

Improving C2 Workflow Performance with a Factorization Machine-based Recommendation System

Jae-Woo Baek*, Min-Gyu Jung**, Moon-Hyung Kim*, Kee-Hyun Jung***, Mi-Ji Jeung***,
Gyu-Dong Park****

*Engineer, SW Team(Future Technology), HanwhaSystems, Seoul, Korea

**Researcher, 3rd R&D Institute - 2nd PMO, Agency for Defense Development, Seoul, Korea

***Senior Engineer, SW Team(Future Technology), HanwhaSystems, Seoul, Korea

****Chief Principal Researcher, 3rd R&D Institute - 2nd PMO, Agency for Defense Development, Seoul, Korea

[Abstract]

This study proposes a modular recommendation system to address information overload and reduced work efficiency in military command and control (C2) systems. Considering the limited availability of high-performance equipment such as GPUs in military environments, a CPU-based Factorization Machine (FM) model was adopted. Experiments using the MIND dataset, structurally similar to the ATCIS database, demonstrated that the FM model achieved comparable performance to related studies (AUC 0.60, nDCG@10 0.37) and operated effectively on CPUs. These results suggest that the proposed FM-based module is practically applicable to military command and control systems and can be practically applied with real military data in the future.

▶ **Key words:** Military C2 System, Information Overload, Recommendation System, Factorization Machine, MIND dataset

[요 약]

본 연구는 군 지휘통제체계(C2)에서 정보 과부하로 인한 업무 효율성 저하 문제를 해결하기 위해, 모듈화된 추천시스템 구조의 적용을 제안한다. 특히, GPU 등 고성능 장비 도입이 어려운 군 환경을 고려하여, CPU 기반에서도 학습과 추론이 가능한 Factorization Machine(FM) 모델을 채택하였다. 또한, ATCIS DB의 테이블 구조와 유사한 MIND 데이터셋을 활용한 실험을 통해 체계 적용 가능성을 검증하였다. 실험 결과, FM은 유사 연구와 비교해 유사한 수준의 성능(AUC 0.60, nDCG@10 0.37)을 보였으며, CPU만으로도 효과적으로 동작할 수 있음을 확인하였다. 이를 통해, FM 모델 기반으로 제안한 추천시스템 모듈은 실제 군 지휘통제체계에 실질적으로 적용될 수 있는 가능성을 시사하며, 향후 실제 군 정보를 활용 할 경우 현재 체계에 실 적용될 것을 기대한다.

▶ **주제어:** 지휘통제체계, 정보 과부하, 추천시스템, Factorization Machine, MIND 데이터셋

-
- First Author: Jae-Woo Baek, Corresponding Author: Gyu-Dong Park
 - *Jae-Woo Baek (bjw0307@hanwha.com), SW Team(Future Technology), HanwhaSystems
 - **Min-Gyu Jung (mgjung@add.re.kr), 3rd R&D Institute - 2nd PMO, Agency for Defense Development
 - *Moon-Hyung Kim (hyoung5778@hanwha.com), SW Team(Future Technology), HanwhaSystems
 - ***Kee-Hyun Jung (jkh715@hanwha.com), SW Team(Future Technology), HanwhaSystems
 - ***Mi-Ji Jeung (mijijeung@hanwha.com), SW Team(Future Technology), HanwhaSystems
 - ****Gyu-Dong Park (iobject@add.re.kr), 3rd R&D Institute - 2nd PMO, Agency for Defense Development
 - Received: 2025. 06. 24, Revised: 2025. 08. 20, Accepted: 2025. 08. 20.

I. Introduction

현대 군사작전 환경은 급변하는 안보 상황과 기술 발전으로 인해 점점 더 복잡해지고 있다. 특히, 실시간으로 방대한 양의 정보가 생성되고 이를 신속하고 정확하게 분석하여 의사결정 과정에 반영해야 하는 요구는 군사작전 수행에 있어 핵심적인 과제로 부각 되고 있다. 이러한 환경 속에서 정보의 양과 복잡성은 기하급수적으로 증가하고 있으며, 정보처리와 활용의 효율성을 높이는 것이 작전 성공의 중요한 요소로 자리 잡고 있다[1].

현재 국군은 이러한 정보 관리와 활용을 위해 ATCIS(Army Tactical Command Information System), B2CS(Battle Command Control System), KJCCS(Korea Joint Command and Control System) 등의 지휘통제시스템을 운영하고 있다[2]. 이들 시스템은 다양한 작전 상황에서 실시간 정보를 수집, 분석, 공유함으로써 지휘관과 참모들의 의사결정을 지원하는 중요한 역할을 담당하고 있다. 그러나, 이와 같은 시스템이 제공하는 방대한 정보는 사용자가 직접 선별하고 해석해야 하는 경우가 많으며, 특히 대량의 정보가 유입될 경우 사용자가 적합한 정보를 신속히 찾아내는 데 한계를 드러내고 있다. 또한, 정보 과부하는 단순히 의사결정의 지연을 넘어, 잘못된 판단과 작전 실패로 이어질 가능성을 내포하고 있다[3]. 특히, 긴박한 상황에서 정보의 선별과 분석에 소요되는 시간은 작전의 성패를 좌우할 수 있는 중요한 변수로 작용한다.

이러한 문제를 해결하기 위해 다수의 선행연구에서는 민간 영역에서 검증된 사용자 맞춤형 정보 추천시스템을 지휘통제체계에 적용함으로써 업무 효율성 향상 방안을 제안하고 있다[4-6]. 본 연구는 기존 선행연구들과 마찬가지로 추천시스템의 지휘통제체계 적용 가능성을 제안한다. 그러나 기존 연구들이 추천시스템의 단순 적용 및 실험에 초점을 맞추었던 것과 달리, 본 연구에서는 다양한 지휘통제체계에 유연하게 적용될 수 있도록 모듈화된 추천시스템 구조를 설계하였다. 또한, 한국군의 환경적 제한사항을 반영한 알고리즘을 적용하고, 실제 지휘통제정보와 유사한 상용 데이터셋을 활용하여 추천시스템의 실용성과 효과성을 실증적으로 검증하고자 한다.

현재 실 운용 중인 각 지휘통제체계에 대해 소스코드 수준에서 직접적으로 추천시스템을 구현하는 것은 현실적으로 많은 제약과 한계가 존재한다. 이에 본 연구에서는 최소한의 코드 수정만으로도 기존 시스템에 추천시스템을 효율적으로 적용할 수 있도록 모듈화된 구조를 제안한다.

또한, 현재 한국군의 군부대 특성상 GPU를 탑재한 고성

능 서버의 사용이 제한적인 환경적 제약이 존재한다. 따라서 본 연구는 CPU 기반에서도 학습 및 추론이 가능한 Factorization Machine(FM)[7] 모델을 활용하여 이러한 제약을 극복하고 군 환경에 적합한 사용자 맞춤형 정보 추천시스템의 가능성을 검증하고자 한다. FM 모델은 상대적으로 낮은 연산 자원을 요구하면서도 높은 추천 정확도를 제공하기 때문에, 군 지휘통제체계의 실질적인 제약 조건에 부합하는 대안으로 적합하다고 판단하였다.

이 과정에서 FM 모델의 효율성과 정확성을 분석하고, 군 지휘통제체계 내에서 실질적으로 활용할 수 있는 추천시스템의 설계 및 구현 방안을 제시함으로써, 단순히 기술 도입의 가능성을 논의하는 데 그치지 않고, 실제적인 문제 해결에 기여할 수 있는 구체적인 연구 결과를 도출하고자 한다.

II. Preliminaries

1. Related works

1.1 Research Trends on Improving the Efficiency of Command and Control Systems

지휘통제체계(Command and Control System, 이하 C2)는 현대 군사작전에서 핵심적인 역할을 담당하는 정보 체계로, 복잡한 전장 환경에서 신속하고 정확한 의사결정 및 명령 하달을 가능하게 한다. 국군 역시 정보화·지능화된 전장 환경에 대응하기 위해 C2 체계의 고도화 및 효율성 제고를 지속적으로 추진 해왔다. 최근 국내외에서는 C2 체계의 효율성 향상을 위한 다양한 연구가 이루어지고 있다. 주요 연구 동향은 다음과 같다.

첫째, 실시간 데이터 처리 및 상황 인식 능력 강화를 위한 인공지능(AI) 및 빅데이터 분석 기술의 적용이 활발하다. 예를 들어, 실제로 “지휘관들의 의사결정지원을 위한 AI 군참모 기술동향”(이창은 외, 2021)[8] 는 AI 기술을 활용한 전장 상황 분석 및 의사결정 지원 방안의 효과성을 분석하였다. 또한, 국방부의 “국방혁신 4.0” 정책에서도 AI·빅데이터를 활용한 지휘통제체계 고도화가 중점 과제로 제시되고 있다.

둘째, 네트워크 중심전(Network Centric Warfare, NCW) 개념의 도입과 함께, 각급 부대 및 무기체계 간 실시간 정보 공유와 연동성 확보에 관한 연구가 진행되고 있다. 합동지휘통제체계(KJCCS) 및 전술지휘통제체계(TICN) 등은 네트워크 기반의 실시간 정보 연동을 목표로 개발되고 있으며, “미래전쟁을 대비한 NCW 기반 전투력 발전방안 연구”(허영대, 2017)[9]에서는 네트워크 기반 정보 공유

및 상호운용성 확보의 중요성을 강조한다.

이처럼 국군의 지휘통제체계 성능 향상 연구는 첨단 기술 도입, 네트워크 연동성 등 다양한 측면에서 진행되고 있으며, 미래 전장 환경에 효과적으로 대응하기 위한 핵심 과제로 인식되고 있다. 하지만, 현재 대량의 정보를 사용자 맞춤형으로 제공하여 정보를 효율적으로 처리하여 효율성을 증진시키는 연구는 많지 않으며, 특히 본 논문과 같이 군의 환경을 고려하고 모듈화된 시스템 구조를 제안하는 연구는 미비한 상황이다.

1.2 Research Trends in Recommendation Systems

추천시스템은 사용자에게 맞춤형 정보를 제공하기 위한 기술로, 초기에는 콘텐츠 기반 필터링(Content-Based Filtering)과 협업 필터링(Collaborative Filtering) 알고리즘을 중심으로 발전 해왔다. 콘텐츠 기반 필터링은 사용자가 선호하는 아이템의 속성을 분석하여 유사한 속성을 가진 아이템을 추천하는 방식이며, 협업 필터링은 유사한 선호도를 가진 사용자 그룹의 데이터를 활용하여 추천을 수행한다[10]. 이러한 전통적인 방법들은 간단한 구현과 높은 정확도로 인해 초기 추천시스템 연구의 핵심으로 자리 잡았다.

최근에는 딥러닝과 같은 인공지능 기술의 발전으로 추천시스템이 더욱 정교해지고 있다. 딥러닝 기반의 추천 알고리즘은 대규모 데이터에서 복잡한 패턴을 학습할 수 있어, 개인화된 추천 성능을 크게 향상 시켰다. 특히, 딥러닝을 활용한 신경망 기반 협업 필터링(Neural Collaborative Filtering)[11], 순환 신경망(Recurrent Neural Network)을 활용한 시계열 데이터 추천[12], 그리고 트랜스포머(Transformer)[13] 모델을 활용한 대규모 데이터 처리 기술이 주목받고 있다. 이러한 기술들은 전자상거래, 스트리밍 서비스, 소셜 네트워크 등 다양한 분야에서 실질적으로 적용되고 있다.

또한 학계에서도 Factorization Machine(FM), 그래프 기반 추천(Graph-Based Recommendation)[14], 하이브리드 추천(Hybrid Recommendation)[15] 등 다양한 기법을 연구하며, 특히 자원 제약 환경에서의 효율적인 추천 알고리즘 개발에 중점을 두고 있다. 이러한 연구는 국내 기업들이 글로벌 경쟁력을 확보하는 데 중요한 역할을 하고 있다.

1.3 Factorization Machine(FM)

Factorization Machine(FM)은 Steffen Rendle(2010)에 의해 제안된 기계학습 모델로[7], 주로 희소한 데이터에

서 변수 간의 상호작용을 효과적으로 학습할 수 있는 모델이다. FM은 기존의 행렬 분해(Matrix Factorization) 기법을 일반화한 형태로, 추천시스템이나 클릭 확률 예측 등 다양한 예측 문제에 유연하게 적용될 수 있다.

FM의 주요 특징은 입력 데이터가 매우 희소하더라도 변수 간 2차 상호작용을 내재적으로 학습할 수 있다. 또한, 각 특징 변수마다 잠재 벡터를 할당하여, 이들 벡터의 내적을 통해 상호작용을 모델링 한다. 이로 인해 파라미터 수가 선형적으로 증가하며, 계산 효율성이 높고 과적합 위험이 상대적으로 낮다.

FM은 특히 추천 시스템 분야에서 사용자-아이템 행렬의 희소성을 극복하고, 숨겨진 패턴을 효과적으로 학습하는 데 강점을 보여왔다. 이후 FM을 확장한 다양한 모델, 예를 들어 Field-aware FM[16] 또는 Neural FM[17] 등도 활발히 연구되고 있다.

III. The Proposed Scheme

1. Modular Design of a C2 Information Recommendation System

현재 대한민국 군은 육·해·공군 및 각 제대의 규모와 특성에 따라 다양한 지휘통제체계를 운영하고 있다. 이러한 복수의 체계 환경에서는 모든 체계에 범용적으로 적용될 수 있는 통합 추천시스템 모듈의 필요성이 대두된다. 이에 본 연구에서는 기존의 지휘통제체계에 최소한의 구조적 수정만으로도 적용 가능한 추천시스템 모듈의 설계 방안을 제안한다. 제안하는 시스템의 전체 구조는 Fig. 1에 나타내었다.

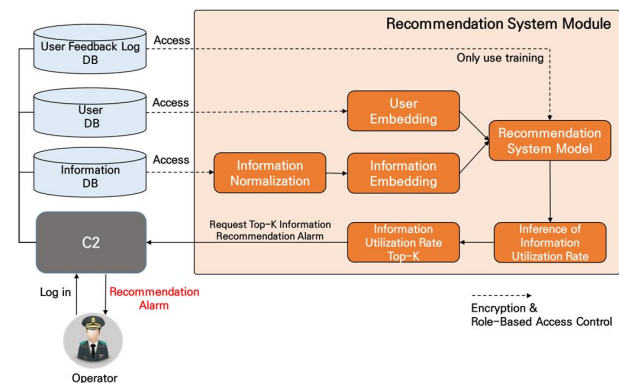


Fig. 1. System Architecture

본 연구에서 제안하는 추천시스템 모듈은 지휘통제정보 데이터베이스(DB), 사용자 정보 DB, 체계 사용 이력 DB

등 기존 지휘통제체계의 주요 데이터베이스에 접근이 가능하도록 설계된다. 지휘통제정보 DB는 각 체계에서 수집된 다양한 군사 정보를 저장하는 데이터베이스이며, 사용자 정보 DB는 체계를 사용하는 지휘관 등의 인적 정보를 포함한다. 정보 활용 행위 DB는 사용자가 특정 지휘통제정보를 조회하거나 활용한 내역을 기록한 로그 데이터베이스이다.

특히 Fig. 1. 에서 나타난 시스템 아키텍처는 DB에 데이터 접근 시 다계층 암호화와 Role-Based Access Control (RBAC) 을 적용한다. 각 데이터베이스는 표준화된 보안 API를 통해 연동되며, 접근 권한은 사용자의 직책, 임무, 보안등급에 따라 차등 부여될 수 있다. 이러한 설계는 다양한 지휘통제체계 간 호환성을 유지하면서 민감한 군 데이터 보안 요건을 충족시킨다.

추천시스템 모듈 내에서는 사용자 정보 DB로부터 직급, 계급, 직책 등과 같은 범주형 속성을 추출하여 One-hot Encoding, Label Encoding 등의 전처리 기법을 적용한 후, 이를 사용자 임베딩 벡터로 변환한다. 또한, 지휘통제정보 DB에 저장된 각종 정보를 제목, 카테고리, 본문 등으로 정형화하고, TF-IDF, Word2Vec, GloVe 등과 같은 자연어 처리 기반 임베딩 기법을 적용하여 지휘통제 정보 벡터를 생성한다. 이후, 임베딩된 사용자 정보와 지휘통제정보를 추천시스템 알고리즘(예: Factorization Machine)에 입력하여, 사용자별 정보 활용률(조회율)을 예측하고, 이를 바탕으로 정보의 우선순위를 산출한다. 최종적으로, 산출된 우선순위에 따라 상위 K개의 정보를 알림 기능을 통해 사용자에게 추천하는 방식으로 동작한다.

이처럼 제안된 추천시스템 모듈은 각 데이터베이스에 대한 접근 권한과 체계 메인화면에 알림 설정 기능만 추가적으로 구현된다면, 기존 지휘통제체계에 효과적으로 적용 및 운용이 가능할 것으로 기대된다.

2. Experimental Environment Setup

본 연구에서는 실제 군부대의 정보체계 운영 환경을 면밀히 고려하였다. 일반적으로 군부대 현장에서는 고성능 GPU 서버의 도입 및 운용이 제한적이며, 주로 CPU 기반의 일반 서버 또는 데스크톱 환경에서 정보처리 시스템이 운용되고 있다. 이러한 현실적인 제약을 반영하여, 본 연구는 GPU를 필요로 하는 대규모 딥러닝 모델이 아닌, CPU 환경에서도 효율적으로 학습 및 추론이 가능한 Factorization Machine(FM) 기반 모델을 실험 대상으로 선정하였다.

실험에 사용된 하드웨어 환경은 Intel Xeon Silver

4316 CPU와 256GB RAM을 탑재한 서버로 구성하였다. 소프트웨어 측면에서는 FM 모델 구현을 위해 오픈소스 라이브러리인 libFM을 활용하였다. libFM은 FM 알고리즘을 C언어 기반으로 CPU를 통해 학습을 수행하며 컴퓨팅 자원을 효율적으로 사용하는 오픈소스 라이브러리로, 논문 "Factorization Machines"(Steffen Rendle, 2010)의 저자 Steffen Rendle이 직접 개발하였다. 따라서 본 실험에서는 이를 활용한 FM 기반의 모델 구조를 적용하여, 제한된 자원 환경 하에서의 실효성과 성능을 중점적으로 검증하였다.

3. Experimental Dataset Design

본 연구에서는 한국군 지휘통제체계들의 실제 데이터베이스내 데이터들을 보안상의 문제로 접근이 제한되었다. 따라서 본연구에서는 육군용 지휘통제시스템인 ATCIS(Army Tactical Command Information System)와 구조적 유사성을 가진 공개 데이터셋인 MIND(Microsoft News Dataset)[18]를 대안으로 선정하였다.

Table 1. Structural similarity between ATCIS and MIND

Category	ATCIS	MIND	Similarity
Entity	Operator	User	Personalized interaction sequence
Item	Report, Notice	News	Document-type content
Feedback	View, Confirm	Click	Implicit binary signal
Context	Time	Time	Sequential/temporal modeling
Data	Large scale sparse log	Large scale sparse log	Same sparsity & cold-start issues

ATCIS의 사용자와 정보간 상호작용 로그는 암묵적 피드백 기반의 순차 추천 문제로 정식화 될 수 있으며, 이는 뉴스 추천 로그인 MIND의 사용자와 뉴스간의 관계와 시계열 상호작용 특성과 동일하다. 양 도메인 모두 명시적 평점이 아닌 열람 또는 클릭과 같은 이진 신호를 사용하며, 대규모 이면서 희소한 로그 분포, 콜드스타트 제약, 시간에 따른 항목 추천 변화 등 공통적인 제약 조건을 가진다. 이러한 구조적 유사성에 근거하여, 본 연구는 MIND를 ATCIS의 대리 벤치마크로 사용하며, Table 1. 에 구조적 유사성에 대하여 정리하였다.

MIND는 약 100만 명의 익명화된 사용자와 약 30만 건의 뉴스 기사, 그리고 3,700만 건 이상의 뉴스 클릭 로그

로 구성되어 있다. 각 뉴스 기사에는 title(제목), abstract(요약), body(본문), category(유형), subcategory(하위 유형) 등 다양한 속성이 포함되어 있으며, 사용자의 뉴스 클릭 이력 및 추천 시스템 연구에 필요한 상호작용 데이터도 함께 제공된다. 이러한 대규모 데이터와 다양한 속성들은 실제 환경에서의 추천 모델 성능을 평가하는 데 적합하다. 본 연구에서는 MIND에서 제공하는 데이터중 5만명을 무작위 샘플링하여 선별한 MIND-small 데이터셋을 사용하였다. MIND-small 을 사용한 이유는 최대한 실제 군사환경에서의 사용자 규모와 유사하게 실험하기 위하여 선정하였다. 자세한 데이터셋 구성은 Table 2. 과 같다.

Table 2. Detail of Mind-small Dataset

Information	Description
Language	English
# of User	50,000
# of News	51,282
News Information	news id, title, abstract, body, category
User Information	user id, user click history, impressions (click:1, non-click:0)

특히, title, body, category와 같은 주요 속성은 ATCIS 데이터베이스의 주요 테이블 구조와 높은 유사성을 보인다. 예를들어, ATCIS의 작전 테이블은 대부분 '작전명(제목)', '작전 내용(본문)', '작전 유형(유형)'과 같은 필드로 구성되어 있어, MIND 데이터셋의 title, body, category 속성과 일대일로 대응시킬 수 있다. 이러한 구조적 유사성 덕분에, MIND 데이터셋을 활용한 실험 결과는 실제 군 지휘통제체계 환경에서의 모델 적용 가능성을 평가하는 데 효과적인 근거를 제공할 수 있다.

데이터 전처리 과정에서는 먼저, MIND 데이터셋 내에서 title, abstract, category와 같은 핵심 필드만을 추출하였다. abstract는 body에 서술된 뉴스 내용을 요약한 정보이다. 이후 데이터의 품질을 높이기 위해 중복 기사 및 결측값이 포함된 데이터를 제거하였으며, 텍스트 데이터의 경우 불용어 제거, 소문자화, 특수문자 정리 등의 기본적인 전처리 과정을 거쳤다. 특히, 뉴스 기사 정보와 사용자 클릭 이력 정보에 대해서는 텍스트 기반 특징 추출을 위해 TF-IDF(Term Frequency-Inverse Document Frequency)[19] 기법을 적용하였다. TF-IDF는 GloVe나 Word2Vec과 같은 임베딩 기법 보다 연산 효율성이 뛰어나고 문서간 유사도 계산에 효과적인 장점이 있다. 따라서, 뉴스 기사와 사용자 클릭 이력의 텍스트 데이터를 토

큰화 한 뒤 TF-IDF로 벡터화 하여 모델 입력에 활용하였다. 이러한 전처리 과정을 통해 실제 군 지휘통제시스템의 데이터 구조와 최대한 유사하게 실험 환경을 구성하였다.

따라서 본 연구에서는 MIND 데이터셋을 기반으로 Factorization Machine 모델의 성능을 평가함으로써, 제한된 환경에서의 모델 적용 가능성과 실효성을 검증하였다.

4. Experiment

본 연구에서는 전처리된 MIND 데이터셋을 활용하여 Factorization Machine(FM) 기반 추천 모델의 성능을 평가하였다. 실험에 사용된 데이터는 뉴스 기사 정보와 사용자 클릭 이력 정보로 구성되어 있다. 각 뉴스 기사와 사용자 정보는 텍스트 전처리 및 TF-IDF 기반 토큰화 과정을 거쳐 고차원 벡터 형태로 변환되었으며, 이 벡터들이 FM 모델의 입력값으로 사용되었다. FM 모델은 다음과 같은 식(1)을 기반으로 한다.

$$\hat{y}(\mathbb{X}) = w_0 + \sum_{i=1}^n w_i x_i + \sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n \langle \mathbb{V}_i, \mathbb{V}_j \rangle x_i x_j \quad (1)$$

식(1)에서 \mathbb{X} 는 전처리된 뉴스정보 벡터와 사용자 이력 벡터를 결합한 벡터이고, \hat{y} 은 해당 사용자가 해당 뉴스를 클릭할 확률, w_0 는 선형회귀의 Bias, n 은 \mathbb{X} 의 차원 크기, w 는 입력 정보 벡터에 대한 가중치, x 는 \mathbb{X} 의 원소(특징), \mathbb{V}_i 는 x_i 의 잠재 벡터, \mathbb{V}_j 는 x_j 의 잠재 벡터, $\langle \mathbb{V}_i, \mathbb{V}_j \rangle$ 는 두 벡터 간 내적, $x_i x_j$ 는 두 특징 간 곱을 의미한다.

이러한 FM모델은 입력 벡터의 각 특징 간 상호작용을 2차 항($\sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n \langle \mathbb{V}_i, \mathbb{V}_j \rangle x_i x_j$)을 통해 학습한다. 즉, 특정 사용자와 특정 뉴스의 조합이 얼마나 강한 상호작용을 가지는지 효과적으로 파악할 수 있다. 또한, 출력값 $\hat{y}(\mathbb{X})$ 는 해당 사용자가 해당 뉴스를 클릭할 확률로 해석된다. 실제 실험에서는 이 점수를 기준으로 추천 결과를 생성하고, 예측값과 실제 클릭 여부를 비교하여 모델의 성능(AUC, nDCG@10)을 평가하였다.

Factorization Machine을 학습하기 위한 하이퍼 파라미터는 Table 3. 와 같이 설정하였다.

Table 3. Factorization Machine Parameter Setting

Parameter	Setting
learning method (SGD, SGDA, ALS, MCMC)	MCMC
learning iteration	100
dimension of 2-way interactions ∇	8
standard deviation of normal distribution of ∇	0.1

학습 방법으로는 MCMC (Markov Chain Monte Carlo)를 사용하였다. MCMC는 Markov Chain이라는 확률적 과정을 이용해 점진적으로 가중치 샘플을 생성함으로써, 사후분포를 직접 계산하지 않고도 그 분포를 근사하며, 이렇게 얻은 샘플들을 바탕으로 점진적으로 모델을 학습하는 방식이다. 이러한 MCMC 학습 방법은 SGD 또는 ALS에 비해 복잡성이 높은 데이터에 강인하다는 장점을 가진다. 그 외의 하이퍼파라미터는 Grid Search 알고리즘을 사용하여 설정하였다. Grid Search 알고리즘은 파라미터의 모든 후보군 조합을 비교하여 최적의 하이퍼파라미터를 찾는 알고리즘이며 다른 하이퍼파라미터 최적화 알고리즘 대비 최적해를 확실히 찾을 수 있다는 장점이 있다. Grid Search 알고리즘을 위해 설정한 파라미터 후보군은 Table 4. 와 같이 설정하였다.

Table 4. Hyperparameter candidates for Grid Search Algorithm

Parameter	Candidate
learning iteration	50, 100, 150
dimension of 2-way interactions ∇	2, 4, 8
standard deviation of normal distribution of ∇	0.1, 0.01

이와 같이, 본 연구는 Factorization Machine 모델이 뉴스와 사용자 정보의 복합적인 관계를 효과적으로 학습하여, 실제 환경에서 맞춤형 추천이 가능한지 실험적으로 검증하였다.

5. Experiment Result

본 논문에서는 MIND Dataset 공식 페이지에서 제공하는 Train set과 Test set을 활용하여 Factorization Machine(FM) 기반 뉴스 추천 모델의 성능을 평가하였다. 모델 학습에는 Train set을 사용하였으며, 최종 평가는 Test set을 기반으로 수행하였다.

성능 평가지표로는 추천 시스템 분야에서 표준적으로 사용되는 AUC(Area Under the ROC Curve)와

nDCG@10(normalized Discounted Cumulative Gain at rank 10)을 적용하였다. AUC는 추천된 뉴스 중 실제 클릭 된 뉴스를 얼마나 잘 구분하는지를 나타내며, nDCG@10은 추천 상위 10개 뉴스 중 실제로 클릭 된 뉴스가 얼마나 상위에 위치하는지를 정량적으로 평가한다.

실험 결과, 본 논문의 FM 모델은 Test set에서 AUC 는 0.600428를 기록하였고, nDCG@10 는 0.366031의 성능을 기록하였다. 이러한 결과는 다음과 같은 근거에서 실제 서비스 적용에 충분한 수준임을 확인할 수 있다.

첫째, 기존 연구(MIND 논문 및 관련 문헌)에 따르면 기존의 전통적인 추천시스템 알고리즘의 성능이 AUC는 약 0.60 내외, nDCG@10은 0.40 내외에 머무르는 것으로 보고 된다[18]. 본 논문의 FM 모델은 이와 유사한 AUC와 nDCG@10을 기록하여, 일반적으로 얻을 수 있는 수준의 성능으로 볼 수 있다.

둘째, MIND 데이터셋은 다양한 사용자의 클릭 행동과 방대한 뉴스 콘텐츠로 인해 예측 난이도가 높은 편에 속한다. 이러한 데이터셋에서 0.6 이상의 AUC와 0.36 이상의 nDCG@10을 달성한 것은, 제안한 모델이 사용자 선호를 효과적으로 학습하였음을 시사한다.

셋째, 다른 유사 연구들의 추천시스템 모델과 비교하여 FM 모델은 CPU 기반의 학습 및 추론이 가능하여 경량화된 서비스를 제공한다는 점에서 강점이 있다. 본 연구의 실험에 사용된 하드웨어 사양은 Intel Xeon Silver 4316 CPU와 256GB RAM으로, GPU 없이 모든 실험을 수행하였다. FM 모델과 딥러닝 기반의 대표적인 추천 시스템 모델인 NAML[20], NRMS[21]를 학습시킨 결과, 각 모델의 학습 시간 및 CPU 점유율은 Table 5. 에 정리하였다. FM 모델은 NAML 및 NRMS 모델에 비해 각각 약 21배, 18배 더 빠르게 학습이 완료되었음을 확인할 수 있었다. 이를 통해, 딥러닝 기반 모델은 고성능 학습 서버가 없는 군 환경에서는 실질적인 운용에 제약이 있음을 알 수 있었으며, FM 모델은 컴퓨팅 리소스가 제한된 환경에서 딥러닝 모델에 비해 더욱 유용하게 활용될 수 있음을 입증하였다. 특히, 사용자 행동에 따라 학습 데이터가 빠르게 증가하는 추천 시스템의 특성상 주기적인 모델 추가 학습이 필수적인데, 딥러닝 모델의 경우 80개의 CPU 코어를 전부 70% 이상 사용하면서 3일 이상의 시간이 소요되어 사실상 추가 학습이 어려운 반면, FM 모델은 1개의 CPU 코어만을 사용하여 약 4시간의 학습만으로도 충분히 학습이 가능함을 확인하였다.

Table 5. Comparison of Model training resource

Model	Training Time	CPU Use rate Avg.
FM	236 min	92% (single core)
NAML	5046 min (100epoch)	76% (#of 80 core)
NRMS	4336min (100epoch)	71% (#of 80 core)

추가적으로, FM 모델 선택의 타당성을 추가 검증하기 위해 동일한 실험 환경에서 FM외에 다른 경량화 모델인 LightFM과 Logistic Regression 모델을 비교 하였다. 그 결과는 Table 6. 와 같다. FM은 모델 성능은 LightFM 대비 거의 유사한 성능을 보이지만 학습시간은 더 빠른 것으로 나타났다. 또한 Logistic Regression은 학습시간은 FM과 Light FM 대비 매우 빨랐지만 성능지표에서 다소 떨어지는 결과를 보였다. 따라서 성능과 자원 효율성의 균형이 중요한 군 환경에 FM이 가장 합리적인 선택임을 확인하였다.

Table 6. Comparison with Lightweight Model

Model	AUC	nDCG@10	Training time
FM	0.60	0.37	236 min
LightFM	0.61	0.38	308 min
Logistic Regression	0.54	0.33	73 min

이상의 결과를 종합하면, 본 논문에서 제안한 FM 기반 추천 모델은 MIND 데이터셋 기준으로 볼 때, 기존의 전통적인 추천시스템 알고리즘 방식 대비 유의미한 성능을 달성하여, 실제 서비스 적용에 필요한 수준의 offline 평가 성능을 확보하였고 고성능 학습서버 없이도 학습이 가능함을 확인할 수 있다.

IV. Conclusions

본 논문에서는 다양한 지휘통제체계에 적용 가능한 모듈화된 추천시스템을 제안하였다. 체계 내에 사용자 정보 DB와 지휘통제정보 DB를 사용하여 알고리즘에 입력할 수 있도록 전처리 및 백터화를 진행하여 추천시스템 알고리즘을 통해 사용자별 정보 조회 활용률을 계산하여 이를 기반으로 우선순위를 판단하여 정보를 추천한다. 이를 통해 데이터베이스의 접근 권한과 화면 알림 기능 정도만 체계 내에서 구현 될 경우 손쉽게 적용이 가능하다는 현실적 장점을 가진다.

또한, 본 논문에서는 이러한 추천시스템 구조가 적용 가능한지에 대해 대표적인 뉴스 추천 데이터셋인 MIND를 활용하여 다양한 추천 알고리즘의 성능을 실험적으로 비교하였다. 실험 결과, FM(Factorization Machine) 모델이 기존 연구된 모델 대비 유사한 성능(AUC 및 nDCG@10 지표)을 보임을 확인하였으며, 이는 실제 대규모 온라인 뉴스 서비스의 초기 적용 기준과도 부합함을 알 수 있었다. 이를 통해 추천 시스템이 대규모 텍스트 기반 정보 환경에서 효과적으로 활용될 수 있음을 실증적으로 입증하였다.

특히, FM 모델은 CPU 기반 환경에서도 학습 및 추론이 원활하게 가능하였다는 점에서, GPU 등 고성능 장비의 도입이 제한적인 실제 군 환경에 적용하기에 적합하다는 장점을 가진다. 이러한 특성은 군 지휘통제체계와 같이 인프라 제약이 존재하는 환경에서도 실질적인 운용 가능성을 높여준다.

다만, 본 연구는 실제 군 지휘통제 데이터가 아닌 공개 뉴스데이터셋을 사용함으로써 도메인 편차 가능성을 내포한다. 군 데이터는 사용자의 역할, 계급, 임무 등 구조적 맥락 정보와 보안 등급체계가 명확히 존재하며, 정보의 내용이 공개 데이터와 상이하여 모델 성능과 일반화 능력에 영향을 줄 수 있다. 더 나아가, 지휘통제체계는 전자상거래나 미디어 스트리밍과 같은 일반적 추천시스템 환경과 달리, 정보의 신뢰성, 실시간성, 보안이 절대적으로 요구되는 고민감 환경이다. 이 환경에서는 단순한 추천 정확도 뿐만 아니라 오탐(false positive)과 미탐(false negative)이 초래할 수 있는 작전 실패나 안전 위협과 같은 치명적 결과에 대한 고려가 필수적이다. 따라서 향후 연구에서 의사결정 오류 방지, 정보 검증 절차, 실시간 데이터 동기화, 다계층 보안 정책 연계 등의 요소가 반드시 반영되어야 한다.

또한, 지휘통제체계에 특화된 '업무 효율성' 지표(예: 정보획득 소요시간 단축률, 의사결정 지원 속도 개선 정도 등)는 본 연구에서 사용한 MIND 데이터셋의 특성상 정의 및 정량 평가가 불가능하였다. 따라서 본 연구에서는 일반화된 추천 성능 지표 (AUC, nDCG@10)를 활용하여 기본 타당성을 검증하였으며, 향후 실제 군 데이터 확보 시, 업무 효율성 지표를 별도로 정의·측정하여 추천시스템이 정보 선별·전달 효율성을 얼마나 개선하는지 정량적으로 입증할 계획이다.

더불어, 군사 데이터는 보안과 윤리적 고려가 필수적이다. 민감정보를 포함하는 데이터는 사용전 보안 심사와 데이터 활용 승인을 거쳐야하며, 접근 권한, 목적, 기간이 명

확히 규정되어야 한다. 모델 학습시에는 특정 집단(계급, 부서, 임무 유형)에 대한 편향 발생을 방지하기 위해 데이터 균형화와 공정성 검증 절차가 필요하다.

따라서, 향후 연구에서는 보안 규정을 준수하면서, 군 데이터 특성에 최적화된 전처리, 익명화 기법을 적용하고, 실제 운용 환경에서의 파일럿 테스트를 통해 성능 및 신뢰성을 종합적으로 평가할 계획이다. 이를 통해 제안한 추천 시스템의 군 특화 적합성과 실질적 운용 가능성을 더욱 명확히 검증할 수 있을 것으로 기대한다.

ACKNOWLEDGEMENT

This work was supported by the Agency For Defense Development Grant funded by the Korean Government (UG243062TD)

REFERENCES

- [1] B. Spoor and P. de Werd, "Complexity in Military Intelligence," *International Journal of Intelligence and CounterIntelligence*, vol. 36, no. 4, pp. 1122-1142, 2023. DOI: 10.1080/08850607.2023.2209493.
- [2] C. Han and J.-K. Lee, "A Methodology for Defense AI Command & Control Platform Construction," *J. Korean Inst. Commun. Inf. Sci.*, vol. 44, no. 4, pp. 774-781, 2019. DOI: 10.7840/kics.2019.44.4.774.
- [3] B. D. Doggette, "Information Overload: Impacts on Brigade Combat Team S-2 Current Operations Intelligence Analysts", Diss., Fort Leavenworth, KS: U.S. Army Command and General Staff College, 2020.
- [4] G. Park, G.-Y. Jeon, M. Sohn, and J. Kim, "A Study of Recommendation Systems for Supporting Command and Control (C2) Workflow", *J. Internet Comput. Serv.*, vol. 23, no. 1, 2023. DOI: 10.7472/JKSII.2022.23.1.125.
- [5] G. Park, J. Kim, and H. Jeon, "Quadruple-Metric Based Command and Control Information Recommendation System", *Proc. Korean Inst. Inf. Commun. Sci. Conf.*, pp. 40-42, 2022.
- [6] G. Park, J. Kim, and H. Jeon, "C2IRS and Dataset Improvements", *Proc. KSII 14th Int. Conf. Internet (ICONI)*, Dec. 2022.
- [7] S. Rendle, "Factorization Machines," *Proc. IEEE Int. Conf. Data Mining*, IEEE, pp. 995-1000, Dec. 2010.
- [8] C.E. Lee, J.-H. Son, H.-S. Park, S.-Y. Lee, S.-J. Park, and Y.-T. Lee, "Technical Trends of AI Military Staff to Support Decision-Making of Commanders," *Electronics and Telecommunications Trends*, vol. 36, no. 1, pp. 89-98, 2021.
- [9] Y. D. Heo, "The Study on the Improvement Plan for Military Combat Power by Base of NCW Against the Future War," *Convergence Security Journal*, vol. 17, no. 5, pp. 153-161, 2017.
- [10] H. Ko, S. Lee, Y. Park, and A. Choi, "A Survey of Recommendation Systems: Recommendation Models, Techniques, and Application Fields," *Electronics*, vol. 11, no. 1, p. 141, 2022.
- [11] X. He, L. Liao, H. Zhang, L. Nie, X. Hu, and T.-S. Chua, "Neural Collaborative Filtering," *Proc. 26th Int. Conf. World Wide Web*, pp. 173-182, 2017.
- [12] T. Donkers, B. Loepp, and J. Ziegler, "Sequential User-Based Recurrent Neural Network Recommendations," *Proc. 11th ACM Conf. Recommender Systems*, pp. 152-160, Aug. 2017.
- [13] A. Vaswani, N. Shazeer, N. Parmar, J. Uszkoreit, L. Jones, A. N. Gomez, and I. Polosukhin, "Attention Is All You Need," *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 30, 2017.
- [14] K. Yang and L. Toni, "Graph-Based Recommendation System," *Proc. 2018 IEEE Global Conf. Signal and Information Processing (GlobalSIP)*, pp. 798-802, IEEE, Nov. 2018.
- [15] P. B. Thorat, R. M. Goudar, and S. Barve, "Survey on Collaborative Filtering, Content-Based Filtering and Hybrid Recommendation System," *Int. J. Comput. Appl.*, vol. 110, no. 4, 2015.
- [16] Y. Juan, Y. Zhuang, W.-S. Chin, and C.-J. Lin, "Field-Aware Factorization Machines for CTR Prediction," *Proc. 10th ACM Conf. Recommender Systems*, pp. 43-50, Sep. 2016.
- [17] X. He and T.-S. Chua, "Neural Factorization Machines for Sparse Predictive Analytics," *Proc. 40th Int. ACM SIGIR Conf. Research and Development in Information Retrieval*, pp. 355-364, Aug. 2017.
- [18] F. Wu, Y. Qiao, J.-H. Chen, C. Wu, T. Qi, J. Lian, and M. Zhou, "MIND: A Large-Scale Dataset for News Recommendation," *Proc. 58th Annu. Meeting Assoc. Comput. Linguistics*, pp. 3597-3606, July 2020.
- [19] A. Aizawa, "An Information-Theoretic Perspective of TF-IDF Measures," *Information Processing & Management*, vol. 39, no. 1, pp. 45-65, 2003.
- [20] C. Wu, F. Wu, M. An, J. Huang, Y. Huang, and X. Xie, "Neural News Recommendation with Attentive Multi-View Learning," *arXiv preprint arXiv:1907.05576*, 2019.
- [21] C. Wu, F. Wu, S. Ge, T. Qi, Y. Huang, and X. Xie, "Neural News Recommendation with Multi-Head Self-Attention," *Proc. 2019 Conf. Empirical Methods in Natural Language Processing and 9th Int. Joint Conf. Natural Language Processing (EMNLP-IJCNLP)*, pp. 6389-6394, Nov. 2019.

Authors



Jae-Woo Baek received the B.S., M.S. degrees in Computer Engineering from Kwangwoon University, Korea, in 2019 and 2021, respectively. Baek has been working at HanwhaSystems since 2021.

He is interested in artificial intelligence. Jae-Woo Baek is currently a AI researcher in Hanwha Systems. During his master's degree, he studied Deep Learning and Reinforcement Learning, and while at Hanwha Systems, he conducted natural language processing and recommendation system research.



Min-Gyu Jung received the B.S., M.S. degrees in Information and Communication Engineering from Chungnam University, Korea, in 2020 and 2022, respectively. He has been working in the Agency for Defense

Development(ADD) as a researcher since 2022. His current research interests include Command and Control, Reinforcement Learning, Modeling and Simulation.



Moon-Hyung Kim received the B.S, M.S. degrees in Electronic Engineering from Yeungnam University, Korea, in 2020, 2022, respectively. Moon-Hyung Kim is currently a AI researcher in Hanwha Systems.

During his master's degree, he studied small object detection and visual servoing, and while at Hanwha Systems, he conducted natural language processing and recommendation system research.



Kee-Hyun Jung is currently working as a computer engineer at Hanwha Systems since 2019. He is focusing on national defense artificial intelligence optimization research.



Mi-Ji Jeung received the M.S. degree in engineering from Ajou University and is currently a Senior Engineer at Hanwha Systems. Mi-Ji Jeung participated in the development of battlefield management

systems, including ATCIS, MIMS, and MIMS-C, and is interested in defense ICT and command and control systems.



Gyu-Dong Park received his Ph. D. degree in computer engineering from Hongik University, Korea, in 2014. He has been working in the Agency for Defense Development (ADD), Seoul, Korea as a

researcher since 1998. His research area includes command and control, interoperability, network, information exchange, and security.