論文 DOI:http://dx.doi.org/10.5139/JKSAS.2011.39.9.848

다수 표적 탐지를 위한 Track-Before-Detect 알고리듬 연구

원대연*, 심상욱*, 김금성*, 탁민제*, 성기정**, 김응태**

Track-Before-Detect Algorithm for Multiple Target Detection

Dae-Yeon Won*, Sang-Wook Shim*, Keum-Seong Kim*, Min-Jea Tahk*, Kie-Jeong Seong** and Eung-Tai Kim**

ABSTRACT

Vision-based collision avoidance system for air traffic management requires a excellent multiple target detection algorithm under low signal-to-noise ratio (SNR) levels. The track-before-detect (TBD) approaches have significant applications such as detection of small and dim targets from an image sequence. In this paper, two detection algorithms with the TBD approaches are proposed to satisfy the multiple target detection requirements. The first algorithm, based on a dynamic programming approach, is designed to classify multiple targets by using a k-means clustering algorithm. In the second approach, a hidden Markov model (HMM) is slightly modified for detecting multiple targets sequentially. Both of the proposed approaches are used in numerical simulations with variations in target appearance properties to provide satisfactory performance as multiple target detection methods.

초 록

영상센서 기반의 충돌회피 시스템을 구성하기 위해서는 수 픽셀 이내의 낮은 신호대잡음비 환경에서 다수의 표적을 탐지할 수 있는 알고리듬이 필요하다. 이처럼 영상 내에서 희미하게 나타나는 잠재적인 표적과 잡음을 구분하기 위한 방법으로서 연속적인 영상 정보를 효율적으로 처리하는 Track-Before-Detect (TBD) 알고리듬이 연구되고 있다. 본 논문에서는 기존의 TBD 알고리듬을 확장하여 다수 표적 탐지 요구조건을 만족시키기 위한 두 가지 방식의 기법을 제시하였다. 첫 번째 방식은 동적 계획법과 K-평균 클러스터링 기법에 기반을 두고 있으며 두 번째 방식은 은닉 마르코프 모델에 Sub-Window 기법을 적용하였다. 제안한 방식의 성능 및 차이점은 수치해석 결과를 통해 분석하였다.

Key Words : Target Detection(표적 탐지), Track-Before-Detect(탐지 전 추적), Dynamic Programming(동적 계획법), Hidden Markov Model(은닉 마르코프 모델)

Ⅰ. 서 론

무인항공기의 다각적인 운용을 위해 향후 민간공역으로의 진입은 필수적이며 무인항공기 시스템의 신뢰도 및 안정성이 유인항공기의 수준과 동등하거나 이를 상회할 것이 요구된다. 이러한 공역 진입 요구조건 만족시키기 위한 기술적 과제들 중에서 충돌회피 기술은 민간공역의 독립적인 비행을 보장하기 위한 가장 핵심적인 요소로 인식되고 있다[1]. 현행 제도 하에서는 극히 제한된 공역 내에서만 일시적인 무인항공기 운용이 가능하고 신뢰성 있는 충돌회피 시스템을 확보하

† 2010년 12월 9일 접수 ~ 2011년 8월 29일 심사완료
* 정회원, KAIST 항공우주공학전공
** 정회원, 한국항공우주연구원
교신저자, E-mail : eungkim@kari.re.kr

기까지 기술적 성숙이 필요한 상태이다.

충돌회피 기술 중에서도 영상센서를 이용한 표적탐지는 조종사의 시야를 대체하는 수단으로 비협력적인 충돌회피 수행의 중요한 역할을 담당하고 있다. 영상센서를 이용한 충돌회피 시스템은 센서를 통해 받아들인 영상 정보를 해석하여 충돌위협이 되는 표적을 검출하고 적절한 회피기동 명령을 생성하는 작업을 수행하게 된다. 무인항공기의 공역 진입 요건은 최소한 GA급 항공기의 안전도 수준을 필요로 하며 이를 만족하기 위한 원거리 충돌 탐지 성능을 위해서는 영상 내에서 수 픽셀 단위로 나타나는 희미한 표적을 검출할 수 있는 알고리듬 개발이 필요하다. 또한 원거리 표적의 탐지는 연속적으로 입력되는 낮은 신호대잡음비(SNR)의 영상정보를 해석하여 표적을 부각시키고 잡음은 억제하는 영상처리 과정을 포함한다. 이러한 맥락에서 순차적인 영상 정보를 효율적으로 처리하고 표적을 추출하기 위한 방법으로 동적 계획법 (Dynamic Programming) 기반의 Track-Before-Detect (TBD) 알고리듬이 주축으로 연구되어 왔으며 최근에는 음성인식 분야에서 적용되고 있는 은닉 마르코프 모델 (Hidden Markov Model, HMM) 기반의 TBD 알고리듬도 연구된 바 있다[2-7]. 영상 프레임 내에서 수 픽셀에 해당하는 낮은 신호의 표적을 탐지하기 위해 개발된 각 알고리듬은 영상 내에 존재하는 표적이 하나인 경우 탐지 특성에 큰 차이를 보이지 않는다. 하지만 이론적인 전개 과정 및 가정의 차이가 있기 때문에 영상 내에 다수의 표적이 존재하는 경우 각기 다른 탐지 특성을 가질 수 있다. 특히 은닉 마르코프 모델은 확률적인 접근 방식으로 명확한 처리 결과를 얻을 수 있는 반면에 표적의 수에 따라 문제를 형식화할 때 모델 및 필터를 다른 방식으로 표현해야 한다는 제한을 갖는다.

본 논문에서는 동적 계획법 및 은닉 마르코프 모델 기반의 TBD 알고리듬을 확장하여 다수 표적 탐지 문제에 적용하고 각각의 특성을 분석하였다. 동적 계획법 기반의 TBD 알고리듬은 대표적인 클러스터링 기법 중의 하나인 K-평균 클러스터링 기법과 결합하여 기존 알고리듬의 구조를 유지한 상태에서 다수 표적 탐지가 가능하도록 확장하였다. 은닉 마르코프 모델 기반의 TBD 알고리듬은 표적의 수에 따라 모델의 크기와 계산량이 크게 증가할 수 있다는 점을 고려하여 Sub-Window를 이용하고 검출되는 표적을 연속적으로 등록시키는 방식을 적용하였다. 제안된 알고리듬은 영상센서 시야 내에 희미한 다수의 이동 표적이 존재하는 시나리오에 대해 수치해석을 수행하고 분석 결과를 제시하였다.

II. 본 론

2.1 표적 탐지 기법의 구조

영상 내 표적의 탐지 및 추적을 위한 시스템은 3가지 단계로 구분된다[5]. 첫 번째는 잡음 억제 단계이다. 이 단계에서는 형태학적 또는 주파수 영역의 영상 처리 기법을 이용하여 일시적으로 나타나는 영상 잡음이나 구름과 같은 배경은 최대한 억제하고 잠재적인 표적은 부각시키는 과정이 수행된다. 두 번째는 TBD 알고리듬을 이용한 표적 탐지 단계이다. 잡음이 억제된 영상 을 통해 잠재적인 표적의 정보가 얻어지면 TBD 알고리듬을 통해 비용함수를 지속적으로 누적함으로써 표적에 가장 근접한 픽셀들을 분류한다. 세 번째는 표적 결정 및 추적 단계이다. TBD 알고리듬의 결과로 이진화(Binarization)된 영상 또는 표적의 위치 정보가 전달되면 표적으로 결정되는 후보들을 등록하고 영상 추적 기법을 통해 표적 정보를 지속적으로 업데이트하게 된다.

본 논문에서는 TBD 알고리듬과 이를 다수 표적 탐지로 확장하기 위한 데이터 연관(Data Association)을 기술하고 있어 표적 탐지 시스템의 두 번째, 세 번째 단계에 걸친 연구 내용을 다루고 있다. 따라서 첫 번째 내용에 해당하는 잡음 제거 및 세 번째 단계의 추적 기법에 대한 내용은 간략하게 설명하였다.

2.2 동적 계획법 기반 TBD 알고리듬

동적 계획법은 최적화 문제를 해결하는데 사용되는 알고리듬 방식으로, 독립적인 부분 문제의 해를 모아서, 전체 문제의 해를 구하는 방법이다[3]. 이 방법은 최적화의 원리가 성립한다는 가정 하에서 주어진 문제를 분할하여 상향식으로 모든 가능성을 고려하게 되므로, 최적의 결과를 얻을 수 있다는 장점을 가지고 있다. 반면에 일반적인 공식화 기법이 없으므로 적절한 결과를 도출하기 위해서 문제의 특성에 맞는 다양한 공식화 가능성을 고려해야 한다는 한계를 갖는다.

2.2.1 동적 계획법 기반 접근 방법

동적 계획법을 이용하여 움직이는 물체를 검출하는 기법은 특히 낮은 신호대잡음비 환경에서 적용하는 것을 목표로 연구되어왔다. 본 논문에서는 참고문헌[5]에서 제안한 방법을 기반으로 동적 계획법을 이용한 TBD 알고리듬을 다수 표

적에 적용하기 위한 것으로 확장하였다. 동적 계획법을 이용한 TBD 알고리듬은 일반적으로 다음과 같은 세 단계로 구성된다.

Step 1. Initialization: 각 프레임의 픽셀들은 목표물을 검출하는데 필요한 정보로써 일정한 비용을 가지게 된다. 이 비용을 계산하기 위해서는 목적에 따라 적절한 비용 함수를 정의해야 한다. *Step 1*에서는 모든 프레임의 모든 픽셀에 대해 비용함수 ***CF*** 값을 0으로 초기화한다.

$$CF_0(i,j) = 0 \tag{1}$$

Step 2. Recursion: ***CF***는 현재 프레임에서 받아들이는 영상의 밝기 정보와 이전 프레임의 비용 정보에 가중치 b를 적용하여 계산한다. 유효 탐색 범위 내에서 k번째 프레임에 대한 재귀적 비용 함수 CF_k는 다음과 같이 정의한다.

$$CF_k(x,y) = (1-b)F_k(x,y) + b[g\alpha(x,y) + (1-g)\beta(x,y)] \tag{2}$$

F_k는 현재 프레임에서 받아들이는 영상의 밝기 정보이며 이전 프레임의 비용 정보 α와 β는 가중치 g를 적용하여 계산한다. α는 유효 탐색 범위 내에서 가장 큰 ***CF*** 성분 값이며, β는 범위 내의 ***CF*** 요소들의 합으로 구해진다.

Step 3. Decision: 마지막 단계에서는 누적함수가 일정한 문턱값(Threshold)을 넘을 경우에 대해 잠재적인 표적으로 결정한다.

$$CF_k(x,y)_{\max} > CF_{threshold} \tag{3}$$

2.2.2 K-평균 클러스터링 기법

데이터 마이닝에서 복잡 다양하고, 불규칙한 개체의 분류 작업을 하는 경우, 여러 데이터 집합이 작은 원형 집합으로 압축 될 수 있는 경우 등에 대해 클러스터링 기법을 이용하여 문제를 해결 할 수 있다. 이러한 특성으로 클러스터링 기법은 패턴 인식 및 이미지 분석 등에 활용되고 있다. 클러스터링 기법들 중에서 K-평균 클러스터링 기법은 가장 간단한 종류의 클러스터링 기법 중 하나로, 공간상의 데이터들을 기준점(클러스터 중심)에 가장 가까이 위치한 데이터끼리 묶어서 군집화 시키는 분류 기법이다[8]. 동적 계획법 기반 TBD 알고리듬을 통해서 최대값을 추적할 뿐만 아니라 문턱값 이상의 이진 영상을 활용하는 경우, 대략적인 표적의 위치와 수를 직관적으로 구분할 수 있다. 이러한 다수 표적 탐지 과정을 자동화시키기 위해서 본 논문에서는 K-평균 클러스터링 알고리듬을 이용해서 표적의 수와 위치를 검출하였다.

K-평균 알고리듬은 K개의 군집 수를 사전에 정의한 후, 군집화하게 된다. 일반적으로 사전에 정의 되는 클러스터 중심은 기존 데이터 집합에 속에 있는 벡터들 중에서 임의로 선택된다. K-평균 알고리듬은 초기 값이 결과에 미치는 영향이 크기 때문에, 영상 정보로부터 표적의 수와 위치를 정확하게 검출하기 위해서 초기 군집의 중심 위치를 적절하게 설정해주어야 한다.

K-평균 알고리듬은 K개의 군집 수를 사전에 설정하지만 전처리를 거쳐서 획득한 영상정보로부터 표적의 수에 관계없이 표적의 위치를 구분하기 위해서는 군집 수 K를 점차적으로 늘려가면서 알고리듬을 수행해야할 필요가 있다. 군집 수 K가 증가 할 때마다 초기 군집 중심을 새로 설정해주어야 한다. 추가되는 군집 중심을 임의의 벡터로 설정할 경우, 데이터간의 거리를 이용하는 알고리듬의 특성상 표적 검출이 제대로 이루어지지 않는 경우가 발생할 수 있다. 따라서 추가되는 중심 벡터의 위치는 데이터들과 기존의 군집 위치를 반영하여 할당하였다. 본 연구에서는 K-평균 클러스터링 알고리듬을 다수의 표적 인지에 활용하기 위해 Fig. 1에 도시한 것과 같이 다음과 같은 단계로 적용하였다.

Step 1. 군집 중심 벡터의 초기값 설정: *K=1*에서부터 K-평균 클러스터링 기법이 적용된다. 따라서 첫 단계로 군집 C_1에 대해 중심 벡터 c_1의 초기값을 설정한다. c_1은 동적 계획법 TBD 단계에서 얻어지는 데이터 집합 $X_{DP\text{-}TBD}=\{x_1, x_2 \cdots, x_n\}$으로부터 최소값과 평균값의 중심 위치를 설정한다.

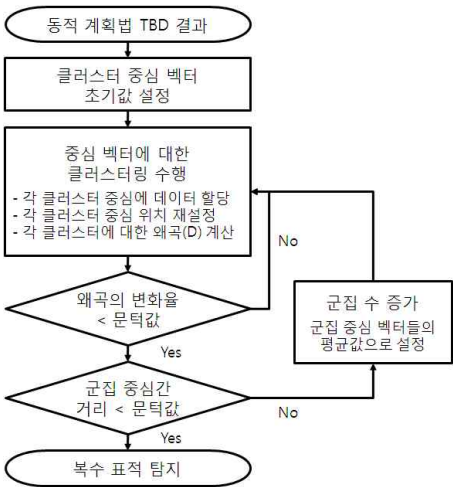


Fig. 1. Flow chart of K-means clustering algorithm for DP-based TBD

Step 2. 클러스터링 수행

Step 2-1: $X_{DP\text{-}TBD}$의 각 데이터를 가장 가까운 거리의 군집 중심 벡터에 포함시킨다. 즉, 임의의 x_j에 대해 가장 가까운 군집 중심 벡터가 c_i일 경우, 다음식과 같이 표현할 수 있다.

$$\| x_j - c_i \| \leq \| x_j - c_m \|, m = 1,2,\ldots,K \quad (4)$$
$$\Rightarrow x_j \in C_i$$

Step 2-2. *Step 2-1*로부터 새로운 군집이 형성되면, 각 군집에 속한 데이터에 대해 평균 위치를 산출하여, 군집 중심 위치를 갱신한다.

Step 2-3. 식 (5)와 같이 군집 중심 벡터와 군집에 할당된 각 데이터 사이의 거리 합으로 왜곡 D를 구한다.

$$D = \sum_{j=1}^{n} \| d(x_j, c_{m(j)}) \| \quad (5)$$
$$x_j \in C_K \text{이면}, m(j) = K$$

Step 3. 왜곡 평가: 이전 단계 왜곡과 현재 단계 왜곡의 변화율이 문턱값 이상인 경우, *Step 2*를 반복한다. 변화율이 문턱값 미만인 경우, *Step 4*로 넘어간다.

Step 4. 군집 중심 평가: 각 군집 중심 사이의 거리 최대값이 주어진 문턱값 미만인 경우 반복 수행을 종료하고, 문턱값 이상인 경우, 군집 수 K를 1 증가시킨 뒤에 *Step 2*에서부터 알고리듬을 반복한다. 추가되는 군집 중심 벡터는 이전 단계 군집 중심 벡터들의 평균값으로 설정한다.

2.3 은닉 마르코프 모델 기반 TBD 알고리듬

이 절에서는 은닉 마르코프 모델을 이용한 기존의 TBD 알고리듬을 소개하고 다수 표적 탐지가 가능하도록 확장된 기법을 제안하고자 한다. 마르코프 모델이란, 현재 상태에서 다른 상태로 변할 확률이 과거의 상태들과는 상관없이 현재의 상태에만 의존하는 모델을 말한다. 은닉은 직접적인 관측이 불가능한 상태의 변화 과정을 관측이 가능한 다른 것의 변화 과정으로 추정하는 것을 의미한다. 본 논문에서 다루고 있는 은닉 마르코프 모델 기반 TBD 알고리듬은 [6]의 연구 내용을 기반으로 하고 있으며 이를 다수 표적 탐지에 활용할 수 있도록 확장하였다.

표적 탐지 문제의 경우, 우리가 알고자하는 상태는 화면상의 각 픽셀에서 표적이 그 픽셀에 존재할 확률이다. 하지만 그 확률을 직접 관측할 수는 없다. 따라서 영상센서로 획득한 화면을 관측하여 픽셀에 표적이 존재할 확률을 간접적으로 추정한다. 이 때 획득한 영상의 이미지는 $N_h \times N_v$ (가로×세로)의 해상도를 갖고 있으므로 하나의 이미지에는 $N = N_h N_v$ 개의 픽셀이 존재하게 된다. 이를 N개의 성분을 갖는 벡터로 표현한다[6].

2.3.1 은닉 마르코프 모델 필터

은닉 마르코프 모델 필터를 구성하는 변수에는 초기상태분포확률 벡터 Π, k번째 프레임에서의 상태변수벡터 X_k, 관측값 Y_k가 있고, 상태천이확률 행렬 A, 관측값 확률 분포행렬 B_k가 있다. 각 변수들을 TBD 문제에 적용하기 위해 아래와 같이 정의 하였다. 주어진 이미지에는 표적이 존재하지 않거나(H_0) 오직 하나의 표적이 존재한다(H_1)고 가정한다.

표적이 존재한다고 가정한 경우(H_1), 초기에는 이미지 상의 각 픽셀에 표적이 존재할 확률이 모두 동일하다고 가정하였다. 따라서 초기상태확률 벡터 Π는 모든 N개의 성분이 $1/N$의 확률로 같은 값을 가진다.

$$\Pi = \{\pi_i\}, \quad \pi_i = \frac{1}{N} \quad \text{for} \quad 1 < i < N \quad (6)$$

X_k는 k번째 프레임에서 각 픽셀에 표적이 존재할 확률을 나타내는 변수로, N개의 성분을 갖는 벡터로 표현할 수 있다. 만약 표적이 2차원의 이미지 상에 (p, q)위치에 존재하는 경우 X_k는 $(q-1)N_v + p$ 번째 성분이 1이고 나머지는 0인 단위벡터로 표현된다. 이를 식으로 표현하면 아래 식 (7)과 같다. e_i는 총 N개의 성분을 갖는 벡터로, i번째 성분은 1이고 그 외의 성분은 0인 단위벡터를 의미한다.

$$X_k = e_{(q-1)N_v + p} \quad (7)$$

상태천이확률 행렬 A는 표적이 현재 상태에서 다음상태로 천이할 확률을 나타내는 행렬이다. 즉 표적이 i번째 위치에 존재하다가 다음에 j번째 위치로 이동할 확률을 나타낸다. 따라서 행렬 A의 크기는 $N \times N$ 이다.

$$A = \{a_{ij}\}, \quad a_{ij} = P(X_{k+1} = e_j | X_k = e_i) \quad (8)$$

본 논문에서는 Fig. 2에 도시한 바와 같이 표적이 기존의 픽셀에 계속 머무를 확률을 7/15, 주변의 이웃한 8개의 픽셀로 천이할 확률을 각각 1/15라 정의하였다. 관측값 Y_k는 영상의 이미지로, 각 픽셀의 밝기이다. 관측값 확률 분포 행렬 B는 실제 상태가 주어진 경우 관측값이 어떻게 될 것인지를 나타내는 행렬이다. 행렬 B의 각

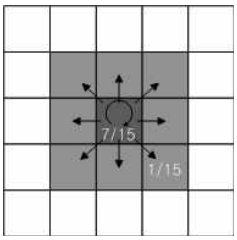


Fig. 2. State transition probability

성분은 실제 표적이 임의의 위치에 있는 경우, 관측값(이미지)가 관측되는 확률을 나타낸 것이다. 이 문제에서는 만약 실제 표적이 j번째 위치에 있는 경우, 관측된 이미지에서 표적이 i번째 픽셀에 있다고 관측될 확률이다. 아래의 식에서 Y_k^i는 Y_k에서 i번째 픽셀에 표적이 존재 한다는 것을 의미한다.

$$B=\{b_j(Y_k)\},\quad b_{ij}(Y_k^i)=P(Y_k|X_k=e_j) \tag{9}$$

이 때 확률적으로 정확한 행렬 B의 각 성분의 값을 유도 할 수 없기 때문에, 해당 픽셀에 표적이 존재한다고 성공적으로 관측할 확률을 그 픽셀의 밝기에 비례한다고 정의하였다. 반면, 표적이 j번째에 있는 경우 다른 픽셀에 표적이 있다고 관측될 확률은 없다고 가정하였다.

식 (7)에서 정의된 상태변수 벡터로부터 k번째 프레임에서 각 픽셀에 표적이 존재할 확률을 추정하는 식은 다음과 같이 재귀적으로 표현할 수 있다[6].

$$X_{k+1}=\overline{N_k}B_k(Y_k)AX_k \tag{10}$$

여기서, $\overline{N_k}$은 정규화(Normalization)계수로서 점화식이 계산될 때 마다 X_k의 크기를 정규화 시켜준다. 이는 행렬 A와 $B(Y_k)$의 요소 크기가 모두 1보다 작기 때문에 점화식이 계산될 때 마다 그 값이 작아지는 것을 고려한 것이다. 따라서 k번째 프레임에서 표적이 존재할 확률이 낮다면 $\overline{N_k}$의 크기는 클 것이고, 표적이 존재할 확률이 높다면 $\overline{N_k}$의 크기는 1에 가까울 것이다. 이를 이용하여 표적의 존재 유무를 판별하는 변수 γ를 다음과 같이 정의 한다.

$$\gamma_k=\frac{1}{T}log\left(\prod_{i=k}^{k-(T-1)}\frac{1}{\overline{N_i}}\right) \tag{11}$$

γ_k는 $k-(T-1)$번째 프레임부터 k번째 프레임까지(T개의 프레임)의 $\overline{N_i}$값을 이용하여 k번째 프레임에 표적이 존재하는지 판별하는 변수이다. 위의 식으로부터 계산된 γ_k값이 기준치보다 크면 k번째 프레임에 표적이 존재한다고 판별한다. 이 때 X_k중 가장 큰 값을 갖는 픽셀의 위치를 표적의 위치로 한다.

2.3.2 Sub-Window를 이용한 다수 표적 탐지

하나의 표적이 존재한다는 조건에서는 앞 절에서 기술한 은닉 마르코프 모델 필터 알고리듬이 성공적으로 표적을 탐지, 추적할 수 있다. 하지만 여러 개의 표적이 하나의 이미지 상에 존재하게 된다면, 그 중 가장 확률이 높은 단 하나의 표적만을 탐지하고 나머지 표적에 대해서는 추정할 수 없다. 이번 절에서는 앞의 알고리듬을 바탕으로 이미지 상에 여러 개의 표적이 존재하는 경우 Sub-Window를 이용하여 표적을 탐지하는 방법을 기술하였다. 고안된 방법은 Fig. 3의 순서도에 간단히 도식화 하였다.

우선 첫 번째 표적이 검출될 때까지의 과정은 앞선 알고리듬과 동일하다. 은닉 마르코프 모델 필터의 변수를 정의하고 초기화 하고 순차적으로 들어오는 이미지 프레임에 대해 은닉 마르코프 모델 필터를 수행하여 표적을 검출한다.

이 과정에서 표적이 탐지되면 다수 표적을 탐지하기 위해 이미 탐지된 표적 주변에 5×5 크기의 Sub-Window를 생성한다. 표적 주변에 생성된 Sub-Window를 독립적인 작은 이미지라 생각하고 새로운 은닉 마르코프 모델 필터를 정의하고 수행함으로써 표적을 추적한다. 한편 전체 이미지에 대한 은닉 마르코프 모델 필터를 초기화 한다. 그 후 원본 이미지에서 Sub-Window부분을 제외한 나머지 부분만을 이용하여 은닉 마르

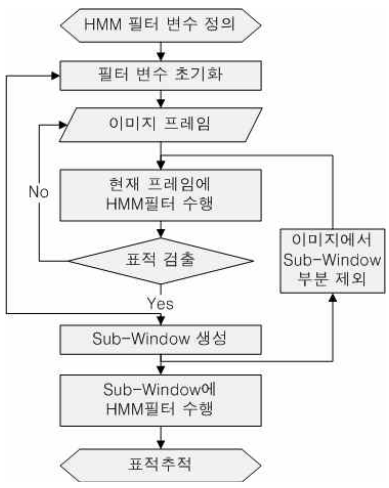


Fig. 3. Flow Chart of HMM-based TBD

코프 모델 필터를 수행한다. 이는 Sub-Window가 생성된 부분은 독립적으로 필터를 수행하고 있으므로, 이곳을 제외한 나머지 부분에서 표적이 추가로 존재하는지 검출하는 것이다. 하나의 표적에 대해서 수행 가능한 은닉 마르코프 모델 필터에 Sub-Window를 적용함으로써 다수의 표적을 검출하고 추적할 수 있다. 탐지된 표적에 대해서는 별도의 Sub-Window를 할당하여 추적하고 그 외의 전체 영상에서는 탐지 표적이 없는 문제로 다시 초기화하여 추가로 존재할 수 있는 표적을 추적하는 알고리듬이다.

2.4 시뮬레이션 결과

이 장에서는 시뮬레이션을 통해서 본 논문에서 제안한 TBD 알고리듬의 다수 표적 검출 기법의 성능을 분석하였다. TBD 알고리듬의 두 가지 접근 방식의 효용성 및 한계를 비교하기 위해 신호대잡음비 특성 및 표적의 등장 순서에 따라 Table 1과 같은 4가지 영상 시퀀스를 생성하였다. 각각의 영상 시퀀스는 30 pix × 30 pix 크기의 영상 200프레임으로 구성되어 있으며 영상 시퀀스에 등장하는 3개 표적에 대한 조건은 Table 2와 같이 설정하였다.

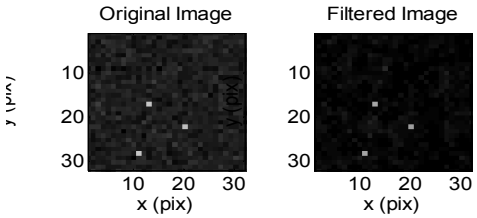
표적의 탐지를 위한 첫 번째 단계인 잡음 억제(Noise Suppression)는 형태학적 영상처리 기법을 적용하였다. 형태학적 영상처리 기법은 기본적으로 팽창(Dilation)과 침식(Erosion) 과정의 집합으로 이루어지며 팽창 연산은 국지적 최대값을 선택하고 침식 연산은 국지적 최소값을 선택하는 과정이다. 팽창 및 침식 과정의 조합으로 구성된 열기 연산은 주변보다 밝은 잡음을 제거하고 닫기 연산은 주변보다 어두운 잡음을 제거하는 특성을 갖고 있는데 이 두 연산의 차 영상으로 구성된 CMO (Close-Minus-Open) 연산을 수행하면 Fig. 4의 처리 결과와 같이 영상 내 잡음을 최대한 억제하고 표적에 가까운 밝기 특성을 가진 픽셀을 두드러지게 처리할 수 있다 [9]. 형태학적 영상처리 단계를 거친 센서 정보는 동적 계획법 및 은닉 마르코프 모델 기반의 TBD 알고리듬을 통해서 밝기 정보 누적에 대한 비용함수 및 표적이 존재하는 입력 프레임마다 업데이트 하는데 이러한 결과는 Fig. 5와 같이 얻어진다.

Table 1. Image sequences description

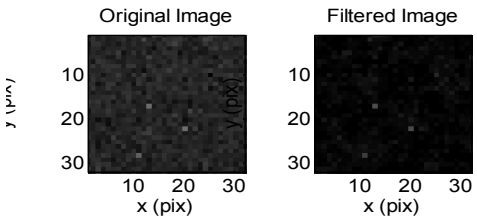
영상 시퀀스	영상 시퀀스 시나리오 설명
IS1	높은 신호대잡음비, 3개 표적 순차적 등장
IS2	높은 신호대잡음비, 3개 표적 동시 등장
IS3	낮은 신호대잡음비, 3개 표적 순차적 등장
IS4	낮은 신호대잡음비, 3개 표적 동시 등장

Table 2. Multiple target appearance

표적	조건	IS1, IS3	IS2, IS4
Target1	표적 시작 프레임	30	30
	표적 시작 위치 [px]	[8,10]	[8,10]
	표적 속도 [ppf]	[0.1,0.1]	[0.1,0.1]
Target 2	표적 시작 프레임	60	30
	표적 시작 위치 [px]	[23,28]	[23,28]
	표적 속도 [ppf]	[-0.1,0.0]	[-0.1,0.0]
Target 3	표적 시작 프레임	120	30
	표적 시작 위치 [px]	[25,5]	[25,5]
	표적 속도 [ppf]	[-0.1,-0.1]	[-0.1,-0.1]



(a) IS2, 150th frame (High SNR)



(b) IS4, 150th frame (Low SNR)

Fig. 4. Noise suppression results

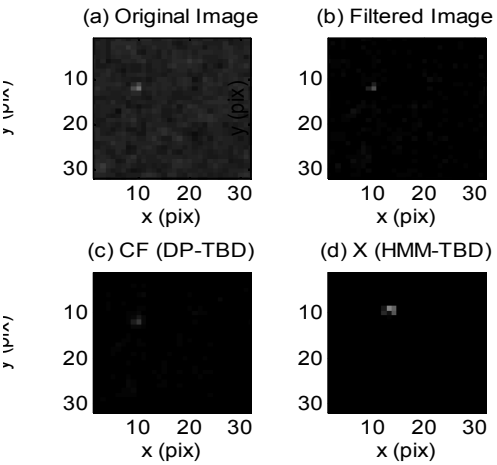


Fig. 5. DP/HMM based TBD algorithm results (IS1, 47th frame)

먼저 동적 계획법 기반의 TBD 알고리듬에 대한 4가지 영상 시퀀스에 대한 탐지 결과는 Fig. 6-9와 같이 나타난다. 각 영상 시퀀스에 따른 그래프의 곡선은 CF 변화를 도시한 것이다. 표적의 탐지 이전인 TBD 알고리듬 적용 단계에서는 각 프레임의 CF 최대값을 도시하였으며, 표적의 탐지 이후에는 CMO 연산 결과에 영상 추적 기법을 적용하여 검출된 표적 위치의 CF 값을 도시한 것이다. 현재 프레임의 CF의 계산 시에는 이전 프레임의 CF 값에 대한 가중치(b) 0.5와 max method의 가중치(g) 0.8이 사용되었다. 표적 탐지를 위한 CF 값의 문턱치는 12로 설정했기 때문에 프레임에 따라 불연속적인 CF 곡선이 문턱치를 넘는 프레임부터 표적 탐지 및 추적이 수행되고 있으며 4가지 영상 시퀀스 모두 3개의 표적이 등장 이후에 성공적으로 탐지됨을 알 수 있다. 곡선에 나타나는 변동 추이는 표적의 밝기 특성이 잡음의 영향을 받기 때문에 나타나는 현상이며 영상 시퀀스 생성 시에 표적의 밝기값이 유동적이나 상대적으로 잡음에 비해 높은 값을 갖는다고 가정하였다. Fig. 6-7과 Fig. 8-9를 비교해보면 신호대잡음비의 영향이 CF 값의 절대적인 크기 및 표적의 탐지 속도에 영향을 주는 것을 확인할 수 있다. TBD 알고리듬의 특성에서 예상할 수 있는 것처럼 낮은 신호대잡음비 환경에서 표적이 탐지되기 위해서는 충분한 시간 동안 표적이 센서에 노출되어 지속적으로 밝기 정보가 누적되어야 가능하다.

다음으로 은닉 마르코프 모델 기반의 TBD 알고리듬에 대한 탐지 결과는 Fig. 10-15에 도시하였다. Fig. 10-13은 각 영상 시퀀스에서 3개의 표적이 탐지되기까지 상태변수 X의 최대값 변화를 도시한 것이며, Fig. 14-15는 문턱치가 -2.6인 경우에 대해서 각 영상 시퀀스에 대한 γ 변화 및 검출 결과를 나타낸 것이다. 표적이 순차적으로 등장하는 IS1과 IS3을 살펴보면 Fig. 10, 12에 나타난 것과 같이 차례로 3개의 표적을 탐지하는 성능을 보이고 있으나 Fig. 14를 보면 신호대잡음비의 영향으로 IS1의 경우에 IS3보다 표적이 나타난 이후 γ값의 변화폭이 더 급격한 것을 볼 수 있다. 신호대잡음비가 높은 IS1는 급격히 γ가 증가하지만, IS3의 경우에는 비교적 완만하게 증가한다. 표적이 동시에 등장하는 IS2와 IS4 경우에는 표적이 30번째 프레임에서 동시에 등장하기 때문에 세 개의 표적 중 확률이 가장 높은 하나의 표적을 먼저 탐지한다. 그 후 $\overline{N_i}$를 계산하여 20프레임 후에 잠재적인 다음 표적에 대한 γ를 계산한다. γ값을 계산하는 20프레임 동안에 영상 시퀀스에 표적이 이미 존재하기 때문에 γ 값 계

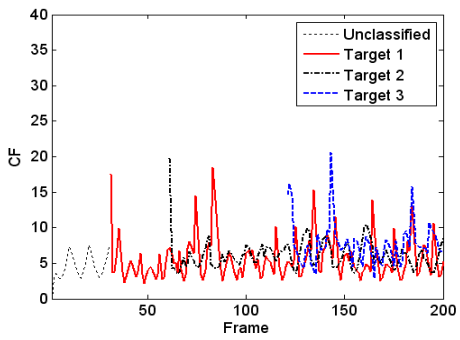


Fig. 6. DP based TBD: CF for IS1

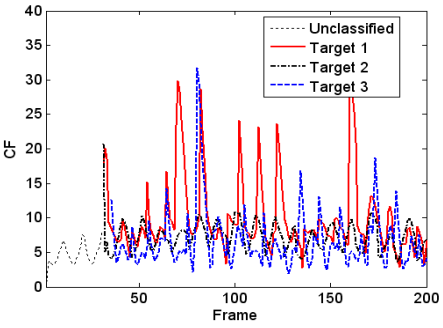


Fig. 7. DP based TBD: CF for IS2

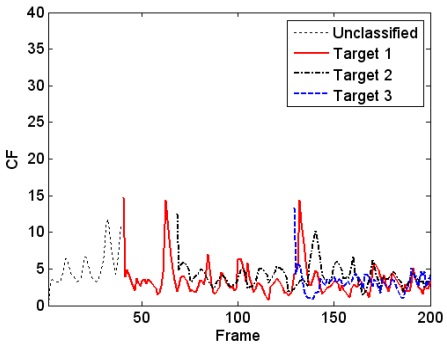


Fig. 8. DP based TBD: CF for IS3

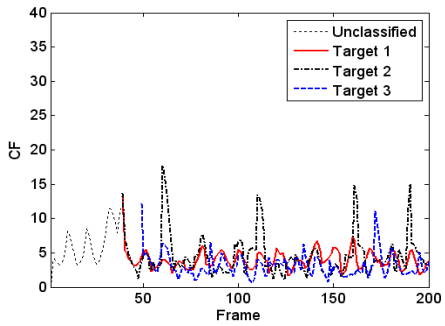


Fig. 9. DP based TBD: CF for IS4

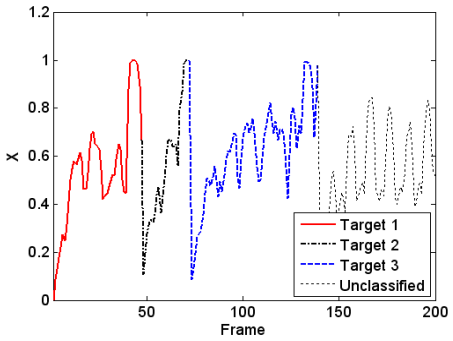


Fig. 10. HMM based TBD: X for IS1

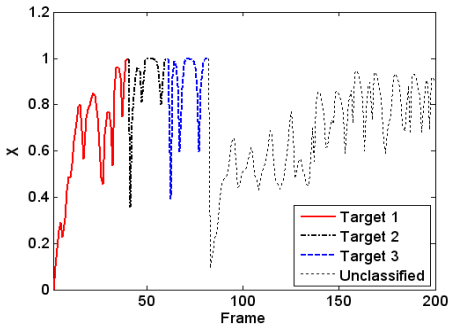


Fig. 11. HMM based TBD: X for IS2

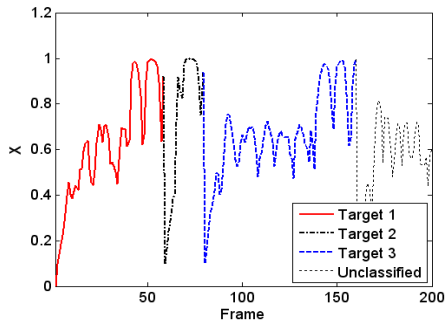


Fig. 12. HMM based TBD: X for IS3

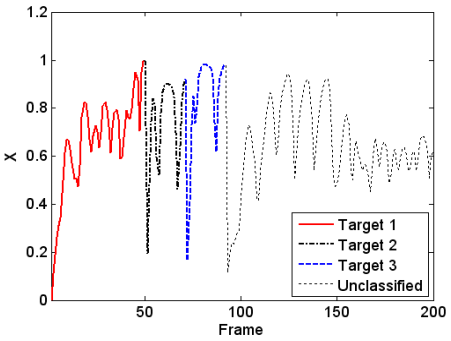


Fig. 13. HMM based TBD: X for IS4

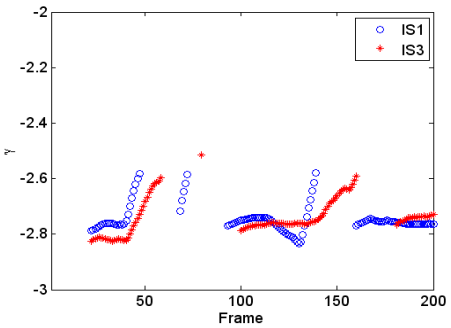


Fig. 14. HMM based TBD: γ for IS1, 3

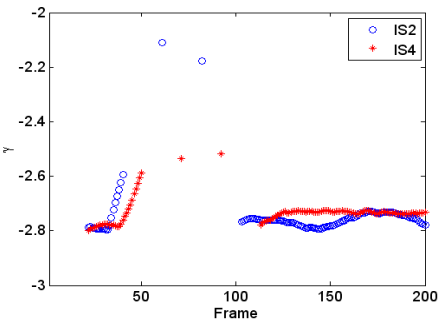


Fig. 15. HMM based TBD: γ for IS2, 4

산되는 시점에서 바로 문턱치를 넘으면서 표적이 탐지가 이루어진다. 3번째 표적에 대해서도 마찬가지로 2번째 표적이 탐지된 후 20프레임 후에 탐지되었다. Fig. 15를 보면 신호대잡음비가 낮은 IS4의 경우 표적이 탐지될 때의 γ값이 약 -2.5 정도의 값을 갖는 것에 반해 신호대잡음비가 높은 IS2는 γ값이 -2.2정도로 급격히 상승한 것을 볼 수 있다. 이는 단일 표적에 대한 기법에서 확장된 은닉 마르코프 기반의 TBD 알고리즘에서는 표적이 탐지 되면, 다음 표적에 대한 γ를 업데이트하기 위해 최소 20프레임동안 $\overline{N_i}$값을 구해야 하는 특성에 기인한다. γ를 구할 때 요구되는 프레임 수는 사용자에 따라 다른 값을 설정할 수 있으나 표적 탐지 속도를 높이기 위해 이 값을 작게 설정할 경우 잡음도 표적으로 인식하게 되는 오경보율이 높아지는 현상이 나타난다.

위와 같은 얻어진 표적 검출 결과로부터 동적 계획법과 은닉 마르코프 모델 기반의 TBD 알고리듬의 특성을 비교하기 위해서 Table 3과 같이 각 영상 시퀀스 별로 표적의 검출 프레임을 정리하였다. 동적 계획법 방식은 CF 값을, 은닉 마르코프 모델 방식은 γ 값을 기준으로 문턱치를 설정하며 두 수치적인 값을 환산하는 것이 용이하지 않기 때문에 Table 3의 결과로부터 정량적으

Table 3. Multiple target detection results

영상 시퀀스	표적	시작 프레임	DP-TBD 프레임	HMM-TBD 프레임
IS1	Target 1	30	31	47
	Target 2	60	61	72
	Target 3	120	121	139
IS2	Target 1	30	31	40
	Target 2	30	31	61
	Target 3	30	35	82
IS3	Target 1	30	40	58
	Target 2	60	68	79
	Target 3	120	129	160
IS4	Target 1	30	39	50
	Target 2	30	39	71
	Target 3	30	49	92

로 비교분석을 수행하는 것은 큰 의미를 갖지 않는다. 다만 다수의 표적에 대한 추적 특성이라는 정성적인 측면에서 결과를 비교해보면 동적 계획법 기반의 TBD 알고리듬은 표적의 수에 대해서 특별한 제한 사항이 없고 문턱치를 넘는 비용 함수 값의 픽셀 정보에 대해서 데이터 연관 문제로 해석하는 과정을 거쳐 다수 표적 탐지를 수행할 수 있음을 볼 수 있다. 반면에 은닉 마르코프 모델 기반의 TBD 알고리듬은 단일 표적을 가정하고 유도된 방식이기 때문에 표적의 수를 정확히 알 수 없다는 가정 하에서는 영상 내에 다수의 표적이 존재하더라도 확률이 가장 높은 표적부터 연속적으로 탐지하는 방식을 취하게 된다. 따라서 동시다발적인 표적 탐지는 용이하지 않은 반면에 충돌위협이 높은 표적부터 탐지하여 처리할 수 있다는 측면에서는 사용 환경에 따라 충분한 성능을 갖고 있다고 볼 수 있다.

III. 결 론

본 논문에서는 영상센서 기반의 충돌회피 시스템을 구성하기 위한 핵심 기술 중의 하나로 수 픽셀 이내의 낮은 신호대잡음비 환경에서 다수의 표적을 탐지할 수 있는 Track-Before-Detect 알고리듬을 연구하였다. 알고리듬 확장을 위해 동적 계획법 방식과 K-평균 클러스터링 기법을 결합하였으며 은닉 마르코프 모델 방식은 표적의 수에 따라 모델의 크기와 계산량이 크게 증가할 수 있다는 점을 고려하여 Sub-Window를 이용하는 방식을 적용하였다. 수치해석적인 결과를 통해서 두 접근 방식의 표적 검출 특성과 유도 과정에서 비롯되는 기술적인 한계를 기술하였다. 영상 프레임으로부터 잠재적인 표적을 연속적으로 추적하여 표적 여부를 판별하는 고전적인 접근 방식에서는 다수 표적의 탐지가 데이터 연관의 문제로만 인식되어 왔으나 Track-Before-Detect 방식과 같은 탐지 기법은 다수 표적탐지 성능을 갖추도록 알고리듬을 확장할 때 본 연구에서 제안한 것처럼 접근 방식에 따라 각 기법이 갖고 있는 특성과 제한을 파악한 뒤에 적합한 방식을 결합할 수 있는 연구가 필요하다.

후 기

본 논문은 한국항공우주연구원 학연협력강화 사업 “영상센서 기반 충돌회피 기술 연구”에 의한 연구 결과입니다.

참고문헌

1) 최주원, "무인항공시스템 인증기술 동향", 항공우주산업기술동향, 제4권, 1호, 2006, pp. 100~107.

2) J.F. Arnold and H. Pasternack, “Detection and tracking of low-observable targets through dynamic programming”, Proceedings of SPIE, 1990, pp. 207~217.

3) Barniv Y., Dynamic Programming Solution for Detecting Dim Moving Targets, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 32, No. 1, 1985, pp. 144~156.

4) T. Gandhi, M.T. Yang, R. Kasturi, O. Camps, L. Coraor, and J. McCandless, “Detection of obstacles in the flight path of an aircraft”, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 39, 2003, pp. 176~191.

5) Nichtern O. and Rotman S. R., Parameter Adjustment for a Dynamic Programming Track-before-Detect-Based Target Detection Algorithm, EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, Vol. 2008, Article ID 146925, 2008, pp. 1~20.

6) J. Lai, "Hidden Markov Model Filter Banks for Dim Target Detection from Image Sequences", DICTA, 2008 Digital Image Computing: Techniques and Applications, 2008, pp. 312-319.

7) J. Lai, L. Mejias, and J.J. Ford, “Airborne vision-based collision-detection system”, Journal

of Field Robotics, Vol. 21, 2010, pp. 1~21.

8) Bishop, C. M., Pattern Recognition and Machine Learning, Springer, 2007.

9) Carnie R., Walker R. and Corke P., Image Processing Algorithms for UAV "Sense and Avoid", Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2006, pp. 2848~2853.