

퍼지 AHP와 퍼지 연관규칙을 이용하여 고차원 데이터를 처리하는 영화 추천 시스템

오재택¹, 이상용^{2*}

¹공주대학교 컴퓨터공학과 박사과정, ²공주대학교 컴퓨터공학부 교수

A Movie Recommendation System processing High-Dimensional Data with Fuzzy-AHP and Fuzzy Association Rules

Jae-Taek Oh¹, Sang-Yong Lee^{2*}

¹Doctoral Course, Department of Computer Science & Engineering, Kongju National University

²Professor, Division of Computer Science & Engineering, Kongju National University

요 약 최근 추천 시스템들은 고차원 데이터를 사용할 수 있는 시스템으로 발전하고 있다. 그러나 고차원 데이터는 차원을 확장시켜 알고리즘 복잡도가 증가하여 추천 항목의 정확도를 저하시킬 수 있다. 또한 데이터의 희소성(Sparsity) 문제가 발생할 수 있어 사용자들에게 적합한 추천 항목을 제공하는 것이 어렵다. 본 연구에서는 Fuzzy-AHP를 이용하여 사용자들의 주관적 기준의 데이터를 객관적 기준으로 분류한 후, 퍼지 연관규칙 분석을 이용하여 반복적 패턴을 띄는 규칙들을 활용하는 알고리즘을 제안하였다. 본 연구에서 적용된 알고리즘이 고차원 데이터의 문제점들을 어떻게 완화하는지 확인하기 위해 사용자 수의 변화에 따른 5-fold Cross Validation을 진행하였다. 그 결과 본 알고리즘이 적용된 시스템의 정확도는 Fuzzy-AHP만을 적용한 시스템보다 12.5% 정도 정확도가 우수하였고, 데이터의 희소성 문제도 완화할 수 있다는 것을 확인하였다.

주제어 : 고차원 데이터, 데이터 희소성, 퍼지-계층적 분석 기법, 퍼지 연관규칙, 추천 시스템

Abstract Recent recommendation systems are developing toward the utilization of high-dimensional data. However, high-dimensional data can increase algorithm complexity by expanding dimensions and be lower the accuracy of recommended items. In addition, it can cause the problem of data sparsity and make it difficult to provide users with proper recommended items. This study proposed an algorithm that classify users' subjective data with objective criteria with fuzzy-AHP and make use of rules with repetitive patterns through fuzzy association rules. Trying to check how problems with high-dimensional data would be mitigated by the algorithm, we performed 5-fold cross validation according to the changing number of users. The results show that the algorithm-applied system recorded accuracy that was 12.5% higher than that of the fuzzy-AHP-applied system and mitigated the problem of data sparsity.

Key Words : High-dimensional Data, Data Sparsity, Fuzzy-AHP, Fuzzy Association Rules, Recommendation System

*This work was supported by the research grant of the Kongju National University in 2018.

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

Received November 19, 2018

Revised December 18, 2018

Accepted February 20, 2019

Published February 28, 2019

1. 서론

추천 시스템이란 사용자의 정보를 바탕으로 선호도를 예측하여 사용자들이 가장 좋은 선택을 할 수 있도록 선택 가능한 항목을 제공하는 시스템을 말한다[1-5].

최근 추천 시스템은 빅 데이터 기술의 도입으로 사용자들의 정보를 다각도로 수집하고 분석하여 시스템이 합리적인 결정을 내릴 수 있도록 성능을 높이고 있으며, 기계학습(Machine Learning)을 이용하여 고차원 데이터로부터 사용자의 정보들을 추출하여 사용자의 선호도를 예측하고 있다. 그러나 고차원 데이터는 차원을 확장시켜 알고리즘 복잡도가 증가하여 추천 항목의 정확도에 영향을 줄 뿐만 아니라 데이터 희소성(Sparsity) 문제가 발생할 수 있어 사용자들에게 적합한 추천 항목을 제공하는 것이 어렵다[6-11].

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위하여 Fuzzy-AHP와 퍼지 연관규칙(Fuzzy Association Rules) 분석을 이용하였다. Fuzzy-AHP는 불확실한 상황이나 정보들에 대해 정확한 기준을 정하고 분류할 수 있으며, 퍼지 연관규칙(Fuzzy Association Rules) 분석은 패턴을 띄는 고차원 데이터에 대하여 정보를 최대한 손실하지 않는 방향으로 관계(규칙)를 표현할 수 있어 추천 시스템에 활용할 수 있다[8, 12].

본 연구에서는 사용자가 선호하는 영화에 대한 요소들을 분리된 텐서 형태로 구성하여 Fuzzy-AHP와 퍼지 연관규칙 분석을 활용한 영화 추천 시스템을 구성하였다. 본 추천 시스템을 통해 고차원 데이터에 대하여 특성을 정확한 기준으로 분석하고, 패턴을 띄는 가장 핵심적인 규칙들을 찾을 수 있는 학습 기법을 적용하여 사용자들에게 가장 적합한 영화를 추천할 수 있는 시스템을 제안하고자 한다.

2. 관련연구

2.1 고차원 데이터

고차원 데이터는 텐서(Tensor)가 큐브 형식의 모델로 존재하는 배열로써 데이터를 구성하는 형태를 의미한다. 텐서란 벡터의 개념을 확장한 기하학적인 형태로써 n 차원 형태의 배열을 나타낸다[13, 14]. 고차원 데이터는 학습 표본이 드문드문 흩어져 있어 추천 시스템의 정확도가 저하될 뿐만 아니라 데이터의 희소성 문제가 발생할

수 있다[6-8].

이러한 문제를 완화하기 위해서는 텐서의 차원을 축소하거나 분해 기법 등을 이용하여 데이터 세트를 다루기 쉽게 구성하거나 핵심적인 특징만을 추출하여 사용하게 된다[13].

2.2 Fuzzy-AHP

Fuzzy-AHP는 Da-Yong Chang 등이 제안한 방법으로 불확실한 상황이나 정보들에 대한 척도의 기준을 삼각 퍼지 수(Triangular Fuzzy Numbers)로 보완하여 AHP(Analytic Hierarchy Process)보다 정확한 의사결정을 도와주는 방법론이다[4, 12].

Fuzzy-AHP로 의사결정을 진행하는 방법은 AHP 방식과 동일한 방법의 과정을 따르며, 퍼지 수로 변환하기 위한 방식은 다음과 같다[4, 12].

- ① AHP 방식으로 의사결정을 진행하여 작성된 쌍대 비교 행렬을 삼각 퍼지 수로 변환된 쌍대비교 행렬로 다시 작성한다.
- ② 작성된 쌍대비교 행렬로 퍼지 합성 확장 값(Fuzzy Synthetic Extent, S_i)을 식(1)과 같이 계산한다.

$$S_i = \left(\sum_{j=1}^n l_{ij}, \sum_{j=1}^n m_{ij}, \sum_{j=1}^n u_{ij} \right) \otimes \left(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n l_{ij}, \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n m_{ij}, \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n u_{ij} \right)^{-1} \quad \text{식(1)}$$

- ③ 퍼지 합성 확장 값을 이용하여 가능성 정도(Degree of Possibility, d')를 식(2)와 식(3)을 이용하여 계산한다.

$$d'(S_i) = \min V(S_i \geq S_i) \quad \text{식(2)} \\ (i = 1, 2, \dots, n, i \neq i)$$

$$V(S_1 \geq S_2) = \begin{cases} 1, & \text{if } m_1 \geq m_2 \\ \frac{l_2 - u_1}{(m_1 - u_1) - (m_2 - l_2)}, & \text{else if } u_1 \geq l_2 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad \text{식(3)}$$

- ④ 가능성 정도를 1이 되도록 정규화한다.

2.3 연관규칙

연관규칙(Association Rule) 분석은 데이터 집합 속의 관계를 규명하기 위한 패턴 및 규칙을 찾아내는 비지도 학습(Unsupervised Learning) 기법중의 하나이다[15, 16]. 주로 추천 시스템에 활용되며, 데이터 집합 속에 자주 등장하는 항목집합(Item Set)들을 if-then 문장의 형식인 규칙들의 집합으로 표현한다. 연관규칙 분석으로 자주 등장하는 항목들의 집합들을 찾아내어 사용자가 특정 항목(Item)을 선호할 시, 이와 연관성이 높은 항목들을 추천한다[15, 17, 18]. 연관규칙의 형식은 식(4)와 같다[19].

$$X, Y \subseteq I, \text{ 여기서 } X \cap Y = \emptyset, \\ I \text{는 전체 항목집합을 나타낸다.} \\ \therefore X \rightarrow Y \quad \text{식(4)}$$

연관규칙 ‘ $X \rightarrow Y$ ’는 전체 항목집합 I 중에서 자주 등장하는 항목집합을 포함하는 비율을 지지도(Support)로 표현하는데, 그 중에서도 최소 지지도 임계값 (Min_Support Threshold)을 만족하는 모든 항목집합을 빈발 항목집합(Frequent Item Set)이라고 한다. 두 항목 X 와 Y 의 지지도는 전체 항목집합의 개수 중에서 항목 집합 X 와 Y 를 모두 포함하는 항목집합의 비율을 말한다. 지지도를 나타내는 식은 식(5)와 같다[15, 19, 20].

$$s(X \rightarrow Y) = \frac{n(X \cup Y)}{N} = P(X \cup Y) \quad \text{식(5)}$$

또한 연관규칙은 강한 규칙을 찾아내기 위해 신뢰도 (Confidence)라는 척도도 고려한다. 즉, 연관규칙 분석은 최소 지지도 임계값과 최소 신뢰도 임계값을 만족하는 규칙을 찾아내는 것이다. 두 항목 X 와 Y 의 신뢰도는 항목 집합 X 를 포함하는 집합 중에서 항목 집합 Y 도 포함하는 조건부 확률을 말한다. 신뢰도를 나타내는 식은 식 (6)과 같다[15, 19, 20].

$$c(X \rightarrow Y) = \frac{n(X \cup Y)}{n(X)} = P(Y|X) \quad \text{식(6)}$$

다시 말하면, 연관규칙 분석은 데이터 집합 속에 자주 등장하는 항목집합, 즉 빈번하게 발생하는 패턴 (Recurring Relationships, Frequent Pattern)을 찾아내기 위해 빈발 항목집합 마이닝(Frequent Item Set Mining)을 이용하여 항목집합을 분석한다. 빈발 항목집합 마이닝은 대규모 트랜잭션이나 관계형 데이터 집합에서 항목

간의 연관관계와 상관관계를 이용하여 고객 행동 분석 및 비즈니스 인텔리전스(BI, Business Intelligence)와 같은 의사결정 과정에 도움이 된다[15, 18].

퍼지 연관규칙 분석은 연관규칙의 형식을 따르며, 항목집합의 관계를 분석하기 위해서는 항목들을 퍼지 수로 변환하여야 한다. 퍼지 수로 변환을 할 때 일반적으로 사용되는 소속 함수(Membership Function) 형태는 삼각형 형태, 가우스 분포 형태, 사다리꼴 형태 등 여러 가지가 있으며, 소속 함수는 연구자의 기본적인 주관에 따라 자유롭게 정하여 사용하면 된다[4].

3. 시스템 설계

본 연구에서 제안하는 영화 추천 시스템은 Fig. 1과 같이 웹 서버와 데이터베이스, 클라이언트로 구성된다[12].

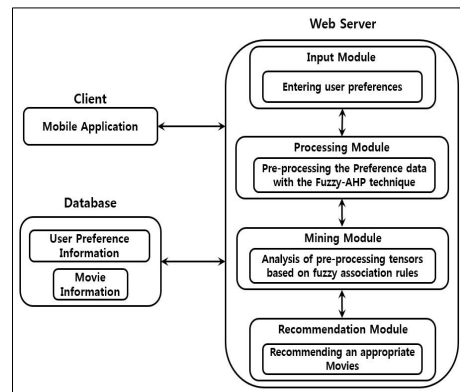


Fig. 1. System Structure

웹 서버를 통해 사용자에게 가장 적합한 영화가 추천되며, 사용자가 직접 확인할 수 있도록 UI(User Interface)가 클라이언트를 통해 제공된다. 또한 각각의 모듈(입력 모듈, 전처리 모듈, 마이닝 모듈, 추천 모듈)의 처리 과정이 웹 서버를 통해 진행된다.

입력 모듈은 사용자가 선호하는 영화에 대한 선호도가 데이터베이스에 저장될 수 있도록 하는 모듈이며, 사용자가 클라이언트에서 선택한 선호도가 저장된다. 사용자가 선호하는 영화에 대한 선호도를 입력받기 위한 AHP 계층 구조는 Fig. 2와 같다.

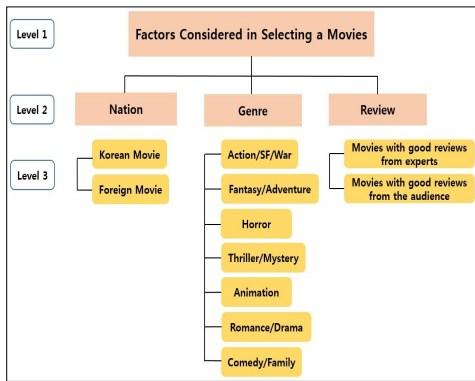


Fig. 2. AHP Structure of Input Module

Fig. 2의 계층 구조는 영화가 성공적으로 이루어지기 위한 요소들을 구조화한 것이며, 각각의 세부 항목은 포털 사이트인 'Naver 영화'에서 영화를 분류하는 방법을 따랐다[12, 21, 22].

사용자에게서 입력받은 선호도는 Fig. 3과 같이 분리된 텐서 형태로 입력받게 되며, 입력받은 선호도는 Fuzzy-AHP를 통해 객관적인 형태의 데이터로 전처리된다.

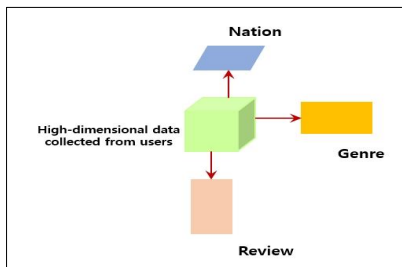


Fig. 3. Entry Forms of User Preference

전처리 모듈은 데이터베이스에 저장된 사용자들의 선호도 데이터를 마이닝 모듈이 처리하기 쉽게 변환하는 모듈이다. 입력 모듈을 통해 저장된 사용자들의 주관적인 선호도를 Fuzzy-AHP를 이용하여 객관적인 기준으로 분류하게 되며, 분류된 텐서는 처리하기 쉽게 퍼지 수 형태로 변환된다.

마이닝 모듈은 전처리된 데이터들의 특성을 분석하고, 패턴을 띄는 가장 핵심적인 데이터들의 규칙을 찾아내기 위한 모듈로 사용자가 선호하는 영화 패턴과 규칙들을 퍼지 연관규칙을 이용하여 찾아낸다.

추천 모듈에서는 마이닝 모듈을 통해 찾아낸 규칙들

을 사용자 인터페이스를 통해서 적합한 영화를 추천받을 수 있도록 데이터베이스에 저장된 영화 정보를 토대로 클라이언트를 통해 제공되어 진다.

4. 시스템 구현

본 연구에서 제안하는 영화 추천 시스템을 구현하기 위한 시스템 개발 환경은 Table 1과 같다[12].

Table 1. Development Environment

Web Server	Internet Information Services
Mobile Device	Samsung Galaxy S8+
Operating System	Android 8.0 Oreo, Windows 7
Framework	ASP.NET 4.5.2
Language	Java for Android, XML, HTML5.0, CSS3.0, Visual C#, R
Database	MS SQL Server 2012
Tool	Android Studio, Visual Studio 2015

추천 시스템을 구현하기 위한 웹 서버는 Microsoft의 인터넷 정보 서비스(Internet Information Services)를 사용하였다. 인터넷 정보 서비스는 사용자에게 웹 서버를 제공해주는 인터넷 기반 서비스로서 운영체제에 따라 다양한 버전으로 제공된다[23].

클라이언트를 구축하기 위한 모바일 장비로는 삼성전자의 'Galaxy S8+'를 사용하였으며, 웹 서버와 클라이언트의 시스템 운영체제는 'Windows 7과 안드로이드 최신 버전인 'Oreo'를 사용하였다. 웹 서버 개발 응용 소프트웨어로는 'ASP.NET 4.5.2'를 사용하여 웹 페이지를 구성하였다.

웹 서버와 클라이언트를 구성하기 위한 프로그래밍 언어로는 'Java for Android'와 'XML', 'HTML5.0', 'CSS3.0', 'Visual C#과 'R'을 이용하여 'Android Studio'와 'Visual Studio 2015'를 사용하였으며, 데이터베이스는 'MS SQL Server 2012'를 이용하여 구축하였다.

Fig. 4는 입력 모듈을 구현한 사용자 인터페이스로, Fig. 2와 Fig. 3으로 구성된 AHP 계층 구조에 따른 사용자가 선호하는 영화에 대한 텐서를 입력받아 데이터베이스에 저장된다.

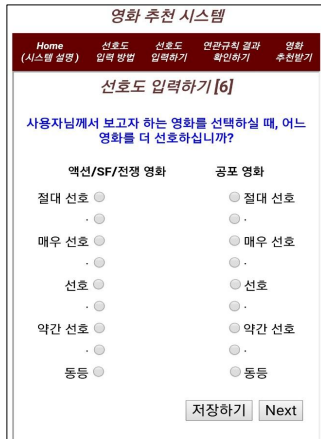


Fig. 4. [Program Capture] User Interface of Input Module

저장된 텐서는 사용자의 선호도를 객관적인 기준으로 분류한 퍼지 수 형태이며, Table 2와 같이 삼각 퍼지 수를 이용하여 선호도를 분류한다[24].

Table 2. Classification of Preference based on Triangular Fuzzy Numbers

Scale	Linguistic Scale	Triangular Fuzzy Numbers	Triangular Fuzzy Reciprocal Numbers
1	Equal Preference	(1, 1, 2)	(1/2, 1, 1)
2	Median Preference	(1, 2, 3)	(1/3, 1/2, 1)
3	Moderate Preference	(2, 3, 4)	(1/4, 1/3, 1/2)
4	Median Preference	(3, 4, 5)	(1/5, 1/4, 1/3)
5	Strong Preference	(4, 5, 6)	(1/6, 1/5, 1/4)
6	Median Preference	(5, 6, 7)	(1/7, 1/6, 1/5)
7	Very Strong Preference	(6, 7, 8)	(1/8, 1/7, 1/6)
8	Median Preference	(7, 8, 9)	(1/9, 1/8, 1/7)
9	Extreme Preference	(8, 9, 9)	(1/9, 1/9, 1/8)

전처리 모듈에서는 사용자들이 선호하는 영화 패턴과 규칙들을 찾아내기 위해 ‘.xlsx’ 확장자인 엑셀 파일 형태로 내보내게 된다.

마이닝 모듈에서는 엑셀 파일 형태로 전처리된 선호도 텐서를 이용하여 사용자들이 선호하는 영화의 특성을 분석하고, 패턴을 띄는 가장 핵심적인 데이터들의 규칙

을 찾아낸다. 데이터들의 연관규칙을 찾아내기 위해서는 Visual Studio에서 제공하는 RTVS(R Tool of Visual Studio)의 설치를 통해 진행하며, R 언어로 프로그래밍된 페이지를 편집하는 문법인 Markdown을 통해 웹 페이지로 변환한다. 웹 페이지로 변환하기 위해서는 RTVS 패키지 관리자를 통해 라이브러리를 설치 후, Markdown 문법에 맞게 프로그래밍하면 된다.

추천 모듈에서는 사용자에게 가장 적합한 영화를 추천할 수 있도록 데이터베이스에 저장된 영화 정보를 토대로 클라이언트를 통해 Fig. 5와 같이 제공되어 진다. 입력 모듈을 통해 처리 과정을 거친, 사용자가 가장 선호하는 영화의 특성과 마이닝 모듈에서 찾아낸 연관규칙을 비교하여 사용자에게 적합한 영화를 추천하게 된다.

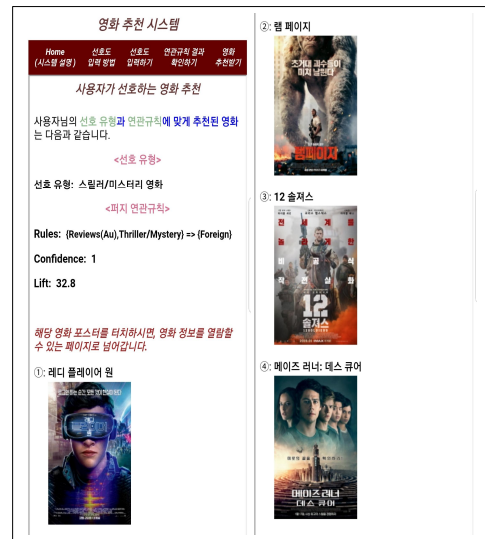


Fig. 5. [Program Capture] User Interface of Recommendation Module

Fig. 5의 사용자가 가장 선호하는 영화는 ‘<선호 유형>’ 항목에서 알 수 있듯이 ‘스릴러/미스터리 영화’이다. 이 선호 유형 항목을 이용하여 마이닝 모듈에서 찾아낸 연관규칙과 비교해 사용자에게 적합한 영화를 추천하게 되는데, 비교한 연관규칙은 Fig. 5의 ‘<퍼지 연관규칙>’ 항목의 ‘{Reviews(Au), Thriller/Mystery} => {Foreign}’ 규칙이다. 여기서 ‘Au’는 ‘Audience’의 줄임말로 시청자, 관객을 뜻한다. Fig. 5에 나타난 규칙은 관객 평가가 좋은 영화와 스릴러/미스터리 영화를 선호하는 사용자들이 외국 영화를 선호한다는 의미이다. 즉, Fig. 5의 사용자에게 추천된 영화는 외국 영화라는 것을

확인할 수 있다.

5. 실험 및 평가

5.1 실험

본 연구에서 적용된 알고리즘이 추천 시스템의 정확도에 어떠한 영향을 미치는지, 또한 데이터 희소성 문제를 어떻게 완화하는지 확인하기 위해 65명을 대상으로 영화 선호도에 대한 조사를 실시하였다.

설문 항목은 크게 영화 제작 국가에 대한 선호도 조사와 영화 장르 선호도 조사, 영화 평가 방법에 대한 선호도를 조사하였다. 조사 형식은 Fig. 6과 같이 선호하는 정도에 따른 쌍대비교를 통해 각 평가 항목의 선호도를 수집하였다.

그리고 본 연구에서 적용된 추천 시스템을 평가하기 위해 5-fold Cross Validation을 이용하여 사용자 수의 변화에 따라 정확도를 측정하였다. 제안된 추천 시스템이 Top-1을 추천했을 때 사용자 수에 따른 데이터를 변화하면서 시스템이 Top-1에 대해 얼마만큼 정확하게 추천하는지 평가하고, 데이터 희소성을 완화하는지 판단하였다.

Prefering Movie	Preference										Equal Preference	Preference										Prefering Movie
Fantasy/Adventure Movie	9	8	7	6	5	4	3	2	1	2	3	4	5	6	7	8	9	Thriller/Mystery Movie				

Fig. 6. Investigation of User Preference based on Pairwise Comparison

5.2 평가

본 연구에서의 추천 시스템을 평가하기 위해 Fuzzy-AHP를 적용한 추천 시스템과 Fuzzy-AHP와 퍼지 연관규칙을 적용한 추천 시스템을 비교 분석하였다. 사용자의 선호도를 5회 반복하여 Cross Validation을 실행하였으며, 데이터 희소성의 완화 여부를 판단하기 위해 사용자 수의 변화를 5단계로 나누어 실시하였다. 사용자 수의 변화에 따른 5-fold Cross Validation한 결과는 Fig. 7과 같다. Fig. 7에서 x 축은 사용자 수의 변화율(20%, 40%, 60%, 80%, 100%), y 축은 추천 시스템의 정확도를 나타낸다. 파란색 그래프는 Fuzzy-AHP만을 적용한 추천 시스템, 빨간색 그래프는 Fuzzy-AHP와 퍼지 연관규칙을 적용한 추천 시스템을 나타낸다.

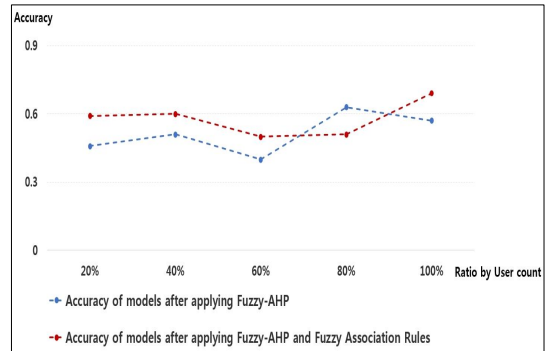


Fig. 7. 5-fold Cross Validation According to the Changing Number of Users

Fuzzy-AHP를 적용한 추천 시스템은 사용자 수의 변화가 80%일 때 가장 높은 정확도를 보였으며, Fuzzy-AHP와 퍼지 연관규칙을 적용한 추천 시스템은 사용자 수의 변화가 100%일 때 가장 높은 정확도를 보였다. 그리고 두 모델은 사용자 수의 변화가 60%일 때 가장 낮은 정확도를 보였다. 두 모델의 정확도를 비교하였을 때 근소한 차이지만 Fuzzy-AHP와 퍼지 연관규칙을 적용한 추천 시스템의 모델이 12.5% 정도 성능이 더 우수함을 확인할 수 있었다. 또한 사용자 수의 변화가 20%일 때 정확도를 비교하였을 때 Fuzzy-AHP와 퍼지 연관규칙을 적용한 추천 시스템의 모델의 정확도가 더 우수함을 확인함으로써 Fuzzy-AHP를 적용한 모델보다 데이터가 희소성되는 문제를 완화할 수 있다는 것을 확인할 수 있었다.

6. 결론

본 연구에서는 고차원 데이터에서 발생할 수 있는 추천 시스템의 정확도가 저하되는 점과 차원이 확장되어 데이터가 희소성되는 문제를 완화하고자 하는 영화 추천 시스템을 제안하였다.

Fuzzy-AHP를 이용하여 주관적인 기준의 데이터를 객관적인 기준으로 분류한 후, 퍼지 연관규칙 분석을 이용하여 반복적인 패턴을 띄는 규칙들을 활용함으로써 위와 같은 문제들을 완화할 수 있었다.

Fuzzy-AHP와 퍼지 연관규칙 분석을 적용한 추천 시스템 모델이 Fuzzy-AHP를 적용한 모델보다 12.5% 정도 정확도가 우수함을 확인할 수 있었으며, 데이터 희소성 문제를 완화할 수 있다는 것을 확인할 수 있었다.

REFERENCES

[1] I. Lim. (2015). *Recommendation System Using R*. Seoul : Chaosbook.

[2] S. K. Gorakala. (2017). *Building Recommendation Engines*. Seoul : Acorn

[3] J. W. Ha, H. Y. Kim & S. W. Kim. (2016). Data Imputation Methods for Effective Collaborative Filtering. *Communications of KIISE, 34(6)*, 8-15.

[4] J. T. Oh & S. Y. Lee. (2018). Design of a Recommendation System using Fuzzy Association Rules and Fuzzy-AHP. *Proceedings of KAICS Spring Conference 2018, 19(1)*, 387-389.

[5] G. W. Jin. (2018). A Study on Alignment Correction Algorithm for Detecting Specific Areas of Video Images. *Journal of the Korea Convergence Society, 9(11)*, 9-14.

[6] S. Y. Kim & Y. J. Jung. (2017). *Machine Learning for the first time*. Seoul : Hanbit Media.

[7] S. Rendle, Z. Gantner, C. Freudenthaler & L. Schmidt-Thieme. (2011). Fast Context-aware Recommendations with Factorization Machines. *Proceeding SIGIR '11 Proceedings of the 34th international ACM SIGIR conference on Research and development in Information Retrieval*, 635-644.

[8] M. Unger, A. Bar, B. Shapira & L. Rokach. (2016). Towards Latent Context-aware Recommendation Systems. *Knowledge-Based Systems, 104*, 165-178.

[9] J. H. Seo. (2018). Performance Evaluation of One Class Classification to detect anomalies of NIDS. *Journal of the Korea Convergence Society, 9(11)*, 15-21.

[10] E. B. Choi. (2018). A Virtualization Management Convergence Access Control Model for Cloud Computing Environments. *Journal of Convergence for Information Technology, 8(5)*, 69-75.

[11] H. J. Yoon. (2018). Classification of Normal and Abnormal Heart Sounds Using Neural Network. *Journal of Convergence for Information Technology, 8(5)*, 131-135.

[12] J. T. Oh & S. Y. Lee. (2017). A Movie Recommendation System based on Fuzzy-AHP with User Preference and Partition Algorithm. *Journal of Digital Convergence, 15(11)*, 425-432.

[13] I. A. Jeon & U. Kang. (2014). Large Scale Tensor - Mining Algorithms and Applications -. *Communications of the Korean Institute of Information Scientists and Engineers, 32(7)*, 33-39.

[14] Hacker Noon. (2018). *Definition of Tensor*. <https://hackernoon.com/learning-ai-if-you-suck-at-matrix-tensors-illustrated-with-cats-27f0002c9b32>.

[15] J. Han, M. Kamber & J. Pei. (2015). *Data Mining: Concepts and Techniques*. UiWang : Acom.

[16] W. S. Lee. (2015). *Analysis of Association Rules and Frequent Item Sets*. Seoul : Chaosbook.

[17] G. Shmueli, P. C. Bruce & N. R. Patel. (2017). *Data Mining for Business Analytics, 3rd Edition Concepts, Techniques, and Applications*. Seoul : E&B Plus.

[18] J. Leskovec, A. Rajaraman & J. D. Ullman. (2017). *Mining of Massive Datasets 2nd Edition*. Seoul : Acorn.

[19] J. Bell. (2016). *Machine Learning*. Seoul : Gilbut.

[20] R Friend. (2016). *R, Python Analysis and Programming*. <http://rfriend.tistory.com/191?category=706118>.

[21] S. K. Reddy, V. Swaminathan & C. M. Motley. (1998). Exploring the Determinants of Broadway Show Success. *Journal of Marketing Research, 35(3)*, 296-315.

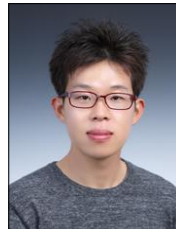
[22] Naver Corp. (2018). *Naver Movie*. <https://movie.naver.com/movie/sdb/rank/rmovie.nhn>

[23] S. H. Lee. (2014). *ASP 4.5.1 Web Programming*. Gapyeong : Allthat Media.

[24] H. S. Joun & S. Y. Lee. (2015). Technical Entrepreneurship Education Service Quality Evaluation System based on FAHP. *Journal of Digital Convergence, 13(10)*, 509-516.

오 재 택(Oh, Jae Taek)

[정회원]



- 2015년 2월 : 대전대학교 IT경영 공학과 (공학사)
- 2017년 2월 : 공주대학교 컴퓨터공학과 (공학석사)
- 2017년 3월 ~ 현재 : 공주대학교 컴퓨터공학과 (박사과정)

- 관심분야 : 인공지능, 추천 시스템
- E-Mail : ohjt15@kongju.ac.kr

이 상 용(Lee, Sang Yong)

[정회원]



- 1984년 2월 : 중앙대학교 전자계산학과 (공학사)
- 1988년 2월 : 일본동경공업대학대학원 융합이공학연구과 (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 컴퓨터공학과 교수
- 관심분야 : 인공지능, 컨텍스트 예측, 추천 시스템
- E-Mail : sylee@kongju.ac.kr