

# 점진적 기계학습 기반의 레이다 위협체 역추정 시뮬레이터 설계

노 상 옥

가톨릭대학교 컴퓨터정보공학부

## I. 서 론

현대전장이 네트워크 중심전(network centric warfare)체제로 변화하면서 전자정보의 수집 및 분석은 전투의 승패를 직접적으로 가능하는 중요한 요소가 되었다. 국내에서는 전자전 상황에서 전자정보를 수집하고 분석하는 연구 및 개발이 꾸준히 이루어지고 있으며, 특히 다양한 전자전 상황에서 단위 위협체에 대하여 전자전 모델링과 시뮬레이션을 수행할 수 있는 통합 전자전 시뮬레이터의 개발 필요성이 대두되고 있다<sup>[1]-[3]</sup>.

기존 연구에서 전자파 신호를 발산하는 레이다 위협체계를 역추정하기 위하여 다양한 기계학습 알고리즘을 이용하여 역추정 모델을 구축하였으며, 각 역추정 모델의 성능을 평가하였다<sup>[4],[5]</sup>. 성능 평가 실험에서 레이다 위협의 역추정을 위한 모델을 생성하기 위하여 사용한 레이다 위협 집합의 크기 및 분포에 따라 역추정 모델의 성능 차이가 존재함을 알 수 있었다. 또한, 레이다 위협 집합의 크기를 변경하고, 역추정 모델의 성능에 대한 학습곡선을 작성하였으며, 이를 통하여 최적의 성능을 나타내는 역추정 모델을 도출할 수 있었다.

본 논문에서는 전자전 상황에서 전자정보 수집신호의 변수를 기반으로 전자파 신호를 발산하는 레이다 위협체계를 역추정하기 위한 시뮬레이션 시스템의 구성요소를 분석한다. 전자전 모델링과 시뮬레이션을 위하여 아군의 전자전 수집신호정보를 기반으로 적군의 레이다 위협체계를 역추정하며, 이를 반복적으로 수행할 수 있는 시뮬레이션 시스템을 설계하였다. 궁극적으로 전자전 시뮬레이션 시스템이 다양한 위협에 대하여 점진적이며 자율적으로 역추정 모델을 생성하고 갱신할 수 있는 방법론을 제시하였으며, 위협

에 대한 역추정 정확도를 지속적으로 향상시킬 수 있는 시뮬레이션 시스템을 구현하고자 한다. 이러한 위협체 역추정 시뮬레이션 시스템의 개발은 실질적인 전자전 상황에서 아군의 대처능력 및 생존을 향상에 기여할 것이다.

## II. 본 론

전자전(electronic warfare)은 전자기 스펙트럼을 제어하거나, 적을 공격하기 위하여 전자기 에너지나 지향성 에너지를 사용하는 군사적 행동으로 정의되어 있다<sup>[6]</sup>. 본 연구에서는 전자전 상황에서 전자정보 수집신호의 변수를 바탕으로 가상의 신호를 송신하는 레이다 위협을 생성하고, 생성된 레이다 위협의 신호를 수신하여 이를 역추정하는 시뮬레이션 시스템의 구성 요소를 분석한다. 기존 연구에서 식별 가능한 위협을 분류하기 위한 속성과 유형을 추출하였으며<sup>[4],[5]</sup>, 위협체 모델링을 위한 속성은 <표 1>과 같다.

모델링한 레이다 위협은 <표 1>에 나타난 바와 같이 주파수 대역, 펄스폭, 펄스 반복 주기 및 펄스 전력 등의 총 4개의 속성으로 이루어져 있다. 이를 바탕으로 탐지 레이다/추적 레이다/레이다 유도 미사일 탐색기 등의 3종류의 레이다 위협 모델을 정의하였다<sup>[4],[5]</sup>. 또한 정의한 레이다 위협

<표 1> 위협체 모델링을 위한 속성

속성	유형	단위
주파수 대역	Numeric	Hz
펄스폭	Numeric	μs
펄스 반복 주기	Numeric	μs
펄스 전력	Numeric	kW

본 연구는 광주과학기술원 전자전특화연구센터를 통한 방위사업청과 국방과학연구소 연구비 지원으로 수행되었습니다.

모델을 바탕으로 가상의 레이더 위협을 생성하고, 이를 역추정하기 위하여 지도학습을 이용한 역추정 기법<sup>[4]</sup>과 비지도 학습을 이용한 역추정 기법을 제안하였다<sup>[5]</sup>. 이를 바탕으로 시뮬레이션 시스템에 필요한 구성 요소와 점진적 기계학습(incremental machine learning) 방식의 역추정 모델 갱신 기법을 제안한다.

### 2.1 시뮬레이터 구성

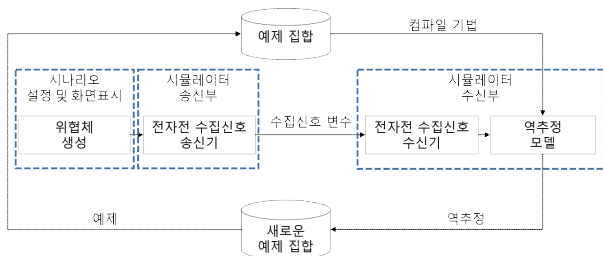
전자전 상황에서 레이더 위협을 역추정하는 시뮬레이션 시스템은 시나리오 설정 및 화면표시, 레이더 위협 신호를 방사하는 송신부, 레이더 위협 신호를 수신하는 수신부로 구성된다. 시뮬레이션 시스템의 구성은 [그림 1]과 같다.

시스템의 송신부는 가상의 레이더 위협체 신호를 생성하고, <표 1>에서 정의한 네 가지 속성에 대해 일정한 범위 값을 가지는 변수로 발생시킨다. 시뮬레이션 시스템의 수신부는 전자정보 수집신호변수 형태로 수신한 레이더 위협의 수집신호변수를 분석한다. 분석한 수집신호변수는 컴파일된 역추정 모델에 입력되며, 역추정 모델에 의하여 통합된 역추정 결과를 출력하게 된다. 이와 같이 생성된 새로운 예제는 역추정 모델의 유지를 위하여 순환적이며 점진적으로 반영된다.

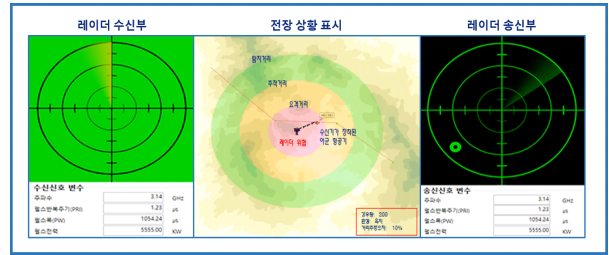
### 2.2 시뮬레이터 수신부 및 송신부의 화면표시 알고리즘

송수신 모듈은 레이더 탐지 및 추적방식의 동작 원리가 반영되며, 레이더 위협과 아군 비행체의 전자정보수신기 사이의 통신을 수행한다. 레이더 위협체의 역추정 시뮬레이션 시스템에서 송신부 및 수신부는 [그림 2]와 같이 설계하였다.

전자전 상황에서 위협체와 아군 비행체는 각각의 위치정보를 갖는다. 시뮬레이션 시스템은 레이더 위협과 아군 비



[그림 1] 레이더 위협체에 대한 역추정 시뮬레이션 시스템 구성



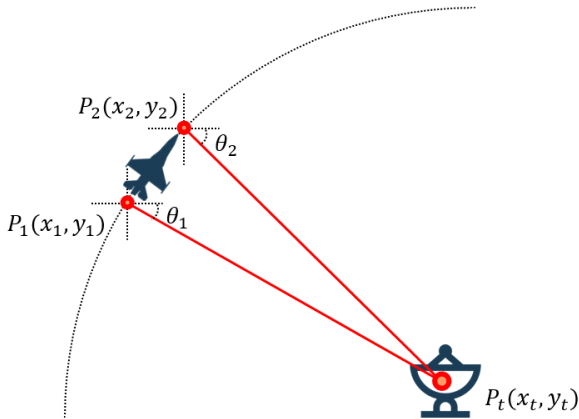
[그림 2] 위협체 역추정 시뮬레이션 시스템의 송신/수신/시나리오 화면 예시

행체의 위치정보를 바탕으로 두 객체 사이의 각도를 계산하며, 송신부에서는 송신부 중심의 아군 비행체에 대한 위치정보를 레이더 화면에 표시하며, 또한 수신부에서는 위협체에 대한 위치정보를 탐지/추적 상태를 구분하여 레이더 화면에 표시하게 된다. 시뮬레이션 시스템 송신부에는 레이더 위협 자체의 위치, 주파수, 펄스반복주기, 펄스폭 및 펄스전력이 표시된다. 수신부의 화면표시 방식은 수신기 특성에 맞는 주기, 탐지범위 등을 바탕으로 위협을 확인하고, 화면에 출력한다. 수신부는 신호가 수신된 지점과 아군과 위협체의 사이각을 계산하여 위협체의 위치를 판단하며, 수신된 수집신호변수의 주파수, 펄스반복주기, 펄스폭 및 펄스전력이 표시된다. [그림 3]은 수신부에서 레이더 위협의 위치를 판단하기 위한 알고리즘을 나타낸다.

레이더의 위치를 표시하기 위한 알고리즘은 [그림 3] (a)에서 표시된 두 점  $P_1(x_1, y_1)$ ,  $P_2(x_2, y_2)$  및 이러한 두 점과 레이더 위협 사이의 방위각  $\theta_1$ ,  $\theta_2$ 를 입력으로 받는다. 입력 받은 변수를 바탕으로 위협체를 향하는 두 개의 직선을 그리며, 그 교점  $P(x, y)$ 에 레이더 위협이 위치한다고 판단한다. 탐지 레이더의 경우, 수신기의 시작점과 끝점을 각각  $P_1$ ,  $P_2$ 로 하여 레이더 위협의 위치를 판단한다. 추적 레이더 및 레이더 유도 미사일 탐색기의 경우, 수신 주기마다 자신의 위치를 각각  $P_1$  혹은  $P_2$ 로 하여 레이더 위협의 위치를 판단한다.

### 2.3 점진적 방식의 역추정 모델 갱신

[그림 1]과 같이 도식화된 레이더 위협체에 대한 역추정 시뮬레이션 시스템의 역추정 모델 정확도를 점진적으로 향상시키는 기법을 제안한다. 역추정 모델의 생성 및 갱신에 대한 전체적인 흐름도는 [그림 4]와 같다.

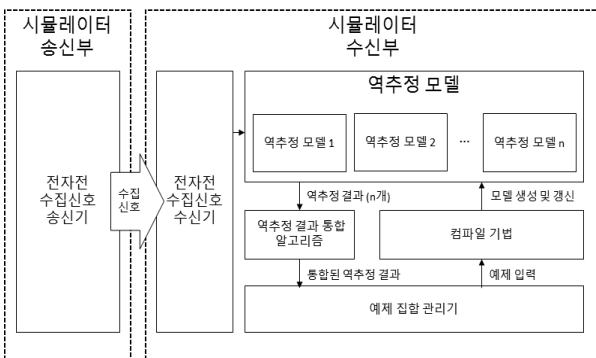


(a) 레이더 위협의 위치 표시를 위한 좌표 설정

레이더 위협 위치 표시 알고리즘	
Input: $P_1(x_1, y_1), P_2(x_2, y_2), \theta_1, \theta_2$	
Output: 레이더 위협 위치 $P_t(x_t, y_t)$	
Process	
1.	$m_1 \leftarrow \sin\theta_1 / \cos\theta_1$
2.	$m_2 \leftarrow \sin\theta_2 / \cos\theta_2$
3.	$x_t \leftarrow (y_2 - m_2x_2 - y_1 - m_1x_1) / (m_1 - m_2)$
4.	$y_t \leftarrow (m_1(y_2 - m_2x_2) - y_1 - m_1) / (m_1 - m_2 + y_1 - m_1x_1)$
5.	$P_t \leftarrow (x_t, y_t)$
return $P_t$	

(b) 레이더 위협의 위치 표시 알고리즘

[그림 3] 시뮬레이션 시스템의 수신부에서 레이더 위협의 위치 표시를 위한 알고리즘



[그림 4] 시뮬레이션 시스템의 역추정 모델 갱신 절차

[그림 4]의 좌측 모듈인 시뮬레이터 송신부는 시뮬레이션이 진행되는 동안 지속적으로 레이더 위협의 수집신호변수를 시뮬레이터 수신부로 전달하며, 전자전 수집신호 수신기는 수집신호변수를 수신하여 역추정 모델의 입력으로 보낸다. 시뮬레이터 수신부 우측 상단의 역추정 모델은 전자전 수집신호 수신기가 수집한 수집신호변수를 매개변수로 입력받아 해당 수집신호 변수가 어떤 클래스에 속하는지 판단한다. 시뮬레이터 수신부 하단의 예제 집합 관리기는 새로이 생성된 위협 예제를 컴파일 기법에 순환적으로 반영할 수 있도록 한다. 다시 말하면, 새로 생성된 예제를 기존 예제 집합에 병합한 후 새로운 역추정 모델을 구축하며, 새로 구축한 역추정 모델의 성능이 점진적으로 향상되어질 경우 기존의 역추정 모델을 갱신한다.

시뮬레이터 수신부의 역추정 모델을 생성하기 위하여 컴파일 기법을 활용한다. 기존의 연구에서 다양한 지도학습 및 비지도학습 기법에 의하여 역추정 모델을 생성할 수 있었다<sup>[4],[5]</sup>. 역추정 모델은 각각 다른 신뢰도를 가지며, 역추정 결과를 통합하기 위하여 뎀스터-셰이퍼(Dempster-Shafer) 알고리즘<sup>[7]~[9]</sup>, 투표(Voting) 알고리즘<sup>[10]~[12]</sup> 및 가중 투표(Weighted Voting) 알고리즘<sup>[13]</sup>을 이용한다. 뎀스터-셰이퍼 알고리즘은 다음 식 (1)과 같다.

$$m_3(S_3) = \frac{\sum_{S_1 \cap S_2 = S_3} m_1(S_1)m_2(S_2)}{1 - \sum_{S_1 \cap S_2 = \emptyset} m_1(S_1)m_2(S_2)} \quad (1)$$

식 (1)에서  $m_1$ 과  $m_2$ 는 개별 역추정 알고리즘에 의한 신뢰도를 나타낸다.  $m_3$ 는 결합된 역추정 결과의 신뢰도를 나타낸다.  $S_1, S_2, S_3$ 는 신뢰도 계산을 위하여 사용한 클래스를 나타낸다. 개별 역추정 알고리즘에 의하여 산출된 레이더 위협의 클래스에 대한 신뢰도를 융합하여 역추정 결과로 사용한다.

투표 알고리즘은 개별 역추정 알고리즘이 도출한 결과 중 가장 많은 클래스를 최종 역추정 결과로 도출한다. 개별 알고리즘의 결과를 취합하는 투표 알고리즘은 단순하면서도 결합을 위한 추가적인 학습이 필요하지 않기 때문에 각 역추정 모델이 우수할 경우, 좋은 결과를 도출할 수 있다<sup>[11]</sup>.

$$v_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{if } h_i(x) = c_j \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (i = 1, 2, \dots, k) \quad (2)$$

$$V_j = \sum_{i=1}^k v_{i,j} \quad (j = 1, 2, \dots, n) \quad (3)$$

식 (2)에서  $k$ 는 개별 역추정 알고리즘의 수를 나타내며,  $n$ 은 클래스의 수를 나타낸다.  $v_{ij}$ 는 개별 역추정 알고리즘이 어떠한 클래스를 도출하였는지를 나타낸다. 식 (3)에서  $V_j$ 는 각 클래스별 투표 결과이며,  $V_j$ 가 가장 큰 클래스  $j$ 가 통합된 결과로 선택된다.

가중투표 알고리즘<sup>[13]</sup>은 투표 알고리즘과 마찬가지로 개별 역추정 알고리즘을 이용한 투표를 수행한다. 이때, 각 역추정 알고리즘의 정확도를 바탕으로 서로 다른 투표수를 갖는다. 정확도가 높은 역추정 알고리즘은 더 많은 투표수를 가지며, 정확도가 낮은 알고리즘은 상대적으로 낮은 투표수를 갖는다.

$$W = \{w_1, w_2, \dots, w_k\} \quad (4)$$

$$v_{ij} = v \begin{cases} w_i & \text{if } h_i(x) = c_j \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (i = 1, 2, \dots, k) \quad (5)$$

$$V_j = \sum_{i=1}^k v_{i,j} \quad (j = 1, 2, \dots, n) \quad (6)$$

식 (4)에서  $W$ 는 개별 역추정 알고리즘의 가중치를 나타낸다. 개별 역추정 알고리즘의 가중치는 각 알고리즘의 정확도를 바탕으로 설정된다. 식 (5)와 식 (6)에서는 투표 알고리즘과 마찬가지로 개별 역추정 알고리즘의 투표 결과를 합산하여 최종 결과를 도출하게 된다. 가중 투표 알고리즘에서 개별 역추정 알고리즘의 가중치는 서로 다르며, 정확도가 높은 개별 역추정 알고리즘이 최종 결과에 더 많은 영향을 끼치게 된다.

### III. 실험

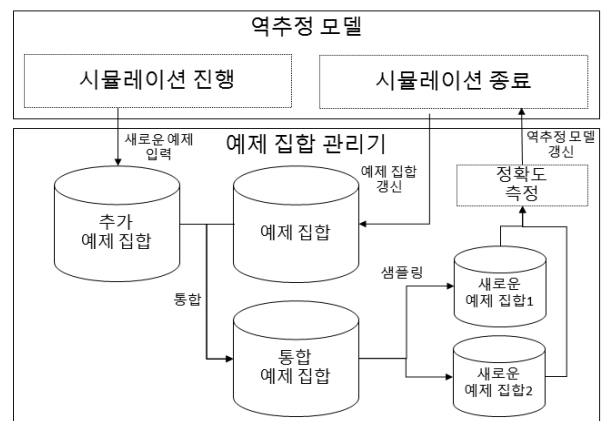
제안한 점진적 방식의 역추정 모델에 대한 성능을 확인하기 위하여 단위 역추정 모델을 구현하였으며, 역추정 결

과에 대한 세 가지 통합 알고리즘을 구현하여 실험을 진행하였다. 전체 실험 환경은 Java 1.8 version<sup>[14],[15]</sup>을 이용하여 구축하였으며, 단위 역추정 모델은 Weka 3.8 version<sup>[16],[17]</sup>을 이용하여 구현하였다. 첫 번째 실험은 점진적 방식의 역추정 모델 갱신 기법에 대한 실험이며, 두 번째 실험은 역추정 결과의 통합 정확도에 대한 실험이다.

#### 3-1 점진적으로 갱신된 역추정 모델의 정확도 측정

첫 번째 실험을 위하여 지도학습기법으로 분류되는 의사결정트리 알고리즘과 베이지안 분류 알고리즘을 이용하였으며, 또한, 비지도학습기법인 K-평균 군집화 알고리즘을 이용하여, 점진적 방식의 역추정 모델에 대한 정확도를 평가하였다. 실험을 위하여 시뮬레이션 시스템에서 새로 생성되는 레이다 위협을 예제 집합에 추가하며, 이를 기반으로 갱신된 역추정 모델에 대한 정확도를 측정하였다. [그림 5]는 첫 번째 실험을 위한 레이다 위협의 예제 집합 구축을 위한 절차를 나타낸다.

[그림 5]의 상단에 위치한 역추정 모델은 시뮬레이션 진행 중 지속적으로 추가 예제 집합에 새로운 예제를 입력한다. 시뮬레이션 종료 이후 추가 예제 집합과 기존 예제 집합을 바탕으로 통합된 예제 집합을 생성하며, 이중 일부를 이용하여 새로운 예제 집합을 생성한다. 새로 생성된 예제 집합을 이용하여 역추정 모델을 생성한 후, 생성한 모델의 정확도를 평가한다. 새로 생성된 모델의 정확도가 기존 모델보다 높을 경우, 새로 생성한 모델을 시뮬레이션 시스템의



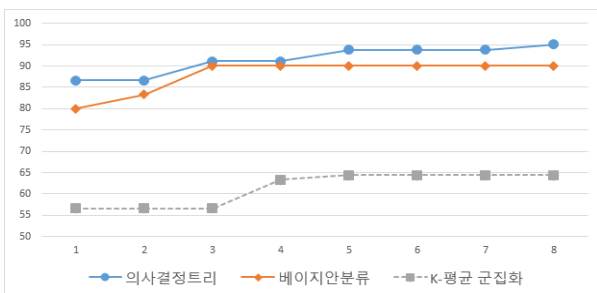
[그림 5] 레이다 위협 예제 집합 구축 절차

역추정을 위한 역추정 모델로 이용한다. 각 단계에서 레이다 위협의 80 %를 역추정 모델 구축에 사용하였으며, 20 %를 정확도 평가에 사용하였다.

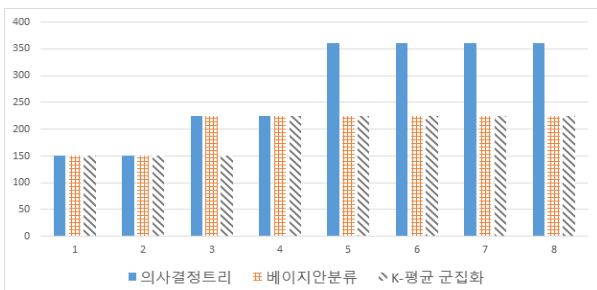
[그림 6]은 개별 역추정 알고리즘의 정확도를 나타낸다. [그림 6]의 가로 축은 8번의 단계를 표시하며, 세로축은 각각의 단계에서 생성된 역추정 모델의 정확도를 표시한다.

[그림 6]에 나타난 바와 같이, 개별 역추정 모델은 단계가 진행될수록 점진적으로 정확도가 증가하였으며, 정확도가 일정한 수준으로 수렴함을 알 수 있었다. 8번의 점진적인 모델 갱신을 통하여 세 가지 역추정 모델 중에서 의사결정트리에 의한 모델의 정확도가 95.06 %로 가장 높았으며, 베이지안 분류기에 의한 모델의 정확도는 90.00 %, K-평균 군집화에 의한 역추정 모델의 정확도는 64.45 %로 나타났다.

단위 역추정 모델은 단계별로 서로 다른 레이다 위협 집합을 이용하여 모델을 구축하게 된다. 각 단계별 역추정 모델 구축 및 정확도 평가를 위하여 사용된 레이다 위협의 예제 집합에 대한 크기는 [그림 7]과 같다.



[그림 6] 점진적 방식으로 구축된 역추정 모델에 대한 정확도 비교



[그림 7] 점진적 방식으로 구축된 역추정 모델의 단계별 레이다 위협의 예제 집합 크기

[그림 7]에서 각 단위 역추정 모델 구축에 사용된 레이다 위협에 대한 예제 집합의 크기가 증가하였을 때 역추정 모델의 정확도가 향상됨을 알 수 있었다. 세 가지 기계학습 알고리즘에 의한 역추정 모델 구축을 위하여 150개의 예제 집합으로 시작하였으며, 역추정 모델의 정확도가 일정 수준에 도달하면 더 이상 역추정 모델의 갱신이 일어나지 않지 때문에, 레이다 위협에 대한 예제 집합의 크기도 일정 수준으로 유지됨을 알 수 있었다. 의사결정트리는 최종적으로 360개의 예제를 역추정 모델 구축에 사용하였으며, 베이지안 분류기와 K-평균 군집화는 225개의 예제를 역추정 모델 구축에 사용하였다.

### 3-2 역추정 결과의 통합 기법에 대한 성능 비교

세 가지 단위 역추정 모델을 바탕으로 2-3절에서 설명한 뎀스터-셰이퍼, 투표 및 가중투표 기법에 의한 통합 정확도 성능을 측정하였다. 첫 번째 실험과 마찬가지로 역추정 모델은 시뮬레이션 진행 중에 지속적으로 생성되는 추가 예제 집합을 기존의 예제 집합과 통합하여 사용한다.

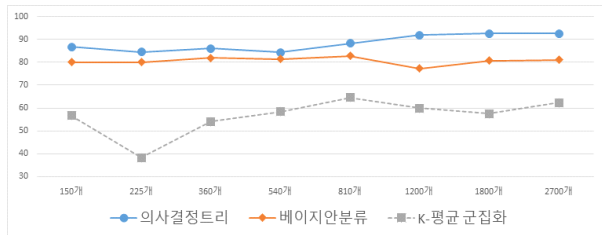
실험에서 사용한 레이다 위협의 예제 집합에 대한 크기는 150개, 225개, 360개, 540개, 810개, 1,200개, 1,800개 및 2,700개로 총 8단계로 진행하였다. 또한, 각 단계에서 예제 집합의 80 %를 역추정 모델 구축에 사용하였으며, 20 %를 정확도 평가를 위하여 사용하였다. <표 2>는 세 가지 역추정 모델에 대한 정확도를 나타낸다.

세 가지 역추정 모델은 역추정 모델 구축에 사용된 레이다 위협의 수가 증가할수록 정확도가 증가하는 경향을 보였으며, 레이다 위협 집합의 크기가 일정 수준 이상일 경우 정확도가 유지됨을 알 수 있었다. 의사결정트리는 역추정 모델 구축에 사용된 레이다 위협 예제 수가 2,700개일 때, 92.51 %로 가장 높은 정확도를 보였다. 베이지안 분류기와 K-평균 군집화의 경우 역추정 모델 구축에 사용된 레이다 위협 예제 수가 810개일 때, 각각 82.72 %와 64.59 %로 가장 높은 정확도를 보였다. 또한 의사결정트리가 평균 88.35 %의 정확도로 가장 높은 정확도를 보였다. 세 가지 역추정 모델의 정확도에 대한 성능 비교를 위하여 [그림 8]과 같이 그래프로 표시하였다.

시뮬레이션 시스템에서 단위 역추정 모델을 이용한 역추

<표 2> 세 가지 역추정 모델 정확도

단계	레이더 위협 (개)	역추정 모델		
		의사결정 트리	베이스 안 분류기	K-평균 군집화
1	150	86.67	80.00	56.67
2	225	84.44	80.00	38.22
3	360	86.11	81.94	54.17
4	540	84.26	81.48	58.41
5	810	88.27	82.72	64.59
6	1,200	91.88	77.35	59.98
7	1,800	92.66	80.79	57.62
8	2,700	92.51	81.09	62.37
평균		88.35	80.67	56.50



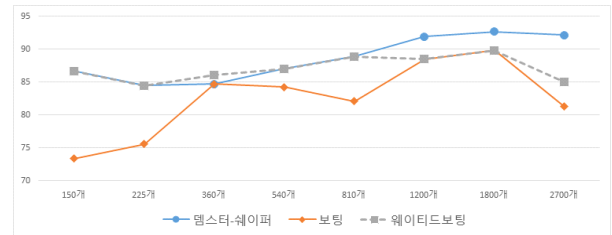
[그림 8] 세 가지 역추정 모델 정확도에 대한 성능 비교

정 결과는 서로 상이하하며, 세 가지 통합 알고리즘을 사용하여 하나의 역추정 결과로 통합하였으며, 통합한 결과에 대한 정확도를 측정하였다. <표 3>은 단위 역추정 모델의 결과를 통합하는 기법에 대한 정확도를 나타낸다.

역추정 결과를 통합하는 세 가지 기법들 중에서 템스터-쉐이퍼 알고리즘의 정확도가 평균 88.55 %로 가장 높게 측정되었으며, 투표 알고리즘이 82.44 %로 가장 낮은 정확도를 보였다. 통합 알고리즘의 정확도는 가장 높은 정확도를 갖는 단위 역추정 모델의 정확도에 영향을 많이 받는 것으로 나타났다. 또한, 레이더 위협 수가 540개인 4단계에서 통합 알고리즘의 정확도가 단위 역추정 알고리즘의 정확도보다 높게 측정되었다. 이러한 결과는 특정한 단위 역추정 알고리즘이 잘못 결정한 레이더 위협이 통합 알고리즘을 통하여 배제될 수 있었기 때문으로 분석된다. [그림 9]에 나타난

<표 3> 역추정 결과의 통합기법 정확도

단계	레이더 위협 (개)	통합기법		
		템스터 쉐이퍼	투표	가중투표
1	150	86.67	73.33	86.67
2	225	84.44	75.56	84.44
3	360	84.72	84.72	86.11
4	540	87.03	84.26	87.03
5	810	88.89	82.09	88.89
6	1,200	91.88	88.46	88.46
7	1,800	92.66	89.83	89.83
8	2,700	92.13	81.27	85.02
평균		88.55	82.44	87.06



[그림 9] 역추정 결과의 통합기법 정확도에 대한 성능 비교

바와 같이 위협체 역추정 도메인에서는 템스터-쉐이퍼 알고리즘과 가중투표 방식이 투표 방식보다 우월한 성능을 나타낼 수 있었다.

#### IV. 결 론

본 논문에서는 전자전 상황에서 전자정보 수집신호의 변수를 기반으로 전자파 신호를 발산하는 레이더 위협을 역추정하기 위한 시뮬레이션 시스템의 구성요소를 분석하였다. 시뮬레이션 시스템의 환경설정, 송신부, 수신부에 대한 확인뿐만 아니라, 역추정 모델을 점진적으로 유지할 수 있는 방법을 제안하였다. 또한, 실험을 통하여 점진적 역추정 모델 갱신 기법의 유효성 및 역추정 결과의 통합 기법을 평가하였다.

앞으로 지속적인 연구를 통하여 전자전 역추정 시뮬레이터를 완성해 나가도록 할 것이다. 레이다 위협의 송신부와 아군의 전자전 수신부에 대한 모델링을 기반으로 이를 검증하고 평가하기 위한 전자전 재밍을 추가할 것이다. 또한, 재밍시 위협체의 응답 및 기능을 분석하여 역추정한 레이다 위협에 대하여 아군이 수행한 전자공격이 얼마나 성공적이었는가를 시뮬레이션 시스템을 통하여 확인할 수 있도록 할 것이다. 궁극적으로 전자전 시뮬레이션을 통하여 전자전 모델링을 검증 및 평가할 수 있도록 하며, 다양한 전자전 상황에서 반복적으로 전자전 모델링의 결과를 확인하게 함으로써 아군의 생존율을 향상시킬 수 있도록 할 것이다.

### 참 고 문 헌

- [1] 최상영, "국방 모델링 및 시뮬레이션 총론", 북코리아, 2010년.
- [2] D. Adamy, "전자전 모델링과 시뮬레이션", 아진, 2010년.
- [3] 김영민, "퍼지 알고리즘을 이용한 전자정보의 펄스 내 변조 인식", 한국정보통신학회논문지, 17(9), pp. 1986-1995, 2013년 9월.
- [4] 하지수, 노상욱, 박소령, "통합 전자전에서 기계학습을 이용한 위협체 역추정 모델링", 한국차세대컴퓨팅학회논문지, 11(5), pp. 43-52, 2015년 10월.
- [5] 김철표, 노상욱, 박소령, "비지도 학습 기법을 사용한 RF 위협의 분포 분석", 한국군사과학기술학회지, 19(3), pp. 345-355, 2016년 6월.
- [6] US DOD, *Electronic Warfare*, Joint Publication 3-13.1, 2012.
- [7] G. Shafer, *A Mathematical Theory of Evidence*, Princeton University Press, 1976.
- [8] S. T. Seo, K. Sivakumar, and S. H. Kwon, "Dempster-Shafer's evidence theory-based edge detection", *International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*, vol. 11, no. 1, pp. 19-24, Mar. 2011.
- [9] S. Russell, P. Norvig, *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, 3/e, Pearson Education, Inc., vol. 2, pp. 86-87, 2015.
- [10] E. Bauer, R. Kohavi, "An empirical comparison of voting classification algorithms: Bagging, boosting, and variants", *Machine Learning*, vol. 36, iss. 1, pp. 105-139, Jul. 1999.
- [11] 이지행, 조성배, "전자우편 문서의 자동분류를 위한 다중분류기 결합", 정보과학회논문지: 소프트웨어 및 응용, 제29권, pp. 192-201, 2002년 4월.
- [12] I. H. Witten, E. Frank, and M. A. Hall, "Data mining 3/e", Morgan Kaufmann & Acon, pp. 476-499, 2013.
- [13] 강필성, 조성준, "데이터 불균형 해결을 위한 Under-sampling 기반 앙상블 SVMs", 대한산업공학회 춘계공동학술대회논문집, pp. 291-298, 2006년 6월.
- [14] <https://java.com/ko/download/win10.jsp>
- [15] <https://docs.oracle.com/javase/8/docs/api/java/lang/ref/Reference.html>
- [16] <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>
- [17] <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/downloading.html>

≡ 필자소개 ≡

노 상 욱

1995. 8.~1999. 8: University of Texas at Arlington, 컴퓨터공학 (공학 박사)

2000. 1~2000. 8. Oregon Graduate Institute, Postdoctoral Fellow

2000. 9~2002. 2. University of Missouri at Rolla, 컴퓨터과학 조교수

2002. 3~현재 가톨릭대학교, 컴퓨터정보공학부 교수

[주 관심분야] 기계학습, 결정이론, 인공지능, 지능형 분산 시스템, 모델링 및 시뮬레이션