

헬기 생존계통 센서 운용 환경 하에서의 데이터 융합 알고리즘에 관한 연구

(A Study on the Data Fusion Algorithm under Operational
 Environment of the Sensors for Helicopter ASE System)

†박영선(Young-Sun Park)*, 김화수(Hwa-Soo Kim)**, 김숙경(Sook-Gyeong Kim)***
 우상민(Sang-Min Wu)***, 정훈기(Hun-Gi Jung)****

초 록

본 논문은 최근 개발되는 헬기의 생존성 보장을 위하여 장착되는 센서체계에서 상호 독립적으로 수집된 센서 데이터의 융합 알고리즘 개발을 위하여 다양한 지식 기반의 데이터 융합 기법 등을 검토하였다. 이 논문에서는 다양한 데이터 융합기법 중에서 헬기 생존 계통 센서 체계의 데이터 융합에 유효한 대안이 될 수 있는 Bayesian Network를 이용한 지식 기반의 데이터 융합 기법 알고리즘을 설계하고 구현하였다.

ABSTRACT

The purpose of this paper is to design an algorithm for data fusion of sensors data in the helicopter ASE system, using Bayesian Network, which was selected among several knowledge base data fusion methods after consideration and applied to this study. The result of the algorithm analysis shows that Bayesian Network is effective method for solving this problem.

Keywords : Data Fusion, 헬기 생존 계통, Bayesian Network

논문접수일 : 2008년 11월 17일 논문게재확정일 : 2008년 12월 10일

- * 엠엔디정보기술주식회사 대표
- ** 한국폴리텍II대학 화성캠퍼스 학장
- *** 국방과학연구소 연구원
- **** LIG 넥스원 연구원
- † 교신저자

1. 서론

최근 개발되는 헬기에는 적의 미사일 발사나 레이더 탐지/추적을 탐지하는 다양한 센서(RWR : Radar Warning Receiver, RF:Radar Frequency 등)가 자체 생존을 위해 장착되고 있다. 장착된 센서들을 통해서 적기가 나타나서 미사일을 발사하거나 아군 헬기를 향하여 조준하고 있음을 아군기가 인식하고 있을 때 적이 발사한 미사일의 종류에 따라 RF 미사일의 경우에는 채프(Chaff)로 교란하거나 적의 미사일이 열 추적일 경우에는 플레어(Flare)를 통해 교란함으로써 적의 공격을 회피하고 생존할 수 있다[1].

이러한 기능 요구를 달성하기 위해서 헬기에 대한 적의 공격(지대공 및 공대공 유도탄, 레이더 추적 등)에 대해 장착된 다양한 센서(레이더, 적외선, 레이저 감지 센서 등)들로부터 수집된 데이터들을 융합하여 종합적인 전장상황을 인식하고 판단해서 Chaff나 Flare 발사 등의 대응 방법에 대한 의사를 결정하는 알고리즘 및 소프트웨어 개발에 대한 연구가 필요하다.

센서들이 탐지한 데이터는 데이터 융합을 통하여 의사결정에 필요한 의미있는 정보를 생산하게 되는데 일반적인 데이터 융합은 동일 소스로부터 오는 정보를 다수의 센서가 수집할 경우 센서간의 탐지 오차, 탐지 시점의 차이 등으로 발생하는 정보의 불일치 문제를 해결해서 수집된 정보에 포함된 불확실성을 제거함으로써 원래 소스정보를 정확하게 식별하는 것이다.

그러나 최근 헬기의 센서 데이터 융합 환경은 이러한 일반적인 데이터 융합 방법을 적용하기 곤란하다. 헬기 생존계통 센서 융합의 특징은 3개 센서가 각각 독립적이며, 한 데이터 소스에 대해 각각 한 개의 센서만이 동작하는 반면 센서가 탐지한 정보의 속성도 일부 속성만이 유사한 특성이 있다. 예를 들어 RWR이 탐지한 데이터는 적 레이더가 발사한 전자파이며, 이 신호는 다른 센서

MWR (Missile Warning Receiver)이나 LWR (Laser Warning Receiver)은 탐지할 수 없으며 탐지정보는 표적과의 상대적 방위각(AOA: Angle of Arrive), 위협식별번호 등이다. MWR이 탐지하는 데이터도 적 미사일이 방사하는 적외선으로서 RWR이나 LWR은 탐지할 수 없으며, 탐지정보는 상대적 방위각(AOA), 위협식별번호, 위협고각 등이다. LWR이 탐지하는 정보는 적이 발사하는 레이저 신호로서 마찬가지로 RWR이나 MWR이 탐지하기 어려운 정보이며, 탐지정보는 상대적 방위각(AOA: Angle of Arrive), 위협식별번호 등이다[2].

이러한 환경 하에서의 데이터 융합은 단순한 데이터 값이 아닌 그 안에 포함된 속성의 의미를 찾아내고 지식추론을 이용하여 수집된 데이터에 내재된 의미 있는 정보를 융합해내는 방법이 필요하다. 즉 RWR이 탐지한 적 레이더 신호와 그 방향 정보 뿐만아니라, MWR이 탐지한 미사일 정보를 종합해서 현재 위협이 되고 있는 적 무기체계는 SAM-6 사이트라는 지능적인 추론이 필요하다. 이를 위하여 본 논문에서는 지식 기반의 데이터 융합 기법으로서 전문가 시스템을 이용한 데이터 융합, Logical Templating Techniques, Bayes Belief Systems, 지능형 에이전트 시스템 등을 검토하였다.

이러한 기법들의 비교분석을 통하여 헬기의 생존계통 센서체계 데이터 융합에는 Bayes Belief Systems가 적합한 것으로 판단하였으며, 이 기법에 따른 데이터 융합 알고리즘을 설계하고 구현하여 그 대안이 될 수 있음을 보여주었다.

2. 이론적 고찰

2.1 데이터 융합 알고리즘 요구분석

헬기 생존계통 센서 데이터 융합의 요구를 정확하게 이해하기 위하여 먼저 요구사항이 데이터 융합의

〈표 1〉 미 JDL의 데이터 융합 분류(3)

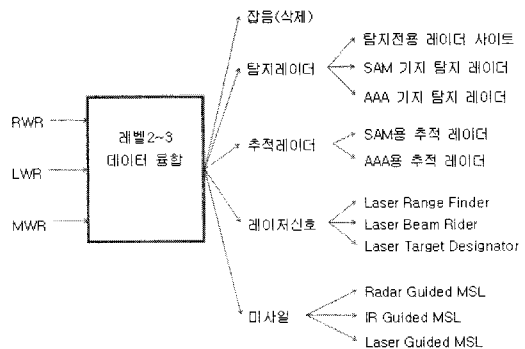
JDL 데이터 융합 모델	내용 설명	주요 기능 "예"
레벨0 융합 모델 (센서 자체 내부 처리)	센서 또는 DB로부터 표준화되고 융합을 위해 필요한 핵심 데이터를 추출하기 위한 데이터 전처리 모델: 표적이나 센서의 특성에 종속적인 특성을 가짐	신호처리, 영상처리 Platform corrections Bias corrections Unit conversions Feature extraction
레벨1 융합 모델 (표적 정보 정제)	표적의 위치, 운동성, 속성 및 특성, 식별정보를 평가하기 위해 데이터를 융합함	데이터 정렬, 연관성 평가 위치, 운동, 속도 평가 식별 정보 평가
레벨2 융합 모델 (상황평가)	탐지된 표적들 상호간 또는 주위 환경과의 상호 연관성을 평가하여 내재된 상황을 분석하거나 기술하기 위한 데이터 융합	Object aggregation 표적활동/행동식별 및 통합 Context-based interpretation Multi-perspective reasoning
레벨3 융합 모델 (위협평가)	현재 상황과 연관된 가설이나 미래 시나리오에 대해 추론을 통해 미래 상황을 예측하기 위한 데이터 융합: 위협 및 위협 등의 평가	통합 전력 평가 적 의도 예측, 적 위협 식별 Estimate implications Multi-perspective assessment
레벨4 융합 모델 (자원관리/정제의 처리)	진행 중인 데이터 융합을 모니터링 해서 센서 및 정보의 효율성을 최적화 함	Look-angle computations 성능평가지표 적용 자원효율의 최적화 센서/자원의 관리
레벨5 융합 모델 (인식정제)	데이터 융합 시스템과의 사결정권자 간의 상호교류를 모니터링 해서 정보 전시 및 명령교류, 집중해야 할 초점의 최적화를 통해 인간과 컴퓨터간의 효율성을 극대화	Focus of attention management 검색 엔진, 인식 도우미, 조회 분할 (query decomposition)

어느 범주에 해당되는 지 검토하였으며, 미 합동연구개발국 (JDL: Joint Directors of Laboratories)에서 분류한 <표 1>같은 기준을 참고하였다.

헬기의 센서들인 RWR, MWR, LWR이 이미 레벨 1 이전의 데이터 융합을 수행해서 표적의 방

위각, 고각 또는 식별 정보를 출력하는 것으로 볼 수 있으며, 헬기 생존계통 센서 데이터 융합은 레벨 2와 레벨 3의 데이터 융합을 통해 상황 평가 또는 위협 평가 정보를 추출하는 과정으로 볼 수 있다.

따라서 헬기 생존계통 센서체계 데이터 융합은 <그림 1>과 같은 개념도로 표현할 수 있다. 즉 RWR, LWR, MWR에서 탐지한 센서 데이터를 입력으로 하여 레벨 2와 레벨 3의 데이터 융합 프로세스를 통해서 탐지한 표적 정보가 잡음 인지, 탐지 전용 레이더 사이트 인지, <그림 1>의 우측에 나열된 결과를 출력하는 알고리즘으로 정의할 수 있다.

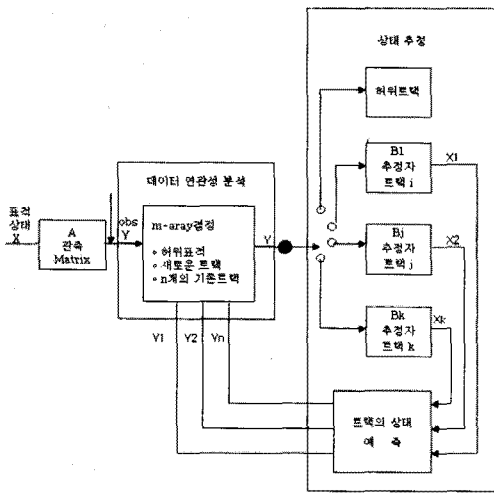


〈그림 1〉 헬기의 생존계통 데이터융합 개념도

헬기의 생존 계통 데이터 융합을 위해 왜 지식 기반의 데이터 융합 기법이 필요한지 이해하기 위해서는 기존의 레벨 1 수준의 데이터 융합 알고리즘의 이해가 필요하다.

레벨 1 수준의 다수 센서 데이터융합은 개별센서로부터 매 스캔마다 비동기적으로 보고되는 센서데이터(센서트랙)가 융합센터에서 관리되고 있는 표적트랙(통합트랙) 중 어느 트랙의 갱신데이터인지 또는 새로이 출현한 표적데이터인지를 분석하는 연관성분석과 통합트랙에 대해 연관성이 판정된 센서트랙을 이용하여 통합트랙의 상태를 갱신하고 예측하는 상태추정과정으로 크게 구분된다 (<그림 2> 참조).

따라서 연관성분석은 근본적으로 m-array decision process로 볼 수 있다. 보고된 센서트랙들이 통합트랙 파일의 트랙 j에 대한 갱신데이터라고 연관성이 판단되면, 추정행렬 B_j 에 입력되어 트랙의 상태를 갱신하는데 사용 된다. 여기서 갱신된 트랙데이터가 다음 기준시점의 트랙상태를 예측하는데 사용되며 이러한 반복을 통하여 연관성분석 프로세서를 구성한다[4].



〈그림 2〉 연관성 분석과 상태추정의 추적루프

이와 같은 레벨1 수준의 데이터 융합은 동일 소스로부터 오는 정보를 다수의 센서가 수집할 경우 센서간의 탐지 오차, 탐지 시점의 차이 등으로 발생하는 정보의 불일치 문제를 해결해서 수집된 정보에 포함된 불확실성을 제거함으로써 원래 소스 정보를 정확하게 식별하는 것이다.

그러나 헬기의 센서 데이터 융합 환경은 이러한 일반적인 데이터 융합 방법을 적용하기 곤란하다. 헬기 센서 융합의 특징은 3개 센서가 각각 독립적이며, 한 데이터 소스에 대해 각각 한 개의 센서만이 동작하는 반면 센서가 탐지한 정보의 속성도 일부 속성만이 유사한 특성이 있다.

이러한 환경에 적합한 데이터 융합 알고리즘으로서 지식 기반의 데이터 융합이 효과적임을 David L. Hall과 Sonya A. H. McMullen의 책에

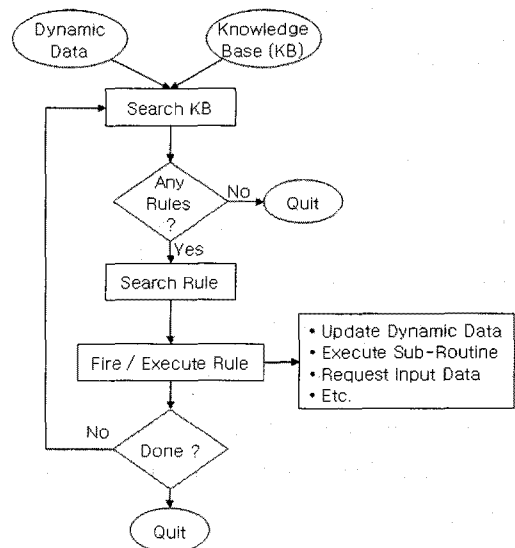
서 보여주고 있다[3].

2.2 지식 기반의 데이터 융합 알고리즘

지식 기반의 데이터 융합 기법으로서 전문가 시스템을 이용한 데이터 융합, Logical Templating Techniques, Bayes Belief Systems, 지능형 에이전트 시스템 등이 있으며, 각 기법들의 소개와 장단점을 비교해보면 다음과 같다.

2.2.1 전문가 시스템을 이용한 데이터 융합

전문가 시스템에 의한 데이터 융합 추론 프로세스는 <그림 3>와 같이 처리된다. 이 반복적인 프로세스는 초기 데이터 집합과 규칙, 프레임, 스크립트, 의미망 (Semantic Net) 등으로 구성된 지식 베이스로부터 시작된다. 초기 데이터 집합에 적합한 규칙을 지식 베이스에 찾아서 최선의 규칙을 선정하고 그 규칙에 해당되는 새로운 동적인 데이터를 갱신해서 새로운 다시 적합한 규칙을 찾는 과정을 반복하던지, 그 규칙에 해당되는 구체



〈그림 3〉 전문가시스템 데이터 융합 추론 프로세스(3)

적인 동작을 구동시키기 위해 서브 루틴을 실행하던지, 사용자로부터 필요한 데이터를 입력 받든지 등의 방식으로 동작한다. 이 반복적인 프로세스는 시스템에 적합한 결론을 도출했거나 적합한 규칙을 더 이상 찾을 수 없을 때까지 반복된다.

이 추론 프로세스를 헬기 센서 데이터 융합에 적용한다면 우선 센서로부터 탐지된 데이터들의 다양한 조합에 따른 경우의 수들을 규칙으로 표현해서 지식베이스를 구축한다. 예를 들어 “RWR이 데이터를 탐지한 후 동일 방향에서 일정 시간 후에 MWR이 탐지된다면 이 데이터의 소스는 적 SAM 사이트이고 탐지된 미사일은 적 SAM 미사일이다.”와 같은 규칙들로 지식베이스를 구축한다. 그리고 시간에 따라 센서로부터 들어오는 데이터를 동적 데이터로 하여 그 상황에 적합한 규칙을 지식 베이스에서 찾고, 적합한 규칙이 찾아지면 그 규칙에 해당하는 할당된 동작을 수행하는 과정으로 진행된다.

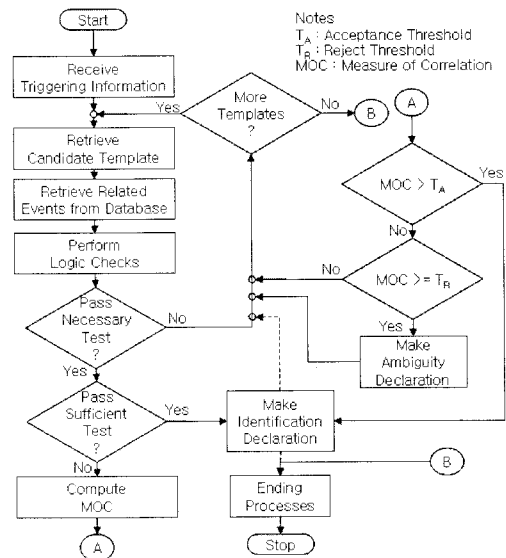
전문가 시스템은 지식 베이스를 인간 전문가와 상호작용을 통해 지속적으로 발전시킴으로서 보다 향상된 결과물을 얻을 수 있는 구조로 되어있다. 즉 복잡한 지식을 단시간에 정형화하기 어려울 때 지식 베이스와 인간 전문가가 지속적인 교감을 가지고 점차 지식을 발전시켜 결과물을 점진적으로 향상시켜 나갈 수 있는 구조이다. 따라서 이 시스템은 헬기 센서 데이터 융합에 적용하기에는 지나치게 규모가 크고, 민감한 반응을 요구하는 특성에 적합하지 않으면 융합에 관련된 지식 베이스를 지속적으로 발전시킬 만큼 융합 관련 지식이 복잡하지 않기 때문 적합하지 않은 것으로 판단된다. 이런 종류의 데이터 융합은 공군 중앙 관제소와 같은 아주 크고 복잡한 센서들의 융합을 다루는 시스템에 적용할 수 있겠으나 생존계통과 같은 소규모이고 빠른 반응시간을 요구하는 시스템에 적용하기에는 무리가 있다.

2.2.2 Logical Templating Techniques을 이용한 데이터 융합

템플레이팅(Templating)은 논리 기반의 패턴 매칭 인식 기술로서 사건 탐지(Event Detection)나 상황평가를 위한 멀티센서 데이터 융합에 사용되어진다. 관측된 데이터에 대해서 미리 정의된 패턴 조건과 비교하여 만족하는 조건을 찾는 방법으로 결론을 도출한다. 예를 들어 운전면허나 수능 시험에서 사용하는 사지선다형 답안지에 정답에 색을 칠하면 그 답안 패턴으로 비교해서 맞는 답안을 골라내는 방법이 전형적인 Logical Templating Techniques이라 할 수 있다.

패턴 매칭의 방법은 복잡한 시스템을 간단한 논리적인 집합으로 분할하여 어떤 패턴을 정의하는데 사용된 논리적인 관계들과 관측된 데이터 간의 연관성 매칭을 이용하여 관측된 값이 어떤 의미를 갖는지 도출해내는 방법이다.

템플릿을 처리하는 흐름도는 <그림 4>와 같으며, 이 프로세스는 데이터 중심의 흐름도로서 새로운 데이터가 들어오면 그 데이터에 만족하는 템플릿을 결정하는 프로세스로 되어있다.



<그림 4> 전형적인 템플릿 처리 흐름도(3)

후보 템플릿 각각에 대한 필요 충분 조건에 의한 평가로 결론이 도출되어 결과가 출력되는 경우와 필요 조건은 만족하나 충분 조건을 만족하지 못하는 경우 MOC(Measure of Correlation)가 계산되고 수락 임계점과 거절 임계점이 비교되어 처리되어 진다. MOC가 수락 임계점 보다 작고 거절 임계점 보다 큰 경우는 불확실성과 애매성이 공존하는 상황으로 템플릿 별로 가중치를 두어 자동 처리하거나 사용자가 개입하여 수락여부를 결정한다.

헬기 센서 데이터 융합에 이 방식을 적용한다면 수집된 센서 데이터의 입력 패턴을 정의하고 각각의 패턴에 대해 어떤 결과치가 대응되는지 템플릿을 작성해 놓고 실시간에 수집된 센서 데이터가 들어오면 그에 대응되는 패턴을 찾아서 그 패턴에 맞도록 기술된 대응조치를 실행하는 방법으로 개발될 수 있다.

이 방식은 시스템 규모나 빠른 응답시간 등에서는 생존계통 센서 데이터 융합에 적합하다 할 수 있으나 현실적으로 가용한 조건을 모두 도출하는 것이 쉽지 않고 도출되었다 하더라도 그게 완전한지에 대한 확신을 갖기 어려운 위험성이 있다.

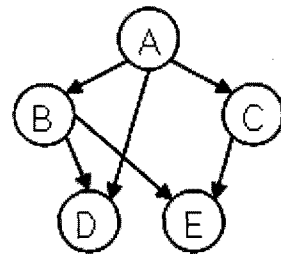
2.2.3 Bayesian Network를 이용한 데이터 융합

지난 10년 동안 인공지능 분야에서 많은 관심을 받은 베이지안 추론을 이용해서 데이터 융합을 수행하는 것이다. 베이지안 신뢰망(Baysian Belief Net)이라 불리는 이 방식은 실 세계에서 일어나는 현상들을 지향성 일방향 그래프(DAG : Directed Acyclic Graph) 표현에서 각 구성원 간의 상호관계나 연관성을 나타낸다. <그림 5>는 전형적인 DAG의 예를 나타낸다.

이 '예'에서 노드 A는 노드 B, C, D의 부모 노드가 되고, 노드 B는 D, E의 부모노드가 된다. 이런 경우 노드 D는 2개의 부모 노드 A, B를 갖게 된다. 여기서 화살표는 노드들 간의 방향성을 나

타내고 노드들 간의 환형(Cyclic) 연결이 일어나지 않도록 구성되어야 한다.

이렇게 구성된 노드들 간의 확률적 추론(노드 A와 B가 존재하는 조건 하에 노드 D가 존재할 확률)은 기본적으로 베이즈 확률 이론(Bayes' Theorem)에 근거하고 있다. DAG와 베이즈 확률 이론을 이용한 데이터 융합을 설명하려면 먼저 그 확률이론을 어느 정도 언급해야 하는데 이를 간단히 설명하기 위해 표기법을 좀 단순화시키겠다.



<그림 5> 전형적인 DAG '예'

어떤 사건 A가 일어날 확률은 $p(A)$ 로 표기하는데 간단히 (A)로 표기하고, 2개의 사건 A,B가 동시에 일 어날 확률은 (A, B)로 표기하고, 조건부 확률 B 사건이 일어나는 조건하에 A사건이 일어날 확률은 (A|B)로 표기하겠다.

이러한 단순화한 표기법으로 베이즈 확률 이론을 간단히 설명하면 다음과 같다.

$$(A, B) = (A|B)(B) \quad (\text{식 1})$$

여기서 (A, B) = (B, A)이므로

$$(A|B) = \frac{(B|A)(A)}{(B)} \quad (\text{식 2})$$

여기서 사건 B가 독립적인 다수의 사건 A_i 중의 하나로서 정의된다면, (식 2)는 (식 3)과 같이 정리할 수 있고 이것이 잘 알려진 베이즈의 확률 이론이다.

$$(A|B) = \frac{(B|A)(A)}{\sum_i (B|Ai)(Ai)} \quad (\text{식 } 3)$$

이러한 베이즈 확률 이론은 확률가들로 하여금 데이터 집합으로부터 알려지지 않은 파라미터를 평가해내는 최선의 방안을 찾아내도록 하였다. 예를 들어 항공기의 식별을 위해서 어떤 수집된 데이터 집합이 있다면 그 집합으로부터 항공기 식별을 위한 최선의 파라미터 값 x 를 추론해내는 방안을 생각해 보자. 이를 위한 2가지 방안이 있는데 최대 가능성 평가(Maximum Likelihood Estimate)로서 $(data|x)$ 로 나타낼 수 있으며 어떤 상태 x 하에서 현재 수집된 데이터가 수집될 최대 확률이 되며, 다른 하나는 최대 사후 평가(Maximum Posteriori Estimate)로서 $(x|data)$ 로 나타낼 수 있으며 현재 수집된 데이터 조건 하에서 어떤 상태 x 가 나타날 확률이 된다[5].

이 2 가지 방안은 서로 다르지만 베이즈 확률 이론 하에서 상호 연관되어 있다. 예를 들어 센서로부터 탐지된 데이터를 이용해서 항공기의 기종을 식별하는 문제를 생각해 보면

$$(F-111|data) = \frac{(data|F-111)(F-111)}{(data|F-111)(F-111) + (data|F/A-18)(F/A-18) + \dots} \quad (\text{식 } 4)$$

현재 수집된 데이터가 F-111 기종일 확률은 (식 4)와 같이 정리할 수 있으며 여기서 F-111로부터 현재와 같은 데이터가 수집될 확률 $(data|F-111)$ 은 쉽게 계산될 수 있으므로 현재 수집된 데이터로부터 F-111일 확률 $(F-111|data)$ 을 계산하는 문제를 해결할 수 있다. 또한 현재 데이터를 수집된 지역의 특징이나 탐지한 지형이나 위치 등의 정보에 의해서 F-111이 존재할 확률(F-111)을 결정할 수 있으며, 예를 들어 F-111이 비행하기 어려운 지역이라면 (F-111)의 값은 매우 낮은 값이 될 것이다. 이런 방식으로 '최대 가능성 평가 확률'이나 '최대 사후 평가 확률'을 계산할 수 있음을 알 수

있다. 다만 최초에 사전 확률을 정의하는 문제(현재 상황에서 F-111이 존재할 확률: (F-111))가 쉽지 않으며 관련 전문가들의 전문지식을 통해서 정의되어야 하며 이런 정보에 의해 결론에 미치는 영향이 큰 문제점이 있다.

이 방식은 최근 10년 간 많은 연구자들이 관심을 갖고 연구한 풍부한 사례들이 있어 개발이 용이하고 소규모 시스템에 적합하다. 또한 파라미터 값이 많을 경우 DAG 따라 확률 값을 계산할 경우 그 계산량이 기하급수적으로 늘어나는 문제점이 있는데 헬기 데이터 융합은 3개의 센서로 한정되고, 이에 연관된 파라미터도 소수로서 이런 문제점을 회피할 수 있어서 헬기 데이터 융합에 적합한 방식으로 판단하였다.

2.2.4 지능형 에이전트 시스템을 이용한 데이터 융합

지식 기반의 데이터 융합을 위한 최근의 연구분야로 자동 추론을 하는 지능형 에이전트 시스템이 거론되고 있다. 앞 장에서 언급한 것처럼 JDL 분류에 의한 레벨 2, 3의 데이터 융합은 숫자적 알고리즘(Numerical Algorithm)에 의한 방식으로는 한계가 있으며, 인공지능 기법을 이용한 지식 기반의 데이터 융합이 효과적임을 알 수 있다. 인공지능 기법 중에서 최근의 관심 연구 분야가 지능형 에이전트 시스템이지만, 아직 데이터 융합에 적용된 사례를 찾기는 어려우며, 지능형 에이전트 시스템의 효과적인 자동 추론 및 동작(Action) 기능을 이용하는 연구가 계속될 것으로 기대되고 있는 분야이다.

2.2.5 헬기 생존 계통에 적용하기 위한 지식 기반의 데이터 융합 기법들의 비교

헬기 생존 계통에 적합한 지식 기반의 데이터 융합 기법을 선정하기 위하여 장단점을 비교하였으며, 그 결과가 <표 2>이다.

<표 2> 지식기반 데이터 융합 기법 비교

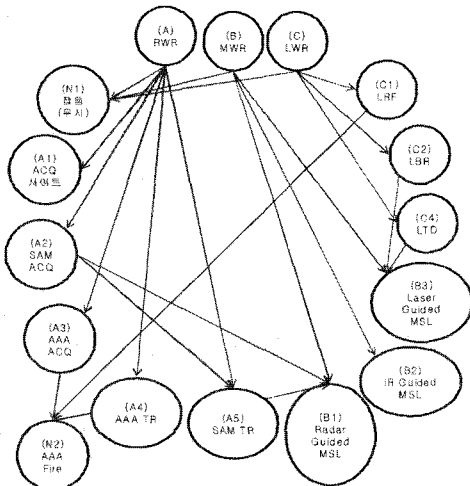
지식 기반 데이터 융합 기법	시스템 규모	범용성	처리 속도	개발 용이성	내장형 적합성
전문가 시스템을 이용한 데이터 융합	대	우수	느림	좋음	곤란
Logical Templating Techniques	중	낮음	보통	어려움	보통
Bayes Belief Systems	소	우수	빠름	보통	적합
지능형 에이전트 시스템	대	보통	느림	어려움	곤란

이와 같은 장단점 비교를 통해 Bayesian Network를 이용한 데이터 융합 기법이 헬기 생존계통 데이터 융합 기법으로 비교적 우수하다고 평가하였으며 이 기법을 기초로 데이터 융합 알고리즘을 연구하였다.

3. Bayesian Network를 이용한 데이터 융합 알고리즘

3.1 DAG(Directed Acyclic Graph) 구성

헬기 생존계통 센서 데이터 융합에 Bayesian Network를 이용한 융합 알고리즘을 적용할 경우 그



<그림 6> 헬기 센서 데이터 융합 DAG

첫 번째는 융합 프로세스를 <그림 6>과 같이 DAG (directed acyclic graph)로 모델링 하는 것이다.

헬기의 센서 체계는 RWR, MWR, LWR로 구성되어 있으며, 이 센서들이 탐지한 데이터는 <그림 1>의 데이터 융합 개념도와 같은 출력 값을 갖는다. 이런 개념도를 DAG로 표현하면 <그림 6>과 같이 된다.

헬기의 센서 RWR, MWR, LWR은 각각 노드 A, B, C로 표현되고 <그림 6>에서 노드 A (RWR)가 탐지한 데이터는 A1~A5, N1의 6개 노드로 판정될 수 있으며 각각의 확률은 $P(A=A1) \sim P(A=A5)$, $P(A=N1)$ 로 표현된다. 노드 B (MWR)가 탐지한 데이터는 B1~B3, N1의 4개 노드로 판정될 수 있으며 각각의 확률은 $P(B=B1) \sim P(B=B3)$, $P(B=N1)$ 로 표현된다. 노드 C (LWR)가 탐지한 데이터는 C1~C2, N1의 4개 노드로 판정될 수 있으며 각각의 확률은 $P(C=C1) \sim P(C=C3)$, $P(C=N1)$ 로 표현된다. 여기서 노드 N1은 각 센서가 탐지한 데이터가 오류나 잡음일 경우를 나타낸 것이며, 노드 N2는 대공포에 의한 공격으로 생존계통 시스템 내의 대응체계가 반응하는 것이 아니고 조종사가 회피기동으로 반응해야 하는 경우를 표현하고 있다.

이 그래프를 통해 데이터 융합이 필요한 노드는 A5, B1, B3가 해당되는 것을 알 수 있으며, 그 이외의 노드는 더 이상 연관된 정보가 없는 노드로서 센서체계가 판정하면 곧 바로 데이터가 확정되는 융합이 필요 없는 노드이다.

A5노드의 경우 RWR이 탐지한 신호가 SAM을 유도하는 추적레이더로 식별된 경우로서 항공기에 상당히 위협이 되는 상황이며, 적 MSL이 발사되기 전에 신속한 대응조치가 필요한 상황이 된다. 이 노드의 경우 단순히 현재 RWR이 탐지한 신호가 SAM을 유도하는 추적레이더로 식별될 확률뿐만 아니라 이전에 탐지한 신호 중에 동일한 방향에서 탐지레이더 신호를 수신했는지 여부가 중요한 요소가 된다. 즉 A5노드는 A2로 식별되는

탐지 레이더 신호 데이터와 A5로 식별되는 추적 레이더 신호 데이터가 융합되어 현재 상황을 평가하게 된다.

동일한 방법으로 B1노드는 A5노드가 존재하는 조건 하에서 노드의 존재 확률이 증가한다. B3노드는 C2노드나 C4노드가 존재하는 조건 하에서 노드의 존재 확률이 증가한다.

3.2 데이터 융합을 위한 조건부 확률 적용

Bayesian Network를 이용한 융합 알고리즘의 두 번째는 각 노드에 연관된 조건부 확률들을 이용하여 융합 데이터를 계산할 수 있다. 이를 위한 표기법 정의는 다음과 같다.

센서 1이 타임 스텝 i에 탐지한 데이터는 y_i^1 로 표현하고, 현재시간 i까지 탐지한 데이터의 집합

$$Y_i^1 = (y_0^1, y_1^1, \dots, y_i^1) \text{로 표현한다.}$$

센서 RWR을 1번 센서, MWR를 2번 센서, LWR를 3번 센서라고 할 때 베이지의 확률이론을 이용하여 헬기 센서 데이터 융합은 다음과 같은 식으로 정리할 수 있다. 즉 시간 i 시점에 탐지한 데이터가 SAM 사이트로 온 신호를 탐지한 것인지, 대공포 사이트의 탐지 레이더로부터 온 신호를 탐지한 데이터인지 판별을 위한 확률 값을 계산할 수 있다.

(식 3)으로부터 다음 (식 5), (식 6)을 도출하면,

$$(x1|Y1) = (x1|y1, Y0) = (y1|x1, Y0) (x1|Y0) / (y1|Y0) \quad (\text{식 5})$$

$$(x|Y_1^1 Y_2^2 Y_3^3) = (x|y_1^1 y_2^2 y_3^3 Y_{10}^1 Y_{20}^2 Y_{30}^3) = \frac{(y_1^1 y_2^2 y_3^3 | x, Y_{10}^1 Y_{20}^2 Y_{30}^3) (x|Y_{10}^1 Y_{20}^2 Y_{30}^3)}{(y_1^1 y_2^2 y_3^3 | Y_{10}^1 Y_{20}^2 Y_{30}^3)} \quad (\text{식 6})$$

센서의 측정 값들은 상호 독립적이므로

$$(y_1^1 y_2^2 y_3^3 | x, Y_{10}^1 Y_{20}^2 Y_{30}^3) = (y_1^1 | x, Y_{10}^1) (y_2^2 | x, Y_{20}^2) (y_3^3 | x, Y_{30}^3) \quad (\text{식 7})$$

(식 6)과 (식 7)에 의해서

$$(x|Y_1^1 Y_2^2 Y_3^3) = \frac{(y_1^1 | x, Y_{10}^1) (y_2^2 | x, Y_{20}^2) (y_3^3 | x, Y_{30}^3) (x|Y_{10}^1 Y_{20}^2 Y_{30}^3)}{(y_1^1 y_2^2 y_3^3 | Y_{10}^1 Y_{20}^2 Y_{30}^3)} \quad (\text{식 8})$$

(식 8)에 베이지의 확률 규칙을 다시 적용하면 최종적인 계산식 (식 9)를 얻을 수 있다.

$$(x|Y_1^1 Y_2^2 Y_3^3) = \frac{(x|Y_{10}^1) (y_1^1 | Y_{10}^1) \cdot (x|Y_{20}^2) (y_2^2 | Y_{20}^2) \cdot (x|Y_{30}^3) (y_3^3 | Y_{30}^3) \cdot (x|Y_{10}^1 Y_{20}^2 Y_{30}^3)}{(x|Y_{10}^1) (x|Y_{20}^2) (x|Y_{30}^3) (y_1^1 y_2^2 y_3^3 | Y_{10}^1 Y_{20}^2 Y_{30}^3)} = \frac{(x|Y_{10}^1) (x|Y_{20}^2) (x|Y_{30}^3) (x|Y_{10}^1 Y_{20}^2 Y_{30}^3)}{(x|Y_{10}^1) (x|Y_{20}^2) (x|Y_{30}^3)} \text{ X Normalization} \quad (\text{식 9})$$

<그림 6>과 (식 9)를 이용해서 센서들이 탐지한 데이터를 입력으로 그 센서 데이터의 소스가 SAM 사이트 인지, 대공포 사이트인지를 판단할 수 있는 융합된 확률 값을 구할 수 있다.

센서들이 탐지한 데이터가 탐지전용 레이더 사이트일 확률(<그림 6>의 노드 A1)은 이 탐지신호는 RWR에 의해서 탐지되고 MWR이나 LWR과 명백하게 독립적이므로

$$(x=A1|Y_1^1 Y_2^2 Y_3^3) = (x=A1|Y_1^1) \quad (\text{식 10})$$

이 된다.

이 식에서 초기 값 $(x=A1|Y_0^1)$ 은 RWR이 최초 탐지한 값이 A1 노드가 될 수 있는 확률로서 이는 탐지한 신호의 주파수, 주변 적의 위협 동향, 시기, 지역 등 다양한 조건 하에서 경험적으로 결정할 수 있는 초기 값으로서 사용자가 입력할 수도 있으며 평균 값으로 설정할 수도 있다.

여기서 탐지한 신호의 주파수에 의한 초기 값 적용은 센서에 의존적인 데이터로서 적 레이더 방사 주파수 대역폭 정보를 기초로 센서가 탐지한 주파수 대역을 비교하여 적 레이더 종류를 식별할

수 있는 방법을 이용하는 것이다.

적의 위협 동향에 의한 초기 값 적용은 적의 전술에 기초하여 그 지역이 전방 사단지역인지 후방 주요 시설을 방어하는 지역인지에 따라 배치하는 방공 무기체계나 레이더 시스템 등을 예측할 수 있기 때문에 그러한 정보에 기초하여 어떤 형태의 위협의 확률이 증가하던지 또는 감소하는 경우의 수를 확률로서 표현할 수 있는 방안이다.

시기, 지역 등에 의한 초기 값 적용은 환경 요인에 따라 적의 위협이 변화하고 어떤 방공 무기체계나 레이더의 존재 확률이 증가하거나 감소하는 현상을 초기 값에 반영하는 방법이다.

상기 다양한 상황 평가를 기초로 초기 값을 적용하는 것은 경험적인 정보로서 무기체계 설계자나 체계 운용자가 경험 지식을 융합체계에 반영해서 보다 현실성을 증가시킬 수 있는 방안이며, 융합 알고리즘 구성에 독립적인 영역이라 할 수 있다.

평균 값을 적용한 초기 값 적용은 주관적인 경험치를 배제한 알고리즘 구성을 위한 기본적인 조건으로 사용되는 경우로서 RWR이 탐지 레이더를 탐지할 가능성은 A2, A3 노드 그리고 잡음을 나타내는 N1 노드를 고려할 때 잡음일 확률을 제외한 나머지 확률의 1/3로 설정할 수 있다. 예를 들어 평균 값을 적용하고 잡음 확률을 1%로 할 경우 $(x=A1|Y_0^1) = 33\%$ 라고 할 수 있다.

(식 10)은 SAM 기지 탐지 레이더일 확률(노드 A2), AAA 기지 탐지 레이더일 확률(노드 A3), AAA용 추적 레이더 일 확률(노드 A4)에도 확장해서 동일하게 적용된다.

(식 10)을 확장하면 IR 유도 미사일에 대해서 다음 식이 적용된다.

$$(x=B2|Y_1^2 Y_2^2 Y_3^2) = (x=B2|Y_1^2) \quad (\text{식 11})$$

그리고 C1, C2 노드에 대해서도 유사한 식이 적용될 수 있다.

SAM 추적 레이더 일 확률(노드 A5)은 RWR

이 같은 주기에 두 번 탐지한 데이터(탐지 레이더로부터 탐지한 신호와 추적 레이더로부터 탐지한 신호)가 같은 사이트에서 발생할 확률과 같다. 탐지 레이더로부터 탐지한 신호를 Y_i^{i-1} , 추적 레이더로부터 탐지한 신호를 Y_i^{i-2} 라 할 때

$$(x=A5|Y_i^1 Y_i^2 Y_i^3) = (x=A5|Y_i^{i-1} Y_i^{i-2}) =$$

$$\frac{(x=A5|Y_i^{i-1})(x=A5|Y_i^{i-2})(x=A5|Y_{i-1}^{i-1} Y_{i-1}^{i-2})}{(x=A5|Y_{i-1}^{i-1})(x=A5|Y_{i-1}^{i-2})}$$

여기서 $(x=A5|Y_i^{i-1}) = (x=A2|Y_i^{i-1})$ 이므로

$$(x=A5|Y_i^{i-1} Y_i^{i-2}) =$$

$$\frac{(x=A2|Y_i^{i-1})(x=A5|Y_i^{i-2})(x=A5|Y_{i-1}^{i-1} Y_{i-1}^{i-2})}{(x=A2|Y_{i-1}^{i-1})(x=A5|Y_{i-1}^{i-2})} \quad (\text{식 12})$$

가 된다.

3.3 데이터 융합을 위한 조건부 확률 적용 “예”

RWR이 탐지한 트랙번호 ID1에 대한 탐지 데이터가 각 노드에 대해 잡음 확률 0.01, 그리고 초기 값을 평균 값으로 적용할 경우

$$(x=A1|Y_0^{i-1}) = (x=A2|Y_0^{i-1}) = (x=A3|Y_0^{i-1}) = 0.33 \text{이 되고,}$$

RWR이 탐지한 트랙번호 ID2에 대한 탐지 데이터가 각 노드에 대해 잡음 확률 0.01, 그리고 초기 값을 평균 값으로 적용할 경우

$$(x=A4|Y_0^{i-2}) = (x=A5|Y_0^{i-2}) = 0.495 \text{로 가정할 경우}$$

$$(x=A1|Y_1^1) = 0.33, (x=A2|Y_1^1) = 0.33,$$

$$(x=A3|Y_1^1) = 0.33, (x=A4|Y_1^1) = 0.495$$

$$(x=A5|Y_1^1) =$$

$$(0.33 * 0.495 * (1 - (1 - 0.33)) * (1 - 0.495)) / (0.33 * 0.495) = 0.66$$

여기서,

$$(x=A5|Y_0^{i-1} Y_0^{i-2}) =$$

$$1 - ((1 - (x=A2|Y_0^{1-1})) * (1 - (x=A5|Y_0^{1-2}))) (x=N1|Y_1^{1-1} Y_1^{1-2})$$

$$= (0.01 * 0.01 * (1 - (1 - 0.01) * (1 - 0.001))) / (0.01 * 0.01)$$

$$= 0.0199$$

정규화를 적용하면 최종적인 확률은

$$(x=A1|Y_1^1) = 0.15, (x=A2|Y_1^1) = 0.15,$$

$$(x=A3|Y_1^1) = 0.15, (x=A4|Y_1^1) = 0.23,$$

$$(x=A5|Y_1^1) = 0.30, (x=N1|Y_1^1) = 0.009 \text{로 계산}$$

된다.

이러한 융합 논리를 MWR까지 확장하면

지금 MWR이 탐지한 데이터가 SAM 사이트에서 발사한 레이더 유도 미사일 가능성(노드 B1)은

$$(x=B1|Y_1^1 Y_1^2 Y_1^3) = (x=B1|Y_1^1 Y_1^2) =$$

$$\frac{(x=B1|Y_1^1)(x=B1|Y_1^2)(x=B1|Y_{11}^1 Y_{11}^2)}{(x=B1|Y_{11}^1)(x=B1|Y_{11}^2)} \quad (\text{식 } 13)$$

여기서 $(x=B1|Y_1^1) = (x=B1|Y_1^{1-1} Y_1^{1-2}) =$

$$\frac{(x=B1|Y_{11}^{1-1})(x=B1|Y_{11}^{1-2})(x=B1|Y_{11}^{1-1} Y_{11}^{1-2})}{(x=B1|Y_{11}^{1-1})(x=B1|Y_{11}^{1-2})} \text{가 된다.}$$

<그림 6>을 참조하면

$$(x=B1|Y_1^{1-1}) = (x=A2|Y_1^1) \text{이고 } (x=B1|Y_1^{1-2}) =$$

$$(x=A5|Y_1^1) \text{이므로}$$

$$(x=B1|Y_1^1) = \frac{(x=A2|Y_1^1)(x=A5|Y_1^1)(x=B1|Y_{11}^1)}{(x=A2|Y_{11}^1)(x=A5|Y_{11}^1)} \quad (\text{식 } 14)$$

가 된다.

RWR과 MWR이 한 평가 주기 내에서 동시에 표적을 탐지했을 경우 탐지된 정보가 어느 노드로부터 발생한 신호인지를 계산해보면

$$(x=A1|Y_1^1) = 0.33, (x=A2|Y_1^1) = 0.33,$$

$$(x=A3|Y_1^1) = 0.33, (x=A4|Y_1^1) = 0.495,$$

$$(x=A5|Y_1^1) = 0.66 \text{로서 동일하며}$$

$$(x=N1|Y_1^{1-1} Y_1^{1-2} Y_1^2) =$$

$$(0.01 * 0.01 * 0.01 * (1 - (1 - 0.01) * (1 - 0.001) * (1 - 0.001))) / (0.01 * 0.01 * 0.01) = 0.0297$$

$$(x=B1|Y_1^1 Y_1^2 Y_1^3) = (x=B1|Y_1^1 Y_1^2) =$$

$$\frac{(x=B1|Y_1^1)(x=B1|Y_1^2)(x=B1|Y_{01}^1 Y_{01}^2)}{(x=B1|Y_{01}^1)(x=B1|Y_{01}^2)} = 0.85$$

$$(x=B1|Y_0^1) = (x=B1|Y_0^{1-1} Y_0^{1-2}) =$$

$$1 - ((1 - (x=A2|Y_0^{1-1})) * (1 - (x=A5|Y_0^{1-2}))) = 0.77$$

$$(x=B1|Y_1^1) = \frac{(x=A2|Y_1^1)(x=A5|Y_1^1)(x=B1|Y_{01}^1)}{(x=A2|Y_{01}^1)(x=A5|Y_{01}^1)} =$$

$$(0.33 * 0.66) * 0.77 / (0.33 * 0.66) = 0.77$$

$$(x=B1|Y_0^1 Y_0^2) =$$

$$1 - ((1 - (x=A2|Y_0^{1-1})) * (1 - (x=A5|Y_0^1)) * (1 - (x=B1|Y_0^1 Y_0^2)))$$

$$= 0.85$$

$$(x=B2|Y_1^1 Y_1^2 Y_1^3) = (x=B2|Y_1^2) = 0.33$$

$$(x=B3|Y_1^1 Y_1^2 Y_1^3) = (x=B3|Y_1^2) = 0.33$$

정규화를 적용하면 최종적인 확률은

$$(x=A1|Y_1^1) = 0.09, (x=A2|Y_1^1) = 0.09,$$

$$(x=A3|Y_1^1) = 0.09, (x=A4|Y_1^1) = 0.134,$$

$$(x=A5|Y_1^1) = 0.18, (x=B1|Y_1^1 Y_1^2) = 0.23,$$

$$(x=B2|Y_1^2) = 0.09, (x=B3|Y_1^2) = 0.09,$$

$$(x=N1|Y_1^1 Y_1^2) = 0.008 \text{로 계산된다.}$$

노드 C1, C2, C3 그리고 노드 B1, B2, B3에 대해서도 동일한 논리를 적용해서 데이터 융합을 수행할 수 있으며, 전체적으로 보면 크게 RWR과 MWR이 연관된 사건 집단과 LWR 및 MWR이 연관된 사건 집단이 존재한다. 이 2개의 사건 집단은 각각 독립적이므로 분리해서 처리할 수 있으며 상호 연관성이 존재하지 않는다.

4. 결론

데이터 융합은 동일 소스로부터 오는 정보를 다수의 센서가 수집할 경우 센서간의 탐지 오차, 탐지 시점의 차이 등으로 발생하는 정보의 불일치

문제를 해결해서 수집된 정보에 포함된 불확실성을 제거함으로써 원래 소스정보를 정확하게 식별하는 것이다.

그러나 헬기의 센서 데이터 융합 환경은 3개 센서가 각각 독립적이며, 한 데이터 소스에 대해 각각 한 개의 센서만이 동작하는 반면 센서가 탐지한 정보의 속성도 일부 속성만이 유사한 특성이 있다. 이러한 환경에 적합한 데이터 융합 알고리즘을 찾기 위해 우선 미 합동연구개발국(JDL: Joint Directors of Laboratories)에서 분류한 기준을 참고하여 헬기의 센서들인 RWR, MWR, LWR이 이미 레벨1 이전의 데이터 융합을 수행해서 표적의 방위각, 고각 또는 식별 정보를 출력하는 것으로 볼 수 있으며, 따라서 본 과제는 레벨2와 레벨3의 데이터 융합을 통해 상황 평가 또는 위협 평가 정보를 추출하는 과정으로 정의하였다.

레벨2~3 데이터 융합에 적합한 알고리즘으로서 지식 기반의 데이터 융합 기법을 제안하였으며, 이런 종류의 데이터 융합 기법으로서 효과적임을 보여주고 있는 전문가 시스템, Logical Timplating Techniques, Bayes Belief Systems, 지능형 에이전트 시스템 등을 이용한 데이터 융합 기법들을 간단히 소개하였다.

각 기법들의 장단점을 비교해서 Bayesian Network를 이용한 헬기 생존계통 센서 데이터 융합 알고리즘을 제안하였으며, 이 알고리즘의 적용 절차, 구체적인 적용 방안을 사례를 들어서 설명하고 제시하였다.

본 논문에서 제안한 Bayesian Network를 이용한 데이터 융합 알고리즘이 헬기 센서 융합 환경에 가장 부합할 것으로 기대되며 보다 실용적인 활용을 위해서는 초기화 데이터 확립 방안, 각 센서 내부 특성과 연계된 현재 탐지된 데이터와 이전 주기에 탐지된 데이터 간의 연관성 등이 보다 면밀히 검토되어야 하며, 의사결정과 연계된 노드

모델링 등의 보완이 요구된다

참고문헌

- [1] KHP 사업추진현황, KHP사업단, 2000.
- [2] 김화수, KHP 생존계통 위협대처 알고리즘 최적화를 위한 모델링 & 시뮬레이션 기법 연구, 아주대학교, 2007.
- [3] David L. Hall & Sonya A.H. McMullern, *Mathmatical Techniques in Multisensor Data Fusion*, Artech House, 2004.
- [4] 김형세, 데이터융합 알고리즘의 객체지향적 소프트웨어 구현에 관한 연구, 국방대학교, 1993.
- [5] Don Koks & Subhash Challa, *An Introduction to Bayesian and Dempster-Shafer Data Fusion*, DSTO System Sciences Laboratory, 2005.
- [6] 야전교범 35-1 항공운용, 육군본부, 2006.
- [7] 주변국 공중 조기경보 통제기 기술분석, 월간기술정보, 2005.
- [8] 최금열, 김수복, 후방지역작전 시 육군항공 운용, 육군교육사령부, 2005.
- [9] 야전교범 36-3 방공대대, 육군본부, 2005.
- [10] 교육회장 05-3-1 육군항공 작전, 육군교육사령부, 2005.
- [11] 김오비, 휴대용 SAM 공군적정소요 및 운용방안, 공군대학, 2003.
- [12] 교육회장 03-3-11 지상감시 레이더 운용, 육군교육사령부, 2003.
- [13] 박영선, 김탁근, 전자전 위게임 모델 개발 사례, 2002.
- [14] 강무송, 공군 지상전자전 운영실태 및 발전방향 연구, 공군대학, 2001.
- [15] 야전교범 30-1 정보, 육군본부, 2001.

박 영 선 (E-mail: ohipark@modsim.co.kr)

1980 육군사관학교 전자공학과 졸업(학사)
 1992국방대학원 컴퓨터학과 졸업(석사)
 2000충남대학교 컴퓨터학과 수료(박사)
 현재 엠앤디정보기술 대표이사
 관심분야 모델링 시뮬레이션, 네트워크 보안

〈주요저서 / 논문〉

- 개인 PC을 위한 보안 대책, 한국정보보호학회, 1991.
- 인공지능기법을 이용한 레이더 정보의 데이터융합기법 개발, 한국운용분석학회 1992.
- 창조21 개발 사례 소개, 군사세계, 1999, 11.
- 위게임모델 개발 표준 프로세스 제안, 한국운영분석학회, 1999. 10
- 창조21 개발 및 미군 모델과의 연동 방안, 한·미 M&S 워크샵, 2000.10
- M&S 개요 및 창조21 모델 소개, 국방정보화심포지움, 2001. 12.
- A Study on the Development of the War Game Model for Korea Army, AMORS VI, 2002. 5.
- 전자전 위게임 모델 개발 사례, 국과연 통신·전자학술대회, 2002. 10
- 방공전 위게임 모델 개발 사례, 국과연 통신·전자학술대회, 2003. 10.
- KHP 생존계통 M&S체계와 실체계의 연동 사례 연구, 국과연 통신·전자학술대회, 2008. 10.

김 화 수 (E-mail: ajouhskim@hanmail.net)

76. 3. 해군사관학교 졸업
 81. 3. 고려대학교 전자공학과 졸업
 84. 7. 미국해군대학원 전자계산학과
 90. 8. 미국 Case Western Reserve University 컴퓨터공학
 현재 한국폴리텍II대학 화성캠퍼스 학장

〈주요저서 / 논문〉

- 김화수, 고순주 「인공지능의 이론과 실제」, 1995
- 김화수, 조용범, 최종욱, 「전문가 시스템」, 1998
- 김화수, 윤창섭, 송상섭, 「실시간시스템 입문」, 1999
- 김화수, 배경울, 이남용, 황인수, 「정보시스템 사업관리론」, 2002)
- 윤희병, 김화수, 「웹 마이닝」, 2004. 8
- Hwa-Soo Kim, A study on the War Game Model for Korea Army, AMORS IV Symposium, Singapore, 2002.
- Hwa-Soo Kim의 2, Analysis and Improvement of Ranking Algorithm for Web Mining System on the Hierarchical web Environment, Proc. of the 4th International Symposium on Advanced Intelligent Systems, 2003.
- 김화수, “지능형 정보기술 발전동향 및 군사적 응용”, 정보기술 심포지움 논문집, 2000.

- 김화수의 1, “국방정보체계의 소프트웨어 사업관리”, 교수논총, 2000.
- 김화수의 1, “정보전 대비 국방부문 핵심정보 기술 관리방안에 관한 연구”, 한국국방경영분석학회, 2000.
- 김화수, “정보기술과 미래 국방정보체계 건설/관리 방안”, 국방관리대학원 학술세미나 주제발표, 2000. 6.
- 김화수, “DEVS 모델을 이용한 KHP 전자전체계 시험방안 연구”, 한국전자과학회 세미나, 2005 .9.2
- 김화수, “국방부문에서의 기능점수(FP) 적용사례”, 2005.11
- 김화수, “첨단 정보통신기술발전과 국방부문 활용사례”, IT 기술세미나, 서강대, 2006.2.1
- 김화수, “KHP 생존계통 M&S 체계 설계 사례연구”, 제11차 통신/전자 학술대회, 2007.9.18 등 다수

김 속 경 (E-mail: sgkim@add.re.kr)

1990 충남대학교 전자공학과 졸업(학사)

현재 국방과학연구소 선임연구원

관심분야 신호처리, 통합 알고리즘

〈주요저서 / 논문〉

- 게이트 비교방식에 의한 정밀 펄스열 추적기, 통신/전자 학술대회, 1997.
- 펄스열 추적 분석기의 설계 및 구현에 관한 연구, 통신/전자 학술대회, 1998.
- 유전자 알고리즘을 이용한 펄스열 분리기법, 통신/전자 학술대회, 2002.
- 해상작전헬기용 탑재장비연동 및 데이터링크 체계 설계 연구, 항공우주 무기체계발전세미나, 2006.
- 헬기용 ESM 장비를 위한 시험평가지원장비 개발, 항공우주 무기체계발전세미나, 2006.
- 한국형 헬기의 다중센서 위협 시뮬레이터 구현, 통신/전자학술대회, 2007.

우 상 민 (E-mail: smwoo@add.re.kr)

2000 경북대학교 컴퓨터공학과 졸업(석사)

현재 국방과학연구소 선임연구원

관심분야 유무선 네트워크 통신, 시스템 설계

〈주요저서 / 논문〉

- 헬기용 통합전자전 운용 소프트웨어 구조 설계, 국방과학연구소 통신.전자학술대회, 2008. 10.
- 무기체계 운용 특성 및 방위각을 이용한 위협정보 통합 연구, 국방과학연구소 통신.전자학술대회, 2008. 10.

정 훈 기 (E-mail: hgjung@lignex1.com)

2000 성균관대학교 전기전자컴퓨터공학부 졸업(학사)

2002 성균관대학교 전기전자컴퓨터공학부 졸업(석사)

현재 LIG넥스원 선임연구원

관심분야 모델링 시뮬레이션, 시스템

〈주요저서 / 논문〉

- 인공신경망을 이용한 얼굴인식 시스템 구축, 석사논문, 2002.
- 군 위성통신 시스템 지상 시험장, 항공우주무기체계발전세미나, 2006.