

# 상호정보량에 의한 이미지 융합시스템 및 시뮬레이션에 관한 연구

김용길\* · 김철\*\* · 문경일\*\*\*

조선이공대학교 컴퓨터보안과\* · 광주교육대학교 컴퓨터교육과\*\* · 호남대학교 컴퓨터공학과\*\*\*

## 요 약

융합 이미지 생성의 목적은 여러 입력 이미지에 나타난 주요 시각적인 정보를 결합시켜 하나의 보다 정보적이고 완성적인 출력 이미지를 얻는 데 있다. 현재 이러한 이미지 융합 기술은 영상 의료, 원격 감지, 로봇공학 등의 분야에서 활발하게 연구되고 있다. 본 논문에서는 최대 엔트로피에 의한 임계값 추정과 이를 바탕으로 하는 특징 벡터 추출 및 상호 정보량에 의한 특징 벡터들의 밀접한 관계를 추정하는 방식으로 융합 이미지를 생성하는 하나의 접근방식을 제안한다. 이러한 융합 이미지 생성 방식은 이미지의 전반적인 불확실성을 감소시킨다는 점에서 장점이 있고, 더 나아가서 융합되는 이미지들 가운데 블러링 이미지가 사용되는 경우에 이미지 정합이 다른 기법에 비해 보다 좋은 성능을 가진다는 점이다.

키워드 : 융합 이미지, 최대 엔트로피, 상호정보량, 이미지정보교육, 블러링 이미지

## A Study of Fusion Image System and Simulation based on Mutual Information

Yonggil Kim\* · Chul Kim\*\* · Kyungil Moon\*\*\*

Dept. of Computer Security, Chosun College of Science & Technology\* · Dept. of Computer Education, Gwangju National Univ. of Education\*\* · Dept. of Computer Engineering, Honam Univ.\*\*\*

## ABSTRACT

The purpose of image fusion is to combine the relevant information from a set of images into a single image, where the resultant fused image will be more informative and complete than any of the input images. Image fusion techniques can improve the quality and increase the application of these data important applications of the fusion of images include medical imaging, remote sensing, and robotics. In this paper, we suggest a new method to generate a fusion image using the close relation of image features obtained through maximum entropy threshold and mutual information. This method represents a good image registration in case of using a blurring image than other image fusion methods.

Keywords : Fusion Image, Maximum Entropy, Mutual Information, Image Information Education, Blurring Image

교신저자 : 김철(광주대학교 컴퓨터교육과)

논문투고 : 2015-03-16

논문심사 : 2015-03-16

심사완료 : 2015-03-25

## 1. 서론

이미지 융합에 관한 접근방식은 크게 공간 영역 융합과 변환 영역 융합의 두 가지로 구분될 수 있다. 먼저, 공간 영역 융합 방식은 입력 이미지의 픽셀들을 직접 처리하는 방식으로 하나의 픽셀을 중심으로 이웃하고 있는 영역과의 관계를 고려한 완만성 내지는 선명성 작업이 주를 이룬다. 변환 영역 융합 방식은 원형 입력 이미지에 2차원 푸리에 변환을 적용하여 주파수 영역으로 변환시킨 후에 이러한 주파수 영역에서 이미지 처리를 수행하고 나서 원래 이미지로의 전환을 위해 2차원 역 푸리에 변환을 실시한다. 이러한 접근방식들은 공통적으로 신호 수준, 픽셀 수준, 특징 수준 및 의사결정 수준의 4가지 이미지 융합 단계들을 거치게 되는데, 신호 수준 융합은 신호를 바탕으로 원래 신호보다 신호-잡음 비가 더 우수한 것을 중심으로 이미지를 결합시킨다. 픽셀 수준 융합은 각 픽셀과 관련된 정보가 이미지 세분화와 같은 작업에 보다 우수한 성능을 보이는 이미지를 중심으로 결합시킨다. 특징 수준 융합은 픽셀 명암, 에지 혹은 텍스처와 같은 핵심적인 공통 특성을 중심으로 결합시킨다. 의사결정 수준은 정보 추출 측면에서 개별 이미지들을 처리하여 공통적인 것들을 중심으로 결합시켜 나가는 방식이다[6][13].

이미지 융합과 관련하여 무엇보다 중요한 것은 화질 개선으로 이것은 출력 이미지가 해석적인 측면에서 보다 적절한 형태를 갖추도록 하는 것이다. 화질 개선과 관련하여 이미지 적용에 따라 다양한 기법들이 문헌에서 소개되고 있다. 히스토그램 평활화에 의한 화질 개선은 이러한 기법의 대표적인 형태이다. 히스토그램 평활화에 의한 이미지 개선은 원래 이미지의 세세한 것들을 감지하는데 따른 어려움을 해소시킨다. 이러한 히스토그램 평활화에 의한 이미지 융합에 관한 연구로 기존 히스토그램 평활화와 선형 이미지 융합을 통해 이미지 대비를 개선시키는 방식, 픽셀과 특징 레벨을 바탕으로 선명도에 중점을 두는 방식이 대표적이라 할 수 있다 [3][5][17]. 기타 주요 연구들은 대부분 이미지 융합에 따른 이미지 히스토그램을 개선시키는 형태로, 이미지 융합과 관련된 히스토그램 평활화의 단점을 극복하기 위한 엔트로피의 적용[9][10], 명암 조절이 가능하도록 하는 순환 형태의 개별 평균에 의한 히스토그램 평활

화, 확률밀도함수를 바탕으로 동일한 영역의 이미지 분해를 통한 새로운 히스토그램 평활화, 해상도 정렬을 통한 히스토그램 평활화 등을 들 수 있다[2].

이미지 융합 방법의 선택은 이미지 적용 문제에 종속적이기는 하지만, 공간 해상도 측면에서 공간 영역 접근방식이 보다 좋은 결과를 보인다. 그렇지만, 공간 영역 처리 방식은 블러링 이미지를 사용하는 경우에 공간 영역 융합방식의 대표적인 PCA 알고리즘을 사용하더라도 융합 이미지의 질이 떨어지는 문제점을 가지고 있다. 이에 반하여 웨이블릿 변환은 고화질의 스펙트럼을 제공하기 때문에 블러링 이미지의 처리에 장점을 가진다. 하지만, 아주 많은 웨이블릿 계수들을 포함하기 때문에 상당히 지루한 작업에 속하고, 적용 문제에 따라 화질이 공간영역 방식에 비해 떨어지는 경우도 많아서 단순 DFT 변환이 적절할 수 있다[4][12][15]. 어떠한 이미지 융합 방식을 사용하건 간에 이미지 세분화는 이미지 분석의 핵심 단계이고, 이 단계에서 이미지 히스토그램 임계 작업은 중요하다. 그 이유는 일반적으로 이미지 히스토그램의 분포가 여러 정점들로 구성되는 다봉 분포를 이루는 경우가 많기 때문이다[1][7][8]. 이러한 이유로 인해 최적의 임계값을 찾는 작업이 요구되고, 이러한 임계화 작업에서 가장 널리 사용되는 개념이 엔트로피이다. 따라서 본 연구에서는 최대 엔트로피 개념을 사용하여 임계화 작업을 진행하고, 이를 통해 얻어진 특징 벡터들의 상호 정보량 측정을 통해 보다 개선된 융합 이미지를 생성하는 방식을 제안한다.

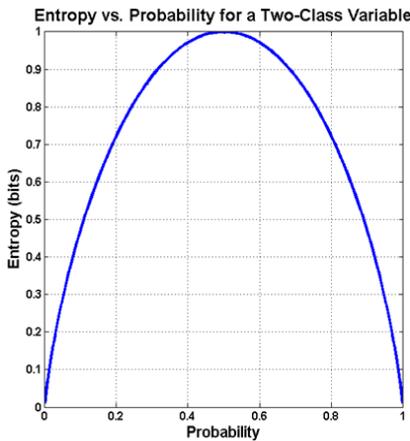
## 2. 이론적 배경

엔트로피는 1948년 Shannon이 제안한 것으로 확률 밀량함수  $p(x)$ 을 갖는 이산 확률변수  $X$ 에 관해 다음과 같이 정의되는 하나의 불확실성 측도이다.

$$H(X) = - \sum_{i=1}^n p(x_i) \log(p(x_i))$$

엔트로피는 이산 확률변수의 출현치를 기술하는 데 필요한 정보의 양을 나타내는 측도이다. 이미지 처리의 관점에서 엔트로피 개념을 나타내기 다음과 같은 예를 고려하자. 클래스가 정수로 코드화되어 있고, 이들 코드의 수치적인 순서는 의미가 없다고 하자. 예를 들어, [1

3 2 1 2 1 1 3 1 1 2]의 클래스 데이터를 요약하면, 유일한 데이터는 1, 2, 3이고, 이것들의 빈도수는 6, 3, 2이다. 이러한 클래스의 평균에 가장 가까운 것은 중위수로 히스토그램에서 추출할 수 있다. 이러한 클래스 변수에서 혼합된 양을 측정하는 데 가장 적합한 측도가 엔트로피이다. 하나의 동전 던지기에서 오직 두 개의 값만을 갖는 변수를 고려하는 경우에, 매번 뒤 면이 나올 가능성은 0이고, 항상 앞면이 나올 확률이 1인 것으로 가정되면, 어떠한 값들의 혼합은 전혀 문제가 되지 않는다. 최대 혼합은 하나의 공정한 동전, 즉 앞면의 확률이 0.5인 경우에 발생할 것이다.



(Fig. 1) Between entropy and probability

혼합에 관한 측도를 0.0(전혀 혼합이 없음)에서 1.0까지(최대 혼합)로 하는 경우에 0.0은 순수 뒷면이 나올 확률 0.0에서 언어지게 되고, 1.0까지 증가하다가(0.5의 확률에 이르는 최대 혼합 상태), 다시 0.0의 값으로(순수한 앞면만 나타날 확률이 1이 되는) 떨어질 것이다 ((Fig. 1) 1) 참조). 확률분포가 50:50의 분할에서 점점 멀어질 때, 출현 값에 대한 불확실성은 점점 줄어든다. 2개의 값을 갖는 변수의 경우에 엔트로피는  $-(p \cdot \log(p) + (1-p) \cdot \log(1-p))$ , 여기서  $p$ 는 하나의 클래스에 속할 확률이다. 이러한 개념을 2개 이상의 값들을 갖는 변수로 확장시켰을 때, 일반적으로 가능한 값들 간에 분포가 균등하게 퍼져 있을수록 엔트로피는 커지게 된다.

이미지 처리와 관련하여 이미지 변수 값들의 혼합에 관해 엔트로피 자체도 유용한 도구이지만, 이미지 특정

추출과 관련하여 조건부 엔트로피가 보다 구체적인 특성을 가진다. 조건부 엔트로피는 특정 정보 또는 변수가 가지고 있는 범위 내에서 값들의 혼합에 관한 엔트로피를 측정한다. 예를 들어, 스포츠 경기에서 어떤 특정 팀에 관한 정보가 전혀 없는 경우에 그 팀이 경기에서 승리할 최적 확률은 0.5로 예측할 수 있다. 이러한 변수에 관한 엔트로피는 두 값을 갖는 변수의 최대 불확실성 값인 1이 된다. 그렇지만, 홈에서 경기를 할 경우에 평균적으로 이길 확률이 0.69인 것으로 알려져 있는 경우에, 그러한 확률에 관한 엔트로피는 0.8932로 줄어든다. 부상자 수, 최근 게임 결과 등의 사전 정보가 주어지는 경우에 엔트로피를 감소시킬 수 있다. 이러한 조건부 엔트로피는 여러 가능한 조건들에 관한 엔트로피의 가중 평균으로 계산된다.

최대 엔트로피 개념은 정보 이론적인 관점에서 하나의 측정으로부터 보다 많은 정보를 추출하는 데 있다. 하나의 이미지로 해석될 수 있는 데이터 집합이 주어지는 경우에 이미지 해석의 어려움은 데이터 샘플링이 제한적이고 잡음을 갖는 경우이다. 이러한 경우에 최대 엔트로피 접근방식은 동등하게 데이터를 기술하는 방식으로 이미지 가능 집합으로부터 하나의 이미지를 선택할 수 있도록 하는 것이다. 특히, 흐리거나 번진 블러링 이미지의 개선에 있어서 최대 엔트로피 접근은 중요하다. 최대 엔트로피의 보편적인 형태는 가장 균등한 이미지 데이터를 취하는 것이다. 분포의 적합성 측도로서 카이제곱 통계량이 충분히 작은 것 또는 이미지의 전체 강도의 정규화 방식이 적용된다.

이미지 정합은 고화질의 이미지를 생성하기 위한 것으로 차감, 주축, 결합 엔트로피, 교차 상관 방법, 상호 정보량에 의한 방식들이 사용된다. 엔트로피 관점에서 이들 이미지 정합 기법들을 살펴보면 다음과 같다. 먼저, 차감 기법은 두 이미지의 명암 분포를 고려하여 분포의 차이가 최소가 되는 방식으로 정합을 진행하며, 주축 기법은 이미지 내에 정합시키고자 하는 객체의 분포에 관한 기댓값을 구하여 기댓값과 가장 차이가 큰 양만큼 회전과 이동을 통해 대략적인 위치를 결정하는 방식이다. 결합 엔트로피 방식은 중첩되는 이미지들의 명암에 관한 결합 확률분포를 생성하여 엔트로피가 최소가 되도록 분포를 조정하는 방식에 해당한다. 교차 상관관계 기법은 이미지 내에 정합시키고자 하는 객체

의 특징 점 또는 영역을 추출하여 상관관계가 가장 큰 것을 중심으로 정합시켜 나가는 방식이다. 이러한 접근 방식들은 모두 이미지 적용 문제에 종속적이어서, 적용되는 이미지에 따라 정합 성능이 달라지며, 전반적으로 초기 정합 위치로부터 변화가 적은 이미지에 적절하다는 점이다. 상호정보량에 의한 정합 방식은 이러한 단점을 극복하기 위해 주변 엔트로피 개념을 적용하여 부적절한 정합을 제거시켜 나가는 방식이다.

두 이미지  $A$ 와  $B$ 의 종속적인 관계를 측정하기 위한 상호 정보량은 Kullback - Leibler 거리를 사용하여 다음과 같이 정의된다.

$$I(A, B) = \sum_{a,b} P_{AB}(a,b) \log \frac{P_{AB}(a,b)}{P_A(a)P_B(b)}$$

여기서  $P_{AB}(a,b)$ 은 주변 확률분포가 각각  $P_A(a)$ ,  $P_B(b)$ 인 두 이미지의 결합 확률분포를 나타낸다. 특히, 확률변수  $A$ 와  $B$ 가 두 이미지의 대응되는 픽셀 쌍의 강도  $a$ 와  $b$ 을 가진다면, 결합 및 주변 확률분포들은 결합 히스토그램  $h(a,b)$ 을 사용하여 다음과 같이 추정된다.

$$P_{AB}(a,b) = \frac{h(a,b)}{\sum_{a,b} h(a,b)}$$

$$P_A(a) = \sum_b P_{AB}(a,b), P_B(b) = \sum_a P_{AB}(a,b)$$

이미지들의 상호 정보량 측정과 관련하여 Tsallis의 종속성 측도는 하나의 성능 측도로 사용될 수 있다[11]. 두 이미지  $A$ 와  $B$ 의 관심 대상 특성에 관한 종속성은 다음과 같이 정의된다. 여기서  $h(a,b)$ 은 관심 대상의 특성에 관한 결합 히스토그램,  $h_A(a)$ 은  $A$ 에 관한 주변 히스토그램,  $h_B(b)$ 은  $B$ 에 관한 주변 히스토그램,  $q(\neq 1)$ 은 하나의 실수 인자로 특수성을 나타낸다.

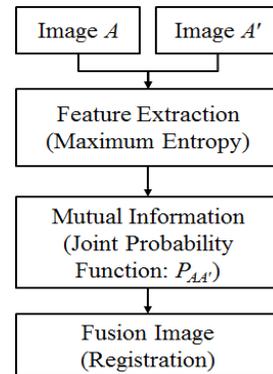
$$D_q(A, B) = \frac{1}{1-q} \left( 1 - \sum_{a,b} \frac{(h(a,b))^q}{(h_A(a)h_B(b))^{q-1}} \right)$$

따라서 두 이미지  $A$ 와  $B$ 를 사용하여 하나의 융합된 이미지  $F$ 를 생성하였을 때, 이미지 융합에 따른 성능은 다음과 같이 측정될 수 있다.

$$M_q = D_q(F, A) + D_q(F, B)$$

### 3. 이미지 융합 시스템 설계

Tsallis의 엔트로피 측도에서 사용된 인자  $q$ 은 이미지 처리와 관련하여 하나의 비 포괄성 인자라는 점에서 이미지 세분화를 위한 하나의 임계값으로 사용될 수 있다. Tsallis 엔트로피를 바탕으로 하는 디지털 이미지의 세분화 실험 결과에 의하면,  $q$ 값을 다양하게 변화시킴으로써 이미지 세분화를 위한 최적의 임계값을 결정할 수 있음을 보이고 있다[14][16]. 지역적인 이미지 세분화의 경우에 최적의  $q$ 값은 0.8인 경우로 소개되고 있다. 문제는 이러한  $q$ 값이 전역적인 관계를 나타내는 것이 아니라 지역적인 범위 내에서 관계를 나타내는 비 포괄성 인자이고, 확률을 나타내는 히스토그램이 두 이미지에서 일정한 상수로 곱해지는 경우에만 세분화가 효과적인 단점을 가지고 있다. 즉, 이미지 융합과 관련하여 Tsallis 엔트로피에 의한 전역적인 측면에서 이미지 정합 결과는 오히려 성능이 떨어지는 것이 사실이다. 따라서 본 연구에서는 최대 엔트로피에 의한 임계값을 설정하고, 이러한 임계값을 활용한 이미지 특징 추출 작업을 거쳐, 상호 정보량에 의한 이미지 융합 시스템 설계를 나타낸다((Fig. 2) 참조).



(Fig. 2) Fused image generation step

이미지 특징 추출은 이미지의 관심 영역을 하나의 벡터로 나타내는 일종의 차원 감소 방식에 속한다. 이미지 크기가 크거나 보다 빠른 이미지 검색이 필요한 경우에 유용하지만, 이미지에서 보다 정보적인 데이터를 얻기 위해서는 반드시 필요한 작업이다. 이미지 특징

추출과 관련하여 윤곽선 추출, 기울기 벡터 계산, 이산 코사인 변환(DCT) 및 wavelet 변환이 보편적으로 사용된다. 보통 윤곽선 탐지에 의한 이미지 특징 추출이 사용되지만, 특징 공간에서 윤곽선 방향이 모양을 특징짓는데 중요한 경우에 기울기 벡터 연산이 사용된다. DCT는 복잡한 연산을 하지 않기 때문에 적용이 용이하고, 특히 사인파의 몇 가지 낮은 성분에 신호 정보를 집중시키기 때문에 덮어진 이미지를 벗기는 데 매우 효과적이다. 웨이블릿 변환에 의한 특징 추출은 시간 및 주파수 영역을 모두 취급한다는 점에서 다른 추출 기법에 비해 보다 우수한 성능을 보이지만, 모든 변환 계수들을 사용하는 관계로 많은 시간이 소요되고 종종 부정확한 결과를 나타낸다. 최대 엔트로피에 의한 임계값 설정은 다른 알고리즘에 비해 구현이 용이하고 이미지 특징 추출에 있어서 성능이 뒤지지 않는다. 다음은 최대 엔트로피에 의한 이미지 전처리 과정을 나타낸다.

- 1) 입력 이미지의 히스토그램의 정규화;
- 2) 정규화된 히스토그램을 사용한 누적 분포함수  $C$ 의 계산;
- 3)  $C$ 를 이용한 낮은 범위의 엔트로피  $E_L$ 과 높은 범위의 엔트로피  $E_H (=1-E_L)$  계산
- 4) 최대 엔트로피를 갖는 위치를 최적 임계값으로 선정

이미지 융합 방식에는 각 이미지의 화소 값을 단순히 더해 평균으로 할당하는 방식과 각 이미지 화소 값을 비교하여 보다 큰 화소 값을 선택하는 방식이 보통 사용되는 기법이라 할 수 있다. 보다 세련된 이미지 융합 방식으로는 이미지의 불필요한 부분들을 제거시키면서 주성분들에 해당하는 화소 값들에 가중 평균을 부여하는 방식과 이미지의 강도, 색조, 채도를 중심으로 하는 다중 해상도의 IHS 융합 이미지 생성 방식이 사용될 수도 있고, 각 원형 이미지에 관해 가우스 및 라플라스 피라미드 수준들을 적용하는 융합 방식이 적용될 수 있다. 이외에 보다 좋은 융합 이미지 생성을 위해 이산 웨이블릿 변환이 적용될 수 있으나 융합 방식의 복잡성으로 인해 많은 시간이 소요된다. 다음은 최대 엔트로피에 의한 임계값을 바탕으로 변환된 이미지에서 추출된 특징 벡터들에 관해 상호 정보량 계산을 통한 이미지 융합 알고리즘을 나타낸다.

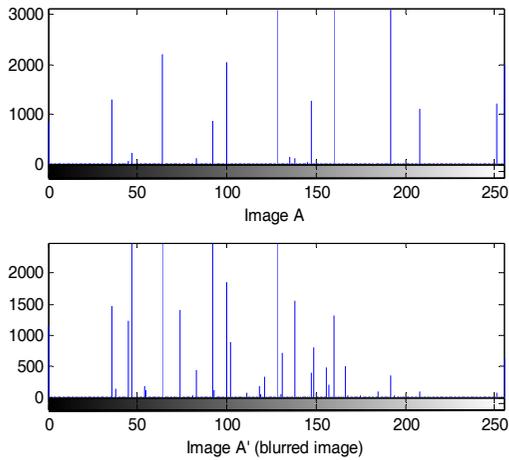
- 1) 최대 엔트로피에 의해 변환된 이미지  $I_A$ 와  $I_B$ 에 관해 Edge, Gradient, DCT, Wavelet 등의 방법을 적용해 특징 벡터  $A_f$ 와  $B_f$ 를 추출한다.
- 2) 미지 회선을 위한 커널의 크기  $w$ 을 설정하고,  $\lfloor w/2 \rfloor$ 의 값을 인자로 하여 상호 정보량에 의한 이미지 맵을 모두 1로 초기화시킨다(경계 조건들을 포함한).
- 3) 커널을 사용하여 특징 벡터들의 세분화를 실시하고, 세분화된 특징 값들의 최대 및 최소값을 구하여 표준화를 실시한다.
- 4) 세분화된 특징벡터에 관한 주변 확률밀도함수  $P_A$  및  $P_B$ 와 각각의 누적확률밀도함수를 구한다.
- 5) 주변 확률밀도함수들 간에 기댓값, 표준편차 및 상관계수  $\rho$ 을 구한다.
- 6) Nelsen 방법에 의한 결합 확률함수  $P_{AB}$ 의 계산: 단계 5에서 계산된 계수  $\rho$ 가 양수이면,  $P_{AB} = \rho \min\{P_A, P_B\} + (1-\rho)P_A \cdot P_B$ , 음수인 경우,  $P_{AB} = \rho \max\{P_A + P_B - 1, 0\} + (1-\rho)P_A \cdot P_B$
- 7) 결합 엔트로피  $(-P_{AB} \log(P_{AB}))$  및 상호 정보량  $(M = E(A) + E(B) - E(AB))$ 을 구한다.
- 8) 상호 정보량에 의한 융합 이미지 맵  $F_M$ 의 계산:  $F_M = 2M / (I_A + I_B)$

#### 4. 시뮬레이션

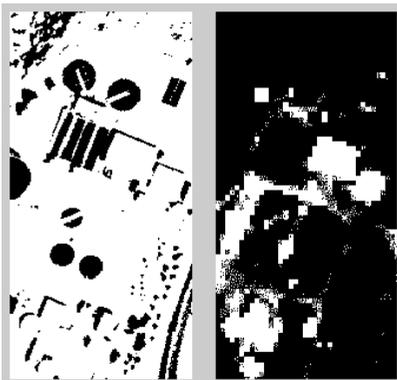
이미지 융합과 관련하여 공간 영역 접근방식의 가장 큰 문제점은 블러링 이미지의 처리 문제이다. 따라서 연구에서 제안된 최대 엔트로피 기반 임계값 결정, 이를 통한 특징벡터의 상호 정보량을 통한 융합 방식의 성능을 비교하기 위해 (Fig. 3)과 같이 융합되는 이미지 가운데 하나가 블러링 이미지인 경우에 관한 시뮬레이션을 나타내기로 한다. (Fig. 4)는 두 이미지의 그레이스케일 변환을 통한 이미지 히스토그램을 나타낸다. 두 이미지 모두 다봉 분포를 이루기 때문에 최적 임계화 작업에 어려움이 있는 경우라 할 수 있다. 최대 엔트로피 계산에 의한 이미지 A의 임계값은 118, 블러링 이미지의 임계값은 128이다. (Fig. 5)는 최대 엔트로피에 의한 임계값들을 사용하여 변환된 이미지 맵을 나타낸다.



(Fig. 3) Images A and blurring the image A'

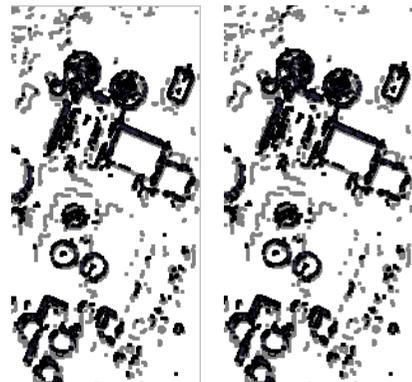


(Fig. 4) Image histogram

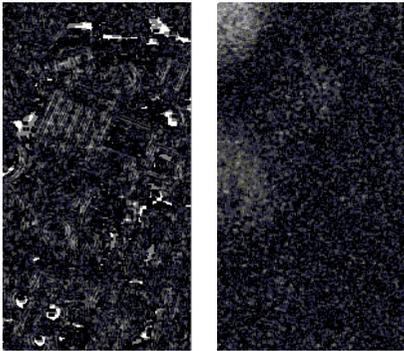


(Fig. 5) Transformed image

(Fig. 6)은 (Fig. 5)의 변환된 이미지에 관해 특징 벡터를 추출하지 않고 상호 정보량만 측정하여 융합시킨 경우의 이미지 맵(좌측)과 윤곽선 추출에 의한 상호 정보량 계산을 통해 융합시킨 경우의 이미지 맵(우측)을 나타낸다. 상호 정보량은 모두 0.7555로 추정되고, 이미지 맵 또한 같은 결과를 출력한다. 실험 결과에 의하면 최대 엔트로피에 의한 이미지 맵 구성은 별도의 윤곽선 특징 추출 방법을 적용한 경우와 차이가 없는 것으로 나타났다. 따라서 단순 윤곽선 특징만을 고려하여 융합 이미지를 구성하는 경우에는 최대 엔트로피 계산과 상호 정보량만으로 빠른 시간 내에 구축될 수 있음이 확인되었다. (Fig. 7)은 특징 추출에 있어서 기울기 벡터를 고려한 경우에 상호 정보량에 의해 융합된 이미지 맵(좌측)과 DCT 특징 추출방법에 의한 상호 정보량을 바탕으로 융합된 이미지 맵(우측)을 나타낸다. 상호 정보량은 각각 0.1435와 0.1246으로 추정되어, 상호 정보량이 현저하게 줄어드는 것으로 확인되었다. 다른 이미지를 사용한 반복실험 결과 또한 기울기 벡터 또는 DCT 방식은 블러링 이미지를 사용하여 이미지 융합을 실시하는 경우에 4배 이상 화질이 떨어지는 것으로 나타났다. (Fig. 8)의 좌측 이미지 맵은 블러링 이미지에 강한 면모를 보이는 Haar 웨이블릿 변환에 의한 특징 추출과 상호 정보량에 의한 융합 이미지 맵이다. 상호 정보량은 0.1324로 DCT 방식에 의한 것보다는 높지만, Gradient에 의한 것보다는 낮게 나타났다. Daubechies, Meyer, Morlet 등의 웨이블릿 변환을 적용한 경우에도 상호 정보량은 미세한 차이만 나타났다.

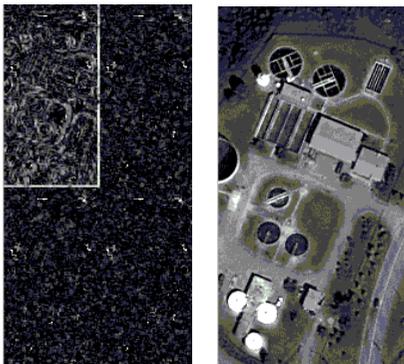


(Fig. 6) Contour feature extraction and mutual information



(Fig. 7) Gradient and DCT method and mutual information

결론적으로 본 연구 실험 결과에 의하면, 불가피하게 블러링 이미지가 활용되는 경우에 있어서 융합 이미지 생성은 어떠한 특징 추출 변환을 실시하지 않고, 본 연구에서 제안된 최대 엔트로피에 의한 임계 결정과 상호 정보량에 의한 이미지 맵 구성이 가장 바람직한 것으로 확인되었다. 블러링 이미지가 이미지 융합에 사용되지 않는 경우에 있어서도 단순 에지 추출 변환과 DCT 변환은 적용할 필요가 없는 것으로 나타났다. 그렇지만, 블러링 이미지가 이미지 융합에 사용되지 않는 경우에 Gradient 및 웨이블릿 변환에 의한 상호 정보량은 다소 높게 나타나는 것으로 확인되었다. (Fig. 8)의 우측 이미지는 블러링 이미지를 사용하지 않는 경우에 본 연구에서 제안된 최대 엔트로피에 의한 임계 결정, 웨이블릿 변환에 의한 상호 정보량 추정에 의한 융합된 이미지를 나타낸다.



(Fig. 8) Wavelet transform applied and fused image

## 5. 결론

본 연구에서는 이미지 융합과 관련하여 최대 엔트로피에 의한 이미지 히스토그램 임계화, 이를 통한 특징 벡터 추출, 그리고 특징 벡터들 간에 상호 정보량 추정을 통한 이미지 융합 과정을 제안하였다. 제안된 방법에 관한 구현은 Matlab R2011b 버전을 활용하였다. 이미지 융합과 관련된 시뮬레이션 결과 무엇보다 두드러지는 점은 블러링 이미지가 사용되는 경우에 다른 이미지 융합 처리 방식에 비해 비교적 우수한 성능을 가지는 것으로 나타났다. 특히, 제안된 방법의 실험 결과 최대 엔트로피에 의한 임계화 작업은 이미지 윤곽선 추출과 관련해서는 별도의 특징 추출 작업이 필요하지 않는 것으로 확인되었다. 또한, 블러링 이미지 처리에 장점을 보이는 복잡한 웨이블릿 변환에 비해 구현이 용이하고 성능 또한 떨어지지 않는 장점을 보였다.

## 참고문헌

- [1] Agrawal, A., and Raskar, R. (2007). Resolving objects at higher resolution from a single motion-blurred image. In Proceedings of CVPR, 1-8.
- [2] Anju Rani, Gagandeep Kaur (2014). Image Enhancement using Image Fusion Techniques. *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, 4(9), 413-416.
- [3] Azeddine Beghdadi, and Razvan Iordache (2006). Image quality assessment using the joint spatial/spatial-frequency representation. *EURASIP J. Appl. Signal Processing 2006*, 2006. Article ID 80537, p.8.
- [4] B. Bascle, Blake and A. Zisserman (1996). Motion deblurring and super-resolution from an image sequence. *ECCV96*, 573-582.
- [5] D. A. Yocky (1995). Image merging and dada fusion by means of the discrete two-dimensional wavelet transform. *J. Opt. Soc. Amer. A*, 12(9). 1834-1841.

[6] Deepak Kumar Sahul (2012). Different Image Fusion Techniques - A Critical Review. *International Journal of Modern Engineering Research*, 2(5), 4298-4301.

[7] D. Kundur and D. Hatzinakos (1996). Blind image deconvolution revisited. *SPMag*, 13(6), 61-63.

[8] Dong ping Tian (2013). A Review on Image Feature Extraction and Representation Techniques. *International Journal of Multimedia and Ubiquitous Engineering*, 8(4), 385-395.

[9] Du-Yih Tsai, Yongbum Lee, Eri Matsuyama (2008). Information Entropy Measure for Evaluation of Image Quality. *Journal of Digital Imaging*, 21(3), 338-347.

[10] J. Astola and I. Virtanen (1982). Entropy correlation coefficient a measure of statistical dependence for categorized data, Proc. Univ. Vaasa, Discussion Papers, No. 44.

[11] M. A. T. Figueiredo, J. M. Biocucas-Dias, R. D. Nowwak (2007). Majorization-Minimization Algorithms for Wavelet-Based Image Restoration. *IEEE Transactions on Image Processing*, 16(12), 2980-2991, December.

[12] Moon KyungIl, Kim Chul (2011). A DFT Deblurring Algorithm of Blinf Blur Image. *Korea Association of Information Education*, 15(3), 517-524.

[13] Moshe Ben-Ezra, Shree K. Nayer (2003). Motion Deblurring using hybrid imaging, Proceedings of the 2003 IEEE computer society conference on Computer vision and pattern recognition, pp.657-664, June 18-20, Madison, Wisconsin.

[14] Nikhil Kumar Rajput, Ankit Rajpal, Amit Kumar Singh, Dilip Senapati (2014). A survey of entropy based image thresholding techniques. *International Journal of Enhanced Research in Management & Computer Applications*, 3(2), 19-21.

[15] S. Reeves and R. Mersereau (1992). Blur identification by the method of generalized cross-validation. *IEEE*

*Transactions on Image Processing*, 1, 301-311.

[16] Viswanathan Vaithyanathan, B. Karthikeyan, and Bhaskar Venkatraman (2014). Image Segmentation Based on Modified Tsallis Entropy. *Contemporary Engineering Sciences*, 7(11), 523-529.

[17] Zhou Wang, Alan Bovik, Eero Simoncelli (2004). Image quality assessment: From error visibility to structural similarity. *IEEE Trans. Image Processing*, 13(4), 600-612.

### 저자소개



#### 김 용 길

1992 광주대학교 컴퓨터공학과 (공학석사)

2014~현재 조선이공대학교 컴퓨터보안과 조교수

관심분야: 네트워크보안, 정보보호, 무선보안, 스마트그리드 보안

e-mail: ygkim@cst.ac.kr



#### 김 철

1997 전남대학교 전산통계학과 (이학박사)

1998 University of Washington (객원교수)

1992~현재 광주교육대학교 컴퓨터교육과 교수

관심분야: 인터넷자원관리, 교육용콘텐츠, 메타데이터, e-Learning

e-mail: chkim@gnue.ac.kr



**문 경 일**

1991 서울대학교 자연대학 이학박  
사, 기술거래사

1987~현재 호남대학교 컴퓨터공  
학과 교수

관심분야: 지능 시스템, 복잡성 과학

e-mail: kimoon@honam.ac.kr

