

초청 논문

다중표적용 추적 기술

임상석

한국항공대학교 항공전자공학과

I. 개요

다중 표적 추적(MTT:Multiple Target Tracking)은 한 개 또는 그 이상의 센서들을 사용하는 감시(surveillance) 시스템을 위해서 컴퓨터와 마찬가지로 주변상황을 해석하는데 없어서는 안되는 중요한 요소이다. 레이다, IR(Infrared) 및 Sonar 등과 같은 전형적인 센서 시스템들은 여러 가지 신호원(sources): 문제의 표적, 레이다 지면 클러터(clutter) 같은 후면잡음 또는 열잡음 같은 내부 오차 요인으로부터 측정치(measurement)를 만들어 준다. 다중표적용 추적방식의 목적은 센서가 제공하는 측정 데이터들을 동일한 신호원으로부터 나온 여러 세트의 관측치(observations) 또는 트랙(track)으로 구분해내는 것이다. 이와 같이 일단 트랙이 구성되고 확정되면 후면잡음이나 허위표적을 제거할 수 있도록 표적의 수를 추산하고 표적의 속도나 예상위치 및 표적의 종류와 기타특성을 계산해낼 수 있다.

TWS(Track-While-Scan)시스템은 MTT 시스템의 한가지 특별한 경우로서, 레이다가 미리 정해진 탐색공간을 스캔함에 따라 데이터가 규칙적인 시간 간격으로 수신 된다. 이러한 TWS 시스템에서는 탐색과 트래킹 기능이 동시에 수행된다. TWS에서 단일 센서가 일정한 속도로 스캔하는 경우, 신생표적(new target)과 기존표적(target in track)을 동일한 시간, 검색 기준전압 및 파형으로 照射한다^[1].

일반적으로 MTT문제는 TWS라는 제약을 갖지는 않는다. 한 개 또는 다중 센서로부터의 데이터는 불규칙적 시간 간격으로 수신할 수도 있고, 신생트랙을 찾을 필요가 없는 어떤 특정 지역에만 표적의 트랙을 계속 한정시킬 수 있으므로 표적에 대한 적응적인 시간과 검색 기준전압이 곧 바로 채택될 수 있다. 그러나 TWS 시스템 개발에 필요한 기본 기법들은 더 복잡한 MTT 시스템에도 동일하게 적용할 수 있다. 따라서 TWS 시스템 설계에 적용 가능한 모든 기법들은 거의 모두 MTT에도 응용이 가능하다.

다중 표적 추적 기술의 응용은 컴퓨터의 발달에 힘입어 여러 분야로 그 영역이 확대되고 있다. 정교한 무기 발사 시스템, 위성감시 시스템, 항공 교통 관제 같은 비 군용 추적 시스템 등을 예로 들 수 있다. 이 분야 기술에 대한 중요성이 증대됨에 따라 다중 표적 추적에 대한 여러 가지 접근법이 개발되었다^[1-14]. 그러나, 아직도 개발단계에 있으며 특정한 방식이 모든 문제에 표준으로 채택되지는 못하였다. 따라서 각 분야에 가장 적합한 방식을 채택하는 문제는 전적으로 MTT 시스템 설계자에게 달려있다고 볼 수 있다.

본 원고에서는 MTT 시스템 설계에 이용 가능한 여러 가지 기법들을 소개한다. 레이다 시스템 분야의 문제를 주로 다루게 되겠지만 여기에 적용되는 추적 방식들은 IR 센서같은 다중 센서를 채용하는 경우에 있어서도 동일하게 적용 가능한 원리가 된다.

본 절의 나머지 부분에서는 MTT에 자주 사용되는 용어를 정의하고, 다음 절에서는 MTT 시스템의 구성을 기술한다. 이어서 제3절은 MTT의 핵심이 되는 짹배정(correlation 또는 association) 알고리듬을 다룬다.

레이디 신호처리에 사용되는 용어들

관측(observation)은 복합적인 의미를 지닌 용어로서 사용되는데, 모든 센서로부터 도출되는 리포트(report) 또는 검출치(detection)에 포함되는, 관측되거나 측정되는(measured) 모든 데이터(data)를 지칭하는데 사용한다. 일반적으로 관측치는 측정된 위치 또는 레이다 도플러 속도 같은 운동학적인 파라미터와 표적의 종류, 고유식별 번호, 길이나 모양 같은 측정된 속성(attribute)을 포함하기도 한다. 또 이러한 측정치가 얻어진 시간의 정보도 포함해야만 한다. 이러한 관측은 흔히 스캔(scan) 또는 데이터 프레임(data frame)이라고 부르는 규칙적인 시간 간격마다 규칙적으로 얻어지지만, 불규칙한 시간에서 얻어지기도 한다. 그러나 대부분 규칙적인 시간간격에서 측정이 수행되기 때문에 여기서는 스캔 k (또는 샘플간격 T)에서 관측이 이루어져서 측정값이 얻어지는 것으로 설명한다. 레이다 TWS 시스템은 레이다가 미리 정해진 탐색공간을 스캔함에 따라 규칙적인 간격으로 매 스캔이 끝나자마자 측정값을 취득하는 경우의 대표적인 예이다.

구식 레이다 시스템은 기계적 스캔 안테나(MS-A: mechanically scanned antenna)로서 다중표적 추적용으로 TWS에 국한되었다. 새로 개발된 ESA(electronically scanned antenna) 레이다는 새로운 표적을 탐지하는 기능과 기존의 표적을 계속 감시하기 위한 기능을 번갈아가며 수행할 수 있어서 편리하다. 그러나 데이터의 한 묶음들은 여전히 스캔번호 k 로 색인(index)할 수 있는데, 이 경우 스캔 k 와 스캔 $k+1$ 간의 간격은 모든 k 에 대해

동일하지 않을 수도 있다.

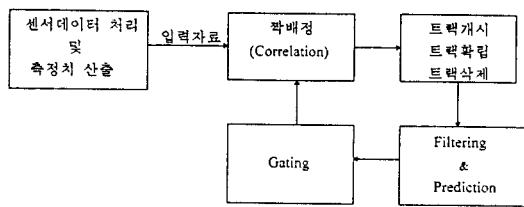
보통 단일 스캔에서 얻어진 관측은 문제로 삼고 있는 탐색공간 내부에 있는 각 표적으로부터 적어도 한 개의 관측치를 포함한다고 가정한다. 이것은 측정치를 처리하는 과정에서 여분(redundancy)을 줄이기 위해 제거논리를 사용하는 것인데, 이 여분 제거논리란 동일한 물체로부터 나온 여러 개의 관측치를 합하여 하나로 만들기 위해 필요한 것이다.

MTT 처리방식을 대별하면 일괄처리(batch processing)와 반복처리(recursive processing)의 두 가지 접근방법으로 나눌 수 있다. 일괄처리 방식이란 모든 관측치를 한꺼번에 처리하기 때문에 정보가 손실되지 않는 경우에 적합한 방식이다. 즉, 모든 스캔에서 얻어진 데이터를 마지막 스캔 이후에 처리하여 표적의 트랙들을 계산한다. 한편, 반복처리 또는 연속처리(sequential processing) 방식은 매 스캔마다 얻어진 데이터를 사용해서 바로 전 스캔까지의 처리과정에서 얻어진 트랙결과를 수정해 나가는 방법이다. 일괄처리방식에 소요되는 컴퓨터 메모리는 데이터의 양이 계속 증가됨에 따라 기하급수적으로 증가하게 됨으로 최상의 해답이 필요한 경우에만 사용되고, 실제로 문제에 적용할 경우에는 수정이 반드시 필요하기 때문에, 반복처리방식이 계산상 쓰임새 있고 효율적인 방법이 될 수 있다.

II. MTT 시스템의 구성

반복처리 방식의 MTT 시스템을 기능적 요소들로 간단히 나타내면 [그림 1]과 같다. 각 요소들은 사실상 서로 밀접한 관계를 가진다.

반복처리 과정은 이전 스캔에서 구성된 트랙들을 계속해서 반복 처리한다고 가정하자. 센서로부터 입력데이터가 수신되면 [그림 1]에 표시한 처리과정을 거치게 된다. 입력된 관측은 먼저 기존의 트랙을 개량하는 데에 고려된다. 즉, gating은 관측-트랙(observation-to-track)의 짹배정이 합당한지



[그림 1] MTT 시스템의 구성.

를 판별하는 과정이다. 이를 위해 여러 가지 복잡한 짹배정 알고리듬이 이 배정을 최종적으로 결정하기 위해 사용된다. 잠정트랙(tentative track)은 그 트랙에 포함된 관측의 수와 질이 판정기준을 만족하게 되면 확정되어 학립트랙으로 된다. 마찬가지로, 저등급 트랙은 생신경력에 의해 결정되고 나중에는 삭제된다. 최종적으로, 새로운 관측을 포함시킨 후 다음 스캔에서의 관측의 도착을 예상하여 각 트랙들의 예측치가 계산된다. 새로운 gate들을 이 예측치 부근에 설정하고, 이러한 예측 위치 및 처리과정은 각 처리 주기마다 반복된다. 이들 각각의 구성요소들을 아래에 더 기술한다.

2-1 측정 데이터 처리

MTT에 있어서 센서는 기존 다중 트랙을 위한 관측정보 및 신생 트랙을 탐색하기 위해서 한 개의 표적에는 제한된 시간을 할애한다. 센서를 설계할 때 고려할 중요한 사항 하나는 반사신호(return)에 대한 결정 규칙인데, 이것은 추적대상 표적에서 유래한 반사신호와 잡음이나 기타 클러터로부터 나오는 잠재적인 허위 신호같은 오류신호를 구별해내기 위해서 반드시 필요하다.

가장 간단한 결정규칙은 입력신호의 전력을 허위 표적확률 P_{FA} 를 상수로 유지하게 하는 기준전력과 비교하는 것이다. 주어진 기준전력에 대하여, 검출 확률(Probability of detection) P_d 는 일반적으로 센서성능, 표적크기, 표적까지의 거리 및 기타 환경

(대기 감쇄 등)에 대한 복잡한 함수에 의해 결정된다. 검출에 관한 문제는 참고문헌^{[20],[21]}에 상술되어 있다. 이 기준전력을 설정하는 문제는 결국 P_{FA} 나 P_d 를 결정하는 것인데, MTT 성능에 미치는 전반적인 영향을 고려해서 결정해야 한다. 대개는 적응적인 기준전력을 설정하는 것이 바람직하다.

센서가 동일한 신호 발생원에서 여러 개의 관측을 동시에 발생하지 않는다고 가정한다면 MTT의 기타 요소 설계는 대단히 간단해진다. 예를 들면, 레이다나 IR 센서는 각각 서로 다른 고도각에 두 개 또는 그 이상의 기준범위를 스캔하여 요구되는 고도각 도달범위를 달성할 수 있다. 그러면 보통의 TWS 레이다 시스템의 경우에 동일한 표적에서 나왔지만 상이한 기준범위에서 수신된 관측은 통합되고, 이 통합관측은 나머지 MTT 처리 과정에 대한 입력이 된다. 따라서, 센서 종류에 상관없이 사전처리를 위한 여분 제거논리는 동일한 신호 발생원으로부터 수신된 여러 개의 관측을 하나로 결합시키는데 필요하다.

한 개의 표적에서 나온 여러 개의 관측을 한 개로 만드는 것과는 대조적으로, 한 개의 관측을 여러 개의 표적으로 인식하는 것도 필요하다. 여러개의 표적이 근접해 있는 경우 레이다 측정기술은 이들을 분해하는 능력을 갖추지 못한다. 그러나 각 표적으로부터 각각 구분된 측정값이 수신되지 않더라도 레이다 범폭안에 들어 있는 여러 개의 표적을 결정하기 위한 기술이 개발되어왔다. 측정값 산출에서는 여러 가지 다른 기능도 수행한다. MTT기능을 수행하는데 신호처리상의 편의를 제공하기 위하여 먼저 측정된 운동학적인 데이터는 요구되는 좌표계로 변환된다. 또 관측의 품질을 개선하기 위하여 처리 과정을 더 거치기도 한다. 예를 들면 JEM(Jet Engine Modulation)에 의해서 발생한 불필요한 요소들은 레이다 신호에서 먼저 제거해 버린다.

2-2 Gating

gating은 어떤 관측이 이미 확립된 표적 트랙 또는 신생트랙에 속하는지를 결정하기 위하여 사용하는 짹배정 알고리듬의 최초의 과정이다. 즉, gating은 어떤 관측이 다음 두 경우 중 어느 하나에 속하는지를 구분하는 대략적인 검사이다.

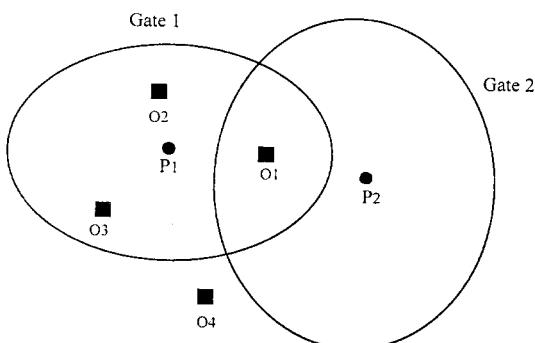
1) 트랙 갱신용 관측 후보

이 경우 관측은 한 개 또는 그 이상의 기존의 트랙들의 gate를 만족할 수 있다. 따라서 이 관측은 해당 트랙과 짹배정을 위한 후보 관측이 된다. 한 개 이상의 관측이 단 한 개의 트랙의 gate를 만족 할 수도 있음을 주목해야 한다. 또 gate를 만족 하더라도 어떤 관측은 트랙을 갱신하는데 전혀 사용되지 않을 수도 있다. 이 경우 신생트랙을 개시 하는데 사용될 수도 있다.

2) 신생 잠정트랙용 최초의 관측

이 관측은 기존 트랙의 gate를 만족하지 않는다. 이 경우의 관측은 신생트랙을 시작하는 후보 관측으로 사용된다.

[그림 2]는 두 개의 근접한 표적과 4개의 관측에 대한 gating을 나타낸다. gate를 예측치의 부근에 구성하고, 관측에 대하여 gating을 다음과 같이 수



O1, O2, O3, O4 : 관측의 위치
P1, P2 : 표적의 예측위치

[그림 2] Gating과 짹배정의 예.

행한다.

- 1) 다음 관측이 얻어질 때의 측정값을 미리 예측하여 그 추산값을 계산한다. 이것은 대개 추적 필터에 의해서 추산되는 위치나 속도같은 운동학적인 데이터를 의미하지만 표적의 종류와 같은 속성을 포함시킬 수도 있다. 이 과정을 예측(prediction)이라 하며, 이러한 추산값의 정확도를 나타내는 통계가 요구된다. 또 측정값 정확도의 추산치도 필요하다.
- 2) 각 측정값과 해당 추산치 간의 차이를 계산한다. 이때 트랙 i 와 관측 j 간의 통계적 거리 d_{ij}^2 (거리의 제곱)을 계산하면 편리하다. 각 성분의 차이를 제곱하고 이 값을 예측전 거리와의 차이의 분산으로 나누고 모두 합하여 정규화된 통계적 거리를 얻는다.
- 3) 추산치와 측정치 정확도의 통계를 사용하여 추산치와 측정치 간의 오차의 최대치를 모든 측정치에 대해서 계산한다. 앞 단계에서 계산한 측정오차와 이 최대 허용오차를 비교한다. 정상적으로는, 이 허용 가능한 오차는 ZMG (zero mean Gaussian) 특성을 가정한 경우 적어도 3 σ (표준편차의 3배)에 설정해야 한다. 만일 이 측정오차가 최대허용 오차보다 작으면, 이 관측은 gate를 만족하고, 아니면 gate를 만족하지 않는 것으로 판정한다. 실제로는 각 성분들을 사용해서 gating을 수행하는 것 보다 거리 제곱 d^2 을 사용하는 것이 더 강력한 방식으로 알려져 있다.

2-3 짹배정

짜배정 기능은 gating 검사를 통과한 관측 또는 측정치를 사용하여 관측-대-트랙의 짹배정을 수행하는 것이다. 단일 관측이 단일 트랙 gate 내부에 포함되는 경우, 이 짹배정은 즉시 이루어질 수 있다. 그러나 근접한 여러 표적의 경우, [그림 2]와 같이 복잡한 상황이 발생한다. 짹배정 대립상황은

여러 개의 관측이 한 개의 gate 또는 여러 개의 gate 내부에 속하거나 관측들이 한 개 이상의 트랙 gate 내부에 포함될 때 발생한다. 이러한 대립 상황을 처리하는 접근방법은 크게 다음 두 종류로 구별 할 수 있다.

첫 번째 방식은 NN(Nearest-Neighbor)이다. 이것은 각 트랙마다 최대로 한 개씩의 관측을 중복없이 배정하는 방법으로서, 짹배정의 목표는 각 관측과 트랙의 쌍 간의 거리의 총합이 최소가 되게 하는 것이다. 이 방식은 일반적으로, 짹배정 문제의 한 가지 대표적인 경우로서 효율적인 계산을 위한 준-최적의 해법이 비교적 잘 정립되어 있어서 이 짹배정 문제에 직접 이용할 수 있다. 적어도 두 개의 준-최적 짹배정 알고리즘이 NN 방식을 실행하기 위해서 제안되어 왔다. 불행하게도 이들 방식의 해들은 종종 서로 다른 결과를 보여준다. 따라서 컴퓨터 기술이 발달하면 이들 준-최적의 해 대신에 최적의 해를 이용 할 수 있을 것이다.

다른 한가지 접근법은 AN(All-Neighbor) 방식이다. 이 경우에는 gate 내에 속하는 모든 관측을 해당 트랙에 관련시키는 짹배정 방법이다. 이때 표적의 위치는 모든 관측에 가중치를 부여한 합으로부터 계산된다. 이들 가중치는 물론 확률이론에 기초한 방식에 따라서 계산되며 복잡한 계산이 요구된다.

여기서는 짹배정 방식의 대략을 기술했는데 이것은 MTT의 핵심과제이므로 자세한 것은 제3절에서 다룬다.

2-4 트랙관리

트랙관리는 트랙 개시(initiation), 확립(Confirmation) 및 삭제(Deletion)로 구성된다. 기존 트랙에 배정되지 않은 관측들은 신생 잠정트랙을 구성하는데 사용된다. gate 내에 속하는 관측들은 트랙에 배정되지 않았더라도 신생 잠정트랙을 개시하는데는 사용하지 않도록 제한을 받게 된다. AN

방식을 사용하는 경우 잠정트랙 개시는 아직도 어려운 문제로 남아 있다. 추적 문제의 실무자들에 따르면 항공 탑재 레이다의 경우 NN 방식을 사용한다면 트랙 개시가 미심쩍은 경우, 무조건 신생 잠정트랙을 개시하고 그 후에 트랙확립 과정에서 보다 엄격한 조건을 사용하는 것이 바람직한 것으로 알려져 있다.

일단 잠정트랙이 구성되면 확립논리가 필요한데, 그 이유는 한 관측이 여러 종류의 허위표적으로부터 발생했을 확률이 매우 높기 때문에 잠정트랙으로부터 즉각 확립 트랙으로 전환시키기는 어렵기 때문이다. 따라서 적어도 한 개 이상의 다른 관측이 이 잠정트랙에 배정될 수 있어야 확립 트랙으로 전환할 수 있다. gate 크기와 시간 간격을 본래의 관측에 대한 신뢰의 함수로서의 확립기준으로 사용할 수도 있다. 대표적인 확립 논리는 N-스캔 동안에 타당한 M-관측을 수신하는 것이다. 대개는 4스캔 중 3개(three-out-of-four) 또는 5스캔 중 3개(three-out-of-five)이다. 그러나 도플러 기능이 추가되면 두 개의 관측이 트랙 확립에 충분하게 된다. 즉, 3스캔 중 2개 또는 4스캔 중 2개를 사용한 판정이 가능하다. 만일 요구되는 확립에 필요한 관측이 없으면 이전의 해당 관측들은 허위 표적으로서 처리된다.

갱신되지 못한 트랙은 강등(degrade)시킨다. 그러므로 여러차례 강등된 트랙은 삭제되어야 한다. 검출되지 않고 충분히 긴 시간이 지났다면 문제의 표적은 더 이상 스캔 공간 내에 있지 않을 가능성이 크기 때문이다. 또, 심지어 검출 확률이 낮은 것에 연유하여 검출 결핍이 생기더라도 저품질의 트랙을 삭제하는 것은 트랙관리에 있어서 매우 효율적인 수단이 된다. 흔히 사용하는 방법은 N_b 스캔 동안 연속해서 관측을 얻지 못하면 해당 트랙을 삭제하는 방식이다. 트랙 갱신 후 경과한 총 시간을 기준으로 판단 하는 것도 또 한 가지 방법이다.

2-5 필터적용

필터과정은 관측을 갱신된 트랙 파라미터의 추산치와 짹배정을 하는데 사용된다. 관측이 배정되지 못한 트랙들에 대해서는 바로 전 스캔에서 계산된 예측치를 현재의 스캔에서의 필터를 위한 추산치로 대체 시킨다. 그런 다음에 다음 스캔에서의 측정 데이터가 수신되는 시간에 대하여 예측치(prediction)를 계산한다. 따라서 예측치는 gate 설정을 위해 매우 중요한 요소인데, gate의 중심을 결정하는데 사용하기 때문이다. gate의 크기는 Kalman 필터를 사용하는 경우 예측 불확실성에 의해서 직접 영향을 받게 된다.

대체로 필터나 예측 알고리듬의 선택은 Kalman 필터나 또는 고정된 계수방식을 결정하는 것으로 생각할 수도 있다. 고정 계수 방식의 필터로는 α - β - γ 필터를 들 수 있다. Kalman 필터의 장점은 gate 검사에 사용될 수 있는 공분산 행렬을 사용하는 점이다. 또 Kalman 필터는 가정된 측정모델, 가정된 기동(maneuver)모델 그리고 검출결과의 함수로 필터이득을 계산할 수 있는 편리한 수단을 제공해 준다. 그러나 이러한 융통성이 있는 반면에 고정계수를 사용하는 경우에 비하여 많은 컴퓨터 메모리가 필요하고 계산량이 급격히 증가한다는 단점도 갖는다.

예측치 계산과 gate 검사 과정의 관계를 나타내면 [그림 3]과 같다. 예측된 표적위치는 관측의 수

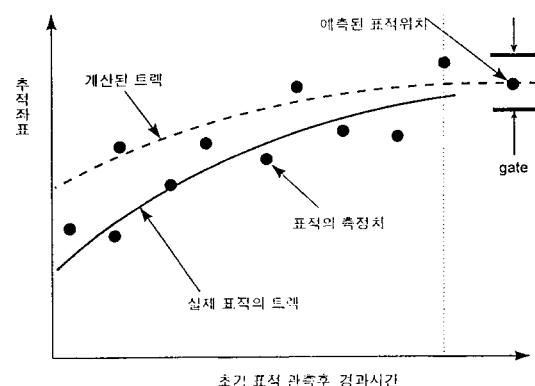
가 증가함에 따라 표적이 임의로 기동운동을 하지 않는 이상 실제 표적의 위치로 접근하게 된다. 또 더 많은 데이터를 이용할 수 있으면 트랙 gate의 크기는 감소하면서 기동표적을 포함하기에는 충분한 크기가 된다.

III. 데이터 짹배정 기법

밀집된 표적의 추적 문제인 경우, gating은 관측치를 트랙과 짹배정하는 것의 첫 단계에 불과하다. 만일 관측치가 여러 개의 표적 트랙의 gate내에 속해 있을 때 또는 여러 개의 관측치가 단일 표적의 gate내에 존재할 때는 또 하나의 논리가 필요하다. 짹배정 기능은 gating기능의 결과를 취하여 관측치-대-트랙의 짹배정을 수행한다. 한 개의 관측치가 단일 표적의 gate내에 포함되고 타 트랙의 gate 내부에 포함되지 않으면, 짹배정은 즉시 수행되어 해당 트랙을 갱신하고 필터를 적용하는데 사용될 수 있다. 그러나 근접한 여러 개의 표적의 경우, [그림 2]와 같이 짹배정에 대립상황이 발생한다. 짹배정 대립상황은 이와 같이 여러 개의 관측치가 동일한 gate 내부에 포함 되거나 한 개의 관측치가 한 개 이상의 트랙 gate 내부에 포함되면 발생한다. 이러한 복잡한 문제를 해결하기 위하여 여러 가지 방안이 제시되었으며 각각 장단점을 지니고 있다^[5]. 다음에 짹배정 방식들을 약술한다.

3-1 Nearest Neighbor(NN) 알고리듬

NN 알고리듬은 유일한 짹배정을 선택하는데 주어진 한 개의 트랙에는 최대한 한 개의 관측치를 배정하는 방식이다. 측정값의 예측치에 가장 가까이에 있는 유효한(gate검사를 통과한) 측정치가 표적의 상태벡터를 갱신하는데 사용된다. 최소화 할 거리의 총합은 gating에서 정의한 것처럼 정규화된 통계적 거리이다. 이 방식을 사용하는 경우 최적의 해는 모든 트랙의 쌍에 대한 통계적 거리의 총합을



[그림 3] 예측 및 gating의 예.

최소로 만드는 관측치의 트랙에 대한 짹배정이다. 이것은 흔히 짹배정 문제로 알려져 있으며, 최적 또는 계산상 효율적인 준-최적의 해법이 개발되었다 [12].

이 NN 방식이 갖는 문제점은, 확률적으로 말해서, 실제로 정확한 측정치가 아닌 것이 트랙에 배정될 수 있다는 것이다. 따라서 이 방식에 의한 짹배정 및 필터를 적용하면 흔히 정확하지 않은 측정치를 정확한 것으로 믿고 추산치와 예측치를 계산하는 결과가 된다. 그 이유는 필터가 계산하는 오차 공분산 행렬은 부정확한 측정치를 처리할 가능성을 고려하지 못한다는 점이다. 이것은 결국 트랙상실을 초래하게 된다 [13].

따라서 이 NN방식은 비확률적 모델로서 측정치의 근원이 확실하다고 여기는 것이다. 즉, 다음과 같이 가정한다.

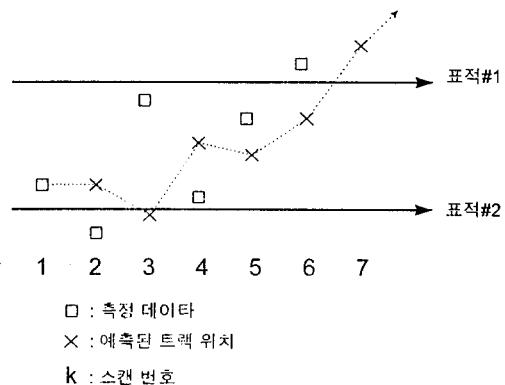
- 1) 여러 개의 배정 가능한 후보들 중에서 가장 가능성이 높은 것을 취하고 불확실한 가능성은 전혀 고려하지 않고 무시된다.
- 2) 고전적인 가설검사(Hypothesis testing)를 수행한다. 이것은 짹배정 가설이 어떤 오차률에 적용을 받는다고 보긴하지만 이것이 확실하다고 간주한다.

그러므로 되돌이킬수 없는 짹배정을 각 스캔마다 결정해낸다. 그 결과는 Kalman 필터같은 추산 알고리듬에 사용된다.

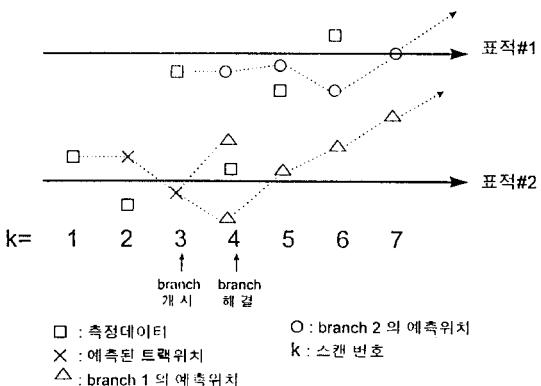
3-2 Branching 알고리듬

NN알고리듬은 branching 또는 track splitting [16,17] 알고리듬을 사용하면 더 효과적으로 수행될 수 있다. 이 branching 알고리듬은 어려운 짹배정 문제가 생길 때마다 다음의 측정 데이터가 얻어질 때까지 배정을 연기하는 방식이다. 이것은 연속적으로 짹배정 결정을 수행하는 단순한 NN 방식보다 분명히 개선된 접근 방법이다. 짹배정 성능은 이 방법에 의하여 상당히 향상될 수 있다. 두 개의 근접한

표적에 대해서 branching 알고리듬을 적용하는 경우를 예로 든다. [그림 4]는 NN을 사용하는 경우 짹배정 오류로 인하여 트랙은 두 표적사이를 왕복하다가 마침내 표적의 위치로부터 이탈해 버린다. [그림 5]는 branching 알고리듬을 적용한 경우인데, [그림 4]의 NN 경우와는 대조적으로 잠정트랙이 표적2에 의해서 개시되고, 이 표적1로부터 또 하나의 관측치가 수신되면 두 개의 표적 가설이 만들어진다. 따라서 그 이후의 관측치에 따라서 두 개의 트랙이 분명하게 구분되는 결과를 얻게 된다.



[그림 4] Branching 알고리듬을 사용않은 경우: 짹배정 오류발생.



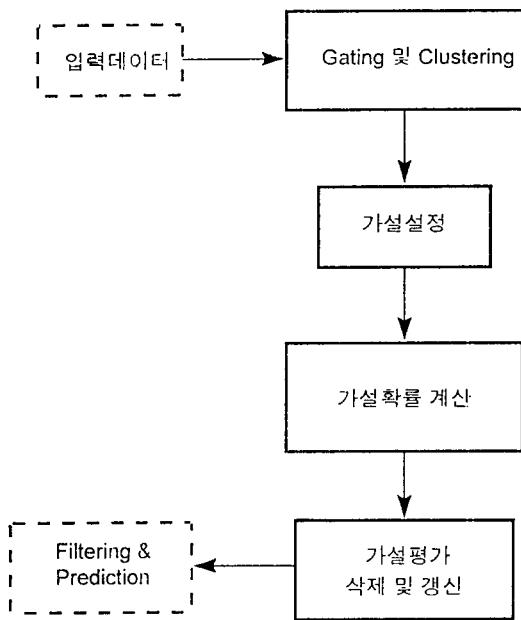
[그림 5] Branching 알고리듬의 사용으로 배정오류 제거.

이 branching 알고리듬은 다음에서 설명하는 MHT(Multiple Hypothesis Test) 알고리듬을 단순화한 방식으로 볼 수 있다. 중요한 결점은 한 관측치는 사실상 여러 개의 다른 트랙에 속할 수 없다는 짹배정 제약사항을 사용하지 않는 점으로부터 발생한다. 따라서 한 개의 트랙은 그 gate 내의 여러 개의 관측치를 사용해서 생성될 수 있고, 한 관측치는 여러 개의 트랙을 생성하는데 사용될 수 있다. 따라서 이 방식은 동일한 관측치가 여러 개의 트랙에 사용될 수 있기 때문에 상호 배타적이 아닌 짹배정 가설들을 제공하게된다. 이 짹배정 제약사항을 사용한 방식이 다음에서 기술하는 MHT 알고리듬이다. 일반적으로 말해서 컴퓨터 성능이 허락된다면 MHT 알고리듬이 더 바람직하다고 볼 수 있다. 그렇다고 해서 branching 알고리듬이 전혀 쓸모 없다고 보기는 어렵다. 위의 [그림 4]와 [그림 5]에서 예시한 것 같이 근접한 표적의 트랙개시처럼 어떤 경우에는 다중표적을 다루기 위하여 아주 효과적인 방안이 될 수도 있기 때문이다.

3-3 Multiple Hypothesis Test 알고리듬

대부분의 MTT 응용문제에 있어서는 주어진 한 시점에서 관측치를 허위표적과 트랙에 배정하는 데는 몇 가지 가능한 방법이 있다. Multiple Hypothesis Test(MHT) 알고리듬^[10,14,18]에서는 여러 개의 후보가설들을 설정하고 몇 스캔 후의 측정 데이터를 감안하여 짹배정을 결정하는 접근법을 사용한다. 따라서 나중의 측정 데이터를 사용하여 이전의 모호한 짹배정 결정을 완료하게 된다.

예를 들어 가설 H 가 이전의 데이터들을 나타낸다고 하자. 간단히 하기 위해서 H 에는 N 개의 트레이 있고 단 한 개의 측정 데이터가 수신 되었다고 하면, 단일 가설 H 는 이 관측치 한 개로 인하여 $N+2$ 개의 새로운 가설을 만들어 내게된다. 즉, 측정치를 N 개의 트랙에 배정하는 가설과 신생트랙 및 허위트랙에 배정하는 가설이 그것이다.



[그림 6] MHT 알고리듬.

MHT 알고리듬을 개략적으로 나타내면 [그림 6]과 같다.

MHT 알고리듬은 [그림 6]과 같이 clustering, 가설설정, 가설 확률계산 그리고 가설삭제 및 트랙 관리로 구성된다. clustering은 측정데이터를 여러 개의 가설 그룹(cluster)으로 구분하는 것이다. 일단 구분된 각각의 cluster는 서로 측정 데이터를 공유하지 않게 되어 독립된 문제로 취급할 수 있다. 가설 설정은 타당한 측정 데이터를 각 가설들에 배정하여 새로운 가설들을 구성하는 것이다. 일단 가설이 설정되면 이를 각각에 대한 가설확률을 계산 한다. 이 가설 확률에 따라서 기준보다 확률이 낮은 가설을 삭제되고, 남은 가설에 대해서는 트랙을 생성한다. 이들 생성된 가설 및 트랙에 대하여 추적 필터를 사용하여 트랙의 추산치 및 예측치를 계산하고 다음 스캔 측정치에 대하여 위의 과정을 반복하게 된다. 다음에는 이들 주요기능에 대하여 좀 더 상세히 기술한다.

1) Clustering

clustering은 대규모의 짹배정 가설들을 여러 개의 독립된 소규모의 가설들로 나누는 과정이다. 이 과정의 목적은 큰 규모의 추적 문제를 각각 독립적으로 취급할 수 있는 소규모의 문제로 분리시키는 데 있다. clustering의 부산물은 병렬처리가 가능하도록 문제가 변형된다는 점이다. 초기에 각 확립된 트랙에 대해서는 한 개의 cluster(독립된 가설들의 집합)를 설정한다. 각 타당한 측정 데이터는 해당 트랙이 속한 가설의 cluster에 배정한다. 기존의 cluster내의 어떤 트랙의 gate에도 속하지 않는 데 이터는 신생 cluster에 포함시킨다. 각 cluster가 서로 독립적이기 위해서는 각 트랙의 gate가 서로 중복되지 말아야 한다. 따라서 한 측정치가 서로 다른 두 cluster의 gate에 포함되면 두 cluster는 합하여 하나의 큰 cluster인 super-cluster가 되고, 한 cluster 내에 속하는 트랙들이 측정치를 공유하지 않아서 전혀 상호연관을 갖지 않는 경우에는 분리하여 작은 cluster들을 만든다.

2) 가설 설정

스캔 k 에서 짹배정 가설이 H 라고 하자. 스캔 $k+1$ 에서 N 개의 측정 데이터가 주어졌을 때, 각각의 측정데이터로부터 가설을 만들 수 있는 방법은 다음과 같다.

i) 이전트랙의 연속

ii) 새로운 트랙 구성

iii) 허위 표적이나 클러터

로 배정함에 따라 새로운 가설들이 만들어진다. 그러나 이러한 배정방식들을 적용함에 있어서 짹배정 제약조건인 각 트랙은 해당 gate에 속하는 단 한 개의 측정치에만 배정할 수 있다는 사실을 사용해야만 한다.

3) 가설의 확률 계산

가설이 설정되면 이를 각각에 대한 가설확률을 계산한다. 가설확률은 복잡한 공식을 통하여 계산

할 수 있지만 반복적으로 쉽게 적용할 수 있는 방법은 다음과 같다. 먼저 각 가설의 확률에 $(1-P_d)^M$ (M 은 검출된 표적의 총 수)을 곱한다. 그런 다음에 각각의 경우에 따라 아래와 같이 다른 값을 곱해서 새로운 가설의 확률을 얻는다.

1) 만일 측정치가 허위 표적에 배정되면, β_{FF} (허위표적 밀도)를 곱하고

2) 측정치가 신생 표적에 배정되면, β_{NT} (신생표적 밀도)를 곱한다.

3) 측정치 y_i 가 확립된 표적 또는 트랙 i 에 배정되면 $P_d/(1-P_d)N(\tilde{y}(k), S_i)$ 를 곱한다. 여기서 $N(m, S)$ 은 평균 m , 공분산이 S 인 Gaussian 분포이다. 또 $\tilde{y}(k) = y_i - H(k)\hat{x}_{(k/k-1)}$ 는 측정 오차이다.

마지막으로 이들 가설 확률들을 정규화 한다.

4) 가설 삭제 (Hypothesis pruning)

한 개의 가설에 포함된 N 개의 트랙으로부터 한 개의 측정 데이터에 대하여 $N+2$ 개의 새로운 가설이 만들어 진다. 따라서 추적이 진행됨에 따라 가설의 총수는 기하급수적으로 증가하게 된다. 이러한 가설의 급격한 증가때문에 실제로 응용할 때에는 분명히 제한이 따라야만 한다. 이와 같이 MHT의 가장 큰 문제이자 단점은 급증하는 가설의 수를 어떻게 효율적으로 감소시키는 가에 달려 있다. 먼저 가설의 수를 줄이는데 사용하는 방법은 측정 데이터 중에서 gate를 만족하는 측정치만 고려하는 것이다. 두 번째로 사용하는 방법은 낮은 확률을 미리 정해놓고 이 기준보다 낮은 확률을 갖는 가설은 모두 제거하는 방식이다. 이 방식의 단점은 흔히 과잉 삭제로 인하여 필요 이상으로 많은 트랙이나 가설들이 제거되기 쉽다는 점이다. 또 다른 방법으로는 미리 정해진 수(예로써 M)만큼의 가설만 남기고 나머지는 제거하는 방식이다. 즉, M 개의 높은 확률을 갖는 가설을 취한 다음 나머지를 모두 제거하는 것인데, 이 경우에는 유사한 확률을 갖는 가설이 많은 경우 모두 제거될 수 있다는 점이다. 그 다음 방

법은 확률과 고정된 수의 두 방법을 합한 것으로, 각 가설의 순위를 정하고 높은 순위의 가설 확률을 하나씩 합하여 어떤 기준 값이 되면 그 이하의 가설을 모두 제거하는 방식이다. 이 방식에 있어서 각 가설의 등급을 매긴다는 것은 계산상 매우 비효율적이며 많은 시간을 소요하는 과정이다. 또 하나의 극단적인 가설삭제 방법은 각 스캔마다 최상의 가설하나만 남기고 나머지는 모두 제거시키는 방식이다.

3-4 All Neighbor 짹배정 알고리듬

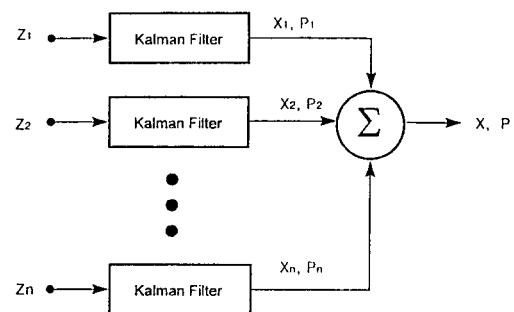
위에서 기술한 대부분의 짹배정 기법들은 NN 알고리듬에 입각한 방식들로서, 최대한 한 개의 측정데이터가 주어진 한 개의 트랙에 배정되는 것이다. 즉, 각 측정 데이터는 최대한 한 개의 트랙에 배정된다. 실제로 평가 gate 내에 속하는 측정 데이터는 여러 개일 확률이 높다. 따라서 이들 측정치들은 동일한 표적으로부터 유래할 가능성이 크다. 따라서 이들 측정치를 모두 트랙갱신에 사용할 수 있다는 타당성을 얻게 된다.

따라서 다음에는 여러 개의 가설이 각 스캔의 데이터로부터 만들어지고 그 다음 스캔의 데이터가 처리되기 전에 단 한 개의 가설로 통합되는 접근방식을 기술한다. 이 방식에서는 주어진 한 개의 트랙에 대한 갱신된 추산치는 한 개 이상의 측정치로부터 계산된다. 그러므로 동일한 gate내에 속하는 모든 측정 데이터를 모두 다 사용하므로 all neighbor라는 용어를 사용한다.

이 방식을 사용하는 짹배정 방법은 확률적 모델을 이용하는 경우로 각 사건(event)에 대한 확률이 계산되고 이것을 표적의 추산치에 적절히 반영하는 것이다. 다시 말해서 트랙의 위치갱신은 확률이론에 입각하여 계산된 가중치를 각 측정치에 곱하여 모두 합한 값으로 계산된다.

1) 확률적 짹배정 알고리듬

확률적 짹배정(PDA: Probabilistic Data Association) 방식은 all neighbor 알고리듬으로써 Bar-Shalom과 Tse^[9]에 의하여 제안되었다. 한 개의 측정치를 트랙갱신에 사용하는 대신에 이 PDA 방식에서는 트랙의 위치갱신을 위하여 예측된 위치에 중심을 둔 gate 내에 속하는 모든 측정치를 사용한다. 이들 측정치 중에서 한 개만 실제 표적으로부터 연유한 것이고 나머지는 모두 허위 표적이나 클러터로 가정된다. 이 PDA알고리듬은 [그림 7]과 같이 나타낼 수 있다.



[그림 7] PDA 알고리듬.

각 측정데이터 Z_i 가 타당한 (gate 검사를 통과한) 데이터라고 가정한다면 Kalman 필터에 의해서 처리된다. 즉, 각 측정치 Z_i 에 대한 추산치 $X_i = \hat{x}_i$ 및 공분산 P_i 가 계산된다. 그런 다음에 이들 \hat{x}_i 및 P_i 는 해당 트랙의 추산치 $X = \hat{x}$ 를 계산하기 위하여 각각 다른 가중치 α_i 를 곱해서 합산된다. 이때 이 가중치 α_i 는 해당표적으로부터 유래했을 후협적인 확률에 따라 계산된다. 이때 공분산 P 는 측정치와는 독립적이므로 미리 계산할 수도 있다.

단일 표적이 클러터 환경에서 추적될 때, PDA는 NN방식에 비하여 트랙상실이 줄어들고 개선된 성능을 나타낸다. 그러나 계산이 매우 복잡하고 다중 표적의 경우에는 다음에 기술하는 JPDA 방식을 필요로 하게 된다.

2) JPDA 알고리듬

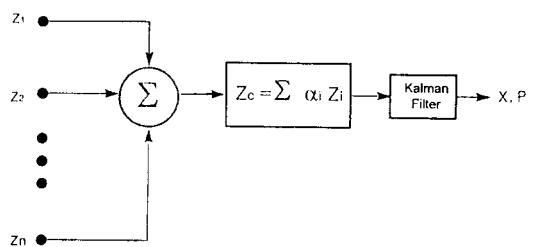
PDA는 다중표적의 경우에 별로 좋은 추적 성능을 나타내 주지 못한 것으로 확인되었다. 그 이유는 PDA가 모든 부정확한 특정 데이터를 균일한 확률분포를 갖는 불특정 간섭으로 취급하는데, 이것은 해당 표적에 대해서는 계속적인 간섭요소로 작용하기 때문이다. 이 문제를 개선하기 위하여 수정된 방식인 JPDA(Joint Probabilistic Data Association) 알고리듬이 제안 되었다.^[13].

JPDA는 기본적으로는 앞에서 기술한 MHT방식의 특별한 한가지 경우에 해당한다고 볼 수 있다. 그러나 비교적 간단하고 실제 응용에 있어서 중요성을 감안하여 별도로 다루기로 한다. JPDA는 짹배정 확률이 모든 측정치와 모든 트랙을 사용해서 계산된다는 점을 제외하고는 PDA와 동일하다. 상태 추산치 및 공분산은 PDA와 같은 방법으로 계산된다. 다만 확률을 계산하는데 있어서 일어날 수 있는 연합사건(joint event)에 대한 확률이 먼저 계산된다. 그 다음에는 marginal 짹배정 확률을 joint 확률로부터 문제의 marginal event가 일어난 모든 가능한 event에 대하여 합산하여 계산한다.

3) 일반화된 Nearest Neighbor

단일 표적추적을 클러터 환경에서 처리할 때 효율적인 또 다른 방법 한가지를 이용할 수 있는데 NN과 PDA의 합작품이다. 스캔 k 에서 타당한 Z_i 개의 측정 데이터가 문제의 트랙의 gate 내에 속한다고 가정하자. PDA에서는 각 측정치를 따로 처리한 다음 추산치를 계산할 때 가중치를 곱하여 합산하지만, 일반화된 NN방식에서는 먼저 타당한 모든 측정 데이터를 가중치를 곱하여 합한다. 그 다음에 이 합산된 측정치 Z_c 로 부터 트랙을 생성하기 위하여 Kalman 필터를 적용한다. 이러한 가중치를 계산하는 방법은 여러 가지 있지만 한 가지 예를 들면 [그림 8]과 같다.

여기서 Z_c 는 Z_i 와 예측된 \hat{Z}_i 간의 통계적 거리이다. 또 $X = \hat{x}$ 이고 $Z_c = \sum_{i=1}^n \alpha_i Z_i$, $\alpha_i = \left\{ \frac{1}{d_i} \right\} / \left\{ \sum_{i=1}^n \left(\frac{1}{d_i} \right) \right\}$



[그림 8] 일반화된 Nearest Neighbor 방식.

와 같이 계산한다. 이 방식에서 NN과의 관련성은 \hat{Z}_i 에 가장 가까운 Z_i 가 최대의 가중치를 갖는다는 점이다. 클러터 밀도가 증가함에 따라 이 방식은 NN 보다 개선된 성능을 나타내는 것으로 보고 되었다. 물론 이 방식은 PDA에 비하여 계산상 매우 간단한 구조를 갖는다는 특성도 있다.

4) Group 추적

극도로 밀집된 표적을 추적하는 경우에는 각각의 표적을 개별적으로 추적한다는 생각은 버리는 것이 바람직하다. 이 경우 표적들은 무리(group)로 취급되어야 한다^[19]. 무리란 같은 방향으로 움직이는 표적의 집단을 말하는데, 한 무리에 속한 각 표적들 간의 거리는 각 무리들 간의 거리보다 매우 작아야 한다. 또 한 무리에 속하는 측정 데이터는 다른 무리의 측정 데이터와는 충분히 분리되어 있어야만 된다.

무리 추적에 있어서 가장 어려운 점은 표적의 무리가 합쳐지거나 분리될 때에 언제 무리의 크기를 바꾸어야 하는가 하는 점이다. 특히, 개개의 트랙 상태에 따라 표적이 무리로부터 이탈하는 과정을 체계적으로 처리해야 하고, 표적무리가 통합될 때는 트랙이 삭제되어야 한다. 관련된 문제로는 무리에 속한 트랙의 수를 추산하는 것을 들 수 있다. 또 서로 교차하는 표적을 포함하는 서로 다른 두 무리의 트랙을 구분해서 관리하는 어려움도 있다.

무리 추적은 흔히 불균일한 검출확률로 인하여

측정치가 없으면 아주 복잡한 문제가 야기된다. 검출된 표적의 수는 이전에는 구분되지 않다가 구별이 가능해지면 증가한다. 이 상태는 그 무리에 있는 표적의 총 수, 무리의 위치 그리고 무리의 속도를 추산하는데 불안정한 요소로 작용한다.

부수적인 문제로는 무리의 트래크을 생성하는데 측정치를 어떻게 적용하는가이다. 한 가지 접근법은 무리의 트래크의 중심과 속도의 추산치를 생성하기 위해 개개의 측정위치의 평균을 취하여 무리표적의 측정치를 산출하는 방식이다. 다른 방법으로는 각각의 측정치를 무리내에 속한 예측된 표적의 위치와 연관시키고 추산된 무리의 속도에 따라 다음 생성 시간에 대하여 외분법으로 상관 측정치를 산출하는 방식이다.

IV. 요 약

클러터를 포함하는 다중 표적의 추적문제는 단일 센서를 사용하는 경우 데이터 짹배정(Correlation) 문제가 되고, 여러 개의 센서를 사용하는 경우는 센서융합(sensor fusion) 문제가 된다. 본 원고에서는 데이터 짹배정 문제를 소개하였다. 다중 표적 추적에 응용되고 있는 짹배정 알고리듬을 소개하고 TWS 시스템과의 관계를 기술하였다. NN 알고리듬은 형태가 간단하여 비교적 많이 응용되지만 복잡한 추적문제에는 성능이 저하되고 트랙상실과 같은 심각한 문제를 일으킬 수도 있다. NN을 개량한 형태인 Branching 알고리듬은 NN 방식보다 개선된 추적 성능을 보여주긴 하지만 기하급수적으로 증가하는 트래카설을 제한하기가 어렵고 계산상 많은 대가를 지불해야 한다. 짹배정 제약조건을 사용하여 Branching 알고리듬의 단점을 개선한 MHT 방식은 복잡한 추적문제에 대한 최상의 대안을 제시한다. 그러나 MHT 알고리듬의 핵심인 트래카설의 관리는 대단히 복잡하고 어려운 문제로서 많은 컴퓨터 메모리와 계산시간을 요구하는 약점이 있다. All Neighbor 접근방식인 PDA 및 JPDA 알고

리듬은 MHT 보다 비교적 간단한 형태를 가지므로 계산상 유리하지만 복잡한 추적문제에 적용하면 트래카설에 대한 방안을 제공하지 못할 뿐 아니라 주위에 있는 모든 허위 측정치에도 가중치를 부여하기 때문에 추적성능이 저하되는 특성을 갖는다.

따라서 추적 알고리듬을 실제문제에 적용하기 위해서는 이러한 각 알고리듬이 갖는 장단점을 잘 숙지하여 상황에 알맞게 선택하는 것이 바람직하다. 또 이러한 추적 알고리듬을 적절히 수정하거나 혼용하는 것도 도움이 될 수 있다. 아직도 다중표적 추적의 문제에는 보다 빠르고 신뢰도 높은 효율적인 알고리듬 개발이 절실히 요청되고 있다.

참고문현

- [1] Bar-Shalom, Y. and Fortmann, T. E., "Tracking and Data Association", Academic Press, New York, 1988.
- [2] Bar-Shalom, Y.(Ed.), "Multitarget-Multi-sensor Tracking: Advanced Applications", Artech House, Norwood, MA, 1990.
- [3] Blackmann, S.S., "Multiple Target Tracking with Radar Applications", Artech House, Dedham, MA, 1986.
- [4] Bar-Shalom, Y., "Tracking Methods in a Multitarget Environment", *IEEE Trans. Automat. Contr.*, Vol.23, pp.618-626, Aug. 1978.
- [5] Settler, R. W., "An Optimal Data Association Problem in Surveillance Theory", *IEEE Trans. Military Electron.*, Vol. MIL-8, pp. 125-139, Apr. 1964.
- [6] Morefield, R.A., "Application of 0-1 Integer Programming to Multitarget Tracking Problems", *IEEE Trans. Automat. Contr.*, Vol. AC-22, pp.302-312, June 1977.
- [7] Singer, R.A. and Sea, R.G., "New Results

-
- in Optimizing Surveillance System Tracking and Data Correlation Performance in Dense Multitarget Environments”, *IEEE Trans. Automat. Contr.*, Vol. AC-18, pp. 571-581, Dec. 1973.
- [8] Singer, R.A., Sea, R.G. and Housewright, K., “Derivation and Evaluation of Improved Tracking Filters for Use in Dense Multitarget Environment”, *IEEE Trans. Inform. Theory*, Vol. IT-20, pp.423-432, July 1974.
- [9] Bar-Shalom, Y. and Tse, E., “Tracking in a cluttered Environment with Probabilistic Data Association”, *Automatica*, Vol.11, pp. 451-460, Sept. 1975.
- [10] Reid, D.B., “An Algorithm for Tracking Multiple Targets”, *IEEE Trans. Automat. Contr.*, Vol. AC-24, pp.843-854, Dec. 1979.
- [11] Farina, A. and Pardini, S., “Track-While-Scan Algorithm in a Cluttered Environment”, *IEEE trans. Aerospace & Electronic Systems*, Vol. AES-14, Sept., 1978, pp. 769-779.
- [12] Burgeois, F. and Lasalle, J.C., “An Extension of the Munkres Algorithm for the Assignment Problem to Rectangular Matrices”, *Communications of the ACM*, Vol.14, pp.802-806, Dec. 1971.
- [13] Fortmann, T.S., Bar-Shalom, Y. and Scheffe, M., “Sonar Tracking of Multiple Targets Using Joint Probabilistic Data Association”, *IEEE J. of Ocean Eng.*, Vol. OC-9, pp.173-184, July 1983.
- [14] Lim, S.S., Liang, D.F., and Blanchette, M., “Air Defense Surveillance System Tracking Assessment”, *Proc. of the AGARD Conf. on Guidance and Control for Future Air-Defence Systems*, Copenhagen, Denmark, May 17-20, 1994, AGA-RD-CP-55 (Suppliment:Classified papers), pp. 24.1-24.14, July 1995.
- [15] Bar-Shalom, Y. (Ed.), *Multitarget-Multisensor Tracking: Applications and Advances*, Vol.II, Artech House, 1992.
- [16] Kountzeris, A., *A Track Splitting Algorithm for Multiple Target Tracking*, University of Sussex, School of Eng. and Applied Sciences, Report CE /S /43, Oct. 1989.
- [17] Smith, P. and Buechler, “A Branching Algorithm for Discriminating and Tracking Multiple Objects”, *IEEE Trans. Automat. Contr.*, Vol. AC-20, pp. 101-104, Feb. 1975.
- [18] Danchick,R. and Newmam, G.E., “A Fast Method for Finding the Exact N-best Hypotheses for Multitarget Tracking”, *IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems*, Vol. AES-29, pp.555-560, Apr. 1993.
- [19] Kovacich, M., Casaletto, T., Lutjens, B., McIntyre, D., Ralph, R., and VanDyk, E., “An Application of MHT to Group to Object Tracking”, *SPIE*, Vol. 1481, Signal and Data Processing of Small Targets 1991, pp.357-370, 1991.
- [20] Hovanessian, S.A., *Radar System Design and Analysis*, Dedham, Artech House, 1984.
- [21] Wolfe, W.L., and Zissis, G.J., “The Infrared Handbook”, Washington, DC, Office of Naval Research, 1978.

■■ 저자소개 ■■

1955년 3월 15일 生

1976년 2월: 한국항공대학교 항공전자
공학과(학사)

1984년 10월: Ottawa 대학교 전기 및 컴퓨터공학과 (석사)

1990년 5월: Ottawa 대학교 전기 및 컴퓨터공학과 (박사)

1976년 3월 ~ 1982년 7월: 국방과학연구소

1984년 11월 ~ 1987년 8월: 캐나다 국방성 DREO

1990년 6월 ~ 1992년 5월: Royal Military College of Canada
(Kingston)

1992년 6월 ~ 1995년 2월: 캐나다 국방성 DREO

1995년 3월 ~ 현재 : 한국항공대학교 항공전자공학과 조교수

주관심분야 : 항법전자 시스템, Target Tracking, 항공교통 관제,
신호처리.

