

평점의 의미: 개인화 추천 서비스에서 사용자 경험단계에 따른 콘텐츠 평가의 의미와 활용에 대한 탐색적 연구

Meaning of Rating Beyond Recommendation: Explorative Study on the Meaning and Usage of Content Evaluation Based on the User Experience Stages of Personalized Recommender Service

김 현 동 (Hyundong Kim)	연세대학교 기술경영 박사과정
황 해 정 (Hae-jeong Hwang)	연세대학교 정보대학원 석사과정
박 기 은 (Kieun Park)	연세대학교 정보대학원 석사과정
강 민 구 (Mingu Kang)	연세대학교 정보대학원 석사과정
김 정 훈 (Jeonghun Kim)	연세대학교 기술경영 석박사과정
이 인 성 (Inseong Lee)	큐리온 코리아
김 진 우 (Jinwoo Kim)	연세대학교 경영학과 교수, 교신저자

요 약

방대한 콘텐츠가 생산되고 소비되면서 빅데이터를 활용한 개인 추천 서비스가 최근 주목 받고 있다. 개인 추천 서비스를 위하여 개인 정보나 콘텐츠 평가 정보를 수집하는 것은 서비스 제공자 입장에서 중요해지고 있다. 기존 연구들은 적은 평점 정보로 더 나은 추천을 제공할 수 있는 알고리즘을 제안하거나, 평점의 양을 늘리기 위한 서비스 디자인을 제시하였다. 그러나 추천서비스 사용자가 어떤 동기로 평점을 입력하고, 서비스를 지속적으로 사용하는지에 대한 연구는 거의 없었다. 본 논문에서는 추천 서비스를 사용하고 있는 사용자들을 심층 인터뷰하여 평점 입력의 동기와 평점의 의미에 대하여 탐구하였다. 그 결과, 서비스를 경험 하면서 평점의 의미와 활용 정도가 달라짐을 알 수 있었다. 초기 평점을 입력할 때에는 과거 경험에 대한 데이터베이스를 구축하는 의미로 활용하였고, 초기 평점 단계를 지나면 현재의 느낌과 생각을 반영하는 도구로 활용하였다. 이 과정에서 자신의 평점 체계를 정교하게 다듬으며 자신만의 의미를 부여하는 모습을 보였다. 마지막 단계에서는 자신의 평점 체계뿐만 아니라 다른 사람의 평점 체계나 평점의 의미를 읽어내고 적극적으로 활용하는 모습을 보인다. 서비스에서 제공하는 알고리즘의 한계를 파악하고 있기 때문에 서비스의 추천을 불신하기도 하였다. 연구 결과를 바탕으로 추천 서비스에 대한 실무적 시사점을 도출하였다.

키워드 : 추천시스템, 평점, 사용자 경험, HCI

† 이 논문은 한국연구재단 이공학 개인기초 연구지원 사업 NRF-2016R1D1A1B02015987의 지원을 받아 진행되었습니다.

I. 서론

디지털 기술의 성장으로 인하여 기업들은 소비자 활동에 대한 막대한 양의 데이터(Big Data)를 축적하고 있다. IDC(International Data Corporation)는 빅데이터 기술과 서비스 시장이 2018년까지 매년 26.4% 증가하여 \$415억 달러 규모에 이를 것으로 예측한다. 이것은 정보통신 산업 평균 성장률의 6배에 해당한다(IDC, 2014). 특히 이러한 빅데이터 기술을 활용하여 맞춤형 개인화 서비스를 제공하려는 기업들의 움직임이 활발해지고 있다. 소비자의 변화하는 기호에 끊임 없이 적응하려는 맞춤형 개인화는 제품 경험 설계의 핵심이 됐기 때문이다(Morey et al., 2015). 개인화의 대표적인 사례에는 추천 시스템이 있다. 1990년대 중반 인터넷 사용의 급속한 증가로 인하여, 정보의 홍수 속에 있는 사용자들에게 도움을 주고자 추천시스템이 사용되기 시작하였다(Konstan and Riedl, 2012).

개인화 서비스 제공자 입장에서 사용자의 개인 정보나 콘텐츠 평가 정보를 수집하는 것은 중요하다. 더 많은 데이터가 입력될수록 추천 시스템의 정확도가 높아지기 때문이다(Park et al., 2012; 김진화 등, 2008). 추천 시스템의 분석 대상이 되는 데이터는 어떤 서비스인지에 따라 달라지지만, 가장 기초적인 데이터의 형태로는 왓차(watcha), MovieLens, 라프텔과 같은 평점 기반 추천 서비스에서 사용자들이 입력하는 콘텐츠 평점(rating)이 대표적이다. 사용자 측면에서 진행된 추천 서비스에 관한 기존 연구들은 사용자들의 평점 개수를 늘리기 위한 요인이 무엇인지 살펴보았다(Harper et al., 2005; Harper et al., 2010; 엄하정 등, 2014). 기술적 측면에서는 상대적으로 적은 평점 데이터를 바탕으로 더 나은 추천 서비스를 제공하기 위한 더욱 효율적인 알고리즘을 개발하기 위한 연구들이 있었다(Konstan and Riedl, 2012; Park et al., 2012; 김상화 등, 2012; 손지은 등, 2015; 이창현 등, 2012).

그러나 기존 연구들의 바탕에는 사용자를 수동

적인 고객으로 보는 관점이 전제되어 있다. 고객로서의 사용자는 기업이 제공하는 추천 서비스에서 자동으로 추천하는 콘텐츠나 제품을 수용하거나 거부할 뿐이다. Martin et al.(2011)이 말한 것과 같이, 추천 시스템은 단기 매출 증대, 혹은 재고 떨이를 위한 “기업” 혹은 “서비스 제공자” 관점에서 연구되고 있는 것이다. 지속적인 평점 입력을 위한 연구(Harper et al., 2005; Harper et al., 2010; 엄하정 등, 2014)에서도 사용자는 연구자들이 새롭게 만든 추천 시스템의 요소에 반응하는 피험자의 성격이 강하다.

그러나, 수동적 관점의 연구는 추천 시스템의 사용자 경험을 이해하는 데 한계가 있다. 대표적인 문제로 평점 기반 추천 시스템에서 추천을 제공하기 위한 최소 평가 수 보다 더 많은 평점을 입력하는 현상을 설명할 수 없다. 예를 들어, 왓차(watcha)는 2011년 서비스를 출시한 이후 2014년까지 약 1억 2천만 개에 달하는 평가 입력되었고, 사용자의 평균 평점 개수도 100개가 넘는다(Laurel, 1997; 박태훈, 이충재, 2014). 기존의 관점에서는 이러한 사용자의 행동은 기업과 기술 측면에서 장려할 만한 것일 뿐, 왜 이러한 현상이 벌어지는지 설명하기에는 부족하다.

본 연구에서는 추천 시스템의 사용자를 능동적인 관점에서 살펴보고자 한다. 구체적인 연구 질문은 다음과 같다. 첫째, 개인화 추천서비스 사용자들의 콘텐츠 평점 입력의 동기와 의미는 무엇인가? 둘째, 개인화 추천 서비스 사용자들이 서비스 제공자가 요구하는 최소 평점 개수보다 더 많은 평점을 입력하는 이유는 무엇인가? 셋째, 추천서비스 사용 경험이 축적되면서 추천서비스 사용자들의 평점 입력의 동기와 의미는 어떻게 변화하는가? 이를 위해 사용자들이 가장 적극적으로 추천 서비스에 관여하는 평점 기반 추천 시스템을 연구 대상으로 선정하였다. 연구 방법은 사용자의 평점 입력 경험에 대한 기존 연구가 부족하기 때문에 탐색적 연구를 위한 정성적 조사 방법을 택하였다. 평점 기반 추천 서비스 사용자 총 14명을 대상

으로 개인 인터뷰를 진행하고, 8명은 두 그룹으로 나누어 포커스 그룹 인터뷰를 진행하였다. 그 결과 평점의 활용 정도와 능동적인 정도가 구분될 수 있다는 것을 발견하였다. 각 단계는 평점을 어떻게 생각하고 활용하는지에 따라 구분되었으며 총 3단계로 나눌 수 있었다. 연구 결과를 바탕으로 능동적인 사용자 관점에서 현재의 추천 시스템을 개선하기 위한 디자인 시사점을 제시하였다.

II. 추천 시스템에 관한 연구

본 논문에서는 추천 시스템에 관한 연구를 검토하였다. 추천 시스템에 관한 연구는 크게 알고리즘에 관한 연구, 평점 평가를 입력하는 행위에 관한 연구, 사용자들의 이용 동기에 관한 연구들이 있었다.

2.1 추천 알고리즘에 관한 연구

추천 서비스에서 가장 기본이 되는 것은 추천 시스템의 기술인 알고리즘이다. 알고리즘에 관한 연구의 주된 관심사는 데이터를 어떤 기술적 관점과 방법으로 분석할 것인가이다. Park *et al.*(2012)는 추천 시스템에 관한 187개의 연구를 분석하여 주로 사용되는 데이터 처리 알고리즘이나 연구방법을 중심으로 분류했다. 최신 동향을 반영한 논문들에도 주로 새로운 방법론을 사용하거나, 구매 후기(조승연, 2015), 감성 분석(이창현 등, 2012), 콘텐츠 정보(김상화 등, 2012), 생체 정보(Shin *et al.*, 2014) 등 새로운 맥락 정보를 추가로 활용하여, 전반적으로 알고리즘의 정확도와 효율을 높여 성능을 개선하는 방안이 초점을 맞추고 있다. 손지은 등(2015)은 다양한 추천시스템의 종류와 각각의 특징 및 장단점에 대해 살펴보고 실제 적용 사례를 알아봄으로써, 추천 시스템 기법의 발전 흐름과 동향을 파악하였다.

추천 알고리즘에 관한 연구들의 공통점은 추천 결과의 질을 높이고자 한다는 것이다. 이 연구들

은 추천 알고리즘이 갖고 있는 한계들을 개선하기 위하여 노력하고 있으나, 추천 시스템 사용자의 실제 경험적 측면에서의 문제점에 대해서는 심도 있게 다루지 않고 있다. 대표적으로 시간의 흐름에 따른 평점의 변화를 다룬 연구들(Bollen *et al.*, 2012; Wang *et al.*, 2012)에서는 평점의 산술적 평균과 변화의 특징에 대해서는 파악하였으나, 그러한 현상이 발생하는 원인에 대해서는 파악하지 못하였다. 알고리즘의 개선을 위해서는 알고리즘의 한계와 관련한 현상이 왜 벌어지는지 원인을 알아야 한다. 또한 IMDb의 데이터를 바탕으로 알고리즘을 개선한 넷플릭스의 사례에서 보듯(Koren *et al.*, 2009), 정교한 알고리즘은 사용자의 사용 패턴과 추천하고자 하는 제품의 속성에 따라 달라지게 된다. 결국 알고리즘에 관한 연구 자체만으로는 추천 시스템의 사용자 경험을 개선하기에는 한계가 있다.

2.2 사용자의 평점 평가 행위에 관한 연구

평가 척도(scale)나 디자인 요소에 따라 평점 평가 행위가 어떻게 달라지는지에 관해 연구한 논문들도 있었다. Cosley *et al.*(2003)은 평가 척도와 ‘사용자 예상 평점’이 사용자의 의사결정에 어떻게 영향을 주는지 살펴보았다. 사용자는 평가 척도에 상관없이 일관적으로 평가하였으나, 시스템이 예측값을 보여주었을 때, 그것을 따라가는 경향을 보였다. 평가 척도와 관련한 다른 논문(Sparling and Sen, 2011)에서도 평가 척도와 관계없이 일관된 평가를 보였으나, 10개 이하의 리커트 척도에서 인지적인 부하가 적다는 사실을 밝혀냈다. 이외에도 시간에 따라 평가 행위가 변하는지, 한 번 평가한 콘텐츠를 다시 평가할 때 정확도가 어떻게 변하는지에 관한 연구도 있었다(Amatriain *et al.*, 2009; Bollen *et al.*, 2012).

평점 평가 행위에 관한 연구들은 Herlocker *et al.*(2004)가 논문에서 제안한 개념인 ‘magic barrier’에서 시작되었다. 이 개념은 사용자의 생각을 정

해진 척도로 환산 할 때 발생하는 노이즈를 일컫는다(Herlocker *et al.*, 2004). 노이즈는 불가피한 동시에, 사용자의 평점 평가 데이터의 신뢰도나 내적 일관성을 떨어뜨리고, 알고리즘의 정확도를 낮춘다. 알고리즘에 대한 연구가 기술적 관점에서 이뤄진 연구들이라면, 평점 평가 행위에 관한 연구는 사용자 행위의 관점에서 이뤄진 연구라 할 수 있다. 사용자 측면에서 어떤 조건에 따라 노이즈가 증가하거나 줄어드는지 알아보고, 노이즈를 줄이기 위한 방안을 모색하였다.

평가 행위에 관한 연구들도 알고리즘에 대한 연구들과 유사하게 알고리즘의 정확도를 높이기 위한 관점에서 진행한 연구들이라 할 수 있다. 이 논문들은 추천의 질이 높아지면 사용자의 만족도 증가 할 것이라고 보았다. Nguyen *et al.*(2013)은 평점 평가의 정확도를 높이기 위한 새로운 인터페이스를 디자인하고 이를 실험으로 검증하였다. 새로운 인터페이스는 평점 입력 시 영화에 대해 회상(recall)을 잘 할 수 있도록 고안되었다. Rating 하고자 하는 영화와 관련된 속성을 Tag로 보여주거나, 이전에 했던 rating을 예시로(exemplar) 보여주는 것이다. 실험 결과 새로운 인터페이스에서 입력된 평점 평가가 더욱 정확하였다. 그러나 실험 후 인터뷰에서 사용자들은 새로운 시스템이 더 불편하고 덜 유용하다고 지적하였다. 이는 실제 사용자들이 추천 시스템에 기대하는 바가 알고리즘의 정확도와 다른 것일 수 있다는 점을 암시한다. 사용자 평가 행위에 대한 연구들은 평가 행위에서의 노이즈를 없애면 추천 시스템의 정확도가 높아질 수 있다고 가정하였다. 그래서 해당 화면 내에서 사용자들의 만족도나 별점 평가 시 noise를 없애기 위해 노력하였다. 그러나 기존 연구에서 노이즈를 없애도록 고안된 인터페이스는 사용성을 낮추고 지각되는 유용성 역시 낮게 나타났다. 즉, 추천 시스템을 사용하는 사용자의 경험은 rating 화면이나 rating 행위의 반복, 알고리즘으로 영화를 추천받는 것 이상의 복합적 경험이라는 것을 암시한다.

2.3 사용자의 평가를 늘리기 위한 요인에 관한 연구

추천 시스템에서는 많은 데이터가 입력될수록 알고리즘의 정확도는 높아진다(Park *et al.*, 2012). 또한 추천 시스템이 지속적으로 이용되기 위해서는 새로운 콘텐츠에 대한 평가와 정보가 입력되어야 한다(엄하정 등, 2014). 이러한 관점에서 사용자의 평가 행위를 지속시키거나 양을 늘리기 위한 연구들이 있었다. Harper *et al.*(2005)은 추천 시스템의 사용 동기를 추천, 평점 평가의 재미, 평점 평가 이외의 재미라는 변수로 크게 나누어 경제학적인 모델로 살펴보았다. 어떠한 변수가 추천 시스템의 사용 동기에 가장 큰 영향을 미치는지 밝혀냄으로써 추천 시스템의 지속 사용 늘릴 수 있다고 보았다. 연구 결과, 다른 사용자들에 대한 영향력 보다 자신의 rating collection을 만드는 것이 더 중요한 요소라는 것을 밝혀냈다. 그러나 이 연구는 헤비 유저들을 대상으로 하여 설문을 진행하였기 때문에, 실제 초기 사용자들이나 헤비 유저가 아닌 사용자들도 유사한 측면에서 사용 동기를 느끼는지 알 수 없다는 한계가 있다.

관련 후속 연구로 평점 평가를 늘리기 위해 추천 시스템 이용자 간 경쟁 요소를 도입하고 이를 실제 현장 실험(field experiment)로 검증한 연구를 진행하였다(Harper, 2010). 본 연구에서는 대규모 실험을 통하여 실제 서비스에 적용하였다는 장점이 있으나, 서비스 제공자의 측면에서 별점 평가를 늘리기 위한 목적으로 한정하여 사용자의 평점 평가가 늘었는지만을 살펴본다는 점에서 한계가 있다. 엄하정 등(2014)의 연구도 이와 유사하게 자기표현과 사회적 기대감이라는 이론적 개념을 바탕으로 추천 시스템 평점 화면을 디자인하여 해당 UI에서 평점 평가를 진행하고 이에 대한 인터뷰를 진행하였다. 그 결과, 지속적인 추천 서비스 사용을 위한 사용자의 인지적 기재로 ‘지각된 전문가성’을 도출하였다. 그러나 논문에서 스스로 밝히고 있는 것처럼, 사용자 간 상호작용을 전제로 하

는 실험임에도 불구하고, 전문가라는 인식이 사용자 본인이 아닌 다른 사용자를 볼 때에는 어떤 식으로 발동하는지 알 수 없다는 한계가 있다. 또한 연구 형태는 일종의 새로운 평점 입력 UI를 단편적으로 실험한 쪽에 가깝다고 할 수 있다. 이 점에서 위의 제2.2절의 연구들과 같이 평점 입력 행위에서의 조사와 유사한 한계를 갖는다.

위의 두 연구 모두 다른 사용자들과의 상호작용이라는 점에서 출발하여 평점 입력 개수를 증가시키거나 지속적으로 사용하리라는 전제로 실험을 진행하였다. 그러나 실제 추천 서비스를 사용하는 사용자들이 다른 사용자들과 상호작용을 하는지, 혹은 상호작용을 통해 긍정적인 느낌을 갖게 되는지는 알 수 없다. 또한 Harper *et al.*(2005)에서 밝혀진 것은 다른 사용자와의 상호작용보다 개인적인 평점 리스트 관리나 브라우징 기능의 강화인 반면, 다른 두 연구는 다른 사용자와의 상호작용을 전제로 사용 요인을 도출하고 있어, 세 연구 사이에 모순이 존재한다. 결국 추천 시스템을 사용하는 사용자들의 행동이나 평점 입력의 동기, 다른 사용자와의 상호작용이 어떻게 이뤄지는지 파악하기 위해서는 실제 추천 시스템을 사용하는 사용자들을 대상으로 한 조사가 필요하다.

정리하자면, 추천 시스템에 관한 연구는 크게 토대가 되는 알고리즘 연구, 평점 입력 행위에 관한 연구, 평점 입력을 장기적으로 지속하기 위한 요인에 관한 연구로 나눌 수 있다. 이들 연구의 공통점은 모두 추천 서비스 제공자의 관점에서 진행된 연구라는 점이다. 추천 시스템의 알고리즘을 개선하거나, 평점 입력 행위에서의 노이즈를 없애 추천의 정확도를 높여 사용자가 추천서비스를 어떻게 하면 더 많이 이용할지 고민하면서 나온 연구들이다. 그러나 제2.2절과 제2.3절에서 드러난 것처럼, 서비스 제공자 관점에서 이뤄진 개선들이 사용자 측면에서는 유용하지 않거나 제안점 사이에 모순이 존재하기도 한다. 본 연구에서는 사용자가 추천 시스템을 능동적으로 이용한다는 가정에서 출발하고자 한다. 이를 통해 추천 시스템을

사용자들이 어떻게 사용하고 생각하는지, 그에 따라 행동 패턴이 어떻게 달라지는지 살펴보고자 한다.

III. 연구 방법

연구 대상은 연구 질문에 따라 왓챠(watcha), 페이스북 라프트텔(laftel), IMDb 등의 다양한 평점 기반 콘텐츠 추천 서비스를 이용하는 사용자를 포괄하고자 하였다. 이 서비스들은 영화, 드라마, 만화 등 다양한 콘텐츠를 ‘별점’ 형식으로 사용자가 평가하고, 이를 기반으로 다른 콘텐츠를 추천 해 준다. 사용자의 평점이나 전체 평점 데이터를 활용한 세부 기능은 조금씩 차이를 보이나, 연구의 타당성을 확보하기 위한 다각화(triangulation)로 특정 서비스로 한정하지 않고 사용자를 모집하였다(Denzin and Norman, 2012). 연구 참여자 중 가장 많은 참가자들이 사용하고 있는 왓챠(watcha)는 한국에서 170만 명 이상의 가입자를 보유하고 있는 개인화 영화 추천 서비스로 소셜 미디어 기능 및 넷플릭스와 유사한 스트리밍 서비스도 제공하고 있다(Ryan, 2001). 라프트텔(Laftel)은 만화 콘텐츠 추천 서비스로써 왓챠와 유사하게 별점을 기반으로 하고 있다.

본 연구의 주된 목적은 사용자들이 추천 서비스를 활용하는 방식과 그에 대한 생각을 파악하는데 있다. 기존 연구들은 주로 선행 연구를 바탕으로 제한된 조건이나 상황을 만들고 실험이나 설문 등을 통해 결론을 도출하였다. 그러나 본 연구의 목적은 실제 사용시 나타나는 자연적인 행동과 동기를 파악하는 것으로, 실험이나 설문과 같은 제한적인 상황에서 이뤄지는 연구 방법은 적절하지 않다고 할 수 있다(Bhattacharjee, 2012). 질적 연구 방법은 가정(hypothesis)없이 출발하여 추천 서비스를 사용하는 사용자들의 생각과 행동을 포괄적으로 살펴볼 수 있기 때문에(Bhattacharjee, 2012) 인터뷰 방식으로 데이터를 수집하였으며, 연구가 진행되는 동안 지속적인 분석 및 비교 과정을 병행하였다(Birks and Mills, 2011). 이를 통해 특정한 현상을 총체적으로 이해하고, 행동에 대한 심층적

이유 및 동기를 파악하고자 하였다(Linder *et al.*, 2014; Woodruff, 2014). 연구의 결과는 Strauss와 Corbin의 근거 이론(Grounded Theory)의 분석방법(Corbin and Strauss, 2014)에 따라 개방 코딩(Open coding), 축 코딩(Axial coding)의 과정을 수행하여 도출하였다.

3.1 데이터 수집

데이터 수집은 반 구조화된 개인 인터뷰 & 포커스 그룹 인터뷰(semi-structured interview) 방식으로 진행되었다. 개인 인터뷰 질문 항목 도출을 위하여 연구자들이 직접 추천 서비스(왓차, 라프텔)를 이용하고, 추천 서비스 개발 업체(라프텔)의 대표와 반구조화된 형태의 인터뷰를 가졌다. 대표와의 인터뷰에서는 현재 서비스에서 채택하고 있는 추천 알고리즘, 데이터 측면에서 이용자들의 평점 평가 현황, 비즈니스 측면에서 추천 서비스의 방향과 어려움 등의 주제가 언급되었다. 연구자들의 추천 서비스 사용 경험과 대표와의 인터뷰를 바탕으로 개인 인터뷰를 위한 질문들을 구성하였다. 초기 질문 구성 후 추천 서비스와 관련된 다양한 주제를 파악하기 위하여 포커스 그룹 인터뷰를 먼저 진행하였다.

포커스 그룹 인터뷰는 추천 서비스를 이용하면서 평점 평가 개수 80개 이상인 사람들을 대상으로 모집하였다. 포커스 그룹 전 라프텔 관계자와의 좌담회를 통해 사용자들의 평점 평가가 주로 80개에서 100개 사이에 형성됨을 알게 되어, 이를 근거로 인터뷰 대상을 평점 평가 80개 이상으로 제한하였다. 그리고 평점 평가 개수가 80개 미만인 경우, 추천 서비스에 대한 전반적인 이해가 부족할 수 있고, 관심이 적을 것이라는 이유에서 제외하였다. 포커스 그룹 인터뷰 참가자는 대학교의 온라인 커뮤니티 광고와 지인을 통하여 모집하였다. 포커스 그룹 인터뷰는 주 진행자 1명과 보조 진행자 1명, 서기 1명 등 총 3명이 맡아 진행하였다. 포커스 그룹 인터뷰는 총 8명의 대학생과 대학원

생(남자 2명, 여자 6명)을 두 그룹으로 나누어 약 2시간에 걸쳐 각각 실시하였다. 포커스 그룹 인터뷰 종료 후, 디브리핑(debriefing)을 실시하였다. 노트 자료를 친화도 분석 기법으로 분석하여, 총 8개(아카이빙, 개인 상징물, 다시 평가하기, 추천, 경쟁, 점수 별 의미, ‘나’의 재발견, 취미 공유)의 인터뷰 주제를 도출하고 주제 별로 인터뷰 질문을 수정, 보완하였다.

개인 인터뷰는 2015년 10월 11일부터 12월 5일까지 진행하였고, 참가자는 평점 기반 개인화 추천 서비스를 이용하면서 평점 개수가 최소 100개 이상인 사용자들로 한정하였다. 포커스 그룹 인터뷰에서 추천 서비스를 일상적으로 사용하며 이에 대한 관심이 있는 사용자들과 그렇지 않은 사용자를 가를 수 있는 최소 평가 개수가 100개 내외라는 의견에 따라 스크리너를 100개로 상향하였다. 개인 인터뷰를 통하여 포커스 그룹 인터뷰에서는 말하기 어려운 개인 취향이나 생각, 경험이 자유롭게 나올 수 있으리라 기대하였다. 인터뷰의 흐름은 기본적인 것에서 구체적이고 높은 레벨의 질문 순으로 진행하였으며, 참가자들이 자신의 감정과 생각에 대하여 자연스럽게 말 할 수 있도록 하였다. 질문의 흐름은 1) 사용하는 서비스 소개(예: “어떤 평점 입력 서비스를 이용하는지?”, “평점을 몇 개 정도 입력했는지?”) 2) 서비스 경험 공유(예: “다른 추천 서비스와의 차이는 뭐라고 생각하는지?”, “콘텐츠를 소비할 때 다른 사람의 평점이나 코멘트를 참고하는 편인지?”) 3) 콘텐츠 소비 유형(예: “얼마나 자주 영화를 만화를 보는지?”, “콘텐츠 소비 장소와 지출 비용은 어느 정도인지?”) 4) 평점 평가의 이유 및 의미(예: “평점 평가를 하는 이유는?”, “기존에 진행한 평점 평가를 어떤 때에 다시 하는지?”, “다시 평가 하는 이유는?” 등) 5) 아카이빙 관련 습관 여부(예: “평소, 영화 등을 포함한 문화 생활 후, 티켓을 모은다거나 후기를 기록하는지?”)으로 구성하였으나 인터뷰의 흐름에 따라 순서가 바뀌거나 질문이 추가되기도 하였다. 개인 인터뷰 실시 후에는 디브리핑을 통하여 인터뷰 질

문 항목을 보완하거나 발전시켜 다음 인터뷰에 반영하였다(예: “평점 입력 시 어떤 요소들을 고려하는지?”에서 “가장 최근에 본 영화 중에 평가하지 않은 영화를 평가 해 주세요.”로 평점 입력을 그 자리에서 하도록 하고 이에 대하여 이야기를 나누거나 등).

초기에는 편의 샘플링과 스노우볼 샘플링(Snowball sampling)을 하였고, 연구를 진행 하면서 이론적 샘플링(Theoretical sampling) 으로 참가자들을 모집하였다. 총 23명의 참가자를 최종적으로 인터뷰 하였다. 참가자 인적 사항은 <표 1>과 같다. 참가자 평균 연령은 28.8세(중앙값: 28세, 분산: 17)였으며, 평균 별점 개수는 668개(중앙값: 438개), 개인당 평균 인터뷰 시간은 약 46분(중앙값: 30분)이었다. 포커스 그룹 인터뷰 및 개인별 인터뷰에 참가한 참석자에게는 인터뷰 종료 후 현금 2만 원 또는 그에 상응하는 모바일 상품권을 사례금으로

지급하였다.

3.2 데이터 분석

참가자 동의를 구하여 녹취된 음성 파일은 문서 파일(transcription)로 작성하였다. 문서를 바탕으로 MS사의 엑셀 프로그램을 이용하여 연구원 개인 별로 개방 코딩을 진행하고, 정기적으로 모여 이에 대한 합의를 진행하였다. 연구원 개인 별로 진행된 개방 코딩은 토론과 합의를 통해 하나의 코드로 확정하였으나 5인의 연구원 중 2인 이상이 이의를 제기하는 경우, 기타 코드로 묶어 분류 해 두었다. 참가자 4명의 인터뷰가 진행 되고 난 후 확정된 개방 코딩의 코드들을 그룹으로 분류하였다. 데이터가 수집되면서 기타 코드에 분류된 데이터를 지속적으로 살펴보고 재분류하는 과정을 거쳤다.

<표 1> 개인 인터뷰 참가자 명단

참가자	성별	연령	사용 서비스	별점 개수	사용 기간	특징
P1	남	24	왓차	601	2년	왓차 출시 초기부터 이용함
P2	여	24	왓차	322	1년	본 영화 중 기억에 남는 것만 입력
P3	여	29	왓차	305	2년	남편도 동일한 서비스를 이용하여 서비스에 대한 대화를 종종 나눔
P4	여	26	왓차	394	3개월	서비스를 사용하지 얼마 안된 초기 사용자
P5	여	26	왓차	275	1개월	프라이버시와 데이터 소유권에 민감
P6	남	33	페이스북	533	1년	기록 용도로 주로 사용, 추천 기능은 사용하지 않음(서비스 내에서 평가와 추천의 경계가 모호하나 본 영화에 대해서만 평가)
P7	남	26	왓차	438	2년	영화나 음악 등 콘텐츠에 대한 관심이 깊음
P8	남	39	왓차, IMDb	1889	2년	두 서비스를 함께 이용
P9	남	31	왓차	500	2년	관련 직종에 종사하며 출시 이전부터 해당 서비스를 알고 있었음
P10	여	27	왓차	131	1년	영화, 드라마 모두 평가, 과거에는 서비스를 이용하였으나 현재는 서비스를 이용하지 않는 사용자
P11	남	27	왓차	1209	2년	과거에는 서비스를 활발하게 이용 하였으나 현재는 서비스를 이용 하지 않는 사용자
P12	남	31	왓차	1040	6개월	영화 관련 연구자
P13	여	30	왓차	1052	3개월	초기 이용자, P14의 권유로 서비스를 이용하기 시작
P14	남	33	왓차, IMDb	360	2년	왓차 > IM 데이터베이스 > 왓차 순으로 이용하였고, 현재는 왓차만 이용

〈표 2〉 각 단계별 코딩 예시(응용기)

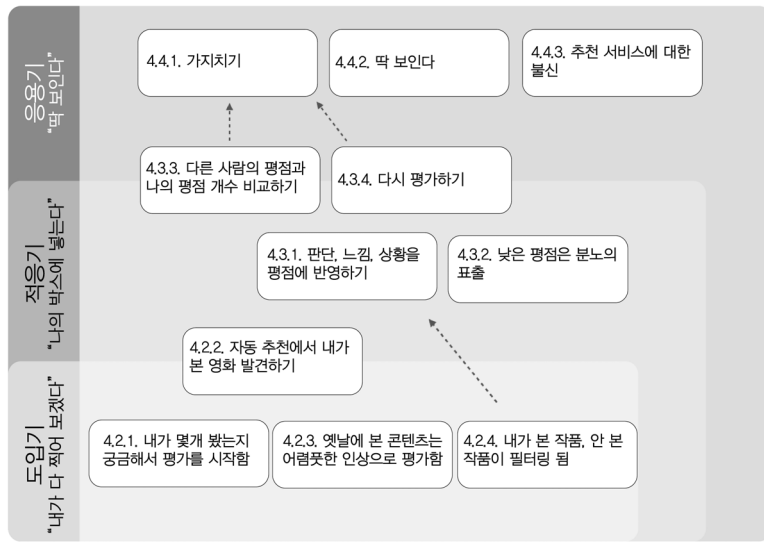
	Open coding	Code grouping	Axial coding
제가 뭘 봤고 그래서 이게 재미있었다 하면 그 감독 페이지를 들어가는 거죠. 그 감독이 만든 영화들을 볼 수 있으니까 영화 볼 거 없을 때 아 이거 보면 되겠다 라고 생각하는 거죠.	영화 볼 거 없을 때 그 감독이 만든 영화들을 살펴봄	가지치기	응용기
(...)내 주변 사람들, 아니면 나 이동진도 팔로우 해 봤거든? 이동진이 높게 평가 해 놓은 거. 그렇게 정렬을 해. 그래서 보다가 내가 안본 것 중에서 재미있겠다 싶은 걸 답아. 그래서 그런 거 있잖아. 집에 있다가 가끔씩 뭘갈 다운 받아 보고 싶다. 할 때, 여기 들어가서 보려고.	이동진이 높게 평가 해 놓은 영화를 정렬해서 안본 영화 중에서 골라봄		
이게 수치화 되는 순간. 수치화가 되게 무서운 게, 딱 보이는 거야. 누가 영화를 많이 보고, 누가 영화를 좋아하고, 누가 말로만 좋아하고, 누가 되게 대중영화만 보고. 이런 게 되게 보이더라고.	수치화 사람들이 영화를 어떻게 보는데 대한 객관적인 반영	“딱 보인다”	
생각보다 나랑 취향이 많이 겹치지 않는구나 정도 생각했어요. 5점짜리 보고. 물론 겹치는 영화들이 있는데 기본적으로 좀 취향이 다른 사람이구나 라는 생각이 들어요.	취향이 다른 사람이구나 라는 생각		

코드 분류가 30개가 되었을 때, Birks and Mills (2011)가 제안한 방법에 따라 코드들의 구조적인 관계를 분석하기 위하여 스토리라인을 작성하였다. 각 연구자 별로 30개의 코드 중 최대한 많은 코드를 이용하여 하나의 흐름이나 도식으로 스토리라인을 만들었다. 어떠한 스토리라인이 가장 적절할지 판단하기 위하여 기존 데이터에서 부족한 부분을 중심으로 인터뷰에 질문을 추가하기도 하였다. 12명의 인터뷰가 끝난 후 총 39개의 코드가 도출되었으며, 더 이상 새로운 내용이 없는지 추가로 2명의 인터뷰를 더 진행하였고, 포화 상태(saturation)에 이르렀다고 판단하였다(Merriam, 2014). 이를 바탕으로 스토리라인을 확정하여 코드를 크게 세 그룹으로 분류하였다. 오픈 코딩과 축 코딩의 예시는 <표 2>와 같다.

1차 초안이 작성된 후, 주요 인터뷰 참가자 4명에게 연구 결과에 대한 피드백(key informant feedback)을 요청하였다(Merriam, 2014). 4명의 참가자 모두 연구 흐름에 대해서 긍정적인 의견을 주었다. 구체적으로는 단계 별 구분과 각 단계에서 나타나는 행동, 감정들이 적절하게 배치되어 있다는 피드백을 주었다. 한 명의 참가자가 인용된 자신의 발언을 제외해주시기를 요청하여 이를 제외하였다.

IV. 결과

분석 결과, 사용 초기에는 과거에 경험한 콘텐츠를 서비스가 제시하는 방식대로 입력하고, 자신의 데이터베이스를 만드는 정도의 ‘수동적인 행태’를 보였다. 그러나 시간이 지남에 따라 콘텐츠 평점 입력 자체에 다양한 의미를 부여하게 되고, 이렇게 자신이 입력한 평점 데이터를 ‘능동적으로 활용’을 하게 되는 단계로 진화하였다. 이 단계에서는 서비스 제공자가 의도한 핵심 기능인 콘텐츠 추천 기능에 대해서는 중요한 의미를 두지 않으면서도 추천 서비스는 지속적으로 이용하는 모습을 보였다. <그림 1>은 각 단계에서 어떠한 동기나 행동들이 주로 나타나는지 요약한 그림이다. 단계 안에 위치 한 행동들은 해당 단계에서 주로 나타난다거나, 많이 나타나지만, 다음 단계로 넘어갔다고 해서 해당 행동이 완전히 사라지는 것은 아니다. 단계가 발전하면서 변화하거나 발전하는 코드는 점선으로 표시하였다. 예컨대 1단계에서는 어렵듯한 인상으로 평가를 하였다면, 2단계에서는 여러 요소를 반영하여 평가하는 식으로 변한다는 것을 뜻한다.



〈그림 1〉 각 단계 별 주요 코드

4.1 사용 정도에 따른 단계 구분

본 연구를 통해 콘텐츠 추천 서비스 사용자는 일반적으로 세 단계를 순차적으로 거쳐 능동적인 평점 활용으로 진화한다는 것을 발견하였다. 각 단계 별로 추천 서비스를 사용하는 동기와 주된 평가 방식 역시 달라졌다.

각 단계 별 진화 과정은 크게 세 시기로 분류할 수 있었다. 첫 번째 단계는 ‘도입기’이다. 이 단계는 평점 기반 서비스에 가입하여 자신이 본 콘텐츠를 모두 서비스에 입력하고 저장하기까지의 시기를 가리킨다. 이 단계에서는 자신만의 콘텐츠 데이터베이스를 쌓아 올리는 것이 가장 중요한 동기이다. 도입기에서는 추천 시스템에서 제시하는 대로 평가를 입력하고, 평가의 점수나 기준에 대해 생각하지는 않았다. 인터뷰 참가자들 중에서 P4, P5, P10, P12, P13가 도입기에 해당하였다.

두 번째 단계인 ‘적응기’는 새롭게 감상하는 콘텐츠를 보고 평점을 입력하는 시기로, 도입기에 쌓은 데이터베이스에 새롭게 추가되는 데이터를 입력하고, 정교화하는 시기이다. 도입기에서 입력한 평점에 대해서도 다시 생각하게 되는데, 기준

에 입력했던 평점을 다시 매기는 현상도 나타난다. 도입기와 적응기를 나누는 가장 주요한 변화는, 추천 시스템이 제시하는 평가 방식에 대해 고민하게 되고, 자신만의 다양한 평가 기준을 형성한다는 것이다. 자신이 보는 콘텐츠에 대한 느낌이나 감상, 다른 사람의 평가 등이 평가 기준을 형성하는 과정에서 자극 요소가 된다. 참가자들 중에서 P2, P6, P7, P11가 적응기에 해당하였다.

세 번째는 ‘응용기’인데, 자신의 데이터베이스나 다른 사람의 데이터베이스를 적극적으로 활용하는 단계이다. 적응기와 구분되는 응용기의 가장 큰 특징은 자신의 평점이나 다른 사람의 평점을 해석하고 추론하는 능력을 지녔다는 것이다. 이들은 자신만의 평점 해석 방법이 있기 때문에 자발적이고 능동적으로 콘텐츠를 탐색하는 모습을 보였다. 또한 응용기에 도달하는 과정에서 평점에 대한 자신만의 실험을 해 보거나, 추천 알고리즘의 작동 원리를 알게 되었다. 그렇기 때문에 추천 시스템에서 추천 하는 콘텐츠 보다 자신이 능동적으로 탐색하는 콘텐츠를 선호하는 특징이 있다. 참가자들 중에서 P1, P3, P8, P9, P14가 응용기에 해당하였다.

각 단계를 구체적으로 살펴보면 다음과 같다.

4.2 도입기 - “내가 다 찍어 보겠다”

4.2.1 내가 몇 개 봤는지 궁금해서 평가를 시작함

평점 평가 기반 추천 서비스를 사용하는 사용자들이 서비스 가입 직후 보게 되는 화면은 콘텐츠를 평가하는 화면이다. 서비스마다 다르지만, 최소 평가 개수는 15개~30개이다. 대부분의 연구 참가자들은 이 최초 평가 단계에서 서비스가 제시한 최소 평가 개수보다 더 많은 수를 평가하는 경향을 보였다. 인터뷰에 참가한 사람들은 대부분 최초 평가 단계에서 200~500개의 평가를 입력하였고, 1,000개 넘게 평가한 사용자도 있었다.

“네. 처음에 너무 재미있는 거예요 내가 영화 몇 개 봤는지 카운팅 해 보고 싶고 해서 처음에는 한 2일 동안 이것만 붙잡고 있었던 것 같아요. 지하철에서도 계속 별 찍고.” (P4).

“많이 보기도 했고, 그리고 제가 본 영화들에 대해 기록을 해놓고 싶은 욕구가 있었어요. 하다가 중간에 그만하고 싶더라도, 나중에 들어서 별점 평가하는 이유가, 봤던 영화들을 다 평점을 매기고 싶은 그런 게 있었어요.” (P2)

사용자들은 자신들이 봤던 모든 콘텐츠들을 한 데 모아 볼 수 있고, 정량화하여 알 수 있다는 사실을 매우 흥미롭게 느꼈다. 이 시기에 평점이란 해당 콘텐츠를 봤다는 일종의 ‘표시’에 가까운 의미를 담고 있다. 그렇기 때문에 평점을 입력하는 방식이나 척도에 대해서 깊이 생각하는 경우는 적었으며, 대부분 주어진 서비스에서 제공하는 평점 척도를 받아들이고 그에 따라 평가하는 행동을 보였다.

이 과정은 아카이빙이 갖는 발견의 특징과 유사하다. Featherstone(2000)에 따르면 아카이브는 과거에 본 기억 속에 흩어져 있던 역사적인 사건들을 모아 새로운 사실들을 발견하고, 풍부한 일

상의 삶을 정리하게 해준다. 평점을 매기면서 자신이 본 콘텐츠를 아카이빙 하게 되고, 기억 속에 흩어져 있는 과거 경험들을 모두 모으고자 한다. 특히 평점 평가를 통해 숫자로 정량화 되기 때문에 아카이빙으로 인한 결과가 명시적으로 나타난다. 아카이브(Archives)는 보이지 않던 사실들을 드러내는 꿈의 장소(a place of dreams)(Steedman, 1998)로도 비유되는데, 머리 속에만 갖고 있던 경험은 눈에 보이는 것으로 드러낸다는 점에서 평점 평가 역시 아카이브의 속성을 갖는 것으로 보인다.

4.2.2 자동 추천에서 내가 본 영화 발견하기

평점들이 쌓이면서 자신이 본 콘텐츠들을 모아 볼 수 있는 일종의 개인 기록 데이터베이스가 만들어지게 된다. 자신이 봤던 모든 콘텐츠를 입력하지 않았더라도 추천 서비스를 제공 받을 수 있기 때문에, 콘텐츠를 입력하다가도 추천 기능으로 이동하여 추천 콘텐츠들의 목록을 살펴보기도 한다. 그러나 이 과정에서 사용자들은 새로운 콘텐츠를 발견하기보다 자신이 기존에 봤던 콘텐츠를 발견하게 된다.

“저는 다 입력했어요. 본 것. 거의 다 입력한 것 같아요. 제가 본 것.”

“(연구자) 그럼 애(왓차)가 나한테 추천을 해 줄 때 아 이거 내가 본건데 평가를 안 했다 이러면 꼭 하고 넘어가시는 거예요?”

“그렇죠.”(P1)

“이게 신기한 게, 제가 보고 좋았다고 생각한 건 자동으로 떠서 그냥 평가 했어요.”(P4)

즉, 도입기의 추천 기능은 실제 추천 서비스로 기능하기보다 기존에 사용자들이 봤던 콘텐츠를 자동으로 띄워주는 역할에 가깝다. 다수의 초기 사용자들은 자신이 본 모든 콘텐츠를 정량화 해 보고 싶은 욕구가 있기 때문에 자신이 봤던 콘텐츠가 추천 영역에 있으면 평점을 입력하여 자신의 기록 데이터베이스를 늘리는 경향이 있다.

추천 시스템에 관한 기존 연구에 의하면, 추천 시스템에 익숙하지 않은 사용 초기에 사용자는 높은 불확실성과 위험을 인식한다(McKnight *et al.*, 2002). 추천 시스템을 장기적으로 사용하기 위해서는 초기에 느끼는 불확실성을 상쇄해 주어야 한다. 추천 서비스에서 자신이 과거에 본 영화를 발견한 참가자들은 추천 서비스가 자신의 취향(과거 경험)을 적절하게 반영 한다고 느끼기 때문에 추천 서비스에 대한 긍정적인 태도를 보였다. 또한 옛날 기억을 떠올리게 되어서 “추억을 회상하는”(P2) 느낌이나 “반가움”(P4)을 느끼기도 하였다. 추천 서비스에 대한 신뢰는 이후 서비스를 지속적으로 이용하게 되는 요소로 작용하기도 하였다.

4.2.3 옛날에 본 콘텐츠는 어렵듯한 인상으로 평가함

도입기에 입력하는 평점은 적응기나 응용기의 평가와 달리 부정확한 기억을 바탕으로 한다. 해당 콘텐츠에 대하여 정확히 판단 할 만큼 기억나지 않는 과거에 본 작품들이 많기 때문이다.

“얼마나 영화를 본 지 오래되었는지에 따라 다른데, 최근에 본 영화 같은 경우엔 줄거리나 장면이 기억이 나고, 많이 오래된 영화 같은 경우에는 복합적인 느낌만 있어요. 재미있었다, 재미없었다 같은...”(P2)

“색즉시공 0.5점 줬는지 잘 모르겠어. 아마 1점이나 1.5 이렇게 줬겠지? 사실 그냥 이렇게 옛날 영화는 처음 깔고 되게 옛날 거 끌어 모아서 막 한 거 있잖아. 중학교 때 본 거. 그런 건 대중의 기분으로 한 거고..”(P3)

그렇기 때문에 사용자들은 도입기에서 평가 척도를 ‘상-중-하’나 대략적인 ‘좋음-나쁨’ 정도로 생각하여 평가를 진행하는 모습을 보였다. 영화를 본 시점과 평가 시점이 1년 이상 벌어지는 경우, 좋은 영화와 나쁜 영화로 적절히 구분하기 어렵다고 한다(Bollen *et al.*, 2012). 실제로 인터뷰 참가자

들은 자신들의 평가가 정확하지 않다는 것을 알고 있었으나, 평가의 부정확성을 개선하거나 이를 걱정하며 평가를 중단한 경우는 없었다. 그 이유는 도입기의 가장 중요한 목적이 “내가 몇 개를 봤는지”이기 때문이다.

4.2.4 내가 본 작품, 안 본 작품이 필터링 됨 도입기에서는 과거에 자신이 봤던 영화들뿐만 아니라 알고 있었지만 보지 않았던 작품들이 눈에 띄게 된다.

“(초기 평가를 하고 나서 든 생각이) 의외로 아는데 안본 영화가 되게 많네? 생각보다 되게 많네? 되게 많아.”(P9)

“진짜 명작이라고 칭해지는 영화인데 내가 안 본 영화들이 정확하게 보이잖아. 내 친구들 중에 몇 명이 봤고 거의 어떤 뭔가를 함에 있어서 베이스가 되는 작품들이 있잖아. 모든 것의 그런 인용이 되고, 쉽게 비유가 되는 베이스 작품이 있잖아. 그런 것들을 내가 안 본 게 보여. 그게 이제 규명이 돼서 보이는 게 좋다는 거지.”(P3)

P3은 구체적으로 <빌리 엘리어트>, <헤드윅> 같은 작품을 예시로 꼽았다. 도입기에서는 추천 시스템에서 추천하는 콘텐츠 보다, 기존에 이야기는 자주 들었지만 실제로 보지 않았던 작품들이 더 두드러지게 지각된다. 일종의 “북마크(P9)”처럼 담아놓을 수 있는 기능을 제공하는 경우에 보지 않았던 작품들을 이 기능을 이용하여 모아 두기도 한다. 이 경우 보고 싶은 작품이나 봐야 할 것 같은 작품들 역시 과거에 본 작품들과 유사하게 정량화되거나 한 눈에 보이게 된다.

요컨대, 도입기는 자신의 과거 기억과 경험을 바탕으로 ‘자신만의 데이터베이스’를 만드는 시기이다. 이 때 만들어진 개인의 평점 평가 데이터베이스는 과거 기록 전체를 갖추는 데 중점을 두고 있으며, 콘텐츠 하나하나에 대한 평가의 정확도는

떨어지는 편이다. 추천 서비스가 제공하는 자동 추천은 과거의 기억을 떠올리게 하는 요소로 작용한다. 오히려 ‘들어 본 적 있지만 보지 못했던 작품’이 일종의 추천 콘텐츠처럼 작용한다.

4.3 적응기 - “나의 박스에 넣는다”

과거 기록을 대부분 입력한 사용자는 적응기로 이행하게 된다. 적응기는 새롭게 콘텐츠를 감상하게 되면 그때그때 해당 콘텐츠에 대한 평점을 입력하는 시기이다. 일종의 ‘습관처럼’ 추천 서비스를 이용함으로써, 일상생활 속에 추천 서비스가 자연스럽게 녹아들게 된다. 또한 평점 평가 이외에 서비스에서 제공하는 다른 기능들을 써 보거나, 자신의 평점 데이터 이외에 다른 사람들의 평점도 살펴보기 시작한다.

4.3.1 판단, 느낌, 상황을 평점에 반영하기

콘텐츠를 감상한 후 평점을 입력할 때, 도입기와 달리 다양한 요소를 고려하여 평가에 반영한다. 인터뷰에서는 스토리, 캐릭터 등 작품 내적인 요소뿐만 아니라, 함께 영화를 관람하는 관객들이나 자신의 상황도 평가에 영향을 미치는 것으로 언급되었다.

“객관적으로 안보고 주관적으로, 그 때 기분이 좋았으면 그게 영화의 별점에 포함을 시키는데. (중략) 한 4점도 겨우 줄 영화였어도 개인성이 떨어지고 그게 눈에 보일지라도 그 기분으로 쪽 영화가 끝나면 그냥 5점도 주기도 하고 그런거?”(P9)

“‘위대한 게츠비’도 그랬어. 위대한 게츠비 처음 볼 때는 (극장 안에) 사람들이 너무 산만해서 저까지 산만해 저 버려서. 진짜 지루하게 봤어요.”(P14)

“근데 제가 되게 그런 식으로 평가 하는 것 같아요 맞아요 내 인생의 영화라고 해서 5점을 주는 것이 아니라 영화적으로 흠이 없고 그리고 그게 내 맘에 들면 5점을 받는 거죠.”(P1)

이처럼 참가자들은 자신이 생각하는 콘텐츠의 총체적인 작품성(quality)나 콘텐츠를 감상하며 느낀 감정에 기반하여 평점을 매긴다. 또한 콘텐츠를 감상하는 맥락이나 자신의 상황을 반영하거나, 배우나 감독에 대한 선호를 반영하기도 하였다. 도입기와 달리, 작품 감상 후 평점을 입력하는 일이 습관화 되면서 나타나는 현상으로 보인다. 도입기에 평점을 입력 할 때는 작품에 대한 구체적인 기억이나 느낌이 사라졌기 때문에 대략적인 인상에 기초하여 평가하는 모습을 보였다. 그러나 적응기에는 작품 감상 후 ‘보자마자 바로(P7, 14)’, ‘그날 이내(P4)’와 같이 가까운 시일 내에 평점을 남긴다고 말한 참가자들이 대부분이었다. 해당 작품의 줄거리, 느낌, 작품을 본 상황 등에 대한 기억이 뚜렷하게 남아있을 때 평점을 입력하는 것이다. 그러므로 평가 과정에서도 다양한 것들이 평가에 반영되는 양상을 보였다.

Petrelli *et al.*(2008)은 기념물(memento)에 관한 연구에서, 기념물이 기억과 감정이 축적된 일상 속의 물건인 경우가 많다는 것을 발견하였다. 도입기에 입력된 평점이 단순히 기억에 대한 재현(representation)이라면, 콘텐츠를 감상하는 자신의 경험, 기억, 감정이 복합적으로 반영된 적응기의 평점은 디지털 기념물(memento)에 가깝다고 할 수 있을 것이다.

콘텐츠를 보더라도 모든 장면이나 내용을 세세하게 기억 하는 데에는 한계가 있다. 추천 서비스에 접속했을 때 보이는 코멘트나 평가는 주목하지 않았던 장면이나 내용을 떠올리게 하는 일종의 단서(cue)로 작용한다(Berntsen, 1996; Conway and Pleydell-Pearce, 2000). 즉 다른 사용자들의 평가는 작품에 대해 다시 생각해 보고 새로운 점들을 발견하는 계기가 되기도 한다. 그러나 다른 사람의 평가를 읽는다고 해서 영향을 받거나 동조해서 쉽게 평가를 바꾸는 경우는 거의 없었다. 오히려 다른 의견을 통해 나의 의견을 다시 한 번 확신하게 되는 계기가 되거나, 다른 사람들이 솔직한 만큼 자신도 솔직해야 한다는 생각이 들게 만든다.

“남들이 뭐라고 영화에 대해서 저랑 상반되게 얘기를 해도 영화 보고 나서 거기에 대해서 그렇게 얘기를 해도 제 생각은 별로 안 바뀌는 거 같아요.”(P4)

“(감독이) 보진 않겠지만, 엄청 빠치잖아. 그리고 이제 이게 그 ‘배테랑’도 많은 사람들이 ‘와’ 하긴 했지만, 나는 정형화 돼 있다는 느낌을 받기는 했거든. 그런 것들에 대해서 감상을 남기고 싶고 왜냐면 이권(왓차) 내 감상 인거니까.” (P10)

Belk(1988)는 소유물에 대한 자아의 개념에 초점을 두고 연구하여 이를 ‘자아의 확장(extended self)’라는 개념으로 정의하였다. 자아의 확장(extended self)이란 물체와의 유대감을 통해 소유물이 자아와 통합되어 동일시되는 표현되는 개념이다(Belk, 1988). Cushing(2011)은 그의 물리적 소유물 개념을 디지털 소유물에 반영하여 연구하였다. 디지털 소유물(digital possession)은 통제감을 표현한다는 특징이 있다(Cushing, 2011). 평점 입력 시, 자신의 생각을 가장 중요한 것을 여기는 데에는 일종의 디지털 소유물로서의 평점에 대하여 자신의 통제감을 표현하는 것이라 할 수 있다.

“나는 지브리 애니메이션 같은거를 하나하나 정말 객관적으로평가를 내리고 싶지 않고, 그 자체를 그냥 약간 좋아. 지브리에서 만든, 아니면 디즈니, 픽사에서 만든 것들이 좋아. 그러면 그건 약간 기본적으로 좋게 주거든. 진짜 말도 안 되게 못 만든 게 아닌 이상은.”(P3)

“처음에 이제 보고 나서 아 영화가 재미있어 하면서 점수를 줬는데 남을 의식한다기 보다 내가 이전에 평점 줬던 다른 영화들이랑 비교를 딱 하는 순간, 아 이 영화가 그 영화보다 좋지는 않은데 이런 생각이 들면 점수를 깎거나 올리거나.”(P14)

자신의 평점 입력과 다른 사용자들의 평점 확

인이 반복되면서 자신의 평가 기준이나 취향을 자각하기도 한다. 자신이 어떤 배우나 작품을 좋아하는지 발견하게 되기도 하고, 때로는 P3과 같이 자신의 취향을 정해 놓고 그에 맞추어 콘텐츠를 평가하기도 한다. 사람들은 개인의 자아(identity)를 묘사하기 위하여 아이টে를 큐레이션 하고 주변 환경을 다듬어 나간다는 연구가 있다(Kirk and Sellen, 2010). 평점 기반 서비스는 물리적인 공간은 아니지만, 이와 유사한 작동 방식을 보여준다고 할 수 있다. 콘텐츠를 자신의 아카이브에 담을 때 자신이 어떤 사람인지 생각하거나, 아카이브 안에 있는 다른 작품들과 비교 해 보게 되고 이를 다시 평가에 반영하기 때문이다.

4.3.2 낮은 평점은 분노의 표출

특히 낮은 평점은 부정적인 감정을 강하게 표출하는 것으로 생각하는 연구 참가자들이 많았다. 14명 중 6명의 인터뷰이들이 낮은 평점은 콘텐츠에 대한 불만이나 분노를 강하게 표출하는 수단이라고 언급했다.

“굳이 뭐 남들에게 보지마 라고 할 건 아니지만 내가 돈과 시간을 써서 봤으니까 욕 좀 하자...”(P13)

“1, 2점은 쓰레기(라고 생각하면서 평점을 매겼다).”(P11)

이러한 현상은 감정에 관한 기존 연구의 ‘감정 불균형의 법칙(The Law of Hedonic Asymmetry)’으로 설명된다(Frijda, 1988). Frijda(1988)에 따르면, 감정은 상황의 변화로 인해 발생한다. 유사한 상황 변화를 여러 번 겪게 되면 감정의 강도가 약해지거나 사라진다. 그러나 익숙하지 않은 경험을 겪게 되는 경우, 감정 불균형의 법칙이 발생한다. 새로운 경험이라 하더라도, 만족감이 지속되거나 상황이 바뀌면 기쁨(pleasure)은 사라진다. 금방 익숙해지기 때문이다. 그러나 부정적인 경험은 쉽게 익숙해지지 않기 때문에 그에 따른 부정적인 감정 역시 오래 지속된다

고 한다. 이처럼 참가자들은 부정적으로 평가한 영화들에 대해서는 강한 확신을 갖고 있었으며, 오래 전에 본 영화라 하더라도 그 영화에 대한 부정적 감정을 생생하게 기억하고 표현하였다.

4.3.3 다른 사람의 평점 개수와 나의 평점 개수를 비교하기

도입기에서는 평점을 매기는 기능이 가장 중요했다면, 적응기에서는 자신이 실시간으로 평가하는 콘텐츠를 매개로 다른 사람들의 평점이나 평가를 볼 수 있게 된다. 그러면서 자신의 의견이 아닌 다른 의견도 접하게 되고, 추천 서비스에 있는 다른 사람들을 탐색하기도 한다.

“그렇게 영화를 되게 좋아하는 사람은 영화를 보고 어떤 생각을 할까?” 하는 마음에 영화 본 개수가 4천 몇 개, 2천 몇 개인 사람들 꺼 들어가서 보고 그래요. ‘그런 사람들은 필까?’ 하고.”(P4)

“페이스북 친구로 되어있는 사람 중에 저보다 평가 많이 한 사람들 있길래 그런 사람들은 다섯 개짜리 뭐 봤나 궁금해서 같이 봤어요. 2000개 넘게 했던데.”(P12)

P4는 도입기가 끝났을 때 약 300개의 평점 평가를 마친 상태였다. 도입기 이후 적응기로 이행하면서, 다른 사람들의 코멘트나 평점을 살펴보게 되고, 자신보다 더 많이 평가한 사람들이 있다는 것을 알게 되었다고 한다. P12 역시 도입기에 약 1천개의 콘텐츠를 평가하였다. 평가 직후 자신과 SNS 친구인 사람들의 평점을 보게 되면서 자신보다 더 많은 사람들은 어떤 콘텐츠를 평가하였고, 어떻게 평점을 매겼는지 궁금해서 들어가 보게 되었다는 이야기를 하였다.

4.3.4 다시 평가하기(re-rating)

여운이 사라지고 자신이 남긴 평점을 다시 봤을 때, 이전만큼 공감이나 가지 않으면 평점을 다시

매기기도 한다. 다시 평가할 때에는 기존 연구(Bollen *et al.*, 2012)처럼, 점수를 올리기보다 내리는 경우가 많았다.

“그 때는 기분이 좋아서 5점 줬는데 지금 다시 보니까 그건 아닌 거 같으면 조금 빼고”(P9)

“예전에 대충 3.5점 줬었는데, 한 달 있다가 생각해보니까 ‘이걸 왜 3.5점 줬지?’ 하게 되는 경우가 있고, 새로운 영화를 봤는데, 그걸 3점 줬고, 예전 영화들을 쪽 보다 보니까 어? ‘이 영화가 이 영화보다 별점이 높다? 아닌데?’ 이럴 때가 있거든...그럴 땐 내 안에서 기준을 재 정비 하는 거지. 그래서 그렇게 바꾸는 건 되게 많아.”(P7)

Frijda(1988)에 따르면, 감정은 상황의 변화로 인해 발생한다(The Law of Situational Meaning). 새로운 경험이라 하더라도, 유사한 상황 변화를 여러 번 겪게 되면 감정의 강도가 약해지거나 사라진다(The Laws of Change). 익숙해지기 때문이다. 앞서 언급한 것처럼, 작품에 대한 평가는 작품의 내적 요소에 대한 감정적 매개를 통해 이뤄진다(소요환, 2008). 시간이 지나고 그 콘텐츠를 감상하던 상황에서 벗어나면 그 때 느꼈던 감정 역시 사라지거나 바뀌게 되어 평점 역시 바뀌게 된다. 그 때문에 기존 연구(Bollen *et al.*, 2012) 결과와 마찬가지로, 평점을 낮추는 경향이 나타났다.

평점을 다시 매기는 또 다른 이유는 자신의 평점 데이터베이스 안에서 내적 불일치가 발생한다고 생각되는 때이다. 순간 순간의 판단과 생각을 바탕으로 했거나, 과거의 어렴풋한 기억을 바탕으로 평가한 평점들이 자신의 평점 화면에서 한꺼번에 보일 때 참가자들은 평점 기준에 대해서 생각하게 된다고 말했다. 자신의 원칙과 기준을 돌아보고, 그에 따라 각 평가들을 조정한다. 실제로 참가자들이 느낀 것처럼, 다시 평가하기를 통하여 데이터의 내적 일관성과 신뢰도가 증가한다(Amatriain *et al.*, 2009). 평점 평가 시 발생하는 사용자의 노이즈

(magic barrier)를 낮추기 때문이다. 즉, 다시 평가하기는 자신의 취향이나 콘텐츠 평가 기준을 돌아보는 과정이라고 할 수 있다. 이 과정을 통하여 자신의 평가 기준을 자각하고, 평점에 자신의 생각을 어떻게 녹여낼지를 결정해 나간다.

적응기에서는 현재 시점을 바탕으로 평점을 매긴다. 그래서 각 평점의 정확도를 높이기 위하여 그 영화를 보고 기억이나 감정이 생생할 때 평점을 매긴다. 자신의 데이터베이스를 살펴보면 내적 불일치가 발생하지는 않았는지, 이전에 잘못 평가한 것은 없는지 살펴보기도 한다.

적응기의 또 다른 특징은 다른 사람들의 의견이나 평점을 본다는 점이다. 평가 후 자신의 평점 밑에 달린 다른 사람들의 평점이나 의견을 보게 되면서, 해당 서비스를 이용하는 다른 사람들의 생각이나 취향에도 관심을 기울이게 된다. 다른 사람의 평점 데이터베이스를 살펴보면 자신의 평점 평가 기준을 확인하거나 차별성을 느끼기도 한다. 즉, 자신의 평점 평가 데이터베이스를 정교화하고 자신만의 평가 기준을 형성하는 단계이다.

4.4 응용기 - “딱 보인다”

응용기에 접어들면, 사용자들은 평점 평가를 바탕으로 자신만의 콘텐츠 소비 유형과 행태를 찾아가기 시작한다. 평점에 대한 이해, 추천 서비스에 대한 이해가 축적되면서 이를 바탕으로 사람이나 콘텐츠, 시스템에 대한 예측이 가능해진다. 단순한 수준의 ‘가지치기’에서부터 복잡한 수준의 추론까지도 ‘딱 보이게’ 되면서 추천 서비스를 자신만의 방식으로 활용한다.

4.4.1 가지치기

평점 평가를 활용하는 가장 단순한 방법으로는 감상하고 싶은 콘텐츠를 찾을 때, 자신이 찍어 놓은 평점 데이터베이스에서 최고점을 매긴 콘텐츠가 무엇인지 살펴보는 것이 있었다. 응용기의 사용자들은 여기서 조금 더 나아가 자신의 평점 평가 데이

터베이스를 “가지”(P1) 삼아 새로운 콘텐츠를 적극적으로 탐색하기 위한 출발점으로 사용하였다.

“제가 뭘 봤고 그래서 이게 재미있었다하면 그 감독 페이지를 들어가는 거죠. 그 감독이 만든 영화들을 볼 수 있으니까 영화 볼 거 없을 때 ‘아 이거 보면 되겠다’라고 생각하는 거죠.”(P1)

“제가 어떤 영화를 보고 되게 재미있었어, 그러면은 영화 정보에 감독이나 배우 탭 같은 거 있잖아요. 그럼 그 감독을 딱 누르면 그 감독이 만든 영화들을 짹 볼 수 있어요.”(P7)

적응기에서 자신의 취향과 현재의 느낌을 충실히 반영하여 평가 데이터베이스의 정확도를 높여 놓았기 때문에 자신의 데이터베이스를 중심으로 콘텐츠를 탐색할 수 있게 된 것이다. 이 ‘가지치기’는 가장 단순한 형태의 큐레이션이라 할 수 있다. Webb et al.(2013)은 큐레이션을 탐색(search)하고, 모으고(collect), 조직(organize)하는 과정이라고 보았다. 가지치기는 자신이 모아놓은 콘텐츠를 바탕으로 탐색하는 과정인 것이다.

4.4.2 딱 보인다

평점 평가 데이터베이스를 해석하는 자신만의 방법이 생기면서 한 개인 혹은 콘텐츠를 평가하는 나름의 방식을 형성하기도 한다.

“이게 수치화 되는 순간 수치화가 되게 무서운 게, 딱 보이는 거야. 누가 영화를 많이 보고, 누가 영화를 좋아하고, 누가 말로만 좋아하고, 누가 대중영화만 보고 이런 게 보이더라고.”(P3)

앞서 언급한 것처럼 디지털 소유물에 해당하는 평점 평가 데이터들은 개인을 상징하고 정체성을 표현한다는 특징이 있다(Cushing, 2011). 적응기에서는 평점 평가의 특징을 개인 단위에서 생각하기 시작하였다면, 응용기에 해당하는 연구 참가자들

은 이것이 자기 자신 뿐만 아니라 다른 사람들에게
 계도 적용될 수 있는 일종의 보편적인 특성이라는
 것을 발견한다. 그래서 한 개인의 평점 평가를 꼭
 살펴보면 그 사람의 취향이 어떠한지, 어떤 장르
 의 콘텐츠를 좋아하는지 수치화 돼서 보인다고 말
 하는 것이다. 이를 사회적인 활동에서 사교적인
 용도로 활용하기도 하였다. 다른 사람과 자신의
 취향을 비교 해 보거나, 공통의 관심사, 이야기거
 리를 도출 할 수 있기 때문이다.

“요즘에 제가 이용하고 있는 방법이긴 한데,
 조금 웃기긴 한데. 되게 좋은 관계로 갈랑말랑
 하시는 분이 한 분 계시는데, 그분의 왓차를 자
 주 체크하는 편이에요. 그러면 그 사람이 별 5
 개 박아 놓은 영화들이 있어요. 그럼 저는 그거
 에 대한 영화를 얘기를 던져요, 저는. 그거 좋지
 않아요?”(P14)

“(연구자)근데 원래 친구들이랑 그런걸 많이
 얘기를 하거나 하는 편이세요? 영화를 보고 나
 면 막 그거에 대해서 막 엄청 얘기하고?”

“얘기 많이 해요. 이 영화는 이래서 좋고 그
 러니까 서로 막 너무 다르잖아요. 전 너무 재미
 있게 봤는데 애는 진짜 핵쓰레기였다고 그리고
 제가 왜 재미있는지 막 설명을 하고 싶은 거
 죠.”

“(연구자)근데 그게 (서로)맞을 때에 주로 더
 재미있으신 거죠?”

“네. 맞을 때 더 얘기할 게 많으니까. 되게 한
 70% 이상은, 거의 다 제가 실제로 친구들을 보
 면 70% 이상인 친구들을 만나서 얘기했을 때 재
 미있더라고요.”(P1)

P1은 개인 추천 서비스에서 제공하는 기능 중
 에서 다른 사용자와 자신의 평점 평가 얼마나 일
 치하는지 보여주는 기능을 가장 긍정적으로 평가
 하였다. 그 이유는 자신의 경험을 통하여 매칭률
 이 그 사람과의 대화가 얼마나 흥미로울지, 취미
 나 관심사가 어느 정도 일치할지 예측하는 도구가

될 수 있다는 것을 알았기 때문이다.

이는 응용기에서 평점의 특성이나 추천 시스템
 에 대한 반영(reflection)과 해석 과정이 나타난다
 는 것을 보여주는 것이기도 하다. 반영은 살펴보
 고(look over), 생각하고(think about) 이를 어떤 매
 개체(medium)를 통해 표현하는 과정을 수반한다
 (Webb et al., 2013). P1과 처럼 응용기의 참가자들
 은 평점이 개인을 설명하는 정도, 매칭률의 계산
 방식 등에 대해 관심을 갖게 되면서, 일상 속에서
 가설을 세우고 숫자(평점, 평가 수, 매칭률 등)라
 는 매개체로 탐구 해 보았다. 그 결과 자기만의 해
 석 방식(Webb et al., 2013)을 갖게 된 것이다.

4.4.3 추천 서비스에 대한 불신

참가자들의 평점 판단의 기준은 경험을 통하여
 생기게 되며, 서비스에서 제공하는 알고리즘을 여
 러 방면으로 탐색하고 실험 해 보기도 하였다. 응
 용기의 사용자들은 서비스에서 분석해 주는 자신
 의 취향이나 평점 평가에 대한 요약 정보가 어떠
 한 방식으로 산출되는지 대략적으로 알고 있었다.
 이 과정에서 자동 추천이 반영하지 못하는 부분을
 알게 되거나, 자신이 알고 있는 정보와 불일치하
 는 정보를 발견하면서 자동 추천에 대한 불신을
 갖게 되었다.

“사실 왓차가 개인화 시스템 뭐 어찌구 해가
 지구 ‘이 영화가 너한테서 재미있을 만한 별점’
 해서 예상 별점을 주지만, 그게 사실 가장 중요
 한 거지만, 전 그 가장 중요한 걸 잘 안봐요. 왜
 냐하면 잘 안맞더라고요”(P7)

“알고리즘이 반영 못하는 것도 있더라고요.
 취향이 되게 비슷하는데 이 사람은 영화를 800개
 봤고 이 사람은 영화를 입력한 게 180개 예요.
 그럼 (취향이) 차이가 날 수 밖에 없게 나오더
 라구요. 왜냐면 이 사람이 안 본 영화를 800개
 본 사람은 600개를 더 봤으니까 200개는 거의
 똑같아도 나머지 600개가 있기 때문에 다르게
 나오더라고요. 취향이. 이 사람은 그냥 입력을

안 한 걸 수도 있는데. 아직 덜 보고.”(P1)

협력 필터링 방식의 알고리즘은 소비재(consumer product) 보다 지식과 관련 분야(knowledge intensive-domain)을 대상으로 작동할 때 더 정확하다(Im and Hars, 2007). 영화나 책과 같은 콘텐츠가 협력 필터링 알고리즘이 자주 적용되는 대표적인 소비재에 해당한다(Wingfield, 1998). 결국 추천 서비스에 대한 불신은 알고리즘 자체에서 발생하는 한계일 수 있다. 또한 관여도 측면에서는 중간 정도의 관여도(engagement) 제품에서 추천 시스템이 유용하고 잘 작동한다(임일, 2014). 보통 영화나 음악 등의 콘텐츠는 중간 정도의 관여도를 지니고 여겨지나, 응용기의 사람들은 해당 콘텐츠에 대한 관여도가 높기 때문에 추천 시스템 자체를 필요로 하지 않는 것일 수도 있다.

적응기와 응용기를 구분하는 가장 특징적인 차이는 ‘평점에 대한 자신만의 해석 체계’가 있는지 여부이다. 적응기에서는 자신의 취향을 확인하고 평점을 자신의 기준으로 세우는 시기라면, 응용기에서는 다른 사람이 어떤 방식으로 평점을 입력하는지도 추론하고 짐작 할 수 있는 시기인 것이다.

4.5 이행 조건

본 연구를 통해 콘텐츠 추천 서비스 사용자들은 세 단계의 순차적인 과정을 거쳐 점차 능동적으로 평점을 활용하는 것으로 나타났다. 평점을 입력하는 동기와 주된 평가 방식은 각 단계 별로 특징이 있었다. 한 단계에서 다음 단계로 이행하기 위해서는 단계 별 특징과 관련된 조건이 존재하였다.

4.5.1 도입기에서 적응기로

사용자들의 도입기의 주요 동기는 자신만의 콘텐츠 데이터베이스를 쌓아 올려 아카이빙 하는 것이다. 도입기는 과거에 본 영화를 토대로 자신만의 아카이브를 만들었을 때 끝나게 된다. 적응기

로 넘어가기 위해서는 과거 기록뿐만 아니라 현재 감상한 콘텐츠들도 지속적으로 축적하려는 동기나 환경이 필요하다. 즉 자신이 과거에 본 영화에 대한 콘텐츠를 등록하는 데서 그치는 것이 아니라, 추천 서비스를 통해 정보를 얻어 지속적으로 현재에도 경험한 콘텐츠를 기록해야 한다. 만약 이 조건이 충족되지 않았을 경우 적응기로 넘어가기 힘들며, 참가자들은 지속적으로 평점 입력을 하더라도 단순한 과거 콘텐츠의 감상 여부 체크에만 국한되며 입력할 콘텐츠가 없는 한계에 다다르게 되면 결국 평점 평가 자체를 그만두게 된다. 그러므로 현재 감상한 콘텐츠를 기록하면서, 평점 평가를 습관화하는 것이다. 하지만 도입기에 머무른 다수의 참가자들은 지속적으로 영화를 볼 수 있는 환경이 제약받을 경우 적응기로 넘어가지 못하고 그만두게 되는 모습을 보였다.

또한 이 단계로 넘어갈 때의 필요한 요소는 단순히 현재 감상한 콘텐츠를 기록하는데 그치는 것이 아니라 추천 서비스를 활용하여 평점 평가를 습관화하는 것이다. 하지만 다수의 참가자들은 지속적으로 현재 감상한 콘텐츠를 축적하다가 영화를 볼 수 있는 환경이 제약받을 경우 적응기로 넘어가지 못하고 그만두게 되는 모습을 관찰하게 된다.

“그런데 제가 이걸 할 때 기본적으로 영화를 볼 수 없는 환경이 주어졌기 때문에, 별로 참고는 못했어요. 제가 영화를 좀 더 볼 시간이 많았더라면 참고 했을 것 같아요. 그래서 좀 더 살펴보고 뭔가 ‘보고싶어요’에 넣어두기는 했거든요.”(P12)

참가자 P12처럼 영화를 볼 시간이 없을 때에는 최신 콘텐츠를 감상할 환경 자체가 조성되지 않기 때문에 평점 입력이 어려워지고, 그 결과 기존의 콘텐츠 데이터베이스를 업데이트를 할 수 없게 되었다. 이 경우 자신만의 지속적인 콘텐츠 기록이 멈추게 되고 결국 P12처럼 서비스를 그만두게 된다.

또한 적응기에서는 단순한 콘텐츠 아카이빙 이상의 기능을 발견하거나 자신만의 평가 방식에 대해 고민하게 되는데 이러한 행태가 발견되지 않는다면 적응기로의 이행이 힘들게 된다. 예컨대 적응기에서는 다른 사람들의 영화 평이나 댓글을 보면서 재미있어하거나 다른 사람의 아카이빙을 찾아보는 행동을 한다. 전문가의 평점을 살펴보거나 지인들의 평점을 살펴 보면서 자신의 평점과 비교해 보기도 한다. 이러한 기대가 충족되지 않는다면 도입기 완료 후 추가적인 평점 평가는 수행하나 목적은 단순히 자신만의 기록 수준에 머물게 된다.

“어느 날 궁금한 거예요. 내가 무슨 영화를 봐 왔는지를 그게 기록을 하기도 뭐하고 올리는 데도 한계가 있고 이렇게 좀 확 모아놓고 싶은? 내가 뭘 봤는지 대충 이 영화 재미있었어, 이 영화 재미없었어 이 정도의 구분만 좀 해 놓을 수 있는 뭔가가 필요하다고 생각했는데…… 제 친구 위주로 쓰는 그런 게 아니라 평론가 평이 있고 그 중에 본 친구 있으면 그 친구 평이 뜨거나 그래서 나는 남의 평을 보는 게 싫은데 왜 자꾸 남의 평만 보여주지? 이 생각이 들어가 지고”(P13)

“왓챠 서비스를 사용하는 이유는 일단 제가 어떤 영화를 봤는지를 메모하는 습관이 들다 보니까 기억에 훨씬 오래 남아요 그리고 다른 사람 평점 볼 때 음…재밌죠 여러 가지 관점을 읽을 수가 있으니까. 그리고 개중에는 솔직히 이상한 논리로 까는 놈들도 있구. 그런 것들도 재밌구.”(P7)

참가자 P13과 P7은 서비스를 이용하게 되는 도입기의 동기는 비슷하나 적응기로의 이행이 극명하게 차이가 난다. 전문가(평론가)의 평점이나 친구들의 평점을 볼 때 흥미를 느낀 P7의 경우 적응기의 특징인 판단, 느낌을 상황에 반영하거나 다른 사람과 차별화된 나만의 의견이나 느낌을 중요시하는 반면, P13의 경우 지속적으로 평점 평가의

이유가 기록에만 머물러 있음을 볼 수 있다. 다른 사람의 콘텐츠에 대한 호기심과 흥미는 나만의 의견을 수립할 수 있는 계기이자 콘텐츠의 탐색의 동기로 발전될 수 있다.

4.5.2 적응기에서 응용기로

적응기에서 참가자들은 영화를 본 순간 감정이 생생할 때 평점을 매기거나 다른 사람의 평점을 비교한다. 적응기를 통해 참가자들은 평점 개수가 올라가면서 추천 영화의 정확도가 높아지면서 추천 시스템에 대한 이해와 알고리즘에 대해 자신만의 이해가 생기게 된다. 이들의 공통적인 특징은 추천 시스템의 알고리즘에 대한 불확실성에 대한 의문이나 불신이다. 가령 시스템이 자신이 높게 평점 한 영화의 배우나 감독 위주로 추천을 해주거나 비슷한 류의 영화를 제공한다는 가정을 하게 된다. 서비스의 추천 평점이 자신과 맞는지 맞추어 보고 만약 자동 추천이 반영하지 못하는 부분이 있는 경우 시스템의 불확실성에 대해 의문이나 불신을 갖게 된다.

“쓸모가 없는 것 같더라고요 내가 어떤 감독의 영화를 제일 많이 봤고 어떠한 배우의 영화를 많이 봤고 그 정도 밖에 없잖아요? 취향 분석은 저한테 별로. 뭔가가 없었어요. (P14)”

“그거는 모르겠어요 솔직히 왜냐하면 워낙 잡다하게 봐오다 보니까 하나의 취향이 있는 게 아니다 보니까. 애가 어떤 기준으로 저한테 (추천을) 해주는 건지 정확하게 모르겠어요”(P8)

참가자 P14, P8의 경우 추천 시스템의 필요성에 대해 의문을 갖고 있다. 이처럼 추천 시스템의 불확실성과 알고리즘을 파악한 참가자들은 절대적으로 시스템에서 제공하는 서비스를 신뢰하지 않고 추천 시스템을 자신만의 활용 방법으로 이용하게 된다. 적응기에 해당되었던 다른 사람과의 평점 비교를 통해 자신만의 방법으로 자유자재로 활용하게 되며 바로 이 지점이 적응기에서 응용기로

넘어가는 부분이다. 이 지점의 두드러진 특징은 추천 서비스에 대한 전반적인 파악과 예측이 선행되고 이를 통해 자신만의 예측이 자연스럽게 만들어진다는 것이다.

“그런거 안봐. 나 거의 그런건 안봐. 내 주변 사람들, 아니면 나 이동진도 팔로우 해 놨거든? 이동진이 높게 평가 해 놓은 거. 그렇게 정렬을 해. 그래서 보다가 내가 안본 것 중에서 재밌겠다 싶은 걸 담아. 그래서 그런 거 있잖아. 집에 있다가 가끔씩 뭘갈 다운 받아 보고 싶다. 할 때, 여기 들어가서 보려고.”(P3)

“요즘에 제가 이용하고 있는 방법이긴 한데, 조금 웃기긴 한데. 되게 좋은 관계로 갈랑말랑 하시는 분이 한 분 계시는데, 그분의 왓차를 자주 체크하는 편이에요. 그러면 그 사람이 별 5개 박아 놓은 영화들이 있어요. 그럼 저는 그거에 대한 영화를 얘기를 던져요, 저는. 그거 좋아요?”(P14)

응용기에 해당하는 대다수의 참가자들은 자신의 평점과 다른 사람의 평점을 비교를 적극적으로 활용하는 모습을 보인다. P3의 경우 다른 사람의 평점을 이용하여 자신의 영화 선택을 활용하는데, 각각 낮은 평점 또는 전문가의 높은 평점을 활용하여 제각각 다른 사람의 평점을 참고하여 활용한다. P14는 다른 사용자의 평점 비교를 이야기의 소재로 활용하여 취미와 관심사의 일치할지 예측하는 도구로 활용하기도 하며 이 활용 방안은 참가자마다 제각각 다르다는 것이다.

이 적응기와 응용기로 이행할 수 있는 조건은 추천 시스템에 대한 이해와 자신만의 해석 체계 형성 여부이다. 적응기에는 자신의 평점의 형성을 파악하고 그 기준을 세우고 난 후 다른 사람과 그 개수를 비교만 하는데 그쳤다면 응용기에는 다른 사람이 어떤 방식으로 평점을 입력하였는지 추론하고 이를 활용하여 응용하는 과정이라고 볼 수 있다.

본 논문의 결과를 요약하면 <표 3>과 같다.

<표 3> 각 단계 별 정의와 특징

구 분	도입기 “내가 다 찍어 보겠다”	적응기 “나의 박스에 넣는다”	응용기 “딱 보인다”
정의	추천 서비스가 제시하는 방식에 따라 자신이 과거에 본 콘텐츠를 서비스에 입력, 저장하는 시기	평점 입력을 습관화 하면서 자신만의 평가 체계를 정교화하는 시기	평점에 대한 자신만의 이해, 활용 방식이 생기는 시기
주요 코드	- 내가 몇 개 봤는지 궁금해서 평가를 시작함 - 옛날에 본 콘텐츠는 어렵פות한 인상으로 평가함 - 내가 본 작품, 안 본 작품이 필터링 됨 - 자동 추천에서 내가 본 영화 발견하기	- 판단, 느낌, 상황을 평점에 반영하기 - 낮은 평점은 분노의 표출 - 다른 사람의 평점과 나의 평점 개수 비교하기 - 다시 평가하기	- 가치치기 - 딱 보인다 - 추천 서비스에 대한 불신
특징	- 과거의 기억, 경험을 바탕으로 자신만의 데이터베이스를 만들어 나감 - 자동 추천 콘텐츠는 과거의 기억을 떠올리게 하는 요소 - 평점 입력 시 정확성 보다 입력 자체에 의미를 둠	- 새로운 콘텐츠 감상 후, 해당 콘텐츠의 평점을 추가하면서 평점 입력을 습관화 - 자신만의 평점 평가 데이터베이스를 완성하고, 자신만의 평가 기준으로 형성하는 단계 - 다른 사람의 의견이나 평점에 관심	- 자동 추천 콘텐츠에 대한 불신 - 다른 사람의 취향이나 성격을 그 사람의 평점 평가 데이터를 바탕으로 짐작 - 콘텐츠를 평점 평가 데이터를 바탕으로 평가, 예상 - 평가 활용 방식이 다양
해당 참가자	P4, P5, P10, P12, P13	P2, P6, P7, P11	P1, P3, P8, P9, P14
이행 조건	서비스 이용 전까지 본 모든 콘텐츠를 평가(입력)하면 적응기로 이행	추천 시스템과 알고리즘에 대한 자신만의 이해가 생기면 응용기로 이행	

V. 토론 및 시사점

본 연구에서는 개인화 추천 시스템에서 사용자에게 평점은 어떠한 의미를 갖는지 알아보았다. 그 결과, 평점의 의미와 활용 정도에 따라 세 단계로 구분할 수 있었으며, 각 단계를 도입기, 적응기, 응용기로 구분하였다. 연구 결과를 바탕으로 도출된 시사점은 다음과 같다.

5.1 실무적 시사점

현재 대부분의 추천 서비스는 평점을 입력하고 그에 따른 콘텐츠를 추천하는 데 중점을 두고 있다. 그러나 추천 서비스 사용자 중에는 추천 기능 보다 아카이브나 큐레이션의 일종으로 서비스를 이용하기도 했다. 연구 결과를 바탕으로 현재 추천 서비스에 적용 가능한 디자인 가이드라인을 실무적 시사점으로 제시하고자 한다.

가이드라인 1: 평점 평가 과정의 경험을 풍부하게 한다.

처음 추천 서비스를 사용하게 되는 도입기에는 평점 평가 과정이 주된 사용 경험이 된다. 현재 추천 시스템에서 초기 평점 평가 과정은 사용자들이 추천 서비스 이용을 포기할 수 있는 초기 진입 장벽으로 여겨지고 있다(박태훈, 이충재, 2014). 추천 서비스를 이용하기 위해서는 반드시 평가를 입력해야 하지만, 평가 입력 과정이 사용자 입장에서 귀찮고 재미없을 것이라는 가정이다. 그러나 본 연구 결과에 따르면 초기 평점 입력 과정은 사용자에게 자신이 과거에 본 콘텐츠를 정량화해 볼 수 있는 계기이면서, 과거의 긍정적인 경험을 떠올리게 하는 계기가 되기도 한다. 또한 평가 과정에서 과거의 기억이 분명하지 않기 때문에 평점 입력 자체의 정확도가 떨어지는 현상이 나타난다.

연구 결과를 바탕으로 평점 평가 과정에서 사용자 측면의 경험과 의미를 강화한 서비스 디자인을 제안한다. 구체적으로는 정량화 측면을 강조하

는 디자인으로, 평가를 입력 할 때 마다 상자에 담기는 메타포나 이미지를 사용하여 자신만의 콘텐츠 데이터베이스를 저장하고 축적하는 느낌을 준다. 리스트 형식으로 바로 콘텐츠를 평가하지 않고, 본 영화와 안 본 영화를 먼저 한 번 거르고 난 후 평가를 진행하는 방식도 있을 수 있다. ‘좋아요-별로 였어요’와 같은 단순한 척도를 제시하여 어렵 못한 과거 기억에 맞게 콘텐츠를 평가 할 수 있다면 평가에 필요한 인지적 노력 역시 줄어들 것이다. 두 콘텐츠를 함께 제시하면서 어떤 쪽이 더 좋았는지 선택하도록 하여 게이미피케이션(gamification) 형식의 재미를 제공하면서 쉽게 평가를 입력할 수 있도록 할 수도 있다. 이러한 디자인 개선을 통하여 추천 서비스의 진입 장벽 역시 낮아지고 알고리즘 측면에서 더 많은 평가가 입력될 수 있을 것이다.



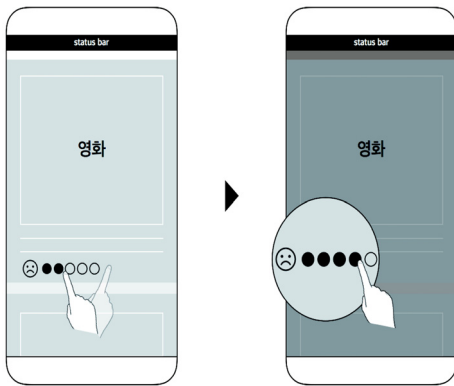
〈그림 2〉 Gamification 평가 UI 예시

가이드라인 2: 평점 입력 맥락을 기록 할 수 있도록 한다.

적응기에서 사용자들은 당시의 상황이나 감정에 따라 평점을 입력하고, 그 이외에도 선호 감독이나 배우 등 다양한 요소를 고려하여 평가한다는 것이 밝혀졌다. 즉, 동일한 점수라도 상황과 콘텐츠에 따라 다양한 이유가 있을 수 있다. 낮은 평점을 입력 할 때는 부정적인 감정을 강하게 표현하고자 하는 경향이 있었다. 또한 평점 입력은 한 번으로 끝나는 것이 아니라, 시기가 생각의 변화에 따라 다시 평가가 이뤄지기도 한다(re-rating). 평점을 입력할 때 점수뿐만 아니라 그 이유에 대해서

도 짧게 선택할 수 있다면 콘텐츠 감상 직후 사용자의 생각이나 판단의 근거를 간단하게 남길 수 있는 장치가 될 수 있다.

구체적으로는, 콘텐츠를 평가 할 때 어떤 이유 인지를 선택하는 기능을 제공한다. 간단하게 ‘감독’, ‘스토리’, ‘배우’, ‘상황’ 등의 선택지를 제공하고 평점 입력 시 함께 선택하여 추천 시스템에 반영한다면 추천 알고리즘의 정확도를 높일 수 있다. ‘worst 별점’ 척도나 ‘싫어요’ 버튼을 추가하여 콘텐츠에 대한 부정적인 평가를 강하게 표현하는 기능을 제공 하는 것도 한 가지 방안이 될 수 있다. 다시 평점을 입력(re-rating) 할 때에도 평가 시기와 함께 기록으로 축적된다면, 사용자의 또 다른 개인 아카이브로 작용할 수 있다. 향후 해당 데이터를 알고리즘에 반영 할 때 당시의 상황과 이유를 함께 고려함으로써 사용자에게 더욱 정확한 추천을 제공할 수 있게 될 것이다.



〈그림 3〉 ‘싫어요’ 평점 UI 예시

가이드라인 3: 평점의 지속적인 수정(revising) 과정을 장려한다.

적응기의 다시 평가하는 행동(re-rating) 맥락과 상황의 변화에 따라 자신이 했던 기존의 평가를 수정하고 지속적으로 업데이트 하는 과정이다. 이 과정은 두 가지 차원에서 의미가 있다. 첫 번째는 개별 콘텐츠에 대한 평가의 정확성을 높이는 기능이다(Amatrain et al., 2009). 두 번째는 자신의 전체

평점 체계를 다듬고 기준을 자각하는 차원이다. 평점 체계의 일관성을 높이고 정교하게 만드는 과정은 자신의 취향을 자각하고 정교화 하는 과정에도 닿아있기 때문에, 평점의 지속적인 수정 과정 즉, 다시 평가하는 행동(re-rating)을 장려해야 한다.

이를 장려할 수 있는 디자인의 예시로는, 평점 입력 시 동일한 평점의 콘텐츠를 제시하고 평점이 적절한지 사용자에게 판단하도록 하는 기능이 있다. 과거에 평가했던 콘텐츠를 일정 기간이 지난 뒤 다시 평가하도록 하는 팝업 창을 띄워 준다면 평점 평가를 수정 할 수 있는 계기가 될 것이다.

가이드라인 4: 신뢰를 저해하는 요소를 없앤다.

온라인 환경에서 소비자의 전환 비용이 낮은 반면, 기업이 새로운 사용자를 유치하기 위해서는 높은 비용이 들기 때문에 기업은 초기에 높은 사용자 신뢰를 얻는 것이 중요하다(Koufaris and Hampton-Sosa, 2004). 기존 연구에 의하면, 추천 시스템에 익숙하지 않은 초기에 사용자가 인식하는 추천서비스의 불확실성과 위험에 대한 인식은 매우 두드러진다(McKnight et al., 2002). 그러나 본 연구에서는 추천 서비스 사용 초기(도입기)에서 추천 서비스에 대한 태도는 긍정적이었으나, 사용 정도가 발전하면 추천 서비스에 대해 부정적인 태도를 갖는 것으로 나타났다. 그 이유로는 사용자가 가진 정보에 불일치하는 정보를 제시하거나, 알고리즘 자체의 작동 방식의 한계를 사용자가 알고 있기 때문이었다.

이를 보완하기 위해서 추천 시스템이 그 추천의 근거로 부정확한 이유를 제시 할 때, 사용자가 직접 수정하거나 신고 할 수 있는 기능을 도입해야 한다. O'Donovan and Smyth(2005)는 기존 협업 필터링 방식의 알고리즘에서 사용자 간 유사도가 과도하게 고려되고 있으나, 사용자의 신뢰성(trustworthiness)역시 중요하게 고려해야 한다고 제안하고 있다. 본 연구에서도 추천 시스템에 추천하는 영화 보다 ‘주변 사람들이 많이 본 영화’나 ‘지인이 추천하는 작품’에 대한 신뢰가 높게 나타났다.

추천의 이유를 제시할 때, 작품에 대한 평가보다 ‘**님의 친구**가 추천하는 영화입니다’ 혹은 ‘**님의 친구 중 ~%가 평가한 작품입니다’ 같은 지인 요소에 기반한 이유를 제시한다면 추천 서비스에 대한 신뢰가 높아질 수 있을 것이다.

5.2 이론적 시사점

추천 시스템에 관한 기존 논문에서는 사용자를 수동적 관점에서 살펴보았으나, 본 연구에서는 사용자를 능동적인 측면에서 살펴보려고 하였다. 이를 위하여 사용자의 능동성이 가장 두드러지는 평점 입력 기반 추천 서비스의 사용자를 대상으로 인터뷰를 시행하였으며, 추천 시스템을 활용하는 정도에 따라 세 단계로 나눌 수 있다는 것이 드러났다. 본 연구의 가장 큰 이론적 공헌점은 추천 시스템에 대한 사용자의 경험을 수동적인 관점 (Amatriain *et al.*, 2009; Bollen *et al.*, 2012; Sparling and Sen, 2011)에서 벗어나 능동적인 관점에서 살펴 보았다는 점이다. 이를 통하여 평점 입력 동기나 추천 시스템에 대한 태도가 단계 별로 달라진다는 것을 밝혀냈다.

평점 평가는 상품이나 서비스에 대한 자신의 관점을 표현하는 아카이브 형태로, 이것들이 결합되면 메타 데이터의 형식이 나타나게 된다(Beer and Burrows, 2013). 본 연구에서도 사용자가 평점 평가를 쌓아 나가고 경험하면서, 이러한 메타 데이터의 형식이 나타나는 것을 확인할 수 있었다. 초기에는 단순히 평점 평가가 쌓여 데이터베이스로 구축되는 모습을 보였다. 그러나 점차 평점 평가가 쌓이고 연결되면서 본인 또는 다른 사용자에게 의해 관찰되고, 새로운 발견으로 이어지는 현상이 나타났다.

특히 이 과정을 사용자가 주도적으로 이끌어 나가면서, 저장, 검색, 조직화 및 해석 과정을 거친다는 점에서 지속적인 평점 입력 과정은 디지털 큐레이션의 특성을 띤다. 디지털 큐레이션(digital curation)은 인간의 추론 능력을 통해 아이템을 모

으고, 정리하여 각각의 총합을 넘어서는 창의적인 활동이다(Rosenbaum, 2011). 역사적인 의미에서 큐레이션은 보존(preservation)을 위해 아이템들을 모으고, 살펴보고, 선택하는 과정을 뜻한다(Mihailidis and Cohen, 2013). 예컨대 박물관이나 미술관에서 유물이나 작품을 수집하고 특정한 주제로 전시하는 과정이 가장 전통적인 의미의 큐레이션이라 할 수 있다. 또한 큐레이션은 아이템들의 단순한 집합이 아니라, 아이템들이 일관성 있는 해석과 구조를 지니고, 구체적인 맥락 안에서 해석과 구조가 제시된다는 특징이 있다고 강조했다. 본 연구에서 rating을 하는 참가자들은 작품을 별점을 부여하여 수집하였다. 참가자들은 별점에 나름의 규칙을 갖고 있었고, 작품을 보고 rating하는 과정에서 단순히 자신이 본 작품을 수집하는 것이 아니라, 자신만의 의미와 평가를 부여하게 된 것이다. 별점이 늘어나고 추천 서비스 이용 경험이 축적되면서 개별 작품에 대한 평가에서 발전하여 자신이 축적한 별점들 사이의 구조나 규칙에 대해서도 고민하게 된다.

또한 본 연구의 참가자들이 평점 평가의 활용 단계 중 가장 발달한 단계로 이행하기 위해서는 자신 혹은 다른 사람들의 규칙이나 구조에 대해서 고민해 보아야 한다. 이는 Webb *et al.*(2013)이 제안한 디지털 큐레이션의 반영 프로세스(Reflection-in-curation processes)와 유사하다. 디지털 큐레이션은 검색을 통해 정보를 수집하고, 수집된 정보를 선별, 조직할 뿐만 아니라 의미를 지니는 집합체로 구성하는 과정이 동반된다(Linder *et al.*, 2014; Mihailidis and Cohen, 2013; Webb *et al.*, 2013). Webb *et al.*(2013)은 이 과정에서 반영(reflection)과 해석(interpretation)의 인지 과정이 발생한다고 하였다. 즉, 디지털 큐레이션은 인터넷 및 디지털 저장소를 통한 검색, 수집을 거쳐 수집된 정보를 반영(reflection)하여 의미 있는 방식으로 조직화하는 것이 핵심이다. 마지막 단계에서는 다른 사람의 rating을 보고 그 사람의 규칙이나 맥락을 발견하거나 반대로 사람들의 rating을 바탕으로 해당 영

화의 재미나 특징을 짐작할 수 있다는 특징이 있었다. 이러한 특징은 큐레이션한 아이템들 사이의 규칙과 구조, 맥락을 파악했기 때문에 나타나는 특징이라 할 수 있다.

핀터레스트, listcles(저널), 메타데이터 같은 미디어에 관한 연구들은 사용자들이 아이템을 ‘클리핑(clipping)’ 하는 과정에서 정보를 추상화, 통합, 결합하며 자신의 아이디어를 확산시킨다는 것을 발견하였다(Mihailidis and Cohen, 2013; Rosenbaum, 2011; Zarro and Hall, 2012). 개인적인 차원에서 큐레이션은 새로운 사실, 개념, 아이디어들을 지속적으로 연결시키면서 잠재적인 창의성을 현실화하는 과정이기도 하다(Linder et al., 2014). 본 연구에서는 기존의 디지털 큐레이션 연구에서 주로 나타났던 창의성, 아이디어의 확산 등과 같은 특징은 거의 나타나지 않았지만, 전체 아이템을 자신의 규칙에 따라 배열한다는 점, 해석의 과정을 통해 다른 사람의 규칙을 파악하기도 한다는 점 등은 디지털 큐레이션의 성격을 지닌다고 말할 수 있을 것이다.

VI. 결 론

개인화된 추천 콘텐츠를 제공하는 기업들은 사용자에게 최적화된 맞춤 콘텐츠를 제공하기 위하여 추천 알고리즘을 정교화 하는데 많은 투자와 노력을 기울여 왔다. 본 연구는 개인화 추천 서비스를 능동적으로 사용하는 사용자 관점에서 어떠한 동기에서 평점을 입력하고, 어떻게 추천 서비스를 활용하는지 살펴보았다. 연구 결과, 사용 행태가 발전할수록 사용자들은 자동화된 추천서비스에 대해 큰 의미를 두지 않거나 자동화된 추천을 불신하는 경향을 보였다. 사용자들은 콘텐츠에 평점을 매기고 평가를 축적하면서 자신만의 평가 방법이나 평점 활용 방법을 갖게 되기 때문이다. 즉, 평점 평가 통하여 자신만의 적극적인 콘텐츠 탐색 및 큐레이션 과정을 거치게 된다. 추천 콘텐츠 제공 기업들은 추천 알고리즘의 정교화뿐만 아

니라, 콘텐츠 평가와 관련된 사용자 경험을 풍부하게 하는 요소를 서비스 디자인에 중요하게 고려해야 한다.

본 연구는 여러 개인화 콘텐츠 추천 서비스를 포괄하고자 하였으나, 한 종류의 추천 서비스(왓차) 사용자가 연구 참여자 중 다수를 이루었다. 이로 인해 연구 결과 역시 해당 서비스의 특징이나 기능에 영향을 받았을 가능성이 존재한다. 또한 적응기와 응용기의 연구 참여자들은 추천 서비스 사용 초기의 경험이나 행동을 회고하여 인터뷰하였다는 한계점이 있다. 향후 연구에서는 이러한 한계점들을 개선하여 다양한 추천 서비스 사용자를 대상으로 본 연구의 결과를 정량적으로 검증해 볼 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

- [1] 김상화, 오병화, 김문중, 양지훈, “협력적 필터링과 콘텐츠 정보를 결합한 영화 추천 알고리즘”, *소프트웨어 및 응용*, 제39권, 제4호, 2012, pp. 261-268.
- [2] 김진화, 남기찬, 이상중, “Support Vector Machine 기법을 이용한 고객의 구매의도 예측”, *Information Systems Review*, 제10권, 제2호, 2008, pp. 137-158.
- [3] 박태훈, 이충재, “개인화된 영화 서비스 왓차를 개발하는 프로그램스(Programs)”, *정보과학회지*, 제32권, 제7호, 2014, pp. 60-62.
- [4] 소요환, “애니메이션 속성이 관람 후 평가에 미치는 영향”, *만화애니메이션연구*, 통권13호, 2008, pp. 115-131.
- [5] 손지은, 김성범, 김현중, 조성준, “추천 시스템 기법 연구동향 분석”, *대한산업공학회지*, 제41권, 제2호, 2015, pp. 185-208.
- [6] 엄하정, 장진규, 김민지, 김태동, 김현영, 김진우, “자기표현과 사회적 기대감이 지속적 사용에 미치는 영향”, *HCI 2015*, 2014, pp. 371-377.
- [7] 이창현, 이승룡, 정태중, 윤석환, “스마트폰에

- 서 사용자 감성정보를 이용한 개인화된 협업필터링 기반 애플리케이션 추천 시스템”, *한국정보과학회 2012 한국컴퓨터종합학술대회 논문집*, 제39권, 제1호(A), 2012, pp. 224-226.
- [8] 임 일, “빅데이터에서 개인화 자료부터 확보 소규모로 시작해 최적 솔루션 찾아라”, *Dong-a Business Review*, 제146권, 제1호, 2014, pp. 99-103.
- [9] 조승연, 최지은, 이규현, 김희웅, “고객 온라인 구매후기를 활용한 추천시스템 개발 및 적용”, *한국경영정보학회 학술대회논문집*, 2015, pp. 157-164.
- [10] Amatriain, X., J. M. Pujol, N. Tintarev, and N. Oliver, “Rate it again: Increasing recommendation accuracy by user re-rating”, *Paper Presented at the Proceedings of the Third ACM Conference on Recommender Systems*, 2009.
- [11] Beer, D. and R. Burrows, “Popular culture, digital archives and the new social life of data”, *Theory, Culture & Society*, Vol.30, No.4, 2013, pp. 47-71.
- [12] Belk, R., *Possessions and Self*, Wiley Online Library, 1988.
- [13] Berntsen, D., “Involuntary autobiographical memories”, *Applied Cognitive Psychology*, Vol.10, No.5, 1996, pp. 435-454.
- [14] Bhattacharjee, A., “Science and scientific research”, in Bhattacharjee, A. (eds.), *Social Science Research: Principles, Methods, and Practices*, Textbooks Collection. Book 3, 2012. pp. 1-8.
- [15] Birks, M. and J. Mills, “Five data generation and collection”, in Birks, M. and J. Mills (eds.), *Grounded Theory: A Practical Guide*, Sage Publications, 2011. pp. 91-118.
- [16] Bollen, D., M. Graus, and M. C. Willemsen, “Remembering the stars?: Effect of time on preference retrieval from memory”, *Paper Presented at the Proceedings of the Sixth ACM Conference on Recommender Systems*, 2012.
- [17] Conway, M. A. and C. W. Pleydell-Pearce, “The construction of autobiographical memories in the self-memory system”, *Psychological Review*, Vol.107, No.2, 2000, p. 261.
- [18] Corbin, J. and A. Strauss, “Context”, in Corbin, J. and A. Strauss (eds.), *Basics of Qualitative Research: Techniques and Procedures for Developing Grounded Theory*, Sage Publications, 2014. pp. 219-223.
- [19] Cosley, D., S. K. Lam, I. Albert, J. A. Konstan, and J. Riedl, “Is seeing believing?: How recommender system interfaces affect users’ opinions”, *Paper presented at the Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 2003.
- [20] Cushing, A. L., “Self extension and the desire to preserve digital possessions”, *Proceedings of the American Society for Information Science and Technology*, Vol.48, No.1, 2011, pp. 1-3.
- [21] Denzin, N. K., “Triangulation 2.0.”, *Journal of Mixed Methods Research* 6.2, 2012, pp. 80-88.
- [22] Featherstone, M., “Archiving cultures”, *The British Journal of Sociology*, Vol.51, No.1, 2000, pp. 161-184.
- [23] Frijda, N. H., “The laws of emotion”, *American Psychologist*, Vol.43, No.5, 1988, p. 349.
- [24] Harper, F. Maxwell, et al., “An economic model of user rating in an online recommender system”, *International Conference on User Modeling*, Springer Berlin Heidelberg, 2005, pp. 307-316.
- [25] Harper, Y. C., F. Maxwell, J. Konstan, and S. X. Li, “Social comparisons and contributions to online communities: A field experiment on movie-lens”, *The American Economic Review*, Vol.100, No.4, 2010, pp. 1358-1398.
- [26] Herlocker, J. L., J. A. Konstan, L. G. Terveen, and J. T. Riedl, “Evaluating collaborative filtering recommender systems”, *ACM Transactions on*

- Information Systems (TOIS)*, Vol.22, No.1, 2004, pp. 5-53.
- [27] IDC, "New IDC Worldwide Big Data Technology and Services Forecast Shows Market Expected to Grow to \$41.5 Billion in 2018", 2014, Available at <http://www.idc.com/getdoc.jsp?containerId=prUS25132014>.
- [28] Im, I. and A. Hars, "Does a one-size recommendation system fit all? The effectiveness of collaborative filtering based recommendation systems across different domains and search modes", *ACM Transactions on Information Systems (TOIS)*, Vol.26, No.1, 2007, p. 4, doi:10.1145/1292591.1292595.
- [29] Kirk, D. S. and A. Sellen, "On human remains: Values and practice in the home archiving of cherished objects", *ACM Transactions on Computer-Human Interaction (TOCHI)*, Vol.17, No.3, 2010, p. 10.
- [30] Konstan, J. A. and J. Riedl, "Recommender systems: From algorithms to user experience", *User Modeling and User-Adapted Interaction*, Vol.22, No.1-2, 2012, pp. 101-123.
- [31] Koren, Y., R. Bell, and C. Volinsky, "Matrix factorization techniques for recommender systems", *Computer*, Vol.42, No.8, pp. 30-37.
- [32] Koufaris, M. and W. Hampton-Sosa, "The development of initial trust in an online company by new customers", *Information & Management*, Vol.41, No.3, 2004, pp. 377-397.
- [33] Laurel, B., "Interface agents: Metaphors with character", in B. Friedman (ed.), *Human Values and the Design of Computer Technology*, Cambridge University Press, Stanford, CA, 1997, pp. 207-219.
- [34] Linder, R., C. Snodgrass, and A. Kerne, "Everyday ideation: All of my ideas are on Pinterest", *Paper Presented at the Proceedings of the 32nd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems*, 2014.
- [35] Martin, F. J., J. Donaldson, A. Ashenfelter, M. Torrens, and R. Hangartner, "The big promise of recommender systems", *AI Magazine*, Vol.32, No.3, 2011, pp. 19-27.
- [36] McKnight, D. H., V. Choudhury, and C. Kacmar, "The impact of initial consumer trust on intentions to transact with a web site: A trust building model", *The Journal of Strategic Information Systems*, Vol.11, No.3, 2002, pp. 297-323.
- [37] Merriam, S. B., "Designing your study and selecting a sample", in Merriam, S. B. (eds.), *Qualitative Research: A Guide to Design and Implementation*, John Wiley & Sons, 2014, pp. 109-110.
- [38] Mihailidis, P. and J. N. Cohen, "Exploring curation as a core competency in digital and media literacy education", *Journal of Interactive Media in Education*, Vol.2013, No.1, 2013, p. 2.
- [39] Morey, T., T. T. Forbath, and A. Schoop, "Customer data: Designing for transparency and trust", *Harvard Business Review*, Vol.93, No.5, 2015, pp. 96-106.
- [40] Nguyen, T. T., D. Kluver, T.-Y. Wang, P.-M. Hui, M. D. Ekstrand, M. C. Willemsen, and J. Riedl, "Rating support interfaces to improve user experience and recommender accuracy", *Paper Presented at the Proceedings of the 7th ACM Conference on Recommender Systems*, 2013.
- [41] O'Donovan, J. and B. Smyth, "Trust in recommender systems", *Paper Presented at the Proceedings of the 10th International Conference on Intelligent User Interfaces*, 2005.
- [42] Park, D. H., H. K. Kim, I. Y. Choi, and J. K. Kim, "A literature review and classification of recommender systems research", *Expert Systems with Applications*, Vol.39, No.11, 2012, pp. 10059-10072.
- [43] Petrelli, D., S. Whittaker, and J. Brockmeier, "AutoTopography: What can physical mementos

- tell us about digital memories?”, *Paper Presented at the Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 2008.
- [44] Rosenbaum, S., “Curation-what is it?” in Rosenbaum, S. (eds.), *Curation Nation: How to Win in a World Where Consumers are Creators*, 2011. pp. 1-22.
- [45] Ryan, M.-L., “Beyond myth and metaphor”, *Consultant* 1983, 2001, p. 91.
- [46] Shin, I.-H., J. Cha, G. W. Cheon, C. Lee, S. Y. Lee, H.-J. Yoon, and H. C. Kim, “Automatic stress-relieving music recommendation system based on photoplethysmography-derived heart rate variability analysis”, *Paper presented at the Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2014 36th Annual International Conference of the IEEE*, 2014.
- [47] Sparling, E. I. and S. Sen, “Rating: How difficult is it?”, *Paper Presented at the Proceedings of the Fifth ACM Conference on Recommender Systems*, 2011.
- [48] Steedman, C., “The space of memory: In an archive”, *History of the Human Sciences*, Vol.11, No.4, 1998, pp. 65-83.
- [49] Wang, Y., X. Liao, H. Wu, and J. Wu, “Incremental Collaborative Filtering Considering Temporal Effects”, arXiv preprint arXiv:1203.5415, 2012.
- [50] Webb, A. M., R. Linder, A. Kerne, N. Lupfer, Y. Qu, B. Poffenberger, and C. Revia, “Promoting reflection and interpretation in education: Curating rich bookmarks as information composition”, *Paper Presented at the Proceedings of the 9th ACM Conference on Creativity & Cognition*, 2013.
- [51] Wingfield, N., “Unraveling the Mysteries Inside Web Shoppers ‘Minds’”, *Wall Street Journal*, 1998, available at <http://www.wsj.com/articles/SB898117278721186500>.
- [52] Woodruff, A., “Necessary, unpleasant, and disempowering: Reputation management in the internet age”, *Paper Presented at the Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 2014.
- [53] Zarro, M. and C. Hall, “Exploring social curation”, *D-Lib Magazine*, Vol.18, No.11, 2012, p. 6.

Information Systems Review

Volume 18 Number 3

September 2016

Meaning of Rating Beyond Recommendation: Explorative Study on the Meaning and Usage of Content Evaluation Based on the User Experience Stages of Personalized Recommender Service

Hyundong Kim* · Hae-jeong Hwang** · Kieun Park** · Mingu Kang**
Jeonghun Kim* · Inseong Lee*** · Jinwoo Kim****

Abstract

Research on personalized recommender service that uses big data has gained considerable attention given the increasing volume of contents being created. This development indicates the need for service providers to collect personal information and content rating data to personalize content recommendations. Previous studies on this topic proposed algorithms to offer improved recommendations using minimal rating data or service designs and increase the number of ratings. However, limited studies have been conducted on the factors that motivate the ratings input of users, as well as the factors that influence their continuous usage of recommender service. The present study explored the factors that motivate users to enter ratings by conducting in-depth interviews with users who use recommender services. The meanings of these ratings were also explored. Results show that the meaning and usage range of ratings differed based on the stage of a user's with utilization of the service. When users input an initial rating, they treat such a rating as a database to save the impression of a past experience. Such a rating is then used as a tool to reflect the current feeling and thoughts of a user. In the end, users were not only interested in their own rating system, but they also actively sought out the meaning of the rating systems of others and utilized them. Users also expressed mistrust in the recommendations of the service because they were aware of the limitation of the algorithms. This study identified a number of practical implications regarding recommender services.

Keywords: *Recommender System, Rating, Stage of Use, User Experience, HCI*

* Doctoral Student, Graduate School of Management of Technology, Yonsei University

** Graduate Student, Graduate School of Information, Yonsei University

*** Quryon Korea

**** Corresponding Author, HCI Lab, Yonsei University

◎ 저자 소개 ◎



김현동 (hd.kim@yonsei.ac.kr)

연세대학교 경영학과에서 학사 학위를 취득하였고, 서울대학교에서 마케팅 전공으로 경영학 석사학위를 취득하였다. 현재 연세대학교에서 기술경영학 박사 과정에 재학 중이다. 관심분야는 User Experience, 사물인터넷, 소셜미디어, 디지털 비즈니스 전략이다.



황해정 (taritari06@gmail.com)

연세대학교 철학과에서 학사 학위 취득, 연세대학교 정보대학원에서 UX/콘텐츠 석사 학위를 취득하였다. 현재 LG 유플러스에서 재직 중이다. 관심분야는 HCI, UX 디자인 및 사용자 경험 평가, 데이터 분석이다.



박기은 (p.kieun@gmail.com)

상명대학교 세라믹디자인과에서 학사 학위 취득, 연세대학교 정보대학원에서 디지털문화콘텐츠/UX 석사 학위를 취득하였다. 관심분야는 HCI, UX/UI 디자인, 사용자 경험 평가 및 IoT 등이다.



강민구 (zolamanv@gmail.com)

한동대학교 산업디자인과에서 학사 학위를 취득하였고, 현재는 연세대학교 정보대학원 UX/콘텐츠 트랙과정에서 석사과정으로 재학 중이다. 주요 관심분야는 Force touch interface, Multimodal user interface, Augmented reality 등이다.



김 정 훈 (jeonghunkim@yonsei.ac.kr)

동국대학교 전자공학과에서 학사 학위를 취득하였고, 현재는 연세대학교 기술경영학 석박사 통합과정 중이다. 또한 2002년부터 현대자동차 기술연구소에 재직 중이며, 차량-IT 연계 제품 및 서비스 기획 업무를 맡고 있다. 주요 관심분야는 Autonomous Driving, UX Design 등이다.



이 인 성 (inseong.lee@gmail.com)

연세대학교 경영학과에서 학사와 석사, 그리고 박사 학위를 취득하였다. 삼성전자 디자인연구소 책임연구원과 경일대학교 경영학과 조교수를 거쳐 현재 큐리온코리아에 재직 중이다. 주요 관심분야는 Human-Computer Interaction, User Experience, Social Media, Co-Experience 등이다.



김 진 우 (jinwoo@yonsei.ac.kr)

현재 연세대학교 경영대학 교수로 재직 중이다. 연세대학교 경영학과에서 학사 학위를 취득하였고, UCLA에서 석사 학위를 취득하였으며, Carnegie Mellon University에서 석사 및 박사 학위를 취득하였다. 주요 관심분야는 Human Centered Innovation, Experience Design, Companion Technology 등이다.

논문접수일 : 2016년 05월 08일

게재확정일 : 2016년 09월 13일

1차 수정일 : 2016년 09월 03일