



저작자표시-비영리-동일조건변경허락 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

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

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



동일조건변경허락. 귀하가 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공했을 경우에는, 이 저작물과 동일한 이용허락조건하에서만 배포할 수 있습니다.

- 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](#)

공학석사 학위논문

PSO 알고리즘과 템플릿 매칭을
통한 고해상도 위성영상에서의
항공기 탐지

Airplane Detection in High Resolution
Satellite Imagery Using PSO Algorithm
and Template Matching

2015 년 2 월

서울대학교 대학원

건설환경공학부

김 병 희

PSO 알고리즘과 템플릿 매칭을
통한 고해상도 위성영상에서의
항공기 탐지

Airplane Detection in High Resolution
Satellite Imagery Using PSO Algorithm
and Template Matching

지도교수 김 용 일

이 논문을 공학석사 학위논문으로 제출함
2014 년 11 월

서울대학교 대학원
건설환경공학부
김 병 희

김병희의 공학석사 학위논문을 인준함
2015 년 1 월

위 원 장 _____ (인)

부위원장 _____ (인)

위 원 _____ (인)

국 문 초 록

최근에 다양한 고해상도 위성영상의 발사와 함께 이들에 대한 가용성이 높아짐에 따라 이들을 활용한 건물 및 도로망 분석, 경관 분석, 생태 환경 평가, 변화 탐지, 표적 탐지 등의 연구가 활발하게 진행되고 있다. 표적 탐지 연구는 교통 정보 수집 및 분석 외에도 비 접근 지역에 대한 감시, 정찰 등의 용도로 활용 될 수 있다.

기존에 진행된 항공기 탐지 연구는 항공기를 포함하는 공항의 일부분만을 실험대상 영역으로 하여 연구가 진행되어 왔다. 또한 항공기 탐지를 위해 영상 분할 시 주로 사용된 객체기반 영상 분할 기법은 화소기반 영상분할 기법에 비해 사용자의 주관적 판단이 개입되고, 템플릿 매칭 시에도 모든 항공기마다 템플릿을 구성했기 때문에 효율성이 떨어진다는 단점이 있다.

따라서 본 연구에서는 비 접근지역에 대해 효과적으로 항공기를 탐지기 위해서 공항 외에도 다양한 객체를 포함할 수 있는 넓은 지역의 고해상도 위성영상을 활용하여 항공기를 탐지하기 위한 방법론을 세 단계로 구분하여 제안하였다. 첫 번째 단계에서는 전경 영상을 화소기반 영상 분할 기법인 PSO 알고리즘을 이용하여 항공기가 존재하는 클래스를 바탕으로 이진 표적 후보군 영상을 생성하였다. 두 번째 단계에서는 다중분광 영상에서 PSO 알고리즘을 통해 영상 분할을 수행하고, 이를 바탕으로 배경이미지를 생성하여 첫 번째 단계에서 생성한 표적 후보군 영상에서 비 표적 객체를 제거하여 제 2 표적 후보군 영상을 생성하였다. 마지막 단계에서는 영상 매칭 기법 중 하나인 NCC 알고리즘을 통해 유사도를 측정하고 이를 바탕으로 템플릿 매칭을 수행하여 항공기의 위치를 탐지하고 항공기의 형상을 재구성하였다.

본 연구에서 제안한 기법은 정확한 항공기의 위치탐지 여부와 템플릿을 통해 항공기의 형상을 재구성한 결과를 바탕으로 항공기의

방향 및 형태 일치여부의 두 가지 방법으로 정확도 평가를 수행하였고, 각각의 정확도 평가에서 87%, 77% 이상의 정확도를 보이며, 비 접근 지역에 대한 항공기 탐지기술포서의 가능성을 확인하였다.

주요용어 : 항공기 탐지, 표적 탐지, 고해상도 위성영상, PSO (Particle Swarm Optimization), NCC(Normalized Cross-Correlation)

학번 : 2013-20916

< 목 차 >

1. 서론	1
1.1. 연구 배경 및 동기	1
1.2. 연구 동향	3
1.3. 연구의 목적 및 범위	7
2. PSO 알고리즘을 이용한 영상 분할	9
3. NCC 기법을 이용한 템플릿 매칭 기법	13
4. 실험 과정	15
4.1. 사용 데이터	15
4.2. 실험지역	16
4.3. 실험 방법	19
4.3.1. PSO 알고리즘을 통한 표적 후보군 생성	21
4.3.2. 배경 이미지 생성을 통한 비 표적 객체 제거	23
4.3.3. NCC 알고리즘을 이용한 템플릿 매칭	28
4.3.4. 정확도 평가 방법	29
5. 실험 적용 및 결과	32
5.1. PSO 알고리즘을 통한 표적 후보군 생성 결과	32
5.2. 배경 이미지 생성을 통한 비 표적 객체 제거 결과	41
5.3. NCC 알고리즘을 이용한 템플릿 매칭 결과	54
5.4. 정확도 평가	68
6. 결론	76
7. 참고문헌	78

< 그림 목 차 >

[그림 1-1] 기존 연구에서 연구 수행을 위해 선정된 실험지역	6
[그림 2-1] PSO 알고리즘의 최적화 과정	10
[그림 2-2] PSO 알고리즘의 계산과정	12
[그림 4-1] 실험 대상지역 1(WorldView-2, 리우데자네이루)	17
[그림 4-2] 실험 대상지역 2(GeoEye, 요하네스버그)	18
[그림 4-3] 공항 부근 확대 영상	19
[그림 4-4] 표적 탐지를 위한 연구 흐름도	20
[그림 4-5] 배경 이미지 생성을 통한 비 표적 객체 제거 과정	24
[그림 4-6] 다중분광 융합 영상의 영상 분할 및 이진 영상 생성 과정	25
[그림 4-7] 배경 이미지 후보군 생성 과정	27
[그림 5-1] 최적의 임계값 선정 과정	33
[그림 5-2] 전정영상 PSO 분할 결과	36
[그림 5-3] 실험영상과 PSO 분할 결과 확대 영상 비교	37
[그림 5-4] 실험지역 1의 표적 후보군 영상 생성 결과	39
[그림 5-5] 실험지역 2의 표적 후보군 영상 생성 결과	40
[그림 5-6] 실험지역 1의 Blue 밴드 영상 분할 결과	43
[그림 5-7] 실험지역 2의 Blue 밴드 영상 분할 결과	44
[그림 5-8] 영상 분할을 통한 Blue 밴드 이진 영상과 전정 영상의 이진 영상 비교	45
[그림 5-9] 실험지역 1의 배경 이미지 후보군 생성 결과	48
[그림 5-10] 실험지역 2의 배경 이미지 후보군 생성 결과	49
[그림 5-11] 최종 배경 이미지 생성 결과	51
[그림 5-12] 제 2 표적 후보군 영상 생성 결과	54
[그림 5-13] 실험지역 1의 템플릿 이미지 생성 결과	56
[그림 5-14] 실험지역 2의 템플릿 이미지 생성 결과	57

[그림 5-15]	실험지역 1의 템플릿 1 이미지 회전 결과	58
[그림 5-16]	실험지역 2의 템플릿 1 이미지 회전 결과	59
[그림 5-17]	템플릿 1을 활용하여 생성한 최대 NCC 유사도	60
[그림 5-18]	실험지역 1의 최종 항공기 탐지 결과	63
[그림 5-19]	실험지역 2의 최종 항공기 탐지 결과	64
[그림 5-20]	실험지역 1의 항공기 부분 확대 최종 탐지 결과	66
[그림 5-21]	실험지역 2의 항공기 부분 확대 최종 탐지 결과	67
[그림 5-22]	표적 후보군 영상과 최종 탐지 결과 영상 비교	68
[그림 5-23]	실험지역 1의 템플릿 유사성에 의한 오차	72
[그림 5-24]	실험지역 1의 템플릿 방향에 의한 오차	73
[그림 5-25]	실험지역 2의 템플릿 유사성에 의한 오차	73

< 표 목 차 >

[표 4-1] WorldView-2와 GeoEye 영상 제원	16
[표 4-2] PSO 알고리즘 구현을 위한 초기 변수 값	22
[표 4-3] 2×2 오차행렬 구성 요소	30
[표 5-1] 전정 영상의 PSO 영상 분할 결과	34
[표 5-2] 실험지역 1의 항공기 탐지 위치 정확도의 2×2 오차행렬	70
[표 5-3] 실험지역 2의 항공기 탐지 위치 정확도의 2×2 오차행렬	70
[표 5-4] 실험지역 1에서 항공기 형태와 회전을 고려한 2×2 오차행렬	71
[표 5-5] 실험지역 2에서 항공기 형태와 회전을 고려한 2×2 오차행렬	71
[표 5-6] 기존 연구들과 제안한 기법 사이의 정확도 평가 비교	75

1. 서론

1.1. 연구배경 및 동기

IKONOS, QuickBird 등과 같은 초기 고해상도 상용 위성영상을 시작으로 최근에 발사된 WorldView-2, WorldView-3, GeoEye 등에 이르기까지 고해상도 위성의 공간해상력이 날로 증가함에 따라 이들의 활용성 또한 높아지고 있다. 특히 기존 Landsat, MODIS와 같은 중·저 해상도의 위성영상에서는 낮은 공간 해상도로 인해 제한적이었던 도심지역의 건물 및 도로망 분석, 경관 분석, 생태 환경 평가, 표적 탐지와 같은 특정 지역을 정밀하게 분석할 수 있는 연구가 활발하게 진행되고 있다.

표적 탐지 연구는 다양한 객체를 포함할 수 있지만 표적을 차량, 선박, 항공기 등의 이동수단으로 제한하면, 초기에는 지상카메라, CCTV 등에서 움직이는 객체를 탐지하고 이동을 추적하는 연구로 시작되었다. 이를 바탕으로 최근에는 새로운 원격탐사 기술의 등장과 발전, 영상 처리 기법의 향상, 공간 데이터베이스의 축적으로 다양한 자료와 기술을 이용하여 표적탐지 연구가 진행되고 있다.

표적탐지 연구 중 차량 탐지는 교통 상황 모니터링, 교통 계획 및 관리, 지능형 교통체계 구축, 교통 시설 효율성 분석 등의 다양한 목적으로 활용될 수 있다(Leitloff and Hinz, 2010; Eikvil *et al.*, 2009). 이러한 활용 가능성을 바탕으로 차량탐지 연구는 위성영상과 GIS 도로 지도, LiDAR 시스템 등의 추가적인 자료를 사용하여 도로 영역을 우선적으로 추출하고, 추출된 도로 영역 내에서 영상 분류기법, 배경 임계화 기법, 특징 추출 기법 등의 다양한 알고리즘을 통해 활발하게 연구가 진행되어 왔다.

우리나라의 경우 표적 탐지 연구는 교통 정보 분석 외에도 북한과 같은 비 접근 지역에 대한 지속적인 감시, 정찰 등의 용도로 활용될

수 있다. 비 접근 지역에서의 감시, 정찰의 대상이 되는 표적은 차량, 항공기 등 다양한 객체를 포함한다. 차량 탐지의 경우 기존 교통 정보 추출 및 분석을 위해 많은 연구가 진행이 되어왔으나, 항공기 탐지의 경우 차량 탐지에 비해 교통 정보 추출 및 분석의 필요성이 상대적으로 낮기 때문에 기초적인 수준의 연구가 진행된 상황이다. 하지만 우리나라의 경우 군사적 목적의 특성상 비 접근지역에 대해 실시간적인 감시, 정찰이 필요한 상황이기 때문에 항공기 탐지의 경우 기존에 진행되어 오던 연구보다 좀 더 체계적이고 고차원적인 알고리즘이 요구된다.

1.2. 연구 동향

표적을 이동 수단인 차량, 항공기 등으로 국한해서 본다면, 초기 표적 탐지 연구는 앞서 언급한 것과 같이 지상 카메라, CCTV 등을 활용해 도로의 차선을 우선적으로 추출하고, 추출한 차선에서 차량을 탐지하는 것부터 시작되었다(Sun *et al.*, 2002; 가칠오 등, 2005).

이후 고해상도 상용 위성영상의 보급이 확산됨에 따라 도심지의 세밀한 정보 추출이 가능해졌고, 교통 정보 추출 및 분석의 목적으로 차량 탐지 연구가 진행되어 왔다. 고해상도 위성영상에서 차량은 매우 작은 객체로 표현되기 때문에 고해상도 위성영상만을 사용해 차량을 탐지하기에는 한계가 있다. 따라서 대부분의 차량 탐지 연구는 GIS 데이터를 사용하여 도로 영역을 우선적으로 추출하였고, 추출한 도로영역 내에서 MSNN(Morphological Shared-weight Neural Network) 기법, 주성분 분석, 객체기반 분류 베이지안 배경 변환(Bayesian Background Transformation, BBT)등의 기법을 통해 차량을 탐지하였다(Sharma *et al.*, 2006; Jin and Davis, 2007; Holt *et al.*, 2010, Larsen *et al.*, 2013).

또한 차량 탐지 연구는 차량의 동적인 특성을 이용하여 스캔 과정에서 LiDAR 데이터가 늘어나거나 휘어지는 등의 형태적 변화가 생기는 점을 이용하여 차량을 탐지하였다(Yao and Stilla, 2011; Yao *et al.*, 2012; 권승준, 2009). 이러한 기술을 바탕으로 차량 탐지는 단순히 영상 내에서 차량을 찾아내는 것에서 나아가 차량의 이동 방향, 속도 추정, 정지된 차량과 이동 중인 차량을 구별하는 등의 다양한 응용 연구도 진행되고 있다(Xiong and Zhang, 2008; Pesaresi *et al.*, 2008, Leitloff *et al.*, 2010).

한편, 항공기 탐지의 경우 차량에 비해 교통 정보 추출 및 분석의 필요성이 낮기 때문에 제한적인 범위 내에서 연구가 이루어지고 있는 상황이다. Kim(2006)은 항공기를 포함할 수 있는 사각형 틀을 생성하여 이를 바탕으로 무감독 분류를 수행하여 훈련 자료를 만들고

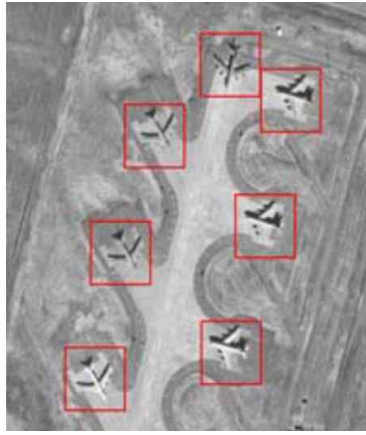
이를 바탕으로 항공기로 분류된 픽셀의 수를 구하고 이를 통해 통계적인 수치들을 이용해 항공기를 탐지하였다. 하지만 이는 항공기가 같은 크기일 때에만 적용가능하고 항공기의 크기가 다르면 모든 항공기 마다 무감독 분류를 수행하고 계산을 반복수행해야 해서 다양한 위성영상에 적용하기에는 한계가 있다.

이러한 단점은 다양한 영상 분할 기법들을 활용해 극복하고자 하였다. Sun *et al.*(2012)은 고해상도 위성영상에서 수집된 훈련자료를 바탕으로 SSCBOW(Spatial Sparse Coding Bag-Of-Words) 기법을 통해 항공기를 탐지하였다. 하지만 SSCBOW 기법을 통해 항공기 탐지 시 각각의 실험 지역에 대해 항공기와 비 항공기에 대한 훈련 데이터를 구축해야하고 이로 인해 영상마다 사용자의 주관적 개입이 많고 소요시간이 많은 문제점이 있다. Bo and Jing(2010)은 비교적 간단하고 사용자의 주관적인 판단이 적은 객체기반 분할 기법을 통해 항공기 후보군을 추출하고 항공기의 기하학적 특징을 분석하여 항공기를 탐지할 수 있는 알고리즘을 제안하였다. 하지만 탐지된 항공기들은 항공기 본체의 그림자로 인한 손실, 밝기값 차이에 따른 날개, 꼬리와 같은 부분의 형상을 재구성하지 않았기 때문에 완벽한 항공기의 모양을 탐지하지는 못하였다.

이러한 문제점을 방지하고자 고해상도 위성영상에서 항공기 탐지 연구는 영상 분할 후 추가적인 작업을 통해서 손실된 항공기의 형태를 재구성 하거나 영상 분할기법 대신 다른 알고리즘을 사용하여서도 연구가 진행되었다. Li *et al.*(2012)은 영상 분할(image segmentation)과 윤곽(contour) 기반의 공간 모델을 통해 고해상도 위성영상의 지상 항공기를 정확하게 탐지하고 형태를 재구성하기 위한 기법을 제안하였다. 하지만 윤곽 기반의 공간 모델은 형태를 재구성하는 모든 항공기에 대해 템플릿이 필요하고 분할된 영상의 모든 클래스마다 템플릿과 비교를 통해 항공기의 형태를 재구성해야 하는 단점이 있다. Cai and Su(2005)는 영상 분할과 템플릿 매칭 기법 대신 Circle-Frequency 필터(filter)를 이용하여 항공기를 탐지

하였다.

항공기를 탐지하기 위한 연구가 다양한 알고리즘을 통해 진행되어 왔으나 지금까지 항공기 탐지를 위한 연구는 항공기를 중심으로 항공기가 존재하는 공항의 일부만을 실험 지역으로 설정하여 진행되어 왔다. [그림 1-1]은 위에서 언급한 기존 연구들의 실험지역을 나타낸 것으로 모든 실험지역이 항공기와 공항의 일부만을 포함하고 있다. 하지만 공항의 경우 항공기 외에도 다양한 객체들이 존재한다. 또한 감시, 경찰 용도로써 비 접근 지역에 대해 항공기를 탐지하고자 할 때는 영상에서 공항의 일부분만을 선택적으로 제한하여 항공기를 탐지할 수는 없는 실정이고, 항공기가 공항의 일부를 선택하기 위해서는 시각적인 판독과 더불어 세밀한 수작업이 동반되어야 하는 문제점이 있다. 따라서 위 연구들에서 제안한 기법을 다양한 객체가 존재하는 넓은 지역의 고해상도 위성영상에 적용 시 비 접근지역에 대한 효율적인 항공기 탐색이 제한될 수 있는 문제점이 있다.



(a) Sun *et al.*(2012)



(b) Bo and Jing(2010)



(c) Li *et al.*(2012)



(d) Cai and Su(2005)

[그림 1-1] 기존 연구에서 연구 수행을 위해 선정한 실험지역

1.3. 연구의 목적 및 범위

본 연구의 목적은 고해상도 위성영상을 통해 비 접근지역에 존재하는 항공기를 효율적으로 탐지하는 방법론을 제안하는 것이다. 비 접근지역에서의 표적 탐지는 지역적, 군사적 특성상 입력되는 정보를 빠르게 처리하여 원하는 정보를 실시간으로 획득할 수 있어야 한다. 하지만 기존에 진행된 항공기 탐지 연구는 항공기가 존재하는 공항의 일부만을 실험 대상 영역으로 제한하였기 때문에, 기존 연구에서 제안된 방법으로 항공기를 탐지할 경우 영상에서 항공기가 존재하는 일부 지역을 시각적 판독을 통해 선택해야 하는 문제점이 있다. 따라서 본 연구에서는 공항 전체를 포함하며 동시에 다양한 객체들이 존재하는 넓은 지역을 실험 대상으로 선정하여 공항 전체를 포함할 수 있는 배경이미지 생성을 통해 항공기를 탐지하고자 하였다.

이와 더불어 기존 연구에서는 항공기를 탐지하기 위해 영상 분할 시 일반적으로 고해상도 영상에서 효율적인 객체기반 분할 기법을 주로 사용하였다. 하지만 객체기반 분할 기법은 공간적 정보를 포함하기 때문에 사용자의 주관적인 판단이 개입되고, 영상에 의존적인 문제로 인해 비 접근지역의 감시, 정찰을 위한 표적 탐지 시 소요시간이 증가할 수 있는 문제점이 있다. 본 연구에서는 이 문제점을 최소화 하고자 객체기반 분할 기법 대신 화소기반 분할 기법으로 영상을 분할하는 알고리즘을 제안하였다.

이외에도 비 접근지역에서 표적 탐지는 표적의 위치를 정확하게 탐지함과 동시에 정확한 표적 정보를 획득할 수 있어야 한다. 이를 위해 본 연구에서는 항공기의 크기, 형태 정보를 구분할 수 있는 최소한의 템플릿을 생성하여 항공기를 효율적으로 탐지하고 나아가 탐지한 항공기의 형상을 재구성하였다.

본 연구에서 제안하는 항공기 탐지 알고리즘은 크게 세 단계로 구성된다. 첫 단계에서는 화소기반 영상 분할 기법 중 하나인 PSO

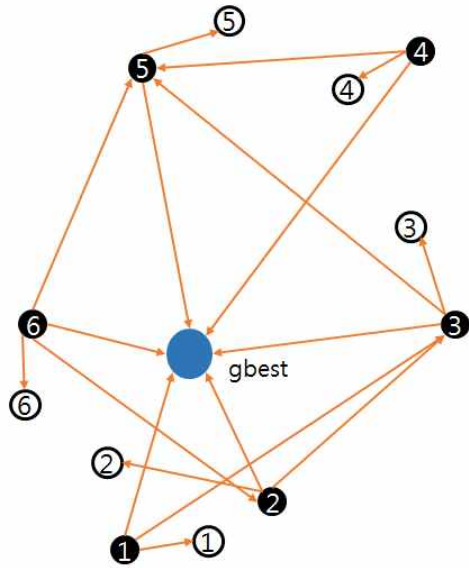
(Particle Swarm Optimization) 알고리즘을 통해 영상을 분할한 후 항공기가 존재하는 클래스만을 추출해 이진 표적 후보군 영상을 생성하였고, 두 번째 단계에서는 첫 번째 단계에서 생성한 표적 후보군 영상과 다중분광 영상을 PSO 영상 분할한 결과와의 위치적 관계를 통해 항공기가 존재할 수 있는 배경 이미지를 생성하여 비 표적 객체를 제거하였다. 이를 바탕으로 마지막 단계에서는 실험영상에서 항공기의 템플릿(template)을 생성하고 이를 바탕으로 NCC(Normalized Cross-Correlation) 기법을 이용해 템플릿 매칭(template matching)을 수행하여 최종 항공기를 탐지하고 항공기의 형상을 재구성하였다.

이를 바탕으로 본 논문의 2장에서는 영상 분할 기법인 PSO 알고리즘에 대해 살펴보고, 3장은 NCC 기법을 이용한 템플릿 매칭 알고리즘에 대해 살펴본다. 한편 4장은 실험 방법으로 실험에 사용한 데이터에 설명하고, 본 연구에서 제시한 표적 후보군 생성, 배경 이미지를 통한 비 표적 객체 제거, 템플릿 매칭의 3 단계 실험 방법에 대해 구체적으로 설명하였다. 5장에서는 4장에서 제시한 실험 방법을 각 단계별로 적용해보고 생성된 연구 결과에 대해서 결과를 분석하고 최종적으로 본 연구에서 제안한 알고리즘의 우수성을 평가하였다. 마지막으로 6장 결론에서는 본 연구에서 제안한 방법론들로부터 얻을 수 있는 결론을 제시하였다.

2. PSO 알고리즘을 이용한 영상 분할

PSO알고리즘은 Eberhart and Kennedy(1995)가 제안한 알고리즘으로 임계값 선정 및 영상 분류에 사용될 수 있는 알고리즘 중 하나이다. PSO 알고리즘은 잘 알려진 생태계 모방 알고리즘 중 하나로 새, 물고기, 벌 등 군집 생활을 하는 동물들의 행동 습성을 모방하여 최적의 해를 찾는 알고리즘이다(이민수, 2012). 이 방법은 여러 개의 입자(particle)들이 탐색 공간 안에 흩어져서 반복을 거듭하면서 좀 더 나은 해에 가까운 위치로 자신들의 위치를 변화시켜 가며 입자들이 점점 최적의 임계값을 찾아가는 방향으로 수렴하게 된다(박국진 외, 2012).

PSO 알고리즘은 주어진 목적 함수에서 가장 좋은 결과의 정보를 공유하는 것으로, 이때 각 입자는 자신의 이동 경로 중에서 최고의 해를 p-best, 각 p-best입자에 이웃한 해를 n-best, p-best들 중 가장 적합도(fitness)가 좋은 입자를 g-best로 정의한다. PSO 알고리즘은 반복 과정을 통해 p-best와 이에 따른 n-best, g-best를 각각 업데이트를 한다. [그림 2-1]은 PSO 알고리즘의 한 계산 단계에서 입자를 업데이트 하는 과정으로 전단계의 p-best로부터 현재의 위치를 비교해 최적값을 구하고 이를 통해 g-best를 구하는 과정을 보여준다. 각 계산 단계에서 업데이트의 기준은 입자 내 분산과 입자 간 분산 값인 적합도에 의해 결정이 되고 이를 바탕으로 업데이트를 지속해 나갈지 계산을 멈추고 지금의 최적값을 출력할지를 결정한다(박병준 외 2006).



- : pbest found in past
- : position vector in current step

[그림 2-1] PSO 알고리즘의 최적화 과정

PSO 알고리즘은 [그림 2-2]와 같이 세 단계의 초기화 과정, 속도 업데이트 과정, 반복 계산을 통한 위치 업데이트 과정으로 구성된다. 처음 초기화 단계에서는 탐색 공간 내에서 분할하고자 하는 n 개의 입자를 무작위로 생성한다(Ghamisi *et al.*, 2012). 초기에 생성된 각 입자는 p-best로 정의되고 이들 중 적합도가 가장 뛰어난 입자를 g-best로, p-best와 이웃한 입자의 최적값을 n-best로 선정한다. 적합도는 영상에서 분할한 입자 내의 분산을 계산한 값과 입자 간 분산을 계산하여 나타낸다. 즉 초기에 임의로 지정된 입자를 통해 적합도를 계산하여 가장 큰 적합도를 갖는 입자를 g-best로 설정한다.

두 번째 단계는 속도 업데이트 단계로, 현재의 위치정보 및 속도 정보를 바탕으로 p-best, g-best, n-best를 통해 다음 단계 속도를 계산해 식(2-1)과 같이 다음 단계의 속도를 구할 수 있다.

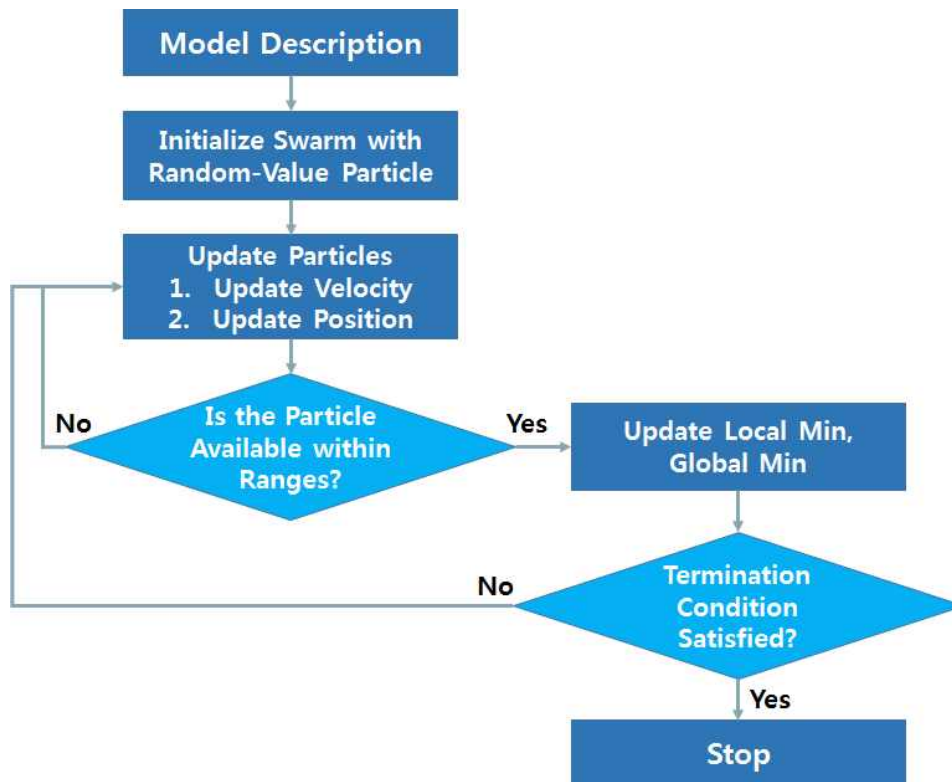
$$v_{t+1}^n = wv_t^n + \rho_1 r_1 (\tilde{x}_t^n - x_t^n) + \rho_2 r_2 (\tilde{g}_t^n - x_t^n) + \rho_3 r_3 (\tilde{n}_t^n - x_t^n) \quad (2-1)$$

여기서 x_t^n , v_t^n 은 t번째 연산에서 n번째 해당하는 입자의 현재 위치와 속도, \tilde{x}_t^n 은 현재 입자의 p-best, \tilde{g}_t^n 은 영상 내에서의 g-best, \tilde{n}_t^n 은 n-best를 의미한다. ρ_1, ρ_2, ρ_3 은 각 입자에 대한 가중치 상수이고, r_1, r_2, r_3 은 [0,1]의 랜덤 상수이다. w 은 속도에 대한 관성 가중치로 관성가중치가 너무 작으면 속도가 느려지게 되어 효율성을 감소시키는 반면 속도가 너무 크면 목적 해를 지나쳐 버리는 단점이 있다. 따라서 탐색과정 초기에는 전역 탐색의 강화를 위해 속도에 대한 관성하중을 크게 설정하고 이후 시간이 지날수록 관성하중을 점차 줄여가는 방식이 일반적이다. 또한 계산에 의해 속도가 너무 크게 나오거나 적게 나오는 것을 방지하기 위해 v_{\max} 와 v_{\min} 을 설정하기도 한다(박병준 외 2006).

세 번째 단계는 위치 업데이트의 단계로 두 번째 단계에서 갱신된 속도를 바탕으로 현재 위치를 식 (2-2)과 같이 업데이트 한다.

$$x_{t+1}^n = x_t^n + v_{t+1}^n \quad (2-2)$$

이후 새롭게 업데이트 된 위치 정보 x_{t+1}^n 은 현재 설정된 p-best와 비교를 위해 각각 그룹 내 분산 및 그룹 간 분산을 구하여 이를 비교하여 적합도를 구하고 기존의 p-best가 적합도가 더 크면 현재를 유지, x_{t+1}^n 을 통해 구한 적합도가 더 크면 p-best를 업데이트한다. 각각에 입자에 대해 이를 수행하여 새로운 p-best가 결정되면 이를 통해 다시 g-best를 선정 한다. 이 과정은 반복 계산을 통해 지속되며, 정해진 반복 계산횟수를 만족하거나 g-best 및 p-best가 더 이상 변화하지 않으면 계산을 종료한다.



[그림 2-2] PSO 알고리즘의 계산과정

3. NCC 기법을 이용한 템플릿 매칭 기법

영상 매칭을 위한 알고리즘은 크게 특징기반 매칭(feature-based matching method), 영역기반 매칭(area-based matching)으로 나눌 수 있다. 특징기반 매칭 기법은 영상으로부터 추출할 수 있는 두드러진 구조들의 특징점을 추출하고 서술벡터를 구성하여 영상 매칭을 수행하고, 영역기반 매칭 기법은 영상에서 일정한 크기의 대상영역을 생성하여 대상영역 간 유사도 측정을 통해 영상 매칭을 수행한다(Zitova and Flusser, 2003; Maintz and Viergever, 1998).

영역기반 매칭 기법 중 NCC(Normalized Cross Correlation) 기법은 일반적으로 알고리즘이 간단하고 처리시간이 빠른 장점이 있다. 또한 탐색하고자 하는 대상을 윈도우로 지정하여 영상 전 영역에 대해 특정 객체를 탐지, 추출 할 수 있어 템플릿 매칭에 많이 사용되는 알고리즘이다(Briechle *et al.*, 2001). NCC 알고리즘은 탐색하고자 하는 대상 혹은 물체에 대해 템플릿을 생성하고, 매칭 대상을 찾고자하는 영상에서 템플릿을 이동시켜가며 각 화소마다 상관계수를 계산하는 방식으로 식 (3-1)과 같이 표현된다.

$$NCC(x,y) = \frac{\sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(x+i,y+j) - \bar{I}(x,y)][T(i,j) - \bar{T}]}{\sqrt{\sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(x+i,y+j) - \bar{I}(x,y)]^2 \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [T(i,j) - \bar{T}]^2}} \quad (3-1)$$

여기서,

$I(x,y)$: 객체를 탐지하고자 하는 대상영상

$T(i,j)$: 템플릿 영상

m, n : 구성한 템플릿 윈도우의 높이 및 폭

NCC 알고리즘은 가로 m , 세로 n 크기의 템플릿 영상 $T(i,j)$ 와 영

상 I 에서 템플릿 크기에 해당하는 서브영상 $I(i,j)$ 을 기준으로 템플릿 윈도우를 이동시켜가며 상관관계를 계산한다. NCC는 각 윈도우 내의 $I(i,j)$ 와 $T(i,j)$ 의 평균값인 $\bar{I}(x,y)$ 와 \bar{T} 를 뺀셈하여 곱한 공분산에 I 와 T 의 표준편차의 곱을 나누어 상관계수를 계산하는 방식이다. 여기서 I 와 T 가 서로 양의 상관관계를 가지면 공분산 값은 증가하고, 반대로 I 와 T 가 서로 음의 상관관계를 가지면 공분산 값이 감소하게 된다(Lewis, 1995; Myron, 2003).

또한 I 와 T 의 공분산 값은 각각의 표준편차의 곱으로 나누어 주었기 때문에 NCC 알고리즘은 $[-1,1]$ 사이의 값을 갖게 되고 1에 가까울수록 높은 양의 상관관계, -1에 가까울수록 음의 상관관계를, 0에 가까우면 두 이미지 I 와 T 사이에는 별다른 관계가 없다고 판단한다(정재원 등, 2012). NCC 알고리즘의 유사도 측정을 통한 템플릿 매칭 시 일반적으로 계산된 상관계수가 0.8 이상이면 템플릿과 동일한 객체로 판단한다(Paul and Bon, 2004; Debella-Gilo and Kaab, 2011).

4. 실험 과정

4.1. 사용 데이터

본 연구에서는 고해상도 위성영상인 WorldView-2와 GeoEye 영상을 대상으로 본 연구에서 제안한 알고리즘을 적용해 보았다. DigitalGlobe사에서 운영하는 WorldView-2와 GeoEye는 각각 2009년 10월 8일, 2008년 9월 6일에 발사된 대표적인 고해상도 지구관측용 상용위성으로 기존의 1세대 상업 고해상도 위성인 IKONOS와 QuickBird에 비해 향상된 0.5m의(전정 영상 기준) 공간 해상도를 제공하고 있다. WorldView-2의 경우 기존 고해상도 위성영상과 달리 8개의 다중분광밴드(multispectral band)를 제공하며 식생분석 등의 분야에서 더 정밀한 분석이 가능해졌다. 두 영상에 대한 제원은 [표 4-1]과 같다.

[표 4-1] WorldView-2와 GeoEye 영상의 제원

센서	WorldView-2	GeoEye
공간해상도	Panchromatic:0.46m blurred out to 0.5m	Panchromatic:0.46m blurred out to 0.5m
	Multispectral: 1.84m blurred out to 2m	Multispectral: 1.84m blurred out to 2m
분광해상도	Panchromatic 0.450~0.800 μ m	Panchromatic 0.450~0.900 μ m
	Multispectral band1 : 0.400~0.450 μ m band2 : 0.450~0.510 μ m band3 : 0.510~0.580 μ m band4 : 0.585~0.625 μ m band5 : 0.630~0.690 μ m band6 : 0.705~0.745 μ m band7 : 0.770~0.895 μ m band8 : 0.860~0.900 μ m	Multispectral band1 : 0.450~0.520 μ m band2 : 0.520~0.600 μ m band3 : 0.625~0.695 μ m band4 : 0.760~0.900 μ m
방사해상도	11 bits	11 bits

4.2. 실험지역

본 연구에서는 총 2개의 실험지역을 선정하여 본 연구에서 제안한 항공기 탐지 기법을 적용하였다. WorldView-2 영상은 2010년 1월 19일에 촬영된 브라질의 리우데자네이루로 4,000×4,000 픽셀의 크기로 약 2km×2km의 면적을 대상으로 하고([그림4-1]), GeoEye영상은 2013년 7월 22일에 촬영된 남아프리카공화국의 요하네스버그로 6,000×5,000 픽셀의 크기로 약 3km×2.5km의 면적을 실험 대상 지역으로 선정했다([그림4-2]). 좁은 지역만을 대상으로 항공기를 탐지한 선행 연구와 달리 본 연구는 다양한 객체들이 존재하는 넓은 지역에서도 항공기를 탐지하는 것이 목적이므로 실험영상을 큰 범위로

선정하였고, 동시에 도심지에 공항이 존재하며 다수의 항공기를 포함하는 곳으로 여러 종류의 항공기 탐지가 가능한 영상을 선정하였다. [그림4-3]은 실험지역의 공항부근 확대영상으로 다양한 종류의 항공기가 존재함을 보여준다. 이 두 영상에 대해 본 연구에서 제안한 기법을 적용시켜 항공기를 탐지하기 위한 최적의 방안을 제시하였고, 탐지한 결과를 바탕으로 정확도 평가를 수행하였다.



[그림 4-1] 실험 대상지역 1(WorldView-2, 리우데자네이루)



[그림 4-2] 실험 대상지역 2(GeoEye, 요하네스버그)



(a) 실험지역 1

(b) 실험지역 2

[그림 4-3] 공항 부근 확대 영상

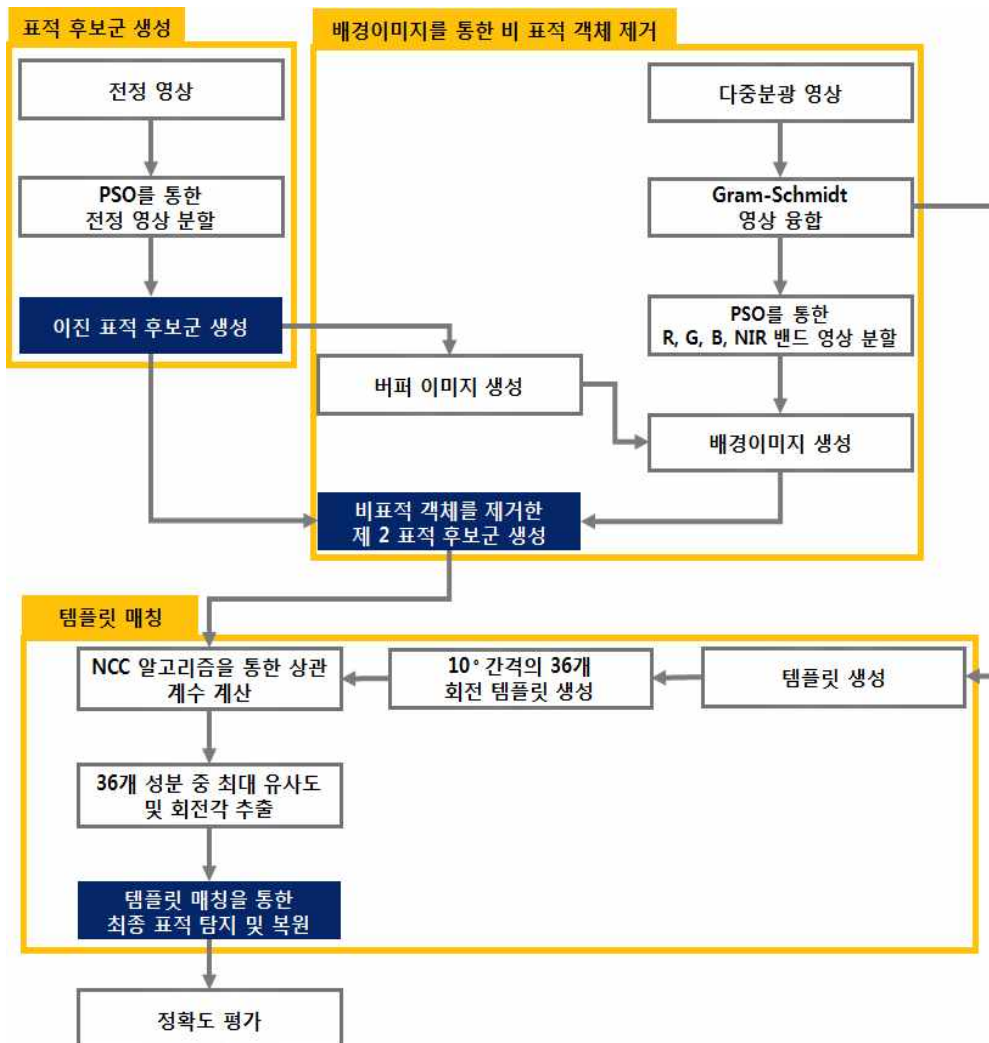
4.3. 실험 방법

본 연구에서 표적탐지를 위한 실험 방법은 크게 세 단계로 구분된다. 첫 번째는 표적후보군 생성 단계로 PSO 알고리즘을 통해 전정 영상을 8 비트(bit)로 변환하여 분할한 후, 이를 바탕으로 표적후보군 영상을 생성했다.

두 번째는 첫 번째 단계에서 생성한 표적후보군을 바탕으로 배경 이미지(background Image)를 생성하여 비 표적 객체를 제거하는 단계이다. 우선 다중분광 영상을 전정 영상과 동일한 공간 해상도를 갖도록 영상융합을 수행하여 8 비트로 변환하고, 생성된 융합영상의 Red, Green, Blue, NIR(Near Infrared Red)의 각 밴드(band)에 대해 첫 번째 단계에서 사용한 PSO 알고리즘을 통해 영상을 분할하였다. 융합 영상을 분할한 결과는 첫 단계의 표적 후보군과의 위치 관계를 고려하여 배경이미지를 생성하였고, 이를 바탕으로 비 표적 객체

를 제거한 제 2 표적 후보군 영상을 생성했다.

마지막 단계에서는 템플릿을 생성하고 두 번째 단계에서 만들어진 제 2 표적 후보군과 템플릿 사이의 NCC 기법을 통해 유사도를 계산하여 템플릿 매칭을 수행하여 항공기를 탐지하고 항공기의 형상을 재구성하였다. 이후 본 연구의 효율성을 판단하기 위해 탐지한 항공기를 실험영상의 참조자료를 바탕으로 정확도 평가를 수행했다. 이를 바탕으로 한 본 연구의 연구 흐름도는 [그림 4-4]와 같다.



[그림 4-4] 표적 탐지를 위한 연구 흐름도

4.3.1. PSO 알고리즘을 통한 표적 후보군 생성

위성영상에서 영상 분류(image classification)는 토지피복도 작성, 객체 탐지, 변화 탐지 등에서 다양하게 활용되는 기본 알고리즘 중 하나이다(Jensen, 2005). 일반적으로 고해상도 위성영상에서는 높은 공간해상도로 인해 밝기값 정보만으로는 정확하게 분류할 수 없는 한계가 있기 때문에 일반적으로 화소 기반 분류(pixel-based classification) 대신 공간적인 정보를 함께 활용할 수 있는 객체지향 분류(object-oriented classification)를 통해 영상에서의 정보를 처리, 분석, 획득한다. 하지만 객체지향 분류의 경우 사용자의 개입이 필수적이고, 영상 마다 공간인자를 다르게 처리해서 분류를 수행해야 하는 단점이 있다.

따라서 본 연구에서 제안한 표적탐지 알고리즘은 사용자의 개입을 최소화 하고자 화소기반 분류 기법인 PSO 영상 분할 기법을 통해 항공기를 탐지하기 위한 표적 후보군을 생성하였다. PSO 알고리즘은 사전에 $n-1$ 개의 임계값(threshold)을 바탕으로 하여 총 n 개의 클래스로 영상을 분할하는 것으로 K-means 분류 알고리즘과 유사하다. K-means 분류 알고리즘은 사전에 정해놓은 n 개의 클래스를 바탕으로 클래스의 중심점과의 최소 거리를 계산하여 클래스를 지정하고 중심점을 개선시켜가며 계산을 진행하는 반면, PSO 알고리즘은 거리대신 할당된 클래스 내에서 클래스 내의 분산과 클래스 간 분산을 계산하여 클래스를 할당하고 반복적인 계산을 통해 이를 개선시켜 가기 때문에 좀 더 유사도가 높은 화소끼리 모일 수 있는 장점이 있다(Tillett *et al.*, 2005). 이러한 PSO 알고리즘은 클래스 간 분산을 최대화 하는 임계값을 구한다는 점에서 Otsu's 임계화 기법과 유사하나, PSO 알고리즘은 이를 반복계산을 통해 개선시켜 나가기 때문에 Otsu's 임계화 기법에 비해 클래스 간 분산을 좀 더 극대화 할 수 있다는 장점이 있다(Ghamisi *et al.*, 2014).

본 연구에서는 첫 번째 단계에서 표적 후보군을 추출하기 위해 우

선 전정영상에 PSO 알고리즘을 사용하여 영상을 분할하였다. PSO 알고리즘은 식 (4-1)과 같이 표현할 수 있으며, 각 변수에 대한 값은 [표 4-2]와 같이 선택해 식에 대입했다.

$$v_{t+1}^n = wv_t^n + \rho_1 r_1 (\tilde{x}_t^n - x_t^n) + \rho_2 r_2 (\tilde{g}_t^n - x_t^n) + \rho_3 r_3 (\tilde{n}_t^n - x_t^n) \quad (4-1)$$

$$x_{t+1}^n = x_t^n + v_{t+1}^n$$

[표 4-2] PSO 알고리즘 구현을 위한 초기 변수 값

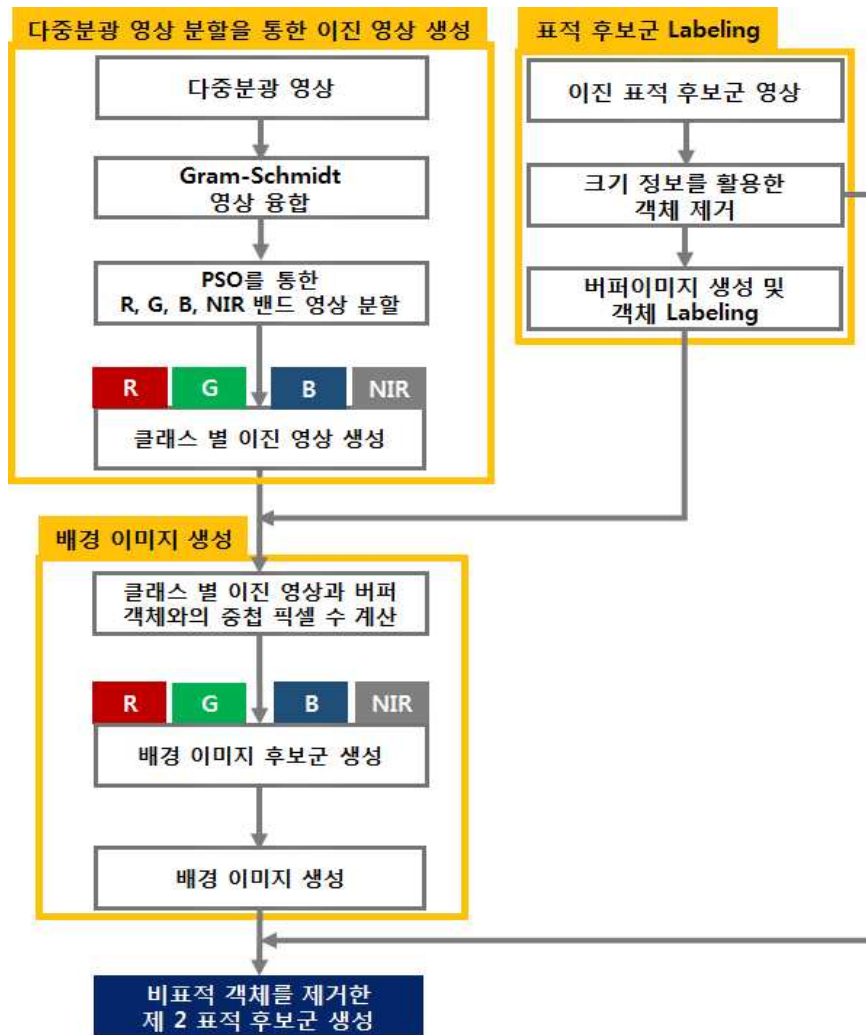
변수	입력 값	변수	입력 값
반복계산 횟수	150	v_{\max}	5
ρ_1, ρ_2, ρ_3	1.5	v_{\min}	-5
x_{\max}	255	r_1, r_2, r_3	[0,1]의 임의의 수
x_{\min}	0	w	0.9 → 0.5 선형변환

PSO 알고리즘은 최적값을 지속적으로 업데이트 하는 경우 계산을 멈추지 않고 반복적으로 수행한다. 따라서 최대 반복 계산 횟수를 150회로 설정하였다. 가속도 상수인 ρ 는 기존 연구에서 시뮬레이션을 통해 1~2 범위에서 효율적임을 확인하였다(Kenny, 1998; Jiang *et al.*, 2007). 따라서 본 연구에서 가속도 상수 ρ 는 이 범위의 중간 값인 1.5로 설정하였다. 속도의 경우 최대 속도를 5, 최소 속도를 -5로 설정하여 속도가 너무 커져 적합한 목적 해를 지나치는 것을 방지하였다. 속도 상수인 w 의 경우에는 초기에는 빠른 탐지를 위하여 0.9로 설정하였고, 이후 계산이 반복되면서 좀 더 정밀하게 해를 찾기 위해 계산이 진행될수록 선형변환을 통해 0.5까지 감소할 수 있도록 설정하였다(문현수와 주영훈, 2010). 또한 매 단계마다 클래스 내 분산과 클래스 간 분산값을 이용하여 각 입자의 적합도를 판단하였고, 이를 통해 새로운 최적 점으로 업데이트를 할지 기존의 점을 유지할지를 결정하였다.

이를 바탕으로 본 연구에서는 앞서 선정한 값들을 초기 입력 변수로 하여 PSO 알고리즘을 구성하였다. PSO 알고리즘은 영상에 비해 임계값의 수가 많으면 두 개의 임계값이 하나의 밝기값으로 수렴하여 처음 설정한 임계값의 수보다 적은 수의 임계값이 추출된다. 예를 들어 10개의 임계값을 선정하였는데 임계값이 9개인 경우 보다 분산이 작아지게 되면 두 개의 임계값이 하나의 밝기값으로 수렴하여 9개의 임계값을 가지게 된다. 따라서 PSO 알고리즘을 통한 영상 분할 시 임계값 개수를 선정하기 위해 각 실험지역의 전정 영상에서 임계값의 수를 점차 늘려가며 영상분할을 수행하였고 임계값이 수렴하지 않는 이상적인 임계값의 개수를 찾았다. 이 과정을 통해 적절한 임계값의 수를 찾으면 이를 기준으로 실험 지역의 전정 영상을 PSO 알고리즘을 사용하여 분할하였다. 이 결과를 바탕으로 분할된 결과 영상에서 항공기가 존재하는 클래스를 찾고 이를 이진영상의 표적 후보군 영상을 생성하여 항공기가 이진 영상에 포함되도록 하였다.

4.3.2. 배경 이미지 생성을 통한 비 표적 객체 제거

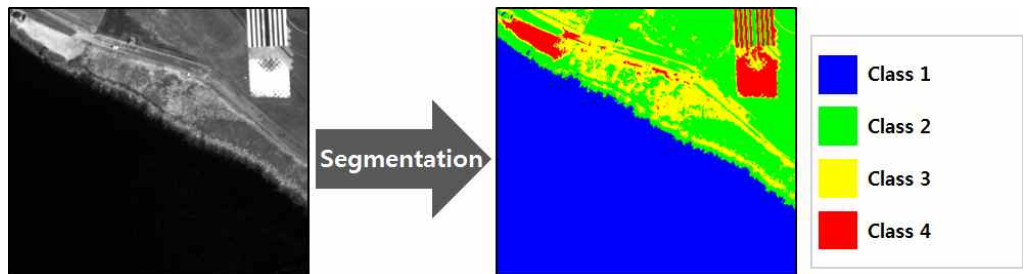
첫 단계에서 생성한 이진 표적 후보군 영상에는 항공기 이외에도 많은 객체를 포함하고 있다. 따라서 두 번째 단계에서는 배경 이미지 생성하여 비 표적 객체들을 제거하기 위한 알고리즘을 제안하였다. 배경 이미지 생성을 통한 비 표적 객체를 제거하기 위한 알고리즘은 크게 세 가지 과정으로 [그림 4-5]와 같다.



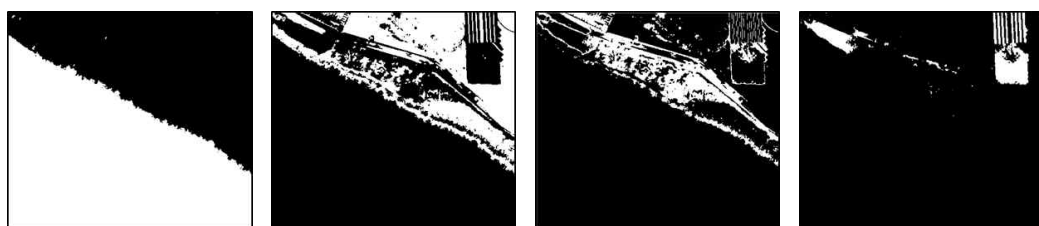
[그림 4-5] 배경 이미지 생성을 통한 비 표적 객체 제거 과정

첫 번째 과정은 다중분광 영상 분할을 통한 이진 영상 생성 단계로 항공기가 존재하는 공항, 나대지와 같은 지역을 추출하기 위한 전처리 단계이다. 일반적으로 항공기가 존재하는 공항 혹은 나대지는 균일한 지역으로 이 지역들은 대체로 비슷한 밝기값 특성을 가진다. 다중분광 영상은 파장 범위가 좁고 많은 밴드를 포함하기 때문에 전정 영상에 비해 공항과 나대지와 같은 균일한 지역의 특성을 쉽게 파악 할 수 있다. 따라서 첫 번째 과정에서는 우선 다중분광 영상을 전정 영상과 같은 공간 해상도를 가질 수 있도록 Gram-Schmidt 융합 기법을 통해 영상 융합을 수행한 후 8 비트 영상으

로 변환하였다. 실험지역 1의 경우 WorldView-2로 촬영된 영상으로 다른 고해상도 영상에 비해 Cyan, Yellow, Red edge, NIR2의 추가적인 4개의 밴드가 있지만 현재 대부분의 고해상도 위성영상이 가진 동일한 조건을 맞추기 위해 Red, Green, Blue, NIR1 4개의 밴드만을 선택하였다. 이후 다중분광 융합 영상은 각 4개의 밴드별로 PSO 알고리즘을 통해 첫 단계와 동일한 임계값과 클래스를 갖도록 영상 분할을 수행하였고, 각 밴드는 클래스 별로 따로 추출하여 이진영상을 생성하였다. [그림 4-6] (a)은 다중분광 융합 영상을 4개의 클래스로 분할한 것으로 이를 바탕으로 각 클래스마다 이진영상을 생성하여 [그림 4-6]의 (b)와 같이 총 4장의 이진 영상을 생성할 수 있다. 다중분광 융합영상은 총 4장의 R, G, B, NIR 밴드를 사용하였기 때문에 4개의 클래스로 영상을 분할한다면 총 16장의 이진 영상이 생성될 수 있다.



(a) PSO를 통한 영상 분할



(b) Class1

(c) Class2

(d) Class3

(e) Class4

[그림 4-6] 다중분광 융합 영상의 영상 분할 및 이진 영상 생성 과정

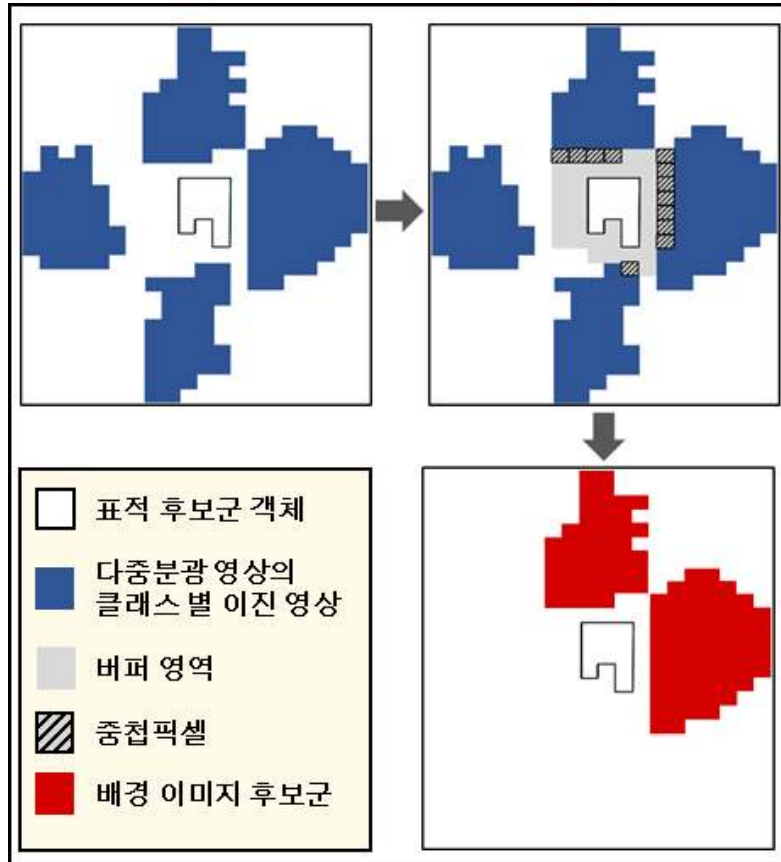
두 번째 과정은 4.3.1 절에서 생성한 표적 후보군의 객체들을 레이블링(labeling)하기 위한 과정이다. 일반적으로 항공기는 공항 혹은

나대지에 포함되어 있거나 매우 인접한 거리에 있는 특성이 있다. 따라서 첫 번째 과정에서 생성한 클래스 별 이진 영상과 표적 후보군 사이에 인접 관계를 이용하면 항공기를 포함할 수 있는 배경 이미지를 생성할 수 있다. 표적 후보군 영상에는 항공기 외에도 다양한 객체를 포함하고 있고 항공기에 비해 크기가 매우 큰 객체들도 존재할 수 있다. 배경 이미지 추출은 인접 관계를 통해 추후 픽셀 수를 계산하는 과정으로 크기가 큰 객체들은 표면적이 넓어 픽셀 수 계산에 영향을 미치기 때문에 미리 제거하였다. 이후 나머지 표적 후보군 영상의 객체들에 대해 각각 버퍼 영역을 생성 하였고 버퍼 영역에 레이블링을 하여 다음 과정에서 배경 이미지 추출을 위한 계산에 사용하였다.

세 번째 과정은 첫 번째 과정에서 생성한 클래스 별 이진 영상과 두 번째 과정에서 생성한 레이블링 영상을 통해 배경 이미지를 생성하는 것이다. 첫 번째 단계에서 생성한 클래스 별 이진 영상 중에는 항공기에 인접해 있는 배경 영역에 해당하는 세그먼트(segment)들도 있지만 항공기와 인접해 있지 않은 세그먼트들도 존재한다. 항공기에 인접한 세그먼트는 영상에서 비교적 넓고 균일한 공항 혹은 나대지로 첫 번째 과정에서 생성한 이진 영상에서 큰 덩어리의 세그먼트들로 존재한다. 또한 항공기는 이러한 세그먼트들에 인접하게 존재하기 때문에 세 번째 과정에서는 이러한 특성을 활용했다. 우선 두 번째 단계에서 생성한 레이블링 영상에서 각각의 레이블링 별로 객체를 분리한 후 첫 번째 과정에서 생성한 클래스별 이진 영상에 이를 대입하여 중첩된 픽셀의 수를 계산한다. 이를 모든 표적 후보군 버퍼 객체에 대해 계산한 후, 중첩된 픽셀 수의 최대값을 구하였고, 이 값에 50%이상에 해당되는 세그먼트는 배경 후보 세그먼트로 간주하여 해당 세그먼트를 추출하였다.

[그림 4-7]은 첫 번째 과정에서 생성한 이진 영상과 두 번째 과정에서 생성한 표적 후보군 레이블링 영상으로 배경 이미지 후보군의 생성과정을 설명한 것이다. 각각의 표적 후보군 객체에 버퍼영역을

생성하여 클래스 별 이진 영상과의 중첩된 픽셀 수를 계산하였고, [그림 4-7]의 경우 최대 픽셀의 수인 7개의 50%이상인 4개의 픽셀 이상 중첩하는 이진 영상의 객체들을 배경 이미지 후보군으로 추출하였다.



[그림 4-7] 배경 이미지 후보군 생성 과정

이후 각 클래스마다 추출된 세그먼트들을 밴드별로 합쳐 총 4개의 배경 이미지 후보군을 생성하였으며, 생성한 4개의 배경이미지 후보군 중 2개 이상의 밴드에서 영역이 겹치는 세그먼트들을 최종 배경 이미지로 생성하였다. 생성한 배경 이미지는 두 번째 과정에서 표적 후보군 객체에 사용한 버퍼보다 두 배 큰 버퍼를 적용하였고, 이를 바탕으로 두 번째 과정에서 크기가 큰 객체들을 제거한 표적 후보군 영상과 포함관계를 계산하여 배경 이미지 내에 포함되지 않는

객체들을 비 표적 객체로 간주하여 이를 제거하고 제 2 표적 후보군 영상을 생성하였다.

4.3.3. NCC 알고리즘을 이용한 템플릿 매칭

두 번째 단계에서는 배경이미지를 생성하여 첫 번째 단계에서 생성한 표적 후보군에서 비 표적 객체들을 제거하였다. 그럼에도 불구하고 배경이미지 내에도 항공기와 비슷한 밝기값 특성을 갖는 터미널, 탑승통로 등의 비 객체들을 다수 포함하고 있을 수 있다. NCC 알고리즘은 템플릿 생성을 통해 템플릿 영상과 대상 영상의 유사도를 계산하여 비 표적 객체를 제거하고 최종적으로 항공기의 위치를 탐지 할 수 있는 기법이다.

첫 번째 단계에서 항공기를 포함하는 표적후보군은 화소기반 분류 기법인 PSO 알고리즘을 사용했기 때문에 그림자로 인해 항공기에 본체부분의 손실 그리고 날개 및 꼬리 부분의 밝기값 차이에 따른 손실 등이 발생할 수 있다. NCC 알고리즘은 영상에서 존재하는 항공기와 동일한 사이즈의 템플릿을 통해 항공기의 유사도를 측정하고 항공기의 위치를 탐지하기 때문에 항공기의 위치가 탐지된 부분에 해당 템플릿을 통해 완벽한 형태로의 재구성이 가능하다. 따라서 세 번째 단계에서는 템플릿을 생성하고 NCC 알고리즘을 통해 템플릿과 2단계에서 생성한 제 2표적 후보군 영상과의 유사도를 측정하고 템플릿 매칭을 수행하여 최종적으로 항공기를 탐지하고 템플릿을 바탕으로 항공기의 형상을 재구성하였다.

NCC 알고리즘은 공분산과 표준편차를 이용해 영상 내의 표적 후보군과 지정한 템플릿 사이에 유사도를 측정하는 것으로 비교적 알고리즘 구성이 간단하고 처리시간이 짧다는 장점이 있다. 반면, NCC 알고리즘은 스케일(scale)과 회전(rotation) 변화에는 적용하기 힘들다는 단점이 있다(Lewis, 1995; 권순 외, 2011).

본 연구에서는 스케일에 의한 오류를 방지하고자 Gram-Schmidt

영상 융합의 영상으로부터 직접 항공기의 템플릿을 생성하였다. 또한 이와 동시에 회전에 의한 오류를 방지하고자 구성된 템플릿 영상을 10° 간격으로 회전시켜 가며 총 36개의 템플릿을 통해 NCC 알고리즘의 유사도를 측정하였으며, 이를 바탕으로 각 화소 당 36개의 유사도 중 가장 유사도가 높은 값을 추출하고 이에 해당하는 템플릿의 회전 각도를 또한 추출하였다. 이를 바탕으로 구성된 템플릿 별로 각 화소마다 추출한 최대 유사도 중 임계값 이상의 유사도를 갖는 화소를 항공기로 간주하여 항공기를 탐지하였고, 여러 개의 템플릿에서 임계값 이상의 조건을 만족하는 경우 가장 유사도가 높은 템플릿을 항공기의 템플릿으로 결정하여 항공기를 탐지했다. 탐지된 항공기의 경우 그림자로 인해 본체 부분이 일부 손실되고, 날개 및 꼬리에서도 밝기값 변화로 인해 일부 손실되어 완벽한 항공기의 모양을 이루지 못하는 객체들이 존재한다. 이를 해결하기 위해 최종 탐지된 항공기는 탐지된 템플릿을 통해 항공기의 형상을 재구성하였다.

4.3.4. 정확도 평가 방법

본 연구에서 제시한 연구 방법으로 탐지한 항공기의 정확도를 평가하기 위해 실험영상에서 시각적 판독을 통해 항공기 객체들을 디지털화(digitizing)하고 이를 바탕으로 [표 4-3]과 같이 2×2 오차행렬을 구성하였다. 구성된 2×2의 오차행렬의 각 성분들을 [표 4-3]와 같이 (a), (b), (c), (d) 라고 정의하면, 정확률(precision), 재현율(recall), F-measure를 각각 식 (4-2), (4-3), (4-4) 와 같이 계산될 수 있고, 이를 바탕으로 수치적으로 정확도를 평가하여 제시한 알고리즘의 효율성을 판단하였다.

정확률, 재현율, F-measure는 이진영상의 정확도 평가 시 사용되는 용어로 주로 위성영상에서 특정 객체를 추출한 결과 비교를 위해 사용한다(Sneath and Sokal, 1973). 정확률은 항공기로 탐지된

객체들 중에 실제로 항공기에 해당하는 객체의 비율을 의미하고, 재현율을 실제로 항공기인 객체들 중에 항공기로 탐지된 객체의 비율을 의미한다. F-measure는 데이터마이닝 분야에서 많이 사용하는 평가 지수로 정확률과 재현율을 동시에 고려하여 탐지 성능을 평가하는 것이다. 정확률, 재현율, F-measure는 계산 결과가 1에 가까울수록 높은 정확도를 의미한다.

$$Precision(p) = \frac{a}{a+b} \quad (4-2)$$

$$Recall(r) = \frac{a}{a+c} \quad (4-3)$$

$$F-measure = \frac{2rp}{r+p} \quad (4-4)$$

[표 4-3] 2×2 오차행렬 구성 요소

Unit(number of objects)		Reference data	
		Airplane	Non-airplane
Airplane detection result	Airplane	True-positive (a)	False-positive (b)
	Non-airplane	False-negative (c)	True-negative (d)

본 연구에서는 2×2의 오차행렬을 사용하여 두 가지 방법에 대해 정확도 평가를 수행하였다. 첫 번째는 본 연구에서 제안한 기법으로 탐지한 항공기의 위치에 따른 오차행렬을 구성하여 최종 항공기 탐지 위치 정확도를 분석하였으며, 두 번째로는 본 연구에서 항공기의 형상을 재구성했기 때문에 동일한 위치에서 실험영상과 재구성한 항공기의 방향과 형태의 일치성을 판단하기 위한 오차행렬을 구성하였다.

또한 본 연구에서 제안한 항공기 탐지 기법과 기존에 진행된 연구

에서의 항공기 탐지 결과와 비교하여 본 연구에서 제안한 기법의 결과를 기존 연구와 비교분석하였다.

5. 실험 적용 및 결과

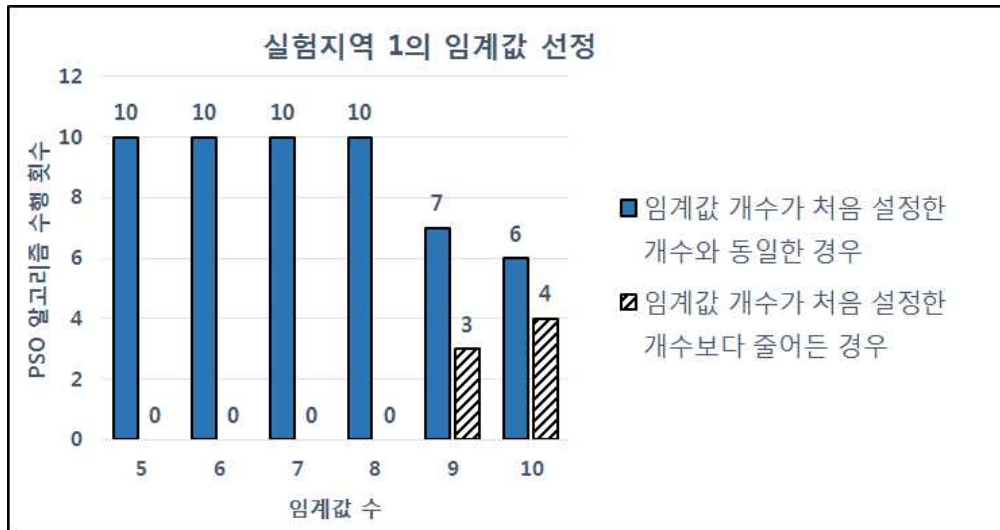
5.1. PSO 알고리즘을 통한 표적 후보군 생성 결과

본 연구에서는 크게 세 가지 단계로 나누어 항공기 탐지를 진행하였다. 첫 번째 단계에서는 영상 분할 기법 중 하나인 PSO 알고리즘을 통해 전정영상에서 영상 분할을 수행하여 표적 후보군 영상을 우선적으로 생성하였다. 영상 분할 전 11 비트의 실험 영상은 각 영상의 화소 범위(range)의 차이가 매우 큰 문제를 가지고 있어 PSO 알고리즘의 처리시간이 길어지는 단점이 있다. 따라서 본 연구에서는 영상 분류에 앞서 11 비트의 영상을 8 비트로 선형 변환하여 실험을 수행하였다.

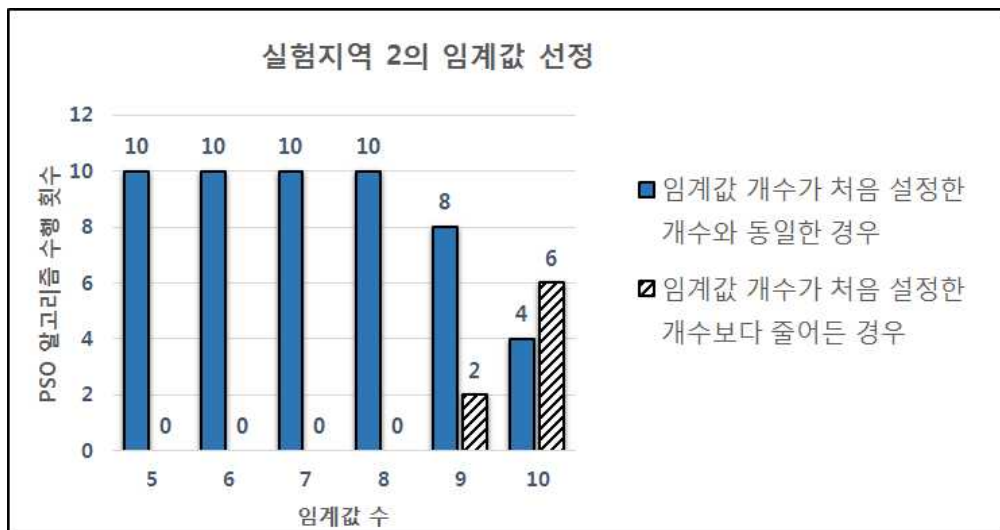
전정 영상에서 최적의 영상 분할을 수행하기 위해 우선적으로 최적의 임계값의 수를 결정해야 한다. PSO 알고리즘은 영상에 비해 임계값 수가 많으면 두 개의 입자가 하나의 클래스로 수렴해서 임계값이 초기 설정한 것 보다 줄어드는 현상이 발생한다. PSO 알고리즘의 구성 식에서 상수 r 은 $[0,1]$ 사이에서 지속적으로 변하는 임의의 수이기 때문에 임계값 개수가 줄어드는 현상은 발생하지 않을 수 있지만 반복적인 실험을 통해서 임계값 개수가 줄어드는지 확인할 수 있다(Couceiro *et al.*, 2012).

본 연구에서는 최적의 임계값수를 선정하기 위해 최초 5개의 임계값으로 6클래스를 생성하는 것으로부터 임계값을 하나하나 늘려가며 각 임계값 당 10번의 실험을 수행하며 임계값의 개수가 줄어들지 않는 최적의 임계값의 수를 구하였다. [그림 5-1]은 최적의 임계값을 찾기 위해 설정한 임계값의 개수에 따라 임계값의 개수가 줄어드는 횟수를 기록한 것으로 두 실험 지역 모두 9개의 임계값을 통해 10개의 클래스로 분할 시, 10개의 임계값을 통해 11개의 클레

스로 분할 시 임계값의 수가 줄어들었다. 따라서 본 연구에서는 두 실험지역에서 8개의 임계값을 통해 9개의 클래스로 영상을 분할하였다.



(a) 실험지역 1












(b) 실험지역 2

[그림 5-1] 최적의 임계값 선정 과정

앞선 결과를 바탕으로 각 실험지역은 PSO 알고리즘으로 선정 영상을 8개의 임계값을 갖는 9개의 클래스로 분류하였고 그 결과는

[표 5-1]과 같다. 또한 각 실험지역에 대한 분류 결과 영상을 [그림 5-2]와 같이 나타내었다. 실험영상은 매우 큰 지역이고 항공기는 매우 작은 객체이기 때문에 전체 영상을 확대하지 않고서는 항공기가 하나의 클래스로 포함되었는지 확인하기 힘들다. [그림 5-3]은 각 실험지역 영상 분류결과를 항공기가 존재하는 지역에 확대한 것으로 두 실험지역 모두 항공기가 빨간색(red)의 하나의 클래스로 포함되어 있는 것을 확인할 수 있고 이 클래스는 가장 밝기값이 밝은 9 번째 클래스로 [표 5-1] 알 수 있듯이 실험지역 1은 218 실험지역 2는 217의 값을 갖는다.

[표 5-1] 전정 영상의 PSO 영상 분할 결과

클래스	1	2	3	4	5	6	7	8	9
실험지역1	0	17	40	66	83	102	129	168	218
실험지역2	0	21	45	62	83	106	129	162	217
클래스 색									



(a) 실험지역 1

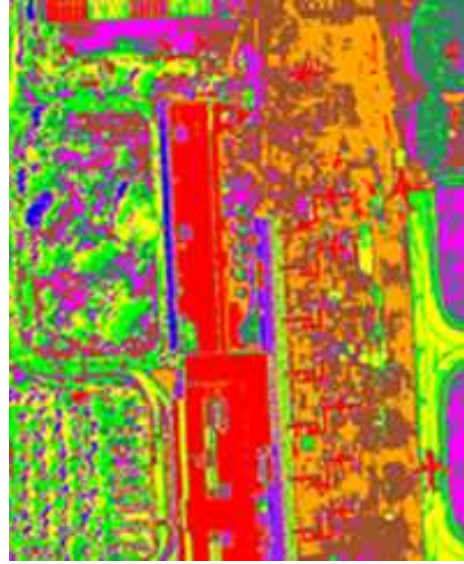


(b) 실험지역 2

[그림 5-2] 전정영상 PSO 분할 결과



(a) 원영상

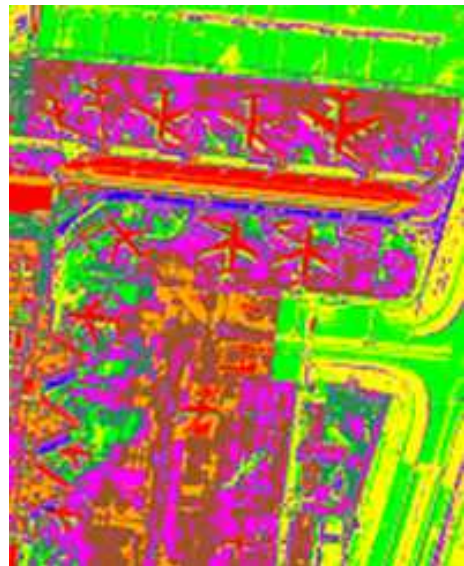


(b) PSO 분할결과

실험지역 1



(c) 원영상



(d) PSO 분할결과

실험지역 2

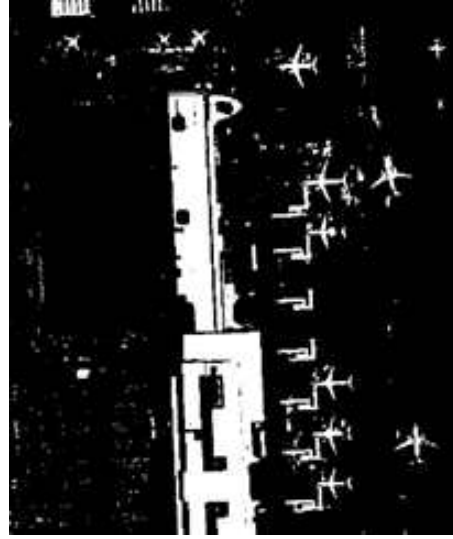
[그림 5-3] 실험영상과 PSO 분할 결과 확대 영상 비교

이후 PSO 분류 결과를 바탕으로 표적 후보군 영상을 생성하기 위해 항공기가 존재하는 9번째 클래스만을 따로 추출하여 이진 표적 후보군 영상을 생성하였고 이를 각 실험지역 별로 [그림 5-4], [그림

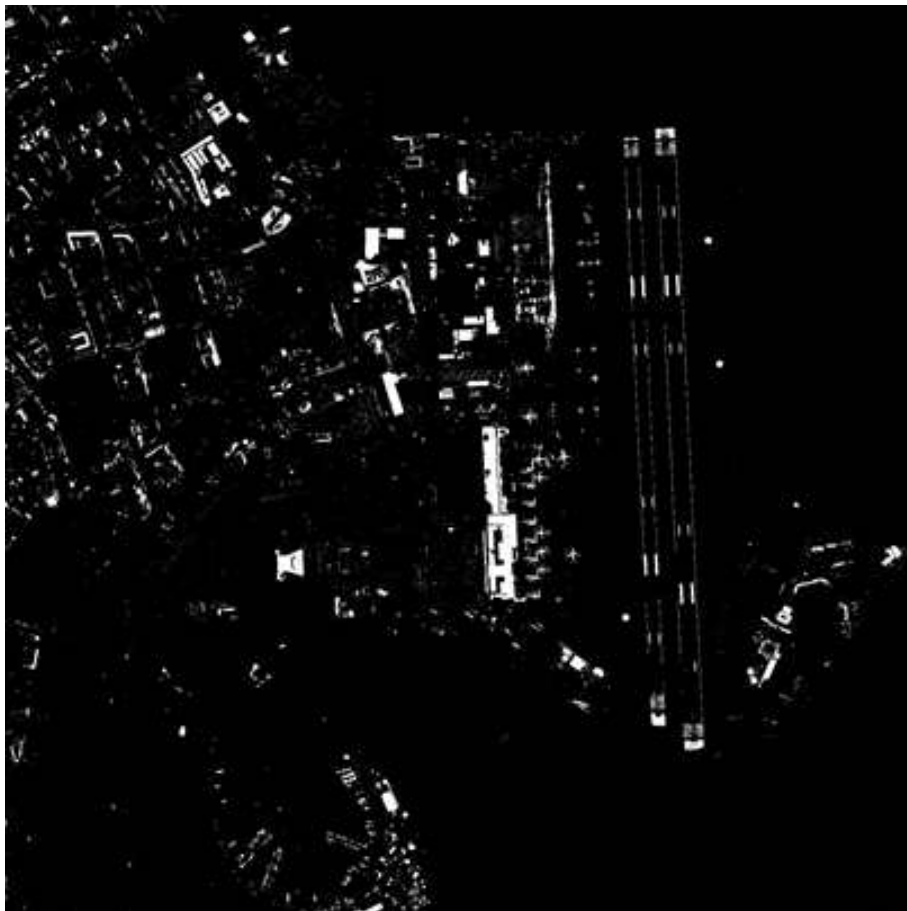
5-5]와 같이 나타내었다. [그림 5-4] (b)와 [그림 5-5] (b)는 각각 [그림 5-4] (a), [그림 5-5] (a)와 동일한 활주로 부분으로 [그림 5-4] (c)와 [그림 5-5] (c)의 확대 영상을 나타낸 것이다. [그림 5-4] (b)와 [그림 5-5] (b)를 보면 표적 후보군으로 추출된 항공기는 항공기 본체의 높이차에 따른 그림자로 인해 항공기 본체 일부가 손실되었고, 날개와 꼬리부분도 항공기 본체와 밝기값 차이로 인해 일부 손실되어 일부 항공기에서 완전한 형태가 아닌 항공기들도 존재하지만 전반적으로 항공기의 형태가 이진영상에 잘 추출된 것을 확인할 수 있다. 또한 [그림 5-4]와 [그림 5-5]에서 보듯이 일반적인 도심지를 촬영한 고해상도 위성영상은 항공기와 밝기값 특성이 비슷한 객체들이 많이 존재하기 때문에 이들 역시 같은 클래스의 객체로 추출되었음을 확인할 수 있다. 따라서 원활한 항공기 탐지를 위해서는 항공기 외의 객체들을 제거할 수 있는 추가적인 알고리즘이 필요하다.



(a) 활주로 부분 확대 실험 영상



(b) 활주로 부분 확대 표적 후보군 영상



(c) 이진 표적 후보군 영상

[그림 5-4] 실험지역 1의 표적 후보군 영상 생성 결과



(a) 활주로 부분 확대 실험 영상



(b) 활주로 부분 확대 표적 후보군 영상



(c) 이진 표적 후보군 영상

[그림 5-5] 실험지역 2의 표적 후보군 영상 생성 결과

5.2. 배경 이미지 생성을 통한 비 표적 객체 제거 결과

두 번째 단계에서는 배경 이미지 생성하고 첫 번째 단계에서 생성한 표적 후보군과의 관계를 통해 비 표적 객체를 제거하는 기법을 제안하였다. 항공기가 존재하는 공항 및 나대지는 밝기값이 비슷한 지역으로 전정 영상에 비해 다중분광 영상을 사용할 시 공항, 나대지의 균일한 지역을 효과적으로 추출할 수 있다. 하지만 다중분광 영상은 공간 해상도가 2m로 공간 해상도가 0.5m인 전정 영상에 비해 낮은 해상도를 제공하는 단점이 있다. 따라서 본 연구에서 배경 영상을 생성하기 위해서 다중분광 영상의 Red, Green, Blue, NIR의 밴드를 Gram-Schmidt 영상 융합을 통해 전정 영상과 동일한 0.5m의 공간 해상도를 갖도록 하였다.

PSO 알고리즘을 통한 영상 분할은 밝기값이 유사한 지역과 객체들이 같은 클래스로 포함되게끔 하는 화소기반 영상 분할 기법이기 때문에 다중분광 영상에 PSO알고리즘을 이용하여 영상 분할을 할 경우 지표의 구성 성분이 비슷한 지역은 같은 클래스로 분류될 수 있다. 이러한 특성을 이용하여 앞서 생성한 다중분광 융합 영상에서 각 밴드 별로 첫 단계에서 사용한 임계값 개수와 동일한 8개의 임계값으로 9개의 클래스를 갖도록 PSO 알고리즘을 통해 영상 분할을 수행했다. 그리고 밴드별로 분할된 영상은 각각의 클래스 별로 2진 영상을 생성하여 각 밴드별로 9장, 총 36장의 이진 영상을 생성하였다. 이후 각 밴드마다 항공기가 존재하는 마지막 클래스의 이진 영상은 표적이 존재하는 영상으로 배경 이미지 생성 대상에서 제외하여 총 32장의 이진 영상을 배경 이미지 추출의 대상으로 하였다.

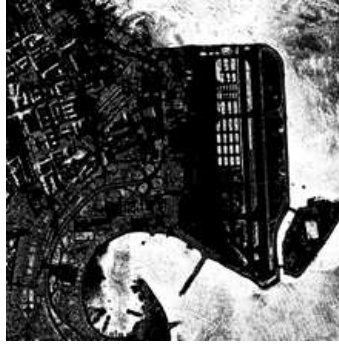
[그림 5-6]과 [그림 5-7]은 실험지역 1과 실험지역 2의 영상 분할을 통해 생성한 Blue 밴드의 1~8 클래스의 이진 영상이다. 실험지역 1의 경우 [그림 5-6]의 수계 지역은 2번 클래스에서 균일한 지역으로 추출되었으며, 공항은 7번, 8번 클래스에서 균일하게 추출되었다. 식생 지역의 경우 1, 2, 3번 클래스에서 추출 되었지만 각 클

래스 마다 추출된 식생 지역이 다르고 클래스 내에서 추출된 식생 지역 역시 균일하게 추출된 것을 확인할 수 있다.

실험지역 2의 경우 식생 지역은 3번 클래스에서 균일하게 추출되었고, 공항의 경우 6번 7번 클래스에서 균일하게 추출되었다. 공항의 활주로와 도로의 경우 전정 영상에서 비슷한 밝기값을 갖지만 [그림 5-7]의 Blue 밴드에서는 서로 다른 클래스로 추출된 것을 확인할 수 있다.



(a) 1번 클래스



(b) 2번 클래스



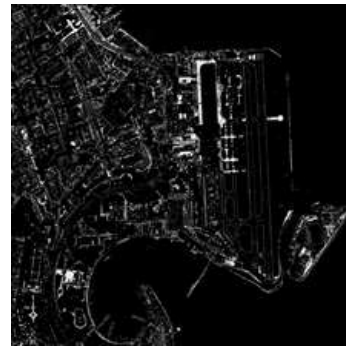
(c) 3번 클래스



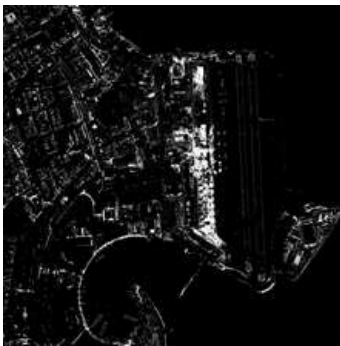
(d) 4번 클래스



(e) 5번 클래스



(f) 6번 클래스



(g) 7번 클래스



(h) 8번 클래스

[그림 5-6] 실험지역 1의 Blue 밴드 영상 분할 결과



(a) 1번 클래스



(b) 2번 클래스



(c) 3번 클래스



(d) 4번 클래스



(e) 5번 클래스



(f) 6번 클래스



(g) 7번 클래스



(h) 8번 클래스

[그림 5-7] 실험지역 2의 Blue 밴드 영상 분할 결과

다중분광 영상을 통해 생성된 클래스 별 이진 영상과 전정 영상을

영상 분할을 통해 생성된 클래스 별 이진 영상과의 차이를 시각적으로 판별하기 위해 [그림 5-6], [그림 5-7]에서 동일한 지역에 해당하는 다중분광 영상과 전경 영상에서 영상 분할에 의해 생성된 이진 영상을 비교해 [그림 5-8]에 나타 내었다.



(a) 실험지역 1



(b) 실험지역 1 Blue 밴드 5번 클래스



(c) 실험지역 1 전경 영상 3번 클래스



(d) 실험지역 2 확대 영상



(e) 실험지역 2 Blue 밴드 6번 클래스



(f) 실험지역 2 전경 영상 6번 클래스

[그림 5-8] 영상 분할을 통한 Blue 밴드 이진 영상과 전경 영상의 이진 영상 비교

[그림 5-8]에서 보듯이 동일 지역임에도 불구하고 다중분광 영상을 분할한 이진 영상이 좀 더 넓고 균일한 지역을 포함하고 있음을

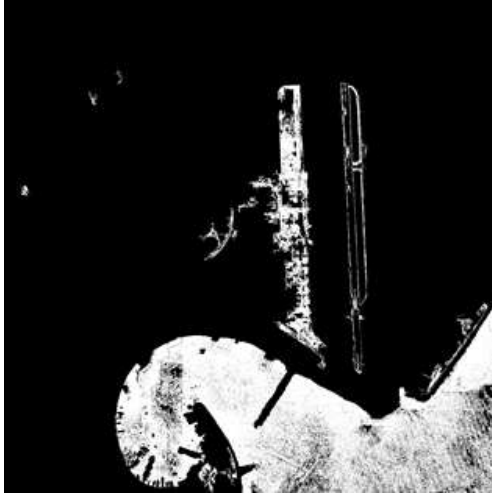
확인 할 수 있다. [그림 5-8]의 실험 영상 1의 경우 활주로 부근에서 전체적으로 Blue 밴드를 영상 분할하여 생성한 이진 영상이 전정 영상에 비해 효과적으로 추출될 뿐만 아니라 가운데 항공기 주변 역시 잘 둘러싸고 있다. 또한 실험 영상 2의 경우도 마찬가지로 항공기가 존재하는 공항 부근에서 Blue 밴드를 영상 분할해 생성한 이진 영상이 전정 영상을 통해 생성된 이진 영상에 비해 훨씬 더 넓은 영역으로 추출 되었을 뿐만 아니라 항공기 주변을 잘 둘러싸고 있다. 따라서 다중 분광 영상을 통한 영상 분할 결과가 항공기가 존재하는 배경 이미지를 훨씬 더 효과적으로 생성할 수 있음을 확인 했다.

앞의 과정에서 각 밴드별로 추출한 이진 영상을 통해 배경 이미지를 생성하기 위해 5.1절에서 생성한 표적 후보군 영상과 인접 관계를 계산하였다. 5.1절에서 생성한 표적후보군 영상은 항공기를 포함하는 동시에 항공기 외에 다양한 객체를 포함하고 있다. 이 중 크기가 매우 큰 객체는 표적 후보군 영상과 클래스별 생성한 이진 영상들 사이에 중첩 관계를 계산할 시 표면적이 넓어 너무 많은 픽셀이 중첩이 되는 문제점이 있다. 따라서 첫 단계에서 생성한 표적후보군 영상에서 크기가 4,500 픽셀 이상인 객체는 제거했다.

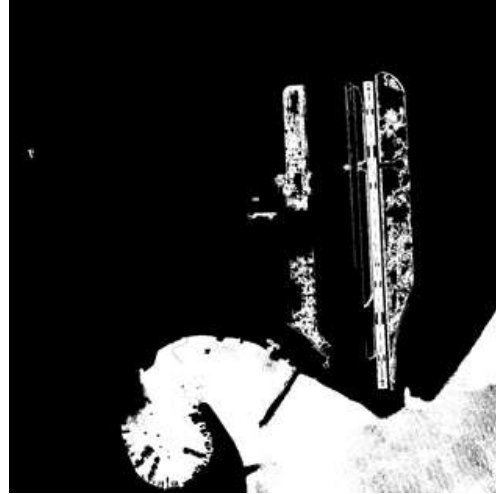
이후 밴드의 클래스 별로 생성한 32장의 이진 영상과의 인접 관계를 계산하기 위해서 4,500 픽셀 이상의 객체를 제거한 영상에 버퍼를 적용하여 버퍼 영상을 생성하였다. 이 때 버퍼는 항공기 인접한 그림자와, 항공기 및 항공기 주변 배경에서 급격한 변화가 결과에 영향을 미치지 않을 만큼의 충분한 윈도우 사이즈인 5×5 윈도우(window)를 이용하여 버퍼 영상을 생성했다. 이후 버퍼 영상에서 각각의 객체들을 레이블링을 하여 각 밴드의 클래스 별 이진 영상마다 객체별로 이진 영상과 중첩되는 픽셀의 수를 계산하여 이진 영상 내에서 가장 많이 겹치는 픽셀의 수를 구하였고, 클래스 별 이진 영상에서 이 값의 50% 이상이 되는 세그먼트(segment)들을 배경 이미지 후보군으로 간주하여 이를 추출하여, 각 밴드별로 이 결

과를 합쳐 총 4장의 배경 이미지 후보군 영상을 생성하였다.

[그림 5-9]와 [그림 5-10]은 제안한 방법을 통해 각 실험지역 1, 2에 대한 배경 이미지 후보군을 나타낸 것이다. 실험지역 1의 [그림 5-9]의 경우 공통적으로 모든 밴드에서 공항 외에도 수계 영역이 추출된 것을 확인할 수 있다. 이는 바다에 존재하는 선박이 항공기와 동일 클래스에 포함되면서 선박에 의해 수계 역시 추출된 것으로 판단할 수 있다. 실험지역 2의 [그림 5-10]의 경우 역시 공항 외에도 일부 도로 등이 포함되는 것을 확인할 수 있다. 이 역시 도로 위에 많은 차량들이 항공기와 동일한 클래스로 포함되면서 도로영역에 중첩되는 픽셀 수가 많아 일부 도로들이 추출되었다.



(a) Blue 밴드의 배경 이미지 후보군 생성 결과



(b) Green 밴드의 배경 이미지 후보군 생성 결과

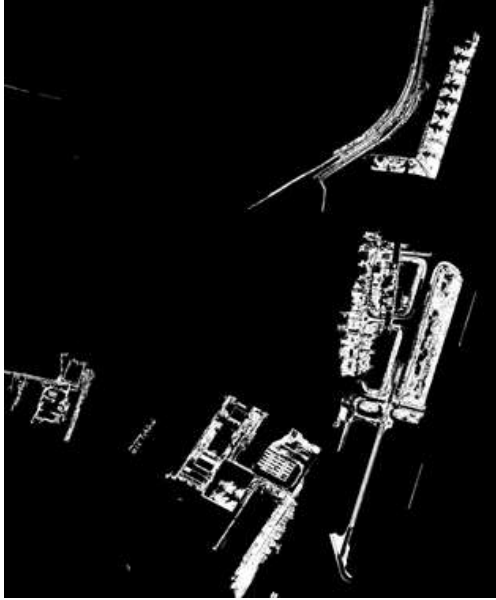


(c) Red 밴드의 배경 이미지 후보군 생성 결과



(d) NIR 밴드의 배경 이미지 후보군 생성 결과

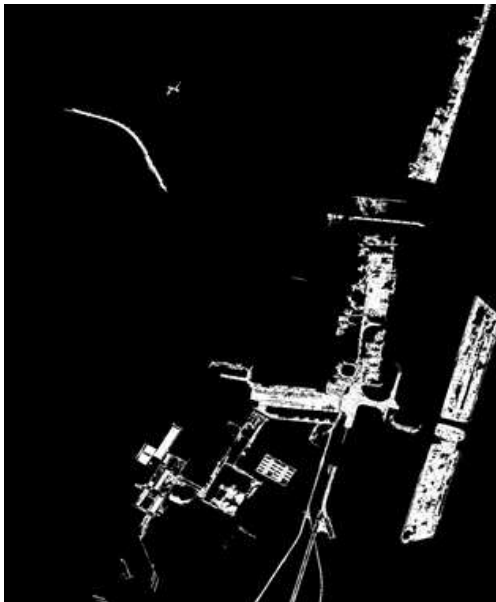
[그림 5-9] 실험지역 1의 배경 이미지 후보군 생성 결과



(a) Blue 밴드의 배경 이미지 후보군 생성 결과



(b) Green 밴드의 배경 이미지 후보군 생성 결과



(c) Red 밴드의 배경 이미지 후보군 생성 결과

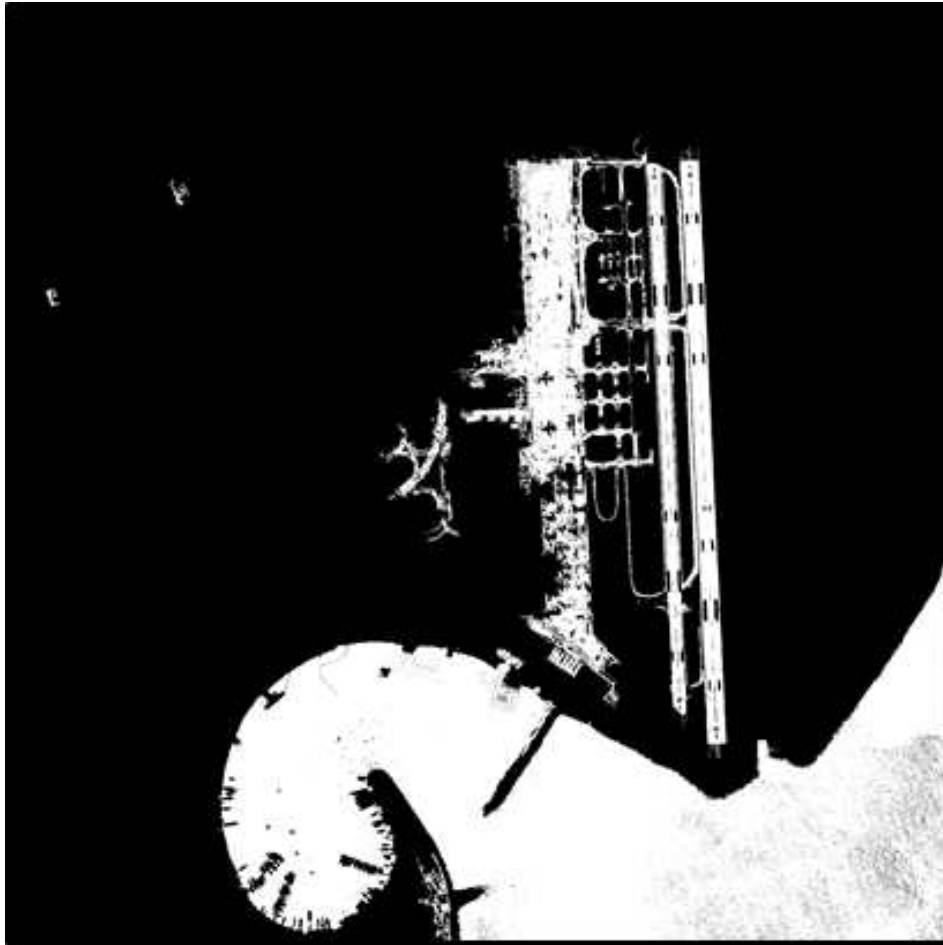


(d) NIR 밴드의 배경 이미지 후보군 생성 결과

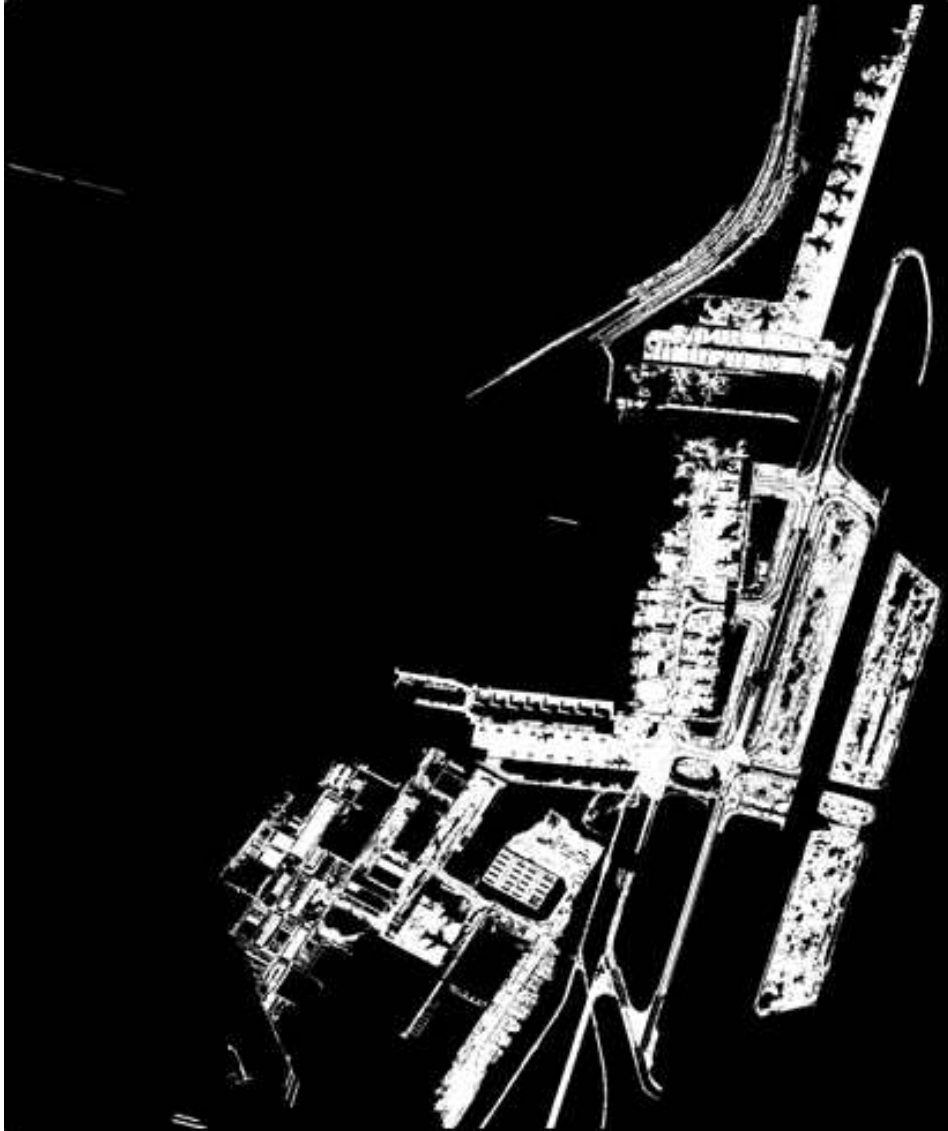
[그림 5-10] 실험지역 2의 배경 이미지 후보군 생성 결과

각 밴드별로 추출한 배경 이미지 후보군의 경우 공통적으로 모든 밴드에서 배경 이미지 후보군으로 추출된 세그먼트들도 있지만 밴

드의 특성에 따라 다른 밴드에서는 추출되지 않은 세그먼트들 또한 존재한다. 이는 각 밴드별로 영상 분류를 수행한 결과에 의해 개별 밴드 내에서 추출된 것으로 이들 모두를 배경 이미지로 정의하고 배경 이미지를 생성하는 것은 한계가 있다. 따라서 4개의 각 밴드별 배경 이미지 후보 영상들 중에서 최소 2개 이상의 밴드에서 공통적으로 추출된 세그먼트들을 배경 이미지로 정의하여 최종 배경 이미지로 추출하였고, 그 결과는 [그림 5-11]과 같다.



(a) 실험지역 1



(b) 실험지역 2

[그림 5-11] 최종 배경 이미지 생성 결과

[그림 5-11] (a)의 실험지역 1은 공항 외에도 수계, 도로의 일부가 4개에 밴드 중 2개 이상의 밴드에서 공통적으로 존재해 최종 배경 이미지로 추출 되었으며, [그림 5-11] (b)의 실험지역 2 역시 공항 외에 일부 도로가 최종 배경 이미지로 추출이 되었다. 하지만 항공기와 인접해 있는 공항 역시 효과적으로 배경이미지로 추출되었기 때문에 첫 단계에서 배경 이미지를 통해 항공기는 그대로 보존하면

서 배경 이미지 내에 존재하지 않는 비 표적 객체들을 효율적으로 제거 할 수 있다.

최종적으로 추출한 배경 이미지는 항공기를 포함하는 것이 아닌 항공기에 인접한 배경 이미지이다. 따라서 배경 이미지를 활용하여 항공기를 추출하기 위해 최종 생성한 배경 이미지에 10×10의 윈도우를 사용하여 버퍼 영역을 생성하고 이미지 필링(filling) 필터를 이용하여 홀(hole)을 채웠다. 배경 이미지를 생성하기 위해 표적 후보군 영상에는 5×5의 윈도우를 사용하여 인접관계를 계산하였으나, 배경 이미지를 통한 비 표적 객체를 제거하는 것은 항공기 세그먼트를 확실하게 포함해야하기 때문에 초기에 배경 이미지를 생성하기 위해 사용한 윈도우보다 2배 큰 윈도우를 사용하였다. 배경 이미지를 통해 비 표적 객체들을 제거한 제 2 표적 후보군 영상 생성의 결과는 [그림 5-12]와 같이 나타내었다.



(a) 실험지역 1



(b) 실험지역 2

[그림 5-12] 제 2 표적 후보군 영상 생성 결과

5.3. NCC 알고리즘을 이용한 템플릿 매칭 결과

두 번째 단계에서 배경 이미지를 통해 비 표적 객체들을 제거했지만 배경 이미지 내에도 여전히 항공기 외에 항공기와 밝기값이 비슷해 동일 클래스로 분류된 객체들이 많이 남아있다. 따라서 세 번

째 단계에서는 템플릿을 생성하고 NCC 알고리즘을 통해 템플릿 영상과 두 번째 단계에서 생성한 제 2 표적 후보군 영상과 유사도를 측정하여 객체들 사이에서 최종 항공기를 탐지하고자 하였다. 두 번째 단계를 거치지 않고 첫 번째 단계의 표적 후보군 생성 결과에서 템플릿을 생성하고 유사도를 계산해 템플릿 매칭을 수행 할 수도 있지만 이럴 경우 계산량이 증가하고 항공기와 비슷한 형태의 객체로 인한 오탐지 비율이 증가할 수 있는 문제점이 있다. 따라서 배경 이미지를 통해 비 표적 객체를 제거함으로써 유사도를 측정할 수 있는 범위를 줄여 계산시간을 단축시키고 오탐지 비율을 감소시키고자 하였다.

NCC 알고리즘은 찾고자하는 객체의 템플릿을 생성하여 템플릿 영상과 탐색 영상 사이의 공분산을 구하고, 이를 각각의 표준편차를 나눠 유사도를 계산하여 객체를 탐지하는 알고리즘이다. NCC 알고리즘은 템플릿 매칭에서 처리 속도가 빠르고, 알고리즘 구성이 간단하여 가장 쉽게 사용할 수 있는 알고리즘 중 하나이지만, 스케일과 회전 변화에는 적용하기 힘들다는 한계가 있다.

본 연구에서는 스케일에 대한 문제를 해결하기 위해 영상 융합한 다중분광 영상에서 직접 각 실험지역에서 직접 템플릿을 구성하여 실험 영상에서의 항공기와 동일한 스케일의 템플릿을 구성하였다. 템플릿은 실험 영상에 존재하는 항공기들의 크기와 형태를 대표할 수 있는 것으로 서로 미세한 모양의 차이가 있더라도 항공기의 크기가 같으면 하나의 템플릿으로 선택하였다. 반면, 크기가 비슷한 항공기더라도 날개의 형태와 각도가 다르면 이는 다른 항공기로 가정하여 각각 따로 템플릿을 구성하였다.

실험지역 1의 템플릿 구성 결과는 [그림 5-13], 실험지역 2의 템플릿 구성 결과는 [그림 5-14]에 나타내었다. 실험지역 1의 경우 리우 데자네이루의 국내 공항으로 크기가 큰 항공기부터 작은 경비행기까지 존재한다. 이에 따라 실험지역에서 구성한 템플릿은 중간 사이즈의 항공기부터 작은 사이즈의 항공기 까지 존재한다. 실험지역 1

의 템플릿 영상의 윈도우 크기는 템플릿 1부터 각각 60×65 픽셀, 40×45 픽셀, 35×40 픽셀, 25×35 픽셀로 구성하였다.

실험지역 2의 경우 요하네스버그의 국제공항으로 실험지역 1에 비해 다소 큰 항공기가 존재하고 이에 따라 실험지역에서 구성한 템플릿은 실험지역 1에 비해 큰 항공기였다. 실험지역 2의 템플릿 영상의 윈도우 크기는 템플릿 1부터 각각 155×145 픽셀, 80×80 픽셀, 55×45 픽셀, 35×40 픽셀로 구성하였다.



(a) 템플릿 1



(b) 템플릿 2



(c) 템플릿 3



(d) 템플릿 4

[그림 5-13] 실험지역 1의 템플릿 이미지 생성 결과



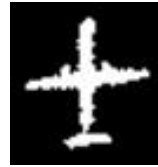
(a) 템플릿 1



(b) 템플릿 2



(c) 템플릿 3



(d) 템플릿 4

[그림 5-14] 실험지역 2의 템플릿 이미지 생성 결과

위 단계에서 구성한 템플릿으로 인해 스케일 변화에 대한 문제는 해결하였지만 여전히 회전에 대한 문제는 해결하지 못했다. 따라서 회전에 대한 문제는 [그림 5-13]과 [그림 5-14]와 같이 구성한 템플릿을 직접 회전 시켜가며 각각의 회전각에 대한 유사도를 계산해서 해결했다. 각각의 템플릿은 360°를 기준으로 10° 간격의 회전각을 설정하여 총 36개의 회전에 대한 유사도를 측정하였다. [그림 5-15]와 [그림 5-16]은 각 실험 지역의 템플릿 1에 대한 90°, 180°, 270°로 회전한 템플릿 영상의 결과를 나타낸 것으로, 템플릿 영상을 회전하면서 보간법으로 픽셀을 채워 넣기 때문에 비행기 날개 끝 부분 및 꼬리부분의 에지(edge) 픽셀에서 조금 어긋나거나 모양이 틀어진 부분이 존재하지만 실험결과에 영향을 미치는 정도의 오차는 아니라고 판단하였다.



(a) 템플릿 1



(b) 템플릿 1 90° 회전



(c) 템플릿 1 180° 회전



(d) 템플릿 1 270° 회전

[그림 5-15] 실험지역 1의 템플릿 1 이미지 회전 결과



(a) 템플릿 1



(b) 템플릿 1 90° 회전



(c) 템플릿 1 180° 회전

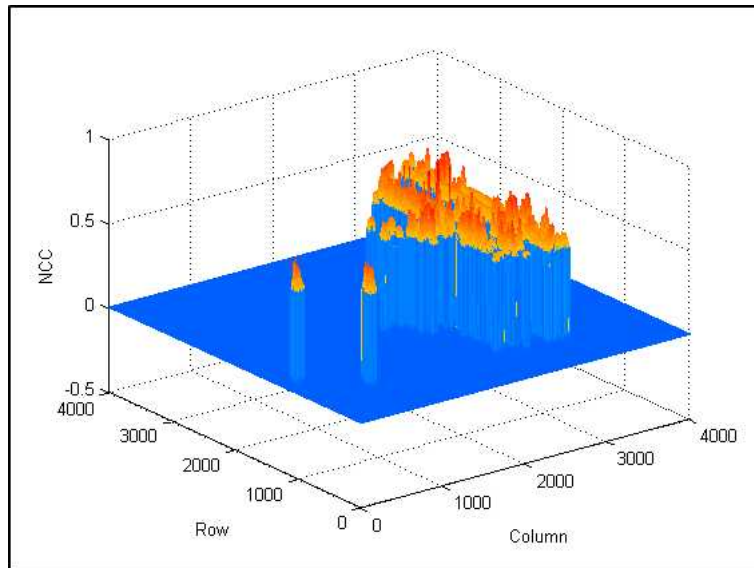


(d) 템플릿 1 270° 회전

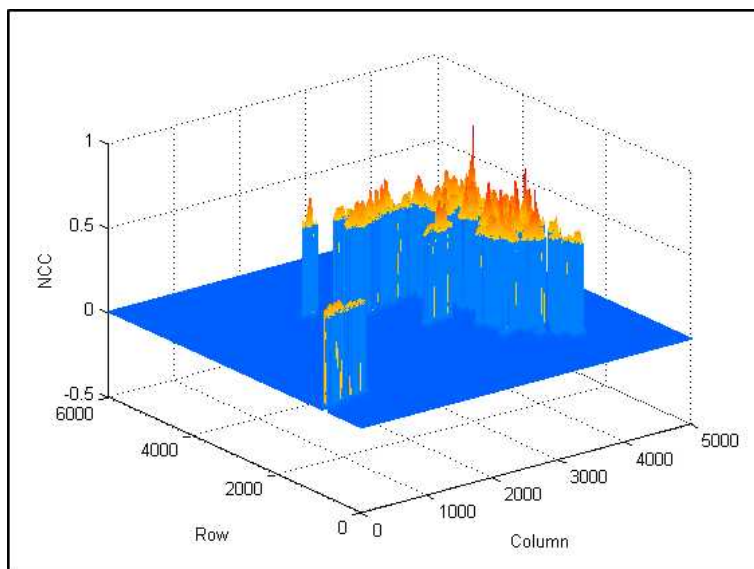
[그림 5-16] 실험지역 2의 템플릿 1 이미지 회전 결과

이와 같이 각 템플릿마다 10°씩 회전한 템플릿을 바탕으로 각 화소 별로 36개의 유사도를 계산하고 계산된 유사도 값 중 제일 큰 유사도를 가지는 값과 그 때의 템플릿의 회전각을 구하여 템플릿 매칭에 사용하였다. [그림 5-17]은 10° 간격으로 구한 36개의 유사도 결과들 중 최대값을 갖는 유사도를 각 화소에 대해 재구성한 것으로 각각에 실험지역에 대해 템플릿 1을 통해 NCC 알고리즘으로부터 생성된 유사도를 나타낸다. [그림 5-17]에서 볼 수 있듯이 두 실험 지역 모두 유사도가 높은 지역이 몰려 있고, 이 지역은 항공기가

존재하는 좌표와 일치한다. 이는 배경 이미지를 통해 비 표적 객체를 제거해 배경 이미지 내에만 항공기 후보군이 존재하기 때문에 그 주변에서 높은 유사도 값을 갖는다고 해석할 수 있다.



(a) 실험지역 1



(b) 실험지역 2

[그림 5-17] 템플릿 1을 활용하여 생성한 최대 NCC 유사도

앞서 구한 유사도를 바탕으로 최종 항공기를 탐지하기 위해서 템

플릿 매칭을 수행하였다. 일반적으로 NCC 알고리즘을 통한 템플릿 매칭은 유사도가 0.8이상인 경우를 동일 객체로 판단하여 영상 내에서 목표 표적을 찾는다. 본 연구에서는 첫 단계에서 PSO 알고리즘으로 영상을 분할 시 그림자의 영향 등에 의해 항공기 본체가 손실되고, 일부 날개 및 꼬리 부분이 역시 손실되었기 때문에 NCC 알고리즘을 통한 유사도 값이 0.75 이상인 경우에 항공기로 탐지했다. 반면 NCC 유사도 측정은 각 템플릿 마다 개별적으로 측정된 것이기 때문에 2개 이상의 템플릿에서 계산된 유사도가 0.75의 임계값을 만족하는 경우, 템플릿들 중 가장 유사도가 높은 값의 템플릿을 해당 세그먼트의 항공기로 간주하여 탐지하였다.

화소기반 영상 분할 기법인 PSO 알고리즘을 통해 이진 영상의 표적후보군 생성 시 그림자의 영향으로 항공기 본체 일부가 손실되거나 항공기의 날개, 꼬리 부분 역시 탐지되지 않는 부분이 있고, 따라서 템플릿 매칭을 하여 항공기의 위치를 탐지하더라도 완벽한 항공기 모양의 세그먼트가 형성되지 않는 문제점이 있다. 이를 해결하기 위해 템플릿 매칭 시 항공기로 탐지된 화소는 그 화소를 중심으로 하여 탐지된 템플릿을 바탕으로 하여 항공기의 형상을 재구성하였다.

[그림 5-18]과 [그림 5-19]는 각 실험지역 별 최종 항공기를 탐지한 결과이다. 실험지역 1의 경우 비교적 좁은 지역에 항공기가 분포해 한 장의 확대영상으로 최종 결과를 나타냈지만, 실험지역 2의 경우 상대적으로 공항이 크고 항공기가 여러 곳에 존재해서 영상을 두 개로 나누어 [그림 5-19] (a), [그림 5-19] (b)와 같이 최종 결과를 나타내었다. 실험 결과에서 보듯이 본 연구에서 제시한 알고리즘을 사용 시 두 개의 실험지역 모두 대부분의 항공기를 효과적으로 탐지하였음을 알 수 있다. 또한 항공기의 위치를 탐지하는 것에서 나아가 항공기가 탐지된 위치에 탐지된 템플릿을 통해 항공기의 형상을 재구성함으로써 하나의 완벽한 항공기를 탐지할 수 있었다.

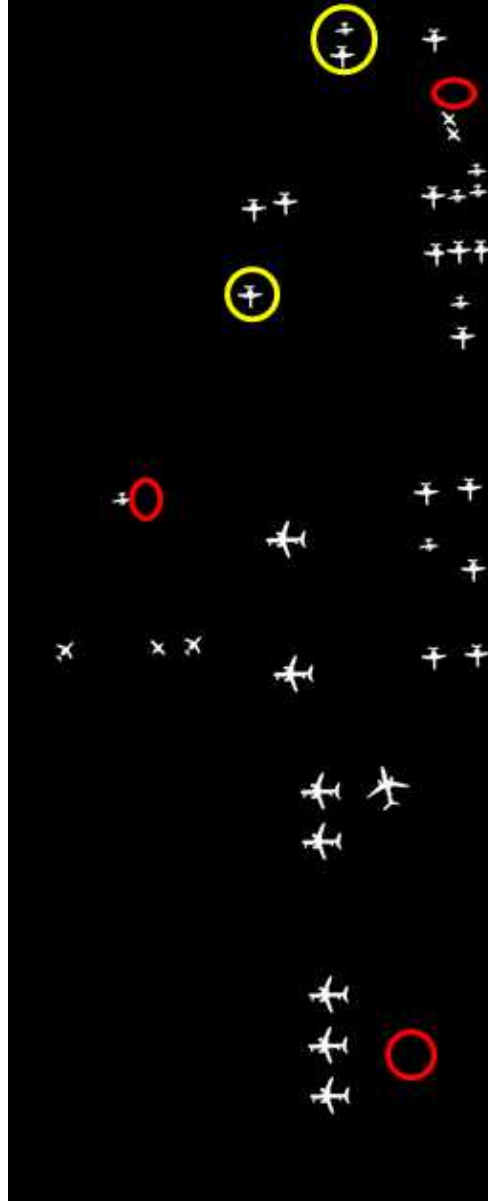
대체적으로 두 실험지역 모두 효과적으로 항공기를 탐지했지만 일

부 항공기가 누락되거나, 과 추출 되는 오차가 발생하였다. 최종 탐지 결과 영상에서 빨간 원은 누락 탐지, 노란 원은 오탐지를 의미한다. 누락 탐지의 원인은 크게 두 가지로 분석 할 수 있다. 첫 번째 원인은 배경 이미지에 포함되지 않은 경우로, [그림 5-19]의 (c)와 (d)에서 빨간 원은 항공기가 탐지되어야 하는 부분을 의미한다. 해당 지역의 항공기는 첫 번째 단계에서 원활하게 표적 후보군 영상으로 생성되었지만 두 번째 단계인 배경이미지 생성 단계에서 항공기 주변에서 일정한 화소값을 갖는 영역이 부족했기 때문에 원활하게 배경이미지로 생성되지 못했고, 이에 따라 배경이미지에 속하지 않는 비 표적 객체로 간주되어 최종 항공기로 탐지되지 않았다. 또 다른 원인은 첫 단계에서 추출한 표적 후보군 영상에서 항공기가 그림자에 의해 완전히 추출되지 않았거나 항공기에 강한 도색으로 인해 표적 후보군 단계에서 항공기의 많은 부분이 표적 후보군 영상에 포함되지 않았기 때문이다. 특히 [그림 5-18] 우측 상단의 누락 탐지의 경우 항공기의 많은 부분이 표적 후보군 영상으로 포함되지 않았기 때문에 템플릿 매칭에서 낮은 유사도를 보였다. 또한 [그림 5-18]의 중간부분의 누락 탐지의 경우 항공기 한 대가 어두운 진한 도색으로 되어 있었기 때문에 처음 표적 후보군 영상에 대부분이 포함이 되지 않아서 최종 항공기로 탐지되지 못했다.

오탐지의 경우 가장 큰 원인은 첫 단계에서 표적 후보군 영상을 생성 시 항공기와 밝기값이 유사한 객체들이 표적 후보군 영상에 포함되어 이 세그먼트들이 NCC 알고리즘을 통한 유사도 분석 시 높은 유사성을 보였고 이 때문에 항공기로 추출된 경우이다. 오탐지의 경우 항공기가 존재하는 공항의 콘크리트, 공항 터미널의 탑승구가 주를 이루었다.



(a) 활주로 확대 실험 영상

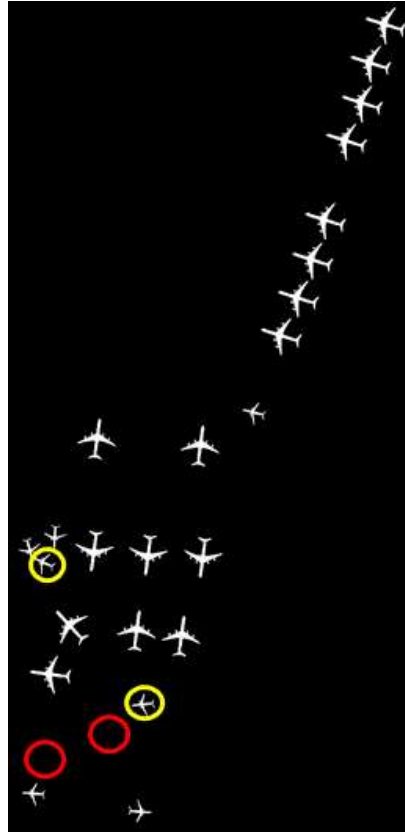


(b) 동일 지역 항공기 탐지결과 영상

[그림 5-18] 실험지역 1의 최종 항공기 탐지 결과;
 빨간 원- 누락 탐지, 노란 원- 오탐지



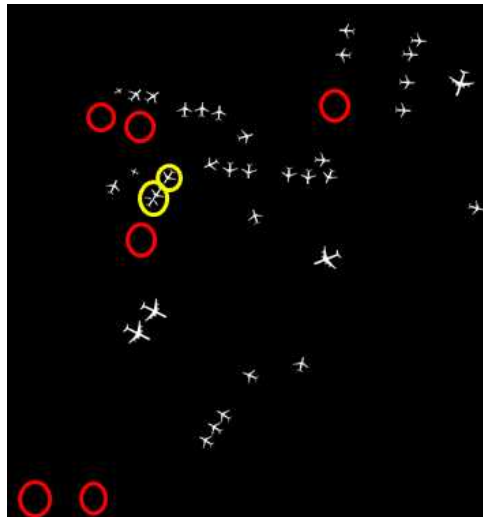
(a) 활주로 확대 실험 영상 1



(b) 동일 지역 항공기 탐지결과 영상 1



(c) 활주로 확대 실험 영상 2



(d) 동일 지역 항공기 탐지결과 영상 2

[그림 5-19] 실험지역 2의 최종 항공기 탐지 결과;
빨간 원- 누락 탐지, 노란 원- 오탐지

[그림 5-20]과 [그림 5-21]은 각 실험지역의 항공기 탐지 결과를 좀 더 확대한 영상으로 실제 항공기 탐지 결과를 원 영상과 비교해 항공기 방향의 일치성을 확인하고, 템플릿 영상을 통해 탐지된 위치를 기준으로 항공기의 형상을 재구성하면서 동일한 항공기 종류로 탐지되었는지 확인하였다. [그림 5-20]과 [그림 5-21]에서 볼 수 있듯이 본 연구에서 회전간격을 10° 로 설정했지만 탐지된 항공기는 실험영상의 항공기와 방향이 같음을 확인 할 수 있다. 영상 내에서 같은 템플릿을 사용하는 동시에 회전각을 통해 최대의 유사도를 갖는 화소를 찾고 이때의 회전각을 구해 해당 템플릿을 최대 유사도를 갖는 각으로 회전시켜 항공기의 형상을 재구성했기 때문에 실험영상과 동일한 방향으로 항공기가 탐지되는 것을 확인 할 수 있다.

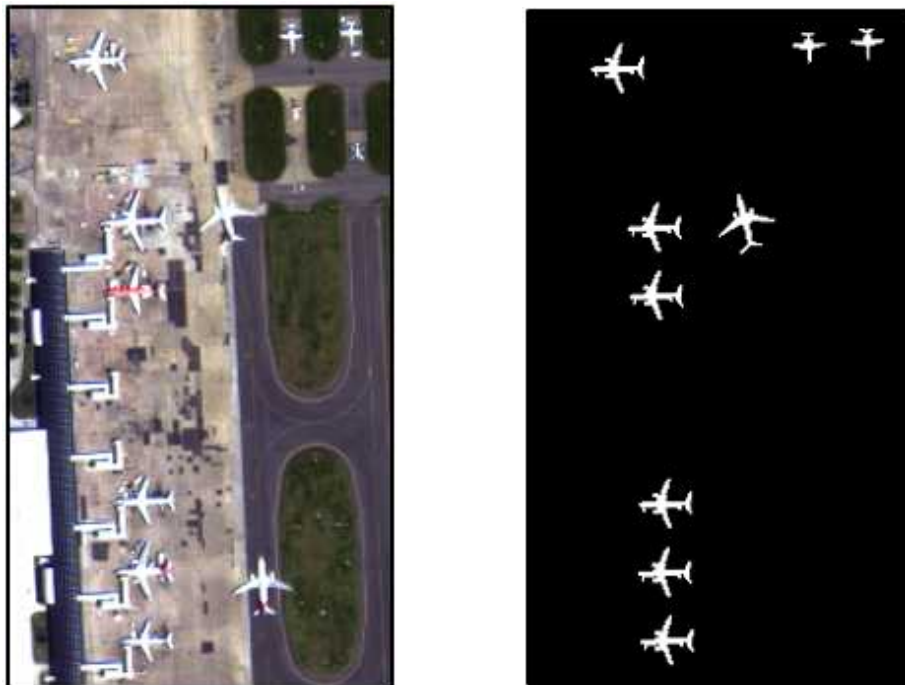
[그림 5-22]는 표적 후보군 영상에서의 항공기와 템플릿을 통해 항공기의 형상을 재구성한 것을 비교한 그림이다. [그림 5-22]의 (b)와 (e)의 표적 후보군의 영상에서는 항공기 본체와 날개 부분에 항공기 본체의 그림자로 인해 손실되어 있는 것을 확인할 수 있고, 항공기 날개 및 꼬리 부분은 다른 클래스로 분류되어 날개와 꼬리 일부가 손실되어 있는 것을 확인할 수 있다. 하지만 그림 [5-22]의 (c)와 (f)에서는 동일한 지역에서의 항공기의 형태가 완전한 하나의 항공기 객체로 재구성되어 있는 것을 확인할 수 있다. 템플릿 매칭 시 유사도를 기반으로 위치를 탐지하는 것에서 나아가 템플릿을 통해 항공기의 형상을 재구성함으로써 항공기에 크기 및 종류에 대한 정보를 확인할 수 있다.

또한 [그림 5-22]의 (b)와 (e)에는 항공기 외에 다른 객체들 역시 포함되어 있는 것을 확인할 수 있다. 하지만 항공기 외에 객체들은 템플릿 매칭을 통한 최종 항공기 탐지 시 템플릿과의 유사도가 낮았기 때문에 탐지되지 않은 것을 [그림 5-22]의 (c)와 (f)에서 확인할 수 있다.

한편 일부 크기가 작은 비행기는 탐지 결과 항공기의 머리 방향과 꼬리 방향이 실험영상과는 반대로 재구성되는 경우가 있었는데 이

는 항공기가 매우 작고 머리 부분과 꼬리부분이 날개를 중심으로 대칭형 구조를 이루기 때문에 실험영상과 180° 반대로 항공기가 탐지되었다고 판단된다.

또한 [그림 5-21] (a)의 경우 실험영상에서 일부 항공기는 엔진이 2개이고 일부 항공기는 엔진이 4개인 것을 확인할 수 있다. 하지만 [그림 5-21] (b)에서는 항공기 엔진이 모두 4개인 항공기가 탐지되었음을 확인할 수 있다. 이는 최초 템플릿을 구성할 때 두 항공기의 크기와 날개의 위치가 비슷했고 유일한 차이는 엔진의 개수라고 판단해 엔진의 개수가 4개인 항공기만을 템플릿으로 구성했고 이를 통해 유사도를 측정했기 때문이다. 이러한 문제는 항공기를 탐지할 공항의 정보와 그 공항에서 운항되는 항공기의 기종을 사전에 파악하여 항공기 모델 별 템플릿을 사전에 구성한다면 본 연구에서 제시한 알고리즘을 통해 항공기를 탐지한다면 충분히 개선될 수 있다.

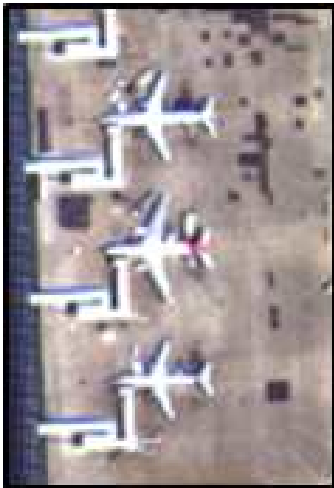


(a) 항공기 부근의 확대 실험 영상 (b) 동일 지역 탐지 결과 영상

[그림 5-20] 실험지역 1의 항공기 부분 확대 최종 탐지 결과



(a) 항공기 부근의 확대 실험 영상 (b) 동일 지역 탐지 결과 영상
[그림 5-21] 실험지역 2의 항공기 부분 확대 최종 탐지 결과



(a) 실험영상



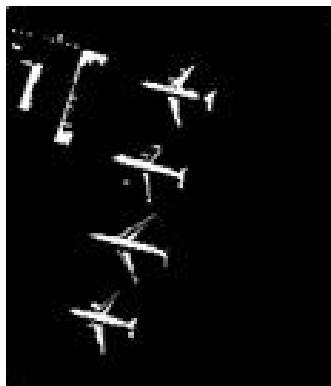
(b) 표적 후보군 영상
실험지역 1



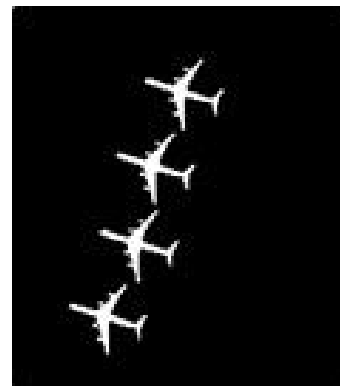
(c) 최종 탐지 영상



(d) 실험영상



(e) 표적 후보군 영상
실험지역 2



(f) 최종 탐지 영상

[그림 5-22] 표적 후보군 영상과 최종 탐지 결과 영상 비교

5.4. 정확도 평가

본 연구에서 제안한 알고리즘을 통해 최종 탐지한 항공기는 참조 자료를 통해 2×2 오차행렬로 그 정확도를 평가하였다. 참조자료는 실험영상에서 시각적인 판독을 통해 항공기 객체들을 디지털화하여 구성하였다. 항공기를 탐지하기 위한 정확도 평가는 크게 두

가지로 나누어 실시하였다. 첫 번째는 최종 탐지된 항공기가 모양과 방향에 관계없이 정확한 위치에 탐지가 이루어 졌는지를 판단하기 위한 정확도를 분석하였고, 두 번째는 동일한 위치에서 최종적으로 재구성한 항공기의 형태가 실험영상의 항공기 형태와 다르거나 방향이 다른 경우도 오차로 포함하여 얼마나 정확하게 항공기를 탐지했는지에 대한 정확도를 분석하였다.

첫 번째로 탐지한 항공기의 탐지 위치에 관한 실험지역 1의 오차행렬은 [표 5-2]와 같이, 실험지역 2의 오차행렬은 [표 5-3]와 같이 나타내었다. 이를 바탕으로 각 실험지역에서 정확률(p), 재현율(r), F-measure의 값을 각 표 아래 나타내었다. 실험지역 1은 사용자 정확도와 같은 의미인 정확률, 생산자 정확도와 같은 의미인 재현율, F-measure의 값 모두 0.9143으로 나타났다. 실험 지역 1의 경우 전체 항공기 수는 35대였고, 누락 탐지, 오탐지가 모두 각각 3대씩이었다. 5.3절에서도 간단히 언급 했듯이 누락탐지의 경우 2대는 항공기에 도색이 심해 첫 번째 단계에서 표적 후보군 영상에 포함되지 않았고, 1대는 배경 이미지 내에 포함되지 않아 탐지 되지 않았다. 포함 오차의 경우 3대 모두 첫 번째 단계에서 공항 바닥이 표적 후보군에 포함됨과 동시에 항공기와 유사한 모양으로 세 번째 단계에서 유사도 분석 시 0.75보다 높게 계산되어 항공기로 탐지 되었다.

실험지역 2의 경우 정확률은 0.9167, 재현율은 0.8730, F-measure는 0.8943으로 나타났다. 실험 지역 2의 경우 전체 항공기는 63대였고, 누락탐지는 8대 오탐지는 5대였다. 누락탐지의 경우 2대는 첫 단계에서 표적 후보군 영상 생성 시 그림자로 인해 항공기의 본체에 많은 부분이 표적 후보군 영상으로 포함되지 않았으며, 동시에 날개 및 꼬리 부분 역시 동일 클래스로 분류 되지 않아 표적 후보군에 포함되지 않았다. 또한 다른 2대는 항공기에 도색이 심해 첫 번째 단계에서 표적 후보군에 포함되지 않았으며. 나머지 4대는 배경 이미지에 포함되지 않았기 때문에 최종적으로 탐지가 되지 않았다. 오탐지의 경우에는 항공기 탑승구 및 주변 지형이 항공기와 비

슷한 밝기값을 가져 첫 번째 표적 후보군 영상 생성 시 동일 클래스로 포함되었으며, 이로 인해 세 번째 단계에서 NCC 알고리즘 유사도 분석 시 0.75 이상의 값을 갖기 때문에 항공기로 탐지되었다. 전체적으로 제안한 알고리즘은 항공기를 탐지 시 최소 87%의 항공기를 탐지할 수 있기 때문에 매우 효율적이라고 판단된다.

[표 5-2] 실험지역 1의 항공기 탐지 위치 정확도의 2×2 오차행렬

Unit(number of objects)		Reference data	
		Airplane	Non-airplane
Airplane detection result	Airplane	32	3
	Non-airplane	3	-

$p = 0.9143, r = 0.9143, F\text{-measure} = 0.9143$

[표 5-3] 실험지역 2의 항공기 탐지 위치 정확도의 2×2 오차행렬

Unit(number of objects)		Reference data	
		Airplane	Non-airplane
Airplane detection result	Airplane	55	5
	Non-airplane	8	-

$p = 0.9167, r = 0.8730, F\text{-measure} = 0.8943$

본 연구에서 제시한 알고리즘을 통한 항공기 탐지 방법은 효과적임을 위에 정확도 평가에서 확인했다. 하지만 본 연구에서 제안한 템플릿 매칭은 각 실험지역에서 4개의 템플릿을 회전시켜가며 유사도를 분석하는 것으로 크기가 비슷한 템플릿 사이에서 유사도 계산 시 실험영상과 다른 템플릿이 매칭 될 수 있다. 또한 템플릿을 회전시켜 가며 유사도를 계산 해 가기 때문에 날개가 항공기 정중앙에 위치해 날개를 중심으로 항공기의 머리와 꼬리 부분사이의 비가 유사하면 항공기가 반대 방향으로 탐지될 수 있다. 따라서 두 번째 정확도 평가에서는 템플릿의 형태와 회전의 오차요소들을 고려하여

정확도 평가를 수행하였고, 이 결과를 바탕으로 각 실험지역에 대해 오차행렬을 구성하여 [표 5-4], [표 5-5]에 나타내었다. 템플릿 형태 및 회전 일치여부에 관한 오탐지를 오차로 포함시킨 경우 처음의 항공기 탐지 위치를 기반으로 한 정확도 보다 약 10%정도 씩 감소한 정확도를 보였으나, 전체적으로 모든 정확도가 77%이상의 탐지 결과를 보였다.

[표 5-4] 실험지역 1에서 항공기 형태와 회전을 고려한 2×2 오차행렬

Unit(number of objects)		Reference data	
		Airplane	Non-airplane
Airplane detection result	Airplane	27	8
	Non-airplane	8	-

$p = 0.7714, r = 0.7714, F\text{-measure} = 0.7714$

[표 5-5] 실험지역 2에서 항공기 형태와 회전을 고려한 2×2 오차행렬

Unit(number of objects)		Reference data	
		Airplane	Non-airplane
Airplane detection result	Airplane	49	11
	Non-airplane	14	-

$p = 0.8167, r = 0.7778, F\text{-measure} = 0.7968$

실험지역 1의 경우는 총 35대의 항공기중 27대가 탐지되어 첫 번째 정확도 평가보다 5대가 적게 탐지되었다. 5대의 오차 중 1대는 [그림 5-23]과 같이 템플릿 유사성에 의한 오차였다. 템플릿의 경우 10° 간격으로 회전하면서 최대 유사도를 찾기 때문에 회전 시 화소 재배열 과정에서 날개, 본체, 꼬리의 일부 부분에서 영상의 틀어짐이 발생 할 수 있고 이로 인해 유사한 모양의 템플릿 사이에서 유사도 값의 차이가 발생할 수 있다. 또한 본체, 날개 등에서 그림자.

밝기값의 차이 등으로 인해 표적후보군 추출과정에서 미추출된 부분 역시 유사도 값 계산 시 유사도 계산에서 차이가 발생 할 수 있다. [그림 5-23] (c)의 경우, 이러한 오차의 원인으로 [그림 5-23] (a)와 유사도는 0.8112, [그림 5-23] (b)와 유사도는 0.8071로 최대 유사도가 계산되었기 때문에 [그림 5-23] (d)와 같이 템플릿 2의 모형으로 항공기가 최종 탐지되었다.



[그림 5-23] 실험지역 1의 템플릿 유사성에 의한 오차

실험지역 1의 나머지 4대의 오차의 경우는 동일한 템플릿으로 항공기를 탐지하였으나, 실험 영상과 탐지된 항공기의 방향이 달라서 발생한 오차이다. [그림 5-24] (a)의 경우 템플릿이 항공기의 날개를 중심으로 항공기 머리와 꼬리에서 대칭적 구조를 이루기 때문에 180°로 회전된 형태로 최종 항공기가 추출되었다. [그림 5-24]의 경우 [그림 5-24] (a)의 템플릿 영상이 실험 영상과 동일한 방향에서의 NCC 유사도는 0.8422, 최종 항공기가 탐지된 결과의 방향에서는 0.8465로 근소한 차이로 180° 회전된 모양에서 항공기의 유사도가 더 높게 계산되었다.



(a) 템플릿 4 (b) 실험영상 (c) 탐지결과

[그림 5-24] 실험지역 1의 템플릿 방향에 의한 오차

실험지역 2는 총 63대의 항공기중 49대가 탐지되어 첫 번째 정확도 평가보다 6대가 적게 탐지되었다. 실험지역 2의 경우 6대의 오차 모두 템플릿의 유사성에 의한 오차로 발생하였다. 6대의 오차의 경우 실험지역 1에서 템플릿의 유사성과 동일한 원인으로 오차가 발생하였다고 판단된다. [그림 5-25] (c)의 경우, [그림 5-25] (a)와 유사도는 0.7655, [그림 5-25] (b)와 유사도는 0.7748로 최대 유사도가 계산되었기 때문에 [그림 5-25] (d)와 같이 템플릿 4의 모형으로 항공기가 최종 탐지되었다.



(a) 템플릿 3 (b) 템플릿 4 (c) 실험 영상 (d) 탐지 결과

[그림 5-25] 실험지역 2의 템플릿 유사성에 의한 오차

이외에도 본 연구는 정확도 평가를 위해 기존에 진행된 항공기 탐지 연구들 중 정확도 평가를 수행한 연구와 정확도 평가 결과를 비교하여 본 연구에서 제안된 기법의 우수성을 확인하고자 하였다. 기존에 진행된 항공기 탐지 연구 중 정확도 평가를 수행한 연구는 총 두 개로 이들과 본 연구에서 제안한 기법의 최종 탐지 결과를 비교

하였다. [표 5-6]은 각 연구별로 정확률, 재현율, F-measure를 나타낸 것이다. F-measure의 경우 기존 연구에서는 정확도 평가의 지표로 사용하지 않았지만 사용자 정확도, 생산자 정확도의 값만 알면 추가 가능한 항목이므로 이를 추가하여 비교하였다. 정확도 평가비교를 위한 연구들 중 Kim(2006)은 무감독 분류기법과 통계적 기법을 사용하여 항공기 탐지를 위한 기법을 제안하였고 이를 [표 5-6]에 무감독 분류기법의 항목으로 각각의 정확도를 나타내었다. 또한 Cai and Su(2005)는 고해상도 위성영상의 전정 영상을 대상으로 Circle-Frequency Filter를 사용하여 항공기와 비 항공기 객체 간의 밝기값 빈도수를 계산하여 항공기 탐지를 위한 기법을 제안하였고 이를 [표 5-6]에 CF-Filter의 항목으로 각각의 정확도를 나타내었다. 또한 기존 연구들은 항공기의 위치를 탐지하기 위한 연구를 진행하였기 때문에 본 연구에서도 항공기 위치를 탐지한 정확도 분석 결과를 비교대상으로 사용하였다.

무감독 분류기법은 항공기를 포함하는 사각형 틀을 생성하여 이를 바탕으로 항공기에 해당하는 픽셀의 수의 통계적인 값을 이용하여 항공기를 탐지하였기 때문에 영상 내에서 항공기의 크기가 다른 영상에서는 이를 적용할 수 없다는 한계가 있고, 해당 연구에서도 동일한 크기의 항공기가 존재하는 지역을 실험지역으로 선정하여 연구를 수행했다. 하지만 본 연구에서 제안한 기법은 다양한 크기의 항공기가 존재함에도 불구하고 무감독 분류기법보다 모든 항목에서 더 높은 정확도를 나타내었다.

CF-Filter의 경우 전정영상에 대해 기존에 활용하던 영상 분할 기법 대신 CF-Filter를 활용하여 항공기를 탐지하였고 정확률은 본 연구의 결과 보다 더 높은 결과를 보였고, 재현율과 F-measure의 경우도 실험지역 2보다 높은 결과를 나타내었다. 하지만 CF-Filter에서 사용한 실험영상은 총 65대의 항공기를 8장의 영상으로 나누어 항공기 주변의 공항 일부만을 실험대상으로 나누어 실험을 수행하였기 때문에 CF-Filter의 방법이 효과적이라고 판단하기에는 무리가

있다.

본 연구에서 제안한 기법은 기존 연구에 비해 다양한 크기의 항공기를 탐지함과 동시에 공항 일부가 아닌 공항 전체를 대상으로 항공기를 추출하면서도 기존 연구보다 더 향상되거나 비슷한 수준으로 항공기를 탐지할 수 있음을 확인했다.

[표 5-6] 기존 연구들과 제안한 기법 사이의 정확도 평가 비교

	정확률	재현율	F-measure
무감독 분류기법	0.8974	0.8537	0.8750
CF-Filter	0.9219	0.9077	0.9147
실험지역 1	0.9143	0.9143	0.9143
실험지역 2	0.9167	0.8730	0.8943

6. 결론

본 연구에서는 고해상도 위성영상을 활용하여 비 접근지역의 항공기를 탐지하는 방법론을 제안하였다. 비 접근지역에서 효율적인 항공기 탐지를 위해 본 연구에서의 실험지역은 공항 전체 영역을 포함하는 동시에 다양한 객체들이 존재하도록 구성하였다. 이를 바탕으로 본 연구에서는 표적 후보군 생성, 배경이미지를 통한 비 표적 객체 제거, 템플릿 매칭을 통한 항공기 탐지 및 항공기 형상의 재구성의 세 단계를 통해 항공기를 탐지하기 위한 방법론을 제안하였다.

표적 후보군 생성 단계에서는 각 실험지역을 대상으로 화소기반 영상 분할 기법인 PSO 알고리즘을 통해 영상을 분할하기 위한 적합한 임계값 수를 결정하고, 이를 바탕으로 전경 영상을 영상 분할하여 항공기가 포함되어있는 클래스를 추출하여 이진 표적 후보군 영상을 생성했다.

배경이미지 생성하고 이를 바탕으로 비 표적 객체를 제거하기 위해서 다중분광 영상을 융합하고, PSO 알고리즘을 통해 영상을 분할하여 각 밴드의 모든 클래스에 대해 이진 영상을 생성하였다. 생성된 이진 영상과 첫 단계에서 생성된 표적 후보군의 인접관계를 계산하여 배경 이미지를 생성하였고, 이를 바탕으로 비 표적 객체를 제거한 제 2 표적 후보군을 생성하였다.

마지막 단계에서는 최종적으로 항공기를 탐지하고 항공기의 형상을 재구성하기 위해서 실험영상으로부터 항공기의 크기 및 형태를 대표할 수 있는 최소한의 템플릿을 생성하고 이를 10° 간격으로 총 36개의 템플릿을 구성하여 최대 유사도를 구하여 최종 항공기 위치를 탐지하고 항공기의 형상을 재구성하였다.

제안한 알고리즘은 항공기의 정확한 위치탐지 여부와, 실험영상의 항공기와 재구성된 항공기의 방향 및 형상 일치여부의 두 가지 방법으로 정확도 평가를 수행하였다. 항공기의 정확한 위치 탐지의 여부를 확인하기 위한 정확도 평가에서는 두 실험지역 모두 87% 이상

의 정확도를, 항공기의 방향 및 형상 일치여부를 판단하기 위한 정확도 평가에서는 77% 이상의 정확도를 도출하였다.

본 연구는 항공기 주변의 제한적인 대상 영역에서만 항공기를 탐지하던 기존 연구들에서 나아가 공항 전체를 포함하는 실험영역에 대해 항공기를 탐지하기 위한 방법론을 제시함으로써 시각적 판독을 통해 직접 공항의 일부를 지정해야하는 문제점을 해결하였다. 나아가 제안 기법은 화소기반 분할 기법을 통해 사용자의 주관을 최소화하여 자료의 입력부터 결과 도출까지 일관적인 방식으로 항공기를 탐지 할 수 있는 방법론을 제안하여 비 접근지역에서 효율적으로 항공기 탐지를 할 수 있다는 장점이 있다. 또한 본 연구는 템플릿 매칭을 통해 항공기의 정확한 위치를 탐지하고 손실된 항공기의 형상을 재구성 하여 비 접근지역에서 항공기의 크기 및 종류 등의 좀 더 명확한 정보를 추정할 수 있는 가능성을 제시하였다.

그러나 본 연구에서는 배경이미지 생성 시 중첩된 픽셀값 수의 임계값 선정과 템플릿 매칭 시 유사도의 임계값 선정 과정에서 실험적으로 값을 선정하였기 때문에 다양한 지역에서 항공기 탐지를 자동화하기 위해서는 이를 객관화 할 수 있는 추가적인 연구가 진행되어야 한다고 판단된다.

또한 제안한 기법은 두 개의 실험지역에 적용시켜 제안한 기법의 가능성을 확인 하였다. 하지만 비 접근 지역의 항공기는 공항 외에도 다양한 환경에서 존재하기 때문에 이러한 환경에 대해 본 연구에서 제안한 기법을 적용시켜 신뢰성을 확보할 필요가 있다.

마지막으로, 본 연구에서는 실험영상에서 직접 템플릿을 생성하여 이를 바탕으로 템플릿 매칭을 진행하였다. 하지만 공항과 항공기 기종에 대한 정보를 바탕으로 사전에 템플릿 데이터를 구축하면, 이를 활용하여 다양한 지역에 대해 템플릿 생성과정 없이 자동적으로 항공기 탐지를 수행할 수 있는 가능성이 있다고 판단된다. 따라서 향후 연구에서는 사전에 구축된 템플릿을 활용해 템플릿 매칭을 수행하고 이에 대한 연구 결과의 검증이 진행되어야 할 것이다.

7. 참고문헌

가칠오, 변영기, 유기윤, 김용일, 2005, 영상처리 기술을 이용한 도로 및 차량 추출 기법에 관한 연구, 한국지형공간정보학회, 제 13권, 제 4호, pp.3-9.

권순, 이충희, 이종훈, 문병인, 이용환, 2011, 고속 영상 유사도 분석을 위한 효율적 하드웨어 구조, 전자공학회논문지, 제 48권, 제 4호, pp.192-199.

문현수, 주영훈, 2010, PSO를 이용한 지능형 로봇의 원격 주행 제어, 로봇학회논문지, 제 5권, 제 1호, pp.64-69.

박국진, 박용진, 조진연, 박찬익, 김승조 2012,, PSO 알고리즘을 이용한 다중 하중 스펙트럼 하에서의 항공기 날개 구조부재의 최적 설계 연구, 한국항공우주학회지, 제 40권, 제 11호, pp.963-971.

박병준, 오성권, 김용수, 안태천, 2006, PSO의 특징과 차원성에 관한 비교연구, 제어□로봇□시스템학회논문지, 제 12권, 제 4호, pp.328-338.

이민수, 2012, PSO 알고리즘을 적용한 바이오 칩 데이터의 분류화 기법, 한국정보과학학회지, 제 18권, 제 2호, pp.95-100.

정재원, 김정호, 허진우, 한동인, 이대우, 성기정, 2012, NCC 기법을 이용한 무인항공기용 차종 식별 알고리즘 개발, 한국우주공학학회지, 제 40권, 제 7호, pp.582-589.

Briechle, K. and Hanebeck, U. D., 2001, Template matching using fast normalized cross correlation, *Proceedings of the Optical Pattern Recognition XII*, pp.95-102.

Bo, S. and Jing, Y., 2010, Region-based airplane detection in remotely sensed imagery, *2010 3rd International Congress on Image and Signal Processing (CISP)*, Vol. 4, pp.1924-1926.

Cai, H. and Su, Y., 2005, Airplane detection in remote sensing image with a circle-frequency filter, *International Conference on Space Information Technology*, Vol. 5985, pp. 529-534.

Couceiro, M. S., Rocha, R. P., Ferreira, N. M. F., and Machado, J. A. T, 2012, Introducing the fractional-order darwinian PSO, *Signal, Image and Video Processing*, Vol. 6, No. 3, pp.343-350.

Debella-Gilo, M. and Kaab, A., 2011, Sub-pixel precision image matching for measuring surface displacements on mass movements using normalized cross-correlation, *Remote Sensing of Environment*, Vol. 115, No. 1, pp.130-142.

- Eikvil, L., Aurdal, L., and Koren, H., 2009, Classification-based vehicle detection in high-resolution satellite images, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 64, No. 1, pp.65-72.
- Ghamisi, P., Couceiro, M. S., Benediktsson, J. A., and Ferreira, N. M. F., 2012, An efficient method for segmentation of images based on fractional calculus and natural selection, *Expert Systems with Applications*, Vol. 39, No. 16, pp.12407-12417.
- Ghamisi, P., 2014, Multilevel image segmentation based on fractional-order Darwinian Particle Swarm Optimization, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 52, No. 5, pp.2382-2394.
- Holt, A. C., Seto, E. Y. W., Rivard, T. and Gong, P., 2009, Object-based detection and classification of vehicles from high-resolution aerial photography, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol. 75, No. 7, pp.871-880.
- Jiang, M., Luo, Y. P., and Yang, S. Y., 2007, Stochastic convergence analysis and parameter selection of the standard particle swarm optimization algorithm, *Information processing letters*, Vol. 102, No. 1, pp.8-16.

- Jensen, J. R., 2005, Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective 3rd Edition, *Pearson Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ*.
- Jin, X. and Davis, C. H., 2007, Vehicle detection from high-resolution satellite imagery using morphological shared-weight neural networks”, *Image and Vision Computing*, Vol. 15, No. 9, pp.1422-1431.
- Kennedy, J. and Eberhart, R., 1995, A new optimizer using particle swarm theory, *Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science*, pp.39-43.
- Kenny, J., 1998, The behavior of particles, Evolutionary Programming VII, *Lecture notes in computer science*, Vol. 1447, pp.1942-1948.
- Kim, K., 2006, A fast algorithm for target detection in high spatial resolution imagery, *Korean Journal of Remote Sensing*, Vol. 22, No. 1, pp.41-47.
- Larsen, S. O., Salberg, A. and Eikvil, L., 2013, Automatic system for operational traffic monitoring using very high-resolution satellite imagery, *International Journal of Remote Sensing*,

Vol. 34, No. 13, pp.4850–4870.

Leitloff, J., Hinz, S. and Stilla, W., 2010, Vehicle detection in very high resolution satellite images of city areas, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 48, No. 7, pp.2795–2806.

Lewis, J., P., 1995, Fast normalized cross-correlation, Vision Interface, *Canadian Image Processing and Pattern Recognition Society*, pp.120 - 123.

Li, Y., Sun, X., Wang, H., Sun, H. and Li, X., 2012, Automatic target detection in high-resolution remote sensing images using a contour-based spatial model, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, Vol. 9, No. 5, pp.886–890.

Maintz, J. B. and Viergever, M. A., 1998, A survey of medical image registration, *Medical image analysis*, Vol. 2, No. 1, 1998, pp.1–36.

Myron, Z., 2004, Advances in computational stereo, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 25, No. 8, pp.993–1008.

- Paul, R. W. and Bon, A. D., 2000, Elements of Photogrammetry with Applications in GIS 3rd Edition, *McGraw-Hill Companies*, Huston, TX.
- Pesaresi, M., Gutjahr, K. H. and Pagot, E., 2008, Estimating the velocity and direction of moving targets using a single optical VHR satellite sensor image, *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 29, No. 4, pp.1221–1228.
- Sharma, G., Merry, C. J., Goel, P. and McCord, M., 2006, Vehicle detection in 1-m resolution satellite and airborne imagery, *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 27, No. 4, pp.779–797.
- Sneath, P. and Sokal, R., 1973, Numerical Taxonomy. *The Principles and Practice of Numerical Classification*, W. H. Freeman.
- Sun, H., Sun, X., Wang, H., Li, Y. and Li, X., 2012, Automatic target detection in high-resolution remote sensing images using spatial sparse coding Bag-of-Words model, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, Vol. 9, No. 1, pp.109–113.
- Sun, Z., Bebis, G., and Miller, R., 2002, On-road vehicle detection

using gabor filters and support vector machines, *14th International Conference on Digital Signal Processing*, Vol. 2, pp.1019–1022.

Tillett, J., Rao, T.M., Sahin, F., and Brockport, S., 2005, Darwinian Particle Swarm Optimization, *Proceedings of the 2nd Indian International conference on artificial intelligence*, pp.1474–1478.

Xiong, Z. and Zhang, Y., 2008, An initial study on vehicle information extraction from single pass QuickBird satellite imagery, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol. 74, No. 11, pp.1401–1411.

Yao, W. and Stilla, U., Comparison of two methods for vehicle extraction from airborne LiDAR data toward motion analysis, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, Vol. 8, No. 4, 2011, pp.607–611.

Yao, W., Zhang, M., Hinz, S. & Stilla, U., 2012, Airborne traffic monitoring in large areas using LiDAR data - theory and experiments, *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 33, No. 12, pp.3930–3945.

Zitova, B. and Flusser, J., 2003, Image registration methods:

A survey, Image and Vision Computing, Vol. 21, No. 11,
pp.977-1000.

Abstract

Airplane Detection in High Resolution Satellite Imagery Using PSO Algorithm and Template Matching

Kim Byeonghee

Department of Civil and Environmental

Engineering

College of Engineering

The Graduate School

Seoul National University

With the launching of a variety of high-resolution satellites, many studies have been done using them such as building analysis, road network analysis, landscape, ecological function assessment, change detection, and target detection. Target detection algorithms are effective for not only traffic acquisition system and analysis, but also surveillance and reconnaissance.

In previous airplane detection studies, most of the studies selected very small area as an experimental site, only including airplanes and small parts of airport. Moreover, most of the

object-based classification techniques, which are used for image segmentation as one of the process in airplane detection algorithms, need subjective judgment comparing with pixel-based classification. And template matching, used in previous studies, was ineffective, because all of airplanes in the experimental images were selected as a template image.

Therefore, this paper presents a noble method for airplane detection using high-resolution satellite images. The experimental site is a large area including the whole airport area and various objects, to detect airplanes more effectively. The three steps of my research are on followings. First, panchromatic image is segmented by PSO algorithm, which is one of pixels-based segmentation techniques. The binary image called target candidate is generated by selecting the class including airplane objects from PSO segmentation results. Second, background image, which is the area including airplane objects, is generated from the multispectral image using PSO algorithm. Using the background image, non-airplane objects are removed and second target candidate image is generated. Finally, the similarity between template image and second target candidate image is calculated by NCC, which is an image matching techniques. From the result, airplane objects are detected, and shapes of missing parts of airplanes are reconstructed.

In accuracy assessment, two methods are applied to assess the proposed method in this paper. One is to detect precise positions of airplanes, and the other is to compare the directions and shapes of airplanes between original image and reconstructed image by template image. The accuracy assessment showed over 87% and 77%, respectively. This indicates that the proposed

method is the effective technique for detecting airplanes in inaccessible area.

Keywords : airplane detection, target detection, high-resolution satellite image, PSO (Particle Swarm optimization), NCC (Nomalized Cross-Correlation)

Student Number : 2013-20916