

# GRU 언어 모델을 이용한 Fuzzy–AHP 기반 영화 추천 시스템

오재택<sup>1</sup>, 이상용<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>공주대학교 컴퓨터공학과 박사, <sup>2</sup>공주대학교 컴퓨터공학부 교수

## A Fuzzy–AHP–based Movie Recommendation System using the GRU Language Model

Jae–Taek Oh<sup>1</sup>, Sang–Yong Lee<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>Doctor, Department of Computer Science & Engineering, Kongju National University

<sup>2</sup>Professor, Division of Computer Science & Engineering, Kongju National University

요 약 무선 기술의 고도화 및 이동통신 기술의 인프라가 빠르게 성장함에 따라 AI 기반 플랫폼을 적용한 시스템이 사용자의 주목을 받고 있다. 특히 사용자의 취향이나 관심사 등을 이해하고, 선호하는 아이템을 추천해주는 시스템은 고도화된 전자상거래 맞춤형 서비스 및 스마트 홈 등에 적용되고 있다. 그러나 이러한 추천 시스템은 다양한 사용자들의 취향이나 관심사 등에 대한 선호도를 실시간으로 반영하기 어렵다는 문제가 있다. 본 연구에서는 이러한 문제를 해소하기 위해 GRU(Gated Recurrent Unit) 언어 모델을 이용한 Fuzzy–AHP 기반 영화 추천 시스템을 제안하였다. 본 시스템에서는 사용자의 취향이나 관심사를 실시간으로 반영하기 위해 Fuzzy–AHP를 적용하였다. 또한 대중들의 관심사 및 해당 영화의 내용을 분석하여 사용자가 선호하는 요인과 유사한 영화를 추천하기 위해 GRU 언어 모델 기반의 모델을 적용하였다. 본 추천 시스템의 성능을 검증하기 위해 학습 모듈에서 사용된 스크래핑 데이터를 이용하여 학습 모델의 적합성을 측정하였으며, LSTM(Long Short–Term Memory) 언어 모델과 Epoch 당 학습 시간을 비교하여 학습 수행 속도를 측정하였다. 그 결과 본 연구의 학습 모델의 평균 교차 검증 지수가 94.8%로 적합하다는 것을 알 수 있었으며, 학습 수행 속도가 LSTM 언어 모델보다 우수함을 확인할 수 있었다.

주제어 : 게이트 순환 유닛, 언어 모델, 퍼지 계층적 분석 방법, 스크래핑, 추천 시스템

**Abstract** With the advancement of wireless technology and the rapid growth of the infrastructure of mobile communication technology, systems applying AI–based platforms are drawing attention from users. In particular, the system that understands users' tastes and interests and recommends preferred items is applied to advanced e–commerce customized services and smart homes. However, there is a problem that these recommendation systems are difficult to reflect in real time the preferences of various users for tastes and interests. In this research, we propose a Fuzzy–AHP–based movies recommendation system using the Gated Recurrent Unit (GRU) language model to address a problem. In this system, we apply Fuzzy–AHP to reflect users' tastes or interests in real time. We also apply GRU language model–based models to analyze the public interest and the content of the film to recommend movies similar to the user's preferred factors. To validate the performance of this recommendation system, we measured the suitability of the learning model using scraping data used in the learning module, and measured the rate of learning performance by comparing the Long Short–Term Memory (LSTM) language model with the learning time per epoch. The results show that the average cross–validation index of the learning model in this work is suitable at 94.8% and that the learning performance rate outperforms the LSTM language model.

**Key Words** : Gated Recurrent Unit, Language Model, Fuzzy–AHP, Scraping, Recommendation System

\*Corresponding Author : Sang–Yong Lee(sylee@kongju.ac.kr)

Received May 24, 2021

Accepted August 20, 2021

Revised June 3, 2021

Published August 28, 2021

## 1. 서론

무선 기술의 고도화 및 이동통신 기술의 인프라가 빠르게 성장함에 따라 디지털 전환 및 사물 인터넷 분야에서 AI 기반 플랫폼을 적용한 시스템이 사용자의 주목을 한 몸에 받고 있다. 특히 사용자의 취향이나 관심사 등을 이해하고, 선호하는 아이템을 추천(제안)해주는 추천 시스템은 고도화된 전자상거래 맞춤형 서비스 및 스마트 홈 분야를 통해서 적용되고 있다[1-3].

그러나 이러한 추천 시스템은 사용자의 취향이나 관심사 등이 제각각이며, 이에 대한 선호도를 실시간으로 반영하기 어렵다는 문제가 있으며, 광고를 통해 사용자가 선호하지 않는 서비스 및 아이템 등을 지속적으로 유도함으로써 시스템에 대한 사용자의 불확실성을 높일 수 있다는 문제가 제기되고 있다[4, 5].

이에 본 연구에서는 이러한 문제점을 해소하기 위해 GRU(Gated Recurrent Unit) 언어 모델을 이용한 Fuzzy-AHP 기반 영화 추천 시스템을 제안하고자 한다. Fuzzy-AHP를 이용하여 사용자의 취향이나 관심사를 실시간으로 반영할 수 있으며, GRU 언어 모델 기반의 학습을 통해 대중들의 관심사 및 해당 영화의 내용을 분석할 수 있어 사용자의 선호도와 유사한 영화를 추천할 수 있다.

## 2. 관련연구

### 2.1 추천 시스템

2020 CES(Consumer Electronics Show)에서는 'AI in everyday life'라는 슬로건을 내세워 인공지능이 일상생활 속에 자연스럽게 스며들고 있다는 것을 강조하였다. 그리고 최근 5G 이동통신을 활용한 플랫폼이 주목을 받으면서 추천 시스템 또한 다시 한번 수면 위로 부상하게 되었다[6].

추천 시스템은 사용자의 취향이나 관심사 등을 통해 사용자에게 선호하는 아이템을 제공하는 시스템을 말한다[3]. 최근 추천 시스템의 방향은 고객에게 맞춤형 서비스를 제공하는 형태로 발전되고 있으며, 상용화를 통해 그 진가를 확인하고 있다. 기계학습의 발전과 컴퓨터 하드웨어의 발달로 현재 추천 시스템은 이를 적용하여 추천 정확도를 높이고 있다.

참고문헌 [7]은 사용자의 음악 청취 기록의 분산 표현

(Distributed Representation) 데이터 즉, 실수 형태로 임베딩한 데이터를 활용하여 분산 표현된 사용자의 선호도와 유사한 음악을 추천하는 시스템을 제안하였다[7].

참고문헌 [8]은 사용자 정보를 활용하여 K-means Clustering으로 선호도가 유사한 사용자를 분류하고, 각각의 클러스터에 대한 신경망을 구축하여 사용자에게 영화를 추천하는 시스템을 제안하였다[8]. 그러나 두 추천 시스템은 사용자의 선호도를 실시간으로 반영하기가 어렵다는 문제점이 있어 사용자의 선호도에 대한 불확실성을 반영할 수 없다. 이에 반해 본 연구의 추천 시스템은 최신의 영화 정보의 내용들을 반영할 수 있으며, 사용자의 선호 기준에 맞는 영화를 객관적으로 예측할 수 있다는 장점이 있다.

앞으로 추천 시스템은 향상된 여러 기계학습을 통해 사용자의 취향을 정확하게 분석할 수 있을 뿐만 아니라 다양한 분야에도 적용할 수 있어 해당 원천 기술의 가치는 더욱 높아질 것으로 예상된다.

### 2.2 Fuzzy-AHP

Fuzzy-AHP는 선호 기준(Criteria)에 대한 선호도의 불확실성을 반영할 수 있는 의사결정 기법으로써 각 선호 기준을 계층화한 구조적 모델을 통해 사용자가 선호하는 항목을 구분해 낼 수 있다[9, 10].

Fuzzy-AHP는 선호 기준의 선호도를 특정 값으로 표현하기 보다 범위 값을 이용하여 반영함으로써 선호도의 불확실성을 해결할 수 있으며, 정책 결정이나 경영 문제, 안전 처리 등에 문제 해결 및 의사결정을 위해 사용된다[9, 10].

본 연구에서는 영화를 선택할 때 선호하는 요인에 대한 기준을 계층화하여 Fuzzy-AHP를 통해 사용자가 선호하는 영화의 기준을 파악하고자 하였다.

### 2.3 GRU(Gated Recurrent Unit)

GRU(Gated Recurrent Unit)은 Fig. 1과 같이 LSTM(Long Short-Term Memory)처럼 시퀀스 데이터가 상태(기억)를 유지함에 있어 데이터가 소실되거나 아예 다른 형태로 변하게 되는 문제를 해결할 수 있는 신경망을 말한다[11-15].

GRU는 Fig. 1과 같이 내부 상태에서 오랜 시간 기억할 수 있는 셀 상태가 없어도 내부 정보의 흐름을 조절할 수 있다. 또한 LSTM보다 구조가 간단하기 때문에 학습 속도와 정확도가 우수하여 더 오랜 시간 시퀀스 데이터를 기억 및 저장할 수 있다[11-15].

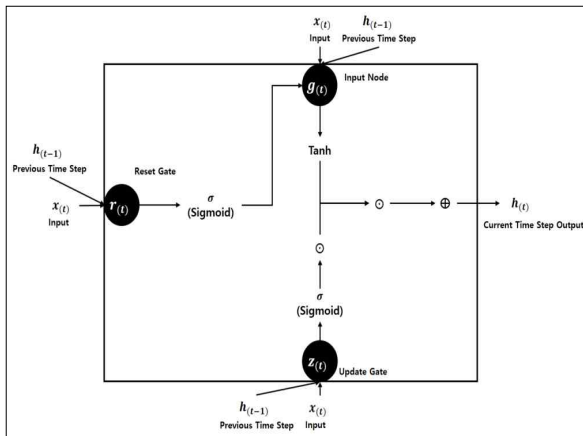


Fig. 1. GRU Structure

참고문헌 [16]은 사용자의 상황별 대화를 동적으로 분석하여 주제를 검출한 후 적절한 광고와 매칭하여 추천 정확도를 향상시키는 것을 목적으로 하는 실시간 소셜 추천 시스템을 제안하였다[16].

참고문헌 [17]은 환자의 과거 진단 이력을 바탕으로 GRU를 이용한 심층 학습 모델을 구성하여 현재 환자의 상태를 예측하고, 질병의 진행 상황을 파악할 수 있는 예측기반 추천 시스템을 제안하였다[17].

그러나 두 추천 시스템은 이력을 바탕으로 현재 상황에 대해 예측하고 이를 추천하는 시스템으로, 사용자의 취향이나 관심사에 대한 선호도를 반영할 수 있는 서비스를 제공할 수 없다는 문제점이 있다. 이에 반해 본 연구의 추천 시스템은 최신의 영화 정보의 내용들을 반영할 수 있으며, 사용자의 선호 기준에 맞는 영화를 객관적으로 예측할 수 있다는 장점이 있다.

본 연구에서는 GRU를 이용하여 영화를 관람하는 대중들의 관심사 및 해당 영화 정보를 분석하고자 한다.

## 2.4 언어 모델

언어 모델(Language Model)은 이전 시퀀스 데이터의 학습 결과로 다음 시퀀스를 예측하는 모델을 말한다 [11, 18]. 다음 시퀀스를 예측하는 방법은 탐욕적인 방법과 확률적인 방법이 있으며, 주로 확률적인 방법을 선택하여 언어 모델을 구성한다.

탐욕적인 방법은 예측 확률이 높은 시퀀스를 할당하는 방법으로 이는 다소 논리적으로 구성되지 않을 수 있다는 단점이 있다. 확률적인 방법은 무작위로 시퀀스를 할당하는 방법으로 이는 문맥이 맞는 문장을 구성할 수 있다는 장점이 있다[11, 18]. 각 방법론들은 신경망 구성 형태에 따라서 다르게 선택될 수 있으며, 이를 통해 효과

적인 언어 모델을 구성할 수 있다.

본 연구에서는 GRU로 학습된 시퀀스 데이터를 언어 모델을 통해 사용자가 선호하는 영화를 예측하고자 한다.

## 3. 시스템 설계

본 연구에서 제안하는 추천 시스템은 Fig. 2와 같이 처리 모듈과 학습 모듈, 예측 모듈, 추천 모듈 그리고 데이터베이스로 구성된다.

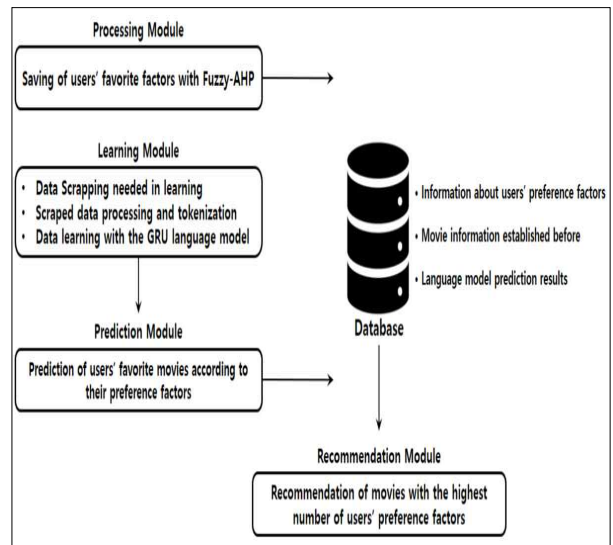


Fig. 2. System Structure

처리 모듈은 사용자가 선호하는 영화의 취향이나 관심사를 반영하기 위해 Fuzzy-AHP를 이용하여 각 선호 기준에서 선호하는 정도를 파악하는 모듈이다. 각 선호 기준은 Fig. 3과 같이 영화가 흥행을 거두기 위한 기준들을 계층화한 구조적 모델로 구성하였으며, 선호 기준 중에 '장르'는 서로 유사성이 있는 요소에 대하여 하나의 장르로 통합하였다.

Fig. 3은 Fuzzy-AHP를 통해 사용자가 선호하는 영화의 취향이나 관심사를 반영하기 위한 구조적 모델로 각 선호 기준을 상위 요인으로 계층화하였으며, 이에 따른 요소들은 각 선호 기준의 하위 요소로 구성하여 이후, 의사결정 진행을 통해 사용자가 선호하는 영화의 취향이나 관심사를 파악할 수 있다.

학습 모듈은 사용자의 선호도와 유사한 영화를 추천하기 위한 GRU 언어 모델 기반의 학습 모듈을 말한다. 대중들의 관심사 및 취향, 영화 정보의 내용을 분석하기 위

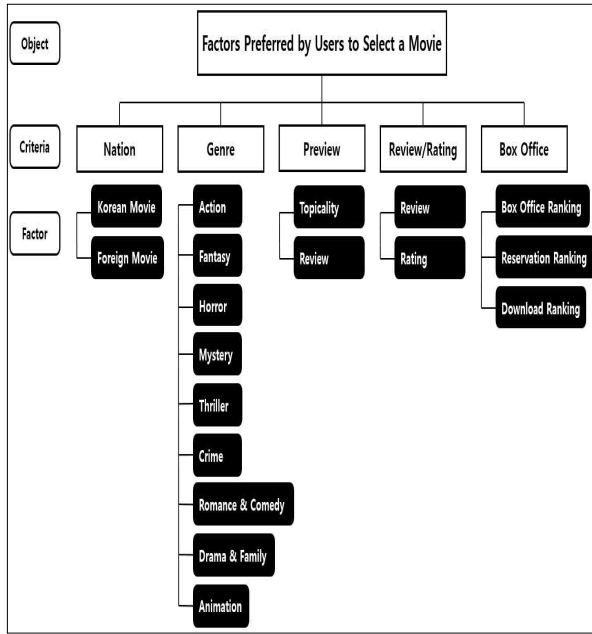


Fig. 3. A Structural Model based on the Hierarchy of Movie Preference Criteria

해 학습에 필요한 데이터를 스크래핑(Scraping)하여 해당 데이터를 학습할 수 있게 전처리한 다음, GRU 언어 모델로 Fig. 2의 선호 기준에 맞는 영화를 예측할 수 있다.

해당 학습 모델은 확률적인 방법을 사용하여 Fig. 2의 선호 기준에 맞는 영화를 예측하고자 하였으며, 모델의 정확도를 높이기 위해 포털 사이트 및 SNS에서 뉴스 기사, 트윗 게시물, 댓글 등 여러 자료들을 다각적으로 활용하였다.

예측 모델은 학습 모듈에서 학습한 결과를 사용자의 선호 요인에 따라 예측하는 모듈이다. 각 선호 기준의 선호 정도와 GRU 언어 모델로 학습한 결과를 서로 매핑하여 이를 데이터베이스에 저장하게 된다. 예측된 결과는 Fig. 2의 선호 기준에 따라 테이블에 트랜잭션되는데, 다만 선호 기준에 따른 예측된 결과가 존재하지 않을 때는 데이터베이스에 저장된 영화 정보를 이용하게 된다.

추천 모듈은 사용자가 선호하는 요인이 가장 높은 영화를 추천하는 모듈이다. 사용자가 선호하는 영화의 선호 기준이 예측 모듈에서 트랜잭션한 결과와 서로 일치한다면, 해당 인스턴스를 사용자 인터페이스로 추천하게 된다.

본 연구의 데이터베이스에는 사용자가 선호하는 요인 정보와 사전 구축된 영화 정보, 추천 모듈에서 Fig. 2의 선호 기준에 맞는 영화를 추천할 수 있게 GRU 언어 모델로 예측한 결과 정보가 저장되어 있다.

#### 4. 시스템 구현

본 연구에서 제안하는 영화 추천 시스템을 구현하기 위해 설계된 모듈들을 기반으로 하여 웹 응용 프로그램을 구성하였다. 본 연구에서 제안하는 추천 시스템을 구현하기 위한 시스템 개발 환경은 Table 1과 같다.

Table 1. Development Environment

Mobile Device	Samsung Galaxy S8+
Operating System	Android 10.0, Windows 10
Language	Java for Android, Python, ASP.NET 4.8, HTML5, CSS3.0
Database	MS SQL 2012
Tool	Android Studio, Pycharm, Visual Studio 2015

Table 1과 같이 설계된 모듈들을 웹 응용 프로그램으로 구성하기 위해 인터넷 정보 서비스(Internet Information Service)를 이용한 ASP.NET으로 웹 페이지를 구축하였으며, 구축한 웹 페이지를 효과적으로 제공하기 위해 웹 뷰(Web View)를 이용하여 웹 페이지를 할당하였다. 또한 ASP.NET과 호환성이 높은 MS SQL을 사용하여 테이블에 저장된 데이터를 유기적으로 활용할 수 있게 하였다.

처리 모듈은 사용자가 선호하는 영화의 취향이나 관심사를 반영하기 위해 Fuzzy-AHP를 이용하여 각 선호 기준에서 선호하는 정도를 파악하는 모듈이다. 이를 구현하기 위해 ASP.NET 개발 프레임워크인 웹 폼(Web Form)을 이용하여 사용자가 선호하는 영화의 취향이나 관심사를 파악하였다. Fig. 3의 각 선호 기준 및 선호 요인들의 선호하는 정도를 일대일 비교하고, 이 퍼지 값을 Fuzzy-AHP로 처리하여 우선순위가 높은 값을 데이터베이스에 저장한다. 우선순위가 높은 값은 사용자가 선호하는 영화의 취향이나 관심사를 나타내며, 우선순위보다 낮은 값은 후순위의 선호도를 나타낸다. 구현된 처리 모듈을 통해 사용자가 선호하는 영화의 취향이나 관심사는 Table 2와 같다.

Table 2의 결과에서 우선순위가 가장 높은 영화는 ‘미스터리 영화’로 나타났으며, 해당 요인은 우선순위와 함께 데이터베이스에 저장된다. 저장된 요인은 이후 예측 모듈에서 해당 요인의 학습 결과를 트랜잭션하게 된다.

학습 모듈은 사용자의 선호도와 유사한 영화를 추천하기 위한 GRU 언어 모델 기반의 학습 모듈을 말한다. 이를 구현하기 위해 학습에 필요한 데이터를 스크래핑할

Table 2. Synthesis Weights of Fuzzy-AHP for Users' Favorite Movies

Preferred Ranking(Ratio)	Preferred Factors	Synthesis Weights
1(0.9)	Mystery movie	0.5942
2(0.8)	Movies of high scores and preference rates	0.3058
3(0.7)	Thriller movie	0.1
Tied for the lowest rank(0)	Remining factors	0

수 있는 Python 프로그램을 구축하였으며, 해당 프로그램을 이용하여 영화에 대한 뉴스 기사, 트윗 게시물, 댓글 등을 스크래핑하였다. 스크래핑된 데이터는 특수 문자 등을 제거하여 GRU 언어 모델의 학습 정확도를 높이고자 하였으며, 이후 해당 데이터를 임베딩하여 학습 모델의 확실적인 예측 결과가 정확하도록 고정된 실수 형태로 표현하였다.

본 연구에서의 학습 모델은 Keras 라이브러리의 Sequential 클래스를 이용하여 층을 계층적으로 구성하였으며, 게이트 순환 유닛 층(GRU)을 128개의 유닛으로 구성하여 은닉 상태(Hidden State)를 업데이트 및 출력할 수 있도록 하였다. 이후 Predict 메소드를 통해 Fig. 3의 각 선호 기준 및 선호 요인들의 선호하는 정도에 따른 문장을 예측하여 해당 학습의 결과를 데이터베이스에 저장하였다. 해당 학습의 결과는 Table 3과 같다.

Table 3. Learning Results with a GRU Language Model

Preferred Factors	Learning Results
Mystery Movie	Main poster of <i>The Turning</i> , a mystery horror film schedules to release in April
Movies of High Scores and Preference Rates	Trailer of <i>The Journalist</i> , a movie of high rankings
Thriller Movie	<i>Dark Waters</i> , a thriller film featuring Mark Ruffalo, opened bravely despite COVID-19

Table 3의 학습 결과는 현재 COVID-19로 인하여 개봉이 예정되었던 영화들이 전면 연기됨에 따라 2020년 2월 20일부터 3월 20일 까지 스크래핑된 데이터 20,000건을 200번 반복하여 학습한 결과이다. Table 3을 통해 사용자가 선호하는 영화의 취향이나 관심사가 높은 영화들을 예측할 수 있었다.

예측 모듈은 학습 모듈에서 학습한 결과를 사용자의 선호 요인에 따라 예측하는 모듈이다. 사용자가 선호하는 영화의 취향이나 관심사의 종합 가중치가 우선순위가 높

은 종합 가중치와 서로 일치한다면, 해당 학습의 결과와 처리 모듈에서 처리된 각 선호 기준의 선호 정도를 ADO.NET의 연결기반 방식을 사용하여 트랜잭션한다.

추천 모듈은 사용자가 선호하는 영화를 추천하는 모듈이다. 예측 모듈을 통해 해당 학습의 결과와 처리 모듈에서 처리된 각 선호 기준의 선호 정도를 트랜잭션한 결과를, 데이터베이스에 저장된 영화 정보 테이블에서 가져온 영화와 링크시킨다. 이후, 사용자가 선호하는 영화의 취향이나 관심사의 학습 결과에 대한 문자열을 추출하게 된다. 추출된 문자열과 영화 정보 테이블에서 속성 값의 인스턴스와 일치하게 된다면, 해당 영화의 인스턴스와 해당 속성과 일치하는 도메인을 추천하게 된다. 사용자가 선호하는 영화를 사용자 인터페이스로 추천한 결과는 Fig. 4와 같다.

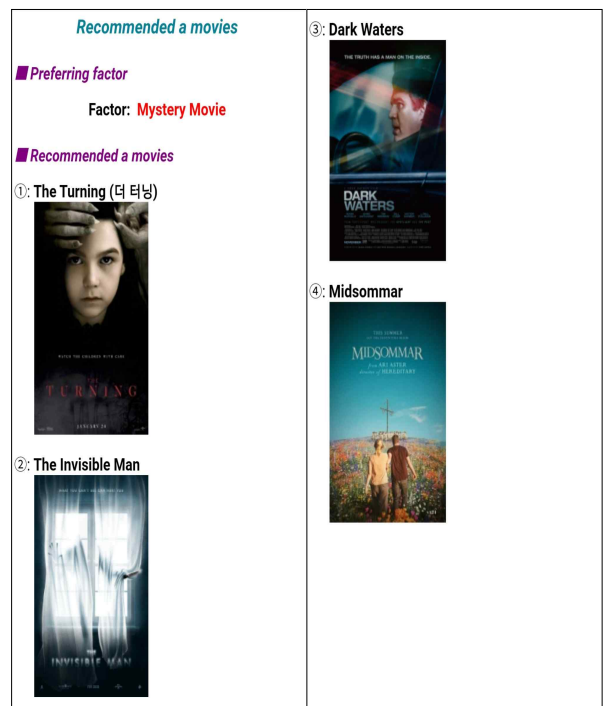


Fig. 4. [Program Capture] User Interface with Recommendation for their Favorite Movies

Fig. 4의 추천 결과를 통해 해당 사용자는 미스터리 영화를 선호하는 것으로 나타났으며, 해당 선호 요인에 따른 학습한 결과의 문자열이 영화 정보 테이블에서 속성 값의 인스턴스와 일치하는 속성의 도메인을 추천한 것을 확인할 수 있다. 해당 도메인의 추천 결과는 더 터닝, 인비저블맨, 다크 워터스, 미드소마로 나타났다.

### 5. 실험 및 평가

본 연구에서 제안한 영화 추천 시스템의 성능을 검증하기 위해 학습 모듈에서 사용된 스크래핑 데이터를 이용하여 학습 모델의 적합성을 측정하였으며, LSTM 언어 모델과 Epoch 당 학습 시간을 비교하여 학습 수행 속도를 측정하였다. 본 학습 모델의 적합성은 전체 단어 집합의 크기와 시퀀스 데이터에 대한 토큰 분할 방식에 따른 평균 교차 검증 지수를 측정하여 판단하였다. 학습 수행 속도는 학습 모델이 데이터를 학습 완료하기까지 걸리는 시간을 나타내는 지표로 학습 모델의 알고리즘이 얼마만큼 우수한지 확인할 수 있다.

본 연구에서는 그리드 서치(Grid Search)를 이용하여 전체 단어 집합의 크기가 10일 때 학습 모델의 적합성을 측정하였다. 그리드 서치는 학습 모델을 최적화할 수 있는 평가 방법으로, 해당 모델의 적합성을 높일 수 있는 매개변수들의 조합을 이용하는 교차 검증(Cross Validation)으로 이를 판단할 수 있다[18, 19]. 그리드 서치를 이용한 학습 모델의 교차 검증 지수는 Fig. 5와 같다.

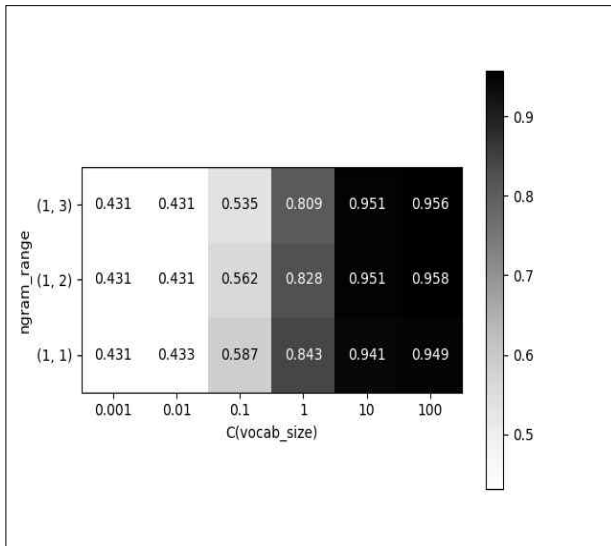


Fig. 5. Cross-validation Index of the Learning Model using Grid Search

Fig. 5에서  $x$ 축은 본 학습 모델의 적합성을 높일 수 있는 매개변수  $C(\text{vocab\_size})$ 를 의미하며, 매개변수  $C$ 는 학습 단계에서의 손실을 최소화하여 해당 모델이 최적화될 수 있도록 하는 규제 변수를 말한다 [18, 19].  $y$ 축은 시퀀스 데이터의 분할 방식을 의미하는 것으로 시퀀스 데이터의 길이를 단위 1~3으로

분할한 형태에 따라 유니그램(Unigram), 바이그램(Bigram), 트라이그램(Trigram)이라 말한다[19]. 즉, Fig. 5의 결과와 같이 본 연구의 학습 모델은 전체 단어 집합의 크기가 10일 때 평균 교차 검증 지수가 94.8%이므로 적합하다고 볼 수 있다.

그리고 본 연구에서 제안한 추천 시스템의 학습 모델에 대한 알고리즘의 우수성을 검증하기 위해 LSTM 언어 모델과 Epoch 당 학습 시간을 비교하여 수행 속도를 측정하였다. 여기서, Epoch은 전체 Dataset에 대해 학습을 완료한 상태를 의미한다. Epoch 당 학습 시간을 비교한 그래프는 Fig. 6과 같다.

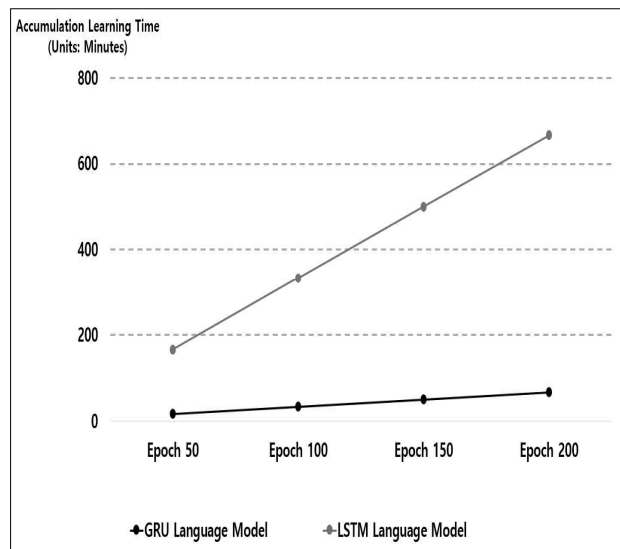


Fig. 6. Accumulation Graph to Compare Learning Time for each Epoch

Fig. 6의 결과와 같이 GRU 언어 모델의 Epoch 당 학습 시간은 누적 학습 시간 100분을 넘지 않았으며, 반면에 LSTM 언어 모델의 Epoch 당 학습 시간은 누적 시간 600분을 초과하였다. 또한 GRU 언어 모델의 학습 수행 속도는 3 epoch/분이며, LSTM 언어 모델의 학습 수행 속도는 0.33 epoch/분을 확인할 수 있었다.

이 결과로 GRU 언어 모델의 알고리즘이 우수함을 확인할 수 있었으며, 학습 수행 속도가 LSTM 언어 모델보다 9배 우수함을 확인할 수 있었다.

### 6. 결론

본 연구에서는 GRU 언어 모델을 이용한 Fuzzy-AHP 기반 영화 추천 시스템을 제안하였다. Fuzzy-AHP를 이

용하여 사용자의 취향이나 관심사를 실시간으로 반영할 수 있으며, GRU 언어 모델 기반의 학습을 통해 대중들의 관심사 및 해당 영화의 내용을 분석할 수 있어 사용자가 선호하는 요인과 유사한 영화를 추천할 수 있었다.

본 연구에서 제안한 영화 추천 시스템의 성능을 검증하기 위해 학습 모듈에서 사용된 스크래핑 데이터를 이용하여 학습 모델의 적합성을 측정하였으며, LSTM 언어 모델과 Epoch 당 학습 시간을 비교하여 학습 수행 속도를 측정하였다. 그 결과 본 연구의 학습 모델의 평균 교차 검증 지수가 94.8%임을 확인함으로써 모델이 적합하다는 것을 알 수 있었으며, 학습 수행 속도가 LSTM 언어 모델보다 우수함을 확인할 수 있었다.

## REFERENCES

- [1] Kazuhiro Takuchi, Ryoko Morishima. (2018). Life-changing Artificial Intelligence, Seoul: Young Jin, p. 8, 65-69.
- [2] J. H. Bae. (2019. 07). Special Report 1. *Maekyung Economy*, 2016, 54-57.
- [3] C. M. Kwon. (2019). *Python Machine Learning Perfect Guide*. Paju: Wiki books. p. 556-559
- [4] J. S. Park. (2020. 02). Evolving Beauty Techniques. *Economist*, 1521, 22-24.
- [5] Y. K. Kim. (2019. 10). How far can we trust artificial intelligence?. *Economist*, 1503, 24-28.
- [6] K. K. Hwang. (2020. 01). Future Technology Appears in CES 2020. *Economist*, 1518, 26-31.
- [7] D. Wang, S. Liu, G. Xu & S. Deng. (2016). Improving Music Recommendation using Distributed Representation. *Proceedings of the 25th International Conference Companion on World Wide Web*, 125-126.
- [8] M. Ahmed, M. T. Imtiaz & R. Khan. (2018). Movie Recommendation System using Clustering and Pattern Recognition Network, *2018 IEEE 8th Annual Computing and Communication Workshop and Conference*, 143-147.
- [9] S. K. Lee, G. Mogi & J. W. Kim. (2008). A Fuzzy AHP Approach to Prioritize the Energy Technology Development Strategy and Policy. *New & Renewable Energy*, 4(1), 19-24.
- [10] E. Kinoshita, T. Oya. (2012). *Strategic Decision Making - AHP*. Seoul: Cheong Ram, p. 15-22.
- [11] R. Sebastian, M. Vahid. (2019). *Python Machine Learning Second Edition*. Seoul: Gilbut. p. 571-579, 594-601.
- [12] H. Tanioka. (2018). *Easiest Deep Learning Introductory Classroom*. Paju: Wikibooks. p. 211-215.
- [13] H. H. Kim. (2020). *Tensorflow 2.0 Programming*. Paju: Wikibooks. p. 194-199.
- [14] Y. Sugomori. (2017). *Learning Deep Learning with Standard*. Paju: Wikibooks. p. 255-256.
- [15] J. Y. Chung, C. Gulcehre, K. H. Cho & Y. Bengio. (2014). Empirical Evaluation of Gated Recurrent Neural Networks on Sequence Modeling. *In NIPS 2014 Workshop on Deep Learning*, 1-9.
- [16] R. Albalawi, T. H. Yeap & M. Benyoucef. (2019). Toward A Real-time Social Recommendation System. *Proceedings of the 11th International Conference on Management of Digital EcoSystems*, 336-340.
- [17] M. Pavithra, K. Saruladha & K. Sathyabame. (2019). GRU based Deep Learning Model for Prognosis Prediction of Disease Progression. *2019 3rd International Conference on Computing Methodologies and Communication*, 840-844.
- [18] C. François. (2018). *Deep Learning with Python*. Seoul: Gilbut. p. 151-157, 355-356.
- [19] A. C. Müller, S. Guido. (2019). *Introduction to Machine Learning with Python*. Seoul: Hanbit Media. p. 337, 433-434.

### 오 재 택(Oh, Jae Taek)

[정회원]



- 2015년 2월 : 대전대학교 IT경영공학과 (공학사)
- 2017년 2월 : 공주대학교 대학원 컴퓨터공학과 (공학석사)
- 2020년 8월 : 공주대학교 대학원 컴퓨터공학과 (공학박사)
- 2020년 12월 ~ 현재 : 한국전자기술연구원 지능로봇틱스 연구센터 (박사후연구원)
- 관심분야 : 인공지능, 추천 시스템, Person Re-identification
- E-Mail : softbank12@keti.re.kr

### 이 상 용(Lee, Sang Yong)

[정회원]



- 1984년 2월 : 중앙대학교 전자계산학과 (공학사)
- 1988년 2월 : 일본동경공업대학대학원 총합이공학연구과 (공학석사)
- 1988년 3월 ~ 1989년 2월 : 일본 NEC 중앙연구소 연구원
- 1993년 2월 : 중앙대학교 일반대학원 전자계산학과 (공학박사)
- 1996년 9월 ~ 1997년 8월 : University of Central Florida 방문교수
- 1993년 8월 ~ 현재 : 공주대학교 컴퓨터공학부 교수
- 관심분야 : 인공지능, 컨텍스트 예측, 추천 시스템
- E-Mail : sylee@kongju.ac.kr