



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

정 재 준 교수지도

석사학위 청구논문

공간해상도와 분광해상도의
선택적 반영이 가능한
웨이블릿 기반 영상융합 기법 연구

- IKONOS 영상을 중심으로 -

2009

성신여자대학교 대학원

지리학과

노영희

공간해상도와 분광해상도의
선택적 반영이 가능한
웨이블릿 기반 영상융합 기법 연구

- IKONOS 영상을 중심으로 -

정 재 준 교수지도

이 논문을 석사학위논문으로 제출함.

2008년 11월

성신여자대학교 대학원
지리학과
노 영 희

인 준 서

노영희의 석사학위 논문으로 인준함.

심사위원 _____ 인

심사위원 _____ 인

심사위원 _____ 인

성신여자대학교 대학원

논문개요

영상융합 기술은 다중센서(multi-sensor)로부터 받아들인 영상 정보에 더 많은 신뢰도를 부여하여 활용도를 높여주는 기술이다. 즉, 각각의 단일 영상이 가지고 있는 공간해상도나 분광해상도 측면에서의 장점들을 추출하여 복수 개 영상의 장점이 결합된 하나의 영상을 생성시킴으로써 단일 영상에서의 한계를 극복할 수 있도록 하는 기술이라고 할 수 있다.

본 연구에서는 이러한 영상융합의 기법들 중 DWT(discrete wavelet transform, 이산 웨이블릿 변환, 이하 웨이블릿)를 이용하되, 여러 개의 결과 영상을 얻을 수 있는 기존 조정기법을 수정하여 새로운 영상융합 기법을 제안하고자 하였다. 다른 기법들과는 달리, 선택한 기법의 경우 고해상도 전정색(panchromatic) 영상과 다중분광(multi-spectral) 영상의 반영 비율에 따라 그 결과가 다양하게 도출되므로, 영상의 사용목적에 따라 선택할 수 있다는 장점을 가지게 된다. 제안된 기법은 기존의 연구에서보다 고해상도의 영상 특성에 좀 더 적합하도록 융합방법을 수정하였으며, 정확도 평가를 위해 현재 사용되고 있는 영상융합 기법들과 정량적으로 비교·평가하였다. 또한 지역별 융합 결과의 차이를 알 수 있도록 지역을 달리하여 비교하여 보았다.

IHS, 주성분분석(PCA), 웨이블릿 기법들과 지역별로 비교·평가를 한 결과, 제안하고자 하는 기법의 경우 공간해상도와 분광해상도의 가중치에 따른 다양한 결과 영상이 도출되기 때문에 어떠한 영상을 선택하여 비교하느냐에 따라 그 결과가 달랐다. 대체적으로 공간해상도의 평가에 사용된 평균 경사도(average gradient)와 엔트로피 차(entropy difference)의 경우, a 값이 각각 0.1과 0.5 구간 내에 위치할 때 보존률이 높았다. 그리고 분광해상도의 평가에 사용된 상관계수(correlation coefficient)와 분광 왜곡도(spectral distortion)의 경우 a 값이 0.1 이상일 경우 비교적 일정한 분광정보의 보존능

력을 보였다. 이는 α 값의 변화에 따라 분광정보는 일정하게 보존하여 주면서 특정 구간 내에서는 공간해상도의 보존능력을 높일 수 있다는 것을 말해주는 것으로, 융합 후 분류나 판독 등 융합 목적에 따라 결과영상들을 다르게 사용할 수 있을 것으로 판단된다. 차후 좀 더 정확한 융합 결과를 위한 추가 연구가 필요할 것으로 생각된다.

< 목차 >

논문개요

I. 서론	1
1. 연구 배경 및 목적	1
2. 관련 연구	2
3. 논문 구성	6
II. 다중해상도 영상융합 기법	9
1. 기존의 다중해상도 영상융합 기법	9
1.1 IHS(Intensity-Hue-Saturation)	13
1.2 주성분분석(PCA, Principle Component Analysis)	15
1.3 웨이블릿 변환(DWT, Discrete Wavelet Transform)	16
1.4 웨이블릿 기반의 조절적 영상융합 기법	19
2. 제안된 웨이블릿 기반의 조절적 영상융합 기법	21
III. 영상융합의 평가기법	26
1. 일반적인 융합의 평가기법	26
1.1 공간정보의 평가기법	28
1.2 분광정보 보존 평가기법	29
1.3 분광정보 및 공간정보 평가기법	30
2. 사용된 융합 평가기법	31
2.1 공간해상도 측면의 평가기법	32
2.1.1 평균경사도(average gradient)	32

2.1.2 엔트로피(entropy)	33
2.2 분광정보 측면의 평가기법	33
2.2.1 상관계수(correlation coefficient)	33
2.2.2 분광 왜곡도(spectral distortion)	34
IV. 실험 및 분석	35
1. 사용데이터 및 실험지역	35
1.1 사용데이터	35
1.2 실험 지역	36
2. 실험 과정	36
3. 융합결과 및 해석	39
3.1 시각적 평가 및 해석	39
3.2 정량적 평가 및 해석	46
3.2.1 평균경사도	46
3.2.2 엔트로피	50
3.2.3 상관계수	54
3.2.4 분광 왜곡도	56
3.3 평가방법과 대상지별 비교 및 해석	59
3.4 원영상 융합 예시	61
V. 결론 및 향후과제	69
참고문헌	70
Abstract	76

< 표 목차 >

[표 1] 융합 정확도 평가기법	27
[표 2] IKONOS-2 위성과 위성영상의 제원	35
[표 3] 각 융합 기법별 평균경사도 비율(복합 지역)	47
[표 4] 각 융합 기법 및 지역별 평균경사도 비율	49
[표 5] 각 융합 기법별 엔트로피와 엔트로피 차(복합 지역)	50
[표 6] 각 융합 기법 및 지역별 엔트로피와 엔트로피 차	51
[표 7] 각 융합 기법별 상관계수(복합 지역)	54
[표 8] 각 융합 기법 및 지역별 상관계수	55
[표 9] 각 융합 기법별 분광 왜곡도(복합 지역)	57
[표 10] 각 융합 기법 및 지역별 분광 왜곡도	58
[표 11] 종합 평가	59
[표 12] 도시 1 지역의 영상 속성	64
[표 13] 도시 2 지역의 영상 속성	65
[표 14] 도시 3 지역의 영상 속성	66
[표 15] 산지 1 지역의 영상 속성	67
[표 16] 수계 1 지역의 영상 속성	68

< 그림 목차 >

<그림 1> 연구흐름도	8
<그림 2> 영상융합의 세 분류에 따른 처리 단계(Pohl, 1998)	10
<그림 3> RGB 색 체계와 IHS 색 체계(Sabins, 1987)	14
<그림 4> IHS 융합의 순서	14
<그림 5> 주성분분석 scatter plot	15
<그림 6> 해상도가 같을 경우의 웨이블릿 융합 기법(level 1의 경우)	17
<그림 7> 해상도가 다를 경우의 웨이블릿 융합 기법(level 1의 경우)	17
<그림 8> 순방향 웨이블릿 변환	18
<그림 9> 역방향 웨이블릿 변환	19
<그림 10> 전체 실험 흐름도	23
<그림 11> 초기 웨이블릿 영상의 구성	24
<그림 12> a 가 0, 0.5일 때 전정색 영상 반영 비율의 예	25
<그림 13> 테스트 지역의 범위	36
<그림 14> IKONOS 원영상(도시, 산지, 수계 및 복합 지역)	37
<그림 15> 결과영상의 정확도 평가 방식	37
<그림 16> 웨이블릿 변환 후의 분해영상 예시(도시 1 지역)	39
<그림 17> 복합 지역 영상과 일부 영상	40
<그림 18> 복합지역에 대한 제안된 융합 기법의 값에 따른 결과영상 일부	40
<그림 19> 각 융합 기법 비교	42
<그림 20> 도시 1 지역 영상의 일부	42
<그림 21> 도시 1 지역의 융합 결과영상 일부	42
<그림 22> 도시 2 지역 영상과 일부 영상	44

<그림 23> 도시 2 지역의 융합 결과영상 일부	44
<그림 24> 도시 3 지역 영상	45
<그림 25> 도시 3 지역의 융합 결과영상	45
<그림 26> a 값에 따른 평균경사도의 비율(복합 지역)	48
<그림 27> a 값에 따른 각 지역별 평균경사도 비율	49
<그림 28> a 값에 따른 엔트로피 차의 변화(복합 지역)	52
<그림 29> a 값에 따른 각 지역별 엔트로피의 변화	52
<그림 30> a 값에 따른 각 지역별 엔트로피 차의 변화	53
<그림 31> a 값에 따른 상관계수의 변화(복합 지역)	55
<그림 32> a 값에 따른 각 지역별 상관계수	56
<그림 33> a 값에 따른 분광 왜곡도의 변화(복합 지역)	57
<그림 34> a 값에 따른 각 지역별 분광 왜곡도	58
<그림 35> 도시 2 지역 융합 결과	62
<그림 36> 산지 1 지역 융합 결과	62
<그림 37> 수계 1 지역 융합 결과	63

I. 서론

1. 연구 배경 및 목적

일반적으로 위성영상의 공간해상도와 분광해상도는 위성 센서에서 받아들이는 영상정보의 처리와 저장상의 제약으로 인해 공간해상도와 분광해상도가 모두 최고의 수준인 영상보다 어느 한 쪽이 우수한 영상이 존재하게 된다. 그러나 위성영상의 활용 시, 경우에 따라 분광해상도와 공간해상도가 모두 우수한 영상을 필요로 하게 되는 경우가 많다. 따라서 영상의 취득 후 활용 목적에 따른 영상 간 융합과정을 거쳐 영상에서 해독해낼 수 있는 정보의 신뢰도와 정확도를 높여 활용하도록 해야 한다.

일반적으로 광학 위성영상 융합에는 고해상도의 공간해상도를 가지는 전정색(panchromatic) 영상과 다양한 파장대의 분광정보를 담고 있는 다중분광(multi-spectral) 영상이 사용된다. 이 두 종류의 영상이 융합될 경우, 전정색 영상의 공간해상도에 다중분광 영상의 분광정보를 포함하는 결과영상이 도출되며 이때 수행되는 영상융합 기법은 매우 다양하다.

다양한 영상융합 기법들 가운데 IHS(Intensity-Hue-Saturation) 기법이나 Brovey Transform 기법 등은 영상의 색 표현에 중점을 두고 융합이 되는 것이다. 따라서 융합 후 영상정보의 보존이 중요한 영상 분류 등을 수행하고자 할 때에는 적절하지 않다고 할 수 있다. 반면, 웨이블릿 변환(DWT, Discrete Wavelet Transform) 기법은 융합 시 투입되는 다중분광 영상의 분광정보를 보존하고자 하여 수행하는 융합 기법 중의 하나이므로 분류를 할 때, 위의 기법들보다 더 적합한 기법이라 할 수 있다. 따라서 영상융합의 목적에 따라 융합 기법을 적절하게 선택하여야 한다.

일반적으로 하나의 융합 기법을 사용하게 되면 하나의 결과영상이 도출되

기 마련이다. 그러나 영상의 특성에 따라 하나의 융합영상에서도 지표면의 공간해상도에 따라 전정색 영상과 다중분광 영상의 반영비율을 다르게 하여 융합되는 것이 효율적인 융합일 것이다. 또한 사용자가 여러 경우의 융합 결과영상에서 공간해상도나 분광해상도의 반영 정도를 선택할 수 있는 융합 기법이 사용자 측면에서 유용할 것으로 생각하였다. 따라서 본 논문에서는 개별 영상의 특성에 맞는 융합을 할 수 있도록 하는 기존의 웨이블릿 기반의 융합 기법을 고해상도 영상에 적합하도록 수정하여 제안하고자 한다. 처리과정을 좀 더 단순화하고 정확한 지표면의 공간정보를 판독할 수 있도록 기존에 사용되었던 전정색 웨이블릿 분해영상 네 부분과 그에 상응하는 다중분광 웨이블릿 분해영상 네 부분의 분산비를 각각 구하여 이용하는 방법 대신, 전정색 웨이블릿 분해영상의 윈도우 내부 분산을 이용하여 영상의 세밀한 정도를 일관성 있게 파악하도록 하였다. 이를 통해 세밀하게 표현된 부분은 공간해상도의 향상이 필수적인 부분이라 판단하여 전정색 영상의 정보를 더 많이 반영함으로써 일반적으로 융합되는 결과보다 더 세밀하게 표현할 수 있도록 하였다. 또한 웨이블릿 기법을 기반으로 하여 다중분광 영상의 분광정보를 최대한 보존할 수 있도록 하였다.

본 논문에서는 기존의 방법에서 IKONOS 영상에 적합하도록 수정을 가하여, 전정색 영상을 통해 공간정보를 파악하여 융합하도록 하는 기법을 제안하였다. 이러한 웨이블릿 기반의 선택적 영상융합 기법을 통해 부분적 지표표사의 세밀한 정도에 따라 달리 융합되는 결과영상을 도출하여, 영상의 공간적 특성에 알맞은 융합을 할 수 있도록 하고자 한다.

2. 관련 연구

영상융합에서 자주 사용되는 융합 기법에는 IHS, 주성분분석, 웨이블릿 등이 있다. IHS, 주성분분석 등은 선형적 영상융합 방법으로 공간해상도는

전정색 영상과 같아지지만 분광 속성을 왜곡시킨다는 한계가 있다. 반면 웨이블릿 기법은 분광정보의 왜곡을 최소화하지만, 공간정보의 왜곡이 발생하기도 한다는 단점을 가진다. 이처럼 영상융합 기법은 IHS 기법 등과 같이 단순하게 시각적인 판독을 위한 것으로부터 웨이블릿 기법 등의 분광정보를 보존하기 위한 기법까지 다양하게 발전해왔다고 할 수 있다.

IHS 변환은 Smith(1978), Siegal과 Gillespie(1980), Haydn 등(1982)에 의해 초기 연구가 수행된 이후 영상의 융합에서 많은 응용이 이루어졌다. Carper 등(1990)은 IHS 변환에 대해 소개하면서 SPOT의 전정색 영상과 다중분광 영상의 융합에 적용하여 그 결과를 보였다. SPOT 영상의 융합에 있어 Welch와 Ehlers, 그리고 Cliche 등의 방법을 통해 IHS 융합을 한 후, 그 융합영상과 각 지역의 SPOT XS 영상, XS 영상에서 I 성분을 추출하여 만든 INT 영상, 그리고 전정색 영상의 상관계수를 비교하였다. 또한 10m로 리샘플링한 각 밴드(RSM1, RSM2, RSM3), 명도 값의 하나로 사용하기 위한 전정색 영상과 XS3 밴드를 가중 평균하여 얻은 WTA 영상과의 상관계수를 비교하였다.

Tu 등(2001)의 논문에서는 IHS 계열의 융합 기법이라 할 수 있는 IHS, Brovey transform, 주성분분석, 웨이블릿 융합 기법을 사용하여 평가하였다. 융합영상의 기법별 비교 방법은 원영상과 융합영상의 RGB 각 밴드별 상관계수를 구하여 비교하였으며, 전정색 영상과 다중분광 영상의 강도(I) 영상 간 상관계수를 구하여 비교하였다. 결과적으로 RGB 밴드 간 상관계수가 가장 높은 기법으로 WA 기법임을 보였다. Tu 등(2004)의 논문에서는 기존의 IHS 기법을 수정하여 분광 왜곡이 적은 IHS 기법을 제안하였다. 이 기법은 기존의 방법과는 다르게 RGB 밴드뿐만 아니라 NIR 밴드도 사용하였다. RGB 각 밴드에서 G밴드와 B밴드의 가중치를 a와 b라 할 때 그 값을 달리 하여 IHS 융합을 수행한 후, 리샘플링된 원영상과 융합영상 간 상관계수를 밴드별로 평가하였다. 그 결과 제안된 기법의 결과가 좀 더 우수한 결과를

보였음을 증명하였다.

Ling 등(2007)의 논문에서는 기존의 IHS 기법을 수정한, fast fourier transform(FFT)을 사용한 IHS 기법을 제안하였다. IKONOS 영상과 QuickBird 영상에서 전정색 영상과 다중분광 영상의 I 요소를 각각 FFT 처리한 후, 고주파 필터링된 전정색 영상과 저주파 필터링된 다중분광 I 요소가 결합된 새로운 I 요소를 투입하여 역변환의 과정을 거친다. 이 결과와 원영상, IHS와 웨이블릿이 결합된 방법, 그리고 IHS와 주성분분석 기법의 밴드 간 상관관계수, MSSIM을 평가의 척도로 삼아 비교하였다. 그 결과 가장 좋은 융합영상이 도출되었음을 증명하였다.

주성분분석 기법은 많은 정보를 담고 있는 다중분광 영상의 주된 정보를 뽑아내고 불필요한 정보량은 줄여 영상처리의 효율성을 증가시킬 수 있는 기법이다. 이러한 주성분분석 기법은 제1주성분이 전정색 영상으로 대체되고 RGB 색체계로 역변환 되는 기법이며, RGB 영상 정보를 종합하여 변환하고 전정색 영상을 사용한다는 것이 IHS 기법과 유사하다. 이 기법은 Brovey transform, IHS 기법에 비하여 채도의 변화가 적기 때문에 분광정보의 왜곡이 세 기법 중 가장 적다.

Shettigara(1992)의 논문에서는 시드니 지역의 SPOT 영상에서 IHS 기법, RVS(Regression variable substitution) 기법, 그리고 Standardized Principal component substitution(PCS) 기법을 비교 평가하였다. 평가는 전정색 영상과 다중분광 영상의 밴드별로 공분산(covariance)과 상관(correlation) 행렬을 구하여 결과를 비교하는 방식을 취하였다. 송영선 등(2006)의 논문에서는 SPOT 영상을 Brovey transform, IHS, multiplicative, 주성분분석, 웨이블릿 기법을 사용하여 융합하고, 융합된 영상의 평균과 표준편차를 비교하였다. 그리고 원영상과 융합영상 간의 식생지수와 상관계수를 산정하였다. 결과적으로 주성분분석 방법이 영상융합을 통해 식생지수를 산정할 때 정밀한 식생지수의 분석에 가장 적합한 방법으로 나타났다.

신호처리 분야에서뿐만 아니라 영상처리 분야에도 도입되어 현재 활발한 연구가 진행되고 있는 웨이블릿 융합 기법은 영상의 분광해상도의 왜곡을 최소화시킬 수 있는 융합 기법으로 주목받고 있다. Garguet-Duport 등(1996)의 논문에서는 SPOT 전정색 영상과 다중분광 영상을 융합하고, 융합 결과의 정확도 평가로 분광정보의 보존의 측면에서는 웨이블릿, IHS, P+XS 방법의 평균과 분산을 통해 비교하였다. 또한 주제적 분석에서는 세 융합 기법을 통해 융합한 결과 영상을 도시 지역, 경작지, 자연 식생을 분류하여 백분율로 나타내어 비교하였다.

Yocky(1996)의 논문에서는 SPOT 영상을 융합할 때 MWD, IHS 기법을 사용하여 융합하였으며, 정확도 평가의 방법은 밴드별로 gray level error를 비교하였고, 상관성 또한 비교하였다. 웨이블릿의 경우 분해단계를 달리한 결과들도 비교 대상에 포함시켰다. Blank 등(1998)의 논문에서는 SPOT 전정색 영상과 Landsat TM 영상의 융합에 있어 웨이블릿의 ARSIS 개념을 도입하여 원영상과 각기 다른 ARSIS 기법으로 융합한 두 영상을 융합영상 간의 편향(bias), 평균, 분산, 표준편차, 엔트로피, 상관계수라는 평가 척도들의 차이를 비교하였다.

Ranchin과 Wald(2000)의 논문에서는 SPOT 전정색 영상과 Landsat TM 다중분광 영상을 ARSIS 개념을 통해 융합한 후, Brovey, IHS, 주성분분석, ARSIS 1, ARSIS 2, ARSIS RWM 융합영상을 비교하였다. 융합영상의 정확도 평가는 편향, 분산 차, 상관계수, 표준편차의 차, RASE를 통해 원영상과 비교하는 방식을 취하였다.

Pajares와 Cruz(2004)의 논문에서는 CCD 영상, IKONOS 전정색 영상과 다중분광 영상, 그리고 CT, MRI, PET 등 의학 영상에 융합의 개념을 적용하여 보았다. IKONOS 영상을 이용하여 융합을 할 때에 다양한 웨이블릿 기반의 융합 기법을 적용하였으며, 정확도 평가의 경우 RMSE, 평균, 표준편차, 상관계수 등을 비교하였다.

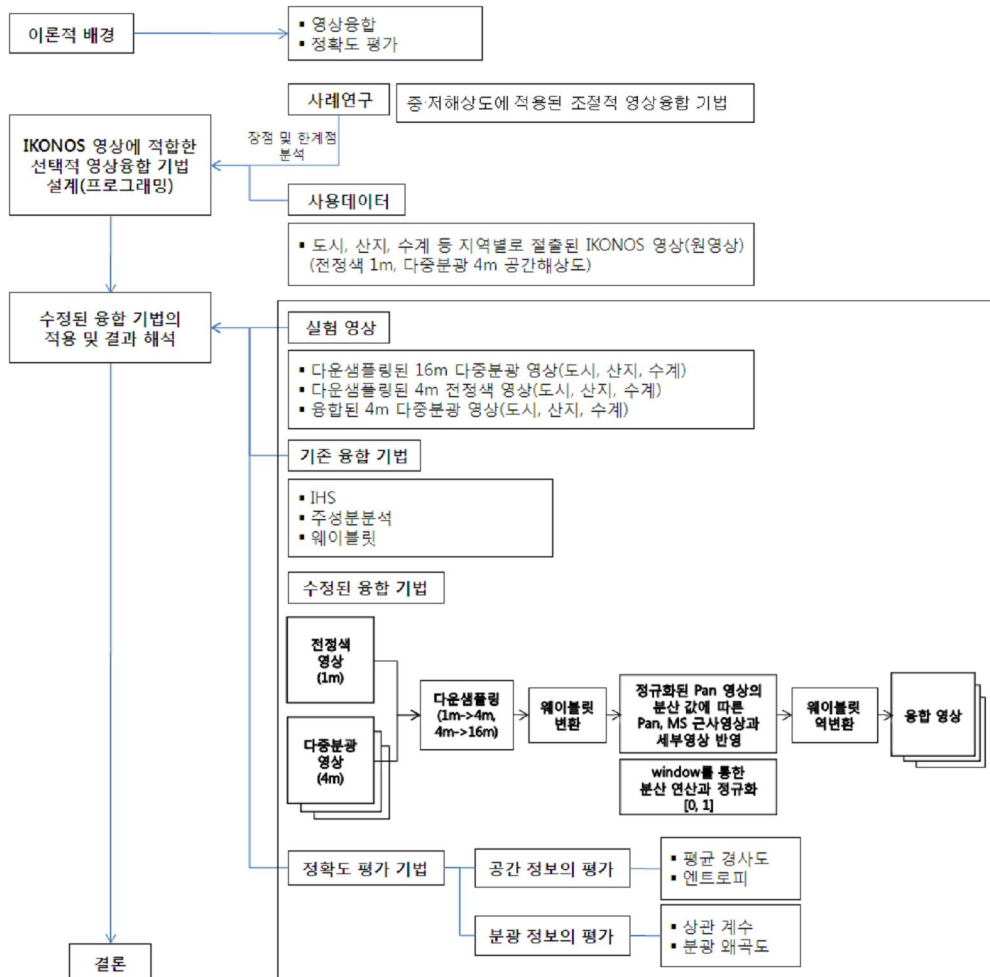
Shi 등(2005)의 논문에서는 SPOT 전정색 영상과 Landsat TM 다중분광 영상, 그리고 IKONOS 영상들을 IHS 기법과 2밴드, 3밴드, 4밴드로 구분한 웨이블릿 기법을 통하여 융합하고 평가하였다. 평가에는 정성적인 평가로서 MOS(mean opinion score) 기법을 통해 시각적으로 평가하였고, 정량적인 평가로서 평균, 분산, 엔트로피, profile intensity 곡선을 공간적인 평가에 사용하였다. 그리고 편향(bias), 상관계수, warping degree를 분광적인 속성의 평가에 사용하였다.

영상융합 기법의 정확도를 평가하는 데 있어 가장 많이 사용되는 것으로 원영상과 융합영상 간 상관계수를 통한 평가가 가장 많았다. 또한 정확도 평가의 대상은 융합영상과 융합영상을 구성하기 위해 사용된 다중분광 영상과의 상관성을 중심으로 평가하는 방법이 대다수였다. 이는 분광정보의 보존 측면에 무게를 둔 것으로, 영상융합의 정확도를 평가할 때에는 공간정보와 분광정보 모두를 적절히 평가할 수 있는 척도를 사용해야 할 필요가 있다. 본 논문에서는 IKONOS 원영상 중 다중분광 영상을 기준으로 하여 정확도 평가를 수행하였으며, 전정색과 다중분광 원영상을 4배 다운샘플링한 영상을 사용하여 융합한 4m 공간해상도의 융합영상과 비교하는 방식을 취하였다. 또한 정확도 평가의 방법은 공간정보의 측면과 분광정보의 측면으로 구분하여 상관계수를 비롯한 다양한 척도를 가지고 평가하였다.

3. 논문 구성

본 논문의 구성은 다음과 같다. 우선 2장에서는 다중해상도 영상융합 기법들 중 IHS, 주성분분석, 웨이블릿 융합 기법에 대해 간단히 살펴보고, 영상융합의 기법들 중 기존의 웨이블릿 기반의 조절적 영상융합 기법과 제안하고자 하는 영상융합 기법에 대해 소개한다. 3장에서는 영상융합의 정확도 평가방법 중 공간해상도 측면의 보존성을 측정할 수 있는 척도인 평균경사

도(average gradient), 엔트로피(entropy)와 분광정보의 보존 정도를 측정할 수 있는 척도인 상관계수(correlation coefficient), 분광 왜곡도(spectral distortion)에 대해 설명하여 각 척도에 대한 특성을 알 수 있도록 하였다. 4장에서는 실험의 분석 단계로써 실험의 과정을 먼저 소개하고 기법별·지역별 영상의 융합 결과를 시각, 정량적으로 평가하고 해석하였다. 대조군이 되는 기법으로는 IHS, 주성분분석 그리고 웨이블릿 융합 기법이 있으며, 지역 분류는 복합 지역, 도시 지역, 산지 지역 및 수계 지역으로 총 8 지역의 테스트 지역을 선정하여 실험하였다. 마지막으로 5장에서는 본 연구논문의 결과에 대해 언급하고, 향후 어떠한 연구가 실행되어야 할 것인지에 대하여 기술하였다(그림 1 참조).



<그림 1> 연구흐름도

II. 다중해상도 영상융합 기법

이 장에서는 기존의 다중해상도 영상융합 기법과 제안된 다중해상도 영상융합 기법에 대하여 설명한다. 먼저 영상융합의 정의와 Pohl(1998)이 정의한 분류 기준에 따른 영상융합의 세 범주에 대하여 알아보고, 다중해상도 영상융합 기법 중 IHS, 주성분분석, 웨이블릿 기법에 대하여 살펴본다. 그리고 제안된 영상융합 방법의 배경이 된 웨이블릿 기반의 조절적 영상융합 기법과 제안된 영상융합 기법에 대하여 자세히 다룬다.

1. 기존의 다중해상도 영상융합 기법

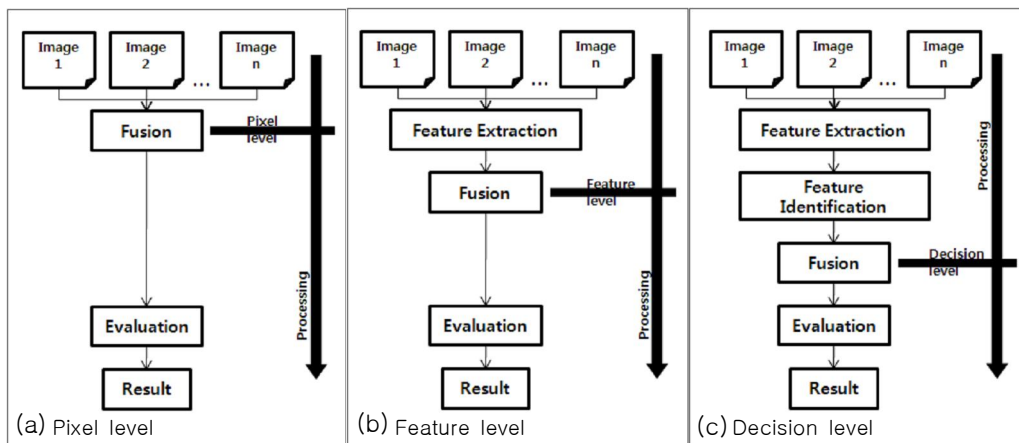
영상융합(image fusion)이란 특정한 알고리즘을 이용하여 두 개의 혹은 그 이상의 다양한 영상의 조합을 통해 새로운 영상을 만들어 내는 것이라 할 수 있다(Pohl and Van Genderen, 1998). 영상융합을 하는 가장 큰 이유는 위성의 센서에서 전정색 영상과 다중분광 영상정보를 받아들일 때의 영상정보 처리와 저장상의 제약 때문이라고 할 수 있다. 이 때문에 전정색 영상은 높은 공간해상도를 가지는 대신에 컬러 정보를 얻을 수 있는 각 파장대에 따른 분광정보를 가지고 있지 않으며, 다중분광 영상은 여러 개의 밴드를 통해 컬러를 나타낼 수 있는 분광정보를 표현하는 대신 전정색 영상과 비교할 때 공간해상도가 떨어진다. 따라서 전정색 영상의 공간해상도와 다중분광 영상의 분광해상도를 모두 가지는 융합영상을 만들어냄으로써 시각적으로 색과 개체의 묘사가 선명한 영상을 얻는 것이다.

이렇게 영상융합을 할 때는 영상융합의 목적도 고려해야 한다. 영상융합의 목적이 시각적으로 정보를 쉽게 받아들일 수 있도록 하는 판독력을 높이기 위함인 것인지, 아니면 융합 후에 개체추출이나 영상분류 등의 후처리를

하는 것인지에 따라 융합 기법의 선택이 달라지기 때문이다. 그리고 원영상의 영상정보가 완전히 보존이 되어 융합되는 것은 어렵기 때문에 융합 전에 영상융합의 목적과 그에 알맞은 기법을 반드시 고려해야 한다.

영상융합의 방법은 크게 세 분류로 나눌 수 있는데, <그림 2>에서 살펴볼 수 있듯 pixel level, feature level, decision(interpretation) level로 나눌 수 있다. Pixel level은 영상융합에서 가장 기본적인 방법의 단계로, 여기서는 상호등록(co-registered)되거나 지오코딩(geocoded)된 래스터 데이터가 사용된다. 상호등록이나 지오코딩이 제대로 되지 않으면 융합 과정 혹은 융합의 결과가 부정확해지므로 꼭 필요한 과정이라 할 수 있다. Feature level과 decision(interpretation) level 융합은 영상에 포함된 개체(feature)들을 추출하고 정의를 내린 후에 융합을 하여야 하기 때문에 알맞은 개체 값을 우선 입력해야 한다. 높은 레벨로 갈수록 개체에 대한 정의를 내려야 하는 부분으로 인해 제대로 정의되지 않은 개체에 대한 융합에서 문제가 발생할 수 있다고 판단되어, 본 논문에서는 가장 기본적인 방법인 pixel level의 융합 방법을 사용하였다.

위성영상의 융합에 대한 국내의 논문들도 점차 다양해지고 있다. 2000년



<그림 2> 영상융합의 세 분류에 따른 처리 단계(Pohl, 1998)

이후에 발표된 논문들의 경우 기존의 기법들 가운데 특정 목적에 가장 부합되는 기법을 판단하기 위한 논문들이 많았고, 시각적인 판독을 위한 융합보다는 분광정보의 보존에 중점을 두고 실험한 것으로 보인다.

영상융합과 관련된 몇 편의 논문들을 살펴보면 다음과 같다. 구자용(2002)의 논문에서는 융합방법으로 주성분분석, HPF, 웨이블릿에 대하여 소개한 후, 이 융합 기법들을 사용하여 SPOT 전정색 영상과 Landsat TM 다중분광 영상을 융합하였다. 융합한 영상을 시각적인 평가와 분류를 통해 공간정보와 분광정보를 평가하였으며, 분류 결과는 Overall accuracy와 Kappa index를 통해 융합에 사용된 기법들을 비교 평가하고 있다. 실험 결과, HPF 기법이 공간적, 분광적 평가에 있어 가장 우수한 결과 영상을 도출하였음을 설명하고 있다.

유환희 등(2002)의 논문에서는 다해상 위성영상지도 제작을 위한 영상융합 기법의 분석에서 IKONOS 전정색, 다중분광 영상과 KOMPSAT-1호, SPOT XS 영상을 융합한 결과를 분석하였다. 융합의 목적은 원영상의 분광정보를 최소로 왜곡하는 것이며, 이러한 융합 기법을 판별해내기 위하여 IHS, 주성분분석, HPF, CN, 웨이블릿 융합 기법을 비교하고 있다. 융합 기법의 비교에는 시각적 분석과 평균, 표준편차, 상관계수 등의 통계적인 수치를 이용한 분석의 두 범주로 나누어 분석하였다. 실험의 결과는 시각적 분석 결과 IHS, 주성분분석 기법이, 통계적 분석 결과 HPF, 웨이블릿 기법이 우수한 결과 영상을 도출하였으며, 종합적으로 웨이블릿 기법이 분광정보의 왜곡 정도가 가장 작은, 위성영상지도 제작에 적절한 융합 기법임을 제시하였다.

이재기와 한동석(2004)은 다중 위성영상 활용을 위한 영상 통합 기법 분석에 관한 논문에서 IKONOS 전정색 영상과 다중분광 영상을 사용하여 시각적, 통계적 분석을 통해 적절한 융합 기법을 유도하고 있다. 먼저, IKONOS 영상을 통해 영상을 융합하는데 있어 Brovey transform, IHS, 주

성분분석, HPF, CN, 웨이블릿 기법을 사용하여 융합영상을 생성한 후, 원영상과 비교하여 분광정보의 왜곡이 가장 작은 융합 기법을 웨이블릿이라 결론지었다. 지역별로는 수계, 농지, 도심 지역의 경우 HPF 융합 기법과 웨이블릿 융합 기법이 좋은 결과를 나타내었고, 삼림지역의 경우 Brovey transform, CN이 좋은 결과를 나타내었다.

윤공현(2006a)의 논문에서는 IHS 기법이 가지고 있는 단점인 분광정보의 왜곡을 감소시키기 위한 방법으로, 분광정보 조정을 통해 빠른 처리속도를 지니는 IHS 기법을 제안하였다. 대상 영상은 IKONOS 영상이며, 원영상과 융합영상 간 상관계수를 구하여 분광정보의 왜곡 정도를 평가하여 제안된 기법의 우수성을 증명하였다. 같은 해의 다른 논문에서는 PBIM(Pixel Block Intensity Modulation) 기법을 개선시킨 SFR(Smoothing Filter-based Replacement) 기법을 이용하여 IKONOS 영상을 융합하였으며, 웨이블릿, IHS, PCA 기법보다 우수함을 UIQI(universal image quality index)를 사용한 정확도 평가를 통해 증명하였다.

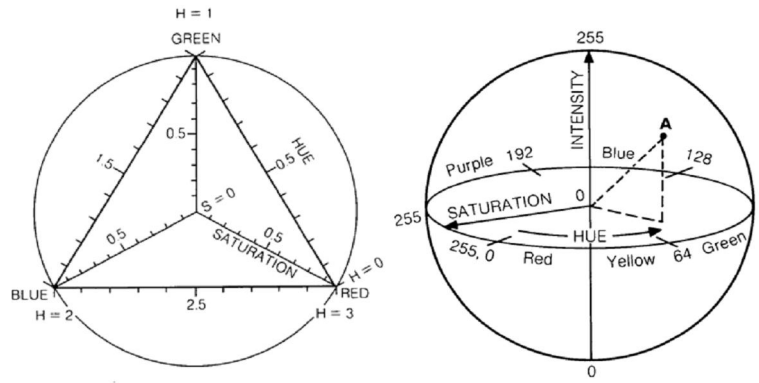
이렇듯 현재 위성영상 처리 분야에서 쓰이고 있는 영상융합의 방법들은 매우 다양하며, 더 우수한 결과 영상을 만들어 내기 위한 영상융합 기법의 수정 및 개발 과정이 이루어지고 있는 상황이다. 가장 보편적으로 사용되는 영상융합의 기법들로는 IHS(Intensity-Hue-Saturation), Brovey transform, HPF(High-Pass Filtering), 주성분분석(Principal Component Analysis), Gram-Schmidt, LMM(Local Mean Matching), LMVM(Local Mean and Variance Matching), 웨이블릿 융합 기법 등이 있다. 아래에서는 대표적으로 사용되고 있는 IHS, 주성분분석, 웨이블릿 융합 기법에 대하여 이론적으로 살펴보도록 한다.

1.1 IHS(Intensity-Hue-Saturation)

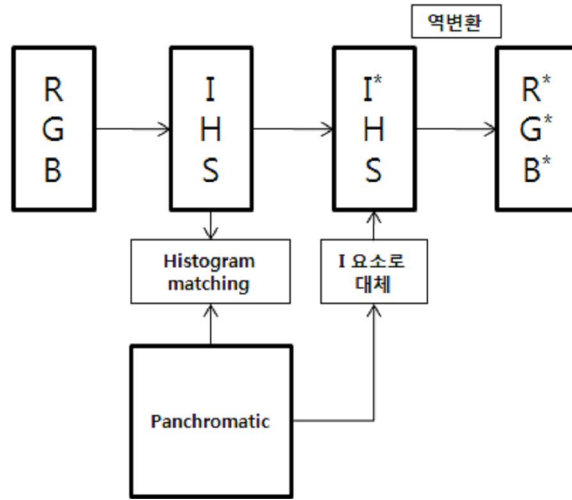
명도(I, intensity), 색도(H, hue), 채도(S, saturation)로 표현되는 IHS 체계는 RGB 체계보다 사람의 인지적 측면에서 더 효과적인 표현이라 할 수 있다. 명도는 색의 밝기이며, 색도는 색이 표현되는 주요한 또는 평균적인 빛의 파장으로 RGB 값이 차지하는 비중에 따라 달라진다. 채도는 색의 순수한 정도를 표현하는 것으로 선명한 색은 채도가 높은 것이고 파스텔 톤의 경우 채도가 낮은 것이다. 모든 RGB 색들은 다음의 식을 거쳐 IHS 체계상의 색으로 변환될 수 있다.

$$\begin{aligned} I &= R+G+B \\ H &= \frac{G-B}{I-3B} \\ S &= \frac{I-3B}{I} \end{aligned} \quad \text{----- (1)}$$

IHS를 이용한 영상융합의 과정은 RGB 색 체계를 가지는 3개의 밴드들을 IHS 색 체계를 가지는 3개의 밴드로 변환시키는 것으로부터 시작된다. 이것은 저해상도 다중분광 영상에 적용되며, 여기서 구성된 I요소와 고해상도 전정색 영상의 분산과 평균이 비슷하도록 대비 확장시킨다. 그 후 고해상도 전정색 영상을 저해상도 다중분광 영상의 I요소로 치환시키고 다시 RGB 색 체계로 역변환을 시키면 IHS 융합의 결과를 얻을 수 있게 된다.



<그림 3> RGB 색 체계와 IHS 색 체계(Sabins, 1987)



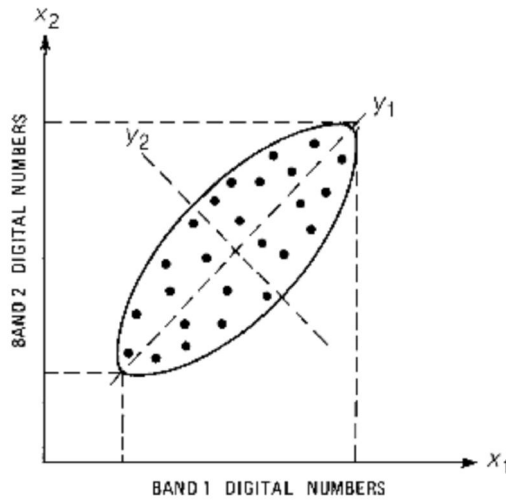
<그림 4> IHS 융합의 순서

위성영상 중 RGB의 3개 밴드만을 가지는 경우는 이러한 IHS 변환을 통한 융합방법을 이용하여 빠르게 융합할 수 있다. 그러나 IHS 융합방법에서는 3개 이상의 밴드를 사용할 수 없다는 것과 색의 왜곡이 발생하는 경우가 있다는 한계점을 가진다.

1.2 주성분분석(PCA, Principle Component Analysis)

주성분분석(PCA, Principle Component Analysis, Karhunen-Loeve)은 여러 개의 밴드를 가지고 있는 위성영상의 처리에 효과적이다. 즉, 3개의 밴드만을 사용할 수 있는 IHS 기법과는 달리 여러 개의 밴드를 사용할 수 있다는 장점을 가지므로 하이퍼 스펙트럴 영상에서 유용하게 사용할 수 있고, 주성분 추출을 통해 자료의 양을 줄이면서도 중요한 성분들은 보존할 수 있는 효과적인 방법이다. 또한 원영상에 있는 주된 정보를 서로 상관관계가 없는 변수들의 집합으로 변환하는 기법이라 할 수 있다.

다음 <그림 5>는 주성분분석 변환 시에 나타나는 밴드 간 상관성을 나타내는 scatter plot이다. X_1 과 X_2 는 각 밴드의 화소값을 나타내며, Y_1 과 Y_2 가 만나는 점은 X_1 과 X_2 밴드의 평균 화소값이며 새로운 원점이 된다. 주성분 분석을 거쳐 가장 분산(variance)이 크게 나타나는 축을 계산하고 X_1 과 이루는 각만큼 원점을 회전시켜 새로운 축을 만든다.



<그림 5> 주성분분석 scatter plot

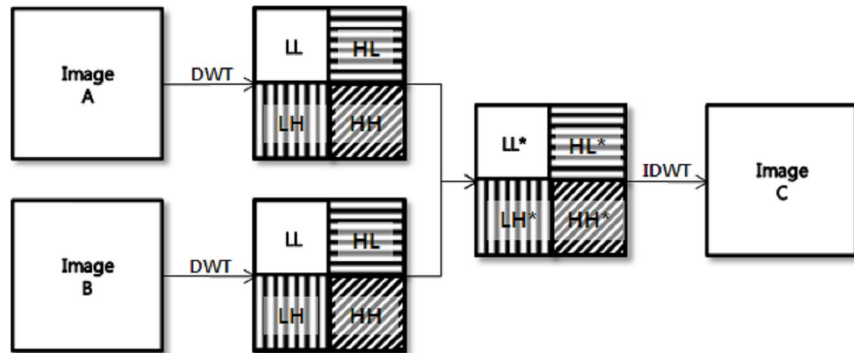
그 결과, Y_1 이 제1축(주축)이 되고 Y_2 가 제2축이 된다. 이때 제1축에 담긴 1차 주성분이 가장 많은 정보를 담고 있다고 말할 수 있으며, 제2축은 제1축과 직교하게 된다. 따라서 scatter plot상의 장축과 단축이 각각 제1축과 제2축이 되는 것이다. 축이 증가할수록 차순위의 축은 그 분산의 크기가 점점 작아지며, 몇 개의 축을 선택할 것인가는 사용자가 결정할 수 있다. IHS 융합방법과 마찬가지로 주성분분석 변환을 한 후, 제1주성분을 전정색 영상으로 대체하여 역변환 과정을 거침으로써 융합영상을 얻게 된다.

1.3 웨이블릿 변환(DWT, Discrete Wavelet Transform)

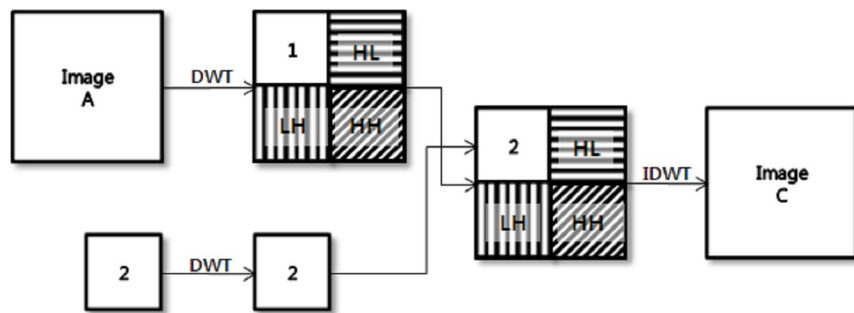
웨이블릿(Discrete Wavelet Transform) 융합 기법은 푸리에 변환(Fourier Transform)에서 한층 발전된 것으로써 다중해상도(multi-resolution) 영상 융합 방법의 하나이다. 이 웨이블릿 융합 기법은 해상도가 다른 두 개의 영상을 융합할 수 있으며, 융합에서 핵심이 되는 것은 영상의 계수들을 이용하여 분해한다는 것이다. 2D 웨이블릿의 경우는 4요소, 즉 근사영상 계수(approximation coefficients)와 3개의 세부영상 계수(horizontal coefficients, vertical coefficients and diagonal coefficients)로 분해가 된다. 이 계수들은 적절히 조합되어 새로운 계수를 생성하며, 새로운 계수가 생성되면, 역 웨이블릿 변환(Inverse Discrete Wavelet Transform)을 거쳐 융합된 영상을 얻게 된다.

아래의 <그림 6>에서 보면 두 개의 영상이 각기 분해가 되어 융합되는 것을 볼 수 있는데, 이와 같은 방법은 두 영상이 동일한 해상도일 때 사용되는 방법이다. 먼저 두 영상은 상호등록이 되어야 하며, 만약 해상도가 다를 경우 리샘플링의 과정을 거쳐야 한다. 만약 해상도가 다를 경우에는, <그림 7>의 과정을 거칠 수도 있다. 웨이블릿 분해의 과정은 전정색 영상에서만 실행되며 분해 결과, 영상에서의 근사영상은 다중분광 영상으로 대

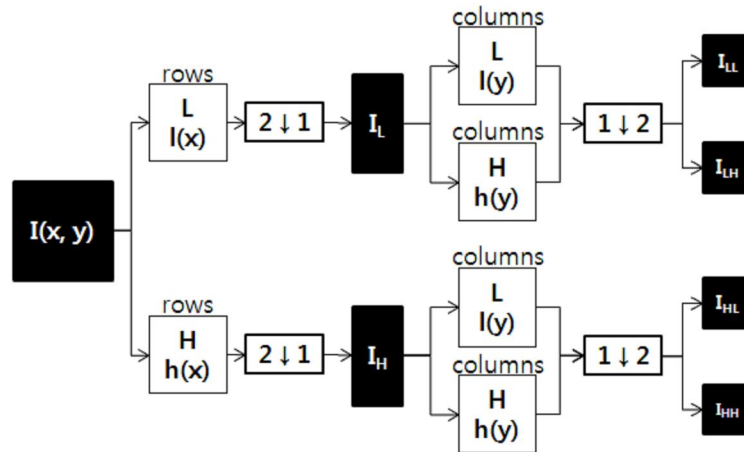
체되어 역변환 과정을 거친다.



<그림 6> 해상도가 같을 경우의 웨이블릿 융합 기법(level 1의 경우)



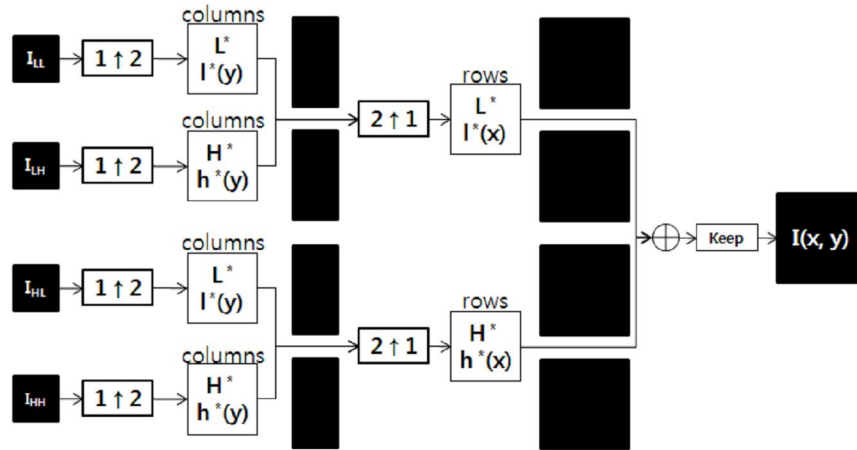
<그림 7> 해상도가 다를 경우의 웨이블릿 융합 기법(level 1의 경우)



<그림 8> 순방향 웨이블릿 변환

웨이블릿 변환과 역변환 시 영상이 축소·복원되는 것은 위의 <그림 8>과 같은 원리로 필터링되어 수행된다. 우선 영상은 가로방향으로 low-pass 필터링이 되면서 다운샘플링된다. 그 결과 가로방향으로 축소가 되고 그 다음으로 세로방향으로 low-pass 필터링과 high-pass 필터링을 거치면서 다운샘플링되어 세로방향으로 축소가 된다. 이때 low-pass 필터링만 처리된 영상은 근사영상으로 표현되고, low-pass 필터링과 high-pass 필터링을 거친 영상은 세부영상 중 수평방향의 차 영상에 해당한다. 또한 high-pass 필터링 후에 low-pass 필터링을 거친 것은 수직방향의 차 영상이며, high-pass 필터링을 두 번 거친 것은 대각선방향의 차 영상에 해당된다.

역변환의 과정 또한 <그림 9>와 같이 필터링과 업샘플링과정을 거치며, 결국 원영상과 크기가 같으면서 분광정보와 공간정보가 향상된 융합영상이 도출되게 된다. 웨이블릿 변환을 이용하여 융합을 할 경우, 축소와 확장의 과정을 거쳐 융합이 되므로 정보의 손실을 최소화할 수 있다는 장점을 가진다.



<그림 9> 역방향 웨이블릿 변환

1.4 웨이블릿 기반의 조절적 영상융합 기법

웨이블릿 기법 중에서도 융합의 결과가 하나의 영상으로 도출되는 것이 아닌, 영상을 사용하는 목적에 맞는 융합의 결과를 얻을 수 있는 방법으로 Chen 등(2006)의 융합 방법이 있다. Chen 등(2006)의 연구논문에서는 아래의 방법으로 조절이 가능한 융합 방법을 제시하고 있다. 우선, 고해상도 전정색 영상과 저해상도 다중분광 영상을 웨이블릿을 통해 분해하여 융합의 자료로써 활용할 수 있도록 한다. 이 고해상도 전정색 영상이 분해된 결과 영상 중에서 근사영상(approximation image)을 $S_H(2^j; x, y)$ 라 하고, 저해상도 다중분광 영상의 근사영상을 $S_M(2^j; x, y)$ 이라 하였다. 그리고 $W_{kH}(2^j; x, y)$ 와 $W_{kM}(2^j; x, y)$ 은 각각 고해상도 전정색 영상과 저해상도 다중분광 영상의 세부영상(detail image)을 나타낸다. 여기서 k 는 웨이블릿 변환에서 세부영상의 세 방향(horizontal, vertical, diagonal)을, j 는 각기 다른 해상도(resolution)를 뜻한다.

웨이블릿 변환 영상이 구성되고 난 후, $S_H(2^j; x, y)$ 와 $S_M(2^j; x, y)$ 그리고

$W_{kH}(2^j; x, y)$ 와 $W_{kM}(2^j; x, y)$ 에서 이동 윈도우(3×3 또는 5×5) 내의 분산비를 구하게 되는데 식은 아래와 같다.

$$S_k(2^j; x, y) = V_{kH}(2^j; x, y) / V_{kM}(2^j; x, y) \quad \text{----- (2)}$$

여기서 $V_{kH}(2^j; x, y)$ 와 $V_{kM}(2^j; x, y)$ 은 $W_{kH}(2^j; x, y)$ 와 $W_{kM}(2^j; x, y)$ 에서의 분산이다. 즉 고해상도 전정색 영상과 저해상도 다중분광 영상의 웨이블릿 분해 영상 중 대응되는 세부영상 간의 분산비 계산을 통해 얻은 영상이다. 그리고 이 분산비는 [0, 1]의 범위로 정규화 되는데, 그 식은 아래와 같다.

$$S_{k_n}(2^j; x, y) = [S_k(2^j; x, y) - S_{k_{\min}}(2^j)] / [S_{k_{\max}}(2^j) - S_{k_{\min}}(2^j)] \quad \text{----- (3)}$$

위 식에서 $S_{k_{\max}}$ 와 $S_{k_{\min}}$ 은 각각 세부영상에서 계산된 $S_k(2^j; x, y)$ 의 최댓값과 최솟값이다. 이렇게 분산비를 구한 후, 고해상도 전정색 영상의 세부영상을 반영할 것인지 저해상도 다중분광 영상의 세부영상을 반영할 것인지에 대한 가중치를 융합될 세부영상에 적용한다. 가중치를 주는 방법은 아래의 수식 (4)를 따른다.

$$R(2^j; x, y) = \eta \times W_{kH}(2^j; x, y) + (1 - \eta) \times W_{kM}(2^j; x, y) \quad \text{----- (4)}$$

위의 식을 통해 가중치를 고려한 융합이 진행되며, 여기서 η 는 다음과 같이 정해진다. 이때 a 와 b 의 범위는 $0 \leq a \leq b \leq 1$ 이다.

$$\eta = \begin{cases} 0, & S_{k-n} \leq a \\ \frac{S_{k-n} - a}{b - a}, & a < S_{k-n} < b \\ 1, & S_{k-n} \geq b \end{cases} \quad \text{----- (5)}$$

결과적으로 S_{k-n} 이 0에 근접하면, 융합될 영상의 화소는 저해상도 다중분광 영상의 영향을 많이 받게 되고, 그 값은 $W_{kM}(2^j; x, y)$ 의 값으로 대체된다. 또한 S_{k-n} 이 1에 근접하면, 그 화소는 고해상도 전정색 영상의 영향을 많이 받게 된다. 따라서 그 화소의 값은 $W_{kH}(2^j; x, y)$ 의 값으로 대체된다.

수식 (5)에서도 알 수 있듯 a 와 b 의 값에 따라서도 영향을 받게 되는데, 만약 S_{k-n} 이 a 보다 작거나 같으면 0이 되어 화소값은 $W_{kM}(2^j; x, y)$ 으로 대체된다. 그리고 만약 S_{k-n} 이 b 보다 크거나 같으면 1이 되어 화소값은 $W_{kH}(2^j; x, y)$ 값으로 대체된다. 위의 두 경우에 해당되지 않으면 $W_{kH}(2^j; x, y)$ 와 $W_{kM}(2^j; x, y)$ 간의 가중평균을 통해 융합이 되는 방식을 취하였다.

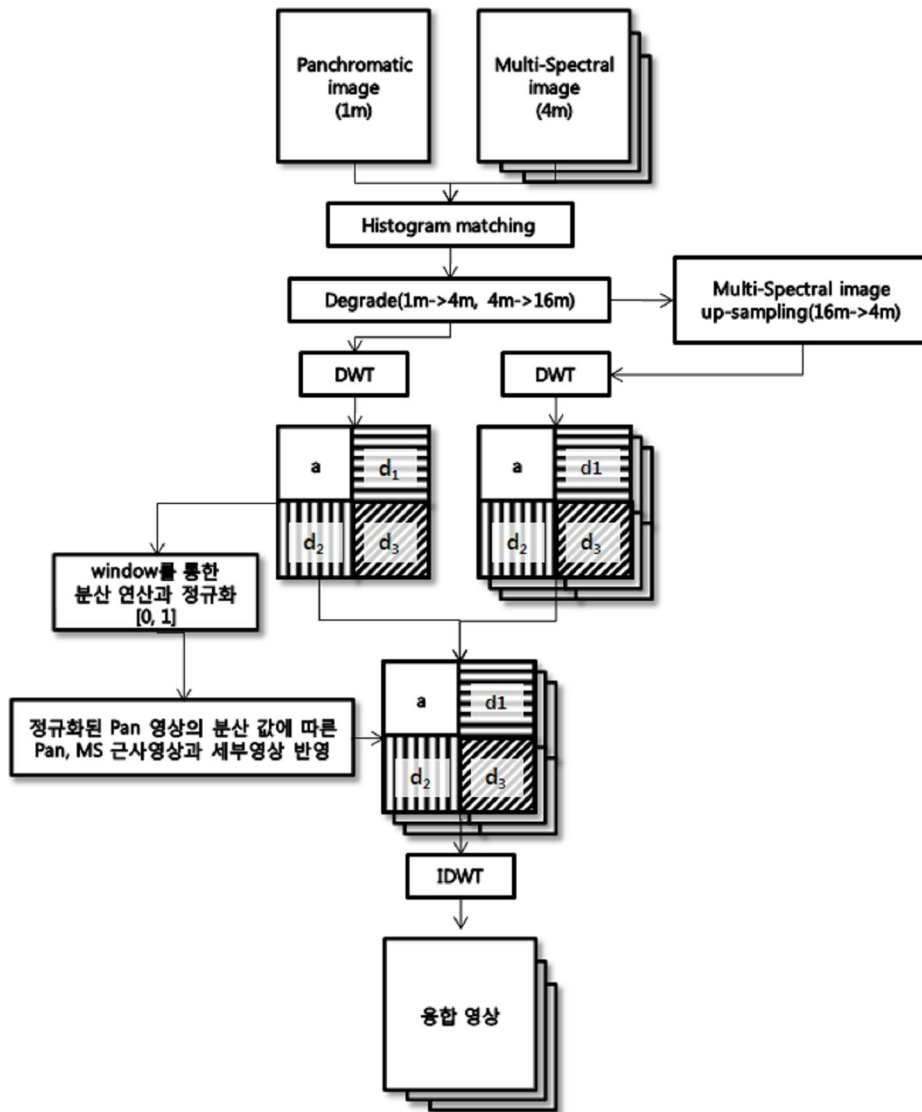
2. 제안된 웨이블릿 기반의 조절적 영상융합 기법

영상을 융합할 때에 일률적으로 하나의 결과영상이 주어지는 것보다는 영상이 담고 있는 내용에 따라, 공간해상도나 분광해상도 각각의 측면에서 연고자 하는 정도에 따라 영상이 융합되어 다양한 결과를 얻을 수 있는 기법이 기존의 다른 기법들보다 활용성 높은 융합방법의 일종이라 판단하였다. 또한 이 기법을 고해상도의 영상융합에 적절하도록 변형하는 것이 필요할 것으로 생각하였다. 이에 위에서 언급하였던 조절적 웨이블릿을 기반으로 새로운 조절적 웨이블릿 기법을 제안하고자 한다.

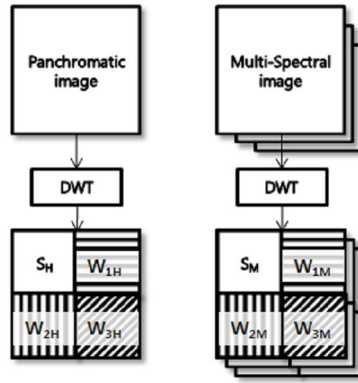
제안된 웨이블릿 기반의 조절적 영상융합 방법은 기존 연구를 수정하여 IKONOS 영상의 고해상도 전정색 영상의 근사영상과 세부영상의 분산을 가

지고 분광해상도와 공간해상도가 다른 여러 개의 융합영상을 얻을 수 있도록 하였다. 즉, 기존의 연구에서는 SPOT의 고해상도 전정색 영상(10m)과 Landsat TM의 저해상도 다중분광 영상(30m)을 웨이블릿 분해하여 근사영상과 세부영상 각각에 대응하는 웨이블릿 평면 간의 분산비를 이용하였다. 그러나 이렇게 분광해상도와 공간해상도의 표현방식이 다른 두 영상의 분산비를 이용하는 것보다는 기준이 되는 하나의 영상에서 공간 묘사의 세밀한 정도를 파악할 수 있는 분산 값을 가지고 융합을 실시하는 것이 더 정확하다고 판단하였다. 즉, IKONOS 전정색 영상은 고해상도로 공간정보를 표현하여 개체들의 묘사에 민감하므로 이 영상에서 윈도우 내의 분산을 구하고, 그것을 기준으로 삼아 융합을 하는 것이 안정적인 결과를 가져올 것으로 판단하였다. 또한 본 논문에서 다룬 영상은 IKONOS 위성의 영상으로써 고해상도(전정색의 경우 1m 공간해상도)로 영상을 취득하기 때문에 이 영상의 분산정보를 이용하여 융합의 기준으로 설정하는 것이 보다 이상적인 결과를 도출할 수 있을 것이라는 판단 하에 실험을 수행하였다. 제안된 방법은 고해상도 전정색 영상과 저해상도 다중분광 영상 각각을 웨이블릿 분해한 후, 고해상도 전정색 영상의 윈도우 내 분산을 정규화시킨 값을 이용하여 융합하는 방식을 취하였다.

제안된 웨이블릿 기반의 영상융합 방법은 <그림 10>에서도 살펴볼 수 있는 바와 같이 고해상도 전정색 영상과 저해상도 다중분광 영상 각각을 히스토그램 매칭을 시킨 후, 웨이블릿 분해를 하였다. 이 과정에서 얻게 되는 고해상도 전정색 영상의 근사영상(approximation image)인 $S_H(2^j; x, y)$, 저해상도 다중분광 영상의 근사영상인 $S_M(2^j; x, y)$, 고해상도 전정색 영상의 세부영상(detail image)인 $W_{kH}(2^j; x, y)$ 와 저해상도 다중분광 영상의 세부영상(detail image)인 $W_{kM}(2^j; x, y)$ 을 융합에 사용하게 된다.



<그림 10> 전체 실험 흐름도



<그림 11> 초기 웨이블릿 영상의 구성

<그림 11>과 같이 각각의 웨이블릿 영상이 구성되고 난 후, 고해상도 전정색 영상의 근사영상과 세부영상인 $S_H(2^j; x, y)$ 와 $W_{kH}(2^j; x, y)$ 에서의 이동 윈도우 내의 분산을 구하였다. 이동 윈도우의 크기는 고해상도 전정색 영상의 분산이 국지적으로 얻어져서 분산값이 너무 커지거나 작아지는 것을 피하고, 리샘플링된 다중분광 영상을 고려하여 5×5 로 설정하였다. 이 윈도우는 영상 내에서 25화소를 덮는 마스크로 해당 범위 내에 존재하는 화소들의 분산을 구하게 되며, 영상을 순차적으로 스캐닝하여 모든 지역의 분산을 얻게 된다. $S_k(2^j; x, y)$ 는 고해상도 전정색 영상의 이동 윈도우 내의 분산이며, 이 분산 값은 $[0, 1]$ 의 범위로 정규화 된다.

$$S_{k_n}(2^j; x, y) = [S_k(2^j; x, y) - S_{k_{\min}}(2^j)] / [S_{k_{\max}}(2^j) - S_{k_{\min}}(2^j)] \quad \text{----- (6)}$$

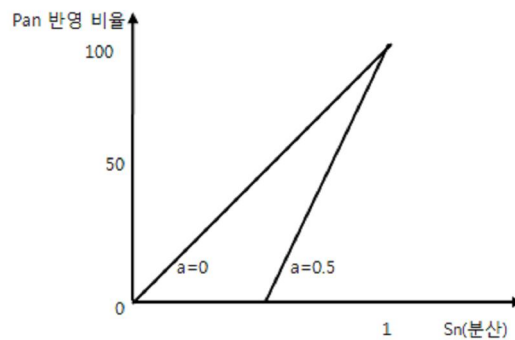
이렇게 정규화된 고해상도 전정색 영상의 분산 값을 구한 후, 고해상도 전정색 영상과 저해상도 다중분광 영상의 세부영상을 얼마나 반영할 것인지에 대한 가중치를 융합될 세부영상에 적용하게 된다. 가중치를 주는 방법은 기존의 식과 같다.

$$R(2^j; x, y) = \eta \times W_{kH}(2^j; x, y) + (1 - \eta) \times W_{kM}(2^j; x, y) \quad \text{----- (7)}$$

위의 연산을 통해 고해상도 전정색 영상과 저해상도 다중분광의 영상융합이 이루어지며, η 는 다음과 같이 정해진다. 이때 a 의 범위는 $0 \leq a \leq 1$ 이다.

$$\eta = \begin{cases} 0, & S_{k-n} \leq a \\ \frac{S_{k-n} - a}{1 - a}, & a < S_{k-n} \leq 1 \end{cases} \quad \text{----- (8)}$$

S_{k-n} 이 0에 근접하면, 근사영상과 세부영상의 화소는 $W_{kM}(2^j; x, y)$ 의 값으로 대체되고, S_{k-n} 이 1에 근접하면, $W_{kH}(2^j; x, y)$ 의 값으로 대체된다. 또한 a 값에 따라서도 영향을 받기 때문에 만약 S_{k-n} 이 a 보다 작거나 같으면 0이 되어 화소값은 $W_{kM}(2^j; x, y)$ 으로 대체되고, a 보다 크거나 1보다 작거나 같으면 $W_{kH}(2^j; x, y)$ 와 $W_{kM}(2^j; x, y)$ 간의 가중평균값이 투입된다. a 값에 따른 전정색 영상의 반영비율은 <그림 12>와 같이 달라지게 되며, 이후 역변환 과정을 거쳐 융합된다.



<그림 12> a 가 0, 0.5일 때 전정색 영상 반영 비율의 예

III. 영상융합의 평가기법

1. 일반적인 융합의 평가기법

융합 기법의 평가를 위해 원영상과 융합영상 간의 차이를 객관적으로 측정하기 위한 융합 결과영상의 평가방법은 매우 다양하다. Karathanassi 등(2007)의 논문에서는 IHS, 주성분분석, Gram-Schmidt 융합 기법을 사용하여 도출된 융합영상을 원영상과의 상관계수, 평균 차, 분산, deviation index, 엔트로피 차, peak signal to noise ratio index(PSNR), universal image quality index(UIQI) 값 등을 사용하여 비교하면서 융합 결과를 평가하였다. 평가의 결과 값은 상관계수, PSNR, UIQI 값이 클수록 좋으며, 평균 차, 분산 차, deviation index, 엔트로피 차 값은 작을수록 좋은 융합 결과이다. 또 다른 연구논문인 Wenzhong 등(2005)의 논문에서 사용된 융합의 평가척도는 다음과 같다. 우선 간단한 평균값을 사용하여 융합 결과의 평가에 적용시켰으며, 공간정보의 평가에는 분산, 엔트로피, profile intensity curve라는 척도를 사용하였다. 그리고 분광정보 측면에서의 평가에 사용된 척도로는 bias index, 상관계수, warping degree를 사용하였다. 이들 연구논문 외에도 Chen 등(2006)의 논문과 Wang(2002)의 논문 등 여러 논문들에서도 각각 영상융합 후의 정확도 평가를 아래의 [표 1]에 포함된 평가방법들을 사용하여 실시하고 있다.

영상융합의 정확도 평가기법은 크게 두 가지의 범주로 구분할 수 있다. 공간정보의 평가와 분광정보의 평가가 그것이다. 이 구분은 공간정보가 얼마나 향상되었는가와 원영상의 분광정보를 얼마나 보존하는가를 특정 수치들 통해 확인할 수 있도록 해준다. 예를 들어 공간해상도의 측면에는 IKONOS의 1m 공간해상도의 전정색 원영상과, 다운샘플링 영상을 융합한

결과인 4m 공간해상도의 융합영상이 있을 때, 공간정보가 얼마나 유사한가, 정보량은 얼마나 다른가 등을 정량적으로 확인할 수 있다. 분광적인 측면에서는 IKONOS의 4m 공간해상도의 다중분광 원영상과, 다운샘플링 영상을

[표 1] 융합 정확도 평가기법

구분		수식
공간정보 평가	평균경사도 (Average gradient)	$\frac{1}{n} \sum \sqrt{\frac{(\Delta I_x)^2 + (\Delta I_y)^2}{2}}$
	엔트로피(Entropy)	$-\sum_{i=1}^n p(x_i) \ln p(x_i)$
	ERGAS	$100 \frac{h}{l} \sqrt{\frac{1}{k} \sum_{k=1}^K \left(\frac{\text{RMSE}(k)}{\mu(k)} \right)^2}$
분광정보 보존	평균(mean)	$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$
	상관계수 (Correlation coefficient)	$\frac{\sum_{i,j} [(x_{i,j} - \hat{u}_x) \times (y_{i,j} - \hat{u}_y)]}{\sqrt{\sum_{i,j} [(x_{i,j} - \hat{u}_x)^2] \times \sum_{i,j} [(y_{i,j} - \hat{u}_y)^2]}}$
	분광 왜곡도 (Spectral distortion), (Warping degree)	$\frac{1}{n} \sum_i \sum_j x_{i,j} - y_{i,j} $
	Bias index	$\frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \frac{ x_{i,j} - y_{i,j} }{x_{i,j}}$
공간정보 및 분광정보 평가	분산(Variation)	$\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{u})^2$
	표준편차 (Standard deviation)	$\sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{u})^2}$
	UIQI(Universal Image Quality Index)	$\frac{4\sigma_{x,y} \bar{x} \bar{y}}{(\sigma_x^2 + \sigma_y^2)[(\bar{x})^2 + (\bar{y})^2]}$
	Q4	$\frac{4 \sigma_{z_1 z_2} \cdot \bar{z}_1 \cdot \bar{z}_2 }{(\sigma_{z_1}^2 + \sigma_{z_2}^2)(\bar{z}_1 ^2 + \bar{z}_2 ^2)}$

융합한 결과인 4m 공간해상도의 융합영상이 있을 때, 이 둘을 비교함으로써 이상적인 영상과 얼마나 유사한가를 측정할 수 있다. 또는 IKONOS 4m 다중분광 원영상과 1m 융합영상을 비교하여 원영상의 분광정보가 얼마나 보존되었는가를 측정할 수도 있다. 아래에서는 [표 1]에 제시된 평가기법들 가운데 일부를 이론적으로 정리하고자 한다.

1.1 공간정보의 평가기법

공간정보라는 것은 지형지물의 표현에 있어 거친 정도나 복잡성 또는 영상 내의 오차 등을 말하는 것으로 공간정보의 평가기법에는 평균경사도, 엔트로피, ERGAS 등이 있다. 다음은 평균경사도에 대한 수식이다.

$$\frac{1}{n} \sum \sqrt{\frac{(\Delta I_x)^2 + (\Delta I_y)^2}{2}} \quad \text{----- (9)}$$

여기서 n 은 화소수, ΔI_x 와 ΔI_y 는 각각 특정 화소에서 수평방향과 수직방향의 화소 간의 차 값을 말한다. 따라서 이 평균경사도의 값이 클수록 영상 표현이 복잡하고 세밀하다고 할 수 있다.

엔트로피는 영상 내에 포함된 정보의 양을 측정하는 단위를 의미한다. 따라서 아래의 식과 같이 구한 엔트로피 값이 클수록 영상이 포함하고 있는 정보의 양이 많다는 것을 의미한다. 각각의 엔트로피를 구하고 그 차를 이용하여 정보량의 증감을 나타낼 수 있다. 아래의 식에서 n 은 최대방사해상도를 뜻하며 $p(x)$ 는 값 x 가 일어날 확률을 뜻한다.

$$-\sum_{i=1}^n p(x_i) \ln p(x_i) \quad \text{----- (10)}$$

아래의 식은 밴드별 영상의 전역적인 품질 평가가 가능한 오차 지표인 ERGAS 값을 구하는 공식이다.

$$100 \frac{h}{l} \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left(\frac{\text{RMSE}(k)}{\mu(k)} \right)^2} \quad \text{----- (11)}$$

여기서 $\frac{h}{l}$ 은 전정색 영상과 다중분광 영상의 비율이다. 예를 들면 IKONOS 영상의 경우 1/4이 된다고 할 수 있다. $\mu(k)$ 는 k 번째 밴드의 평균 값이며, K 는 밴드의 수이다. 이렇게 구한 ERGAS라는 영상의 오차 지표를 가지고 전역적인 영상의 품질을 평가할 수 있는데, 그 값이 3 이상일 경우 융합결과 영상은 좋지 못하다고 할 수 있으며, 3 이하일 경우 융합결과 영상은 만족할 만한 특성을 가지고 있다고 할 수 있다. 이 기법은 분광적인 왜곡의 측정보다는 영상 내의 전역적인 오차의 정도를 측정·비교하는데 사용하는 것이 적합하다.

1.2 분광정보 보존 평가기법

위의 표에서 볼 수 있듯, 분광정보 보존에 관련된 평가기법에는 평균, 상관계수, 분광 왜곡도, Bias index, ERGAS 등 다양한데 여기서는 그 중 상관계수, 분광 왜곡도, Bias index에 대하여 간단히 알아본다. 먼저 상관계수의 공식은 다음과 같다.

$$\frac{\sum_{i,j} [(x_{i,j} - \hat{u}_x) \times (y_{i,j} - \hat{u}_y)]}{\sqrt{\sum_{i,j} [(x_{i,j} - \hat{u}_x)^2] \times \sum_{i,j} [(y_{i,j} - \hat{u}_y)^2]}} \quad \text{----- (12)}$$

여기서 $x_{i,j}$ 와 $y_{i,j}$ 는 x 와 y 영상에서 (i,j) 에 위치하고 있는 화소값이며, \hat{u}_x 와 \hat{u}_y 는 x 와 y 영상의 평균 화소값을 나타낸다. 상관계수는 $[-1, 1]$ 의 범위를 가지며 -1 의 경우 음의 상관관계, 1 의 경우는 양의 상관관계를 가지는 경우이며, 0 의 경우는 둘 간의 상관성이 없다고 할 수 있다. 다음은 분광 왜곡도 (spectral distortion)의 공식이다.

$$\frac{1}{n} \sum_i \sum_j |x_{i,j} - y_{i,j}| \quad \text{----- (13)}$$

여기서 n 은 영상의 화소수이며, $x_{i,j}$ 와 $y_{i,j}$ 는 각 영상의 (i,j) 위치에 있는 화소를 말한다. 따라서 두 영상 간의 화소 차를 구함으로써 전체적인 분광 정보 차의 평균을 통해 분광정보의 보존정도를 표현하게 된다. Bias index는 다음의 수식으로 정의된다.

$$\frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \frac{|x_{i,j} - y_{i,j}|}{x_{i,j}} \quad \text{----- (14)}$$

여기서 $x_{i,j}$ 와 $y_{i,j}$ 는 원영상과 융합영상의 화소값이며, 이 척도는 원영상과 융합영상 간 반사도(intensity) 값의 편향 정도를 나타낸다. 이 값이 클수록 편차는 크다고 할 수 있다.

1.3 분광정보 및 공간정보 평가기법

분광정보와 공간정보 모두를 비교할 수 있는 기법으로는 분산, 표준편차, UIQI, Q4 기법이 있다. 여기서는 UIQI와 Q4 기법에 대해 알아본다. 먼저 UIQI에 대한 수식을 살펴보면 다음과 같다.

$$\frac{4\sigma_{x,y}\overline{xy}}{(\sigma_x^2 + \sigma_y^2)[(\overline{x})^2 + (\overline{y})^2]} \quad \text{----- (15)}$$

$$= \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x\sigma_y} \cdot \frac{2\overline{xy}}{(\overline{x})^2 + (\overline{y})^2} \cdot \frac{2\sigma_x\sigma_y}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2} \quad \text{----- (16)}$$

UIQI의 범위는 상관계수와 마찬가지로 $[-1, 1]$ 이며 이 지표는 위의 수식에서처럼 세 가지의 요소, 즉 상관성의 소실 정도, 반사값 왜곡 그리고 대비값 왜곡을 측정하는 요소들로 구성되어 있다. 다음은 Q4 지표에 대한 수식이다.

$$\frac{4|\sigma_{z_1z_2}| \cdot |\overline{z_1}| \cdot |\overline{z_2}|}{(\sigma_{z_1}^2 + \sigma_{z_2}^2)(|\overline{z_1}|^2 + |\overline{z_2}|^2)} \quad \text{----- (17)}$$

$$= \frac{|\sigma_{z_1z_2}|}{\sigma_{z_1}\sigma_{z_2}} \cdot \frac{2\sigma_{z_1} \cdot \sigma_{z_2}}{\sigma_{z_1}^2 + \sigma_{z_2}^2} \cdot \frac{2|\overline{z_1}| \cdot |\overline{z_2}|}{|\overline{z_1}|^2 + |\overline{z_2}|^2} \quad \text{----- (18)}$$

$$\text{이 때, } z_1 = a_1 + ib_1 + jc_1 + kd_1, \quad z_2 = a_2 + ib_2 + jc_2 + kd_2$$

Q4 지표는 UIQI와 유사한 구조를 가지고 있으며, 상관성의 소실 정도, 대비 변화, 모든 밴드에 있어서의 평균값 편향 정도를 종합적으로 측정할 수 있다.

2. 사용된 융합 평가기법

위에서 살펴보았듯, 영상의 질을 평가하는 기법은 다양하며 따라서 원영상과 융합영상의 차이를 측정하는 방법 또한 다양하다고 할 수 있다. 이 논

문에서는 하나의 지표를 사용하여 평가하기보다는 좀 더 전문적으로 공간정보와 분광정보 측면을 구분하여 평가하고자 하였다. 이에 공간정보의 경우 평균경사도와 엔트로피 차 평가기법을 사용하였으며, 분광정보의 경우 상관계수와 분광 왜곡도 평가기법을 사용하였다. 2.1에서 공간해상도의 평가방법을 먼저 살펴보고, 그 다음으로 분광정보의 평가방법을 살펴본다.

2.1 공간해상도 측면의 평가기법

2.1.1 평균경사도(average gradient)

평균경사도는 영상 표현의 세밀함(sharpness)을 정량적으로 표현할 수 있는 공간해상도 측면의 평가척도라 할 수 있으며, 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\bar{g} = \frac{1}{n} \sum \sqrt{\frac{(\Delta I_x)^2 + (\Delta I_y)^2}{2}} \quad \text{----- (19)}$$

여기서 n 은 영상의 크기이며, ΔI_x 와 ΔI_y 는 수평방향과 수직방향의 차이이다. 따라서 평균경사도가 클 경우, 특정 화소의 수평방향과 수직방향으로 화소의 값이 많은 차를 두고 표현이 되어 있다는 것을 말하므로 영상정보가 세밀하다는 것을 의미한다. 반면, 평균경사도가 작은 경우는 화소값 간의 차이가 작다는 것을 말하므로 비교적 세밀하지 않은, 균질적인 속성을 가지는 지표 영상이라는 것을 알 수 있다.

2.1.2 엔트로피(entropy)

엔트로피란 영상 내에 포함된 정보의 양을 측정하는 단위를 의미한다. 또한 영상의 복잡성(complexity) 혹은 풍부함(richness)을 나타내기도 한다. 엔트로피는 가능한 동등한 메시지 수의 로그(logarithm)값을 이용하여, 어떤 메시지 내의 정보의 양에 대해 정량적으로 묘사한다. 만약 영상의 정보 합량을 N개의 가능한 값들(또는 gray level)로 나타낼 수 있고, 값 x 가 일어날 확률을 $p(x)$ 라 하면 영상의 엔트로피는 다음과 같으며, 따라서 엔트로피가 클수록 그 영상의 정보량이 많다는 것을 의미한다. 결국 엔트로피는 위에서 살펴보았던 평균경사도와 같이 공간해상도 측면의 평가척도라 할 수 있다.

$$H = - \sum_{i=1}^N p(x_i) \ln p(x_i) \quad \text{----- (20)}$$

본 연구논문에서는 원영상과 융합영상의 엔트로피를 각각 구하고 그 차를 이용하여 영상의 공간해상도 측면의 변화정도를 파악함으로써 융합의 결과를 평가하는데 사용하였다.

2.2 분광정보 측면의 평가기법

2.2.1 상관계수(correlation coefficient)

상관계수의 범위는 $-1 \sim 1$ 이다. -1 이나 1 에 접근할수록 상관관계가 크다고 할 수 있으며, 0 에 접근할수록 두 변수 간의 상관관계가 적다고 할 수 있다. 완전한 0 값을 가질 경우, 두 변수 간의 상관관계가 없다는 것을 말한다. 따라서 상관계수는 두 변수가 어느 정도의 관련성을 가지느냐를 판단할 수 있

도록 하는 척도로써 만약 두 변수가 양의 기울기를 가지고 선형적인 관계를 가진다면 정적 상관관계 혹은 양의 상관관계를 가진다고 할 수 있다. 완전한 양의 상관관계의 경우에는 1의 값으로 나타난다. 반면, 음의 기울기를 가지고 선형적인 연관성이 나타난다면 부적 상관관계 혹은 음의 상관관계를 가진다고 할 수 있으며, 완전한 음의 상관관계를 가질 경우 -1로 표현된다.

$$\frac{\sum_{i,j} [(x_{i,j} - \hat{u}_x) \times (y_{i,j} - \hat{u}_y)]}{\sqrt{\sum_{i,j} [(x_{i,j} - \hat{u}_x)^2] \times \sum_{i,j} [(y_{i,j} - \hat{u}_y)^2]}} \quad \text{----- (21)}$$

여기서 $x_{i,j}$ 와 $y_{i,j}$ 는 x 와 y 영상에서 (i,j) 에 위치하고 있는 화소값이며, \hat{u}_x 와 \hat{u}_y 는 x 와 y 영상의 평균 화소값을 나타낸다.

2.2.2 분광 왜곡도(spectral distortion)

분광 왜곡도는 분광정보의 왜곡도를 표현하는 것이며 융합 전과 후의 화소값의 차를 확인할 수 있는 척도로써, 다음의 수식으로 표현할 수 있다.

$$\frac{1}{n} \sum_i \sum_j |x_{i,j} - y_{i,j}| \quad \text{----- (22)}$$

여기서 n 은 이미지의 크기(총 화소 수)이며, $x_{i,j}$ 와 $y_{i,j}$ 는 각각 융합영상과 원영상에서 (i,j) 에 위치하고 있는 화소의 값이다. 융합의 결과, 원영상과의 화소값의 차가 크다면 이 분광 왜곡도 값도 커지게 되고, 융합 후 화소값의 차가 작다면 이 값도 작아지게 된다.

IV. 실험 및 분석

1. 사용데이터 및 실험지역

1.1 사용데이터

실험에 사용된 영상은 IKONOS 위성영상이다. IKONOS 위성은 1999년 9월 24일에 발사하여 궤도 진입에 성공한 최초의 상업용 고해상도 위성이다. 이 위성영상의 장점은 고해상도 전정색 영상과 저해상도 다중분광 영상을 동시에 취득할 수 있기 때문에 이 둘을 융합함으로써 1m 해상도의 컬러 영상을 얻을 수 있다는 것이다. 또한 IKONOS 위성영상은 정밀한 지상기준점(RMSE : 수평 20cm, 수직 60cm)를 사용하여 정확한 위치정보를 갖기 때문에 DEM, 지도제작에 적절하며 그 외에도 농업, 시설물 관리, 통신 등 많은 분야에서 활용이 되고 있다. 상세한 IKONOS의 제원은 아래의 [표 2]와 같다.

[표 2] IKONOS-2 위성과 위성영상의 제원

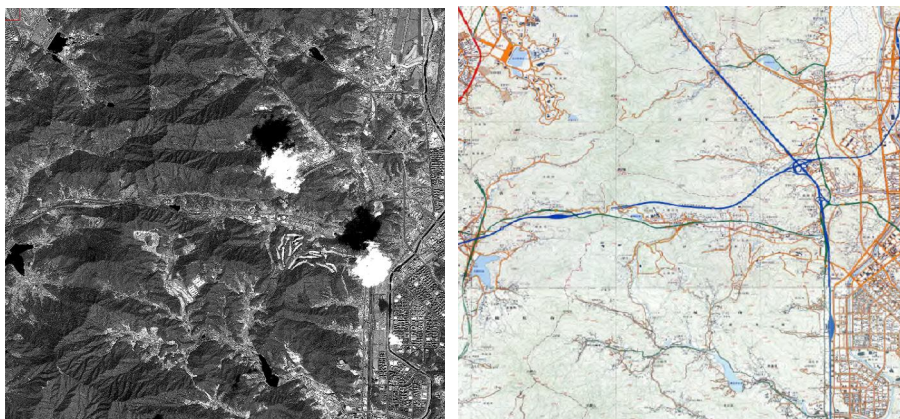
소속 및 운영	미국, Space Imaging(현 GeoEye)	
발사	1999년 9월 24일	
관측폭	11km	
고도	681km	
경사각	98.1°	
궤도	태양동기(10:30 AM 지방시)	
해상도	전정색	다중분광
방사	11 bits	8 bits
공간	1×1m	4×4m
분광	0.45 - 0.90 μm	Band 1 : 0.45 - 0.52 μm
		Band 2 : 0.52 - 0.60 μm
		Band 3 : 0.63 - 0.69 μm
		Band 4 : 0.76 - 0.90 μm

1.2 실험 지역

실험 대상지역은 경기도 과천 및 분당 일대이며, 고해상도 전정색 영상과 저해상도 다중분광 영상이 동일한 지역을 스캐닝하므로 셀 크기를 고려한 간단한 좌표계산을 통해 각각의 샘플지역을 512×512m로 동일하게 절출하였다. 샘플영상은 도시지역 3부분, 수계지역 2부분, 산지지역 2부분이며, 이 세 테스트 지역의 성격을 모두 포함하고 있는 4028×4028m 크기의 영상 또한 실험하였다. 이 복합 지역을 포함한 전 테스트 지역의 범위는 <그림 13>과 같다.

2. 실험 과정

융합의 결과를 평가하기 위한 방법으로 전정색 영상의 경우 1m, 다중분광 영상의 경우 4m인 원래의 영상의 해상도를 다운샘플링하여 4m와 16m로 공간해상도를 낮춘 두 영상을 생성하였다. 그 후, 두 영상을 융합하여 4m 공간해상도의 융합영상을 구성하고 그 융합영상과 초기의 subset 원영상 간에

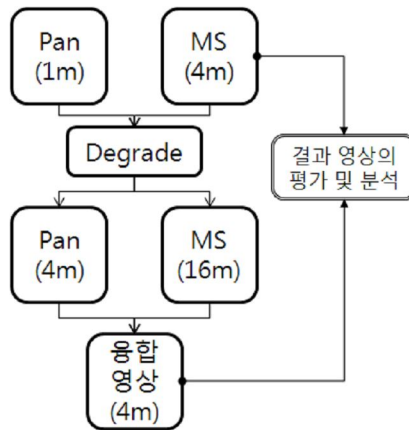


<그림 13> 테스트 지역의 범위

시각적인 평가와 정량적인 평가를 수행하였다.

지역	전경색 영상	지역	전경색 영상	지역	전경색 영상
도시 1 (고층)		산지 1		수계 1	
도시 2 (혼합)		산지 2		수계 2	
도시 3 (저층)		복합 지역			

<그림 14> IKONOS 원영상(도시, 산지, 수계 및 복합 지역)

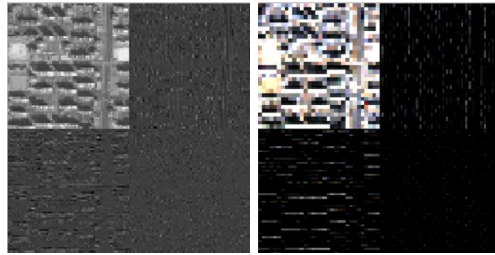


<그림 15> 결과영상의 정확도 평가 방식

사용된 소프트웨어는 총 3가지로, ENVI[®]에서 subset 지역 선정과 다운샘플링을 한 후에 MATLAB[®]을 사용하여 제안하고자 하는 융합 기법을 프로그래밍하여 실험을 진행하였다. 또한 융합 기법의 대조군인 IHS(HSV)와 주성분분석은 ENVI[®], 웨이블릿 변환은 ERDAS[®]에서 지원되어 해당 소프트웨어를 활용하였다.

실험은 원래의 영상에서 샘플지역을 도시 지역 3곳, 산지 지역 2곳, 수계 지역 2곳으로 총 7지역을 절출하였고 이를 모두 포함하는 복합 지역 1곳 또한 분석하였으며, 위에 제시된 원영상들과 그 범위가 같다. 이 테스트 지역 영상을 정확도 평가의 방법에 따라 다운샘플링함으로써 전정색 영상과 다중분광 영상 각각을 4m와 16m의 공간해상도를 갖도록 하였다. 따라서 융합된 4m 공간해상도의 영상이 도출되면 원영상의 4m 공간해상도 컬러 영상과 정확도 평가를 하게 된다. 다운샘플링 후에는 다중해상도 웨이블릿 융합을 하게 되는데, 우선 융합의 대상이 되는 두 영상의 히스토그램의 범위가 같도록 히스토그램 매칭을 수행하였다. 그리고 전정색 영상과 다중분광 영상의 화소 크기가 같도록 다중분광 영상의 화소 크기를 리샘플링하여 4m로 업샘플링한 후에 웨이블릿을 수행하였다.

웨이블릿을 수행한 후, 역변환을 하기 전에 전정색 영상의 분해영상에서 5×5 크기의 윈도우를 돌려 윈도우 내의 분산을 구하였다. 이때, 앞의 2장에서 언급하였듯이 분산의 크기에 따라 전정색 영상과 다중분광 영상의 반영 비율이 결정되게 된다. 이러한 과정을 거쳐 새로운 분해영상이 도출되면 그 영상을 역변환(IDWT)시켜 새로운 융합영상을 얻게 된다.



<그림 16> 웨이블릿 변환 후의 분해영상 예시(도시 1 지역)

3. 융합결과 및 해석

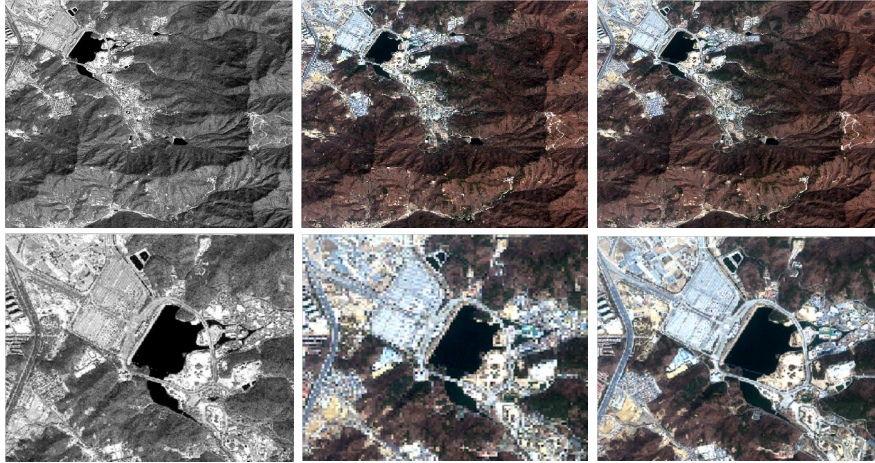
융합의 결과는 시각적인 해석과 정량적인 해석으로 나누어 설명하였다. 시각적인 해석의 경우 원영상과 다운샘플링 영상, 그리고 융합 결과영상의 시각적인 차이를 알아볼 수 있도록 위에 제시된 subset 영상 이외에도 융합 대상이 되는 다운샘플링 영상과 융합 결과영상을 함께 표현하였다. 또한 모든 테스트 지역의 성격을 갖고 있는 복합지역과 각 테스트 지역별 분석을 수행하였다.

정량적인 분석의 경우 정확도 평가의 척도로 제시하였던 평균경사도, 엔트로피 차, 상관계수, 분광 왜곡도 값을 토대로 복합 지역과 각 테스트 지역에 대한 결과 값 분석을 수행하였다. 또한 제안된 기법의 경우, a 값에 따라 그 결과가 달라지므로 a 값에 따른 결과 값을 차트로 구성하여 그 추세를 알 수 있도록 하였다.

3.1 시각적 평가 및 해석

각 테스트 지역의 부분적 특성을 모두 갖고 있는 복합 영상의 시각적 평가를 시작으로 도시 지역, 산지 지역, 수계 지역의 테스트 영상을 시각적으

로 평가하고 해석해보고자 한다. 다음 <그림 17>은 복합 지역의 영상에 대한 다운샘플링 영상이며, <그림 18>은 a 값에 따른 융합영상이다.



<그림 17> 복합 지역 영상과 일부 영상(전정색 4m, 다중분광 16m, 다중분광 4m)



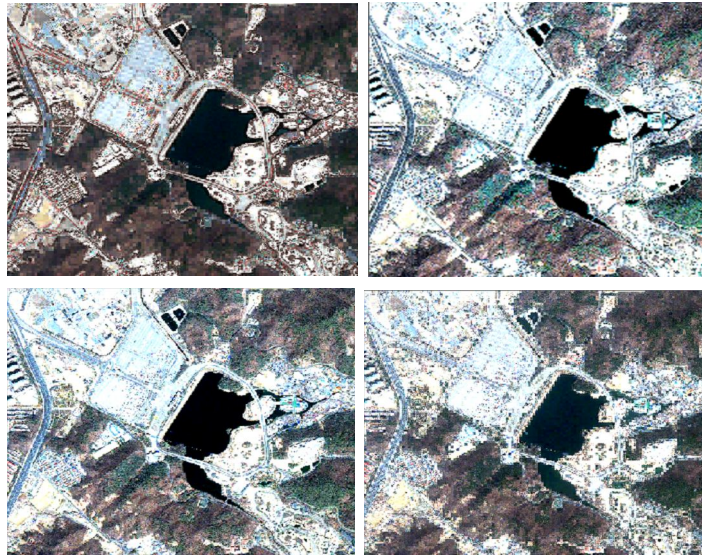
<그림 18> 복합지역에 대한 제안된 융합 기법의 a 값에 따른 결과영상 일부 ($a=0.1, 0.5, 0.7, 1$ 의 경우)

위의 <그림 18>을 통해 a 값의 변화에 따른 결과 값을 알 수 있는데, a 가 0에서 1의 범위를 가지고 있을 때, 0에 가까워질수록 다중분광 영상에 비해 전정색 영상의 반영 비율이 높게 되며, 따라서 좀 더 세밀한 표현이 가능하게 된다. 위의 네 영상에서도 볼 수 있듯, a 값이 0.1일 경우가 a 값이 1일 경우보다 더 세밀하게 표현된 것을 확인할 수 있다.

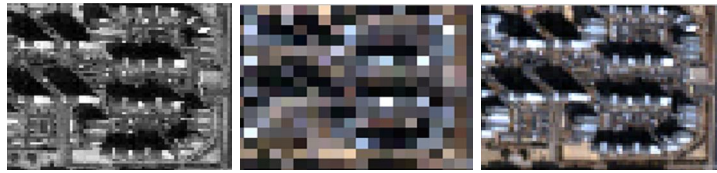
다음의 <그림 19>는 제안한 기법과 기존의 융합 기법들을 비교한 것이다. 비교 대상은 제안한 기법의 경우 a 값이 0.1일 때이며, 기존의 융합 기법의 경우는 많이 사용되고 있는 융합 기법인 IHS, 주성분분석 그리고 웨이블릿 융합 기법을 사용하여 융합한 결과이다.

제안된 기법은 원영상과 색의 톤이 가장 유사하며, 기존의 웨이블릿에서 보이는 번짐현상도 덜한 것으로 보인다. 호수 옆의 주차장 부분은 다른 기법을 사용한 융합영상에서는 잘 관찰되지 않는 부분들이지만 제안된 영상에서는 볼 수 있다. IHS 기법의 경우는 색의 왜곡이 관찰된다.

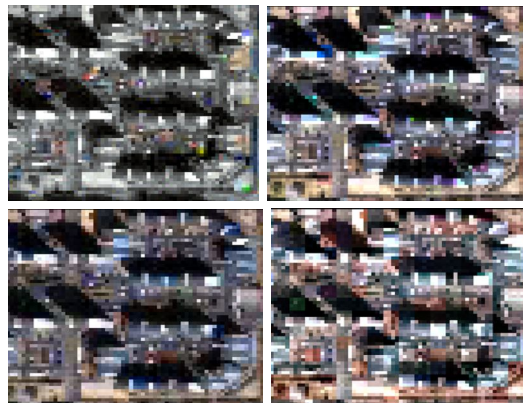
다음으로 도시, 산지, 수계 지역 중 범위 상 가장 융합 결과를 잘 관찰할 수 있는 도시 지역들을 대상으로 범위를 좁혀 융합 결과를 시각적으로 평가하였다. 도시 1 지역은 도시 지역 중 높은 건축물이 밀집된 지역으로 원영상 일부는 다음의 <그림 20>과 같다. 전정색 영상의 경우 4m, 다중분광 영상의 경우 16m 해상도로 다운샘플링 된 영상을 이용하여 융합하였으며, 그 결과는 <그림 21>과 같다.



<그림 19> 각 융합 기법 비교
 (좌상 제안된 기법 중 $a=0.1$ 일 경우, 우상 IHS, 좌하 주성분분석, 우하 웨이블릿)



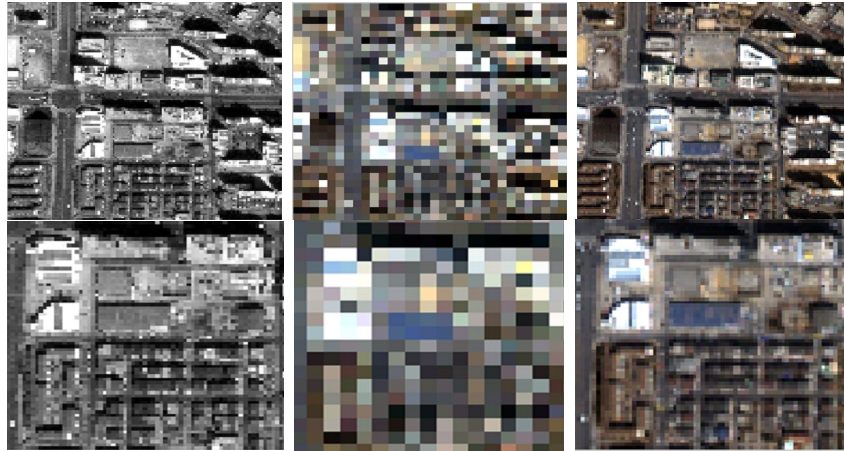
<그림 20> 도시 1 지역 영상의 일부(전정색 4m, 다중분광 16m, 다중분광 4m)



<그림 21> 도시 1 지역의 융합 결과영상 일부
 (좌상 제안된 기법 중 $a=0.1$ 일 경우, 우상 IHS, 좌하 주성분분석, 우하 웨이블릿)

a 값이 작을수록 전정색 반영 비율을 높여 비교적 높은 공간해상도를 가지게 하는 것으로, 공간적으로 특정 지역을 대상으로 하였기 때문에 융합의 범위가 크지 않고 시각적으로 보기에 a 값을 작게 하여 표현하는 것이 적절하다고 판단되어 a 값이 0.1인 경우를 선택하여 다른 기법들과 비교하여 보았다. 제안된 융합 기법 결과영상에서 화소값의 변화가 많지 않은 지역은 다중분광의 반영 비율이 증가되어 원영상의 분광정보를 보존하게 되며, 화소값의 차가 많이 나타나는 부분의 경우는 세밀하게 표현되어 타 융합 기법과 비슷한 특징을 보였다. 다음 <그림 22>는 도시 2 지역의 원영상과 그 일부지역이다.

<그림 23>은 제안된 기법과 다른 기법들을 통해 융합한 도시 2 지역의 융합 결과영상이다. 도시 2 지역도 도시 1 지역과 마찬가지로 화소값의 차가 많이 나타나지 않는 지역의 경우는 다중분광 영상의 반영 비율이 증가하여 분광정보를 보존하는 대신 블록화 되는 부분이 발생하였고 색 표현이 각 기법마다 조금씩 다르게 표현되었다.

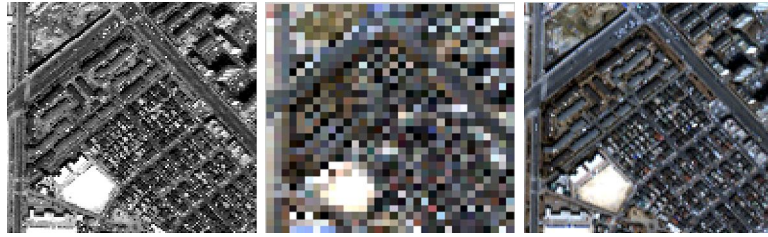


<그림 22> 도시 2 지역 영상과 일부 영상(전정색 4m, 다중분광 16m, 다중분광 4m)

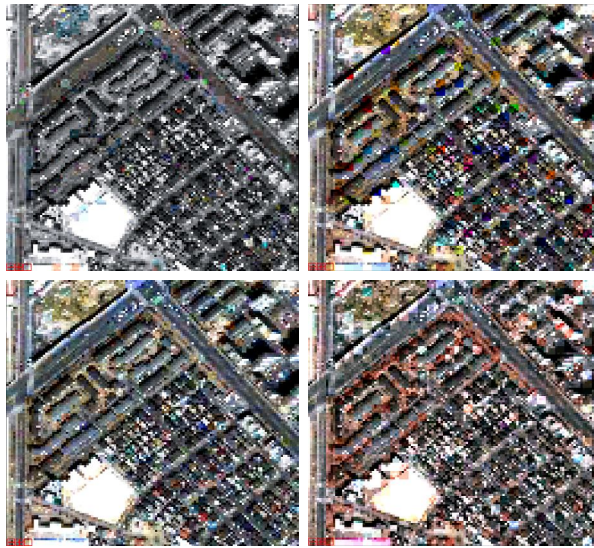


<그림 23> 도시 2 지역의 융합 결과영상 일부
(좌상 제안된 기법 중 $a=0.1$ 일 경우, 우상 IHS, 좌하 주성분분석, 우하 웨이블릿)

다음의 <그림 24>와 <그림 25>는 각각 도시 3 지역의 원영상과 융합영상이다.



<그림 24> 도시 3 지역 영상(전정색 4m, 다중분광 16m, 다중분광 4m)



<그림 25> 도시 3 지역의 융합 결과영상
(좌상 제안된 기법 중 $a=0.1$ 일 경우, 우상 IHS, 좌하 주성분분석, 우하 웨이블릿)

전체적으로 보면, 제안된 기법 간에는 a 값을 작게 설정하고 융합된 영상의 경우 세밀한 표현이 나타나는 부분에서는 전정색 영상과 다중분광 영상의 비중이 전정색 영상의 분산 값에 따라 가중치를 두고 융합이 되어 공간적으로 세밀하게 표현되었다. 그리고 a 값이 0.0일 때, 전정색 영상의 반영 비율이 높아 분광정보의 표현이 제대로 되지 않았으나, 0.1이상이 되면 다중분광 영상이 더 많이 투입되게 되어 색 표현이 되는 것을 알 수 있었다. 또한 분산이 매우 작은 비교적 균질한 지역의 경우나 a 값을 초기에 크게 책정

하는 경우는 공간해상도보다는 분광정보를 보존하려는 경향이 크기 때문에 시각적으로는 뚜렷하게 표현되지 않았다. 주성분 분석 기법이나 웨이블릿 기법에 비해 제안된 기법은 원영상과의 색이 가장 유사하였으며, IHS 기법은 색의 표현에 있어 왜곡이 발견되었다.

3.2 정량적 평가 및 해석

앞 절에서와 같은 융합 결과영상에 대한 시각적인 평가와 더불어, 3장에서 제시한 네 가지 영상 평가 척도들을 이용하여 정량적인 평가를 수행할 수 있다. 4m 공간해상도를 갖는 융합 결과영상을 역시 4m 공간해상도의 다중분광 원영상과 비교하여, 융합 결과영상이 원영상 내의 공간정보 및 분광정보를 얼마나 잘 보존하였는지를 정량적으로 평가하였다. 이 과정을 통하여 본 논문에서 제안된 영상융합 기법이 기존의 기법에 비하여 어느 정도 향상된 결과를 제공하는지, 그리고 몇 가지 조건의 변화에 따라 융합 결과가 어떻게 달라지는지를 중점적으로 관찰하였다.

공간해상도의 평가에 사용되는 척도로는 평균경사도와 엔트로피 차이가 있으며, 분광해상도의 평가에 사용되는 척도로는 상관계수와 분광 왜곡도가 있다.

3.2.1 평균경사도

평균경사도 항목에 대하여 정량적인 평가를 수행하였다. 기존의 융합 기법들(웨이블릿, IHS, 주성분분석)에 의한 융합 결과영상, 그리고 a 값이 극값과 중간값인 0, 0.5, 1일 경우에 대하여 제안된 기법을 각각 적용한 결과영상의 평균경사도를 계산하였다. 그리고 이 값들을 4m 원영상의 평균경사도 값으로 나눔으로써 영상 정보의 보존 정도를 표준화하였다. 먼저, 여러 종류

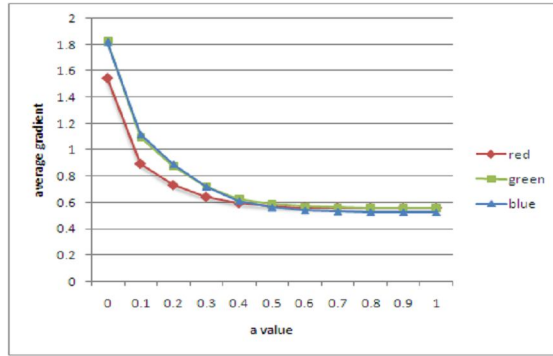
[표 3] 각 융합 기법별 평균경사도 비율(복합 지역)

		blue	green	red	average
IHS		2.2264	2.1567	1.9769	2.1200
주성분분석		1.9810	1.9921	1.5823	1.8518
웨이블릿		1.7914	1.8162	1.5912	1.7329
제안된 기법	$a=0$	1.8168	1.8271	1.5487	1.7309
	$a=0.5$	0.5602	0.5832	0.5754	0.5730
	$a=1$	0.5240	0.5529	0.5596	0.5455

의 토지 피복을 포함하고 있는 복합 지역 영상을 대상으로 하여 융합 기법에 따른 평균경사도의 변화를 관찰하였으며, 그 결과는 [표 3]과 같다.

평균경사도의 변화 정도를 파악하기 위해 융합영상을 원영상으로 나누어 그 변화정도를 알아보았다. 여기에서 평균경사도의 값이 1보다 크거나 작은 경우는 융합영상이 원영상에 비하여 공간상의 화소값 변화가 나타난 것을 의미한다. 따라서 결과 값이 1이 나올 경우가 원영상의 특성을 가장 잘 보존하고 있다고 할 수 있다.

복합지역을 각 기법들을 적용하여 분석한 결과, 기법별로 알아보면 기존의 기법들은 대부분 융합영상의 평균경사도 값이 원영상보다 증가하였음을 알 수 있으며, IHS 기법의 경우에는 2.0을 넘는다. 그러나 제안된 기법은 기존의 기법들보다는 1에 가까우며, a 값에 따라 증가 또는 감소되었음을 알 수 있다. 이는 a 값이 1로 접근할 경우, 다중분광 영상의 정보에 반영비중을 높여 융합이 되기 때문에 평균경사도 값이 0에 접근할 때보다 비교적 작게 나타나는 것으로 해석할 수 있다. [표 3]에서는 제안된 기법의 경우 a 가 0.5일 때 가장 1에 가까운 결과가 도출되었으며 그 다음으로 a 가 1일 때, 0일 때, 웨이블릿, 주성분분석, IHS의 순이었다.



<그림 26> a값에 따른 평균경사도의 비율(복합 지역)

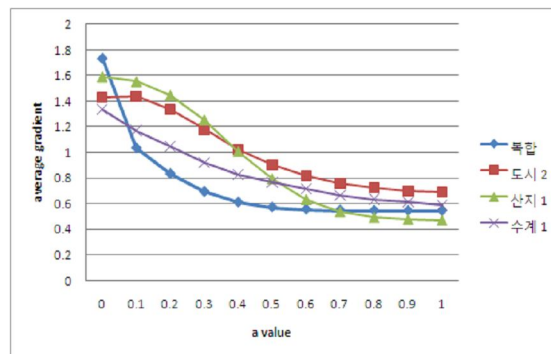
제안된 기법에 대하여 a값에 따른 평균경사도 비율의 변화를 좀 더 상세하게 알아보았으며, 위의 <그림 26>은 a값의 변화에 따른 복합 영상융합 결과에서의 평균경사도 값의 비율이다. 그림에 따르면 a=0일 경우에는 평균경사도 비율이 1.6~1.8의 값을 나타내지만, a=0.1이 되면 급격하게 감소하여 1.0에 가까워진다. 그리고 a값이 1에 가까워질수록 점차 0.55 정도의 값으로 수렴한다. 이는 융합에 사용된 다중분광 영상의 평균경사도 값이 원영상의 약 55% 정도임을 뜻한다. 이 그림을 통하여, a값이 0.1일 경우 평균경사도 비율이 1.0에 가장 가까우므로, 화소값의 공간적 변화 경향이 원영상에 가장 가깝게 보존됨을 알 수 있다. 즉, a값이 0.1 구간에 위치할 때 밴드별로 평균경사도 비율이 1에 근접하여 가장 화소값의 차가 잘 보존되는 것으로 나타났다. a값이 0에서 0.4까지 증가할 때 평균경사도 값이 급격히 감소하다가 0.4 이후 지점부터는 안정된 패턴을 유지한다. 다음의 [표 4]는 각 테스트 지역에 대한 기법별 평균경사도 변화량을 정리한 것이다. 2개의 각 지역 영상들 중 산지와 수계의 경우, 두 지역 간 차이가 월등하게 나지 않아 한 지역을 대표 지역(산지 1, 수계 1 지역)의 수치로 표현하였으며, 도시지역의 경우 고층 빌딩과 저층 빌딩이 모두 포함되어 있는 도시 2 지역을 대표 지역으로 선정하여 표현하였다.

지역별로 보면 수계나 산지 등 화소값의 변화가 비교적 작은 지역의 경우 평균경사도의 변화량이 작았다. 또한 복합 지역의 경우도 도시 지역만 담은 영상의 경우에서보다 평균경사도 변화량이 작았다. 도시 지역의 경우처럼 중심 화소값의 차가 그 주변 지역의 화소값들과 차이를 많이 보일 경우, 평균경사도 값의 보존율도 낮은 것으로 이해할 수 있다. 복합 지역의 경우는 도시, 수계 및 산지가 모두 포함되어 있는 지역이며 상대적으로 산지가 많이 포함되어 있어 평균경사도 값이 특이한 패턴을 보이지는 않는다.

아래의 <그림 27>은 제안된 기법을 적용할 때에 a 값을 0에서 1까지 0.1 단위로 변화시켜 가면서 그에 따른 평균경사도 값의 변화를 꺾은선 그래프로 나타낸 것이다.

[표 4] 각 융합 기법 및 지역별 평균경사도 비율

		복합	도시	산지	수계
IHS		2.1200	1.6010	1.5394	1.2802
주성분분석		1.8518	1.4930	1.6335	1.2825
웨이블릿		1.7329	2.7329	1.7252	1.5111
제안된 기법	$a=0$	1.7309	1.4295	1.5921	1.3385
	$a=0.5$	0.5730	0.9030	0.7950	0.7691
	$a=1$	0.5455	0.6914	0.4697	0.5904



<그림 27> a 값에 따른 각 지역별 평균경사도 비율

그림에서 볼 수 있듯이 평균경사도 비율은 a 값이 0.1~0.4 구간일 때 최적 이 되며, 0.4 이후에는 안정된 패턴을 보인다. 따라서 지역에 따른 평균경사도 비율의 차이는 눈에 띄게 나타나지 않는다. 또한 여기에서도 복합 지역의 경우에는 여러 종류의 토지피복에 대한 평균치가 계산되므로 평균경사도 값이 상대적으로 적게 나타나고 있음을 알 수 있다.

3.2.2 엔트로피

엔트로피 항목에 대해서도 위와 같은 방법으로 평가를 수행하였다. 융합 결과영상의 엔트로피와 4m 해상도의 다중분광 원영상의 엔트로피를 각각 계산하여 두 값의 차를 구하였다. 결과가 양수일 경우는 융합 결과영상의 엔트로피가 증가하였음을, 그리고 음수일 경우는 감소하였음을 뜻한다. 먼저 복합 지역에 대한 엔트로피 값과 그 차 값을 정리하면 다음의 [표 5]와 같다.

[표 5] 각 융합 기법별 엔트로피와 엔트로피 차(복합 지역)

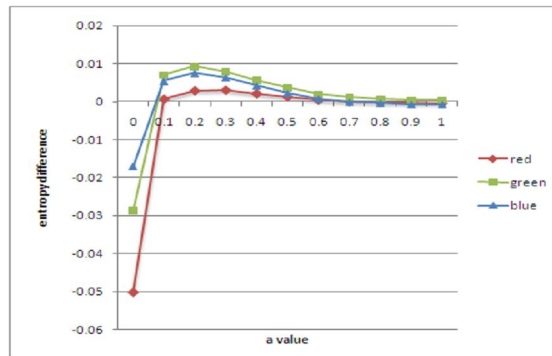
		blue	green	red	average
IHS		0.2891 (0.27160)	0.2860 (0.25585)	0.2856 (0.18872)	0.2869 (0.23872)
주성분분석		0.1828 (0.18015)	0.2337 (0.20863)	0.2283 (0.09530)	0.2149 (0.16136)
웨이블릿		0.0158 (-0.00167)	0.0287 (-0.00142)	0.1142 (0.01732)	0.0529 (0.00474)
제안된 기법	$a=0$	0.0003 (-0.01714)	0.0013 (-0.02884)	0.0466 (-0.05034)	0.0161 (-0.03211)
	$a=0.5$	0.0196 (0.00214)	0.0338 (0.00362)	0.0982 (0.00132)	0.0505 (0.00236)
	$a=1$	0.0168 (-0.00071)	0.0305 (0.00039)	0.0965 (-0.00035)	0.0480 (-0.00022)

[표 6] 각 융합 기법 및 지역별 엔트로피와 엔트로피 차

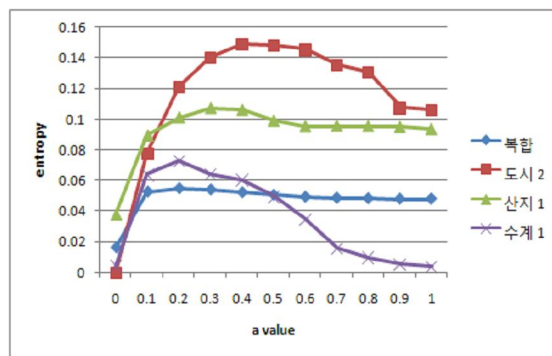
		복합	도시	산지	수계
IHS		0.2869 (0.23872)	0.3092 (0.27687)	0.3329 (0.21353)	0.2149 (0.21108)
주성분분석		0.2149 (0.16136)	0.1289 (0.09650)	0.3067 (0.18736)	0.2548 (0.25100)
웨이블릿		0.0529 (0.00474)	0.1935 (0.16113)	0.1622 (0.04283)	0.0723 (0.06847)
제안된 기법	$a=0$	0.0161 (-0.03211)	0 (-0.03237)	0.0377 (-0.08165)	0.0039 (0.0001)
	$a=0.5$	0.0505 (0.00236)	0.1480 (0.11563)	0.0991 (-0.0202)	0.0493 (0.04548)
	$a=1$	0.0479 (-0.00022)	0.1062 (0.07388)	0.0937 (-0.02565)	0.0037 (-0.00007)

[표 5]와 마찬가지로 모든 테스트 지역에 대하여 기법별로 도출된 엔트로피 차 값을 정리하면 [표 6]과 같다. [표 5] 그리고 [표 6]에서 확인할 수 있듯이, 지역별 차보다는 융합 기법 간의 차이가 두드러진다. 지역별로는 도시 지역과 비도시지역으로 구분할 경우, 도시지역의 엔트로피 차 값이 비교적 높았다. 융합 기법별로 보면, 기존의 융합 방법들의 경우 대체적으로 엔트로피 값이 원영상보다 소폭 증가하였다. 반면에 제안된 융합 방법의 경우에는 엔트로피 값이 소폭 감소하는 모습을 보였다. 이것은 기존의 융합 기법들이 대부분 영상이 가지고 있는 정보량을 그대로 보존하거나, 융합으로 인하여 정보량이 소폭 증가하였음을 뜻한다. 즉, 정보의 무질서도 또는 무작위성(randomness)이 원영상에 비하여 증가한 것이다. 그러나 제안한 융합 기법은 융합 결과영상의 정보량이 원영상에 비하여 약간 감소하는 결과를 보여 준다. 이는 결과영상 내의 한 화소의 값이 주변 화소와 비교하였을 때 상당히 유사한 경향을 보일 경우, 그 화소의 값이 주변 화소에 의해 결정되는 현상이 많이 나타났음을 의미한다. 따라서 개별적인 화소의 값들이 주변 화

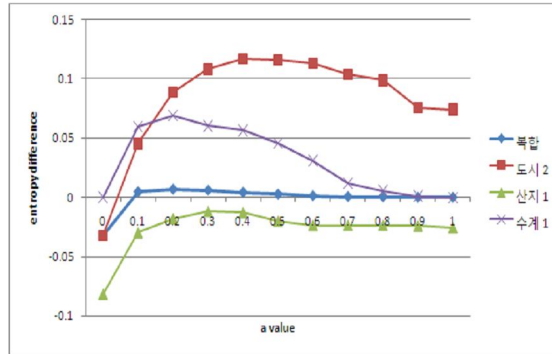
소와 독립적으로 나타나지 않고 공간적인 유사성이 큰 지역(분산이 작은 지역)의 경우에는, 비슷한 값을 가지는 화소들의 화소값들이 동일하게 처리되었다는 것을 알 수 있다.



<그림 28> a값에 따른 엔트로피 차의 변화(복합 지역)



<그림 29> a값에 따른 각 지역별 엔트로피의 변화



<그림 30> a값에 따른 각 지역별 엔트로피 차의 변화

위의 <그림 28>과 <그림 30>은 제안된 기법을 적용할 때에 복합지역과 각 테스트 지역에서 a값을 0에서 1까지 0.1 단위로 변화시켜 가면서 그에 따른 엔트로피 차 값의 변화를 꺾은선 그래프로 나타낸 것이다. 그리고 <그림 29>는 엔트로피 값 자체를 나타낸 것이다. 복합 지역의 경우는 a가 0.1~0.6의 값을 가질 때 원영상에 비하여 영상 내의 정보량이 증가하고 그 이후로는 안정화되어 원영상과 그 차이가 작아지는 것으로 보인다.

지역별로 보면, 패턴의 차이가 있긴 하나, a값이 0일 때 정보량이 확연하게 최소가 되는 엔트로피 차 곡선을 보이며 a가 약 0.1~0.3의 값을 가지는 구간엔 엔트로피 상승구역이 있고, 1에 접근할수록 다시 0으로 수렴하고 있다. 특히 도시 지역의 경우는 다른 지역과 구별되는데, a값이 0~0.1일 때 엔트로피 값이 최소가 되며, 점차 증가하다가 0.9 이후 구간에서 정보량이 증가한 채로 안정화되는 것으로 보인다. 이는 산지나 수계 그리고 복합 지역의 경우가 도시 지역에 비해 차이가 나는 것은 다음과 같은 이유 때문인 것으로 생각된다. 즉, 제안된 기법의 특성 상 비교적 균일한 화소값들이 많이 분포한 경우 다중분광 영상의 반영비중을 높여 융합하기 때문에 융합영상의 복잡성에 따른 정보량이 원영상에 비하여 감소하였다고 해석할 수 있다.

3.2.3 상관계수

위에서 살펴본 평균경사도와 엔트로피 차 연산이 공간정보 측면의 평가과정이었다면, 다음의 상관계수와 분광 왜곡도 연산은 분광정보의 보존능력을 평가하는 과정이라 할 수 있다. 먼저, 상관계수에 대한 평가를 수행하였다.

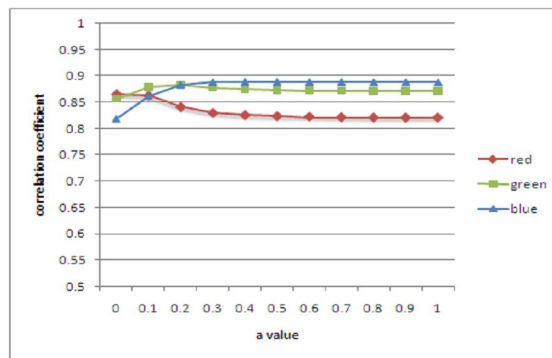
상관계수는 융합 전 영상과 융합 결과영상의 분광정보가 얼마나 유사한가를 알 수 있는 척도로 [표 7]과 같이 각각의 융합 기법과 제안된 기법의 a 값에 따라 상이하게 나타난다.

여러 토지피복이 혼재하는 복합 지역의 경우, 기존 융합 기법들 중에서 주성분분석 기법이 가장 높은 상관계수 값을 나타낸다. 그리고 그 다음으로 IHS, 웨이블릿 기법의 순이었다. 제안된 기법 중에서는 $a=0.5$ 의 경우 가장 높은 값(0.861)을 나타내었으며, 이는 주성분분석 기법보다는 낮으나 웨이블릿이나 IHS보다는 높은 값이다. 따라서 제안한 기법은 기존의 기법들과 비교하여 분광 해상도의 보존 능력이 대등하거나 더 높다는 것을 알 수 있다. <그림 31>과 같이 제안된 기법은 a 값이 0.3 이후로 증가해 감에 따라 안정화되는 패턴을 보인다.

[표 7] 각 융합 기법별 상관계수(복합 지역)

		blue	green	red	average
IHS		0.8505	0.8555	0.8418	0.8493
주성분분석		0.8697	0.8731	0.8648	0.8692
웨이블릿		0.8459	0.8363	0.8002	0.8274
제안된 기법	$a=0$	0.8187	0.8562	0.8646	0.8465
	$a=0.5$	0.8881	0.8729	0.8228	0.8613
	$a=1$	0.8875	0.8709	0.8199	0.8594

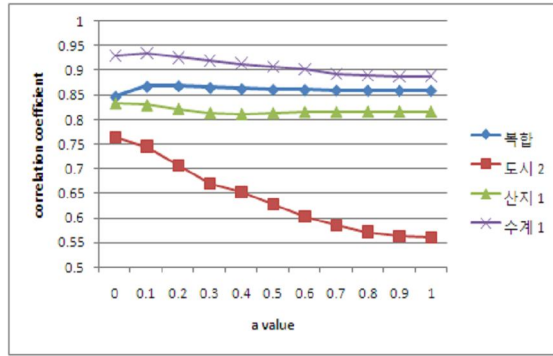
이와 같은 패턴이 나타나는 것은 a 값이 0일 때, 전정색 영상의 반영 비율이 최대가 되었다가 점차 a 값이 증가함에 따라 다중분광 영상의 반영 비율이 일정하게 증가된 이유 때문으로 풀이된다. 전체적으로 보면 a 값이 0.3 이후가 되면 안정화된 상관계수 값을 가짐을 볼 수 있다. [표 8]은 각 지역에 따른 융합 기법별 결과의 차이를 비교한 것이다. 수계지역이 다른 테스트 지역에 비해 높은 상관계수 값을 나타내었는데, 그 이유는 전체적으로 화소값이 변화가 많지 않고 일정하므로 변환 과정에서의 손실이 크지 않아 상관계수 값이 커지게 된 것으로 보인다. 복합 지역 또한 높은 값을 나타내었는데 결과적으로 보면, 비교적 균일한 화소값들이 많이 분포할 경우 이상관계수 값이 증가하는 것으로 보인다.



<그림 31> a 값에 따른 상관계수의 변화(복합 지역)

[표 8] 각 융합 기법 및 지역별 상관계수

		복합	도시	산지	수계
IHS		0.8493	0.2769	0.2135	0.2111
주성분분석		0.8692	0.7621	0.8923	0.9318
웨이블릿		0.8274	0.6398	0.7773	0.8942
제안된 기법	$a=0$	0.8465	0.7636	0.8334	0.9302
	$a=0.5$	0.8613	0.6276	0.8134	0.9073
	$a=1$	0.8594	0.5610	0.8165	0.8883



<그림 32> a값에 따른 각 지역별 상관계수

위의 <그림 32>는 제안된 기법을 적용할 때 a 값을 0에서 1까지 0.1 단위로 변화시켜 가면서 그에 따른 상관계수의 변화를 꺾은선 그래프로 나타낸 것이다. 눈에 띄게 패턴이 다른 도시지역의 경우, a 값이 0일 때 가장 큰 상관계수 값을 보였으며, a 값이 1에 가까워질수록 그 값은 감소한다는 것을 알 수 있다. 특히 타 지역보다는 도시지역에서의 감소비중이 두드러진다. 그러나 도시 지역을 제외한 테스트 지역에서는 비교적 일정한 상관계수 값을 가지는 곡선의 패턴을 보인다. 이는 도시 지역의 경우, 화소값들의 편차가 좁은 범위임에도 불구하고 크게 나타나기 때문에 세밀하게 표현된 전정색 영상이 화소의 크기가 비교적 큰 다중분광 영상보다 원영상의 정보와 비슷하기 때문인 것으로 풀이된다.

3.2.4 분광 왜곡도

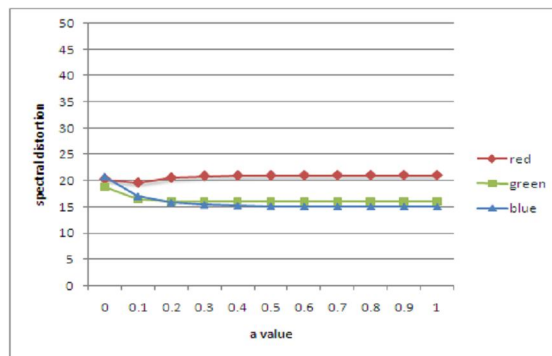
분광 왜곡도는 말 그대로 영상의 분광정보가 왜곡된 정도를 측정하는 척도이다. 수식 (22)에 따라 여러 융합 기법을 적용한 결과영상들에 대하여 분광 왜곡도 값을 계산하였으며, 그 결과는 다음 [표 9]와 같다.

표에서 볼 수 있듯이, 기존의 융합 기법들 중에서는 주성분분석 기법이 가장 적은 분광 왜곡도를 나타내었으며, 웨이블릿 기법 또한 비슷한 수준이었다. IHS 기법의 경우는 다른 기법에 비해 상당히 크게 나타났다. 제안된 기법의 경우, $a=0$ 일 때는 주성분분석이나 웨이블릿과 비슷한 수준의 분광 왜곡도를 나타내었으나 a 값이 증가하면서 점차 17.4 정도의 값으로 안정화되는 경향을 보였다. 이는 제안된 기법이 기존의 기법에 비하여 분광정보의 왜곡이 비교적 적게 일어난다는 것을 의미한다.

<그림 33>은 제안된 기법을 적용할 때에 a 값을 0에서 1까지 0.1 단위로 변화시켜 가면서 그에 따른 분광 왜곡도 값의 변화를 꺾은선 그래프로 나타낸 것이다. a 값이 0.3 이후에는 안정화되는 경향을 보인다.

[표 9] 각 융합 기법별 분광 왜곡도(복합 지역)

		blue	green	red	average
IHS		27.0870	26.2120	29.4750	27.5913
주성분분석		19.7780	19.6980	20.3130	19.9297
웨이블릿		18.7790	19.7260	23.6130	20.7060
제안된 기법	$a=0$	20.8141	18.8406	20.3191	19.9913
	$a=0.5$	15.0749	16.1831	20.9582	17.4054
	$a=1$	15.0241	16.1889	21.0081	17.4070

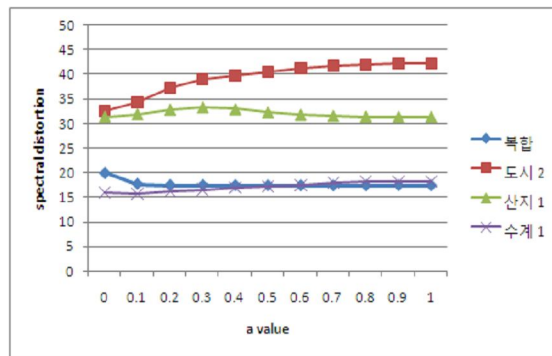


<그림 33> a 값에 따른 분광 왜곡도의 변화(복합 지역)

다음의 [표 10]은 각 지역별, 융합 기법별 분광 왜곡도의 결과 값을 나타낸다. 서로 다른 대상지역에 따라 분광 왜곡도가 어떻게 다르게 나타나는지를 살펴보면, 표에서 볼 수 있듯이 도시-산지-수계 지역의 순으로 확연한 차이가 나타난다. 도시지역의 분광 왜곡도가 크게 나타나는 이유는, 상관계수와 마찬가지로, 산지나 수계 지역에 비하여 화소값들의 분포가 균일하지 않고 공간적 차이가 많기 때문인 것으로 생각할 수 있다. 또한 제안된 기법의 경우, a 값이 클수록 분광 왜곡도가 크게 나타나는 것을 관찰할 수 있다. <그림 34>는 a 값에 따른 제안된 기법의 분광 왜곡도 값의 추세를 보여준다.

[표 10] 각 융합 기법 및 지역별 분광 왜곡도

		복합	도시	산지	수계
IHS		27.5913	38.7883	32.4483	19.9390
주성분분석		19.9297	33.7477	32.6287	18.1920
웨이블릿		20.7060	47.8323	38.8127	22.1437
제안된 기법	$a=0$	19.9913	32.5770	31.4387	16.0559
	$a=0.5$	17.4054	40.5052	32.3510	17.2500
	$a=1$	17.4070	42.3170	31.4051	18.1344



<그림 34> a 값에 따른 각 지역별 분광 왜곡도

위의 결과와 마찬가지로, 도시지역의 경우 a 값의 증가에 따른 분광 왜곡도의 증가폭이 다른 지역보다 크게 나타난다. 또한 수계 지역의 경우가 다른 지역에 비해 상당히 작은 값을 나타낸다. 이는, 역시 상관계수와 마찬가지로, 수계 지역이 균일한 화소값을 갖는 화소들을 많이 포함하고 있기 때문이다. a 값이 0~0.3 주변일 때를 제외하고는 비교적 일정한 패턴을 보인다.

3.3 평가방법과 대상지별 비교 및 해석

위의 네 가지 척도를 이용하여 융합 기법을 평가한 결과를 종합해보면, 공간적인 척도였던 평균경사도와 엔트로피 차는 a 값에 따른 차이가 드러났

[표 11] 종합 평가

		기법 비교	a 값	지역 비교
공간 정보	평균경사도 보존률	제안된 기법이 가장 유사하였으며 그 다음으로 웨이블릿 기법이었음	0.1-0.4 구간이 가장 보존률이 높음	지역차가 뚜렷하지 않으나 수계와 산지 지역의 보존률이 약간 높음
	엔트로피 차	제안된 기법과 기존 기법으로 분류할 때 제안된 기법의 엔트로피가 전체적으로 낮아짐	0.1-0.6 구간일 때 정보량 증가. 이후 안정화됨	a 값에 따라 변동되나, 도시 지역의 엔트로피 차가 가장 높음
분광 정보	상관계수	주성분분석 기법이 가장 우수하였으며 그 다음으로 제안된 기법이었음	a 값에 영향을 받지 않고 일정하게 유지됨	산지, 수계 지역에 비해 도시 지역은 a 값이 증가하면 상관계수가 낮아짐
	분광 왜곡도	제안된 기법과 주성분분석이 우수함	a 값에 영향을 받지 않고 일정하게 유지됨	수계 지역이 가장 낮고 도시 지역이 가장 높음

고 공간적인 정보를 보존하기 위해서는 a 값을 조정해야 한다는 것을 알 수 있었다. 평균경사도의 경우 모든 지역이 a 가 0일 때 가장 높다가 점차 하향 안정화되는 추세의 곡선을 따랐으며, 최적의 구간은 a 값이 0.1~0.4 구간일 때인 것으로 나타났다. 따라서 지역의 차이보다는 a 값의 범위가 더 중요한 요소인 것으로 보인다. 즉, 전정색 영상의 반영비율이 높을 때는 a 가 작을 경우로 세밀한 영상의 융합결과로 인해 평균경사도가 높게 나타나게 되는 것이다. 그에 비해 다중분광 영상의 반영비중이 높은 a 가 클 경우는 공간해상도보다는 분광정보를 받아들이게 되므로 평균경사도가 점차 작아지는 것이다. 따라서 융합의 과정에서 전정색 영상의 반영 비율이 너무 높거나 낮지 않은 구간인 0.1~0.5 정도로 조정해야 한다는 것을 알 수 있었다. 또한 엔트로피 차의 분석 결과에서는 a 가 0일 때 가장 작은 엔트로피 값을 가지다가 a 가 0.1~0.5 구간일 때 가장 높은 엔트로피 값을 보인 후 점차 감소하며 안정화되는 패턴을 보인다. 이는 원영상에 비해 전정색 영상이 대부분 반영된 a 가 0일 때의 영상은 정보량이 비교적 적은 상태였으나, 다중분광 영상의 반영비중이 어느 정도 증가하면서 정보량이 증가하여 a 가 0.5구간에 이르기까지 점차 엔트로피가 상승하게 된다. 이후에는 엔트로피가 일정한 값을 갖게 되는데 대상 지역에 따라 증가한 상태가 유지되는가 하면 감소된 상태로 유지되는 경우도 있었다. 특히 도시 지역처럼 영상이 비교적 복잡한 경우는 엔트로피 값이 증가한 상태로 안정화되는 것을 볼 수 있었다.

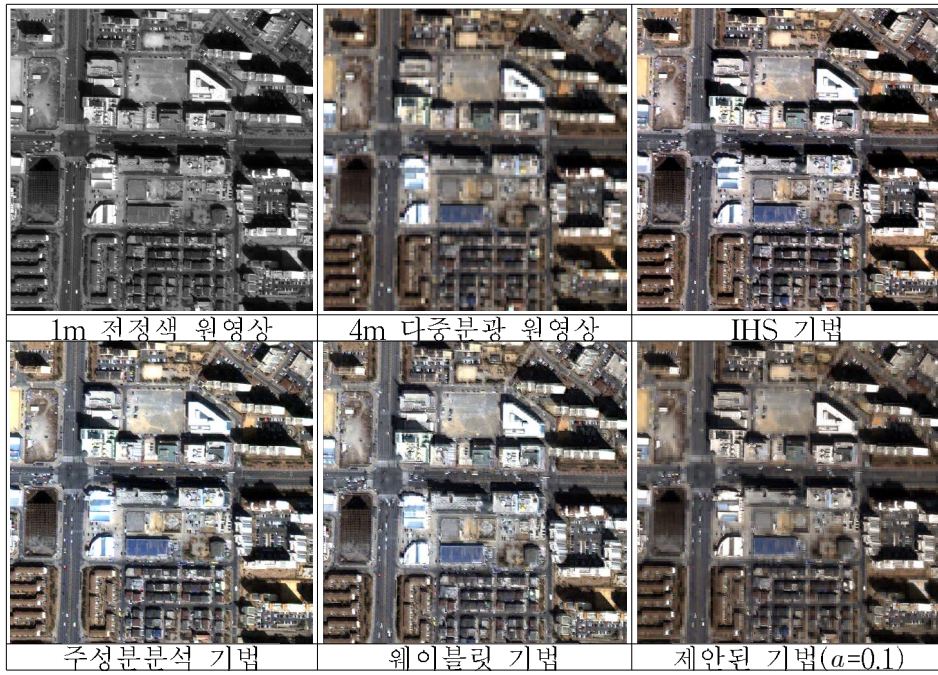
분광정보의 보존 측면에서 분석하였던 상관계수와 분광 왜곡도의 경우 a 값이 약 0.1 이상이 될 경우 비교적 일정한 패턴을 보여 a 값에 따른 차이보다는 지역적 차이가 더 확연한 것으로 관찰되었다. 상관계수 값은 도시 지역을 제외하고는 a 값에 큰 영향을 받지 않고 일정하게 유지되었으며, 도시 지역의 경우는 a 값이 커짐에 따라 상관계수 값이 감소하는 패턴을 보였다. 이는 세밀한 도시 영상이 비교적 화소의 크기가 컸던 다중분광 영상이 a 가 커질수록 많이 반영되면서 점차 부정확한 융합영상이 도출되어 나타난 결과

로 보인다. 분광 왜곡도의 경우 또한 a 값에 영향을 많이 받는다고 보다는 각 지역의 특색에 따라 각기 다른 수치가 나타났다. 여기서도 도시 지역은 다른 지역들과 달리 a 값이 증가하면서 그 값이 커졌는데, 앞서서도 설명한 이유택럼 세밀한 묘사가 필요한 도시 영상에 비교적 픽셀의 묘사가 세밀하지 않은 다중분광 영상의 반영비율이 증가하면서 생긴 현상으로 볼 수 있다.

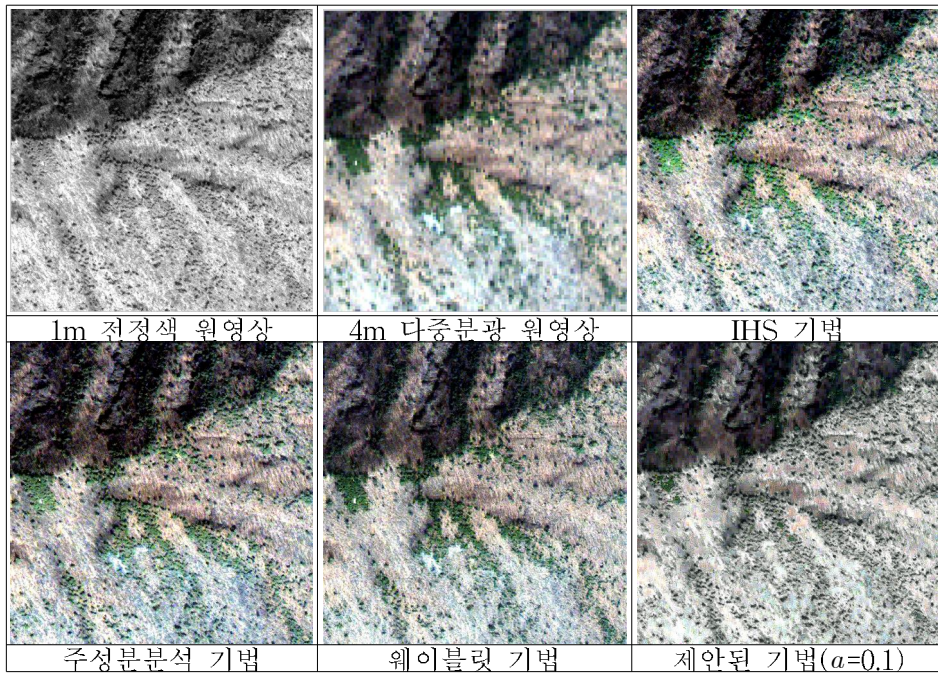
결과적으로 제안된 기법은 a 값에 큰 영향을 받지 않고 영상 내에서 분광 정보를 일정하게 보존시키면서 융합을 수행할 수 있으며, 특히 도시 지역의 경우처럼 지역적으로 세밀한 묘사가 필요할 경우에는 a 값을 0.1~0.5 구간 내로 설정하고 0.5 이상으로 설정하지 않는 것이 융합 결과영상을 큰 왜곡 없이 제대로 표현할 수 있다는 것을 알 수 있었다.

3.4 원영상 융합 예시

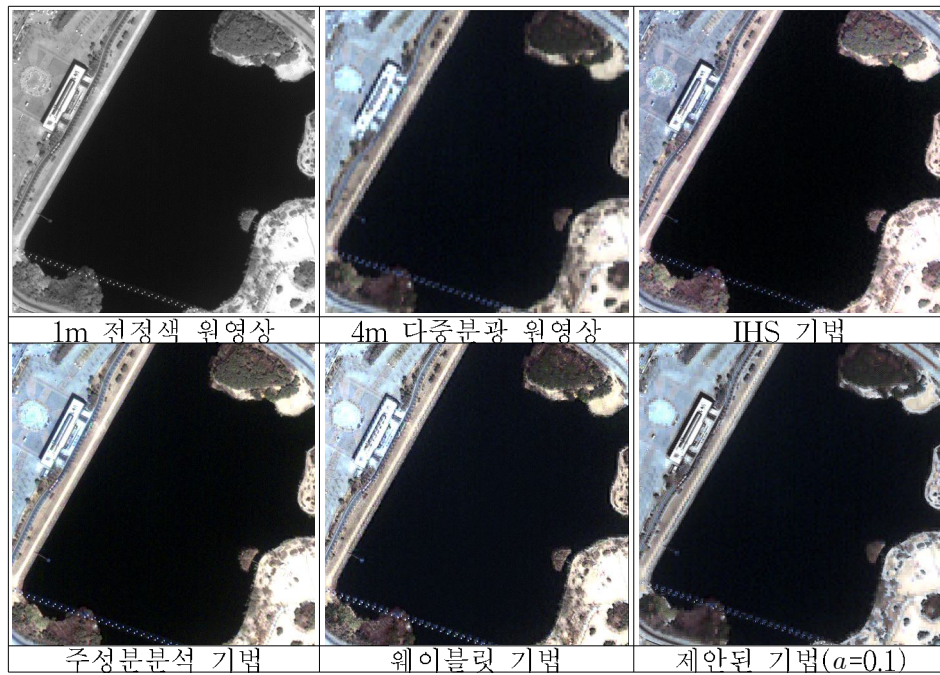
본 논문에서는 IKONOS 전정색 원영상과 다중분광 원영상을 다운샘플링시켜 융합을 수행하였다. 그럼으로써 융합된 4m 공간해상도의 다중분광 영상을 도출할 수 있었으며, 이 영상과 원영상의 다중분광 영상 간의 정확도 평가를 수행할 수 있었다. 이 절에서는 1m 공간해상도의 전정색 원영상과 4m 공간해상도의 다중분광 원영상 간의 융합을 수행하여 1m 융합영상을 도출하고, 그 결과를 원영상과 비교하여 표현하고자 한다. 먼저 도출된 융합 영상 중 각 지역마다 한 개의 영상을 시각적으로 표현하면 다음과 같다.



<그림 35> 도시 2 지역 융합 결과



<그림 36> 산지 1 지역 융합 결과



<그림 37> 수계 1 지역 융합 결과

다음에 제시된 것은 각 지역의 원영상과 융합영상의 정량적 속성을 알아보기 위한 것으로 속성의 평가에는 평균, 표준편차, 엔트로피, 평균경사도가 사용되었다.

[표 12] 도시 1 지역의 영상 속성

도시 1						
융합 기법	척도	blue	green	red	average	
다중분광 원영상 (4m)	평균	90.737	89.532	93.415	91.228	
	표준편차	61.550	61.544	64.008	62.367	
	엔트로피	0.083	0.074	0.088	0.082	
	평균경사도	28.418	27.155	27.381	27.651	
IHS	평균	98.084	97.396	101.040	98.840	
	표준편차	71.607	72.809	75.533	73.316	
	엔트로피	0.224	0.245	0.217	0.229	
	평균경사도	17.754	17.173	17.137	17.355	
주성분분석	평균	90.582	89.433	93.301	91.105	
	표준편차	59.580	60.896	64.496	61.657	
	엔트로피	0.007	0.004	0.015	0.009	
	평균경사도	14.841	14.711	15.265	14.939	
웨이블릿	평균	90.808	89.502	93.441	91.250	
	표준편차	61.538	61.583	63.993	62.371	
	엔트로피	0.089	0.074	0.089	0.084	
	평균경사도	16.983	16.428	16.746	16.719	
제안	(a=0.1)	평균	87.386	86.807	91.622	88.605
		표준편차	60.152	61.187	64.812	62.050
		엔트로피	0.106	0.103	0.114	0.108
		평균경사도	13.275	12.699	13.094	13.023
	(a=0.5)	평균	89.775	88.647	92.571	90.331
		표준편차	60.598	60.716	63.426	61.580
		엔트로피	0.090	0.082	0.095	0.089
		평균경사도	9.000	8.547	8.656	8.734
	(a=1)	평균	90.737	89.532	93.415	91.228
		표준편차	61.550	61.544	64.008	62.367
		엔트로피	0.083	0.074	0.088	0.082
		평균경사도	8.300	7.906	7.976	8.061

고층 건축물이 밀집한 도시 1 지역의 경우, 평균과 표준편차 값은 IHS 기법을 제외하고는 비슷한 값을 보인다. 엔트로피 값은 기존의 기법들 중에서는 웨이블릿 기법이, 제안된 기법 중에서는 a 값이 1일 때 좋은 결과값을 보였으며, 이 a 값이 1일 때는 원영상과 속성이 같았다. 따라서 a 값이 1일 때는 화소크기만 다른 다중분광 원영상이 도출되므로 융합의 목적을 고려할 때, 이 값을 피하여 융합하여야 할 것으로 보인다. 평균경사도 또한 이와 같

은 맥락으로 생각할 때, 다중분광 영상의 반영비율이 높은 a 값이 1일 경우는 인접 화소 간의 차가 비교적 작기 때문에 가장 낮은 평균경사도 값이 도출된 것으로 보인다.

고층 건축물과 저층 건축물이 혼재하는 지역인 도시 2 지역의 경우, 평균과 엔트로피 값은 도시 1 지역보다 약간 높은 경향이 있으며, 표준편차와

[표 13] 도시 2 지역의 영상 속성

		도시 2				
융합 기법	척도	blue	green	red	average	
다중분광 원영상 (4m)	평균	88.645	93.188	100.420	94.084	
	표준편차	53.054	55.114	56.632	54.933	
	엔트로피	0.033	0.037	0.027	0.032	
	평균경사도	23.065	24.502	25.806	24.458	
IHS	평균	104.890	106.180	115.070	108.713	
	표준편차	66.395	67.526	70.630	68.184	
	엔트로피	0.203	0.215	0.203	0.207	
	평균경사도	18.013	17.843	18.836	18.231	
주성분분석	평균	88.679	93.238	100.460	94.126	
	표준편차	51.805	54.543	56.718	54.355	
	엔트로피	0.006	0.004	0.001	0.004	
	평균경사도	14.075	14.698	15.190	14.654	
웨이블릿	평균	88.647	93.133	100.380	94.053	
	표준편차	53.068	55.157	56.676	54.967	
	엔트로피	0.032	0.033	0.025	0.030	
	평균경사도	15.033	15.518	15.980	15.510	
제안	(a=0.1)	평균	87.278	91.741	99.394	92.804
		표준편차	53.127	55.406	57.417	55.317
		엔트로피	0.036	0.042	0.031	0.036
		평균경사도	10.779	11.368	11.875	11.341
	(a=0.5)	평균	88.160	92.711	99.996	93.622
		표준편차	52.665	54.775	56.454	54.631
		엔트로피	0.038	0.041	0.030	0.036
		평균경사도	7.266	7.651	8.021	7.646
	(a=1)	평균	88.645	93.188	100.420	94.084
		표준편차	53.054	55.114	56.632	54.933
		엔트로피	0.033	0.037	0.027	0.032
		평균경사도	6.734	7.137	7.520	7.131

평균경사도 값은 작은 경향을 보였다. 도시 1 지역의 경우와 마찬가지로 평균과 표준편차 값은 IHS 기법을 제외하고는 대부분 비슷하였고, 엔트로피 값은 기법에 따라 증감의 정도가 달랐으나, 제안된 기법의 경우 a 가 1일 때는 앞에서 살펴본 바대로 원영상과 속성이 같았으며 0.5일 때와 0.1일 때 약간 값의 증가가 발생하였다. 평균경사도의 경우 원영상의 평균경사도보다는 모든 기법들이 낮은 값을 나타내었다.

[표 14] 도시 3 지역의 영상 속성

도시 3						
융합 기법	척도	blue	green	red	average	
다중분광 원영상 (4m)	평균	90.207	85.468	83.044	86.240	
	표준편차	55.138	52.581	51.629	53.116	
	엔트로피	0.102	0.099	0.122	0.108	
	평균경사도	30.226	27.603	26.472	28.100	
IHS	평균	98.225	94.968	100.820	98.004	
	표준편차	64.864	64.036	67.254	65.385	
	엔트로피	0.243	0.246	0.252	0.247	
	평균경사도	20.725	19.962	20.902	20.530	
주성분분석	평균	90.125	85.434	83.019	86.193	
	표준편차	53.361	52.115	51.956	52.477	
	엔트로피	0.056	0.046	0.058	0.053	
	평균경사도	16.954	16.189	15.894	16.346	
웨이블릿	평균	90.217	85.463	83.054	86.245	
	표준편차	55.127	52.559	51.609	53.098	
	엔트로피	0.096	0.092	0.114	0.101	
	평균경사도	19.122	17.477	16.801	17.800	
제안	(a=0.1)	평균	88.737	84.359	82.379	85.158
		표준편차	54.834	52.725	52.297	53.285
		엔트로피	0.111	0.107	0.127	0.115
		평균경사도	14.532	12.783	12.180	13.165
	(a=0.5)	평균	89.857	85.219	82.861	85.979
		표준편차	54.811	52.350	51.501	52.887
		엔트로피	0.104	0.101	0.123	0.109
		평균경사도	9.457	8.596	8.241	8.765
	(a=1)	평균	90.207	85.468	83.044	86.240
		표준편차	55.138	52.581	51.629	53.116
		엔트로피	0.102	0.099	0.122	0.108
		평균경사도	9.092	8.303	7.970	8.455

도시 3 지역은 저층 건축물이 포함된 영상이다. 평균과 표준편차는 도시 지역 중 가장 높은 값을 나타내었고, 엔트로피 값도 가장 높은 값을 나타내어 지물의 묘사가 복잡한 영상이라는 것을 알 수 있다.

산지 지역의 경우 대체적으로 도시나 수계 지역보다 어두운 색 표현이 많아 평균값이 높게 나타났으며, 지면의 표현과 산지 그리고 나무들의 불규칙

[표 15] 산지 1 지역의 영상 속성

		산지 1				
융합 기법	척도	blue	green	red	average	
다중분광 원영상 (4m)	평균	138.070	140.120	136.090	138.093	
	표준편차	69.192	70.309	72.065	70.522	
	엔트로피	0.104	0.131	0.124	0.119	
	평균경사도	26.859	24.697	28.457	26.671	
IHS	평균	136.980	140.040	135.720	137.580	
	표준편차	75.300	76.283	77.293	76.292	
	엔트로피	0.303	0.313	0.308	0.308	
	평균경사도	25.706	25.343	24.504	25.184	
주성분분석	평균	137.980	140.140	136.100	138.073	
	표준편차	66.479	68.961	69.659	68.366	
	엔트로피	0.131	0.183	0.194	0.169	
	평균경사도	24.450	24.725	25.223	24.799	
웨이블릿	평균	138.040	140.090	136.120	138.083	
	표준편차	69.142	70.228	72.133	70.501	
	엔트로피	0.103	0.128	0.128	0.120	
	평균경사도	26.521	25.662	26.541	26.241	
제안	(a=0.1)	평균	139.610	141.170	138.790	139.857
		표준편차	69.560	71.669	72.570	71.266
		엔트로피	0.091	0.120	0.123	0.111
		평균경사도	24.212	23.635	24.192	24.013
	(a=0.5)	평균	138.160	140.130	136.210	138.167
		표준편차	69.455	70.509	72.282	70.749
		엔트로피	0.104	0.130	0.124	0.119
		평균경사도	9.780	8.900	10.158	9.613
	(a=1)	평균	138.070	140.120	136.090	138.093
		표준편차	69.192	70.309	72.065	70.522
		엔트로피	0.104	0.131	0.124	0.119
		평균경사도	8.032	7.390	8.491	7.971

한 구성이 혼재하여 다른 지역들보다 표준편차와 엔트로피 값이 높았다.

수계 지역은 대부분 고도가 일정한 수면을 포함하고 있기 때문에 평균경사도가 가장 낮았으며, 기타 다른 지형지물로 인해 표준편차가 증가한 것으로 보인다. 엔트로피의 경우 타 지역과 비교할 때 가장 낮은 값을 가지며, 이는 일정한 수면 표현이 영상의 대부분이기 때문인 것으로 보인다.

[표 16] 수계 1 지역의 영상 속성

수계 1						
융합 기법	척도	blue	green	red	average	
다중분광 원영상 (4m)	평균	74.464	68.189	65.070	69.241	
	표준편차	76.502	76.794	75.954	76.417	
	엔트로피	0.002	0.001	0.009	0.004	
	평균경사도	13.614	12.505	11.718	12.612	
IHS	평균	76.728	70.968	71.576	73.091	
	표준편차	85.508	83.480	86.235	85.074	
	엔트로피	0.143	0.149	0.216	0.170	
	평균경사도	10.174	8.642	7.997	8.938	
주성분분석	평균	74.401	68.186	65.113	69.233	
	표준편차	74.515	75.666	75.780	75.320	
	엔트로피	0.007	0.079	0.248	0.111	
	평균경사도	9.213	9.085	8.873	9.057	
웨이블릿	평균	74.509	68.144	65.151	69.268	
	표준편차	76.441	76.781	75.927	76.383	
	엔트로피	0.002	0.001	0.009	0.004	
	평균경사도	10.844	9.731	9.138	9.904	
제안	(a=0.1)	평균	74.823	68.347	64.975	69.382
		표준편차	77.651	77.717	76.466	77.278
		엔트로피	0.004	0.005	0.013	0.007
		평균경사도	7.828	6.921	6.035	6.928
	(a=0.5)	평균	74.248	67.995	64.961	69.068
		표준편차	76.328	76.651	75.918	76.299
		엔트로피	0.004	0.005	0.012	0.007
		평균경사도	4.593	4.192	3.880	4.222
	(a=1)	평균	74.464	68.189	65.070	69.241
		표준편차	76.502	76.794	75.954	76.417
		엔트로피	0.002	0.001	0.009	0.004
		평균경사도	4.110	3.784	3.546	3.813

V. 결론 및 향후과제

본 연구에서는 공간해상도와 분광해상도의 조절적 융합이 가능한 웨이블릿 기반 영상융합 방법을 제안하였다. 기존의 융합 기법을 고해상도 IKONOS 영상의 특성에 맞게 변형하고 영상의 공간적 묘사 정도를 효율적으로 파악할 수 있도록 전정색 영상의 웨이블릿 분해영상 네 부분에서 윈도우 내 분산을 이용하여 공간적인 밀도를 파악함으로써 두 영상의 가중치를 달리하여 융합을 실시하였다. 제안된 기법은 융합 후, a 값에 크게 구애받지 않고 분광정보를 일정하게 보존시킬 수 있었으며, 공간적 세밀함을 필요로 할 경우에는 전정색 영상의 반영 비율과 다중분광 영상의 반영비율을 고려한 a 값이 0.1~0.5 구간을 선택하여 융합하는 것이 융합 결과영상의 왜곡을 줄일 수 있다는 것을 알 수 있었다.

결과적으로 제안한 영상융합 기법은 기존의 IHS나 주성분분석 그리고 웨이블릿과 비교할 때 어떠한 a 구간의 결과영상을 선택하느냐에 따라 평가 결과가 달라지기 때문에 영상융합의 사용목적에 따라 판단을 하는 것이 옳다고 생각된다. 그러나 분광적인 부분은 일정하게 보존하여 주고 공간적인 패턴이 중요시될 경우 a 값의 조정을 통해 보다 향상된 융합 결과를 얻을 수 있다. 따라서 영상융합의 목적과 결과영상의 선택이 중요시 되는 것이다. 또한 추후 연구에서는 원하는 공간해상도 및 분광해상도를 가진 융합영상을 얻기 위해서 각각의 지역적 특성과 공간적 세밀함의 정도에 맞는 a 의 값을 정하기 위한 구체적인 관계식을 도출하여 융합에 사용되는 영상과 대상지별로 적합한 융합방법을 제시할 수 있을 것이다.

참고문헌

- 송영선, 손홍규, 박정환, 2006, 식생지수 분석의 정확도 향상을 위한 영상융합의 기능성 평가, *Korean Society of Surveying, Geodesy, Photogrammetry, and Cartography, Chuncheon, Korea.*
- 구자용, 2002, 위성 영상 자료의 분석을 위한 영상융합기법 연구, *The Journal of GIS Association of Korea*, Vol. 10, No. 2, 345-363.
- 유환희, 진경혁, 조형진, 2002, 다해상 위성영상지도 제작을 위한 영상융합기법 분석, *대한토목학회논문집*, Vol. 22, No. 4-D, 823-833.
- 이재기, 한동석, 2004, 다중 위성영상 활용을 위한 영상 통합 기법 분석, *한국측량학회지*, Vol. 22, No. 4, 359-365.
- 윤공현, 2006a, 빠른 IHS 기법을 이용한 IKONOS 영상융합, *한국지형공간정보학회지*, Vol. 14, No. 1, 21-27.
- 윤공현, 2006b, SFR기법을 이용한 영상 융합의 정확도 향상에 관한 연구, *The Journal of GIS Association of Korea*, Vol. 14, No. 1, 85-94.
- 임정호, 박종화, 손홍규 역, 2007, 『원격탐사와 디지털 영상처리』, 시그마프레스.
- 박경윤, 2004, 「고정밀 위성영상 처리기술 개발 동향」, 한국과학기술정보연구원.
- 이광재, 김용승, 김윤수, 2004, 「고해상도 위성원격탐사 자료의 활용 동향」, 항공우주산업기술동향 2권 1호.
- Association for Computing Machinery (ACM), 1979, Status Report of the Graphics Standards Planning Committee, *Computer Graphics*, Vol. 13, No. 3.

- Barros, S. A., Pinto, R., Bouveresse, J. D., Rutledge, N. D., 2008, Principal component transform-Outer product analysis in the PCA context, *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, Vol. 93, 43-48.
- Blank, P., Blu, T., Ranchin, T., Ward, L., Aloisi, R., 1998, Using iterated rational filter banks within the ARSIS concept for producing 10m Landsat multispectral images, *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 19, No. 12, 2331-2343.
- Buchanan, D. M., and Pendergrass, R., 1980, Digital Image Processing: Can Intensity, Hue, and Saturation Replace Red, Green and Blue?, *Electro-Optical Systems Design*, Vol. 12, No. 3, 29-36.
- Carper, J. W., Thomas, M. L., Ralph, W. K., 1990, The Use of Intensity-Hue-Saturation Transformations for Merging SPOT Panchromatic and multispectral Image Data, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol. 56, No. 4, 459-467.
- Chavez, P. S. Jr., 1989, Extracting Spectral Contrast in Landsat Thematic Mapper Image Data Using Selective Principal Component Analysis, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol. 55, No. 3, 339-348.
- Chena, M. C., Hepnerb, F. G., Forsterb, R. R., 2003, Fusion of hyperspectral and radar data using the IHS transformation to enhance urban surface features, *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, Vol. 58, 19-30.
- Garguet-Duport, B., Girel, J., Chassery, J., Pautou, G., 1996, The use of multiresolution analysis and wavelets transform for merging SPOT panchromatic and multispectral image data, *Photogrammetric*

- Engineering & Remote Sensing*, Vol. 62, No. 9, 1057-1066.
- Garzelli, A., Nencini, F., 2005, Interband structure modeling for pan-sharpening of very high-resolution multispectral images, *Information Fusion*, Vol. 6, No. 3, 213-224.
- Gonzalez-Audicana, M., Otazu, X., Fors, O., Seco, A., 2005, Comparison between Mallat's and the 'à trous' discrete wavelet transform based algorithms for the fusion of multispectral and panchromatic images, *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 26, No. 3, 595-614.
- Gonzalo, P., Jesús, M., 2004, A wavelet-based image fusion tutorial, *Pattern Recognition*, Vol. 37, 1855-1872.
- Harris, J. R., Murray, R., Hirose, T., 1990, IHS transform for the integration of radar imagery with other remotely sensed data, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol. 56, 1631-1641.
- Haydn, R., Dalke, G. W., Henkel, J., 1982, Application of the MS Color Transform to the processing of Multisensor Data and Image Enhancement, *Proceedings of the International Symposium on Remote Sensing of Arid and Semi-Arid lands*, Cairo, Egypt, 599-616.
- Karathanassi, V., Kolokousis, P., Ioannidou, S., 2007, A comparison study on fusion methods using evaluation indicators, *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 28, No. 10, 2309-2341.
- Krista, A, Yun, Z., Peter, D., 2007, Wavelet based image fusion techniques-An introduction, review and comparison, *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, Vol. 62, 249-263.
- Li, H., Manjunath, S. B., Mitra, K. S., Multisensor image fusion using

- the wavelet transform, *Graphical Models Image Process*, Vol. 57, No. 3, 1995, 235-245.
- Mallat, S. G., 1999. *A Wavelet Tour of Signal Processing*, second ed. Academic Press, San Diego.
- Otazu, X., Gonzalez-Audicana, M., Fors, O., Nunez, J., 2005, Introduction of sensor spectral response into image fusion methods, Application to wavelet-based methods, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 43, No. 10, 2376-2385.
- Pal, S. K., Majumdar, T. J., Bhattacharya, K. A., 2007, ERS-2 SAR and IRS-1C LISS III data fusion: A PCA approach to improve remote sensing based geological interpretation, *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, Vol. 61, 281-297.
- Pohl, C., Van Genderen, L. J., 1998, Multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and applications, *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 19, No. 5, 823-854.
- Ranchin, T., Wald, L., 2000, Fusion of high spatial and spectral resolution images: the ARSIS concept and its implementation, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol. 66, No. 1, 49-61.
- Sabins, Jr., F. F., 1987, *Remote sensing: principles and interpretation*, New York: W. H. Freeman.
- Shettigara, K. V., 1992, A generalized component substitution technique for spatial enhancement of multispectral images using a higher resolution data set, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 58, No. 5, 561-567.
- Siegal, B. S., Gillespie, R. A., 1980, *Remote Sensing in Geology*, Wiley,

- New York, 702 p.
- Smith, A. R., 1978, Color Gamut Transform pairs, *Computer Graphics*, 12-18.
- Te-Ming, T., Ping S., Huang, Chung-Ling, H., and Chien-Ping, C., 2004, A fast intensity-hue-saturation fusion technique with spectral adjustment for IKONOS imagery, *IEEE Geoscience and remote sensing letters*, Vol. 1, No. 4.
- Te-Ming, T., Shun-Chi, S., Hsuen-Chyun, S., Ping, S. H., 2001, A new look at IHS-like image fusion methods, *Information Fusion*, Vol. 2, 177-186.
- Wenzhong, S., Changqing, Z., Yan, T., Janet, N., 2005, Wavelet-based image fusion and quality assessment, *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, Vol. 6, 241-251.
- Wu, J., Huang, H., Qiu, Y., Wu, H., Tian, J., Liu, J., 2005, Remote sensing image fusion based on average gradient of wavelet transform, *IEEE International Conference on Mechatronics and Automation*, Vol. 29, 2005, 1817-1821.
- Yangrong, L., Manfred, E., Usery, L. E., Marguerite, M., 2007, FFT-enhanced IHS transform method for fusing high-resolution satellite images, *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, Vol. 61, 381-392.
- Yocky, D. A., 1996, Multiresolution wavelet decomposition image merger of Landsat TM and SPOT panchromatic data, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol. 62, No. 9, 1067-1074.
- Yun, Z., Gang, H., 2005, An IHS and wavelet integrated approach to improve pan-sharpening visual quality of natural colour IKONOS

- and QuickBird images, *Information Fusion*, Vol. 6, 225-234.
- Yunhao, C., Lei, D, Jing, L., Xiaobing, L., Peijun, S., 2006, A new wavelet-based image fusion method for remotely sensed data, *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 27, No. 7, 1465-1476.
- Zhang, Z., Blum, S. R., A categorization of multiscale decomposition based image fusion schemes with a performance study for a digital camera application, *Proc. IEEE*, Vol. 87, 1999, 1315-1326.
- Zhizun, C., Jin, C., Peijun, S., Masayuki, T., 2003, An IHS-based change detection approach for assessment of urban expansion impact on arable land loss in China, *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 24, No. 6, 1353-1360.

Abstract

A study on adjustable DWT-based image fusion considering spatial and spectral resolution.

- Focused on IKONOS satellite imagery -

Roh, Younghee.

Department of geography
Graduate school
Sungshin women's university

Techniques for image fusion help us to improve the efficiency of information by giving higher precision to the image acquired from multi-sensor remote sensing. In other words, it is a technology to overcome the limitations of the single satellite image's potentialities. Generally, the panchromatic image and the multi-spectral image are integrated into a single image in terms of image fusion.

In this study, among the conventional image fusion methods, the discrete wavelet transform(DWT) technique is used to get multiple results by adjusting the percentages of the panchromatic image and the multi-spectral image. And by modifying this method, new method is

proposed.

Unlike other techniques, fusion of the panchromatic image and the multi-spectral image is depending on the weight so that it will draw various results. Therefore, the advantage is that users will be able to select images depending on the purpose of the image using. In the study, modified image fusion method is proposed to optimize the method for the high-resolution satellite images(e.g. IKONOS image). Then, for the comparison, some conventional image fusion techniques are used to perform the quantitative assessment. In addition, results from many different regions are evaluated to analyze the influence of different regional factors.

IHS, PCA, DWT fusion methods are evaluated and compared to proposed fusion method, and the results are analyzed in sight of the region difference. Proposed fusion method can help us to make appropriately fused images depending on the purpose of fusion(e.g. classification or interpretation), by adjusting the influences of spatial and spectral information.