

웨이블릿 변환을 이용한 통계적 가설검정에 의한 영상융합

박민준¹ · 권민준² · 김기훈³ · 심한슬⁴ · 임동훈⁵

¹한국과학영재학교, ²한국과학영재학교, ³한국과학영재학교, ⁴한국과학영재학교

⁵경상대학교 정보통계학과

(2011년 5월 접수, 2011년 7월 채택)

요약

영상융합이란 두 개 이상의 영상을 하나의 영상으로 결합하는 기술로 원격탐사, 컴퓨터 비전, 로봇틱스, 의료영상 그리고 군사분야 등 여러 분야에서 활용되고 있다. 지금까지 웨이블릿 변환을 이용한 영상 융합규칙들은 웨이블릿 분해 후 얻어진 각 영역에서 평균 혹은 분산과 같은 액티비티(activity) 측도를 단순 수치 비교를 통하여 영상융합의 픽셀을 선택하였다. 이 경우 특징을 갖고 있는 영상이 융합과정에서 배제될 수 있고 또한 잡음의 영향으로 왜곡된 융합영상을 얻을 가능성이 높다. 본 논문에서는 웨이블릿 변환 하에 분산에 대한 통계적 검정인 제곱 순위 검정을 사용하여 통계적으로 유의하다고 판단되는 영역만을 융합 영상의 대체 영역으로 선택하였다. 영상 실험 결과 제안된 방법은 가시적인 평가에서 뿐 만 아니라 정량적인 평가에서도 입력 영상의 종류와 관계없이 기존의 방법들 보다 뛰어난 결과를 보여주었다.

주요어: 영상융합, 웨이블릿 변환, 가설검정, 제곱 순위 검정.

1. 서론

영상융합(image fusion)이란 여러 가지 센서로부터 얻은 두 개 혹은 두 개 이상의 영상을 조합하여 각각의 영상으로부터 중요한 특징들을 보존하면서 새로운 영상을 만들어 내는 기술을 말한다. 그림 1.1은 영상융합을 설명하는 그림으로 영상 1과 영상 2로부터 융합영상이 만들어지는 것을 보여주고 있다.

영상융합은 원격탐사(remote sensing), 컴퓨터 비전(computer vision), 로봇틱스(robotics), 의료영상(medical images) 그리고 군사분야(military applications) 등 여러 분야에서 활용되고 있다.

우리나라가 2006년 개발한 다목적 실용 위성 2호(KOMPSAT-2)는 높은 공간해상도(spatial resolution)를 갖는 흑백영상과 낮은 분광해상도(spectral resolution)를 갖는 다중 분광영상(multi-spectral image)을 동시에 제공하여 한반도 정밀영상 획득 및 지도 제작, 지리정보시스템 구축 등에 활용되고 있는데 위성영상의 판독력 향상을 위해서는 고해상도 다중 분광영상을 얻는 것이 필요한 실정이다. 오늘날 서로 다른 공간 해상도 및 분광 해상도를 갖는 센서 자료를 이용하여 두 개의 장점을 모두 가지는 영상을 얻는 것이 원격탐사(remote sensing) 분야에서 중요한 연구과제이다.

최근 의료 분야에서 CT(computed tomography: 컴퓨터 단층 촬영), PET(positron emission tomography: 양전자 단층 영상 촬영) 및 MRI(magnetic resonance imaging: 자기공명 영상 촬영) 등과 같

이 논문은 2011년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임 (No.2011-0010089).

⁵교신저자: (660-701) 경남 진주시 가좌동 900, 경상대학교 정보통계학과, 교수 및 RINS.

E-mail: dhlhim@gnu.ac.kr

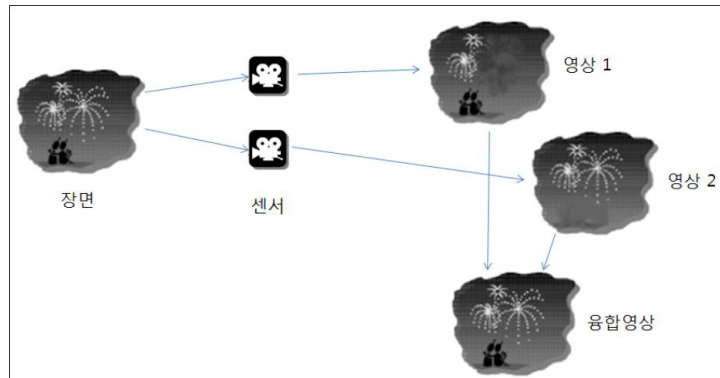


그림 1.1. 영상융합

은 의료 영상기기의 상보적인 측정결과간의 융합이 이뤄지고 있다. 이들 기기들은 장비특성에 따라 얻을 수 있는 영상정보가 조금씩 다르기 때문에 서로 상호 보완적인 정보를 갖고 있다. CT는 뼈의 윤곽을 잘 나타내고 MRI는 부드러운 조직을 잘 보여주며 PET는 CT 및 MRI 검사 결과 판독이 어려운 부위나 크기가 작은 미세한 부분을 정확하게 판별할 수 있다. 따라서, 각각의 장비가 얻을 수 있는 정보를 하나의 영상으로 융합함으로써 의사가 환자의 진단에 효과적으로 이용할 수 있다.

오늘날 전자공학기술의 발달에 따라 다양한 파장대의 센서들이 개발되면서 인간의 눈으로 확인할 수 있는 가시영역을 넘어서는 파장의 영상까지 획득할 수 있게 되었다. 특히, 가시파장 대역의 가시영상(visible image)과 적외선 대역의 적외선 영상(infrared image)에 대한 융합은 현재 군사 관측용으로 널리 활용되고 있다.

영상융합 방법에는 IHS(intensity-hue-saturation) 방법, PCA(principal component analysis) 방법, 피라미드 방법(pyramid fusion), 그리고 웨이블릿 변환(wavelet transform)을 이용한 방법 등이 있다 (He 등, 2010).

가장 전통적인 IHS 방법은 RGB 영상을 IHS 공간으로 변환시키고 IHS 공간에서 명도(intensity)의 값을 흑백영상으로 대체함으로써 역변환을 통하여 새로운 RGB 영상을 생성하는 방법이다 (Ranchin와 Wald, 2000; Carper 등, 1990). 이 방법은 향상된 공간해상도를 보여주나 스펙트럴 정보의 공간왜곡(spatial distortion)을 불러일으킨다.

PCA 방법은 저해상도 컬러영상에 PCA 변환을 수행하여 컬러영상을 여러 개의 주성분들로 분해하고 여기서 새롭게 형성된 첫 번째 주성분을 고해상도 흑백영상으로 대체한다. 그리고 대체된 주성분을 원영상의 공간으로 대체한 후 PCA 역변환을 수행하여 고해상도 컬러영상을 얻는다.

흔히 사용하는 영상융합의 다중해상도 분석방법(multiscale resolution analysis)에는 피라미드 방법과 웨이블릿 변환을 이용한 방법 등이 있다. 라플라시안 피라미드 방법(Laplacian pyramid fusion)은 대표적인 피라미드 방법으로 입력영상에 대해 피라미드 분해(pyramid transform)를 수행한 다음 모든 분해된 영상을 통합한 다음 역 피라미드 변환(inverse pyramid transform)을 통하여 융합영상을 얻는다. 이 방법은 입력영상에서 유의하게 다른 영역에 대해서는 융합영상에 블록 인공점(blocking artifact)이 생기는 단점을 갖고 있다 (Li 등, 1994). 웨이블릿 변환을 이용한 방법은 최근 가장 많이 연구되고 있는 융합기법으로 영상을 저주파 영역과 고주파 영역으로 분해한 후 각 영역에서 융합규칙(fusion rule)에 따라 영상을 선택한 후 역변환을 통해 영상을 융합하는 방법이다. 이 방법은 IHS 방법, PCA 방법보다 분광정보 보존측면에서 좋은 결과를 보여줄 뿐만 아니라 라플라시안 피라미드 방법에서 생긴 인공점을

줄여준다 (Li 등, 1994, 1995; Ma 등, 2005).

지금까지 대부분의 웨이블릿 변환 방법들은 영상을 저주파 영역과 고주파 영역으로 나눈 후 두 영역 모두에서 평균 융합규칙(mean fusion rule) 혹은 최댓값 융합규칙(maximum fusion rule)을 적용하여 영상을 융합하거나 저주파 영역에서는 평균 융합규칙을 고주파 영역에서는 최댓값 융합규칙을 적용하여 영상을 융합하는 방법이 널리 사용되었다. 평균 융합규칙에 의해 영상을 융합하는 경우 영상의 특징이 얻어지면서 영상대비(image contrast)가 낮아지는 단점을 갖고 있고 최댓값 융합규칙에 의해 영상을 융합하는 경우에는 에지(edge)와 선(line)과 같은 고유한 특징(salient feature) 정보를 포함할 수 있으나 잡음(noise)에 민감하게 반응하는 단점이 있다. 따라서 최댓값 융합규칙에 의해 영상을 융합하는 경우 융합된 특정 영역이 하나의 영상으로부터 얻어졌는지 여부를 일관성 검사(consistency verification) (Yang 등, 2010)라는 별도의 절차를 필요로 한다. 최근에서 평균(mean), 표준편차(standard deviation) 혹은 에너지(energy)와 같은 액티비티(activity) 측도를 영상융합에 사용하고 있다 (Arivazhagan 등, 2009).

지금까지 웨이블릿 변환에 사용된 융합규칙들은 픽셀값들의 절대값을 비교하던지 혹은 액티비티측도를 단순 비교하여 서로 같으면 두 영상의 픽셀들의 평균값으로 대체하고 아니면 한 영상의 픽셀을 융합영상의 픽셀로 대체하였다. 이 경우 두 영상의 영역 간에 단지 대·소관계에 의해 융합 영상이 이루어짐으로서 서로 비슷한 영역인데도 단지 수치적으로 차이가 있다하여 한 영상이 선택됨으로써 다른 영상이 배제되는 경향이 있고 또한 잡음이 포함된 영역이 잡음으로 단순수치비교에 의해 융합영상에 선택됨으로써 왜곡된 융합영상을 얻을 가능성이 높다 (Arivazhagan 등, 2009).

본 논문에서는 웨이블릿 변환 하에 통계적 가설검정(statistical hypothesis test)을 이용한 새로운 융합규칙을 사용하여 영상을 융합하고자 한다. 지금까지 통계를 이용한 융합규칙들이 많이 제안되었으나 모두 액티비티 측도로서 어떤 통계량을 사용할 것인가에 대한 연구들이고 통계학의 가설검정을 이용한 융합규칙에 대한 연구는 전혀 이루어지지 않았다. 본 논문에서는 이표본 척도문제(two-sample scale problem)에서 분산에 대한 제곱 순위 검정(squared ranks test) (Conover, 1979)을 사용하여 검정하고자 한다. 여기에 사용된 제곱 순위 검정은 영역기반 영상비교에서 $n \times n$ 부분영상의 크기가 작은 경우 영상 데이터들의 분포에 관계없이 유용한 비모수적 검정이다. 우리는 두 영상의 부분영상 간의 검정을 통하여 하나의 부분영상의 분산이 다른 부분영상의 분산보다 통계적으로 유의한 차이가 있다고 판단되는 경우에 한하여 한 부분영상의 픽셀을 융합 영상의 픽셀로 대체하고 그렇지 않은 경우 두 부분영상은 분산에서 통계적으로 유의한 차이가 없는 영상으로 간주하고자 한다.

제 2장에서는 기존의 웨이블릿 변환을 이용한 영상융합 방법에 대해 간략하게 논의하고 제 3장에서는 통계적 검정을 이용한 영상융합방법을 제안하고자 한다. 제 4장에서는 제안된 영상융합 방법의 성능을 평가하기 위해 기존의 영상융합 방법들 간의 가시적이고 정량적인 비교를 하고 제 5장에서 결론과 향후 연구에 대해 논의한다.

2. 기존의 웨이블릿 변환을 이용한 영상융합 방법

2.1. 이산 웨이블릿 변환

웨이블릿 변환은 푸리에 변환과 같이 기저함수(basis function)들의 집합으로 신호를 분해하여 표현하는 하나의 방법이다. $\psi(t)$ 를 모웨이블릿(mother wavelet)이라 하면 웨이블릿 $\Psi_{j,k}(t)$ 는 다음과 같이 $\psi(t)$ 를 확대(또는 축소)시키고 이동시킴으로서 얻어진 함수들의 집합이다.

$$\Psi_{j,k}(t) = 2^{-\frac{j}{2}} \psi(2^{-j}t - k),$$

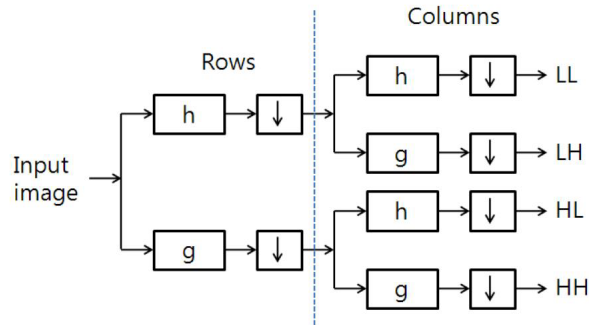


그림 2.1. 1 단계 웨이블릿 분해

여기서 j 는 스케일을 조정하는 성분이고 k 는 시간 축을 따라 이동하는 성분이다. 임의의 신호 $f(t)$ 는 다음과 같이 웨이블릿 $\Psi_{j,k}(t)$ 과 웨이블릿 계수 $c_{j,k}$ 들의 선형결합으로 표현된다.

$$f(t) = \sum_{j,k} c_{j,k} \Psi_{j,k}(t)$$

따라서, DWT(discrete wavelet transform, 이산 웨이블릿 변환)에서는 해상도 2^{j-1} 에서 신호 $c_{j-1,k}$ 를 다중 해상도 분석(multi-resolution analysis) (Mallat, 1999)에 의해 다음과 같이 분해할 수 있다.

$$c_{j,k} = \sum_k h_{2n-k} c_{j-1,k},$$

$$d_{j,k} = \sum_k g_{2n-k} c_{j-1,k},$$

여기서 h, g 는 각각 저주파 통과 필터(low-pass filter)와 고주파 통과 필터(high-pass filter)이고 $c_{j,k}, d_{j,k}$ 는 해상도 2^j 에서 각각 근사 계수와 상세 계수를 나타낸다.

신호가 분해된 서브밴드에서 다시 역 저주파 통과 필터(inverse low-pass filter)와 역 고주파 통과 필터(inverse high-pass filter)를 적용하여 합성하면 이전 신호가 얻어진다.

$$c_{j-1,k} = \sum_n \tilde{h}_{2n-k} c_{j,k} + \sum_n \tilde{g}_{2n-k} d_{j,k},$$

여기서 \tilde{h}, \tilde{g} 는 각각 역 저주파 통과 필터와 역 고주파 통과 필터이다.

그림 2.1은 2차원 영상에 대해 1 단계 웨이블릿 분해(wavelet decomposition)과정을 보여주고 있다. 영상의 가로 방향(rows) 데이터에 대해 저주파 통과 필터와 고주파 통과 필터를 적용한 후 결과에 대해 데이터의 1/2만 취하는 다운 샘플링(down sampling)과정을 거친 후 다시 세로 방향(columns)에 대해 각각의 필터를 적용하여 다운 샘플링을 하면 4개의 주파수 대역(LL, LH, HL, HH)이 얻어진다. 여기서 LL은 저주파 서브 밴드(low frequency subband)이고 LH는 수평방향, HL은 수직방향, 그리고 HH은 대각선 방향의 고주파 서브 밴드이다. 그 중 LL는 다음 단계의 입력으로 들어가 같은 방법으로 분해과정을 반복한다.

그림 2.1에서 h 와 g 는 각각 저주파 통과 필터와 고주파 통과 필터를 나타내고 \downarrow 는 영상의 가로와 세로에 대해 다운 샘플링을 나타내고 있다.

그림 2.2는 2차원 영상에 대해 1 단계 웨이블릿 복원(wavelet reconstruction)과정을 보여주고 있다. 그림 2.1의 웨이블릿 분해과정을 거쳐 영상이 분해된 각 서브밴드에서 데이터의 2배를 취하는 업 샘플

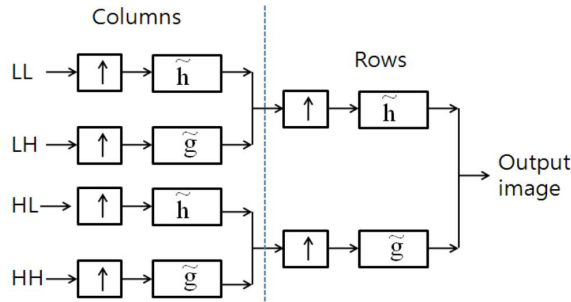


그림 2.2. 1 단계 웨이블릿 복원

링(up sampling)과정을 거친 후 역 저주파 통과 필터와 역 고주파 통과 필터를 적용한 후 합성하여 원래의 영상을 얻는다.

그림 2.2에서 \tilde{h} 와 \tilde{g} 는 각각 역 저주파 통과 필터와 역 고주파 통과 필터를 나타내고 \uparrow 는 영상의 가로와 세로에 대한 업 샘플링을 나타내고 있다.

2.2. 기존의 영상융합 방법

본 논문에서 비교대상이 되는 기존의 영상융합 방법을 중심으로 논의하고자 한다. 영상융합에서 두 개의 영상을 융합하는 경우 $F_1(x, y)$ 와 $F_2(x, y)$ 를 픽셀 (x, y) 에서 영상 1과 영상 2의 각각의 픽셀값이라 하고 $F(x, y)$ 를 픽셀 (x, y) 에서 융합영상의 픽셀값이라 하자.

가중 평균법(weighted averaging)은 픽셀단위 융합방법(pixel-level image fusion)으로 다음과 같이 두 영상의 픽셀간의 가중 평균을 취해 융합영상의 픽셀값으로 대체하는 방법이다 (Ma 등, 2005).

$$F(x, y) = \alpha_1 F_1(x, y) + \alpha_2 F_2(x, y),$$

여기서 α_1, α_2 는 가중치를 나타낸다.

분산(variance) 방법은 다음과 같이 두 부분영상의 분산을 비교해서 특징이 많은 부분을 융합영상으로 대체하는 방법이다 (Arivazhagan 등, 2009; Li 등, 2005).

$$F(x, y) = \begin{cases} F_1(x, y), & \text{if } \sigma_1^2(x, y) \geq \sigma_2^2(x, y), \\ F_2(x, y), & \text{if } \sigma_1^2(x, y) \leq \sigma_2^2(x, y), \end{cases} \quad (2.1)$$

여기서 $\sigma_1^2(x, y)$ 과 $\sigma_2^2(x, y)$ 는 각각 영상 1과 영상 2에서 중심픽셀 (x, y) 인 부분영상의 분산들을 나타낸다.

라플라시안 피라이드 방법은 웨이블릿 분해 대신 라플라시안 피라미드 분해를 사용한다. 이 방법은 가우시안 피라미드 영상(Gaussian pyramid image)과 다음 단계의 확대과정을 거쳐 얻은 영상과의 차이로부터 구한 라플라시안 피라미드 영상에 최댓값 규칙을 적용하여 얻는 방법이다 (Burt와 Adelson, 1983; Burt와 Kolezynski, 1993).

3. 제안한 웨이블릿 변환을 이용한 영상융합 방법

3.1. 웨이블릿 기반 영상융합

그림 3.1은 웨이블릿 변환을 이용한 영상융합 과정을 나타내고 있다. 영상융합 과정을 단계별로 설명하

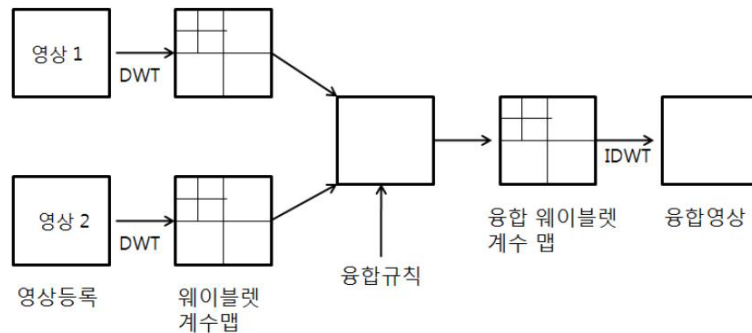


그림 3.1. 웨이블렛 기반 영상융합 과정

면 다음과 같다.

- 단계 1. 영상융합을 위한 선결조건으로 영상융합 대상인 영상들은 미리 영상등록(image registration) (Moigne 등, 2002)이 되어 있어야 한다. 영상등록이란 여러 개의 영상을 하나의 좌표계에 변환하는 과정으로 여러 개의 센서로부터 다른 시간과 다른 각도에서 얻은 영상을 서로 통합하기 위해 필요한 과정이다
- 단계 2. 등록 영상을 가지고 여러 단계에 걸쳐 DWT의 웨이블렛 분해(wavelet decomposition)한다. K-단계 웨이블렛 분해한 영상은 하나의 저주파 영역과 3K의 고주파 영역으로 나누어진다.
- 단계 3. 웨이블렛 분해 영역의 각각의 영역에서 융합규칙(fusion rule)에 따라 융합이 이루어진다.
- 단계 4. 융합영상은 단계 3에서 얻어진 웨이블렛 계수들에 대해 IDWT(역 웨이블렛 변환)을 거쳐 얻어진다.

3.2. 통계적 가설검정을 이용한 영상규칙

영상융합에서 중요한 것이 융합규칙 선택이다. 본 논문에서는 영역기반 영상융합에서 분산에 대한 식 (2.1)과 같은 단순비교에 대한 문제점을 해결하기 위해 통계학의 이 표본 분산 문제에 대한 제곱순위 검정을 사용하여 영상융합한다. 영상 데이터가 정규분포를 갖는 경우 모수적인 F-검정이 유용하나 여기서는 모집단의 분포에 관계없이 유용하면서 사용하기 간편한 비모수적 방법을 고려한다. 다음은 제곱순위 검정에 대한 설명이다 (Conover, 1979).

두 개의 영상융합 대상 중 웨이블렛 분해 후 얻어진 첫 번째 영상 1에서 부분영상의 분산을 σ_1^2 라 하고 두 번째 영상 2에서 부분영상의 분산을 σ_2^2 라 할 때 귀무가설(H_0)과 대립가설(H_1)에 대하여 다음과 같이 가설을 세울 수 있다.

$$H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2, \quad H_1 : \sigma_1^2 \neq \sigma_2^2 \quad (3.1)$$

$$H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2, \quad H_1 : \sigma_1^2 > \sigma_2^2 \quad (3.2)$$

$$H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2, \quad H_1 : \sigma_1^2 < \sigma_2^2 \quad (3.3)$$

위의 가설 (3.1), (3.2) 그리고 (3.3)을 검정하기 위해 검정절차는 다음과 같다.

첫째, 첫 번째 영상에서 부분영상의 픽셀값을 X_1, X_2, \dots, X_m 라 하고 두 번째 영상에서 부분영상의 픽셀값을 Y_1, Y_2, \dots, Y_n 라 하자. 그리고 \bar{X} 와 \bar{Y} 를 각각 X_1, X_2, \dots, X_m 와 Y_1, Y_2, \dots, Y_n 로부터 평균이

라 할 때 각 영상에서 픽셀값 X_i 와 Y_j 을 다음과 같이 절대편차 U_i 와 V_j 로 변환한다.

$$U_i = |X_i - \bar{X}|, \quad i = 1, \dots, m,$$

$$V_j = |Y_j - \bar{Y}|, \quad j = 1, \dots, n.$$

둘째, U_i 와 V_j 의 혼합표본으로부터 순위를 부여한다. 여기서 $R(U_i)$ 와 $R(V_j)$ 는 각각 U_i 와 V_j 의 순위라고 한다. 이때 똑같은 값에 대한 순위 즉, 동점처리하는 순위들의 평균값으로 대체한다.

셋째, 가설 (3.1), (3.2) 그리고 (3.3)를 검정하기 위한 검정통계량은 다음과 같다.

$$T = \frac{T_1 - m\bar{R}^2}{\left[\frac{mn}{N(N-1)} \sum_{i=1}^N R_i^4 - \frac{mn}{N-1} (\bar{R}^2)^2 \right]^{\frac{1}{2}}},$$

여기서 $N = m + n$, $T_1 = \sum_{i=1}^m [R(U_i)]^2$, $\bar{R}^2 = 1/N \{ \sum_{i=1}^m [R(U_i)]^2 + \sum_{j=1}^n [R(V_j)]^2 \}$ 이고 $\sum_{i=1}^N R_i^4 = \sum_{i=1}^m [R(U_i)]^4 + \sum_{j=1}^n [R(V_j)]^4$ 이다. \bar{R}^2 은 혼합표본의 순위 제곱들의 평균이고 $\sum_{i=1}^N R_i^4$ 는 혼합표본의 순위들의 4제곱들의 합을 의미한다.

넷째, 검정통계량 T 에 대한 기각값을 결정한다. T 의 분포는 근사적으로 표준 정규분포를 따르므로 표준정규분포표를 이용하여 검정한다.

다섯째, 유의수준 α 에서 먼저 가설 (3.1)에 대해 검정한다. 검정결과 H_0 이 채택되면 두 영역의 중심픽셀의 평균값을 융합영상의 픽셀값으로 대체한다. 만약, H_0 을 기각하면 가설 (3.2)와 (3.3)에 대해 검정한다. 가설 (3.2)에서 H_0 를 기각하면 첫 번째 영상에서 부분영역의 중심픽셀을 융합영상의 픽셀값으로 대체하고 가설 (3.3)에서 H_0 를 기각하면 두 번째 영상에서 부분영역의 중심픽셀을 융합영상의 픽셀값으로 대체한다.

4. 영상 실험 결과 분석

본 장에서는 제안된 영상융합 방법의 성능을 비교 분석하기 위해 가중 평균법, 라플라시안 피라미드 방법 그리고 통계학의 분산 방법과 비교하고자 한다.

영상 실험에 사용된 표본영상으로는 그림 4.1에 있는 최근 의료 영상에서 관심이 쏠리고 있는 CT 영상과 MRI 영상 그리고 두 개의 멀티-포커스 영상으로 Cup 영상과 Clock 영상을 선택하였다.

제안된 영상융합에 사용된 유의수준은 $\alpha = 0.05$ 에서 부분영상을 선택하여 3×3 제곱 순위 검정을 수행하였고 가중평균법에서 $\alpha_1 = \alpha_2 = 1/2$ 을 선택하였다.

그림 4.2, 그림 4.3, 그리고 그림 4.4에 CT-MRI 영상과 Cup 영상 그리고 Clock 영상에 대한 영상융합 결과가 나타나 있다. 그림 4.2의 CT-MRI 영상으로부터 가중평균법은 기대했던 것처럼 융합영상에 약간 열화(blurring)되는 현상을 볼 수 있고 라플라시안 피라미드 방법은 원 영상에 없던 흰 점 같은 인공점들이 생긴 것을 볼 수 있다. 이처럼 라플라시안 피라미드 방법을 사용한 영상합성은 두 영상이 유의하게 다른 영역에서는 불안정하여 블록효과와 같은 인공점들이 생긴다. 제안된 방법은 위에서 볼 수 있는 문제점 없이 CT-MRI 영상의 특징이 다른 영상들에 비해서 더 잘 드러나 있음을 볼 수 있다.

그림 4.3의 Cup 영상에 대한 융합 실험결과를 보면 제안한 방법이 다른 방법에 비해 성능이 뛰어난 것을 알 수 있다. 컵에 새겨진 글자가 선명하게 드러나 있고 컵 옆에 새겨진 바코드 부분도 다른 방법의 결과보다 훨씬 선명하게 나타난 것을 확인 할 수 있다.

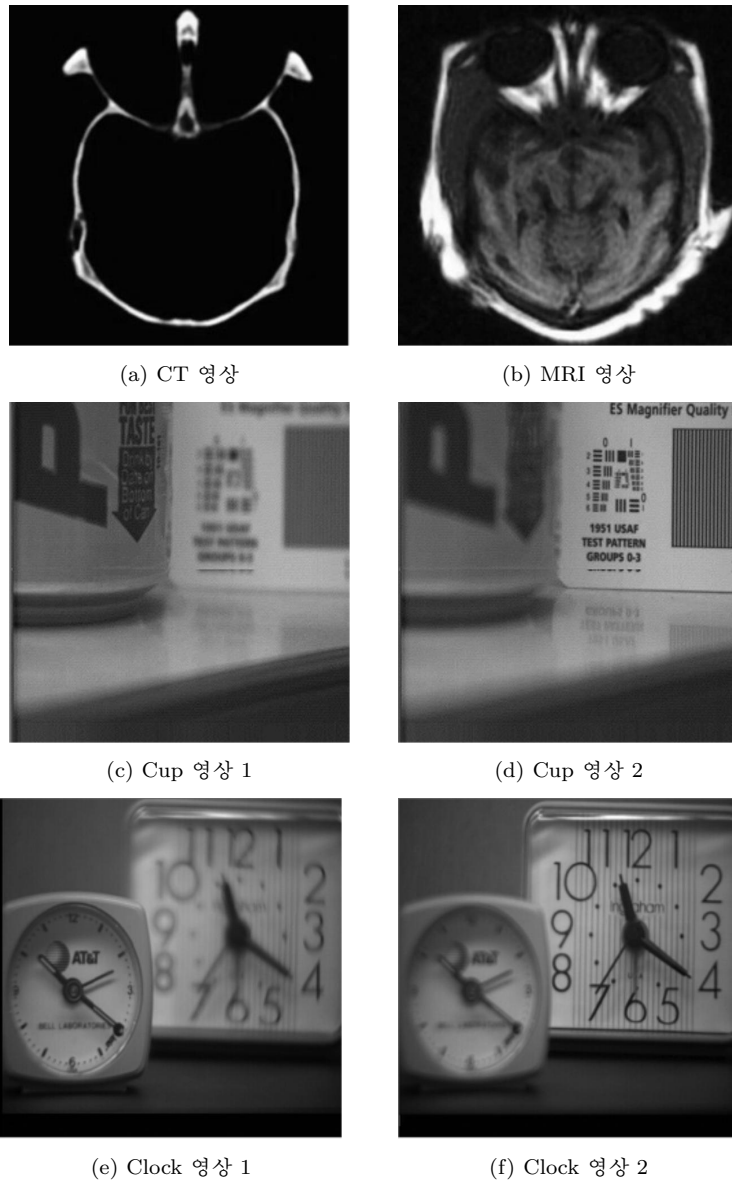


그림 4.1. 영상실험에 사용된 영상

그림 4.4의 Clock 영상에 대한 실험결과에서도 Cup 영상에 대한 실험결과와 비슷한 결과를 얻었다. 제안된 방법은 영상에 나타난 두 개의 시계 모두 선명하게 나타난 반면 다른 방법들은 두 개의 시계 모두에서 전체적으로 흐리던가 아니면 시계의 일부분이 희미하게 나타난 것을 알 수 있다.

우리는 영상 융합의 정량적인 성능 비교를 위해 엔트로피(Entropy) (Arivazhagan 등, 2009), OCE (Overall Cross Entropy) (Sasikala와 Kumaravel, 2007), 평균 기울기(Average Gradient) (Wu 등,

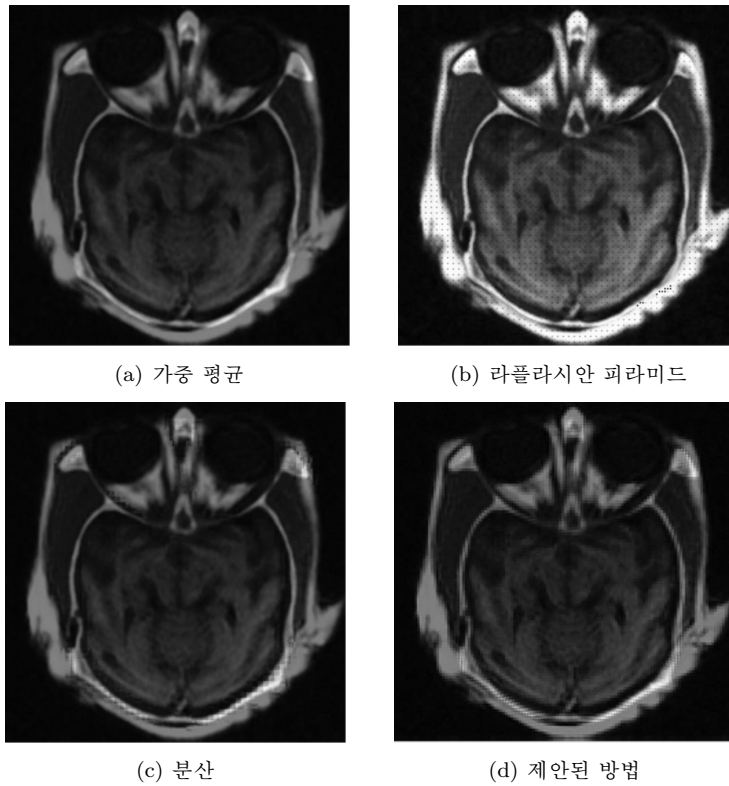


그림 4.2. CT 영상과 MRI 영상 합성에 대한 실험결과

2005; Yang, 2011) 척도를 가지고 비교하고자 한다.

① 엔트로피

$$H = - \sum_{i=0}^L h(i) \log_2 h(i),$$

여기서 h 는 융합영상의 정규 히스토그램(normalized histogram)이고 L 은 영상에서 픽셀값의 최댓값을 나타낸다. 엔트로피는 융합영상의 전반적인 정보를 측정하는 척도로 사용된다. 따라서, 엔트로피 값이 크면 클수록 영상 융합의 결과가 좋다는 뜻이다.

② OCE

$$OCE(X, Y; Z) = \frac{CE(X; Z) + CE(Y; Z)}{2}$$

여기서 X, Y 는 입력영상이고 Z 는 융합영상을 나타낸다. 그리고 $CE(X; Z)$ 와 $CE(Y; Z)$ 는 입력영상 X 와 Z 그리고 입력영상 Y 와 Z 의 크로스 엔트로피(cross entropy)를 나타낸다. 여기서 $CE(X; Z)$ 는 다음과 같다.

$$CE(X; Z) = \sum_{i=0}^L h_X(i) \log_2 \left| \frac{h_X(i)}{h_Z(i)} \right|,$$



그림 4.3. Cup 영상에 대한 융합 실험결과

여기서 OCE는 입력영상과 융합영상간의 차이를 측정하는 척도이다. 따라서 OCE 값이 작으면 작을수록 영상 융합의 결과가 더 좋다는 뜻이다.

③ 평균 기울기

$M \times N$ 크기 영상에서 평균 기울기는 다음과 같이 정의한다.

$$AG = \frac{1}{(M-1) \times (N-1)} \sum_{x=1}^{M-1} \sum_{y=1}^{N-1} \sqrt{\left[\left(\frac{\partial f(x,y)}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial f(x,y)}{\partial y} \right)^2 \right] / 2},$$

여기서 $f(x,y)$ 는 픽셀 (x,y) 에서 융합영상의 픽셀값을 나타낸다. 평균 기울기는 융합영상의 디테일한 부분(details)을 반영하는데 이 값이 크면 융합영상은 높은 해상도를 갖고 있다고 볼 수 있다.

표 4.1, 표 4.2 그리고 표 4.3은 여러 가지 융합 방법에 대하여 엔트로피, OCE 그리고 평균 기울기를 계산한 결과를 보여주고 있다.

표 4.1에서 제안된 방법과 더불어 라플라시안 피라미드 방법이 다른 두 가지 방법들보다 좋은 성능을 갖고 있음을 알 수 있다. 그러나 라플라시안 피라미드 방법은 제안된 방법에 비하여 영상에 따라 성능순위 편차가 큼을 알 수 있다. 제안된 방법은 모든 영상에 대해 최고 혹은 차순위로 좋은 엔트로피를 갖고 있는 반면에 라플라시안 피라미드 방법은 CT-MRI 영상과 Clock 영상에서는 최고의 엔트로피를 갖으나 Cup 영상에 대해서는 가중평균과 분산 방법보다도 낮은 최하위의 엔트로피를 갖고 있음을 알 수 있다.

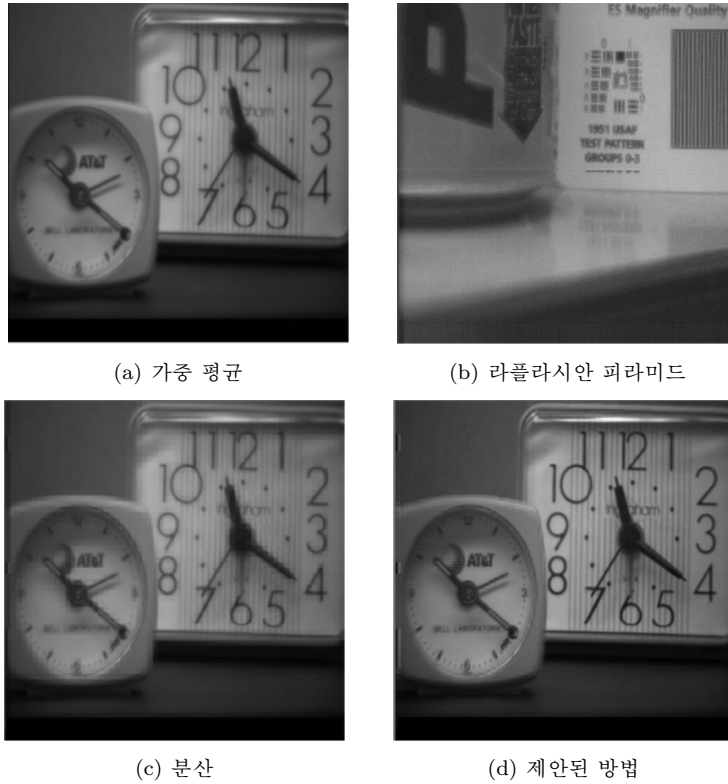


그림 4.4. Clock 영상에 대한 융합 실험결과

표 4.1. 엔트로피에 대한 여러 가지 융합방법 결과

융합방법	영상		
	CT-MRI	Cup	Clock
가중평균	5.976	7.086	7.187
라플라시안 피라미드	6.836	7.040	7.253
분산	5.971	7.082	7.166
제안된 방법	6.052	7.141	7.227

표 4.2. OCE에 대한 여러 가지 융합방법 결과

융합방법	영상		
	CT-MRI	Cup	Clock
가중평균	2.682	0.088	0.070
라플라시안 피라미드	3.259	0.098	0.014
분산	2.566	0.075	0.146
제안된 방법	2.099	0.018	0.042

표 4.2의 OCE에 대한 결과에서도 제안된 방법은 좋은 성능을 갖고 있음을 알 수 있다. 라플라시안 피라미드 방법은 표 4.1의 엔트로피에 대한 결과에서처럼 영상에 따라 많은 변화를 보여준다. 이 표로부터 라플라시안 피라미드 방법은 CT-MRI 영상과 Cup 영상에서 가장 나쁜 OCE값을 보여주고 있다.

표 4.3. 평균 기울기에 대한 여러 가지 융합방법 결과

융합방법	영상		
	CT-MRI	Cup	Clock
가중평균	4.155	6.400	4.488
라플라시안 피라미드	9.337	6.713	4.547
분산	4.319	5.749	4.159
제안된 방법	4.122	6.070	6.157

표 4.3의 평균 기울기에 대한 융합방법 결과를 보면 라플라시안 피라미드 방법과 제안된 방법이 다른 방법에 비해 좋은 성능을 보여주는 것을 알 수 있다. 라플라시안 피라미드 방법이 높은 수치를 보이는 것은 그림 4.2(b)의 CT-MRI 영상에서 보는 것처럼 많은 인공점들이 디테일한 것으로 인식한 결과로 사료된다.

지금까지 실험 결과 제안된 방법은 영상을 통한 가지적인 비교에서 뿐 만 아니라 정량적인 평가에서도 입력 영상의 종류와 상관없이 뛰어난 결과를 보여줌을 알 수 있었다.

5. 결론 및 향후 연구

두 개 이상의 영상을 조합하여 새로운 영상을 만들어 내는 영상융합은 원격탐사, 컴퓨터 비전, 로보틱스, 의료영상 그리고 군사분야 등 여러 분야에서 활용되고 있다.

지금까지 웨이블릿 변환을 이용한 영상 융합규칙들은 웨이블릿 분해 후 얻어진 각 영역에서 평균 혹은 분산과 같은 액티비티 측도를 단순 비교하여 서로 같으면 두 영상의 픽셀들의 평균값으로 대체하고 아니면 한 영상의 픽셀을 융합영상의 픽셀로 대체하였다. 이 경우 서로 비슷한 영역인데도 단순 수치비교에 의해 한 영상이 선택되고 다른 영상이 배제되는 경향이 있고 또한 잡음이 포함된 영역이 잡음의 영향으로 왜곡된 융합영상을 얻을 가능성이 높았다.

본 논문에서는 웨이블릿 변환 하에 통계적 가설검정에 의해 통계적으로 유의하다고 판단되는 영역만을 융합 영상의 대체 영역으로 선택하였다. 본 논문에서는 잡음에 덜 민감한 비모수적 방법인 제곱 순위 검정을 사용하여 검정하였다.

제안된 영상융합 방법의 성능을 비교 분석하기 위해 세계의 영상 즉, CT 영상과 MRI 영상, Cup 영상과 Clock 영상을 선택하였고 비교 대상으로 가중 평균법, 라플라시안 피라미드 방법 그리고 통계학의 분산 방법과 선택하여 비교하였다.

실험 결과 가중 평균법은 영상이 열화 되는 결과를 가져왔고 분산방법은 제안된 방법보다 흐릿한 영상을 나타냈고 그리고 라플라시안 피라미드 방법은 영상의 종류에 따라 심한 편차를 보이는 반면에 제안된 방법은 가지적인 비교에서 뿐 만 아니라 정량적인 평가에서도 입력 영상의 종류와 상관없이 뛰어난 결과를 보여줌을 알 수 있었다.

지금까지 영상 융합은 영상 등록이 되어 있는 영상에 극한하여 실험하였다. 사실 여러 시간과 여러 장소에 걸쳐 얻은 영상 자체에 대해 사전 영상 등록 없이 영상 융합은 쉽지 않다. 따라서 앞으로의 연구에서는 영상 등록에 대한 연구가 같이 진행되어 실시간으로 영상등록과 영상융합이 하나의 처리과정으로 이루어지도록 하고 싶다.

참고문헌

- Arivazhagan, S., Ganesan, L. and Subash Kumar, T. G. (2009). A modified statistical approach for image fusion using wavelet transform, *Signal, Image and Video Processing*, **3**, 137–144.

- Burt, P. J. and Adelson, E. H. (1983). The Laplacian Pyramid as a compact image code, *IEEE Transactions on Communications*, **31**, 532–540.
- Burt, P. J. and Kozzyski, R. J. (1993). Enhanced image capture through fusion, *Proceedings of 4th International Conference on Computer Vision*, 173–182.
- Carper, W. J., Lillesand, T. M. and Kiefer, R. W. (1990). The use of intensity-hue-saturation transformations for merging SPOT panchromatic and multispectral image data, *Photo-Grammetric Engineering & Remote Sensing*, **56**, 459–467.
- Conover, W. J. (1979). *Practical Nonparametric Statistics*, John Wiley & Sons, New York.
- He, C., Liu, Q., Li, H. and Wang, H. (2010). Multimodal medical image fusion based on IHS and PCA, *Procedia Engineering*, **7**, 280–285.
- Li, H., Guo, L. and Liu, H. (2005). Current research on wavelet-based image fusion algorithms, *Proceedings of SPIE*, **5813**, 360–367.
- Li, H., Manunath, B. S. and Mitra, S. K. (1994). Multi-sensor image fusion using the wavelet transform, *ICIP*, 51–55.
- Li, H., Manunath, B. S. and Mitra, S. K. (1995). Multisensor image fusion using the wavelet transform, *Graphical Models and Image Processing*, **57**, 235–245.
- Ma, H., Jia, C. and Liu, S. (2005). Multisource image fusion based on wavelet transform, *International Journal of Information Technology*, **11**, 81–91.
- Mallat, S. G. (1999). *A Wavelet Tour of Signal Processing*, Academic Press.
- Moigne, J. L., Rhodes, A. C. and Eastman, R. (2002). Multiple sensor image registration, image fusion and dimension reduction of earth science imagery, *Proceedings of the Fifth International Conference on Information Fusion*, 999–1006.
- Ranchin, T. and Wald, L. (2000). Fusion of high spatial and spectral resolution images: The ARSIS concept and its implementation, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, **66**, 49–61.
- Sasikala, M. and Kumaravel, N. (2007). A comparative analysis of feature based image fusion methods, *Information Technology Journal*, **6**, 1224–1230.
- Wu, J., Huang, H., Qiu, Y., Wu, H., Tian, J. and Liu, J. (2005). Remote sensing image fusion based on average gradient of wavelet transform, *Proceedings of the IEEE*, 1817–1821.
- Yang, Y. (2011). Multiresolution image fusion based on wavelet transform by using a novel technique for selection coefficients, *Journal of Multimedia*, **6**, 91–98.
- Yang, Y., Park, D. S., Huang, S. and Rao, N. (2010). Medical image fusion via an effective wavelet-based approach, *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing 2010*, 1–13.

Image Fusion Based on Statistical Hypothesis Test Using Wavelet Transform

Min Joon Park¹ · Min Jun Kwon² · Gi Hun Kim³ · Han Seul Shim⁴ · Dong Hoon Lim⁵

¹Korea Science Academy; ²Korea Science Academy

³Korea Science Academy; ⁴Korea Science Academy

⁵Department of Information Statistics and RINS, Gyeongsang National University

(Received May 2011; accepted July 2011)

Abstract

Image fusion is the process of combining multiple images of the same scene into a single fused image with application to many fields, such as remote sensing, computer vision, robotics, medical imaging and military affairs. The widely used image fusion rules that use wavelet transform have been based on a simple comparison with the activity measures of local windows such as mean and standard deviation. In this case, information features from the original images are excluded in the fusion image and distorted fusion images are obtained for noisy images. In this paper, we propose the use of a nonparametric squared ranks test on the quality of variance for two samples in order to overcome the influence of the noise and guarantee the homogeneity of the fused image. We evaluate the method both quantitatively and qualitatively for image fusion as well as compare it to some existing fusion methods. Experimental results indicate that the proposed method is effective and provides satisfactory fusion results.

Keywords: Image fusion, wavelet transform, hypothesis test, squared ranks test.

This research was supported by the Basic Science Research Program of the National Research Foundation of Korea(NRF) funded by the Ministry of Education, Science and Technology(No.2011-0010089).

⁵Corresponding author: Professor, Department of Information Statistics and RINS, Gyeongsang National University, Jinju 660-701, Korea. E-mail: dhlim@gnu.ac.kr