

## 베이지안 네트워크에 기반한 지상작전 의사결정 지원모델 - 대대급 방어작전을 중심으로

Ground operation decision support model based on Bayesian  
Networks concentrated on the defense operation of the battalion

최태수<sup>1)</sup> · 김광희<sup>2)</sup> · 이두열<sup>3)</sup>

Taesu Choi · Kwanghee Kim · Dooyoul Lee

### ABSTRACT

Ground operations pose difficulties in decision-making due to their complexity and uncertainty. Accordingly, recent research is showing active interest in developing decision-making models using artificial intelligence. In this paper, we propose a battalion-level ground operation decision support model using a Bayesian network. The proposed model simply models the dependency relationships between various variables that may occur in combat situations and provides a probabilistic reasoning method to deal with uncertainty. In particular, the proposed model provides basic information for operational staff to evaluate operational situations and make decisions. Therefore, it is believed that the Bayesian network-based model proposed in this study can be used as basic research for the production of decision support programs using artificial intelligence.

Key Words : Bayesian network, Ground operation, Decision making, M&S

---

논문접수일 : 2024년 5월 28일, 심사일 : 2024년 6월 3일, 게재확정일 : 2024년 6월 10일

1) 육군3사관학교 기계공학교수

2) 제12보병사단 정보대대 지원과장

3) 국방대학교 무기체계전공 조교수 / 교신저자(dlee05291@korea.kr)

## 1. 서론

4차 산업혁명 시대 레이저 무기, 드론봇 등 다양한 첨단 무기체계들이 개발되고 있다. 그러나, 최근 발발한 전쟁사례 들을 살펴보면, 현대 전투에서 여전히 재래식 무기와 그에 기초한 전술이 중요함을 알 수 있다. 시시각각 변하는 전장상황에서 승리를 달성하기 위해 가장 중요한 것은 전장에 대한 불확실성을 감소시키는 것이다. 이를 위해 육군에서는 첩보수집을 통한 전장정보분석을 수행한다[1]. 이는 작전수행과정에서 계획수립의 첫 단계로서 전투지휘 활동에 필요한 정보판단을 제공한다. 이러한 노력에도 불구하고 분석관의 사고활동에는 한계가 있다. 따라서, 정보를 생산하는 과정에서의 의사결정을 보조하여 정보판단의 정확성을 높일 수 있는 과학적 접근방법이 필요하다고 할 수 있다.

지상작전은 수많은 변수로 인해 높은 불확실성을 갖는다. 손자병법[2] 3부 모공편의 ‘지피지기(知彼知己)면 백전불태(白戰不殆), 부지피부지기(不知彼不知己)면 매전필태(每戰必殆)’라는 말이 있다. ‘적을 알고 나를 알면 백번 싸워도 위태롭지 않지만, 적과 아군의 상태에 대해 알지 못하면 반드시 위태로워진다.’는 뜻으로, 이를 통해 불확실성을 해소하는 것이 전쟁의 승패를 결정하는 가장 중요한 요소임을 알 수 있다.

전쟁과 같은 불확실성이 크게 존재하는 상황에서 합리적인 의사결정을 지원하는 방법에 대해 다양한 연구가 진행되어 왔다. Maistrenko 등[3]은 대기열 이론의 관점에서 군대의 임무수행을 위한 의사결정 모델을 연구하였고, Erdeniz[4]는 군대의 문제 해결을 위한 군사작전의 계획과 방법론에 대해 제시하였다.

베이저안 네트워크(Bayesian Network, BN)는 방향성 비순환네트워크 모델이다[5]. BN은 노드와 화살표를 사용하여 변수 간의 종속성을 표현하고, 조건부 확률 테이블을 사용하여 각각의 관계를 정량화 한다.

이러한 BN은 여러 장점을 갖고 있다. 첫째는 유연성이다. BN은 변수 간의 복잡하고 비선형적인 관계를 나타낼 수 있으므로 상호 관련된 많은 요인이 있는 실제 문제를 직관적으로 모델링할 수 있다. 두 번째는 불확실한 정보를 사용할 수 있다는 점이다. BN 모델은 베이지 정리를 사용하여 새로운 데이터가 주어졌을 때, 기존의 확률 분포를 업데이트 할 수 있다. 이 때 부족한 정보를 사용하여도 유사한 가능도를 계산하여 모델을 업데이트 할 수 있다. 이러한 장점으로 BN은 분류, 회귀, 예측 등 다양한 분야에서 유용하게 사용될 수 있다.

본 연구에서는 BN을 사용하여 대대급 방어 작전 시 사용할 수 있는 의사결정 지원모델을 제시하였다. 2장에서는 연구의 이론적 배경에 대해 다루었다. 3장에서는 의사결정 지원을 위한 BN모델을 구축하는 과정에 대해 서술하였다. 4장에서는 3장에서 구축한 BN모델을 교정하는 과정에 대해 다루었다. 마지막으로 5장에서는 연구의 의의와 한계점에 대해 서술하였다.

## 2. 이론적 배경 : BN

BN은 확률적인 그래픽 모델로서, 불확실성을 다루는데 유용한 도구로 널리 사용되고 있다. BN은 노드와 화살표로 표현되며, 노드는 변수를 나타내고 화살표는 변수 간의 종속관계를 나타낸다. 그리고 조건부 확률 표는 각 노드 간의 종속관계를 확률로 표현해

준다. BN 모델에서는 사전정보과 새롭게 입력되는 데이터를 결합하여 불확실성을 처리할 수 있다. 이러한 BN은 머신 러닝을 비롯한 다양한 분야에서 사용되고 있다. 대표적인 예시가 스마트 홈, 의료, 로봇 분야 등에 적용할 수 있는 상황인식 시스템이다.

BN의 특징은 베イズ 정리 통해 업데이트될 수 있다는 점이다. 베イズ 정리는 식(1)과 같이 표현할 수 있다. 여기서  $Pr(A)$ 는 사전 확률, 즉 미리 알고 있는 확률이고,  $Pr(B)$ 는 새로운 데이터(또는 증거)의 확률이다.  $Pr(B|A)$ 는 우도를 의미하며, A가 참일 때 사건 B가 발생할 조건부 확률을 나타낸다.  $Pr(A|B)$ 는 사후 확률을 나타내며, 이를 통해 과거정보를 바탕으로 불확실한 미래상황을 확률적으로 계산할 수 있게 해준다.

$$Pr(A|B) = \frac{Pr(B|A)Pr(A)}{Pr(B)} \quad (1)$$

BN의 이러한 기능은 주어진 환경에서 완전한 정보가 아닌 불확실한 정보만을 가지고도 미래상황을 추론하게 해준다. 이 기능은 정보가 부족한 실제 세계를 모델링하는데 유용하게 사용되고 있다.

BN을 통한 모델링 연구 사례들을 살펴보면 다음과 같다. Li 등[6]은 세계 해상 사고의 위험을 데이터 기반 BN을 이용하여 위험 분석 모델을 제시하였다. Lee 등[7]은 동적 베이지안 네트워크를 이용하여 피로균열에 민감한 구조에 대한 위험기반분석을 수행하였다. 또한, Sun 등[8]은 BN을 이용하여 정신건강에 대한 위험을 분석하고 하였으며, 그밖에, Kim 등[9]은 BN 기반 상황인식 및 방책 결정 지원 모델을 제시하여 전장의 불확실성 요소를 정성적, 정량적으로 모델링하고 가장 가능성이 높은 적의 활동과 그에 따른 방책을 확률적으로 예측하였다. Ji 등

[10]은 BN을 기반으로 건설 위험 확률을 분석하였다.

### 3. 모델링

#### 3.1. 가정과 시나리오

대대급 지상작전 부대에서 적의 공격에 대응하기 위한 의사결정을 모델링하기 위해 다음과 같은 가정사항을 설정하였다.

첫째, 적은 선제공격을 원칙으로 전면전을 개시할 것이다.

둘째, 적은 공격의 원칙을 기초하여 공격 작전을 계획할 것이다.

여기서, 적의 공격원칙은 다음 두 가지이다. 먼저 적의 주타격방향은 보조타격방향보다 공격정면이 좁다. 다음으로 적은 주타격방향에 더 많은 자산(포병, 기계화부대 등)을 할당할 것이다.

셋째, 아군과 적군의 체대별 전투력은 동일하나, 공자와 방자의 비율은 3:1을 준수할 것이다.

위의 사항들을 가정하여 다음과 같이 세 가지 시나리오를 수립하였다.

- (i) 시나리오 1 : 아군의 주 노력 방향과 적의 주 타격 방향이 일치하고, 부대의 규모가 같은 상황
- (ii) 시나리오 2 : 아군의 주 노력 방향과 적의 주 타격 방향이 불일치하고, 부대의 규모가 적에 비해 아군이 열세한 상황
- (iii) 시나리오 3 : 아군의 주 노력 방향과 적의 주 타격 방향이 불일치하고 부대의 규모가 같은 상황

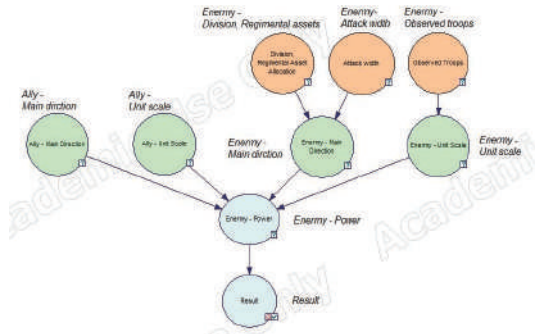
### 3.2. BN 모델

앞서 제시한 가정과 시나리오를 고려하여 지상 작전지도 그래프(Ground Operation Guidance Graph, GPGG, 지피지기(知彼知己) 이하 GPGG 모델) 모델을 개발하였다. <그림 3-1>은 GPGG 모델을 나타낸다. 모델에서 ‘적 - 상급부대 자산 할당 노드’(Enemy-Division and Regimental Asset Allocation)는 적의 연대 또는 사단급에서 예하부대로 할당하는 자산에 대한 탐지 노드이다. 상급부대에서 통상 예하부대로 할당하는 자산으로는 대표적으로 포병과 공병 자산 등이 있다. ‘적 - 공격정면노드’(Enemy - Attack Width)는 적의 공격정면에 대한 탐지 노드이다. 적은 일반적으로 주 타격 방향에는 좁은 공격정면을 부여하고, 보조 타격방향에는 넓은 공격정면을 부여한다. ‘적 - 부대규모 노드’(Enemy - Unit Scale)는 작전에 참여하는 적 부대의 규모 또는 전투력을 의미하는 노드이다.

‘아군 - 주 노력방향노드’(Ally - Main Direction)는 상급부대에서 할당받은 자산과 부대 자체의 전투력을 집중하는 방향에 대한 노드이다. ‘아군 - 부대규모 노드’(Node Ally - Unit Scale)는 작전에 참여하는 아군 부대의 규모 또는 전투력을 의미하는 노드이다. ‘아군 전투력 대비 적의 상대적 전투력 노드’(Enemy - Power)는 아군의 전투력 대비 적의 전투력에 대한 우세 또는 열세 여부에 대한 노드이다. ‘결과(승패) 노드’(Result)는 아군과 적의 전투결과에 대한 노드이다. 적 기준으로 노드의 결과가 승이면 승, 패이면 패다.

<표 3-1>은 BN모델의 각 변수들의 상태를 나타낸다. 아군과 적은 공통된 변수로 주 노력/타격방향(Main Direction)과 부대규모(Unit Scale)를 갖는다. 주 노력/타격방향에 대한 상태로는 좌측(Left), 중간(Center), 우측(Right)이 있으며, 이에 따른 아군에 대한 적

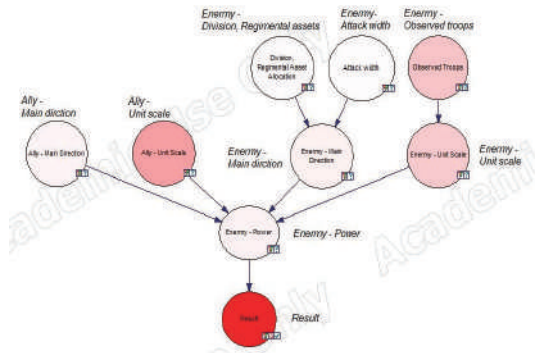
의 상대적인 전투력(Power)이 도출된다. 상대적 전투력은 우세(Superior)와 열세(Inferior)로 나뉘며, 이에 따라 상대적 전투력에 따라 결과(Result)가 승(Win) 또는 패(Lose)로 도출된다.



<그림 3-2> GPGG model

<표 3-1> The table of variables for Ally and Enemy

Category (Symbol)	Level		
	1	2	3
1 Ally - Main Direction	Left	Center	Right
2 Ally - Unit Scale	Large	Normal	Small
3 Enemy - Main Direction	Left	Center	Right
4 Enemy - Unit Scale	Large	Normal	Small
5 Power	Superior	Inferior	-
6 Result	Win	Lose	-



<그림 3-3> Sensitivity analysis results

민감도 분석은 베이지안 네트워크의 확률 매개변수 검증에 지원하는 방법이다. 이는 출력 매개변수에 대한 모델의 사전 조건부 확률의 변화가 미치는 영향을 조사하여 수행된다. 민감도분석에서 민감도가 높은 매개변수일수록 추론결과에 더 큰 영향을 미치며, 모델의 정확한 결과를 위해 사용자가 조건부 확률을 직접 할당하여 보정이 가능하다. GeNie 프로그램에서 사용하는 민감도분석은 Kjaerulff 등[11]이 제안한 알고리즘을 구현하며, 이는 노드별 매개변수의 사후 확률분포의 전체 도함수 집합을 계산한다. 매개변수  $p$ 에 대한 도함수가 크면  $p$ 의 작은 변화가 대상의 사후에 큰 변화를 초래할 수 있으며, 도함수가 작은 경우에는 매개변수가 크게 변경되더라도 사후에 거의 차이가 없다.

<그림 3-2>는 민감도분석 결과를 나타낸다. 적색에 가까운 노드일수록 목표로 설정된 노드의 사후 확률 분포 계산에 중요한 매개변수로 작용한다. 여기서 지피지기 모델의 결과에 영향을 가장 많이 미치는 매개변수는 ‘부대 규모’이다. 부대 규모의 민감도가 주노력/타격방향의 민감도에 비해 약 3배 크게 측정되어 해당 모델의 결과가 ‘부대 규모’에 의해 영향을 받으며, 특히 부대 규모의 요소 중에서 ‘Large’와 ‘Small’이 주된 인자인 것으로 관측되었다. 이유는 아군과 적군의 ‘주노력/타격방향’이 불일치하더라도 ‘부대 규모’의 따라 우세의 여부를 결정했기 때문인 것

으로 판단된다. 추후 인자들의 조정 또는 모델학습을 통해 각 매개변수별 민감도를 균일하게 조정할 필요가 있다고 판단된다.

위에서 제시한 시나리오와 가정에 따라 BN 소프트웨어인 GeNie를 이용하여 각 변수의 사전확률분포를 구성하였다. 사전확률은 교범 등을 종합적으로 참조하여 설정하였다.

‘적 - 주 타격방향 노드’(Enemy - Main Direction)는 부모노드인 ‘상급부대 할당 자산’(Asset Allocation)과 ‘공격정면’(Attack Width)을 연계하여 설정하였다. 일반적으로 상급부대에서 할당받은 자산이 식별되고, 공격정면이 좁다면 주 타격방향일 가능성이 높다고 가정하여 설정하였다. 할당받은 자산이 식별되었더라도, 공격정면이 넓다면 보조타격방향일 가능성이 크므로 중앙지역 공격에 대한 가능성을 높게 부여하였고, 공격정면이 좁은 경우에 측면 지역에 대한 가능성을 높게 설정하였다. ‘적 - 주타격 방향’에 대한 CPT (Conditional Probability Table)는 <표 3-2>와 같다.

‘적 - 부대규모 노드’(Node Enemy - Unit Scale)는 관측된 부대의 규모를 판단하는 노드이다. 각종 활용가능한 자산 또는 상급부대의 첩보를 바탕으로 획득된 결과(자식 노드)로 부대의 규모를 결정한다. 적의 경우 통상 상급부대에서 자산을 할당하므로 부대 규모는 관측된 결과에 대응되는 것으로 설정하였다. 적 부대 규모에 대한 CPT는 <표

<표 3-2> The prior CPT for the Enemy-Main Direction node

Asset Allocation	Artillery & Engineer			Non artillery & engineer		
Attack Width	Wide	Normal	Narrow	Wide	Normal	Narrow
Left	0.3	0.33	0.4	0.33	0.33	0.33
Center	0.4	0.33	0.2	0.33	0.33	0.33
Right	0.3	0.33	0.4	0.33	0.33	0.33

3-3>과 같다.

‘상대적 전투력 노드’(Node Enemy - Power)는 아군과 적의 각각 주노력/타격 방향과 규모의 상호작용에 따른 적의 전투력 노드이다. 아군과 적의 주노력/타격방향은 왼쪽, 오른쪽 2가지의 경우로, 아군과 적의 부대 규모는 큼, 보통, 작음의 경우로 설정하였다. 공자의 이점(공격시간과 지역을 선택할 수 있음)에 의해 아군과 적의 주노력/타격방향이 불일치할 경우, 아군이 보다 열세할 것으로 가정하였고, 부대규모의 경우에는 방자의 이점(진지의 편성으로 비교적 적은 병력으로 작전을 수행할 수 있음. 공자와 방자의 비율은 통상 3:1로 설정함)에 따라 적 부대의 규모가 아군보다 작을 경우에는 적이 아군에 비해 열세할 것으로 설정하였다. 이에 대한 CPT는 <표 4>와 같다.

<표 3-3> The prior CPT for the Enemy - Unit Scale node

Observed Troops \ Estimated Troops	Large	Normal	Small
	Large	0.6	0.2
Normal	0.2	0.6	0.2
Small	0.2	0.2	0.6

<표 3-4> The prior CPT for the Enemy - Power node

Ally - Main Dirction	Left		Right	
	Ally - Unit Scale	Large		Small
Enemy - Main Direction	Left		Right	
	Enemy - Unit Scale	Large	Normal	Normal
Superior	0.5	0.4	0.6	0.5
Inferior	0.5	0.6	0.4	0.5

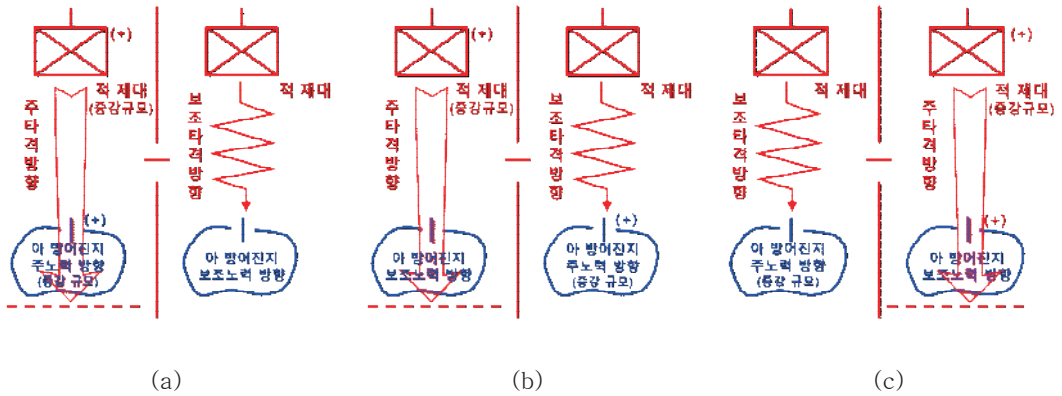
### 3.3. 모델링 결과

<그림 3>은 각 시나리오에 대한 개략적인 작전상황도를 나타낸다.

시나리오 1에서 아군의 주 노력방향은 왼쪽(Left), 부대의 규모는 큼(Large)이며, 적의 경우 상급부대의 자산인 포병과 공병을 할당받았음이 관측되었고(Division, Regimental Asset Allocation), 공격정면은 좁고(Narrow), 관측된 부대규모는 큼(Large)이다. 그 결과 적 주 타격방향은 왼쪽(Left), 적 부대의 규모는 클 확률(Large)이 높게 나왔다. 아군 전투력 대비 적의 상대적 전투력은 60%의 확률로 우세할 것으로 도출되었음에도 불구하고 패할 확률이 54%로 계산되었다. 이와 같은 결과는 아군과 적의 주 노력/타격방향 일치에 따른 불확실성 해소로 인해 패할 확률이 높게 나온 것으로 판단된다.

시나리오 1은 적과 아군의 주 노력/타격방향이 일치할 경우 적용할 수 있다. 예를 들면, 아군의 주 노력방향이 오른쪽일 때, 적 또한 주 타격방향이 오른쪽일 경우이다. 이런 경우 아군과 적의 주 노력/타격방향이 일치할 가능성이 높게 되고, 해당 방향에서의 부대규모는 아군과 적 모두 상급부대에서 추가 자산을 할당받을 가능성이 높기 때문에 평시보다 클 것으로 판단된다.

시나리오 2에서 아군의 주 노력방향은 오른쪽(Right), 부대의 규모는 큼(Large)이며, 적의 경우 상급부대의 자산인 포병과 공병을 할당 받았음이 관측되었고(Division, Regimental Asset Allocation), 공격정면은 좁고(Narrow), 관측된 부대규모는 큼(Large)이다. 그 결과 적 주 타격방향은 왼쪽(Left), 적 부대의 규모는 클 확률(Large)이 높게 나왔다. 아군 전투력 대비 적의 상대적 전투력은 60%의 확률로 우세할 것으로 도출되었고 승리할 확률이 54%로 계산되었다. 이와 같은



<그림 3-3> Operational situation maps 시나리오

결과는 아군과 적의 부대규모는 동일하지만, 주 노력/타격방향의 불일치로 적이 승리할 확률이 높게 나온 것으로 판단된다.

시나리오 2는 아군의 상황이 적에게 노출되었을 때 적이 결심할 수 있는 보편적인 선택이다. 적 교리에 따르면, 적은 아군의 주 노력 방향으로 공격을 하기 보다는 측면과 같은 다른 방향으로 전투력을 집중하여 아군의 방어체계를 와해시키는 전술을 사용할 가능성이 높다. 따라서, 아군의 주 노력방향이 오른쪽일 때, 적의 입장에서 가장 합리적인 판단은 주 타격방향을 왼쪽으로 설정하여 공격작전을 진행하는 것이다. 결과적으로 아군과 적의 주 노력/타격방향이 불일치할 가능성이 높고, 부대규모는 아군과 적 모두 상급 부대에서 추가 자산을 할당받을 가능성이 높기 때문에 해당 방향에서의 부대 규모는 평시의 규모보다 클 것으로 판단된다.

시나리오 3에서 아군의 주 노력방향이 왼쪽(Left), 부대의 규모는 작음(Small)이며, 적의 경우 상급부대의 자산인 포병과 공병을 할당받았음이 관측되었고(Division, Regimental Asset Allocation), 공격정면은 좁고(Narrow), 관측된 부대규모는 큼(Large)이다. 그 결과 적 주 타격방향이 오른쪽(Right), 적 부대의

규모는 클 확률(Large)이 높게 나왔다. 아군 전투력 대비 적의 상대적 전투력은 70%의 확률로 우세할 것으로 도출되었고 승리할 확률이 58%로 계산되었다. 이와 같은 결과는 아군과 적의 부대규모와 주 노력/타격방향의 불일치로 적이 승리할 확률이 높게 나온 것으로 판단된다.

시나리오 3은 적이 아군의 주 노력 방향으로 공격을 하기 보다는 측면과 같은 다른 방향으로 전투력을 집중하여 아군의 방어체계를 와해시키는 전술을 사용하는 경우이다. 이때에는 작전에 참가하는 아군의 부대규모가 작을 가능성이 높다. 예를 들어, 아군의 주 노력방향이 오른쪽일 때, 적의 입장에서 가장 합리적인 판단은 주 타격방향을 왼쪽으로 설정하여 공격작전을 진행하는 것이다. 이와 같이 아군과 적의 주 노력/타격방향이 불일치하고, 부대규모는 적이 상급부대에서 추가 자산을 할당받아 큰 반면, 아군은 작을 경우도 있기 때문에 시나리오3의 경우도 염출할 수 있다.

<표 4-1> Data sets for parameter learning

No.	Ally		Enemy					Result
	Main Direction	Unit Scale	D/R assets	Attack width	Main Direction	Observed Troops	Unit Scale	
1	Left	Large	Y	Narrow	Left	Large	Large	Lose
2	Left	Large	Y	Narrow	Left	Normal	Normal	Lose
3	Right	Normal	N	Wide	Left	Large	Large	Win
4	Center	Small	Y	Narrow	Left	Large	Large	Win
5	Left	Normal	Y	Narrow	Center	Large	Large	Win
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
168	Right	Small	N	Narrow	Right	Small	Small	Win

## 4. 모델 개선

### 4.1. 학습데이터

매개변수 학습을 위해 총 168가지의 데이터를 선정 후 입력하였다. 교정 대상 노드는 Enemy-Power(아군 대비 적의 상대적 전투력)이다. 입력된 데이터는 교범 및 교육기관의 전술교관들의 전술관과 6.25 전사를 참고하여 구성하였다. <표 4-1>은 매개변수 학습에 사용된 데이터 세트이다.

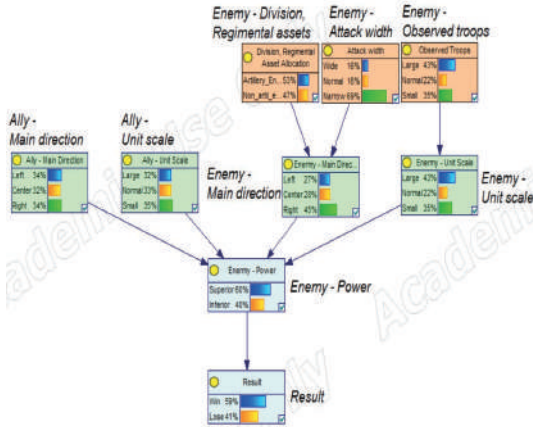
### 4.2. 모델 교정

GeNIe는 확률 분포를 학습하기 위해 E-M(Expectation-Maximization) 알고리즘을 사용한다. E-M 불완전한 데이터 세트를 사용하여 매개변수의 최대 우도 추정치를 계산하고 이를 통해 모델을 교정시키는 방법이다. 이 알고리즘은 전장상황 같이 데이터 손실과 부재가 빈번히 발생하는 경우 활용될 수 있다. 이 알고리즘은 크게 2단계로 수행된다. 먼저는 기댓값을 계산하는 단계인 E(Expectation)-step이다. 여기서는 초기 추

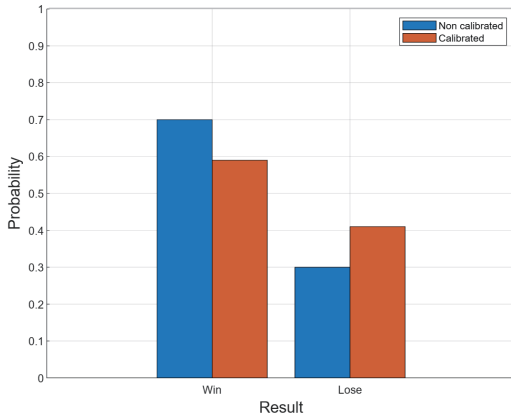
정치나 이전 추정된 매개변수를 사용하여 모든 결측 데이터 값을 추론한다. 다음으로는 M(Maximization)-Step이다. M-step에서는 E-step에서 추정된 결측 데이터와 초기 추정치를 사용하여 매개변수를 최대화한다. 두 단계가 매개변수가 수렴할 때까지 반복되면 목적 함수의 전역 최대값을 얻을 수 있다. 즉, 매개변수를 최대 우도 추정치가 반영된 값으로 교정시킬 수 있다.

노드 ‘Enemy-Power’는 <표 4-1>의 데이터를 사용하여 학습 후 교정되었다.

<그림 4-1>은 교정 결과를 나타낸다. 교정대상이었던 노드 Enemy - Power의 CPT 변화는 <그림 4-2>에 나와있다. 이에 따라 전투력과 관련된 결과(승패) 또한 적이 승리할 가능성이 0.7에서 0.59로 감소했다는 것을 관찰할 수 있다. 감소된 이유는 적의 공격 방향에서 공격정면이 좁은 경우 주타격방향으로 식별될 가능성이 증가함에 따라 아군의 입장에서는 불확실성 해소로 승리할 가능성이 높아짐에 따라 감소한 것으로 판단했다.



<그림 4-1> Calibrated model



<그림 4-2> The prior probabilities of the node Result before and after calibration

<표 4-2> Confusion matrix

Predicted \ Actual	Win	Lose
	Win	115
Lose	0	31

### 4.3. 모델 검증

<표 4-2>는 아군의 주 노력방향, 부대규모와 적의 주 타격방향, 부대규모 그리고 결과(승패)에 대한 정확도를 검증한 결과이다.

예측 승, 실제 패가 21인 이유는 부대 규모가 아군보다 적이 크거나 같을지라도, 적의 공격정면이 좁은 경우 주타격 방향에 대한 불확실성 해소로 인해 실제 패가 21로 도출된 것으로 판단된다.

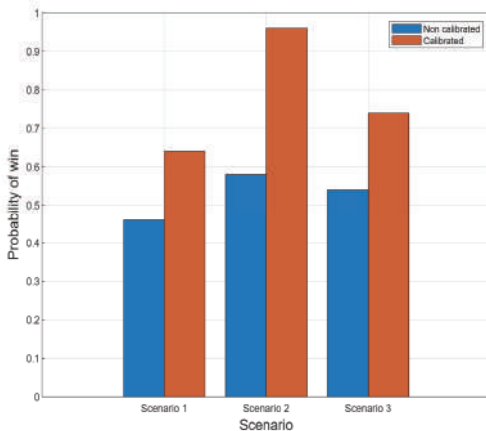
### 4.4. 모델 교정 결과

교정 단계에서 학습된 BN 모델을 활용하여 Prior 시나리오에 대한 변화를 확인할 결과 <그림 4-3>과 같은 결과를 얻을 수 있었다. 시나리오별 각각의 의미를 살펴보면 다음과 같다.

- (i) 시나리오 1 : 아군의 주 노력방향은 왼쪽(Left), 부대 규모는 큼(Large)이고, 적은 상급부대로부터 자산을 할당받았으며(Division, Regimental Asset Allocation), 공격정면은 좁다(Narrow). 또한, 적 주 타격 방향은 왼쪽(Left), 부대규모는 큼(Large)이다. 데이터 학습 이전에는 ‘결과(승패)’에 대한 예측 결과 승(Win)이 46%, 패(Lose)가 54%였지만, 학습 이후 승(Win)이 64%, 패(Lose)가 36%로 보정되었다.
- (ii) 시나리오 2 : 아군의 주 노력방향은 왼쪽(Right), 부대 규모는 작음(Small)이고, 적은 상급부대로부터 자산을 할당받았으며(Division, Regimental Asset Allocation), 공격정면은 좁다(Narrow). 또한, 적 주 타격 방향은 오른쪽(Right), 부대규모는 큼(Large)이다. 데이터 학습 이전에는 ‘결과(승패)’에 대한 예측 결과 승(Win)이 58%, 패(Lose)가 42%였지만, 학습 이후 승(Win)이 96%, 패(Lose)가 4%로 보정되었다. 다른 시나리오들과 비교하여 학습 이후 승률이 절대적으로 증가하였는데, 이는 아군의

주 노력방향과 적의 주 타격방향 불일치할 뿐만 아니라, 지상작전에 큰 변수로 작용되는 부대의 규모(Unit Scale)가 아군의 규모에 비해 적의 규모가 더 절대적으로 크기 때문에 적의 승률이 더 높게 계산된 것으로 판단된다.

- (iii) 시나리오 3 : 아군의 주 노력방향은 오른쪽(Right), 부대 규모는 큼(Large)이고, 적은 상급부대로부터 자산을 할당받았으며(Division, Regimental Asset Allocation), 공격정면은 좁다(Narrow). 또한, 적 주 타격 방향은 왼쪽(Left), 부대규모는 큼(Large)이다. 데이터 학습 이전에는 ‘결과(승패)’에 대한 예측 결과 승(Win)이 54%, 패(Lose)가 46%였지만, 학습 이후 승(Win)이 74%, 패(Lose)가 26%로 보정되었다. 시나리오 1과 비교하여 학습 이후 승률이 더 증가하였는데, 이는 아군의 주 노력방향과 적의 주 타격방향이 불일치하여, 적의 승률이 더 높게 계산된 것으로 판단된다.



<그림 4-3> The resultant probability of win before and after the calibration

## 5. 결론

인공지능의 급격한 발전에도 불구하고 현재 우리나라의 국방 및 군사 분야에서의 인공지능은 철저한 종합 분석 및 추론 기능이 제한되는 상황이다. 본 연구의 주요한 기여는 적은 수의 상태와 제한된 정보만을 이용하여 간단한 모델을 제시함으로써 위협 분석 모델의 기초가 되었다는 것이다. 본 연구에서는 BN을 적용하여 전장상황에서의 상황 인식 및 위협 분석을 실시하였다. 이는 데이터가 부족한 상황에서도 유연하게 불확실한 상황에 대응할 수 있는 모델이다. 이전에 진행된 연구들은 군사 분야에서 BN 모델을 이용하여 위협 분석 또는 전쟁 모델을 제시하거나 환경요인을 식별하기 위한 연구지만, 최근 연구들에서 우리나라의 주적과 관련하여 실제 교리에 기반하여 적의 규모, 활동, 대상 식별 등을 의사결정에 연결한 연구는 없었다. 따라서, 본 연구에서는 불확실한 전장에서 위협을 분석하고, 의사결정까지 적용 가능한 실용적인 모델을 제시하였다. 이 모델은 앞으로 정보 관리, 지휘 및 통제 등 다양한 분야에서 활용될 수 있다.

## 참 고 문 헌

- [1] R.O.K .Army headquater (2015). FM 2-7 Battlefield Intelligence Analysis: 1-3
- [2] Sun, T. (2010.) Part 3 Attack by Stratagem, Art of War: 6-7
- [3] Maistrenko, O., Ryzhov, Y., Khaustov, D., Tsybulia, S., & Nastishin, Y., (2021). Decision-Making Model for Task Execution by a Military Unit in Terms of Queuing Theory. Military Operations Research, 26(2021): 59-70.
- [4] Robert, E., (2016). Operations planning revisited: theoretical and practical implications of methodology. Defence Studies, 16(3): 248-269.
- [5] Park, J., & Hwang, S., (2020). The performance of Bayesian network classifiers for predicting discrete data. The Korean Journal of Applied Statistics, 33(3): 309-320.
- [6] Li, H., Ren, X., & Zaili, Y., (2023). Data-driven Bayesian Network for Risk Analysis of Global Maritime Accidents. Reliability Engineering & System Safety, 230(6) 108938.
- [7] Lee, D., & Kwon, K.,(2023). Dynamic Bayesian network model for comprehensive risk analysis of fatigue-critical structural details. Reliability Engineering & System Safety., 229(6) 108834.
- [8] Sun, C., Carol K., H., H., & Kirsten, A., W., (2023). A Bayesian Network Model for the Impacts of Psychosocial Hazards on the Mental Health of Site-Based Construction Practitioners. Journal of Construction Engineering and Management. 149(3) 04022184.
- [9] Kim, A., & Lee, D., (2022). Bayesian Network Based Situational Awareness and Course of Action Decision-Making Support Model. Military Operations Research Society of Korea. 48(1): 131-141.
- [10] Ji, C., Su, X., Qin, Z. & Nawaz, A. (2022). Probability Analysis of Construction Risk Based on Noisy-or Gate Bayesian Networks. Engineering & System Safety. 217(107974)
- [11] Kjærulff, U., & Van der Gaag, L., C., (2013). Cornell University. Retrieved from <https://arxiv.org/abs/1301.3868>

## 저 자 소 개



**최태수**(E-mail: winnercts92@kaay.ac.kr)

2015 건국대학교 기계설계학 학사  
2024 국방대학교 무기체계전공 석사  
현재 육군 3사관학교 기계공학과 교수  
관심분야 : 의사결정, 신뢰성 분석, 부식,  
유·무인 복합



**이두열**(E-mail: dlee05291@korea.kr)

2002 공군사관학교 항공공학 학사  
2008 서울대학교 재료공학 석사  
2015 노스웨스턴대학교 기계공학 박사  
현재 국방대학교 무기체계전공 교수  
관심분야 : 신뢰도/위험도 평가, 진단/예측,  
피로 및 파괴, 부식



**김광희**(E-mail: kkh12994@gmail.com)

2013 명지대학교 환경에너지공학 학사  
2024 국방대학교 무기체계전공 석사  
현재 제12보병사단 정보대대 지원과장  
관심분야 : 의사결정, 지상작전