

협업 필터링을 이용한 딥러닝 기반 공모전 팀매칭 플랫폼

이채원*¹, 김민지*², 손서우*³, 임세은*⁴, 정경용**

Deep Learning based AI Team Matching Platform using Collaborative Filtering

Chaewon Lee*¹, Minji Kim*², Seowoo Son*³, Seeun Lim*⁴, and Kyungyong Chung**

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 SW중심대학지원사업의 연구결과로 수행되었음(2021-0-01393)

요 약

본 연구는 국내외 학생 간 공모전 협업을 지원하기 위해 협업 필터링과 딥러닝을 결합한 팀매칭 플랫폼을 제안한다. 역할, 관심사, 언어, 국적, 시간대, 성향 정보를 벡터화하여 다층 퍼셉트론(MLP) 기반으로 협업 적합도를 예측하고, 개인 지원자와 사전 팀을 동시에 고려하는 혼합 매칭 전략을 적용하였다. 1,000명의 가상 사용자 데이터를 활용한 실험 결과, 제안 모델은 평균 적합도 0.754를 기록하여 무작위 매칭(0.610), 룰 기반(0.642), 유사도 기반(0.685)보다 최대 11.2%p 높은 성능을 달성하였다. 또한 다문화 협업을 지원하기 위해 실시간 번역과 문화 인식 기능을 통합하였다. 본 연구는 단순 규칙·유사도 기반을 넘어 복합적 상호작용을 학습하는 딥러닝 기반 협업 필터링을 적용함으로써, 글로벌 협업 환경에서 확장 가능한 팀매칭 시스템의 가능성을 제시한다.

Abstract

This study proposes a team-matching platform that combines collaborative filtering with deep learning to support international student collaboration in competitions. User information—including roles, interests, languages, nationalities, time zones, and personality traits—was vectorized and processed by a Multilayer Perceptron (MLP) model to predict collaboration compatibility, while a hybrid matching strategy considered both individual applicants and pre-formed teams. Experiments using 1,000 simulated users showed that the proposed model achieved an average compatibility score of 0.754, outperforming random (0.610), rule-based (0.642), and similarity-based (0.685) methods by up to 11.2 percentage points. The platform also integrates real-time translation and cultural awareness functions to support multicultural teamwork. By applying deep learning-based collaborative filtering, this research advances beyond simple rule- or similarity-based approaches and demonstrates a scalable system for effective global collaboration.

Keywords

deep learning, team matching, collaborative filtering, multilingual communication, recommendation system

* 경기대학교 AI컴퓨터공학부 학사과정
- ORCID¹: <https://orcid.org/0009-0007-4021-9671>
- ORCID²: <https://orcid.org/0009-0001-4697-7154>
- ORCID³: <https://orcid.org/0009-0006-9937-5786>
- ORCID⁴: <https://orcid.org/0009-0001-9838-3139>
** 경기대학교 AI컴퓨터공학부 교수(교신저자)
- ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6439-9992>

· Received: Jun. 20, 2025, Revised: Sep. 16, 2025, Accepted: Sep. 19, 2025
· Corresponding Author: Kyungyong Chung
Div. of AI Computer Science and Engineering, Kyonggi University, Korea
Tel.: +82-32-249-1382, Email: dragonhci@gmail.com

I. 서 론

디지털 기술의 발전과 국제화는 협업 방식에 큰 변화를 가져왔다. 특히 다양한 국적, 문화, 언어를 가진 사람들과의 협업은 더 이상 선택이 아니라 필수 역량으로 여겨지며, 이는 기업뿐 아니라 대학의 교육 및 비교과 활동에서도 중요한 요소로 자리 잡고 있다. 이런 흐름 속에서 대학생들이 실무 능력을 기르기 위해 참여하는 공모전과 대외활동의 기회도 점차 늘고 있다. 그러나 팀워크가 핵심인 이들 활동에서 ‘팀 구성’은 여전히 게시판이나 수동 배정 방식에 머무르고 있어, 역할 분배 불균형, 국적 편중, 언어 장벽 등의 문제가 지속되고 있다. 2024년 기준 약 20만 명에 이르는 유학생들 또한 언어·문화 장벽으로 인해 활동 참여에서 소외되거나 소극적인 태도를 보이는 경우가 많다[1]. 이는 다양성과 포용성을 강조하는 오늘날의 요구와 어긋나며, 체계적인 다문화 협업 환경 조성이 필요한 실정이다. 기업 현장 또한 단순한 개인 능력보다 다양한 배경을 가진 사람들과의 협업 능력을 중요하게 평가하고 있으며, AI나 ICT 도구를 활용한 문제 해결 역량까지 요구하고 있다[2].

하지만 대학의 기존 팀매칭 시스템은 이러한 흐름을 뒷받침하기엔 다음과 같은 구조적 한계를 지닌다. 역할 기반 매칭이 체계적으로 반영되지 않음에 따라, 팀 구성 시 구성원의 역할 선호 및 역량 분포가 충분히 고려되지 않는 구조적 한계가 존재한다. 이로 인해 특정 역할에 인력이 편중되거나 일부 역할이 누락되어, 전반적인 협업 효율성이 저해될 가능성이 높다. 아울러, 국적과 언어의 다양성이 매칭 과정에 효과적으로 반영되지 않음으로써, 다문화 수용성이 결여된 팀 구성이 이루어지고 있으며, 이는 특히 유학생에게 불리하게 작용하여 팀 내 소통과 참여도에 부정적인 영향을 미친다. 마지막으로, 팀 구성 과정 전반에 걸쳐 AI 및 ICT 기술이 충분히 활용되지 않음으로 인해, 실제 산업 현장에서 요구되는 데이터 기반 의사결정 능력과 협업 역량을 사전에 체험할 수 있는 기회가 제한되고 있다는 점 또한 중요한 한계로 지적된다.

이에 본 논문은 사용자의 역할, 관심사, 언어, 국

적 등의 정보를 바탕으로 AI가 팀 적합도를 예측하고, 이를 기반으로 최적의 팀을 구성하는 딥러닝 기반 팀매칭 시스템을 제안한다. 특히 개인 지원자와 사전 팀을 함께 고려하는 혼합형 매칭 알고리즘을 통해, 현실적인 활동 참여 시나리오에 유연하게 대응할 수 있도록 설계한다. 제안 시스템은 단순한 자동화 도구를 넘어, 글로벌 협업 역량과 다문화 팀워크, AI 기반 문제 해결 능력을 실제로 경험할 수 있는 실질적 플랫폼으로 기능한다. 본 논문에서는 이 시스템의 구조와 구현 과정을 설명하고, 더미 데이터를 활용한 실험을 통해 적용 가능성과 확장 방향을 제시한다.

II. 관련 연구

2.1 협업 필터링의 최근 트렌드

협업 필터링(Collaborative filtering)은 사용자의 과거 행동 데이터를 기반으로 사용자 간 유사성을 찾아 특정 사용자에게 아이템을 추천하는 기법이다. 이러한 방식은 일반적으로 사용자의 평가나 행동 데이터를 활용하여 개인화된 추천을 제공하는 데 초점을 둔다. 협업 필터링은 크게 메모리 기반 접근과 모델 기반 접근으로 나뉜다. 메모리 기반 접근은 사용자 간 또는 아이템 간 유사성을 직접 계산하여 추천하는 방식으로, 직관적이고 해석이 쉬우나 데이터가 희소한 경우 성능이 떨어질 수 있다[3].

반면 모델 기반 접근은 데이터의 패턴을 학습하는 모델을 구축하여 추천을 수행하며, 대표적으로 행렬 분해(Matrix factorization) 기법이 있다[4]. 행렬 분해 기반의 접근은 사용자와 아이템의 상호작용 행렬을 저차원 잠재 공간(latent space)으로 표현하여 사용자와 아이템의 잠재 특성을 포착한다. 하지만 전통적인 행렬 분해 방식은 주로 사용자-아이템 간의 선형적 상호작용만을 모델링하는 한계를 지닌다.

최근의 발전 흐름은 전통적 행렬 분해 기법에서 딥러닝 기반의 신경망 모델로의 전환이다. 특히 다층 퍼셉트론(MLP, Multilayer Perceptron)과 같은 딥러닝 기법은 비선형적이고 복잡한 사용자-아이템 간의 상호작용을 효과적으로 학습할 수 있다[5]. 딥

러닝 기반 접근인 신경 협업 필터링(NCF, Neural Collaborative Filtering)은 명시적인 선형적 상호작용뿐만 아니라 암묵적인 비선형 상호작용까지 포착하여, 보다 정확한 추천을 가능하게 하고 있다[6].

2.2 딥러닝 기반 추천 모델의 기술 동향

다층 퍼셉트론(MLP)은 입력층과 출력층 사이에 여러 개의 은닉층(Hidden layers)을 포함한 인공신경망 구조로서 비선형 활성화 함수를 통해 복잡한 비선형 관계를 모델링할 수 있다. MLP의 이러한 비선형성과 심층 계층 구조는 사용자-항목(User-item) 간의 다양한 상호작용 패턴을 효과적으로 학습하는데 탁월한 성능을 보인다[7]. 신경 협업 필터링은 기존의 협업 필터링에 신경망을 통합한 방식으로, 명시적인 사용자 및 항목의 잠재 벡터를 입력으로 받아, 이들을 MLP 계층을 통해 비선형적으로 결합함으로써 보다 정교하고 복잡한 사용자-항목 관계를 포착한다. NCF의 핵심적인 특징은 MLP를 활용하여 사용자와 항목 사이의 상호작용을 단순한 내적 이상의 깊이 있는 비선형 관계로 모델링할 수 있다는 점이다. 특히, MLP 기반의 NCF 모델은 사용자와 항목의 잠재 요인을 더욱 복잡한 차원에서 결합하여, 단순한 선형 모델이나 내적 기반의 방법으로는 표현하기 어려운 복잡적이고 다차원적인 사용자 선호 및 항목 특성을 효과적으로 학습할 수 있다. 이는 추천 시스템의 예측 성능을 현저히 향상시키며, 현실 세계의 추천 시나리오에서 나타나는 미묘하고 복잡한 사용자-항목 상호작용을 더욱 정확히 포착할 수 있도록 한다[8].

2.3 팀매칭 알고리즘의 기술적 한계와 발전 방향

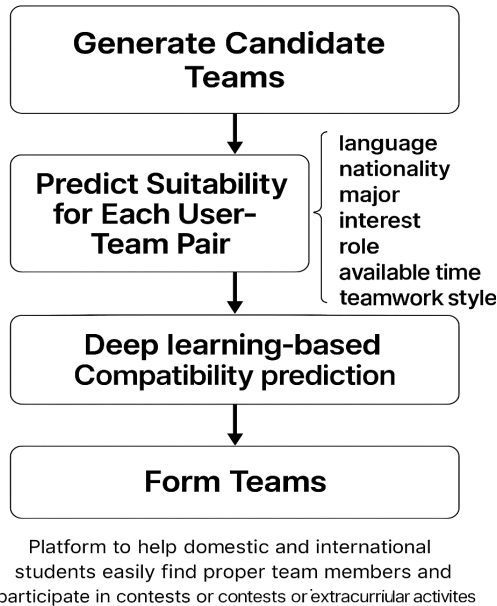
기존의 팀매칭 시스템은 주로 룰 기반(Rule-based) 또는 유사도 기반(Similarity-based) 접근 방식을 사용한다. 룰 기반 방식은 동일 전공자 우선매칭 등과 같이 사전에 정의된 조건에 따라 팀을 구성하는 방식이다. 이 방식은 구현이 단순하고 해석이 용이하다는 장점이 있으나, 사용자의 미묘한 선호나 협업 맥락을 충분히 반영하기 어렵다는 한

계를 지닌다. 예를 들어, 다문화 협업을 선호하거나 특정 역할에 기피 성향을 가진 사용자 등의 복합적 특성은 고정된 조건만으로는 포착하기 어렵다. 또한 조건이 변경될 때마다 시스템 로직을 수정해야 하므로 유연성과 확장성이 떨어진다는 구조적 한계가 존재한다[9]. 유사도 기반 방식은 언어, 전공, 관심 분야 등 사용자 프로필의 여러 항목을 벡터 형태로 변환한 뒤, 이들 간의 유사도를 측정하여 팀을 구성하는 방식이다. 이는 다양한 특성을 고려할 수 있다는 장점이 있으나, 사용자 데이터가 부족하거나 유사도 측정 기준이 단편적일 경우 팀 구성의 질이 낮아질 수 있다. 이러한 한계를 극복하기 위해 최근에는 AI 기반 팀 매칭 알고리즘이 주목받고 있으며, 특히 딥러닝 기반 접근은 역할 선호, 관심사, 국적 등 사용자 특성간의 비선형적인 관계를 학습함으로써, 기존 방식보다 정교한 팀 구성이 가능하다는 장점이 있다. 예를 들어, 사용자의 과거 팀 활동 내역, 협업 만족도와 같은 시계열 데이터를 활용하면, 단순히 현재 입력값에 따른 매칭이 아니라 맥락을 반영한 예측 기반 매칭이 가능해진다. AI 기반 팀 매칭 접근은 사용자 간의 상호작용을 포착하여 변화하는 환경에 유연하게 대응하고, 기존 방식의 구조적 한계를 보완하는 기술적 가능성을 제시한다[10].

III. 협업 필터링을 이용한 딥러닝 기반 공모전 팀매칭 플랫폼

3.1 전체적인 구성도

본 플랫폼은 유학생과 국내 학생이 공모전 및 대외활동에 참여할 때, 적절한 팀원을 쉽게 찾고 협업할 수 있도록 전 과정을 기술적으로 지원하는 것을 목표로 한다. 이 플랫폼은 회원가입부터 팀 구성 후 활동 참여까지 일련의 프로세스를 기술적으로 지원하며, 사용자가 입력한 언어, 국적, 전공, 관심 분야, 역할, 활동 가능 시간대, 팀워크 성향 등의 정보는 AI 기반 팀매칭 알고리즘의 핵심 입력값으로 활용된다. 그림 1은 이러한 AI 기반 팀매칭 알고리즘의 절차 전반을 시각적으로 나타낸 것이다.



Team Matching Algorithm

그림 1. AI 기반 팀매칭 시스템 구성도

Fig. 1. System architecture of the team matching platform

공모전 및 대외활동 정보는 플랫폼에 최신 상태로 제공되며, 사용자는 관심 있는 활동을 선택하여 팀매칭을 신청할 수 있다. 그림 2는 사용자가 플랫폼에서 특정 공모전 또는 대외활동에 팀매칭을 신청하는 화면을 나타낸다.



그림 2. 공모전 팀매칭 신청 화면

Fig. 2. Team matching application interface

이때 개인 단위로 지원할 수도 있고, 이미 구성된 일부 팀 단위로도 신청이 가능하다. 플랫폼은 이러한 입력을 바탕으로, 부족한 인원을 자동으로 보완하거나 새로운 팀을 생성하여 배정하는 혼합형 매칭 전략을 적용한다.

3.2 실험 목적 및 설계

본 실험의 목적은 제안된 딥러닝 기반 팀매칭 모델이 사용자와 팀 간의 협업 적합도를 정량적으로 예측할 수 있는지를 검증하고, 그 예측 결과를 바탕으로 구성된 팀이 실제 공모전 참여 시나리오에서 유의미한 조합을 도출하는지를 평가하는 데 있다. 실험은 두 가지 관점에서 수행하였다. 첫째, 예측 모델이 팀 구성의 적합성을 수치화할 수 있는지를 검토하기 위해 적합도 점수의 분포를 분석하였다. 둘째, 동일한 사용자 집합을 대상으로 무작위 팀 조합과 제안 알고리즘 기반 조합을 비교하여 팀 구성 최적화 성능을 정량적으로 평가하였다.

본 연구에서는 현실적인 공모전 참여 시나리오를 반영한 더미 데이터를 생성하여 알고리즘 성능을 검증하였다. 생성된 데이터는 역할, 관심사, 언어, 국적, 활동 가능 시간대, 팀워크 성향을 포함하도록 설계하였으며, 총 1,000명의 가상 사용자로 구성하였다. 각 사용자에게는 최대 3개의 역할, 3개의 관심사, 3개의 언어, 2개의 시간대를 무작위로 부여하고, 국적은 15개 국가 중 하나로 지정하였다. 팀워크 성향은 협동형, 주도형, 조율형 등 사전 정의된 유형 중 하나를 배정하였다. 사용자는 2~4인 규모의 팀으로 무작위 배정되었으며, 각 사용자-팀 조합에 대해 입력 벡터를 구성하였다. 협업 적합도 레이블은 역할 커버리지, 관심사 Jaccard 유사도, 언어-시간대 겹침, 성향 유사도, 국적 다양성 등을 선형 결합한 잠재 적합도 함수를 통해 산출하고, 소량의 잡음을 추가한 후 0.4~0.9 구간으로 스케일링하였다. 이를 통해 단순 무작위 값이 아닌, 실제 협업 적합도를 반영하는 합리적 시뮬레이션 데이터셋을 구축하였다. 또한 모든 feature가 0이거나 상호작용 정보가 희박한 샘플은 학습에서 제외하고, 최종적으로 유효한 사용자-팀 페어 데이터를 선별하여 모델 학습에 활용하였다.

특히, 이러한 데이터셋은 구성 타당성 측면에서 실제 팀 구성 요소인 역할, 언어, 시간대, 성향 등을 반영하였으며, 내적 타당성 측면에서 노이즈와 불균형 분포를 포함하여 현실적 상황을 모사하였다. 아울러, 외적 타당성을 위해 cold-start 상황과 희소성 문제를 일부 반영하여 실제 공모전 플랫폼 환경에서도 일반화 가능하도록 설계하였다. 따라서 본 실험에서 활용된 더미 데이터는 단순 시뮬레이션을 넘어, 제안 모델의 구조적 타당성과 예측 가능성을 검증하기 위한 합리적 근거로 기능한다.

3.3 딥러닝 기반 공모전 팀매칭 기법

본 연구에서는 사용자 - 팀 협업 적합도를 예측하기 위해 두 개의 은닉층으로 구성된 다층 퍼셉트론(MLP) 모델을 설계하였다. 그림 3은 제안된 MLP 구조를 나타낸다. 모델은 입력 특징을 원-핫 인코딩 및 상호작용 기반 특징으로 벡터화한 후, 은닉층을 거쳐 협업 적합도를 산출한다.

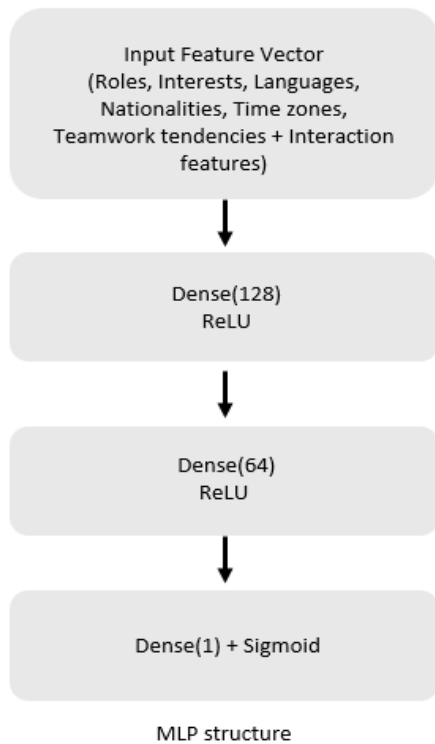


그림 3. 사용자-팀 협업 적합도 예측을 위한 다층 퍼셉트론 구조

Fig. 3. MLP architecture for predicting user - team compatibility

입력 벡터는 역할, 관심사, 언어, 국적, 활동 시간대, 팀워크 성향 정보를 반영하는 원-핫 인코딩 항목과, 역할 중복 수, 관심사 유사도, 국적 다양성, 언어 겹침 수, 시간대 일치도, 성향 유사도 등 상호작용 기반 수치형 특징으로 구성된다. 모든 특징은 정규화를 거쳐 모델에 입력된다. 이러한 특징들은 실제 팀 협업에서 중요한 요인을 반영하며, 예를 들어 역할 중복 수는 역할 불균형 여부를 나타내고, 관심사 Jaccard 유사도는 협업 시너지 가능성을 설명한다. 또한 언어 겹침 수와 시간대 일치도는 의사소통 가능성을, 성향 유사도는 팀워크의 조화도를 평가한다. 특히 집합 형태의 특징(관심사, 언어 등)은 Jaccard 유사도를 사용해 유사도를 산출하였다. 식 (1)은 사용자와 팀의 관심사 집합(I_u, I_t) 간의 일치도를 0과 1 사이의 값으로 정량화한 것이다. 분자는 두 집합의 공통 원소 개수(교집합)를, 분모는 전체 고유 원소 개수(합집합)를 의미하며, 값이 1에 가까울수록 두 주체의 특성이 유사함을 나타낸다.

$$x \sim (I_u, I_t) = \frac{|I_u \cap I_{vert}|}{|I_u \cup I_{vert}|} \quad (1)$$

MLP 구조는 입력층 - 은닉층 - 출력층으로 구성된다. 첫 번째 은닉층은 입력 벡터를 128차원으로 매핑하고 ReLU 활성화 함수를 적용하며, 두 번째 은닉층은 64차원으로 축소하여 ReLU를 적용한다. 출력층은 단일 스칼라 값을 생성하고, Sigmoid 함수를 통해 0과 1 사이의 협업 적합도 점수를 반환한다. 식 (2)는 입력 벡터 x 가 가중치 W 와 편향 b 연산을 거쳐 최종 예측값 $\hat{y}$ 를 도출하는 과정이다. 은닉층의 활성화 함수로는 ReLU를 사용하여 데이터의 비선형적 특징을 학습하고, 출력층에서는 Sigmoid 함수를 통해 최종 협업 적합도를 0과 1 사이의 확률값으로 변환한다.

$$\hat{y} = \sigma(W_2 \cdot \text{ReLU}(W_1 x + b_1) + b_2) \quad (2)$$

모델 학습에는 평균제곱오차(Mean squared error)를 손실 함수로 사용하고, Adam 알고리즘(학습률 0.001)을 적용하였다. 학습 데이터는 3.2절에서 생성

한 사용자 - 팀 페어 데이터를 기반으로 학습/검증/테스트를 70%/15%/15%로 분할하였다. 동일 사용자 또는 동일 팀이 서로 다른 세트에 포함되지 않도록 분할하여 데이터 누수를 방지하였다. 학습은 배치 크기 64, 총 5 epoch으로 수행하였으며, 손실 값은 안정적으로 감소하였다. 또한 출력 점수가 0.4~0.9 구간에 고르게 분포하여, 모델이 단순히 평균값으로 수렴하지 않고 입력된 조합의 특성에 따라 협업 적합도를 효과적으로 구분하고 있음을 확인하였다. 기존 연구는 주로 룰 기반 또는 유사도 기반(코사인 유사도 등) 방식에 의존하여 협업의 복합적 요인을 충분히 반영하지 못하였다. 정성적으로 이러한 방식은 다차원적 협업 특성을 포착하기 어렵고, 정량적으로도 평균 적합도 점수가 무작위(0.610)와 큰 차이를 보이지 않았다(룰 기반: 0.642, 유사도 기반: 0.685). 반면, 제안된 MLP 기반 모델은 0.754의 평균 적합도를 달성하여 기존 방식 대비 6.9~11.2%p 향상하였다. 이는 제안 모델이 기존 방식보다 정성적으로는 비선형적 상호작용을 포착하고, 정량적으로는 성능 개선을 입증했음을 보여준다.

IV. 결과 및 성능 평가

4.1 전체적인 시스템 화면

사용자가 처음 홈페이지에 접속했을 때, 이미지 배치와 인터랙션(스크롤 애니메이션 등)을 통해 사용자의 진입을 유도하도록 UI를 구현하였다. 그림 4은 메인 홈페이지 화면을 나타낸다.

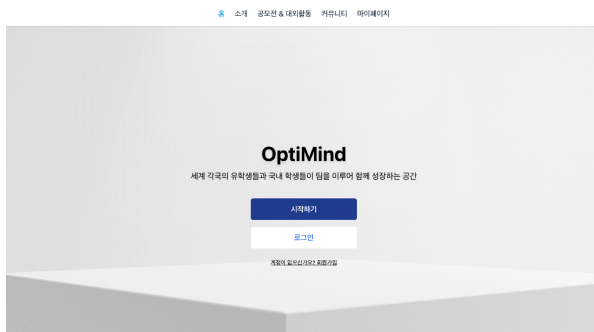


그림 4. 웹페이지 메인 화면
Fig. 4. Main screen of website

회원가입 시에 가입자가 사용할 이메일과 아이디를 중복 검증할 수 있는 시스템을 구축했으며 잘못 입력했을 시에는 오류 메시지 표시로 정확한 정보를 입력할 수 있도록 하였다. 그림 5는 공모전 및 대외활동 화면을 나타낸다.

공모전 & 대외활동

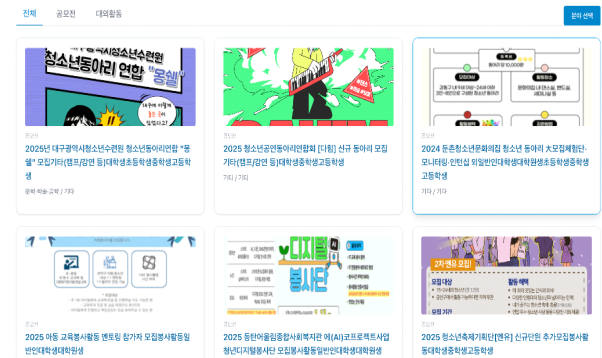


그림 5. 공모전 및 대외활동 화면
Fig. 5. Screen of competition and external activities

포스터 사진을 클릭하면 자세한 정보들을 볼 수 있으며 이를 토대로 팀매칭 신청이 가능하다. 팀매칭 신청 시에는 개인지원과 팀지원으로 신청 종류를 나누어 다양하게 신청할 수 있도록 하였다. 지원하고 싶은 분야의 역할을 드롭다운으로 선택, 관심사를 중복 체크 할 수 있도록 하였다.

팀이 구성된 이후에는 번역 기능이 내장된 전용 채팅방이 자동으로 생성되며, WebSocket 기반의 양방향 통신 구조를 통해 실시간 메시지 송수신이 이루어진다. 채팅 시스템에는 Google Translate API가 연동되어, 사용자의 입력 언어를 자동으로 감지하고, 상대 사용자의 언어로 즉시 번역하여 전달하는 다국어 자동 번역 기능을 제공한다. Google Translate는 130개 이상의 언어를 지원하며, 영어, 한국어, 중국어, 일본어 등 주요 언어 간 번역 품질이 높은 것으로 알려져 있어, 본 플랫폼의 서비스로 채택되었다. 그림 6은 팀매칭 완료 후 자동으로 개설되는 전용 그룹 채팅방의 화면을 나타낸다.

이러한 실시간 번역 기능은 단순한 언어 전달을 넘어서, 유학생과 국내 학생 간의 소통 장벽을 기술적으로 완화하며, 팀 내 협업 효율성을 높이는 데 기여한다. 실제로 Google Translate API를 활용한 다국

어 채팅 시스템의 사례에서도, 언어 장벽 해소와 커뮤니케이션 흐름 개선 효과가 확인된 바 있다[11].

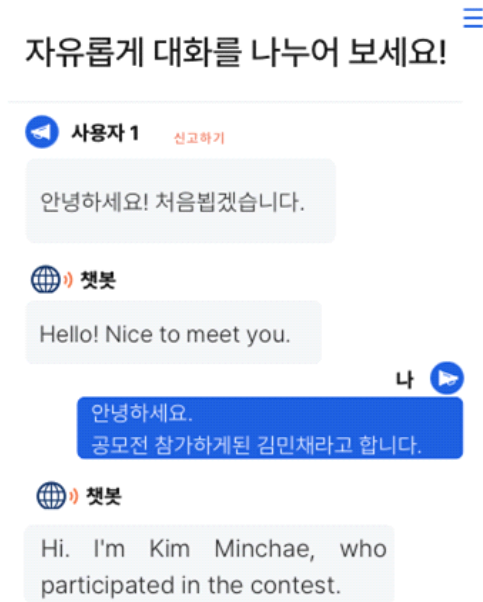


그림 6. 실시간 번역 기반 그룹 채팅 화면
Fig. 6. Multilingual group chat interface with real-time translation

더불어 본 플랫폼은 문화적 차이에 대한 이해와 상호 존중을 촉진하기 위해 문화 인식 기능도 함께 제공한다[12]. 사용자는 팀 생성 이후 제공되는 간단한 문화 퀴즈를 통해 상대 문화에 대한 기초 정보를 확인할 수 있으며, 채팅 화면에서는 상황에 맞는 언어 표현 가이드 및 번역 예시가 함께 제시되어, 협업 과정에서의 문화적 오해나 언어적 혼선을 사전에 줄일 수 있도록 설계되었다.

4.2 성능 평가

학습이 완료된 모델을 활용하여, 사전 팀과 개인 지원자가 혼합된 실제 공모전 참여 시나리오를 가정한 팀 구성 실험을 수행하였다. 팀매칭에 성공을 한 후, 팀 구성원들의 역할 분산도, 국적 다양성, 언어 겹침 정도, 시간대 일치도, 성향 조화도 등의 항목들을 기준으로 성능평가를 진행하였다[13]. 본 실험에서는 팀 크기를 4명으로 고정하였으며, 총 3개의 사전 팀(각 팀당2명)과 12명의 개인 지원자를 입력으로 사용하였다. 목표는 총 4개의 팀을 구성하는

것으로, 사전 팀은 부족 인원을 보완하고, 개인 지원자들은 최적의 조합을 통해 새로운 팀으로 구성되도록 설정하였다. 제안한 팀매칭 알고리즘은 각 사용자에게 대해 가능한 팀 후보군을 생성하고, 사용자-팀 간의 적합도 예측 점수를 기반으로 평균 점수가 가장 높은 조합을 선택하는 방식으로 동작한다[14]. 이를 통해 팀 구성의 역할 분산도, 국적 다양성, 언어 겹침 정도, 시간대 일치도, 성향 조화도가 고르게 유지될 수 있도록 하였다[15, 16, 17]. 실험 결과, 구성된 각 팀의 평균 적합도 점수는 다음과 같이 나타났다: T1(사전 팀 보완) 0.752, T2(사전 팀 보완) 0.713, T3(사전 팀 보완) 0.769, T4(신규 조합) 0.781로 측정되었다. 특히 신규로 조합된 T4의 경우, 가장 높은 평균 적합도를 기록하여 모델이 개별 사용자 간 상호작용 가능성을 효과적으로 반영하고 있음을 시사하였다. 한편, 동일한 인원 구성으로 무작위 팀 조합을 생성하고 평균 적합도 점수를 계산한 결과, 전체 평균은 약 0.61로 나타났다. 모델 간 성능 비교 결과는 표 1과 같다. Performance Gap은 성능 차이를 의미하며, 제안한 알고리즘(예측 기반 팀매칭 방식)과 무작위(Random) 팀 구성 방식 간의 평균 적합도 점수 차이를 백분율(%)로 나타낸 것이다.

표 1. 결과 및 성능 분석
Table 1. Results and analysis

Team matching method	Average compatibility score	Performance gap
Proposed algorithm	0.754	-
Random matching	0.610	23.6%

이는 제안된 알고리즘을 통해 구성된 팀보다 10~15% 낮은 수준으로, 협업 적합도를 고려한 예측 기반 팀매칭 방식이 무작위 조합에 비해 우수한 성능을 보였음을 정량적으로 확인할 수 있었다. 그림 6은 알고리즘으로 구성된 팀과 무작위 조합으로 구성된 팀의 평균 협업 적합도 점수를 Box Plot으로 비교한 결과이다. 제안 모델은 평균이 높고 분산이 작아, 보다 안정적이고 예측력 있는 팀 구성이 가능함을 보여준다.

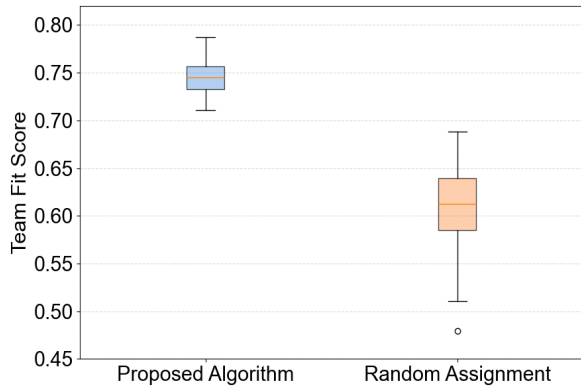


그림 7. 팀 적합도 점수 분포 비교

Fig. 7. Comparison of Team Fit Score Distributions

추가적으로, 제안 모델을 기존 방식과 비교하였다. 그 결과, 룰 기반 방식 (동일 전공자 우선 매칭 등)의 평균 적합도는 0.642, 유사도 기반 방식(코사인 유사도 기반 벡터 매칭)은 0.685를 기록하였다. 반면 제안된 MLP 기반 모델은 평균 적합도 0.754를 달성하여, 두 기존 방식은 물론 무작위 매칭을 모두 상회하는 성능을 보였다. 이는 제안 모델이 단순 규칙이나 선형적 유사도 계산을 넘어 사용자-팀 간의 비선형적·다차원적 관계를 효과적으로 학습하여 더 높은 성능을 달성했음을 보여준다.

V. 결론 및 향후 연구 방향

본 연구는 유학생과 국내 학생 간의 효과적인 협업을 지원하기 위해 AI 기반 글로벌 팀매칭 플랫폼을 설계하고 구현하였다. 제안 시스템은 사용자의 역할, 관심사, 언어, 국적 등의 정보를 벡터화한 후, 다층 퍼셉트론(MLP) 기반의 협업 적합도 예측 모델을 활용하여 최적의 팀 구성을 수행하도록 설계되었다. 또한 팀 구성 이후에는 실시간 번역 기능과 문화 인식 요소가 통합된 그룹 채팅 시스템을 제공하여, 다문화 협업 환경에서 원활한 소통을 지원한다. 실험 결과, 제안된 팀매칭 알고리즘은 무작위 매칭 대비 약 23.6% 성능 향상을 기록하였고, 룰 기반(0.642) 및 유사도 기반(0.685) 방식보다도 우수한 성능(0.754)을 달성하였다. 특히 사전 팀과 개인 지원자가 혼합된 시나리오에서도 일관된 성능을 보였으며, 신규 조합된 팀에서 가장 높은 적합도 점수를 기록하였다. 이는 제안 모델이 단순 규칙 기반

접근의 한계를 극복하고, 사용자 간 상호작용 특성을 학습하여 협업 필터링의 핵심 원리를 효과적으로 구현하고 있음을 보여준다.

본 연구의 차별성은 기존 연구가 단순 규칙 기반 또는 유사도 기반 접근에 머문 반면, 협업 필터링의 개념을 딥러닝과 결합하여 사용자-팀 간 복합적 관계를 학습한다는 점에 있다. 또한 개인 지원자와 사전 팀을 동시에 고려하는 혼합 매칭 전략, 실시간 번역과 문화 인식 기능의 통합을 통해 글로벌 협업 환경에서의 실질적 활용 가능성을 제시하였다. 이는 팀 구성의 정교성과 다문화 협업 지원 측면에서 기존 연구 대비 중요한 진전이다.

다만 본 연구는 시스템의 초기 구현에 초점을 맞추었기 때문에, 실제 사용자 데이터를 기반으로 한 성능 검증과 사용자 피드백 반영은 제한적이었다. 향후 연구에서는 실제 사용자 로그 데이터를 수집·분석하여 제안 모델의 신뢰성과 외적 타당성을 검증하고, 실제 공모전 플랫폼에 적용하여 실효성을 평가할 예정이다. 또한 사용자 경험(UX, User Experience) 기반 피드백을 반영하여 플랫폼의 완성도를 높이고, 현재의 MLP 기반 예측 모델을 그래프 신경망(GNN, Graph Neural Network)이나 강화학습 기반 알고리즘으로 확장함으로써, 사용자 간의 복잡한 관계와 동적인 협업 맥락을 정교하게 반영할 수 있는 팀매칭 시스템으로 발전시키고자 한다.

References

- [1] Study in Korea, "Statistics in Korea", <https://www.studyinkorea.go.kr/it/why/koreaStatistics.do>. [accessed: Sep. 9, 2025].
- [2] Ministry of Employment and Labor (Republic of Korea), "Key Competencies for Hiring New Employees", https://www.moel.go.kr/news/enews/report/enewsView.do?news_seq=16352. [accessed: Sep. 9, 2025].
- [3] J. L. Herlocker, J. A. Konstan, L. G. Terveen, and J. T. Riedl, "Evaluating collaborative filtering recommender systems", *ACM Trans. Inf. Syst.*, Vol. 22, No. 1, pp. 5-53, Jan. 2004. <https://doi.org/10.1145/963770.963772>.

- [4] Y. Koren, R. Bell, and C. Volinsky, "Matrix factorization techniques for recommender systems", *Computer*, Vol. 42, No. 8, pp. 30-37, Aug. 2009. <https://doi.org/10.1109/MC.2009.263>.
- [5] X. He, L. Liao, H. Zhang, L. Nie, X. Hu, and T.-S. Chua, "Neural collaborative filtering", *Proc. 26th Int. Conf. on World Wide Web (WWW '17)*, Perth, Australia, pp. 173-182, Apr. 2017. <https://doi.org/10.1145/3038912.3052569>.
- [6] H. Wang, N. Wang, and D.-Y. Yeung, "Collaborative deep learning for recommender systems", *Proc. 21st ACM SIGKDD Int. Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD '15)*, Sydney, Australia, pp. 1235-1244, Aug. 2015. <https://doi.org/10.1145/2783258.2783273>.
- [7] S. Zhang, L. Yao, A. Sun, and Y. Tay, "Deep learning based recommender system: A survey and new perspectives", *arXiv preprint, arXiv:1707.07435*, Jul. 2017. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1707.07435>.
- [8] W. Chen, F. Cai, H. Chen, and M. de Rijke, "Joint neural collaborative filtering for recommender systems", *arXiv preprint, arXiv:1907.03459*, Jul. 2019. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1907.03459>.
- [9] H. Fazeli, S. Loni, A. Bellogín, H. Drachsler, and P. Sloep, "Implicit vs. explicit trust in social matrix factorization", *Proc. 8th ACM Conf. on Recommender Systems (RecSys '14)*, Foster City, CA, USA, pp. 317-320, Oct. 2014. <https://doi.org/10.1145/2645710.2645766>.
- [10] Y. Hu, Y. Koren, and C. Volinsky, "Collaborative filtering for implicit feedback datasets", *Proc. 2008 IEEE Int. Conf. on Data Mining (ICDM '08)*, Pisa, Italy, pp. 263-272, Dec. 2008. <https://doi.org/10.1109/ICDM.2008.22>.
- [11] S. Kakade and S. Malwade, "Multilingual communication approach in group chats via Google Translate", *Journal of Scientific Advances*, Vol. 2, No. 1, pp. 31-37, Mar. 2025. <https://doi.org/10.63665/jsa.v2i1.03>.
- [12] S. E. Lee, H. Yoo, and K. Chung, "Pose Pattern Mining Using Transformer for Motion Classification," *Applied Intelligence*, Vol. 54, No. 5, pp. 3841-3858, Mar. 2024. <https://doi.org/10.1007/s10489-024-05325-0>.
- [13] J. W. Baek, K. Chung, "Multi-context mining based graph neural network for predicting emerging health risk," *IEEE Access*, Vol. 11, pp. 15153-15163, Feb. 2023. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3243722>.
- [14] S. M. Jo, "A Study on Technical Analysis of Efficient Recommendation Systems," *Journal of Artificial Intelligence Convergence Technology*, Vol. 5, No. 1, pp. 17-22, Mar. 2025. <https://doi.org/10.23374/jaict.2025.5.1.003>.
- [15] S. M. Jo, "A Study on Generalization Performance Analysis of Artificial Intelligence Data Learning Techniques," *Journal of Artificial Intelligence Convergence Technology*, Vol. 5, No. 2, pp. 55-60, Aug. 2025. <https://doi.org/10.23374/jaict.2025.5.2.001>.
- [16] J. C. Kim, E. B. Cho, and J. H. Chang, "Construction of Dataset for the 5 Major Violent Crimes Through Collection and Preprocessing of Judgment," *Journal of Artificial Intelligence Convergence Technology*, Vol. 5, No. 1, pp. 11-16, Mar. 2025. <https://doi.org/10.23374/jaict.2025.5.1.002>.
- [17] M. J. Kim, K. Chung, "T5-Based Anomaly-Behavior Video Captioning Using Semantic Relation Mining", *Applied Soft Computing*, Vol. 185, pp. 113923, Dec. 2025. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2025.113923>.

저자소개

이 채 원 (Chaewon Lee)



2023년 3월 ~ 현재 : 경기대학교
AI컴퓨터공학부 컴퓨터공학전공
학사과정
관심분야 : 데이터마이닝, 딥러닝,
컴퓨터비전, 인공지능

김 민 지 (Minji Kim)



2023년 3월 ~ 현재 : 경기대학교
AI컴퓨터공학부 컴퓨터공학전공
학사과정
관심분야 : 데이터, 인공지능

손 서 우 (Seowoo Son)



2023년 3월 ~ 현재 : 경기대학교
AI컴퓨터공학부 컴퓨터공학전공
학사과정
관심분야 : 프론트엔드, 데이터

임 세 은 (Seeun Lim)



2023년 3월 ~ 현재 : 경기대학교
AI컴퓨터공학부 컴퓨터공학전공
학사과정
관심분야 : 데이터, 인공지능

정 경 용 (Kyungyong Chung)



2000년 2월 : 인하대학교
전자계산공학과(공학사)
2002년 2월 : 인하대학교
전자계산공학과(공학석사)
2005년 8월 : 인하대학교
컴퓨터정보공학부(공학박사)
2006년 3월 ~ 2017년 2월 :

상지대학교 컴퓨터정보공학부 교수

2017년 3월 ~ 현재 : 경기대학교 컴퓨터공학부 교수
관심분야 : 데이터 마이닝, 헬스케어, 빅데이터, HCI,
지능시스템, 인공지능, 인공지능, 추천 시스템