표적이 일시적으로 가려지는 환경에서 ITS 기법을 이용한 영상 표적 추적 알고리즘 연구

A Study of Image Target Tracking Using ITS in an Occluding Environment

김 용, 송 택 렬*
(Yong Kim¹ and Taek-Lyul Song¹)
¹Hanyang University

Abstract: Automatic tracking in cluttered environment requires the initiation and maintenance of tracks, and track existence probability of true track is kept by Markov Chain Two model of target existence propagation. Unlike Markov Chain One model for target existence propagation, Markov Chain Two model is made up three hypotheses about target existence event which are that the target exist and is detectable, the target exists and is non-detectable through occlusion, and the target does not exist and is non-detectable according to non-existing target. In this paper we present multi-scan single target tracking algorithm based on the target existence, which call the Integrated Track Splitting algorithm with Markov Chain Two model in imaging sensor.

Keywords: target perceivability, target existence, Markov chain 1, Markov chain 2, ITS (Integrated Track Splitting)

1. 서론

영상 센서를 이용한 표적 추적은 추적의 대상이 되는 표적 측정치를 추출하기 위한 측정치 추출 단계를 수행하고 추출된 측정치에 유효측정영역을 씌워 트랙(track)을 생성하여 생성된 트랙에 대한 가치를 부여하는 표적 탐지 단계, 표적과 유효측정영역 내의 측정치를 확률적으로 결합하여 추적을 수행하는 표적 추적단계를 수행하게 된다.

일반적인 영상 추적에서는 영상에 존재하는 표적의 특징을 분석하여 표적의 위치를 찾아내게 되는데 표적 신호가 제대로 추출되지 않는 환경에서는 표적의 움직임 정보를 고려하여 표적이 위치할 것으로 예상되는 예측위치를 찾아내는 과정이 필요하다. 표적 탐지와 추적은 표적의 예측위치로부터의 거리와 측정치의 신호세기 등의 정보를 이용하여 해당 측정치가 표적일 확률을 구하여 칼만필터의 가중치로 활용하는 자료결합(data association) 알고리즘을 기반으로 한다. 이를 위해서는 동적 필터링(filtering)을 통해 표적의 다음 위치를 예측하여 유효측정영역을 씌우고 영역 안의 측정치 정보를 이용한 확률적인 결합을 수행함으로써 보다 안정적이고 강인한 추적 성능을 확보할 수 있다. 이처럼 표적의 운동특성을 반영한 표적 추적 필터는 다음 번 샘플링 주기에서 표적이 나타날 확률이 가장 높은 위치를 중심으로 하여 유효측정영역(VG: Validation Gate)을 형성하고 이 영역에 들어온 측정치들 중에서 진짜 표적을 선별해

냄으로써 측정치 개수 증가에 따른 연산량 증가를 막을 수 있다. 다수 클러터 환경 하의 표적추적에서 자료 결합 기법은 반드시 고려되어야 하는 문제로서 센서로부터 입수되는 측정신호에 필터링의 대상이 되는 표적의 출력과 환경에 의해 생성되는 클러터와 같은 거짓표적이 있거나 다른 표적의 출력이 있을 경우에는 측정치 중에서 진짜 추적중인 신호를 찾아내어 필터의 추정치를 쇠신해야 트랙이 발산하지 않고 추정 성능이 유지된다. 자료 결합 기법은 계산 시간이 많이 소요되지 않고 간단하면서도 실용적이어서 추적 필터의 계산량 및 계산시간의 증가를 가능한 한 방지해야 한다. 가장 많이 사용되고 있는 자료결합방법으로는 NN (Nearest Neighbor) [1]계열 방식과 SN (Strongest Neighbor) [2] 계열 방식을 들 수 있다. NNF는 표적의 예측위치로부터 가장 근거리의 측정치를 표적으로 단정 짓고 표적의 상태변수를 쇠신하고, SNF는 유효측정영역 내에서 신호의 세기가 가장 큰 측정치를 표적으로 단정 지어 표적의 상태변수를 쇠신한다. 이러한 NNF와 SNF는 표적을 단정적으로 선택하는 특성 때문에 클러터 환경 하에서 필터가 발산하는 문제가 발생할 수 있는 단점을 가지고 있다. 실제로 선택된 NN 또는 SN은 클러터가 될 수 있으므로 이러한 단점을 해결하기 위하여 해석적 성능 예측을 통해 선택된 NN 또는 SN이 표적이 맞을 확률을 계산하여 표적의 상태변수를 쇠신하는데 사용하는 PNNF (Probabilistic Nearest Neighbor Filter)와 PSNF (Probabilistic Strongest Neighbor Filter)가 있다[3,4].

그리고 유효측정영역 내에 존재하는 모든 측정치가 표적으로부터 기인되었다고 가정하고 각각의 측정치가 표적이 맞을 확률을 계산하여 트랙의 상태변수 쇠신에 사용하는 PDA (Probabilistic Data Association) [5] 기법은 현존하는 자

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2012. 9. 27., 수정: 2013. 1. 30., 채택확정: 2013. 2. 12.

김용, 송택렬: 한양대학교 전자전기 제어계측공학과

(bravekim@naver.com/tsong@hanyang.ac.kr)

※ 이 논문은 2012년 국방과학연구소의 지원을 받아 수행된 연구임(UD100033FD).

그림 1. PDA (Probabilistic Data Association).

Fig. 1. PDA (Probabilistic Data Association).

료결합기법 중에서 성능이 가장 우수하다고 알려져 있다. 각 측정치들에 가우시안 잡음을 부가함으로써 그림 1과 같이 예측 위치, 즉 유효측정영역의 중심을 평균으로 가우시안 분포를 하는 측정치 집합을 형성하게 되며 각 측정치에 대해서 표적과의 결합 확률을 산출하게 된다.

여기에 측정치의 위치정보뿐 아니라 신호의 세기 정보를 동시에 고려하여 PDA의 성능을 향상시킴으로써 더욱 효과적으로 표적을 추적할 수 있게 되었다. PDA에 측정치의 위치 및 세기정보가 결합된 향상된 추적필터는 클러터 환경에서 트랙유지 성능은 우수하나 계산량이 문제시 되고 있다. 자료 결합 시에는 가능한 많은 가용한 표적정보를 사용하는 것이 정확히 트랙과 측정치를 연계시킬 수가 있으나 너무 많은 가용정보를 사용하는 것은 자칫 계산량의 증가를 불러올 수 있다. 더하여 표적 추적 환경에서는 다수의 클러터 신호들 가운데에서 표적과 유사한 신호들이 존재할 수 있으므로 표적이 탐지 되어 트랙을 초기화시키기 전에 표적의 후보자 되는 측정치를 이용하여 트랙을 형성하여 추적을 실시하고 이후 트랙가치를 판단할 수 있는 성능 지표를 산출하는 IPDA (Integrated Probabilistic Data Association) [6] 알고리즘을 도입하여 트랙의 가치를 점수로써 산출해내고 이 트랙 점수가 미리 정해진 문턱값을 넘으면 표적이 탐지되었다고 확정하여 트랙을 초기화 시키고 그 트랙을 유지, 관리하며 또한 성능 지표인 트랙 존재 사후 확률이 일정한 값 이하가 되면 표적이 사라졌다고 판단하며 추적을 중단하게 된다. 이는 일종의 TBD (Track Before Detect) 알고리즘이라고 할 수 있다.

위에서 언급한 자료 결합 기법들은 단일 시간에 입수된 측정치 정보를 이용하는 단일 스캔 자료 결합 방식이라면 추적이 수행되는 여러 시간 동안의 측정치에 대해 최적의 측정치를 선정하는 다중 스캔 자료 결합 방식이 있다. Track splitting filter라 불리는 다중 스캔 방식은 매 시간마다 입수되는 측정치들을 컴포넌트로 연결지음으로써 클러터가 포함된 측정치 집합에 대한 최적 위치를 찾는 방식에

비해 보다 견실한 추정 성능을 얻을 수 있다. 여기에 앞서 소개한 트랙의 가치를 점수로써 산출하는 트랙 초기화 기법을 적용한 방식을 ITS (Integrated Track Splitting) 알고리즘이라 한다[7]. ITS 기법은 각각의 유효측정치들을 하나의 컴포넌트(component)로 생성하여, 마치 트랙과 같이 관리함으로써 표적 트랙의 상태변수를 추정한다. ITS 기법에 대한 내용은 II 장의 1절에서 자세히 언급하고자 한다.

표적 추적 뿐 만 아니라 추적중인 트랙의 가치에 따라 트랙을 확정하거나 제거시키는 등의 트랙 관리를 위한 탐지 기법을 통해 거짓표적(클러터)에 대한 추적이 지속적으로 수행되는 것을 방지하고 실제 표적 중심의 추적 수행이 가능하게 된다. 표적 탐지는 영상 환경과 같이 다수의 클러터(clutter)가 존재할 수 있는 환경에서 생성된 여러 트랙에 대한 가치를 판단하는 지표로 트랙존재확률이라는 확률값으로 정량화시킴으로써 트랙의 유지와 제거, 또는 위협 트랙의 확정 등의 트랙 관리를 가능하게 한다. 영상 센서를 이용한 표적 추적에 있어서 표적은 센서로부터 입수된 신호의 특성에 따라 배경과 분리되어 추출되는데 촬영된 영상의 환경에 따라 추적 성능이 저하될 수 있다. 가령 센서와 표적 사이에 존재하는 배경에 의해 표적이 일시적으로 가려지는 환경에서 안정적으로 추적 성능을 확보하기가 쉽지 않다. 더욱이 실제 지상 환경은 표적이외의 물체들이 다양하게 존재하므로 기동중인 표적이 건물이나 나무 등의 배경에 가려져 표적 신호가 일시적으로 사라지는 현상이 발생할 수 있다. 일시적으로 표적 전체가 가려졌다가 나타나는 경우에는 표적이 사라지면서 추적중인 트랙의 트랙존재확률이 급격히 떨어지면서 트랙의 존재 가치를 상실하게 되어 기존에 사용하던 표적 추적중인 트랙 관리에 의해 트랙이 제거되는 현상이 발생할 수 있다. 이러한 경우 차후에 가려졌던 표적이 나타나더라도 이미 트랙이 제거된 상황이므로 트랙 초기화 단계를 다시 거쳐야한다. 이때 표적의 특징정보를 잃어버려 자칫 표적이 아닌 클러터로 트랙이 초기화되어 추적이 실패하게 될 수도 있다. 이는 기존의 자료결합 방식에서 표적의 존재 유무에 대해서 정의한 가설에 의한 결과이며 보다 견실한 표적 추적을 위해서는 보다 발전적인 알고리즘의 개발이 필요하다. 따라서 본 논문에서는 기존의 표적 존재 유무에 대한 가설에서 보다 확장하여 표적의 가림 상황에 부합하는 새로운 가설을 추가함으로써 표적 추적, 탐지 알고리즘을 유도하고 시뮬레이션을 통해 성능 개선에 관한 평가를 수행할 것이다. 이와 같은 표적의 가림현상은 예측 불가한 다양한 상황이 존재하는 실제 추적 환경에서 보다 안정적인 추적을 위해 반드시 고려되어야 하는 사항이며 표적 추적 단계에서 측정치가 사라진 상황에서 트랙을 보다 견실하게 유지시킬 수 있어야 할 것이다.

II. 다중스캔 방식 표적 추적, 탐지 기법

본 장에서는 유효측정영역 내의 측정치의 정보를 이용하여 표적과의 결합확률을 통해 추적의 대상이 되는 측정치를 선정하고 추적하는 자료결합(data association)기법 중 다중 스캔 자료결합기법을 기반으로하는 표적 탐지, 추적 기법을 제시한다. 기존의 Markov chain 1 기반의 ITS 다중스

켄 자료결합 기법을 소개하고 본 논문에서 제안하는 표적의 일시적인 가림 상황을 고려한 Markov chain 2 기반의 ITS 다중스캔 자료결합 기법을 비교하여 성능을 평가할 것이다.

1. ITS (Integrated Track Splitting) 기법

ITS 알고리즘은 다중스캔 자료결합 방식으로써 각각의 유효측정치들을 하나의 컴포넌트(component)로 생성하여, 마치 트랙과 같이 관리함으로써 표적 트랙의 상태변수를 추정한다. 그림 2와 같이 연속하는 스캔에서 측정치간의 연결을 컴포넌트라고 부르며, 유효측정치 뿐만 아니라 예측위치 또한 null 측정치로써 컴포넌트를 형성하게 된다.

k 스캔에서 컴포넌트는 가우시안 분포를 하는 상태변수 추정 및 예측 확률밀도함수를 가지며, 표적트랙의 상태변수는 각각의 컴포넌트들의 확률밀도함수를 이용하여 추정할 수 있다. 즉, 각 컴포넌트들은 표적트랙이 맞을 컴포넌트 확률을 가지며, 각 컴포넌트가 추정하는 상태변수 확률밀도함수와 컴포넌트 확률을 사용한 Gaussian Mixture를 통하여 최종적인 표적트랙의 상태변수를 추정하는데 이 과정에서 컴포넌트가 기하급수적으로 증가하고 컴포넌트의 개수를 조절하기 위해 component management 기법을 사용하게 된다. ITS는 여러 스캔동안 형성된 가능성 있는 측정치 히스토리를 사용하여 표적의 상태변수를 추정하는 다중 스캔 표적추적 알고리즘인 ITS는 나무의 가지와 같이 매 스캔 선택되는 유효측정치로 인하여 컴포넌트가 생성되기 때문에 컴포넌트의 개수는 기하급수적으로 증가한다. 이를 방지하기 위해 N-scan merging, pruning 기법을 사용하여 컴포넌트를 관리한다. pruning 기법은 다음 수식과 같이 일정 문턱치 이하의 확률을 가지는 컴포넌트를 제거함으로써 컴포넌트의 개수를 관리하는 방법이다. 이처럼 다중 스캔 자료결합 방식에 의거하여 다수의 클러스터가 존재하는 환경에서 클러스터를 포함하는 측정치 집합 중에서 양질의 표적 신호를 추정해낼 수 있다. 다음의 4가지 단계로 ITS 알고리즘을 전개할 수 있다[7].

1) prediction step: 이 단계에서는 예측된 컴포넌트의 상태변수 사전확률밀도함수를 추정하고, 표적존재 사전확률을 계산한다.

그림 2. Track Splitting.

Fig. 2. Track Splitting.

2) measurement selection step: 이 단계에서는 각각의 컴포넌트에서 입력된 측정치에 대한 확률밀도함수를 계산하고, 유효측정치 집합을 결정한다.

3) update step: 이 단계에서는 쇄신된 컴포넌트의 상태변수 사후 확률밀도함수, 컴포넌트 확률 및 표적존재 사후확률을 계산한다.

4) component management step: 매 스캔마다 컴포넌트의 개수는 기하급수적으로 증가하기 때문에 일정 문턱치 이하의 확률을 가지는 컴포넌트를 제거하는 pruning, 유사한 측정치 히스토리를 갖는 컴포넌트를 병합하는 N-scan merging 과정을 통하여 컴포넌트 개수를 관리한다.

2. Markov chain 1을 이용한 ITS 기법

일반적인 Markov chain 1방법은 다음과 같이 표적이 존재하고 탐지 가능한 경우에 대한 사건(χ_k)과 표적이 존재하지 않을 사건($\bar{\chi}_k$)에 대해서만 확률을 산출하게 된다. 여기에는 존재하는 표적의 경우 항상 탐지가 된다는 perceivable의 가정이 내포되어있다.

χ_k : 표적이 존재하는 경우. (perceivable)

$\bar{\chi}_k$: 표적이 존재하지 않는 경우.

2.1 Prediction step

$k-1$ 시간에서 쇄신단계를 수행한 표적트랙은 트랙존재 확률 $P(\chi_{k-1}|Z^{k-1})$ 와 모든 컴포넌트 확률밀도함수의 가중치 합으로 계산된 $p(x_{k-1}|\chi_{k-1}, Z^{k-1})$ 로 표현된다.

$$p(x_{k-1}|\chi_{k-1}, Z^{k-1}) = \sum_c p(x_{k-1}|\chi_{k-1}, c, Z^{k-1}) P(c|\chi_{k-1}, Z^{k-1}) \quad (1)$$

예측단계에서 각각의 컴포넌트는 다음 수식과 같이 상태변수 확률밀도함수를 예측할 수 있으며, chapman kolmogorov 방정식을 따른다.

$$p(x_k|\chi_k, c, Z^{k-1}) = \int_{x_{k-1}} p(x_k|x_{k-1}) \times p(x_{k-1}|\chi_k, c, Z^{k-1}) dx_{k-1} \quad (2)$$

수식 (2)는 표준 칼만필터의 예측단계로 선형화 시킬 수 있으며, 표적트랙의 사전 확률밀도함수는 다음과 같이 전개할 수 있다.

$$p(x_k|\chi_k, Z^{k-1}) = \sum_c p(x_k|\chi_k, c, Z^{k-1}) P(c|\chi_k, Z^{k-1}) \quad (3)$$

트랙존재 사전확률은 Markov chain 1의 가정을 따르며, 다음 수식을 통하여 계산된다.

$$P(\chi_k|Z^{k-1}) = \pi_{11} P(\chi_{k-1}|Z^{k-1}) + \pi_{21} P(\bar{\chi}_{k-1}|Z^{k-1}) \quad (4)$$

π_{11} 은 $P(\chi_k|\chi_{k-1})$ 로써 $k-1$ 시간에 표적이 존재하고, k 시간에도 표적이 존재할 확률을 나타내며, π_{21} 은

$P(\bar{\chi}_k|\chi_{k-1})$ 로써 $k-1$ 시간에 표적이 존재하고, k 시간에 표적이 존재하지 않을 확률을 나타낸다.

2.2 Measurement Selection step

수식 (2)를 사용하여 각각의 컴포넌트에서 다음과 같이 k 시간에 입력된 측정치 z 의 사전 확률밀도함수를 계산할 수 있다.

$$p(z_k|\chi_k, c, Z^{k-1}) = \int_{x_k} p(z_k|x_k) p(x_k|\chi_k, c, Z^{k-1}) dx_k \quad (5)$$

수식 (5)는 선형시스템에서 칼만필터의 쇄신과정을 의미한다. 수식 (5)에서 계산된 확률밀도함수를 이용하여 각 컴포넌트의 유효측정영역을 형성할 수 있으며, 유효측정치를 선택할 수 있다. 각각의 컴포넌트에서 선택한 모든 유효측정치의 집합을 $z_{k,i}$ 로 표기할 수 있고, 모든 유효측정치는 새로운 컴포넌트를 형성하여 쇄신 및 예측과정을 수행하게 된다. 쇄신과정에서 사용하게될 유효측정치의 사전확률밀도함수는 컴포넌트 확률을 사용한 gaussian mixture를 통하여 계산할 수 있다. $p_{k,i}(c) \simeq p(z_{k,i}|\chi_k, c, Z^{k-1})$ 를 컴포넌트 c 에서 선택한 유효측정치의 사전 확률밀도함수라고 할 때, 유효측정치의 사전확률밀도 함수는 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$p(z_{k,i}|\chi_k, Z^{k-1}) \simeq p_{k,i} = \sum_{c=1}^{\kappa} p_{k,i}(c) P(c|\chi_k, Z^{k-1}) \quad (6)$$

2.3 Update step

본 절에서는 선택된 유효측정치 집합 $z_{k,i}$ 가 주어졌을 때 k 시간에서 표적트랙의 상태변수 쇄신과정을 설명한다. $z_{k,i}$ 를 적용하기전 표적트랙은 트랙존재 사전확률과 사전 확률밀도함수 $p(x_k|\chi_k, Z^{k-1})$ 로 정의된다. $z_{k,i}$ 가 주어졌을 때 각 컴포넌트는 다음 수식과 같이 상태변수의 사후 확률밀도함수를 계산할 수 있다.

$$p(x_k|\chi_k, c, Z^k) = \frac{p(z_{k,i}|\chi_k, x_k, c, Z^{k-1})}{p(z_{k,i}|\chi_k, c, Z^{k-1})} \times p(x_k|\chi_k, c, Z^{k-1}) \quad (7)$$

수식 (7)은 표준 칼만필터의 쇄신단계로 선형화 시킬 수 있으며, 표적트랙의 사후 확률밀도함수는 각 컴포넌트의 gaussian mixture를 통하여 계산할 수 있다.

$$p(x_k|\chi_k, Z^k) = \sum_c p(x_k|\chi_k, c, Z^k) P(c|\chi_k, Z^k) \quad (8)$$

우도비(likelihood ratio) λ_k 를 사용하여 컴포넌트 확률 및 트랙존재 사후확률을 계산할 수 있으며 λ_k 는 다음과 같이 전개할 수 있다.

$$\lambda_k \simeq \frac{p(z_k|\chi_k)}{p(z_k|\bar{\chi}_k)} = 1 - P_D P_G + P_D P_G \sum_{i=1}^{m_k} \frac{p_{k,i}}{\delta_{k,i}} \quad (9)$$

λ_k 를 사용하여 각각의 컴포넌트 확률을 다음과 같이 쇄신할 수 있다.

$$P(c|\chi_k, Z^k) = \frac{P(c|\chi_k, Z^{k-1})}{\lambda_k} \begin{cases} 1 - P_D P_G & , i = 0 \\ P_D P_G \frac{p_{k,i}(c)}{\delta_{k,i}} & , i > 0 \end{cases} \quad (10)$$

또한 트랙존재 사후확률 또한 λ_k 를 사용하여 다음 수식과 같이 계산할 수 있다.

$$P(\chi_k|Z_k) = \frac{\lambda_k P(\chi_k|Z_{k-1})}{1 - (1 - \lambda_k) P(\chi_k|Z_{k-1})} \quad (11)$$

2.4 Component management step

ITS는 여러 스캔동안 형성된 가능성 있는 측정치 히스토리를 사용하여 표적의 상태변수를 추정하는 다중-스캔 표적추적 알고리즘이다. 따라서 매 스캔마다 컴포넌트의 개수는 기하급수적으로 증가하기 때문에 이를 관리하기 위한 방법이 필요하다. ITS 알고리즘에서는 컴포넌트의 개수를 관리하는 방법으로써 pruning 기법과 N-scan merging 기법을 사용한다. Pruning 기법은 다음 수식과 같이 일정 문턱치 이하의 확률을 가지는 컴포넌트를 제거하는 방식이다.

$$P(c|\chi_k, Z^k) < \tau \quad (12)$$

N-scan merging 기법은 N 스캔 이전부터 현재 스캔에 이르기 까지 측정치 히스토리가 동일한 컴포넌트 트랙들을 하나의 트랙으로 융합하는 방식이다. 측정치 히스토리가 동일한 l 개의 컴포넌트 트랙을 하나의 트랙으로 융합할 때, 컴포넌트 확률 및 상태변수는 다음 수식과 같이 계산할 수 있다.

$$P(c(l)|\chi_k, Z^k) = \sum_l P(c|\chi_k, Z^k) \quad (13)$$

$$p(x_k^l|\chi_k, \kappa^k, Z^k) = \sum_l \frac{P(c(l)|\chi_k, Z^k)}{P(c(l)|\chi_k, Z^k)} \times p(x_k|\chi_k, c, Z^k) \quad (14)$$

3. Markov chain 2를 이용한 ITS 기법

기존의 perceivable 기반에서 사용하던 일반적인 Markov chain 1방법은 표적이 존재하고 탐지 가능한 경우에 대한 사건(χ_k)과 표적이 존재하지 않을 사건($\bar{\chi}_k$)에 대해서만 확률을 산출하기 때문에 표적신호가 사라지는 탐지확률이 낮은 환경에서는 트랙유지성능이 현저하게 저하되는 단점을 가지고 있다. 따라서 실제로 표적은 존재하지만 탐지되지 않는 사건을 추가함으로써 Markov chain 2로 확장시켜 탐지확률이 낮은 환경에서 보다 안정적인 트랙유지 성능을 갖게 할 수 있다. Markov chain 2의 각 사건에 대하여 다음과 같이 정의할 수 있다[8].

χ_k^d : 표적이 존재하며 탐지 가능한(visible) 경우.

(perceivable)

χ_k^n : 표적은 존재하나 가림으로 인해 탐지되지 않는

(not-visible) 경우. ($P_D=0$)

$\overline{\chi_k}$: 표적이 존재하지 않는 경우.

위 사건에 대한 상태전이 행렬은 다음과 같다.

$$\Pi = \begin{bmatrix} \pi_{11} & \pi_{12} & \pi_{13} \\ \pi_{21} & \pi_{22} & \pi_{23} \\ \pi_{31} & \pi_{32} & \pi_{33} \end{bmatrix}, \pi_{ij} = P(\chi_k = j | \chi_{k-1} = i) \quad (15)$$

3.1 Prediction step

예측단계에서는 표적존재에 대한 사전확률을 식 6의 상태전이 행렬을 이용하여 다음과 같이 표적의 존재확률에 대한 예측모델을 모델링 할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} P(\chi_k^d | Z_{k-1}) \\ P(\chi_k^n | Z_{k-1}) \\ P(\overline{\chi_k} | Z_{k-1}) \end{bmatrix} = \Pi^T \begin{bmatrix} P(\chi_{k-1}^d | Z_{k-1}) \\ P(\chi_{k-1}^n | Z_{k-1}) \\ P(\overline{\chi_{k-1}} | Z_{k-1}) \end{bmatrix} \quad (16)$$

여기서 표적존재에 대한 사건을 탐지가능한 경우와 탐지되지 않는 경우로 나누었으므로 표적존재에 대한 사전, 사후 확률은 이 두사건의 합으로 나타낼 수 있다.

$$P(\chi_k | Z_{k-1}) = P(\chi_k^d | Z_{k-1}) + P(\chi_k^n | Z_{k-1}) \quad (17)$$

$$P(\chi_{k-1} | Z_{k-1}) = P(\chi_{k-1}^d | Z_{k-1}) + P(\chi_{k-1}^n | Z_{k-1})$$

또한 결합확률에 대한 사전확률은 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{bmatrix} \beta_{k|k-1}^{c,d} \\ \beta_{k|k-1}^{c,n} \\ \beta_{k|k-1}^{c,0} \end{bmatrix} = \frac{P(\chi_{k-1} | Z^{k-1})}{P(\chi_k | Z^{k-1})} \Pi^T \begin{bmatrix} \beta_{k-1|k-1}^{c,d} \\ \beta_{k-1|k-1}^{c,n} \\ \beta_{k-1|k-1}^{c,0} \end{bmatrix} \quad (18)$$

이처럼 상태전이를 이용하여 사전확률과 사후확률 간의 연결식을 구할 수 있으며 또한 예측단계에서는 각 컴포넌트 c 의 결합확률을 이용하여 표적 상태변수의 사전확률을 계산하게 되는데 이는 다음과 같다.

$$p(x_k | \chi_k, Z^{k-1}) = \sum_c \{ \beta_{k-1|k-1}^{c,d} + \beta_{k-1|k-1}^{c,n} \} p(x_k | \chi_k, c, Z^{k-1}) \quad (19)$$

3.2 Measurement selection step

이 단계에서는 각각의 컴포넌트에서 입력된 측정치에 대한 사전 확률밀도함수를 계산하게 되는데 k 시간에 각각의 컴포넌트에서 선택한 i 번째 유효측정치의 집합을 $z_{k,i}$ 로 표기할 수 있고, 모든 유효측정치는 새로운 컴포넌트를 형성하여 쇠신 및 예측과정을 수행하게 된다. 쇠신과정에서 사용하게 될 유효측정치의 사전확률밀도 함수는 컴포넌트 확률을 사용한 가우시안 혼합과정(gaussian mixture)을 통하여 계산할 수 있다. $p_{k,i}^{c,d}$ 를 컴포넌트 c 에서 선택한 유효측정치의 사전 확률밀도함수라고 할 때, 유효측정치의 사전확률밀도 함수는 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$p(z_{k,i} | \chi_k, Z^{k-1}) \simeq p_{k,i}$$

$$= \frac{\sum_c \beta_{k|k-1}^{c,d} p_{k,i}^{c,d}}{\sum_c \beta_{k|k-1}^{c,d}} \quad (20)$$

여기서

$$p_{k,i}^{c,d} = \frac{1}{P_G} N(z_{k,i}; H \hat{x}_{k|k-1}, S_k) \quad (21)$$

3.3 Update step

쇠신 단계에서는 컴포넌트의 상태변수 사후 확률밀도함수, 컴포넌트 확률 및 표적존재 사후확률을 계산한다. 우도비(likelihood ratio) λ_k 를 사용하여 컴포넌트의 자료 결합확률 및 트랙존재 사후확률을 계산할 수 있으며 λ_k 는 다음과 같이 전개할 수 있다.

$$\lambda_k = 1 - P_D P_G + P_D P_G \sum_{i=1}^{n_k} \frac{p_{k,i}}{\delta_{k,i}} \quad (22)$$

표적 존재에 대한 각 사건을 고려한 표적존재 사후 확률은 다음과 같으며 표적이 존재하는 사건은 표적이 존재하고 탐지되는 경우와 존재하지만 가림으로 인해 탐지되지 않는 경우의 합으로 계산될 수 있다.

$$P(\chi_k^d | Z_k) = \frac{\lambda_k P(\chi_k^d | Z_{k-1})}{1 - (1 - \lambda_k) P(\chi_k^d | Z_{k-1})} \quad (23)$$

$$P(\chi_k^n | Z_k) = \frac{P(\chi_k^n | Z_{k-1})}{1 - (1 - \lambda_k) P(\chi_k^d | Z_{k-1})} \quad (24)$$

$$P(\chi_k | Z_k) = P(\chi_k^d | Z_k) + P(\chi_k^n | Z_k) \quad (25)$$

$$P(\overline{\chi_k} | Z_k) = 1 - P(\chi_k | Z_k)$$

또한 각 컴포넌트 c 의 자료결합 확률은 다음과 같이 쇠신되어진다.

$$\beta_{k|k}^{c,d} = \begin{cases} \frac{(1 - P_D P_G) \beta_{k|k-1}^{c,d}}{\lambda_k \sum_c \beta_{k|k-1}^{c,d} + \sum_c \beta_{k|k-1}^{c,n}}, & i = 0 \\ \frac{P_D P_G \beta_{k|k-1}^{c,d}}{\lambda_k \sum_c \beta_{k|k-1}^{c,d} + \sum_c \beta_{k|k-1}^{c,n}} \frac{p_{k,i}^{c,d}}{\delta_{k,i}}, & i > 0 \end{cases} \quad (26)$$

$$\beta_{k|k}^{c,n} = \begin{cases} \frac{\beta_{k|k-1}^{c,n}}{\lambda_k \sum_c \beta_{k|k-1}^{c,d} + \sum_c \beta_{k|k-1}^{c,n}}, & i = 0 \\ 0, & i > 0 \end{cases}$$

각 컴포넌트는 다음 수식과 같이 상태변수의 사후 확률밀도함수를 계산할 수 있는데

$$p(x_k | \chi_k, c, Z^k) = \frac{p(z_{k,i} | \chi_k, x_k, c, Z^{k-1})}{p(z_{k,i} | \chi_k, c, Z^{k-1})} \times p(x_k | \chi_k, c, Z^{k-1}) \quad (27)$$

이 확률밀도함수는 표준 칼만필터의 쇠신단계로 선행화시킬 수 있다.

3.4 Component management step

컴포넌트의 개수를 관리하는 방법으로써 pruning 기법과 N-scan merging 기법은 Markov chain 1에서와 동일하며 Markov chain 2 방식에서 pruning을 위한 컴포넌트 확률은 컴포넌트의 자료결합 확률로써 사용할 수 있다. 본 논문에서는 pruning 문턱치 τ 는 0.01로 정하였으며 2-scan merging을 사용하였다.

III. 시뮬레이션

기동중인 표적을 추적하는데 있어서 표적 주변의 배경이 다양하게 존재하는 영상 환경에서는 표적 신호를 가릴 수 있는 배경의 존재 여부가 추적성능에 미치는 영향을 배제할 수 없다. 본 장에서는 표적의 가림이 존재하는 환경에서 기존의 표적추적 기법을 보다 확장시킨 Markov chain 2 기반의 다중스캔 표적 추적 알고리즘의 성능을 확인하기 위한 시뮬레이션을 수행하고 그 결과를 Markov chain 1 기반의 다중스캔 표적 추적 알고리즘과 비교, 분석해본다. 가시광 영상 카메라로 촬영된 영상에서 기동중인 표적에 대한 추적을 수행하여 표적이 배경에 의해 가려지는 경우 표적 존재에 대한 가설의 확장이 추적 성능에 미치는 영향에 대해 분석하고자 한다.

1. Markov chain 1을 이용한 ITS 기법 시뮬레이션

본 절에서는 가시광 카메라로 촬영된 영상을 통해 표적 추적 시스템을 구성하였으며 영상을 통해 표적이 추적되는 과정을 살펴볼 수 있도록 구현하였다.

그림 3은 기존의 perceivable target의 관점에서 Markov chain 1 기반의 다중스캔 표적 추적 알고리즘인 ITS 기법을 적용한 표적 추적 시뮬레이션이다. 그림에서 하얀색 사각형 영역은 측정치 추출을 위한 관심영역(ROI, Region Of Interest)을 의미하며 이 ROI 영역 내에서 fern 검출기를 이용하여 측정치를 추출하게 된다[9]. ROI 영역 내에서 추출된 측정치는 빨간색 사각형영역으로 표시되며 녹색 사각형

40 frame

48 frame

5 frame

55 frame

그림 3. Markov chain 1 기반의 ITS.

Fig. 3. ITS based Markov chain 1.

영역은 표적을 추적 중인 트랙의 유효측정영역을 나타낸다.

표적 추적이 수행된 후 48 frame까지 문제없이 추적이 잘 이루어진다. 영상에서 49 frame에서부터는 표적인 자동차와 영상 센서 사이에 위치하는 나무에 의해 표적이 일시적으로 가려지면서 49 frame이 지나면 표적 측정치가 사라져 일시적으로 유효측정영역 내에 측정치가 존재하지 않는 M_0 상황이 발생하게 된다. M_0 상황에서 추적 필터는 이전의 속도를 가지고 예측과정을 수행하면서 유효측정영역의 크기를 키우게 되고 측정치가 유효측정영역의 중심에서 벗어나면서 해당 측정치가 표적일 확률인 β_k 값이 작아지고 트랙존재확률도 급격히 감소하여 트랙관리 조건인 트랙존재확률 문턱치에 의해 트랙이 제거되는 문제가 발생하여 추적을 실패하게 된다.

이는 표적이 존재하지만 가림환경으로 인하여 탐지가 되지 않는 가정을 배제한 Markov chain 1 기반의 추적에서 나타날 수 있는 문제이다. Markov chain 1 기반의 추적 기법에서는 표적이 존재하거나 존재하지 않는 두 가지 경우에 대한 가정만을 이용하므로 실제 영상 환경에서 가림이 발생했을 때 표적이 존재하지 않는 경우로 판단되어 트랙 점수를 잃게 되는 것이다. 이러한 상황에서 트랙 관리 조건에 의해 추적 중인 트랙의 트랙존재확률이 5 frame 시간 연속 0.01을 넘지 못하게 되면 해당 트랙이 존재 가치를 상실한 것으로 판단하여 트랙을 제거한다. 58 frame이 지나면서 트랙이 제거되어 추적에 실패하게 된다.

2. Markov chain 2를 이용한 ITS 기법 시뮬레이션

반면에 그림 4는 본 논문에서 제시하는 target existence 기반의 Markov chain 2를 이용한 다중스캔 표적 추적 알고리즘을 적용한 경우의 표적 추적 결과를 보여준다. 기존의 알고리즘과 다른 점이 역시 표적이 일시적으로 전체가 가려지는 49 frame부터 나타나는 데 그림 3과 4를 비교하면 확인할 수 있듯이 58 frame부근에서 트랙이 제거되고 다시 다중 표적 추적 모드로 들어가는 이전의 결과와는 달리 트랙이 제거되지 않고 유지되는 것을 확인할 수 있다.

48 frame

55 frame

68 frame

80 frame

그림 4. Target existence 기반의 ITS.

Fig. 4. ITS based target existence.

표적이 나무에 가려진 이후 예측과정을 통해 표적의 이동 경로로 ROI 영역을 이동시켜 68 frame에서 가림을 벗어나 표적 신호가 나타나게 되면 새로운 컴포넌트가 생성되어 지속적인 추적이 수행될 수 있게 됨으로써 이전 시뮬레이션에서와 달리 80 frame에서도 표적을 원활하게 추적하는 것을 확인할 수 있다. 이처럼 일시적인 가림현상으로 인해 추적 중인 트랙이 존재 가치를 잃어버릴 수 있는 상황에서 트랙존재확률이 급격히 감소하는 것을 방지하여 보다 강인하게 트랙을 유지할 수 있고 다시 표적이 나타나면서 추적이 지속적으로 유지할 수 있게 된다. 이는 표적 추적 필터 알고리즘이 다양한 환경적인 변수에 민감할 경우 안정적인 추적 성능을 보장하지 못하게 되는 단점을 보완하여 견실하고 안정적인 추적 성능을 갖는 알고리즘이라 할 수 있다.

3. 시뮬레이션 결과 비교

본 절에서는 앞 절의 영상 시뮬레이션에서의 표적 존재에 대한 가설의 확장에 따른 결과를 비교하고자 한다.

그림 5는 본 영상 시뮬레이션에서 추적 중인 트랙의 트랙존재확률을 나타낸 그래프이다. 그래프를 통해 기존의 Markov chain 1 기반의 ITS 기법을 사용한 경우와 Markov chain 2 기반의 ITS 기법을 적용한 경우의 트랙존재확률을 비교하여 확인할 수 있는데 기존의 기법은 검은색 점선으로, 본 논문에서 제안한 기법은 빨간색 실선으로 나타났다. 기존 Markov chain 1 기반의 자료결합 기법을 적용한 경우에는 표적의 가림이 발생한 경우 트랙존재확률이 급격하게 감소하여 확률값이 0 근방으로 급격히 떨어지는 것을 볼 수 있는데 반해 본 논문에서 제시한 Markov chain 2 기반의 자료결합 알고리즘을 적용한 경우에는 표적의 가림에 의해 트랙존재확률이 떨어지더라도 확률값이 0.01 이상을 유지하는 것을 확인할 수 있다. 그래프를 통해서도 확인할 수 있듯이 영상 환경의 변화에 의해 트랙존재확률이 급격

그림 5. 트랙존재확률 비교 그래프.

Fig. 5. Probability of track existence.

하게 변하는 것을 방지함으로써 추적 중인 트랙을 지속적으로 유지시킬 수 있다.

IV. 결론

본 논문에서는 센서와 표적 사이에 존재하는 주변의 배경에 의해 기동중인 표적이 일시적으로 모습을 감췄다가 다시 나타나는 현상을 고려한 표적 추적 알고리즘을 제시하였다. 이러한 배경에 의한 가림현상은 표적 추적에 있어서 보다 안정적이고 지속적인 견실한 추적을 위해 반드시 고려되어야 하는 사항이며 본 논문에서는 다중스캔 방식 자료결합 알고리즘을 소개하고 표적 존재 여부에 대한 가설을 확장시킨 Markov chain 2 기반의 ITS 알고리즘을 적용함으로써 표적의 일시적인 가림이 존재하는 환경에 의해 추적 중인 트랙의 가치가 급격히 떨어지는 것을 방지할 수 있었다. 이로 인하여 트랙을 지속적으로 유지시켜줌으로써 견실한 추적을 수행하여 위협적인 트랙에 대한 정보를 지속적으로 수집할 수 있다.

참고문헌

- [1] Yaakov Bar-Shalom, Tracking and data association, Academic Press Professional, Inc., 1987.
- [2] X. R. Li and Y. Bar-Shalom, "Theoretical analysis and performance prediction of tracking in clutter with strongest neighbor filters," *The Proceedings of the 34th conference on Decision and Control*, New Orleans, pp. 2758-2763, Dec. 1995.
- [3] T. L. Song and D. G. Lee, "A probabilistic nearest neighbor filter algorithm for m validated measurements," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 54, no. 7, July 2006.
- [4] T. L. Song, Y. T. Lim, and D. G. Lee, "A probabilistic strongest neighbor filter algorithm for m validated measurements," *IEEE Trans. on AES*, in Review Process.
- [5] T. Kirubarajan and Yaakov Bar-Shalom, "Probabilistic data association techniques for target tracking in clutter," *Proc. of the IEEE*, vol. 32, no. 3, pp. 536-557, Mar. 2004.
- [6] D. Musicki, R. Evans, and S. Stankovic, "Integrated probabilistic data association (IPDA)," *Prec. of the 31st Conference on Decision and Control*, Tucson, Arizona, Dec. 1992.
- [7] D. Musicki, R. J. Evans, and B. F. La Scala, "Integrated track splitting filter-efficient multi-scan single target tracking in clutter," *IEEE Trans on Aerospace and Electronic systems*, vol. 43, no. 4, Oct. 2007.
- [8] T. L. Song, D. Musicki, and Y. Kim, "Tracking through occlusions and track segmentation reduction," *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems (in Korean)*, vol. 49, no. 1, pp. 623-631, Jan. 2013.
- [9] B. M. Kim, J. W. Park, S. H. Kim, and Y. S. Moon, "High speed technique for ensemble classifier using Fern," *The Proceedings of the 25th conference on The Institute of Electronics Engineers of Korea*, pp. 1225-1228, Jun. 2012.

김 용

2007년 한양대 전자컴퓨터공학부 졸업.
2009년 동 대학원 전자전기제어계측공학과 졸업(석사). 2009년~현재 동 대학원 전자전기제어계측공학과 박사과정 재학중. 관심분야는 영상추적, 자료결합, 정보융합.

송 택 렬

1974년 서울대 공학사. 1981년 Univ. of Texas at Austin 대학원 항공우주공학과 졸업(석사). 1983년 Univ. of Texas at Austin 대학원 항공우주공학과 졸업(박사). 1974년~1995년 국방과학연구소. 1995년~현재 한양대 전자 정보시스템 공학과 교수. 관심분야는 표적추적시스템, 자료결합 및 정보융합, 유도 및 제어.