

전술제대 결심수립 지원 인공지능 학습방법론 연구: 위게임 모델을 중심으로

김준성 · 김영수 · 박상철[†]

A Study of Artificial Intelligence Learning Model to Support Military Decision Making: Focused on the Wargame Model

Jun-Sung Kim · Young-Soo Kim · Sang-Chul Park[†]

ABSTRACT

Commander and staffs on the battlefield are aware of the situation and, based on the results, they perform military activities through their military decisions. Recently, with the development of information technology, the demand for artificial intelligence to support military decisions has increased. It is essential to identify, collect, and pre-process the data set for reinforcement learning to utilize artificial intelligence. However, data on enemies lacking in terms of accuracy, timeliness, and abundance is not suitable for use as AI learning data, so a training model is needed to collect AI learning data. In this paper, a methodology for learning artificial intelligence was presented using the constructive wargame model exercise data. First, the role and scope of artificial intelligence to support the commander and staff in the military decision-making process were specified, and to train artificial intelligence according to the role, learning data was identified in the Chang-Jo 21 model exercise data and the learning results were simulated. The simulation data set was created as imaginary sample data, and the doctrine of ROK Army, which is restricted to disclosure, was utilized with US Army's doctrine that can be collected on the Internet.

Key words : War-game Simulation, C4I Systems, Military Decision Making Process, Artificial Intelligence staff

요약

전장에 있는 지휘관과 참모들은 상황을 인식하고 그 결과를 바탕으로 지휘결심을 통해 군사 활동을 수행하는데, 최근 정보 기술의 발달과 함께 지휘결심을 지원하는 인공지능에 대한 요구가 증가하였다. 인공지능을 활용하기 위해서는 강화학습에 필요한 학습 data set의 식별, 수집 그리고 전처리가 필수적이다. 그러나 전술 C4I 체계에 저장된 적 data는 정확성, 적시성, 충분성 측면에서 인공지능 학습 data로 사용하기에 적절하지 않기 때문에 학습 data를 수집하고 훈련 시킬 수 있는 대안이 필요하다. 본 논문에서는 육군의 위게임 훈련 모델인 '창조 21 모델 훈련 data'를 활용하여 인공지능을 학습시키는 방법론을 제시하였다. 연구 범위는 군사결심수립과정과 연계하여 인공지능의 역할과 범위를 구체화하고, 그 역할에 맞추어 인공지능을 훈련 시키기 위해 창조 21 모델 연습 data를 활용하는 모델을 제시하였다. 공개가 제한되는 군사자료의 특성을 고려하여 가상의 sample data를 제작하였고, 공개가 제한되는 대한민국 육군의 교리는 인터넷에서 수집 가능한 미군 교리를 활용하였다.

주요어 : 위게임 시뮬레이션(창조 21모델), 전술 C4I 시스템, 전술적계획수립절차, 인공지능 참모

* 본 연구는 한국연구재단(NRF-2020R1A2C1004544)과 정보통신기획평가원(IITP-2021000292)의 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다.

Received: 22 June 2021, Revised: 23 August 2021,

Accepted: 29 August 2021

[†] Corresponding Author: Sang-Chul Park

E-mail: scpark@ajou.ac.kr

Ajou University, Republic of Korea

1. 서론

지휘관과 참모는 작전 수행과정에서 임무의 달성 여부 그리고 아군과 적군에 대한 상황을 지속해서 평가하고, 그 결과를 바탕으로 결심한 계획을 시행하며 임무를 수행한다. 2000년대부터 등장한 육군 전술 C4I 체계는 정보 우위를 통한 상황 인식능력의 향상과 적보다 빠른 지

휘결심 속도의 중요성을 인식시켰고, 2010년대 이후에는 4차 산업혁명의 기술인 인공지능과 빅데이터 기술을 적용하여 지휘결심 도구로 활용하고자 하는 국 내 · 외 연구가 많이 이루어지고 있다.

미군은 1999년 전술적 운용관점에서 결심을 지원하는 인공지능인 통합 다중 에이전트 지휘통제시스템(Integrated Maritime Multi-Agent Command and Control System, IMMACCS)을 실험하였고(DARPA-JFACC, 1999), 2009년에는 시뮬레이션 기반의 전술적 결심지원체계인 Deep Green을 개발하였다. Deep Green은 시뮬레이션을 기반으로 상황을 인식하고, 현실 세계의 전술 지휘통제체계인 여단급 이하 지휘통제체계(Forges Battle Command for Brigade and Blow, FBCB2), 미래 지휘소 체계(Command Post of Future, CPoF)와 연결하여 운용하는 형태로 개발되었다.

우리나라에서도 전술 C4I 체계의 DB를 활용하여 상황 인식과 추론기술을 적용하는 전문가 시스템(Expert System) 수준의 전술적 결심지원 체계가 연구되었고(신상균, 1999), 상황인식의 영역에서 인공지능 활용이 필요한 범위를 한정하고 구체적으로 행동방책(Course Of Action, COA)을 개발, 분석, 비교 그리고 명령을 생산하는 의사 결정지원 개념이 제시되었다(김의순, 2003). 2000년대 중반부터는 에이전트기반의 지휘통제 분야를 모의하는 방법론이 연구되었고(이동준, 2007), 2010년대 이후에는 인공지능(AI) 및 M&S 체계를 혼합하여 지휘결심을 지원하는 개념까지 확대되었다(이동준, 2017).

전술적 결심지원에 인공지능을 활용하고자 하는 연구들은 전술 C4I 체계를 활용하는 방법에서 M&S 체계를 혼합하는 방법으로 변화하고 있음을 알 수 있다. 이러한 변화의 배경은 M&S 체계의 발전과 더불어 인공지능을 학습시키는데 정확하고 풍부한 data를 확보하는 것이 중요하기 때문으로 판단된다. 그러나 기존의 연구들은 인공지능 구축방안과 운용개념은 제시하였지만, 인공지능을 훈련하는 방법과 학습 data 식별 및 확보하는 방법에 대해서는 구체적인 방법이 제시하지 않고 있다.

이에 본 연구의 목적은 군사교리와 연계하여 전술 제대 결심지원용 인공지능의 운용개념과 창조 21 모델을 활용하여 인공지능을 학습시키는 방법을 제시하는 것이다.

연구의 순서는 2장에서 육군의 훈련용 위게임 모델과 전술적계획수립절차(Military Decision Making Process, MDMP)를 기준으로 인공지능의 역할과 에이전트 기반의 운용개념을 제시하였고, 3장에서 인공지능의 에이전트별 모델링과 학습방법을 제시하였다. 군 특성상 접근

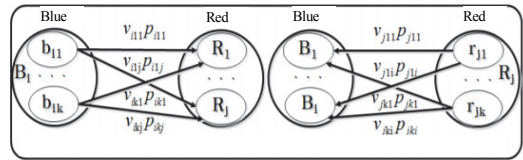
및 공개가 제한되는 data는 sample data를 활용하였고, 군사교리는 미군의 군사교리를 적용하였다.

2. 배경 지식

육군에서 사용하는 훈련용 모델은 연대급 제대에서 사용하는 전투 21 모델, 군단과 사단에서 사용하는 창조 21 모델이 있다. 본 연구에서는 사단급 제대를 기준으로 연구하였기 때문에 창조 21 모델을 대상으로 선정하였고 군사교리를 기준으로 작전과정에서 필요한 인공지능의 역할과 에이전트기반의 인공지능 구조를 제시하였다.

2.1 창조 21 모델의 특성과 교전 논리

창조 21 모델은 6대 전장 기능 21개 모의 논리를 적용하는데 교전 논리는 Fig. 1과 같이 단발살상확률(Single Shot Probability of Kill, SSPK) 논리를 적용하고 있다. 창군의 i 번째 전투 장비에 부착된 서브 무기 $bi1$ 은 적 j 번째 전투 장비에 대해 단발살상확률 $phi1j$ 을 적용하여 손실을 부여하며, 단발살상확률(SSPK)은 한 화기에서 탄 1발 사격 시 특정 표적에 피해가 발생할 명중률을 의미한다(이기택, 2010).



i - th combat gear of blue, j -th combat gear of red
 k - k -th sub-weapon attached the $i(j)$ -th equipment
 $v_{ik,jk}$: shooting for 10m
 p_{bijki} : single shot rate

Fig. 1. Logic of engagement based on SSPK

창조 21 모델의 교전 결과는 전술 C4I 체계를 통해서도 교전 결과를 확인할 수 있도록 연동체계를 운영하고 있고, 전장 환경을 유사하게 묘사하기 위해 모의 논리도 지속해서 보완되기 때문에 인공지능 학습용 Big Data 관점에서 아래와 같은 장점들이 있다.

- Digital data로 처리되어 있어서 인공지능 학습 data 수집과 처리가 쉽다.
- DB 구조가 전술 C4I 체계의 DB 구조가 유사하여 학습한 결과를 전술 C4I 체계에 적용하기 쉽다.
- 훈련부대의 책임 지역에서 훈련한 결과이기 때문에 전시 작전에도 활용하기 쉽다.

2.2 작전 수행과정과 인공지능의 역할

군 작전 수행과정은 계획수립, 작전준비, 작전실시를 순차적 또는 연속적으로 시행할 수 있으며, 상황평가는 작전 수행 전 과정에서 지속 시행된다. 작전계획을 수립하는 군사교리인 전술적계획수립절차(MDMP)는 상황과 여건에 따라 다양한 방법으로 진행할 수 있으나 표준 절차는 임무 수령, 임무 분석, 방책수립, 방책분석, 방책 비교, 방책승인, 명령 생산 및 전파의 7단계로 진행된다(US ADP 5-0).

전술적계획수립절차(MDMP)를 시행하면서 정보참모의 주도로 전장정보분석(Intelligence Preparation of the Battlefield, IPB)을 진행한다. 전장정보분석(IPB)은 작전 지역 정의(Tier 1), 작전에 미치는 영향 분석(Tier 2), 적 위협평가(Tier 3) 그리고 적 방책 결정(Tier 4)단계로 진행하며 다양한 산출물을 생산하여 전술적계획수립절차(MDMP) 방책수립(Step 3)에 필요한 정보를 제공한다.

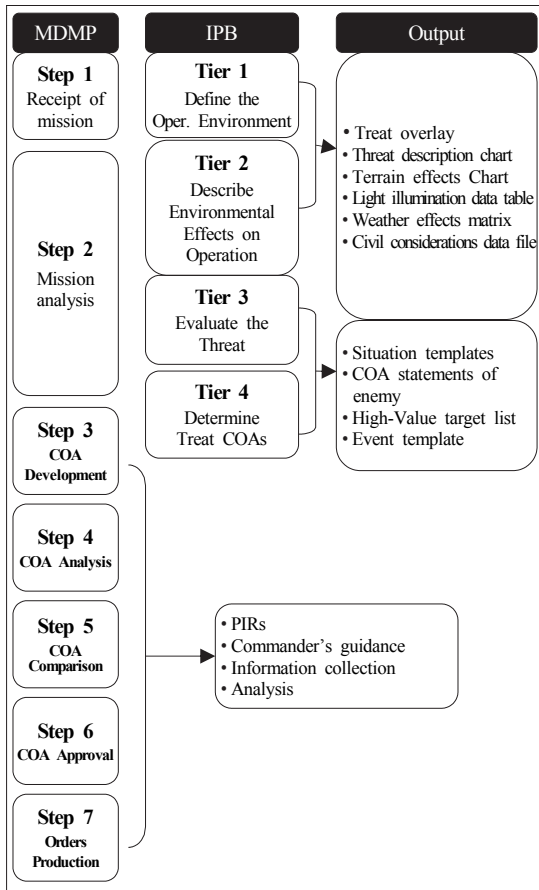


Fig. 2. MDMP steps and IPB steps (US ADP 2.01-3)

2.2.1 인공지능의 역할

작전 수행과정에서 인공지능은 지휘관과 참모들에게 다양한 정보를 분석하고 지휘관과 참모들이 생산해야 하는 다양한 산출물을 생산할 수 있어야 하지만, 본 연구는 작전 수행 전 과정에서 지속하는 상황평가와 전술적결심수립절차(MDMP) 1, 2단계에 대한 인공지능 학습방법을 제시하고, 3~6단계에 대해서는 향후 사·여단급 부대의 작전계획을 모의하고 이에 근거하여 분석자료를 제공하는 분석용 모델인 비전 21 모델을 중심으로 추가 연구를 진행하겠다.

전장 정보분석(IPB) 과정에서도 Fig. 2와 같이 다양한 산출물(output)을 생산하게 되는데 본 연구에서는 Tier 3 과 Tier 4에서 생산하는 산출물 중 적 방책분석(Course of Action, COA)에 대한 인공지능 학습방법을 제시하였다.

2.2.2 에이전트기반의 인공지능 구조와 기능

인공지능은 작전 수행과정과 연계하여 에이전트기반의 구조로 모형화하여 Fig. 3과 같이 2개의 계층으로 구분하였다. 임무 수령 에이전트는 전술 C4I 체계와 연결되어 상급부대 작전계획(투명도)으로부터 부대의 임무와 작전형태를 추론하고 하위 에이전트들이 학습할 수 있는 Metadata를 생산한다. 하위 에이전트들은 창조 21 모델의 DB에서 필요한 data를 수집하여 학습을 진행하는데, 임무 분석 에이전트는 적 방책 예측 및 부대별 전술 과업을 추론하며, 상황평가 에이전트는 작전 실시간 피·아 부대별 전투력을 평가하고 예측하는 기능을 수행한다.

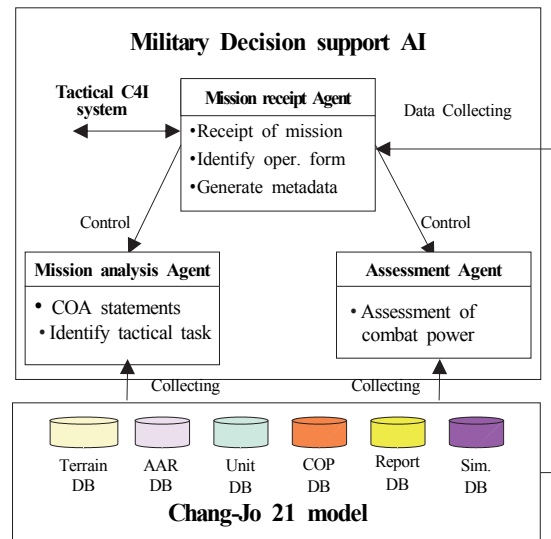


Fig. 3. Functions of military decision support AI

3. 에이전트별 모델링 및 학습방법

군사교리에서는 상황인식의 기본요소로 METT+TC (임무, 적, 지형, 기상, 시간 그리고 민간요소)를 적용하고 있다. 본 연구에서는 인공지능 학습에 필요한 요소를 창조 21 모델 DB에서 수집할 수 있는 요소 7개(부대 명칭, 지휘 관계, 작전시간, 작전지역, 전투력, 작전형태 그리고 부대별 전술 과업)를 선정하였고 요소별로 data가 저장된 DB 위치는 Table 1과 같다.

Table 1. Key elements for military decision making

| Key element | DB | Data form |
|------------------|------------|-----------------|
| Unit name | Unit DB | Structured data |
| Command chain | | |
| Operation time | | |
| Operation region | Terrain DB | |
| Combat power | AAR DB | |
| Operation forms | COP DB | |
| Tactical task | | |

3.1 임무 수령 에이전트 학습절차

임무 수령 에이전트는 훈련 시나리오별로 창조 21 모델의 Unit DB에서 부대 명칭, 지휘 관계, 시간 data를 수집하고, COP DB에서 작전계획(투명도) data를 수집하여 작전형태를 추론하는 절차를 Fig. 4와 같이 진행한다.

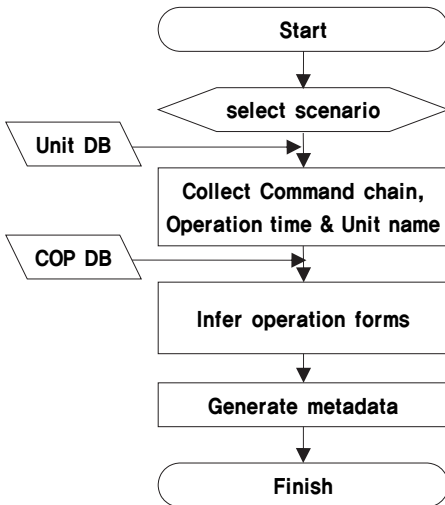


Fig. 4. Flowchart of receipt of mission agent

3.1.1 작전형태 추론방법

전술 제대에 부여되는 임무는 크게 방어 작전 또는 공격작전의 형태로 구분된다. 본 연구는 방어 작전의 대표적인 형태를 지역방어(Area Defense), 기동방어(Mobile Defense)로 구분하고, 공격작전의 대표적인 형태로 포위(Envelope)와 역공(Counterattack)을 선정하였다. 미 육군이 선정한 작전형태별 전술적 통제수단은 Table 2와 같다. 인공지능은 작전계획(투명도)에서 수집한 text 통제수단(control measure)과 decision tree를 활용하여 작전형태를 결정하게 된다.

Table 2. Standard control measures per operational form

| Operational form | Text control measures |
|------------------|--|
| Attack | LC/LD, OBJ, AXIS, LOA, AA, O/O |
| Counter attack | LC/LD, OBJ, AXIS, LOA, AA, O/O, CATK |
| Area Defense | FEBA, EA, NAI, TAI, BHL |
| Mobile Defense | FEBA, LOA, LD, AA, O/O, OBJ, NAI, TAI, SP, RP, Strikeforce |

3.1.2 시뮬레이션 결과

작전형태 추론 data set은 미 육군 교범에 제시된 작전 형태별 표준 투명도와 추가 생산한 투명도를 활용하여 54개의 학습용 data set을 준비하였다. data set의 70%는 training data, 30%는 test data로 나누고 Scikit-learn 라이브러리의 DecisionTreeClassifier를 활용하였다. 노드 확장기준은 'gini', 'max_depth=3'으로 설정한 결과 Fig. 5 같이 그래프로 시각화하였다.

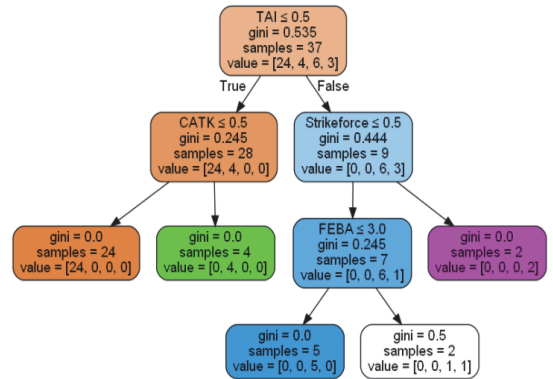


Fig. 5. Graph of operation form decision tree

학습결과 37개 data set 중 공격(24), 역공격(4) 그리고 지역방어(6)는 정확히 구분되었으나, ‘Strikeforce’가 표시되지 않은 기동방어 data 1건은 지역방어 1건과 같은 class로 분류되었다. 실제 작전계획의 투명도는 더욱 복잡할 것을 예상해 보면 data set의 처리 과정이 정확한 decision tree 모델을 구현하는데 필수 요소가 될 것으로 판단된다.

위와 같이 임무 수령 에이전트는 부대 DB에서 부대 명칭과 상급부대 명칭 data를 수집하고, 상급부대 작전계획(투명도)으로부터 임무의 유형 즉 작전형태(Operational form)를 추론하여 인공지능 학습을 위한 metadata를 Table 3과 같이 생산한다.

Table 3. Metadata for learning (example)

| Operation Time (Y-M-D H:M) | Unit name | Command chain | Operational form |
|----------------------------|-----------|---------------|------------------|
| 20-6-5 08:00 ~ | 110 DIV | A Corps | Area Defense |
| 20-6-10 08:00 ~ | 110 DIV | A Corps | Attack |
| ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ |

3.2 임무 분석 에이전트 학습절차

임무 분석 에이전트는 창조 21 모델의 Unit DB에서 대대급 이상 부대의 최초 위치(위·경도 좌표) data를 수집하고, 부대 배치 및 분포를 기반으로 적 방책과 부대별 전술 과업을 추론하는 절차를 Fig. 6과 같이 진행한다.

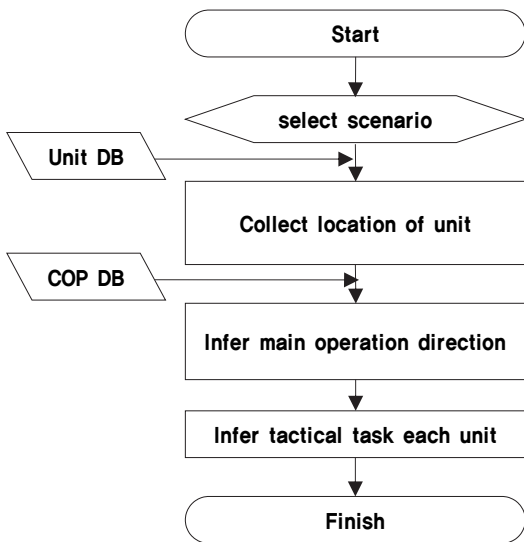


Fig. 6. Flowchart of mission analysis agent

3.2.1 적 방책 추론방법

전장정보분석(IPB) Tier 3, Tier 4.에는 적의 작전목적과 편성, 배치, 전투력 등을 포함하여 다양한 요소를 기초로 적 작전 예상도를 포함하여 적 방책을 분석하게 된다. 본 연구에서는 적 부대의 배치 위치를 토대로 적의 주공격 방향과 전술 제대를 추론하는 것으로 한정하여 Fig. 7과 같이 표현하였다.

- 주 공격 방향 추론 : 분포도에서 경도를 기준으로 1/2이 되는 선을 설정하여 2개의 영역으로 구분하고, 부대가 적게 분포한 영역은 data를 제거(outlier)한 후 부대가 많이 분포한 영역에서 부대 95% 이상을 포함할 수 있는 가장 작은 크기의 구역과 구역의 중심선(보라색)을 표시하고 주공격 방향으로 추론한다. 3.2.2 시뮬레이션의 경우에는 “서 측”이 주공격 방향으로 추론된다.
- 전술 과업 추론 : 분포도에서 위도를 기준으로 1/2이 되는 선을 설정하여 2개의 영역으로 구분하고, 부대가 적게 분포한 1/2 영역의 data를 제거(outlier)한 후, 부대가 많이 분포한 1/2 영역에서 부대 95% 이상을 포함할 수 있는 가장 작은 구역과 구역의 중심선(적색)을 표시한다. 구역의 중심선으로부터 각 여단 지휘소와의 거리를 측정하고, 거리가 가까운 2개의 여단을 전술 1제대, 그 이외의 여단은 전술 2제대로 추론된다.

전술적 1제대 중심선과 주공격 방향의 중심선이 교차되는 지점으로부터 각 여단 위치와의 거리를 측정하고, 가장 가까운 거리에 있는 여단을 주공격여단, 전술적 1제대 여단 중에서 중심선 교차지점으로부터 거리가 주공격여단보다 먼 여단을 보조 공격여단으로 추론된다.

```

In [51]: # 2차원 데이터(변수 2개)는 주로 jointplot을 이용하여 시각화한다.
sns.jointplot(x='latitude', y='longitude', data=layout)

Out[51]: <seaborn.axisgrid.JointGrid at 0x24537e47d00>
    
```

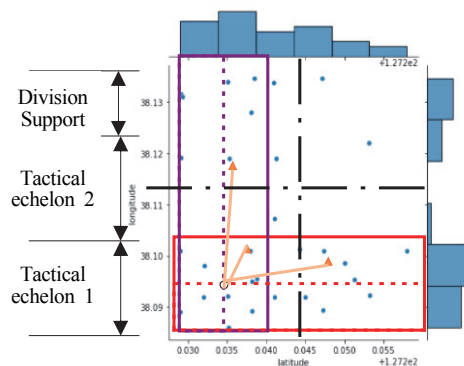


Fig. 7. Concept diagram of COA statement

3.2.2 시뮬레이션 결과

적 방책 추론 설명을 위한 data set은 북한군 사단급 제대를 기준으로 전투에 영향을 미치는 부대 32개를 선정하여, 임의의 지역에서 북한군 교리에 기초하여 부대를 배치하였다. 시뮬레이션은 seaborn 라이브러리의 jointplot 메소드를 활용하여 부대의 분포도를 작성하였고, 구역을 구분하는 선과 여단 지휘소와의 거리표시는 개념 설명을 위해 이미지로 추가하였다.

3.2.1과 같이 적 사단급 제대를 기준으로 수행한 전술 과업 부여절차를 적 여단급 제대를 기준으로 수행하면 대대급 제대까지 부대별 전술 과업 추론이 가능하며, 아군 부대에 대해서도 같은 절차를 통해 대대 단위 전술 과업을 추론할 수 있다.

Table 4와 같이 임무 수행 에이전트가 생성한 metadata에 부대별 전술 과업(Tactical task)을 인공지능 학습용 metadata의 Primary key 속성으로 활용한다면 동일 전술 과업을 수행한 부대들의 data를 종합하고 분석할 수 있는 기틀이 마련된다.

Table 4. Inserting primary key for learning (example)

| Tactical task (*Primary key) | Unit name | ... |
|---|-------------------|-----|
| Main attack BN of main attack Brigade in envelopment attack | 1BN 51BDE 110D | ... |
| | 3BN 62BDE 120D | ... |
| | 2BN 71BDE 130D | ... |
| ⋮ | ⋮ | ⋮ |

3.3 상황평가 에이전트 학습절차

상황평가는 작전 수행과정에서 지속하여 시행하며, 특히 임무의 달성 여부와 피·아 부대별 전투력 수준을 평가하는 것이 가장 중요한 요소이다. 본 연구에서는 피·아 부대별 전투력 변화를 예측하는 모델을 제시하였다.

3.3.1 전투력 평가 학습방법

작전 수행과정에서 발생하는 다양한 event들은 피·아 부대의 전투력을 변화시킨다. 창조 21 모델은 전투 기능별 다양한 모의 논리를 활용하여 비전투 손실과 event에 의한 전투력 증감을 종합하여 DB에 저장한다. 작전 수행과정에서 지휘관과 참모들은 다양한 감시수단과 예하 부대의 보고내용을 종합하여 부대별 전투력 수준을 예측한다.

훈련부대가 예측한 전투력 수준과 실제 전투력 수준의 차이가 클수록 올바른 상황인식은 제한되기 때문에 이에 대한 보정이 필요하다. 작전이 진행됨에 따라 모든 부대는 비전투 손실(basic loss)이 발생하고 교전 또는 전투력 복원 등 사건(event)이 발생하면 전투력의 변화가 발생한다. 훈련부대는 사건(event)에 의한 전투력 변화를 ‘비양식 보고서’를 통해 확인할 수 있다. 비전투 손실과 사건(event)에 의한 전투력 변화를 합산하면 훈련부대가 계산한 새로운 전투력이 되고, AAR(사후검토) DB에서 확인한 전투력과 비교하여 허용 오차범위를 초과하면 전투력을 보정하여 전투력 수준을 예측하는 절차를 Fig. 8과 같이 진행한다.

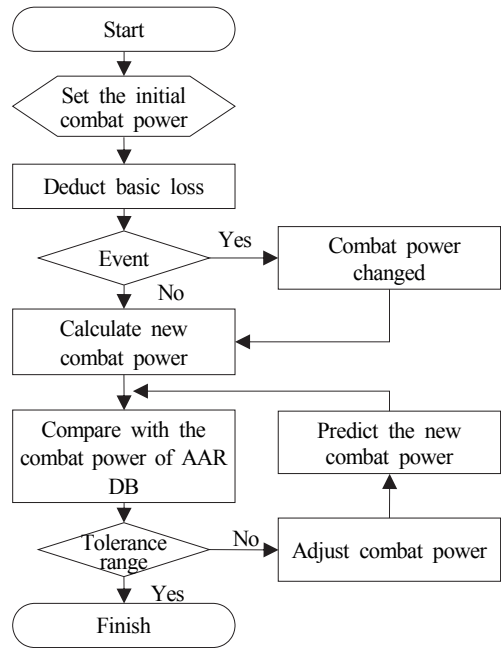


Fig. 8. Flowchart of combat power assessment

3.3.2 시뮬레이션 결과

전투력 평가는 ‘사단 지역방어 작전 주 노력 연대 주 노력 대대’를 가정하여 임의의 sample data set을 준비하였다. 최초 전투력 수준을 100%로 가정하고, 각종 교전 및 전투피해 그리고 정비 및 보급 등의 활동을 포함하여 전투력 변화율을 포함하였다. 관찰된 전투력 수준과 AAR DB의 전투력 수준 차이를 보정 하는 지수를 적용하였는데 보정된 전투력을 산출하는 공식은 아래와 같다.

$$AP(mainBN) = CP(i) * a + RP(i) * b \pm y(i) \quad (1)$$

$AP(mainBN)$ 는 보정된 전투력을 의미하며, $CP(i)$ 은 계산된 새로운 전투력(calculated new combat power), $RP(i)$: 실제 전투력(combat power of AAR DB), a와 b는 전투력 보정지수 그리고 $y(i)$ 는 전투력 증감(changed combat power)을 의미한다. 훈련부대가 계산한 전투력과 AAR DB의 전투력은 평균 28%의 오차가 있으나 보정지수를 $a=0.5, b=0.5$ 로 설정하였을 때 계산된 새로운 전투력(calculated new combat power)보다 오차율이 13%로 감소하며, 보정지수를 $a=0.2, b=0.8$ 로 설정하였을 때는 오차율이 5%로 감소하는 것을 볼 수 있다. 전투력 수준을 정확히 파악하는 부대일수록 보정지수 a가 0.5수준에 근접하고, 전투력 수준을 정확하게 파악하지 못하는 부대일수록 보정지수 a가 적은 값을 갖게 될 것이다.

Table 5. Result of Adjusting combat power (example)

| Adjusted function | Error rate with real combat power (%) | |
|-----------------------------|---------------------------------------|----------------------|
| | average | min, max rate / hour |
| calculated new combat power | 28 | 7~40 |
| $CP(i) * 0.5 + RP(i) * 0.5$ | 13 | 1~24 |
| $CP(i) * 0.2 + RP(i) * 0.8$ | 5 | -2~14 |

Fig. 9는 sample data를 시간대별로 전투력 지수를 그래프로 표현하였다. 사건(event)에 의한 전투력 변화는 적색선, 훈련부대가 관찰하여 계산한 전투력은 연두색선, AAR DB에서 확인한 전투력은 회색 선이며, 보정지수를 적용한 전투력 수준은 청색 선으로 표현하였다.

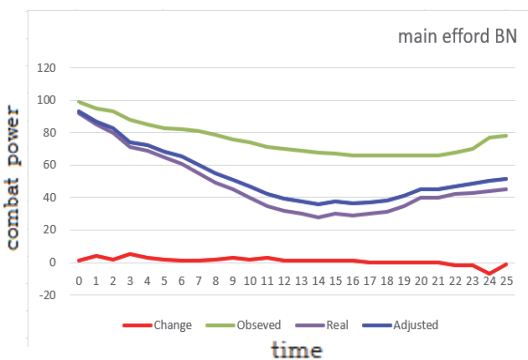


Fig. 9. Combat power error rate (example)

실제 전투상황에서는 AAR DB와 같이 기준이 되는 전투력을 알 수 없으므로 정확한 전투력을 대체할 수 있도록 창조 21 모델 DB에서 동일 전술 과업을 수행했던 부대들의 전투력 수준 data를 수집하고 다중회귀 알고리즘을 이용하면 작전시간에 따른 평균 전투력 수준을 산출할 수 있다. Fig. 10은 가상의 data 100개를 잡신호를 포함하여 생산하였고, 주방어 대대의 일반적으로 감소하는 전투력 변화의 패턴을 추출한 예이다. 물론 전투력 변화 패턴의 평균값이 실제 전투력과는 오차가 발생하겠지만, 훈련부대가 계산한 전투력 지수보다는 오차율을 낮출 수 있을 것이다.

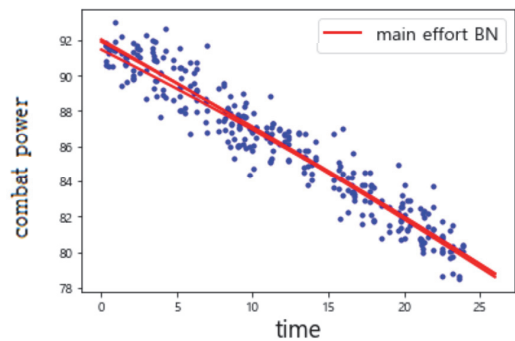


Fig. 10. Combat power change pattern (example)

4. 결론 및 향후 연구계획

지금까지 본 연구에서 작전 수행과정에서 지휘관과 참모를 지원하기 위한 인공지능의 역할과 에이전트기반의 인공지능 구조를 제시하였으며, 창조 21 모델의 DB를 활용하는 에이전트별 학습방법을 제시하였다.

본 연구를 통해 기존에는 단순 보관했던 창조 21 모델의 훈련 data를 인공지능 학습 data로 활용하고 집단지성을 발휘할 수 있도록 패러다임을 전환할 수 있을 것이며, 군사교리와 연계하여 제시한 인공지능 운용개념은 군사 작전 수행과정에서 지휘관과 참모들이 유용하게 활용할 수 있을 것으로 기대한다.

향후 연구계획은 본 연구에서 제시한 학습방법론을 검증하기 위해 가상의 학습 data set을 추가 제작하여 시뮬레이션 결과를 검증할 예정이며, 전술적결심수립절차(MDMP) 7단계 중 이번 연구에서 제시하지 못한 방책 수립(step 3) ~ 방책분석(step 6) 과정을 방책분석 모델인 ‘비전 21 모델’ 중심으로 연구하여 전술적 지휘결심 지원 인공지능 학습모델을 보완할 계획이다.

References

- 이동준, 김태규, 한정규, 제갈대훈 (2017), “인공지능(AI) 및 M&S 기반 지휘결심 지원체계 개발방안”, 국방과 기술(456), pp. 66-79
- 김의순, 전병욱, 서형준, 조성립 (2003), 『전술 C4I 체계의 의사결정 지원체계 연구』, 한국국방연구원
- 김영도, 김영봉, 윤웅직, 김수진 (2017), “AI를 활용한 국방 의사결정 지원체계 구축방안 연구 (지휘 통제 체계를 중심으로)”, 한국국방연구원 2017-3932
- 박명근 (2017), 『AI 지휘결심 지원체계 구축을 위한 데이터 식별 및 수집방안 연구』, ㈜ 오에스에스랩
- 이용복, 박민형, 김익현 (2019), “훈련용 위게임 모델의 부대 DB를 분석용 위게임 모델에 재사용하기 위한 변환 방법 연구 : 창조 21 모델과 비전 21 모델을 중심으로”, 한국시물레이션학회 vol 28, pp. 159-167
- 이기택, 조경익, 이철식 (2010), “NCW 개념을 적용한 위게임 모의 논리 발전 방향 연구 - 창조 21 모델의 탐지/교전 논리 중심으로 -”, 국방정책연구 제26권 제4호 (통권 제90호), pp. 128-155.
- 이동준, 홍윤기 (2007), “에이전트기반 지휘통제 모의 방법론”, 한국시물레이션 Vol. 16, pp. 39-48
- 신상균, 황춘식 (1999), “C2 Process에 인공지능 기법을 이용한 의사결정 지원체계 구축방안에 관한 연구, 한국군사과학기술학회 1999년도 추계학술대회
- Jens G. Pohl Anthony A. Wood, Kym Kason Pohl Arthur J. Champman (1999), “IMMACCS: A Military Decision Support System”, DARPA_JFACC Symposium on Advances in Enterprise Control, San Diego, California, USA
- COL John R. surdu, Kevin Kinks, (2008), “Deep Green; Commander’s tool for COA’s Concept” Defense Advanced Research Project Agency, Unknown Conference Paper, USA
- US DEPARTMENT OF THE ARMY (2019), ADP 5-0 『THE OPERATIONS PROCESS』, Fort Belvoir, VA, USA
- US DEPARTMENT OF THE ARMY (2019), ADP 2-01.3 『Intelligence Preparation of the Battlefield』, Fort Belvoir, VA, USA



김 준 성 (ORCID : <https://orcid.org/0000-0001-8333-7861> / bedgo@ajou.ac.kr)

1994 동신대학교 물리학과 이학사
2006 아주대학교 정보통신/C4I학과 공학석사
2020~ 아주대학교 국방 디지털융합학과 박사과정

관심 분야 : 국방 M&S, 군사결심수립절차, 인공지능 참모, 강화학습



김 영 수 (ORCID : <https://orcid.org/0000-0002-6214-7222> / pineland@jj.ac.kr)

1994 공군사관학교 전산과학과 이학사
2001 서강대학교 컴퓨터공학과 공학석사
2009 한국과학기술원 전산학과 공학박사
2019 아주대학교 국방디지털융합과 객원교수
2021~ 전주대학교 인공지능학과 조교수

관심 분야 : 인공지능, 빅데이터, 사물인터넷(IoT), 엣지 컴퓨팅



박 상 철 (ORCID : <https://orcid.org/0000-0002-7832-2742> / spark@ajou.ac.kr)

1994 KAIST 산업공학과 학사
1996 KAIST 산업공학과 석사
2000 KAIST 산업공학과 박사
2001 DaimlerChrysler ITM Dept. Research Specialist
2004~ 아주대학교 산업정보시스템 공학부 부교수

관심 분야 : CAM, Modeling & Simulation, Deep-Learning