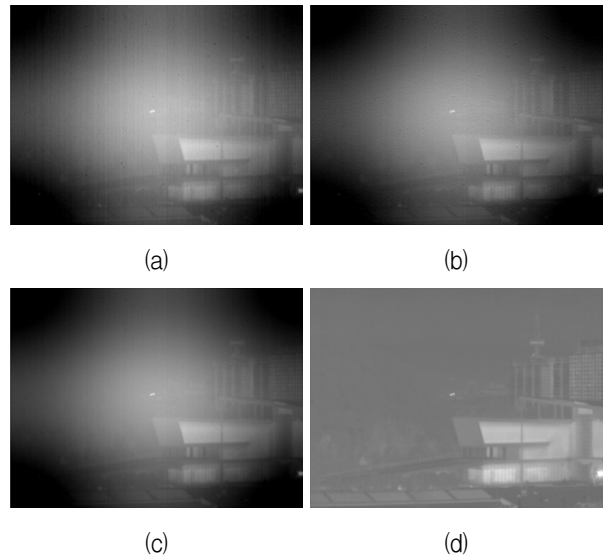


그림 6. 모사 영상에 대한 실험 결과: (a) 입력 (b) algebraic^[5] (c) 칼만 필터 기반^[6] (d) 제안하는 알고리즘

Fig. 6. Experiment results for a simulation image: (a) input (b) algebraic^[5] (c) Kalman filter based^[6] (d) proposed NUC.

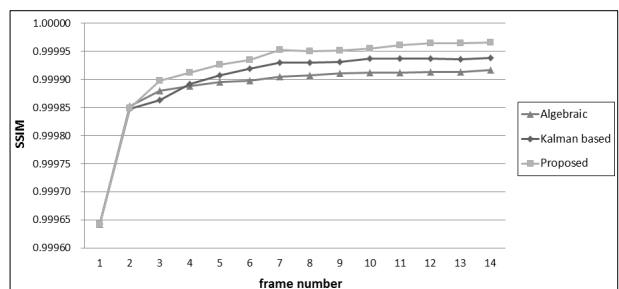


그림 7. 모사 실험 결과에 대한 정량적 평가
 Fig. 7. Quantitative evaluation of the simulation results.

3. 실제 영상에 대한 실험

앞에서 언급했듯이 실제 영상에 대한 데이터 set은 총 두개로 구성하였다. 동일한 IR 카메라에 대하여 촬영 환경을 각각 달리하여 영상을 획득하였다. 하나는 실내에서 촬영하였고, 다른 하나는 실외에서 촬영하였다.

먼저 실내 영상에 대한 실험 결과는 그림 8과 같다.

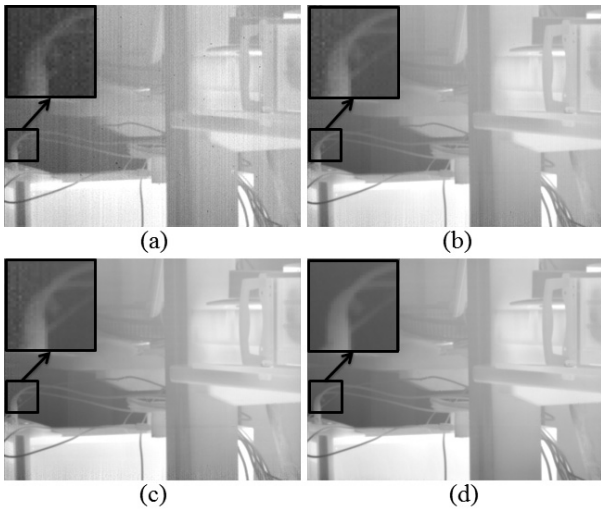


그림 8. 실내 영상에 대한 실험 결과: (a) 입력 (b) algebraic^[5] (c) 칼만 필터 기반^[6] (d) 제안하는 알고리즘

Fig. 8. Experiment results for an indoor image: (a) input (b) algebraic^[5] (c) Kalman filter based^[6] (d) proposed NUC.

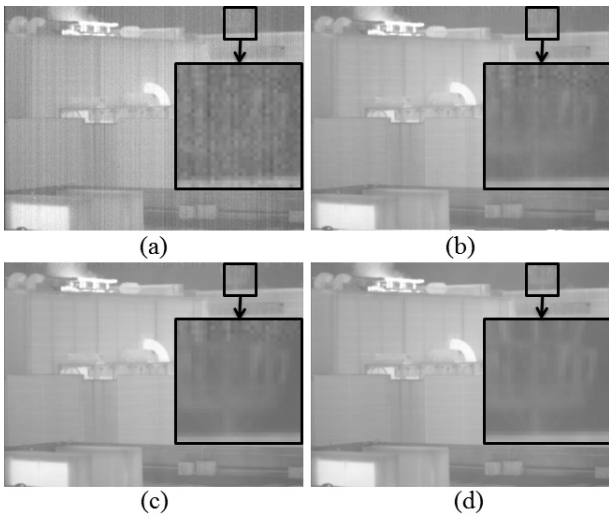


그림 9. 실외 영상에 대한 실험 결과: (a) 입력 (b) algebraic^[5] (c) 칼만 필터 기반^[6] (d) 제안하는 알고리즘

Fig. 9. Experiment results for an outdoor image: (a) input (b) algebraic^[5] (c) Kalman filter based^[6] (d) proposed NUC.

그림 8(a)는 실내에서 획득한 비디오 영상 중 한 프레임을 나타낸 것이다. (b)와 (c)는 각각 algebraic NUC와 칼만 필터 기반 NUC를 적용한 결과이며, (d)는 제안하는 알고리즘을 적용한 결과이다. 그림에서 볼 수 있듯이, 다른 두 알고리즘들과 비교하여 영상 전체적으로 제안하는 알고리즘을 적용한 결과가 더 깨끗이 FPN을 제거한 것을 확인할 수 있다.

다음으로 실외 영상에 대한 실험 결과는 그림 9와 같다. 그림 9(a)는 실외에서 획득한 비디오 영상 중 한 프레임을 나타낸 것이다. 그림 9에서도 그림 8에서의 마찬가지로 (d)의 제안하는 알고리즘을 적용한 결과가 (b)와 (c)에 있는 다른 두 알고리즘들을 적용한 결과들에 비해 더 나은 성능을 보여주는 것을 확인할 수 있다.

IV. 결 론

적외선 카메라의 탐지기는 정밀한 제조공정을 통해 생산하더라도, 동일한 입력신호에 대하여 서로 다른 출력 값을 갖는 픽셀 불균일이 존재한다. 이러한 픽셀 불균일을 보정하기 위해 본 논문에서는 비디오 정보만으로 탐지기의 gain과 offset의 불균일성을 모두 보정하는 영상기반 NUC를 제안하였다.

영상기반 NUC 알고리즘 중에서 가장 뛰어난 성능을 보이는 칼만 필터 기반 NUC 알고리즘은 비디오의 인접한 프레임 간 움직임 보상을 수행할 때, 한 방향으로만 위평을 수행하여 특정 경계부분에서는 활용 가능한 정보가 존재하지 않을 수 있다. 또한, 칼만 필터 기반 NUC는 gain의 불균일성은 고려하지 않고, offset의 불균일성만을 보정하고 있다.

본 논문에서는 움직임 보상을 수행하여 시스템을 모델링할 때, 양방향 위평을 이용하여 더 넓은 범위의 정보를 활용할 수 있도록 하였고, 탐지기의 선형 응답과 프레임 간 움직임 정보로부터 gain의 불균일성과 offset의 불균일성을 모두 보정하는 식을 유도하여, gain과 offset 결합 보정을 수행하였다. 모사 데이터와 실제 데이터에 대한 실험을 통해 제안하는 방법이 기존 방법들보다 더 우수한 성능을 보이는 것을 확인하였다.

그러나 제안하는 알고리즘은 입력 비디오가 global 움직임만을 포함하거나 국소적으로 local 움직임이 있는 경우에는 잘 동작하지만, 영상 전반에 걸쳐서 local 움직임이 있을 경우에는 성능이 저하된다. 제안하는 알고리즘의 실지 적용 시에는 local 움직임이 많은 경우도

있을 것이기에, 이러한 상황에서도 제안하는 알고리즘이 효과적으로 동작할 수 있도록 향후 local 움직임을 고려하여 알고리즘을 개선할 예정이다. Local 움직임을 염두에 둔 접근방법으로는 위핑한 두 영상의 차영상을 구하여 상대적으로 오차 값이 큰 영역은 칼만 필터에 사용되는 변수에서 제외하는 방식 등을 고려하고 있다.

참 고 문 헌

- [1] A. F. Milton, F. R. Barone, and M. R. Kruer, "Influence of nonuniformity on infrared focal plane array performance," *Optical Engineering*, vol. 24, no. 5, pp. 855-862, 1985.
- [2] 조창호, 이상호, 이종용, 조도현, 이상철, "웨이브렛 변환 영역에서 적응문턱값을 이용한 적외선영상의 잡음 제거," 전자공학회논문지, 제 43권, IE편, 제 4호, 65-75쪽, 2006년 12월.
- [3] 이원석, 김경희, 이상원, "Retinex 처리에 기반한 적외선 열상 이미지의 화질 개선" 전자공학회논문지, 제 48권, IE편, 제 2호, 32-39쪽, 2011년 6월.
- [4] B. M. Ratliff and M. M. Hayat, "An algebraic algorithm for nonuniformity correction in focal-plane arrays," *J. Opt. Soc. Am. A*, vol. 19, no. 9, pp. 1737-1747, 2002.
- [5] B. M. Ratliff, M. M. Hayat, and J. S. Tyo, "Generalized algebraic scene based non-uniformity correction algorithm," *J. Opt. Soc. Am. A*, vol. 22, no. 2, pp. 239-249, 2005.
- [6] A. Averbuch, G. Liron, and B. Z. Bobrovsky, "Scene based non-uniformity correction in thermal images using Kalman filter," *Image Vision Computing*, vol. 25 no. 6, pp. 833-851, 2007.
- [7] M. Schultz, L. Caldwell, "Non uniformity correction and correctability of infrared focal plane arrays," *Infrared Physics and Technology*, vol. 36, no. 4, pp. 763-777, 1995.
- [8] W. Gross, T. Hierl, M. Schultz, and J. Haigh, "Correctability of the spatial non-uniformity in various infrared focal plane arrays," *Proceeding of SPIE*, vol. 3436, pp. 203-213, 1998.
- [9] S. Periaswamy and H. Farid, "Elastic registration in the presence of intensity variations," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 22, no. 7, pp. 865-874, 2003.
- [10] A. H. Sayed, "Adaptive filters," Chap. 7, Wiley Inter-Science, 3rd Ed., 2008.
- [11] B. Dierickx and G. Meynants, "Missing pixel correction algorithm for image sensors," *Proceeding of SPIE*, vol. 3410, pp. 200-203, 1998.
- [12] G. H. Golub and C. F. Van Loan, "Matrix computations," Chap. 10, Johns Hopkins, 3rd Ed., 1996.
- [13] S. S. Channappayya, A. C. Bovik, and R. W. Heath, "Rate bounds on SSIM index of quantized images," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 17, no 9, pp. 1624-1639, 2008.

저 자 소 개



김 성 민(학생회원)
 2009년 연세대학교 전기전자
 공학과 학사 졸업.
 2011년 KAIST 전기및전자공학과
 석사 졸업.
 <주관심분야 : 잡음제거, 영상처
 리>



배 윤 성(학생회원)
 2008년 연세대학교 전기전자
 공학과 학사 졸업.
 2010년 KAIST 전기및전자공학과
 석사 졸업.
 2010년~현재 KAIST 전기및전자
 공학과 박사 과정.
 <주관심분야 : 컬러영상보정, 영상이해, 영상정합,
 잡음제거>



장 재 호(학생회원)
 2005년 고려대학교 전기전자전파
 공학부 학사 졸업.
 2007년 KAIST 전기및전자공학과
 석사 졸업.
 2012년 KAIST 전기및전자공학과
 박사 졸업.
 <주관심분야 : 다중센서 영상처리, 영상 개선>



나 종 범(평생회원)
 1975년 서울대학교 전자공학과
 학사 졸업.
 1977년 KAIST 전기및전자공학과
 석사 졸업.
 1983년 KAIST 전기및전자공학과
 박사 졸업.
 1983년~1987년 미국 뉴욕 콜롬비아대학교 의대
 방사선과 associate research scientist.
 1987년~현재 KAIST 전기및전자공학과 교수.
 <주관심분야 : 디지털 영상처리, 동영상 신호처
 리, 의료영상 시스템>