

온라인 게임의 고객 유형 별 이탈 요인 : 신규 고객과 기존 고객을 중심으로*

손정민¹ · 조우용¹ · 최정혜^{1†}

¹연세대학교 경영대학

The Drivers of Customer Defection in Online Games across Customer Types : Evidence from Novice and Experienced Customers

Jungmin Son¹ · Wooyong Jo¹ · Jeonghye Choi¹

¹Yonsei University, School of Business

■ Abstract ■

The game industry has grown steadily and the online game has become one of the most attractive game segments for its remarkable growth. Customer management in the online game industry, however, has received little attention from the academic field. The purpose of this study is to analyze the drivers of customer defection in the online game setting and suggest not only theoretical but also managerial insights into increasing customer retention rates. Prior to empirical analysis, the authors hypothesized that 3 variables of interests (*Learning, Playing, Achievement*) would explain the customer defection according to preceeding researches. To demonstrate these hypotheses, the authors obtained data from one of the biggest game publishers in Korea, and the empirical analysis model was developed considering context of research settings. The results of analyses provide the following insights. First, the key behavioral variables of *Learning, Playing, and Achievement* play substantial roles in explaining the customer defection. Next, the effects of these variables vary between customer types: novice and experienced customers. The defection decisions by novice customers are predicted by all key behavioral variables and *Playing* serves as the most influential indicator of the defection decisions. However, experienced customers are influenced by *Playing* and *Achievement*, while *Learning* has no impact on the defection decisions. Finally, the authors investigated hypothetical customer retention strategies, using the empirical results. The market outcomes indicate that the customer retention strategies work well with novice customers and it is hard-to-impossible to prevent experienced customers from defection using their behavioral data. These findings together deliver several meaningful insights to management as follow. First, the management should support customers to get involved in *Learning* activities at the very first stage. Second, customer's *Achievement* and appropriate compensation for it would work as defection barriers. Last, to optimize the outcomes of firm's marketing investments, it is better to focus on retention of novice users not experienced ones.

Keywords : Online Game, Customer Retention, Customer Defection, Churn Analysis, Learning, Playing, Achievement

논문접수일 : 2014년 01월 24일 논문게재확정일 : 2014년 06월 10일

논문수정일(1차 : 2014년 03월 23일, 2차 : 2014년 05월 14일)

* 이 논문은 2013학년도 연세대학교 상남경영원 연구펠로우십의 지원에 의하여 이루어진 것임.

† 교신저자 jeonghye@yonsei.ac.kr

1. 서 론

온라인 게임은 오늘날 핵심 산업으로 자리 잡은 게임 산업의 주요 분야로 최근 지속적인 성장을 통해 게임 산업 전반의 발전을 이끌고 있다[5]. 2012년 기준으로 전 세계 게임 산업 매출은 약 600억 달러에 이르는 것으로 추정되며, 세계 게임 산업은 지속적인 성장을 거듭하여 2017년에는 약 900억 달러 규모까지 성장할 것으로 전망된다[30]. 이러한 게임 산업의 성장은 한국과 같은 정보통신이 발달한 국가에서 두드러지는데, 한국의 게임 산업은 2013년 시장 규모 10조 원을 넘어 수출 동력 및 국가 기간 산업으로서의 지위를 견고히 할 것으로 기대된다. 특히 앞서 언급한 온라인 게임은 한국의 전체 게임 수출액의 90% 이상을 차지할 정도로 수출 핵심 동력으로 작용하고 있다[5]. 그러나 주목할 만한 성장을 거두고 있는 게임 산업에 대한 기존 연구의 관심 및 경영학적 고찰은 다른 기간 산업에 비해 상대적으로 부족했던 것이 사실이다[19, 37]. 따라서 게임 산업 내 기업들에게 산업의 특수성을 반영한 고객 관리 및 경영전략의 필요성은 점점 그 중요성이 더해지고 있다.

고객 유지 및 이탈 방어의 전통적인 경영학의 관심 분야로 기존 고객의 가치와 이들을 장기적으로 유지할 수 있는 경영 전략의 중요성은 많은 선행연구를 통해 논의된 바 있다[8, 15, 29, 31, 34]. 연구의 결과에 따르면, 총 고객 수 증가를 통해 증진되는 기업 성과에 비해 기존 고객이 장기적으로 유지됨으로써 증진되는 성과가 더 높은 것으로 나타났다. 또한 기존 고객을 유지하는 비용이 신규 고객을 유치하는 비용에 비해 현저히 낮다고 알려져 있다. 따라서 기업에게 있어 기존 고객을 유지하기 위해 고객의 이탈을 예측하고 이를 방지하기 위한 노력은 큰 실무적 중요성을 지니며, 이에 대한 많은 연구가 이루어져왔다[12, 20, 26].

그러나 최근 급성장한 게임 산업에 관하여 이러한 고객 유지 및 이탈 분석은 다른 산업에 비해 학문적 탐구가 여전히 부족한 실정이며, 최근 게임 산업 내 수익 모형의 변화로 게임 제공업자들은 고

객 유지 및 이탈에 큰 어려움을 겪고 있다. 대다수 온라인 게임의 수익 모형은 과거 일정한 이용 기간에 대한 과금 방식에서 벗어나 게임 다운로드 및 이용은 무료이면서 추가적인 아이템 구매에 사용료를 부과하는 방식으로 변화하고 있다. 이러한 과금 방식 하에서 고객들은 자신이 얼마나 게임을 이용할지 원하는지 기업에 알릴 필요가 없기 때문에, 온라인 게임 제공 업체들은 ‘통신 산업’, ‘신문 산업’, ‘레저 회원권 산업’ 등과 같이 계약기간이 명확한 산업에 비해 고객의 이탈 예상 시점을 정확하게 예측하기 어려운 실정이다[16]. 이러한 이유로, 게임 산업 내 고객들의 이탈 확률을 정확하게 파악할 수 있는 모형 구축과 이를 활용한 전략적 대응으로 고객 이탈을 최소화하는 것은 게임 산업 내 많은 기업들에게 실무적인 중요성을 제공할 것으로 기대된다.

게임 산업 내 고객들은 반복적인 게임을 통해 게임에 대한 경험과 지식을 축적한다. 정보기술의 수용 이론 관점에서 볼 때, 온라인 게임을 수용하고 이를 지속적으로 이용하기 위해서는 게임이라는 어떠한 시스템을 이용하기 위해 필요한 일정한 기술과 배경 지식이 필요하다[19]. 이러한 배경지식 수준은 게임의 지속적인 이용에 대한 장애물을 낮추는데 도움이 된다. 또한 게임 경험은 지식의 누적뿐 아니라, 게임에 대한 감정적인 애착과 몰입을 발생시킨다[37]. 과거 경험을 통한 제품에 대한 감정적 연결(emotional bonding)은 이후 제품에 대한 추가적인 경험 욕구로 이어진다[1, 35]. 게임 경험이 지식 누적 및 애착과 같은 여러 차원의 효과로 이어진다는 점은 게임 경험을 구성하는 하부 요소 별 효과를 구분하여 이해할 필요가 있음을 암시한다. 구체적으로, 게임 경험의 예시로 게임이용 방법에 대한 학습, 본격적인 게임 이용 시간 및 빈도, 그리고 게임에서 제공하는 성취 등을 들 수 있다. 본 연구는 이와 같은 게임 경험이 게임에 대한 동기로 작용하는 메커니즘을 설명함으로써, 게임 내 고객의 유지와 이탈 확률(retention and churn probability)에 대해 논의하고자 한다.

결론적으로, 앞서 언급한 온라인 게임의 성장 및 업계의 고객 유지 및 이탈 방어에 대한 필요성을 바탕으로 본 연구는 온라인 게임 고객의 유지 및 이탈에 대해 유의한 영향을 미치는 요인들을 탐구하고, 이를 실증적으로 분석할 수 있는 이탈 확률 예측 모형을 설계하고자 한다. 특히 본 연구는 게임 산업의 특수성을 감안한 고객 유지 및 이탈모형을 분석하고 이에 추가적으로 신규 고객과 기존 고객에서 나타나는 이탈을 분리하여 관찰하고 두 가지 고객 유형에 따른 이탈 요인 및 효과를 입체적으로 진단하고자 한다. 마지막으로, 추정된 모형을 기반으로 가상의 이탈 방어 전략을 실시하였을 때 이를 통한 이탈자 방어 성과가 얼마나 되는지 그 예측 성과를 진단하고 합리적인 의사결정 기준을 제시하고자 한다.

본 연구는 온라인 게임 환경에서 고객들의 이탈에 영향을 미치는 중요 변수들이 무엇인지를 탐구하고 이를 실증적으로 규명하는데 그 목적을 두고 있다. 이러한 목적을 달성하기 위하여, 본 연구는 다음과 같은 순서로 구성될 것이다. 제 2장에서는 기존 연구의 결과를 검토하고 이를 바탕으로 연구 가설을 도출한다. 제 3장에서는 자료 수집 및 연구 방법론에 대한 설명을 하고, 실증 분석 모형을 소개 한다. 제 4장에서는 연구 결과를 바탕으로 가설을 검증하고 그 의미에 대해 탐구할 것이다. 마지막 장에서는 연구의 결론을 요약정리하고 본 연구의 시사점과 한계점 그리고 향후 연구 방향에 대한 논의가 있을 것이다.

2. 이론적 배경 및 가설

2.1 고객 유지 및 이탈

고객 유지(customer retention)란 기업이 제공하는 제품과 서비스를 고객이 지속적 혹은 반복적으로 구매 및 이용하는 것을 의미한다[16, 35]. 예를 들어, 고객이 은행에서 제공하는 금융상품에 가입하여 장기간 투자금액 및 수수료를 지급하는 것은 고객 유

지에 해당한다. 반대로, 이후 어느 시점에서 금융상품을 해지하면 고객 이탈이 발생한 것이다. 이러한 고객 유지 및 이탈의 개념을 보다 구체적으로 살펴보면, 제품의 계약 유형에 따라 두 가지 유형으로 구분 될 수 있음을 알 수 있다. 먼저 금융상품과 이동통신과 같이 계약에 기반 한 경우, 명확한 계약 해지 또는 탈퇴가 발생하기 이전까지는 고객 유지 상태로 볼 수 있다. 다음으로, 의류와 식료품과 같이 계약에 기반 하지 않은 경우 반복적으로 구매가 가능하기 때문에 고객 유지 여부를 확정하는 것이 쉽지 않은 경우가 있다[24]. 따라서 현재 구매에서 다음 구매가 발생하기까지의 기간 동안 고객 유지 여부에 대한 추정이 필요하다. 또한, 제품과 산업 군의 특성에 부합하는 고객 유지의 메커니즘을 이해하고 측정 체계를 개발하기 위한 노력이 요구된다[16, 22].

고객 유지 및 이탈의 메커니즘을 이해하기 위해서는 고객의 행동을 관찰하여 고객 유지 및 이탈에 관련된 특성 요소들을 체계화하는 과정이 필요하다. 고객 유지를 결정하는 요소는 구매 및 이용과 같은 고객 행동[16]과 기업의 보상과 같은 기업 행동[21]으로 나누어 볼 수 있다. 먼저, 기업은 고객이 어떤 행동을 하는지를 관찰하여 고객 유지를 예측함으로써 이탈 예상 고객을 추출하여 이를 방어하는 활동을 할 수 있다. 예를 들어, 고객의 서비스 이용 빈도가 급감하는 경우나 주기적인 이용에서 비 주기적인 이용으로 변하는 경우 이탈 확률이 증가하므로 유지 관리의 대상이 될 수 있다. 기존 연구에서는 이러한 고객 행동의 하부 프로세스에는 고객의 상태 측면의 요소들이 작용하고 있다고 보는데, 만족도[39], 품질 인식[41], 로열티[27] 등이 이에 해당한다. 이와 같은 상태 및 인지 측면의 요소들이 고객의 이용 정도를 결정하여 최종적인 이탈 확률로 이어진다. 이러한 상태 요소들은 고객의 이전 경험과 학습에 의해 형성되는데, 가령 만족도는 소비자가 제품 이용 이전에 가지고 있던 기대와 이용 이후 경험의 비교를 통해 나타난다[27, 39].

다음으로, 고객 유지 및 이탈 방어를 위한 기업 행동으로는 단기적인 판촉 및 장기적인 로열티 프로그

램[21], 오프라인 및 온라인에서의 채널 마케팅[9], 기업에서 제공하는 추천 프로그램[35] 등이 있다. 기존 연구를 통해, 기업이 기존 고객의 추천을 이용하여 비교적 수동적으로 고객 유지 활동을 할 수 있는 방법부터 기업이 추천 고객에게 가격 및 제품에 대한 보상을 제공하는 능동적인 활동까지 다양한 마케팅 수단의 효과가 입증되었다. 기업이 고객 유지를 향상시키기 위해 보다 적극적인 활동들을 고려하는 것은 고객 유지 및 이탈 방어가 기업의 중요한 성과 목표 중 하나라는 점을 나타낸다. 평균적인 고객 유지의 비용이 신규 고객을 유치하는 비용의 약 10%에 불과하다는 점이 이러한 사실을 뒷받침 해 준다 [17]. 따라서 기업은 한정된 기업의 자원을 고객 이탈 방어에 효과적으로 투입하기를 기대한다. 이를 위해 고객 이탈을 결정하는 다양한 요소들을 통합적이고 체계적으로 분석할 필요가 있다[16].

고객 유지 및 이탈은 그 효과가 단편적이지 않고 시간에 따라 변화함이 선행 연구에 의해 확인되었다. Schmitt et al.[35]에 따르면, 은행 업계의 고객 유지를 위한 추천 프로그램의 효과는 고객의 가입 기간이 지남에 따라 변화한다. 추천 프로그램을 통해 가입한 신규 고객의 경우 추천한 고객으로부터 얻는 기업에 대한 지식이 추천 없이 가입한 다른 고객들보다 많기 때문에 이탈 확률이 더 낮은 것으로 나타났다. 그러나 시간이 지남에 따라 다른 고객들의 기업에 대한 지속적인 경험 및 지식이 증가하였을 때, 추천 받은 고객과 다른 고객들 사이의 이탈 확률의 차이가 감소하는 결과를 얻을 수 있었다. 결론적으로 고객 유지 및 이탈을 결정하는 사회적 관계와 지식의 효과는 고객의 가입 직후 ‘신규 고객’ 상태일 때와 일정 수준의 경험과 지식을 쌓은 ‘기존 고객’ 상태일 때 따라 동태적으로 변화함을 알 수 있다. 이러한 사실에 기반하여, 본 연구는 고객 유지를 결정하는 요인들의 동태성을 반영하여 온라인 게임 상에서의 고객 유지 및 이탈 요인의 효과를 명확히 밝히고 그 효과가 신규 고객과 기존 고객 간의 어떠한 차이점을 갖는지 탐구하고자 한다.

2.2 게임 동기(Game Motivation)

본 연구는 온라인 게임 산업의 고객 유지를 결정하는 요인들을 설명하고, 하부 메커니즘을 설명하고자 한다. 특히 고객 유형에 따른 고객 유지 요인의 변화에 대한 가설을 제시함으로써, 기존 연구에서 제시되지 않았던 게임 동기와 고객 유지와의 관계를 신규 고객과 기존 고객의 관점에서 설명하고자 한다. 이를 위하여 먼저, 게임 동기의 하부 요인인 학습, 이용, 성취에 대한 개념적 고찰을 통해 관련 가설을 도출하고자 한다.

2.2.1 학습(Learning)

학습은 기업의 제공물을 이해하고 관련 지식을 습득하는 과정이며, 기업의 제공물을 채택(adoption)하는데 장벽이 되는 이용방법 및 기술과 지속적인 이용에 도움이 되는 제공물의 다양한 속성들을 파악할 수 있는 기초를 제공한다[7]. 본 연구에서 관찰하고자 하는 학습과 고객 유지 사이의 관계는 경제학 및 조직 분야의 이전 연구를 기반으로 하고 있다[11, 18, 23, 25, 33]. Neckerman and Fernandez[25]는 조직원 추천 프로그램(referral program)의 장기적인 효과에 대해 연구했는데, 신규 조직원은 이러한 프로그램을 통해 조직의 내부 지식에 접근 할 수 있는 경로를 생성하고, 조직 적응에 필요한 다양한 지식을 학습하는 것으로 나타났다. 이러한 학습은 조직과의 호의적인 관계 형성에 기여하고 결과적으로 조직원 유지에 긍정적인 효과로 이어졌다. 따라서 학습은 조직의 외부인이 내부에 가입하여 활동하기 위한 초기 단계의 정보 장벽을 없애는 수단이라 할 수 있다.

새로운 조직에 가입하는 과정에서 초기 지식 이후의 가입 기간에 긍정적인 역할을 하는 또 다른 원인은 기초 지식이 가입에 대한 심리적인 장벽을 낮추는 역할을 하기 때문이다. 이전에 익숙한 조직 체계 및 조직 구성원을 떠나 새로운 조직을 도입하는 과정에서 수입의 불안정, 자기만족의 불확신, 새로운 기술 습득에 대한 어려움 등은 새로운 조직을 채택하는데 따르는 심리적 장벽에 해당한다[23].

이를 극복하고자 많은 기업들이 조직에 대한 학습 과정을 설계하여 신입 조직원에게 제공하고 있고, 이를 통해 기업은 장기적으로 안정적인 조직 체계를 유지할 수 있다. 초기의 학습 단계에서 신입 조직원은 조직에 적응하기 위해 필요한 지식을 습득하고 조직에 대한 친숙도를 높일 수 있다[11].

온라인 게임 연구에서도 이와 같은 조직의 학습 메커니즘을 적용할 수 있는데, 온라인 게임 환경에서 학습(learning)은 고객들이 본격적으로 게임을 시작하기 앞서 게임의 여러 기능 및 기본적인 흥미 요소들을 단계적으로 경험하는 과정으로 볼 수 있다. 일반적으로 게임 내의 학습 과정은 게임을 개발한 기업 측에서 가입 초기의 신규 고객에게 제공하고 있다. 게임과 같은 정보기술 기반의 소프트웨어의 다양한 기능들을 자유롭게 활용하기 위해서는 일정한 한계 수준(threshold level) 이상으로 숙련도를 높이는 과정이 필요하다[13]. 결국 학습 과정을 통해 초기 단계의 지식을 숙지한 일부 고객은 게임에 대한 친숙도 및 흥미도가 증가할 것이며, 게임의 다양한 기능을 활용할 수 있게 되어 게임 이용의 다양성과 시간을 점차 확장해 나갈 수 있다. 반면, 학습 과정에서 게임에 대한 지식을 충분히 습득하지 못한 고객은 학습 과정을 중단하고 게임에서 이탈할 가능성이 높을 것이다. 따라서 학습 과정은 고객의 이탈에 중요한 영향을 미치는 변수로 예상된다.

다만 많은 이전 연구에서 밝힌 바와 같이 학습 효과는 시간이 지남에 따라 체감하는 형태로 나타남을 예상할 수 있다[20, 28, 32]. 기업 제품에 대한 고객의 경험이 증가 할수록 관련 지식은 증가하는데, 지식의 증가는 일정 수준 이상 누적되면 더 많은 경험을 하여도 지식은 더 이상 증가하기 어렵다. 따라서 가입 이후 일정한 기간이 지난 기존 고객의 경우 게임에 대한 지식과 이해도가 충분히 축적되었을 것이며, 더 이상의 게임에 대한 기초적인 학습은 게임을 더욱 자유롭게 활용하는데 추가적인 도움이 되지 않을 것이다. 그러므로 고객의 학습 활동의 영향력은 신규 고객과 기존 고객 사이에 큰 차이가 있을 것으로 예상된다. 게임 환경에 대한

기초적인 이해와 쉬운 설명으로 구성된 학습 활동은 게임에 대한 이해가 부족한 신규 고객에게는 게임 이용에 필요한 지식을 제공하여 지속적인 이용을 유도할 수 있지만, 이미 일정 수준의 지식을 보유한 기존 고객이 추가적인 이용을 결정하는 데에는 아무런 영향을 미치지 못할 것이다. 그러므로 본 연구는 아래와 같은 가설을 제시하고자 한다.

학습 가설 :

가설 1 : 신규 고객의 학습 정도가 클수록 고객 이탈 확률은 감소할 것이다. 그러나 기존 고객의 학습 정도는 고객 이탈 확률에 유의한 영향을 미치지 못할 것이다.

2.2.2 이용(Playing)

지식의 증가는 직접적인 학습 과정 이외에도 다른 메커니즘에 의해서 발생할 수 있다. 이러한 현상은 소비자가 기업의 제품을 반복적으로 이용하는 과정에서 자기 학습(self-learning)이 발생하는 현상을 통해 관찰 할 수 있다[36]. 소비자는 구매 경험을 할수록 제품과 카테고리에 대한 지식을 축적하여 제품의 품질을 평가할 수 있는 능력을 향상시킬 수 있다. 그러므로 이용 경험이 증가할수록 소비자들의 이후 선택 행동은 최적의 의사결정(e.g., 최적의 브랜드나 제품 용량을 선택)을 하는 방향으로 수렴하게 될 것이다. Dubé et al.[14]의 연구에 따르면, 이용 정도에 따라 경험이 증가할수록 제품 효용에 대한 판단 능력이 증가하기 때문에, 이전 경험이 이후 의사결정에 주는 영향력은 경험의 증가와 함께 감소한다(i.e., wear-out effect). 이는 이용이 고객 유지 및 이탈에 주는 영향이 신규 고객일 때 보다 기존 고객군으로 변화함에 따라 감소할 수 있음을 암시한다.

이용은 지식의 증가 이외에도 또 다른 프로세스를 작동시키는데, 이용 정도가 증가할수록 기업과의 관계, 신뢰, 그리고 감정적 연결(emotional bonding)이 강화된다[15]. Alba and Hutchinson[6]의 연구에 따르면 소비자는 재화 및 서비스를 반복적으로 이용하면서 그 대상에 대한 친숙도(familiarity)와 호감

(preference)이 증가한다. 또한 소비자들은 제품에 대한 일정한 수준의 기대를 가지고 있으며 이용을 통해 기대를 충족함으로써 만족을 얻고자 한다. 이때 소비자가 제품에 대해 일정 수준 이상의 감정적 연결을 가지고 있는 경우 기대를 쉽게 충족시킬 수 있다. 이러한 이용 정도, 감정적 연결, 그리고 기대 충족 사이의 관계는 본 연구에서 파악하고자 하는 이용이 고객 유지 및 이탈에 일정한 영향을 줄 수 있음을 나타낸다. 이용 정도는 감정적 연결 강화를 통해 고객 유지 및 이탈 방어에 도움이 될 수 있는 것이다. 비록 앞서 언급한 지식의 효과는 시간에 따라 감소하지만, 고객과 기업 사이의 관계의 효과는 감소하지 않을 것이다. 추가적인 이용으로 관계 수준이 더 이상 증가하지 않더라도 일정 수준 이상으로 강화된 관계는 만족도 증가에 지속적으로 도움이 되기 때문이다.

기존 연구에서 이용은 시간(time), 빈도(frequency), 최신도(recency) 등[14, 28, 31, 40]을 통해 측정하였다. 본 연구도 이전 연구를 기반으로 이용의 개념을 다차원으로 측정하여 그 효과를 비교하고자 한다.

첫 번째로, 이용 시간이란 제품에 대한 1회 경험당 소비자가 투입한 시간을 말한다. 이용 시간은 광고 연구에서 주로 다루어져 왔는데, Chang[10]은 그의 연구에서 광고가 소비자의 태도 변화를 이끌도록 자극을 주는 상황에서 광고의 지속시간에 따라 소비자가 자극을 인지하는 정도를 측정하였다. 광고에 노출된 소비자는 광고 노출 시간이 길 수록 광고의 내용과 광고에서 다루는 제품에 대한 흥미와 관심이 증가한다. 하지만 이후 광고에 반복적으로 노출되면 광고에 노출된 시간이 길어도 흥미와 관심은 더 이상 증가하지 않는다. 즉 소비자 반응에 미치는 광고의 효과는 체감하며, 궁극적으로는 광고의 효과가 거의 나타나지 않는 누적 경험의 구간이 나타날 수 있다. 그리고 앞서 언급한 바와 같이 이용에 의한 지식의 증가 효과는 체감할 뿐만 아니라, 제품에 대한 이해 수준이 낮은 신규 고객에게만 제한적으로 고객의 태도 변화에 영향을 주는 것을 알 수 있다. 제품에 대한 지식이 일정 수준

이상 증가하면 더 이상 경험에 의한 태도의 변화는 발생하지 않는다. 그러므로 본 연구는 게임에서 1회 접속 시 이용시간이 길어짐에 따라 고객 유지 확률이 증가하는 효과는 경험의 초기에 해당하는 신규 고객에만 유효하며, 경험이 누적된 기존 고객에서는 관찰하기 어려울 것으로 예상된다.

두 번째로, 이용 개념은 제품을 이용한 빈도(frequency)로 측정할 수 있다. Reinartz and Kumar[31]은 고객의 구매 횟수가 고객의 이탈 여부를 예측하는데 활용될 수 있음을 설명하고, 분석 결과를 바탕으로 장기 고객의 수익성을 최대화할 수 있는 전략을 제시하였다. 본 연구도 이용 횟수 변수를 바탕으로 고객 유지 및 이탈을 가능하게 활용할 수 있을 것이다. 특히 이용 빈도는 고객과 기업 사이의 감정적 연결을 파악할 수 있는 지표로 활용되어 왔다[14, 15, 16]. 게임의 경우 접속 빈도가 많은 것은 새로운 자극을 원하는 주기가 짧은 것을 의미하므로, 고객이 게임에 대해 지속적으로 기대를 가지고 있으며 추가적인 만족을 얻기 원한다는 것을 의미한다.

마지막으로, 이용 최신도는 제품을 이용한 시점으로부터 지난 시간을 의미한다. Wu and Chen[40]은 최신도의 개념을 활용하여 기업과 거래 시점이 가까운 고객일수록 이탈 확률이 감소한다는 사실을 밝혔다. 그러므로 기업들은 소비자가 제품을 가급적 자주 접할 수 있는 기회를 제공하고자, 제품에 대한 간접경험에 해당하는 커뮤니케이션과 관측활동을 실시하고 있다. 제품에 대한 기억을 더 자주 상기시킴으로써 제품과 소비자의 관계를 강화하는 긍정적인 효과를 얻을 수 있다. 이러한 현상은 게임 고객들의 접속 형태를 분석하고자 하는 본 연구에도 유사하게 적용해 볼 수 있는데, 게임을 마지막으로 이용한 후 경과된 시간이 짧은 고객은 오래된 고객에 비해 해당 게임에 대한 기억이 더 선명하고, 관심과 흥미에 대한 감정적 연결강도가 더 강하게 남아 있을 것으로 예상할 수 있다. 이러한 최신도에 의한 감정적 우위는 지식적 우위와 달리 고객의 유형에 따라 감소할 이유가 없이 고객의 의사결정에 지속적으로 적용될 것이다. 본 연구는 이상에서 논의한 이용이 고객 유지에 주는

효과와 고객 유형에 따른 효과의 변화에 대한 설명을 바탕으로 아래와 같은 가설을 제시하고자 한다.

이용 시간(playtime per visit), 이용 빈도(frequency), 이용 최신도(recency) 가설 :

가설 2-a : 신규 고객의 이용 시간이 길수록 고객 이탈 확률은 감소할 것이다. 그러나 기존 고객의 이용 시간은 고객 이탈 확률에 유의한 영향을 미치지 못할 것이다.

가설 2-b : 신규 고객 및 기존 고객의 이용 빈도가 잦을수록 고객 이탈 확률은 감소할 것이다.

가설 2-c : 신규 고객 및 기존 고객의 이용 최신도가 낮을수록 고객 이탈 확률은 감소할 것이다.

2.3.3 성취(Achievement)

본 연구가 온라인 게임의 고객 유지를 결정하는 요소로 집중하고자 하는 또 다른 개념은 성취이다. 게임 내에서 성취는 게임 고객의 활동 정도와 승패 및 성과 등에 기반하여 게임에 필요한 금전적 혹은 비금전적 요소를 보상하는 것이다[37, 38]. 성취는 게임 이용의 매우 중요한 동기로 연구되어 왔다. 성취는 게임 고객의 활동 정도와 성적에 따라 제공되며, 더 많은 활동을 하고 더 효과적인 활동 계획을 세움으로써 더 많은 성취를 얻을 수 있다. 게임 이용 초기에 작은 성취를 통해 일정한 보상을 받은 고객은 이를 기반으로 더 큰 계획을 세우고 더 많은 보상을 얻게 되는 반복적인 과정을 거친다. 이러한 성취 누적(achievement stock)은 고객의 몰입 경향(immersion tendency)의 핵심적인 원인으로 작용한다[37].

게임 이용에 따른 성취와 몰입의 과정은 일반적인 제품 구매에 따른 보상과 로열티의 관계와 유사한 프로세스가 있다. 로열티 프로그램은 일반적으로 누적 구매 정도에 기반하여 적절한 보상(e.g., reward, incentive)을 실시하며, 이는 고객 유지의 증가로 이어진다[21]. 예를 들어, 누적 구매가 일정 수준 이상

많은 고객에게는 배송비를 무료로 실시해주거나, 가격 할인을 다른 고객 보다 더 많이 받을 수 있는 혜택을 제공함으로써, 고객이 더 많은 반복 구매를 하거나 미래에 더 오랫동안 고객으로 유지될 수 있는 확률을 높일 수 있다. 이러한 로열티 프로그램은 소비자에게 경제적 이득뿐 아니라 기업과의 감정적 연결(emotional bonding)을 제공한다는 점에서 기업의 장기적 성과 향상과 관련이 있다. 기업이 제공하는 로열티 프로그램은 소비자와의 관계 향상에 도움이 되며, 이는 기업에 대한 신뢰(credence)와 몰입(commitment)의 증가에 기인하는 것이다[12].

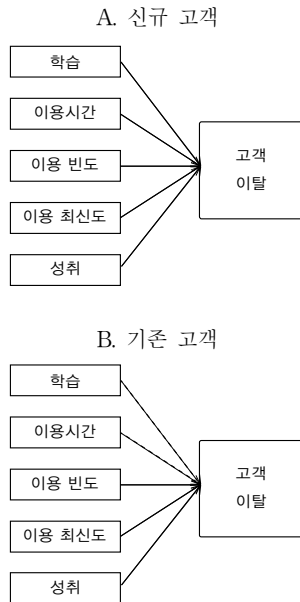
특히 온라인 게임에서는 고객의 성장과 발전 그리고 다른 고객들을 능가하는 캐릭터 능력의 배양과 같은 게임 내 성취가 지속적인 이용에 중요한 동기로 작용한다[19]. 이는 고객들이 게임을 통한 가상 세계에서는 현실 세계와 다른 유형의 성취감을 얻기를 원한다는 것을 의미한다. 그러므로 게임 내에서 성취가 좋지 않은 고객은 게임에 계속 접속하여 더 많은 패배감을 얻기를 원하지 않을 수 있고, 반면 성취가 좋고 많은 보상을 받는 고객은 장기적인 게임 동기가 유발되어 꾸준한 게임 접속을 할 확률이 높을 것이다.

게임 성취와 이에 대한 보상 수준은 다른 요인들보다 게임 이용의 더욱 본질적인 측면과 연관되었다고 볼 수 있을 것이다. 게임 학습과 이용은 고객들의 행동을 단순히 관찰한 개념이라면, 성취는 고객들이 게임 내에서 활동한 내용의 질적인 측면을 나타낸다고 볼 수 있다. 이용 시간이나 빈도가 설명할 수 있는 게임에 대한 지식 및 감정적 연결 측면에서 한발 더 나아가 성취 수준이 설명할 수 있는 고객의 몰입 수준을 파악할 수 있을 것이다. 뿐만 아니라, 성취는 ‘고객이 왜 게임을 하는가?’라는 본질적인 의문에 대한 명확한 답이 됨과 동시에 왜 게임을 더 이상 하지 않는 지에 대한 답도 될 것이다. 그러므로 게임을 이용하는 기간 동안 성취가 게임 동기를 지속적으로 제공함을 예상할 수 있다. 본 연구는 이러한 성취에 대한 논의를 바탕으로 아래와 같은 가설을 제안하고자 한다.

성취 가설 :

가설 3 : 신규 고객 및 기존 고객의 성취가 많을수록 고객 이탈 확률은 감소할 것이다.

이상의 가설을 종합하여 학습, 이용, 성취가 이탈에 주는 효과 및 신규 혹은 기존 고객에 따라 그 효과가 다르게 현상을 [그림 1]과 같이 표현하였다. 그림에서 고객 이탈에 유의미한 효과가 예상되는 요인은 실선으로, 비유의미한 효과가 예상되는 요인은 점선으로 표시하였다.



[그림 1] 연구 모형

3. 연구 방법

3.1 데이터

본 연구는 게임 고객의 이탈에 유의한 영향을 미치는 원인을 분석하고 연구 가설을 검증하는데 적합한 데이터를 확보하고자 대형 게임 업체 중 한 곳에 접촉하였고, 이에 해당 업체로부터 실제 고객의 로그 데이터를 제공받을 수 있었다. 익명을 요구한 게임 사업자는 다수의 온라인 게임을 제공하

고 있는 업체로, 연구 분석대상 게임은 온라인 스포츠 장르에 속한다. 이 게임은 현재 누적 가입자 수가 약 20만 명에 이르며, 평균적으로 약 5,000명의 동시 접속자를 기록하고 있다. 해당 게임은 총 11개의 서버를 운영하고 있는데, 이 중 1개 서버의 데이터가 연구용으로 제공되었다. 제공된 데이터는 개별 고객들의 나이, 성별, 가입일 정보와 같은 고객 특성 정보와 고객들의 접속 로그, 게임 머니 사용 로그 등과 같은 고객 행동 정보가 포함되어 있다. 상세 로그 데이터는 2012년 11월 16일까지 가입한 고객의 2012년 10월 31일부터 11월 29일까지 약 한 달간의 게임 활동 정보가 제공되었다.

본격적인 가설검증에 앞서, 데이터에 대한 기초 분석을 통해 가입 이후 고객들이 어떠한 접속 및 이탈 행태를 보이는지 일 단위(daily level)로 추적해 보았다. 상세 로그의 경우 방대한 데이터 용량의 한계로 인해 게임 제공 업체가 한 달 이상 데이터를 보관하지 않고 있으나 고객들의 단순 접속 로그는 한 달 이상 보관하고 있어 2012년 10월 1일부터 11월 16일까지 최초 가입한 고객들의 단순 접속 로그를 추가로 분석할 수 있었다. 이를 바탕으로 2012년 10월 1일부터 11월 16일까지 최초 가입한 5,301명의 가입 이후 접속 현황을 한 달간 분석한 결과 <표 1>과 같은 결과를 확인할 수 있었다. <표 1>의 A에 따르면, 게임 가입 당일에 전체 가입자의 약 92%가 게임 접속을 시도한다. 즉 가입 첫 번째 날에 약 8%의 이탈이 나타나는 것이다. 그러나 가입 당일 이후부터는 이탈률이 급격하게 증가하여, 이후 첫 번째 주차 후반으로 갈수록 하루 평균 전체 가입자의 약 70%에서 75% 사이의 고객이 일 단위로 이탈하는 것으로 나타났다.

보다 장기간에 걸친 이탈의 변화를 확인하기 위해 분석을 주 단위(weekly level)로 확장하면 <표 1>의 B와 같은 결과를 얻을 수 있었다. <표 1>의 B에 따르면, 가입 후 첫 번째 주차에는 가입자의 약 75.3%만이 첫 번째 주차 동안에 한 번도 접속하지 않는 것(이탈)으로 나타났다. 이는 가입 후 첫 번째 주 후반의 이탈률은 약 70%에서 75% 수준에서 수렴하지만 가입 당

〈표 1〉 게임 고객의 접속 및 이탈 현황

A : 가입 이후 첫 번째 게임 리그의 일별 접속률과 이탈률^a

| | 가입 당일 | 1일 후 | 2일 후 | 3일 후 | 4일 후 | 5일 후 | 6일 후 |
|-----|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| 접속률 | 91.66% | 36.79% | 29.35% | 26.20% | 24.20% | 25.67% | 24.98% |
| 이탈률 | 8.34% | 63.21% | 70.65% | 73.80% | 75.80% | 74.33% | 75.02% |

^a 해당 게임의 스포츠 리그는 주 단위로 운영됨.

B : 가입 이후 한 달간 게임 리그의 주별 접속률과 이탈률

| | 1주차 | 2주차 | 3주차 | 4주차 |
|-----|--------|--------|--------|--------|
| 접속률 | 92.47% | 40.50% | 35.45% | 33.11% |
| 이탈률 | 7.53% | 59.50% | 64.55% | 66.89% |

일의 접속률이 91.66%로 월등히 높기 때문에 주간 이탈률이 낮게 나타난 것이다. 그러나 두 번째 주차에 이르러 이탈률은 약 59.50%로 첫 번째 주차에 비해 급격히 증가하였다. 이후 이탈률은 두 번째 주차부터 보다 완만하게 증가하여, 점차적으로 수렴하는 것을 확인 할 수 있다. 고객 접속의 이러한 추세는 대부분의 이탈이 가입 후 첫 번째 주차에서 두 번째 주차로 넘어가는 시기에 발생하고 나머지 이탈은 두 번째 주차 이후에 조금씩 지속적으로 발생한다는 것을 시사해 준다. 그러므로 첫 번째 주차의 고객 행동과 이후의 행동의 급격한 변화를 확인 할 수 있으며, 이에 대한 차별적인 고찰이 요구 될 것이다. 이에 본 연구는 신규 고객과 기존 고객의 기준점을 가입 이후 첫 번째 주차, 즉 첫 번째 게임 시즌 경험 이전과 이후로 나누어 분석을 실시하고자 한다. 실제 분석 데이터 내 게임 가입 직후부터 이후 일주일간의 상세 로그를 추적할 수 있는 고객(2012년 10월 31일~11월 16일 최초 가입자)은 1,482명이었으며, 이들의 상세 로그는 신규 고객 이탈 분석에 사용되었다. 반면, 가입 후 일주일 이상 된 고객은 총 12,145명이었으며, 이들의 상세 로그는 ‘기존 고객 이탈’ 분석에 사용되었다.

3.2 신규 고객과 기존 고객의 이탈

가입 후 1주일 미만 된 고객의 이탈 여부를 예측하는 모형을 신규 고객 이탈 모형으로 정의한다. 가입 후 첫 번째 주차에서 두 번째 주차로 넘어가는 시

기는 다른 기간에 비해 상대적으로 높은 이탈률을 보이고 있으며, 고객이 게임을 지속적으로 사용할 것인지를 판가름하는 중요한 기간으로 추정되기 때문에 독립적으로 모형을 만들어 관찰한다. 이탈자 분석 단위는 게임 자체가 주 단위 가상 스포츠 리그로 진행되기 때문에 주 단위로 분석을 실시하는 것이 적합하다고 판단되었다. 그러나 가입 후 첫 번째 주차에서 두 번째 주차에서의 높은 이탈률을 고려할 때, 가입 후 첫 번째 주차는 이후 시기에 비해 이탈 행동이 매우 집중되어 있으며, 따라서 장기적인 고객으로 전환되는데 중요한 기간으로 판단된다. 그러므로, 가입 후 첫 번째 주차에 대해서는 이탈 요인을 구체적으로 관찰하기 위해 주 단위보다 세분화된 일 단위 분석을 실시하였다. 가입 후 첫 번째 주차는 직전 주차의 정보가 존재하지 않기 때문에, 가입 후 첫 번째 주차에서 발생하는 모든 정보를 누적하여 독립 변수로 활용하였다. 정의에 따라, 제공 받은 데이터 범위 내 최초 가입자 총 1,482명을 분석에 활용하였다. 신규 고객 이탈 모형은 활용 가능한 데이터 범위 총 7일간에 대하여 일 단위 관측 6회를 실시할 수 있었다. 이러한 신규 고객의 일 단위 분석의 중요성은 실무적 및 학문적 차원에서 의의를 확인 할 수 있다. 실무적으로, 고객 유지를 목표로 하는 실제 기업 측에서 고객 가입 후 첫째 주간의 일간 이탈 상황을 대시보드(dashboard)를 통해 실시간으로 관리하고 있을 정도로 신규 고객의 활동은 중요하다고 판단된다. 학문적으로, 이러한 일 단위 분석의 중요성은 고객관

리(CRM) 관점에서 확인 할 수 있는데, 로열티 프로그램 등을 통한 고객 관리의 초기 비용은 이후의 장기간에 걸친 고객 충성도를 높이는 성과로 이어진다는 점이 이전의 연구 결과[21]를 통해서 검증되었다.

가입 후 1주일 이후에도 지속적으로 접속하는 고객의 이탈 여부를 예측하는 모형을 기존 고객 이탈 모형으로 정의한다. 기존 고객의 이탈은 상대적으로 많은 이탈이 발생하는 가입 후 첫 번째 주차 이후에도 게임을 이용하는 고객들을 분석하는 모형으로 상대적으로 정규화 된 고객(regular customer)들의 이탈 요인을 살펴보는 모형이라 할 수 있다. 앞서 <표 1>의 B에서 살펴본 바와 같이, 가입 후 두 번째 주부터의 이탈은 그 이전과 달리 비교적 완만하게 진행되기 때문에, 기존 고객의 이탈은 신규 고객의 이탈과 구별되어 분석될 필요가 있다. 분석 대상 게임이 주 단위의 가상 스포츠 리그로 운영되기 때문에, 기존 고객 이탈 분석에는 이전 시점의 사용 기록을 주 단위로 분석하여 현재 시점의 접속 여부를 예측하는 방법을 사용하였다. 단, 기존 고객 이탈 모형의 경우 제공 받은 약 4주 분의 데이터로 가입 후 4주 이상 된 기존 고객 이탈들의 가입 이후 모든 상세 로그를 추적할 수 없어 제공 받은 4주간의 데이터 내의 행동 및 이탈 여부를 분석에 활용하였다. 따라서 가입 후 일주일 이상 되었으며, 관측기간의 첫 번째 주차에 최소 한 번 이상 접속한 총 12,145명을 기존 고객 이탈 분석 대상으로 선정하였다. 기존 고객 이탈 모형은 제공 받은 데이터 범위 총 4주간에 대하여 주 단위 관측 3회를 실시할 수 있었다.

3.3 변수 측정

3.3.1 종속 변수

종속변수에 해당하는 고객의 이탈은 관측 시점에서 게임에 접속한 여부로 정의하였다. 신규 고객 이탈 분석은 측정 단위가 가입 이후 일주일 이내의 일 단위(daily) 기준이므로 가입 이후 t 번째 날 ($t=1, \dots, 6$)의 접속 여부로 이탈을 정의하였다. 기존 고객 이탈 분석

은 주 단위의 분석을 실시하므로, 첫 번째 관측 주간 다음 t 번째 주($t=1, \dots, 3$)의 접속 여부로 이탈변수를 설정하였다. 따라서 신규 고객 분석의 경우 일주일 이내에 접속과 이탈을 반복하여 측정 할 수 있으며, 기존 고객 분석의 경우 주 단위에서 접속과 이탈을 반복하여 측정할 수 있다. 시점 t 에 고객의 접속이 발생하지 않은 경우 종속변수 이탈은 1의 값을 가지고, 접속하여 유지한 경우 0의 값을 가진다.

이와 같이 이탈을 결정하는 단위는 산업의 고유한 특성에 바탕할 필요가 있다. 본 연구의 분석 데이터는 비계약 기반의 게임 이용으로서 이탈의 단위를 게임 이용 주기에 일치시킴으로써 실제 고객의 행동 주기를 반영할 수 있는 분석 단위를 결정하였다. 고객은 일별 혹은 주별로 연속적으로 접속하다가 어느 시점에 접속을 하지 않을 수 있고, 다시 접속을 재개 할 수도 있다. 따라서 동일한 고객이라도 일별 혹은 주별 접속 여부에 따라 반복적인 이탈과 재이용이 가능한 동태적 이탈(dynamic churn)을 측정하였다. 이와 같은 이탈 측정 방법은 최신 게임 산업의 특성을 반영한 방법으로, 오늘날 게임 산업 내 대부분의 기업들은 비계약 기반에서 고객에게 서비스를 제공한다. 비계약 기반의 산업에서는 고객의 이탈과 재방문이 반복되므로 연구자가 규정한 시간 단위에 따라 이탈과 비이탈이 반복되는데, 이러한 경우는 재방문이 가능한 온라인 혹은 오프라인 상점의 이용행동에서도 동일하게 확인할 수 있다[9, 40]. 반면 은행, 보험, 이동통신 등과 같은 계약기반의 산업에서 이탈을 측정할 경우는 고객의 계약해지를 기준으로 이탈을 측정하게 된다[12, 32, 35]. 따라서 계약기반 산업에서는 1회 이탈로 고객의 이탈 여부가 정태적(static churn)으로 측정된다.

3.3.2 독립 변수

본 연구는 고객 유지에 영향을 미칠 것으로 예상되는 학습, 이용, 성취에 집중하여 분석하고자 한다. 분석 데이터를 이용하여 세 가지 주요 독립 변수를 다음과 같이 측정하였다.

- 1) 학습 : 학습은 고객이 게임의 학습 기능을 실행한 이후 얻는 포인트로 측정 하였다. 대부분의 온라인 게임은 신규 고객의 게임 이해도 및 몰입도 향상을 위하여 일정한 게임 학습 메뉴를 제공한다. 이러한 게임 학습은 게임 산업 내에서는 튜토리얼(tutorial)이라는 용어로 통칭되며, 대부분의 게임은 튜토리얼을 통해 고객에게 게임에 대한 기초 지식을 전달한다. 대부분의 게임 운영자는 고객이 튜토리얼을 완수할 경우 일정 규모의 게임 머니나 아이템 등을 보상의 형태로 제공하여 게임 학습을 독려한다. 분석 데이터의 게임에서도 가입 직후 튜토리얼을 통해 게임 이용 방법을 참고 할 수 있음을 고객에게 알림으로써 학습과정을 유도를 하고 있는데, 고객이 여러 학습 단계를 하나씩 완수 할 때마다 일정한 '게임 포인트'로 보상하고 있다. 그러므로 고객의 튜토리얼 완수에 대한 게임 포인트 지급 규모를 가늠하는 것이 고객의 게임 학습 정도를 잘 반영할 수 있다고 판단된다. 신규 고객 이탈과 기존 고객 이탈에 대한 분석 단위 정의에 따라 신규 고객 이탈은 가입 이후부터 예측 시점 직전까지의 정보를 누적적으로 반영하였고 기존 고객 이탈에서는 직전 주치의 정보를 반영하였다.
- 2) 이용 : 게임 이용은 단순하게는 절대적인 이용 시간으로 측정 할 수 있으며, 이외에도 기존 고객관계관리(CRM) 연구에서 사용된 다양한 변수들을 기반으로 측정할 수 있다. 본 연구는 고객 관계 관리의 대표적인 지표인 RFM(Recency, Frequency, and Monetary Value) 변수의 개념[31]을 이용하여 세 가지 차원으로 측정하였다. 다만, RFM 변수는 고객의 소비가 그 기준인 반면, 본 연구는 이 변수의 개념을 고객 접속과 이용에 차용하는 것으로 소비의 절대량인 Monetary Value의 경우 이용시간(playtime)의 절대량인 1회 평균 게임 접속 시간(playtime per visit)으로 측정하기로 한다. 다음으로, 빈도(frequency)는 고객의 시점 별 게임 접속 횟

수를 나타내며 얼마나 빈번하게 게임에 접속하였는지를 보여준다. 마지막으로, 최신도(recency)는 고객이 마지막으로 로그인한 뒤 경과된 날짜 수로 측정되며, 값이 클수록 고객이 게임 이용에 대한 관심이 얼마나 멀어졌는지를 나타낸다.

- 3) 성취 : 성취는 게임 내에서 성적에 따라 지급 받는 포인트의 합산으로 측정한다. 대부분의 게임은 고객들에게 각 고객들의 게임 승패에 비례하는 보상을 실시한다. 보상은 게임 머니 또는 포인트 그리고 게임 아이템 등으로 이루어지며, 이러한 보상 정도는 게임 내 가치는 고객의 게임 성과를 정확히 반영한다. 제공 받은 게임의 경우 게임 결과에 따라 고객들에게 게임 포인트를 차등 지급하는 시스템을 운영하고 있다. 따라서 게임 내 고객들의 성취를 정확하게 측정하기 위해 게임 성적에 따라 보상 받은 총 게임 포인트를 반영하는 것이 가장 적합할 것으로 판단된다.

3.3.3 통제 변수

본 연구의 주요 변수 이외에도 고객 유지를 결정할 수 있는 고객 특성 변수를 다음과 같이 측정하였다. 먼저, 연령 변수는 게임을 이용하는 당시의 고객의 실제 나이로 측정하였다. 고객의 인구통계적 특성에 해당하는 연령은 기존의 고객 유지 연구 [9, 26] 일반적으로 사용되는 통제 변수이다. 연령 변수의 경우 비선형적인 영향 요인이 관측될 수 있기 때문에, 연령의 이차항 변수를 추가하여 이러한 요인을 통제하였다. 고객 정보를 통해 고객의 성별도 추적할 수 있었다. 성별에 따른 게임 이용 및 이탈에 영향 요인을 통제하기 위하여 여성에게는 0을 남성에게는 1을 부여하여 성별 정보를 더미 변수로 포함했다. 고객의 생물학적 연령 이외에도 가입 이후 지난 일 수를 측정하여 고객의 가입 이후 경과 일 변수로 반영하였다. 이를 통해 가입 후 지난 시간에 따라 발생할 수 있는 다양한 체계적인 요인들을 통제할 수 있었으며, 가입 이후 경과 일 변

수의 역시 비선형적으로 고객 유지에 영향을 줄 수 있으므로 이차항 변수를 모형에 포함하였다.

3.4 기초 통계량

<표 2>는 앞서 정의한 변수들에 대한 기초 통계량을 신규 고객 이탈과 기존 고객 이탈 집단으로 나누어 보여주고 있다. 앞서 '3.1 데이터'의 <표 1>에서 언급되었듯이, 신규 고객 이탈 집단이 기존 고객 이탈 분석 집단 비해 더 높은 이탈률을 보임을 확인 할 수 있다. 그리고 일반적인 게임 이용 주기와 같이 학습 활동의 정도는 기존 고객보다 신규 고객에 더 집중되어 있는데, 이는 가입 직후의 신규 고객들이 활발한 게임 방법 학습을 통해 게임에 대한 이해도를 높이하고자 하는 것으로 풀이된다. 그러나 기존 고객들 역시 약 51.32%가 관측 기간 중 학습을 수행한 것으로 나타나 신규 고객과 기존 고객 모두 튜토리얼 학습이 이루어지고 있음을 확인할 수 있었다. 1회 접속 시간의 경우 신규 고객이 기존 고객에 비해 더 높은 수치를 보이고

있는데, 이는 신규 고객이 기존 고객에 비해 게임에 대한 이해도 및 능숙도가 부족하기 때문에, 한번 접속 하였을 때 일정 시간을 투자하여 게임의 절차와 이용법에 대한 관찰 및 학습을 시도하기 때문인 것으로 예측되며, 학습 정도가 신규 고객에게서 높게 나타난 것도 이와 같은 맥락에서 이해해 볼 수 있을 것이다. 이어서, 이용 정도 중에서 빈도와 접속 이후 경과일 그리고 성취는 신규 고객에 비해 기존 고객에서 더 큰 값을 보이고 있다. 이는 기본적으로 두 모형의 분석 단위가 신규 고객은 일 단위, 기존 고객은 주 단위이기 때문인 것으로 생각되는데, 관측 단위가 더 긴 기존 고객 집단에서 보다 많은 방문 빈도, 접속 이후 경과일 그리고 성취가 나타나는 것은 자연스러운 것으로 풀이된다. 추가적으로, 게임 내 성취도가 기존 고객에게서 높게 나타는 것은 기존 고객이 신규 고객에 비해 게임에 대한 능숙가 높기 때문이라고 해석해 볼 수 있을 것이다. 마지막으로 게임 가입 이후 경과일은 신규 고객 집단에 비해 기존 고객 이탈 집단에서 확연히 큰 값을 보인다.

<표 2> 기초 통계량

| | A : 신규 고객 이탈 ^a | | B : 기존 고객 이탈 ^b | |
|------------------------|---------------------------|--------|---------------------------|---------|
| | 평균 | 표준편차 | 평균 | 표준편차 |
| 종속변수 | | | | |
| 이탈 여부(이탈 = 1, 유지 = 0) | .690 | .463 | .150 | .357 |
| 독립변수 | | | | |
| 학습 : 획득한 학습 포인트 | 1.474 | .990 | .080 | .185 |
| 이용 : | | | | |
| 시간 : 1회당 접속 시간 | .465 | .466 | .329 | .385 |
| 빈도 : 접속 빈도 | 2.636 | 3.025 | 6.414 | 6.508 |
| 최신도 : 최종 게임 이용 이후 경과 일 | 1.582 | 1.752 | 1.915 | 3.879 |
| 성취 : 획득한 성적 포인트 | .119 | .174 | .580 | .335 |
| 통계변수 | | | | |
| 연령 | 32.740 | 13.745 | 35.350 | 16.459 |
| 성별(남성 = 1, 여성 = 0) | .767 | .423 | .687 | .464 |
| 게임 가입 이후 경과 일 | 3.500 | 1.708 | 325.208 | 197.314 |
| 관측치 | 8,892 | | 36,435 | |

^a 가입 이후 첫 번째 게임 리그 고객의 일별 이탈 여부 측정.

^b 첫 번째 게임 리그를 이수한 고객의 한 달간 주별 접속 여부 측정.

3.5 분석 모형

본 연구는 게임 고객의 학습, 이용, 성취가 유형에 따라 이탈을 어떻게 결정하는지 설명하고자 하고자 한다. 게임 고객의 이탈 여부는 이탈 혹은 지속 이용과 같이 상호 배반 사건(mutually exclusive event)에 해당한다. 앞선 선행 연구로, Neslin et al.[26]은 다양한 이산형 위험 모형을 이용하여 고객 이탈 확률을 예측한 바 있다. 따라서 본 연구 모형의 종속변수는 이항 변수에 해당하므로 분석모형으로 로지스틱(Logistic) 회귀모형을 채택하고자 한다. 종속변수는 $y_{k,it}$ 로 고객 i가 시점 t에 이탈한 경우 1의 값을 가지며, 지속적으로 이용할 경우는 0의 값이다. 이때 $k = 1$ 은 신규 고객 이탈 모형을 의미하며, $k = 2$ 는 기존 고객 이탈 모형을 의미한다. 앞서 “3.4. 기초 통계량”에서 설명한 바와 같이 신규 및 기존 고객의 분석 대상 수는 서로 다르므로, 각 집단 별 모형을 분석하여 추정결과를 비교할 것이다[9, 21].

$$\ln\left(\frac{p(y_{k,it} = 1)}{1 - p(y_{k,it} = 1)}\right) = \beta_{k,1} \cdot Learning_{k,it-1} + \beta_{k,2} \cdot PlayTime_{k,it-1} + \beta_{k,3} \cdot PlayFrequency_{k,it-1} + \beta_{k,4} \cdot PlayPlayRecency_{k,it-1} + \beta_{k,5} \cdot Achievement_{k,it-1} + \beta_{k,0} + \vec{K}_k \cdot \vec{Controls}_{k,it} + \epsilon_{k,it}$$

위 모형의 각 변수가 의미하는 바는 다음과 같다. $Learning_{k,it-1}$ 은 직전 시점 즉, $t-1$ 의 고객 i의 게임에 대한 학습 정도를 나타낸다. $PlayTime_{k,it-1}$ 도 마찬가지로 $t-1$ 시점의 고객 i의 이용 시간을, $PlayFrequency_{k,it-1}$ 는 이용 횟수를, $PlayRecency_{k,it-1}$ 는 이용 최신도에 해당한다. $Achievement_{k,it-1}$ 는 시점 $t-1$ 의 고객 i의 성취 정도를 의미한다. $Learning_{k,it-1}$ 이 이탈 확률에 주는 영향은 $\beta_{k,1}$ (가설 1)로 검증할 수 있으며, $PlayTime_{k,it-1}$, $PlayFrequency_{k,it-1}$, $PlayRecency_{k,it-1}$ 의 영향은 각각 $\beta_{k,2}$ (가설 2-a), $\beta_{k,3}$ (가설 2-b), $\beta_{k,4}$ (가설 2-c)로 검증할 수 있다. 그리고 $Achievement_{k,it}$ 가 이탈에 미치는

영향은 $\beta_{k,5}$ (가설 3)로 확인할 수 있다. $\beta_{k,0}$ 는 이탈의 평균적인 확률을 통제 할 수 있는 절편항이다. ‘3.3 변수 추정’과 <표 5>에 소개된 통제 변수는 벡터 행렬 $\vec{Controls}_{k,it}$ 로 나타내며, 대응되는 계수는 \vec{K}_k 이다. 마지막으로 이상의 독립변수들로 포착할 수 없는 다른 영향은 오차항 $\epsilon_{k,it}$ 를 통해 제어한다.

4. 분석 결과

4.1 가설 검증 결과

<표 3>은 신규 고객 이탈과 기존 고객 이탈 집단에서의 모형 추정결과를 보여준다. 가설 검증은 관심 변수인 1) 학습, 2) 이용, 3) 성취의 계수인 $\beta_{k,1}$ 부터 $\beta_{k,5}$ 까지의 추정치와 유의도를 기준으로 이루어진다. 학습은 신규 고객의 이탈을 방지하는 요인으로 작용하고 있음이 확인되었다($\beta_{k=1,1} = -.659, p < .010$). 그러나, 기존 고객 이탈의 학습 정도는 고객 이탈에 유의한 영향을 미치지 못하는 변수로 작용하고 있음을 확인할 수 있다($\beta_{k=2,1} = -.008, p > .100$). 이는 가설 1에서 예측하였던 바와 일치하는 내용으로 고객의 학습은 가입 직후 신규 고객에게만 유의한 이탈 방지 요인으로 작용하고 있음을 의미한다. 따라서 가설 1이 지지되었다.

이용의 경우 세 가지 측면의 변수의 효과를 각각 검증하였다. 첫 번째로, 시간은 다른 게임 이용 관련 변수들과 달리 신규 및 기존 고객 여부에 따라 이탈 유인에 미치는 유의도가 변화함을 확인할 수 있었다. 게임 이용 시간은 신규 고객 이탈 모형에서 이탈에 유의한 영향($\beta_{k=2,1} = -.135, p < .010$)을 미쳐, 절대적인 게임 이용 시간이 증가할수록 이탈 확률이 감소한다는 것을 보여준다. 그러나 기존 고객 이탈 모형에서 게임 이용시간은 ($\beta_{k=2,2} = .018, p > .100$) 이탈과는 유의한 상관관계가 없는 변수로 나타나, 기존 고객의 경우 절대적인 게임 이용시간은 이탈에 영향을 미치지 못하고 있음을 보여준다. 따라서 가설 2-a가 지지되었다. 두 번째로, 빈도는 신규 고객 이탈 모형($\beta_{k=1,3} = -.159, p < .010$)과 기존 고객 이탈 모형($\beta_{k=2,3} = -.209, p < .010$) 모두에

서 이탈에 유의한 영향을 미치고 있다는 결론을 얻을 수 있었다. 이러한 결과는 게임을 접속하는 빈도가 증가할수록 고객의 이탈 확률은 유의하게 감소한다는 사실을 제시해 준다. 이로써 가설 2-b가 지지되었다.

최신도의 경우 신규 고객 이탈 분석($\beta_{k=1,4}=.400$, $p < .010$)과 기존 고객 이탈 분석($\beta_{k=2,4}=.112$, $p < .010$) 모두 고객의 이탈에 유의한 영향을 미치고 있다는 결과를 확인할 수 있었다. 이는 신규 고객과 기존 고객 모두 마지막 로그아웃 후 지난 시간이 증가할수록 이탈 확률이 유의하게 증가한다는 것을 나타낸다. 이로써 가설 2-c가 지지되었다. 종합적으로 게임 이용 시간은 신규 고객에게만 이탈에 유의한 영향을 미치는 요인으로 작용하지만, 계

임 이용 빈도와 최신도는 신규 고객 및 기존 고객 모두에게 지속적으로 이탈에 의미 있는 영향 요인으로 작용한다는 결론에 도달할 수 있다.

다음으로, 게임 성취는 신규 고객 이탈 모형에서 $\beta_{k=1,5}=-2.675$ ($p < .010$)로 이탈에 유의한 영향 변수로 작용하고 있음이 확인 되었다. 또한 기존 고객 이탈 모형에서는 $\beta_{k=2,5}=-3.431$ ($p < .010$)로 신규 고객 이탈 모형과 마찬가지로 게임 성취가 이탈에 유의한 영향을 미치고 있음을 확인할 수 있었다. 이는 가설과 일치하는 결과로 신규 고객과 기존 고객 모두에게 게임 성취는 가장 강력한 게임 이용 동기로 작용하여 지속적인 게임 이용과 중단을 판가름하는 중요한 요인으로 작용하고 있음을 보여준다. 이로써 가설 3을 지지할 수 있다.

〈표 3〉 모형 추정 결과

| 변수 | A : 신규 고객 이탈 | B : 기존 고객 이탈 |
|---------------------------------------|--------------------|--------------------|
| | 추정계수 (표준오차) | 추정계수 (표준오차) |
| 절편 | 1.857** (.235) | .618** (.113) |
| 학습 : 획득한 학습 포인트, $\beta_{k,1}$ | -.659** (.044) | -.008 (.148) |
| 이용 : | | |
| 시간 : 1회당 접속 시간, $\beta_{k,2}$ | -.135** (.033) | .018 (.062) |
| 빈도 : 접속 빈도, $\beta_{k,3}$ | -.159** (.018) | -.209** (.014) |
| 최신도 : 최종 게임 이용 이후 경과 일, $\beta_{k,4}$ | .400** (.040) | .112** (.005) |
| 성취 : 획득한 성적 포인트, $\beta_{k,5}$ | -2.675** (.342) | -3.431** (.118) |
| 연령 | -.034** (.011) | -.018** (.004) |
| 연령의 제곱 | 4e-4** (1e-4) | 1e-4** (5e-5) |
| 성별 | .021 (.069) | .031 (.043) |
| 게임 가입 이후 경과 일 | .484** (.088) | -.002** (4e-4) |
| 게임 가입 이후 경과 일의 제곱 | -.035** (.012) | 3e-6** (8e-7) |
| -2LL | 7660.122 | 17920.205 |
| 관측치 | 8,892 | 36,435 |

유의도 *: $p < .05$, **: $p < .01$.

통제 변수 중 고객 연령과 가입 이후 경과 일 변수는 비선형적 영향 관계를 고려하여 이차항을 추가로 모형에 반영하였으며, 일차항과 이차항 모두 유효한 결과를 나타내었다. 두 변수와 같이 이차항이 추가로 반영된 변수는 일차항과 이차항 값을 통해 해당 변수에 의한 이탈확률의 최대값과 최소값을 확인할 수 있다. 고객 연령은 신규 고객일 때, 약 42.5세에 이탈 확률의 최소값이 형성되는 것으로 계산되었으며, 이는 연령이 증가할수록 이탈 확률이 감소하다가 해당 연령이후에 다시 증가함을 의미한다. 반면, 기존 고객의 경우 최대값이 약 90세에서 형성되는 것으로 나타났는데, 99.9%의 고객이 만 90세 미만이므로 기존 고객은 연령이 증가할수록 이탈 확률이 지속적으로 낮아짐을 의미한다. 가입 이후 경과 일 변수의 경우 신규 고객은 가입 후 약 70일 시점에 이탈 확률의 최대값이 형성되는 것으로 계산되었는데, 가입을 한 지 70일 미만에 해당하는 신규 고객은 해당 기간 동안 시간이 경과할수록 이탈 확률이 증가함을 예상할 수 있다. 반면, 기존 고객의 경우 이탈 확률의 최소값이 가입 후 약 166일 시점에 형성되므로 가입 이후 약 5개월까지는 이탈 확률이 감소하다가 그 이상 게임을 하면 이탈 확률이 다시 증가하는 것으로 확인되었다. 이는 기존 고객이 게임에 집중적으로 참여하는 시기가 가입 후 약 5개월 지난 시점임을 암시해주는 결과라고 할 수 있다. 마지막으로 성별은 신규 고객과 기존 고객 모두 이탈 확률에 유의한 영향을 미치지 못하는 것으로 나타나 성별에 따른 이탈 확률의 차이는 없음을 확인할 수 있었다.

4.2 실증적 결과 해석

앞선 모형의 추정 결과를 통해 이탈 확률에 유의한 영향을 미치는 변수들을 확인할 수 있다. 그러나 기업 입장에서 위 결과를 실무적으로 활용하기 위해서는 해당 변수들이 실제 이탈 확률에 얼마만큼의 변화를 가져다주는지 추가적인 탐구가 필요하다. 따라서 모형 추정 결과를 보다 실증적으로 파악하기 위해 각 변수의 영향력 크기를 측정하였다. 측정 방법은 다음과 같다. 먼저, 모든 변수의 중앙 값을 제 4.1절에서 도출한 모형에 대입하여 기존 이탈 확률을 계산한 후, 주요 변수인 1) 학습, 2) 이용, 3) 성취 변수만 1 표준편차만큼 값을 증가시켜(최신도는 1 표준편차만큼 감소) 조정된 이탈 확률을 도출한다. 최종적으로 두 이탈 확률의 절대 차를 계산한 절대 변화율과 기존 이탈 확률 대비 변화한 비율을 계산하여 상대 변화율을 도출한다. 이러한 방식을 통해 각 변수 별 고객 이탈에 미치는 영향력을 포괄적으로 측정할 수 있었으며, 해당 결과는 <표 4>에서 확인할 수 있다.

분석 결과에 따르면 신규 고객 이탈 모형에서 이용은 1 표준편차만큼 변화 시 기존 이탈 확률에 33.18%만큼의 상대적인 변화를 일으키는 것으로 나타났다. 이는 세 가지 주요 변수 중 가장 큰 변화로 신규 고객의 경우 이용 정도가 이탈 요인 형성에 가장 영향력 있는 변수임을 말해준다. 학습의 경우 15.58%, 성취는 10.63%만큼의 상대 변화율을 보이고 있으며, 이러한 결과는 '4.1 가설 검증 결과'에서 신규 고객 이탈 모형에서 3가지 주요 변수들이 모두 이탈에 의미 있

<표 4> 학습, 이용, 성취 변수 값의 변화에 따른 이탈 확률의 변화량

| | 신규 고객 이탈 | | 기존 고객 이탈 | |
|--------------------|---------------------|---------------------|---------------------|---------------------|
| | 절대 변화율 ^a | 상대 변화율 ^b | 절대 변화율 ^a | 상대 변화율 ^b |
| 학습 변수 | 12.45% | 15.58% | 0.01% | 0.14% |
| 이용 변수 ^c | 26.52% | 33.18% | 2.85% | 82.57% |
| 성취 변수 | 8.50% | 10.63% | 2.34% | 67.55% |

^a | 기준 이탈 확률 - 특정 변수의 1 표준편차 조정 시 이탈 확률 |

^b 절대 변화량/기준 이탈 확률.

^c 이용 변수 3개 모두 조정.

* 신규 고객 기준 이탈 확률 : 79.93%, 기존 고객 기준 이탈 확률 : 3.46%.

는 변수로 나타났던 것과 일치한다. 이러한 결과를 바탕으로, 게임 공급 업체는 신규 고객 이탈 방지를 위한 마케팅 자원 배분을 좀 더 효과적인 방향으로 조정할 수 있을 것이다.

기존 고객 이탈 모형은 신규 고객 이탈 모형과는 상이한 변수 별 영향력을 보이고 있다. 신규 고객이 탈 모형에서 이탈 확률이 15.58%만큼의 상대 변화를 유발하는 학습 변수는 기존 고객 이탈 모형에서 이탈 확률에 0.14% 수준의 상대 변화를 일으켜 고객의 이탈을 거의 방지하지 못하는 것으로 나타났다. 이는 '4.1 가설 검증 결과'의 기존 고객 이탈 모형에서 학습이 유의하지 않은 변수로 나타난 결과와 같은 맥락에서 볼 수 있다. 반면, 기존 고객 이탈 모형에서는 고객 이용과 성취가 각각 비슷한 수준으로 이탈 확률에 상대적인 영향을 미치고 있는 것으로 나타났다. 그러나 두 변수의 절대 변화율은 각각 2.85%와 2.34%로 이탈 확률에 기여하는 절대적인 규모는 신규 고객 이탈 모형에 비해 확연히 적게 나타남을 확인할 수 있다. 이러한 결과는 고객에게 같은 변화를 일으키더라도 신규 고객이 기존 고객에 비해 좀 더 이탈을 방어할 수 있는 여지가 크며, 실질적 방어에 더 용이하다는 것을 나타낸다. 따라서 게임 공급 업체는 기존 고객들의 이탈을 예방하기보다 신규 고객 이탈 예방에 집중하는 것이 자원 배분의 효율성 측면에서 보다 더 합리적일 것이다.

위의 결과를 토대로 게임 공급자는 학습, 이용, 성취와 같은 이탈 영향 요인의 증감을 반영하여 일련의 보상 활동을 펼침으로써 고객들의 이탈 방어를 실시할 수 있을 것이다. 그러나 학습 및 성취 변수의 경우 게임 공급자가 보상 수준 조정을 통해 통제가 용이한 반면, 이용 변수는 고객의 행위 자체로 게임 공급업

자가 완벽하게 통제하기 어렵다는 단점이 있다. 따라서 가상의 보상 전략을 구상하고 이에 따른 효과를 측정하되, 게임 공급업체가 보상을 통해 직접적인 통제가 가능한 학습 및 성취 변수를 중심으로 그 효과를 예측해 보기로 한다. 가상의 보상 전략은 모형의 효과를 기초적으로 가능하기 위한 것으로 신규 고객 이탈과 기존 고객 이탈 모두 유의한 영향 요인으로 작용하는 성취 변수를 기준으로 이 변수를 10%, 20%, 30% 끌어 올렸다고 가정한다. 또한 학습 변수의 경우 신규 고객 이탈 모형에서만 유의하게 작용하는 변수로 신규 고객 이탈 전략에 반영하되, 앞서 <표 4>에서 살펴 본 변수 간 영향력 차이를 비례하여 반영한다. 신규 고객 이탈 모형의 학습 변수는 이탈 확률에 기여하는 정도가 성취 변수에 비해 절대 변화율을 기준으로 약 1.46배 더 크기 때문에 성취 변수의 10% 증가분의 기여 정도일 때 6.83%의 증가분으로도 동일한 이탈 예방 효과를 나타낼 수 있다. 따라서 이와 같은 비례식에 기반한 가상 전략을 도출한다. 가상의 보상 전략을 통한 방어 효과에 대한 정의는 보상 전략 없이 접속할 것으로 예측 되는 고객 수 대비 해당 보상 전략을 실시함으로써 추가적으로 접속하는 인원을 나누는 것으로 한다.

신규 고객 기존 고객 이탈 모형 각각 가상의 보상 전략을 통해 이탈에 유의한 변수를 <표 5>와 같이 유도하는 데 성공하였다고 가정하고 이를 <표 3>에서 얻은 모형에 다시 적용하여 각각의 이탈 확률을 새롭게 계산하였다. 이탈자 모형을 통한 예상 이탈 확률이 50%가 넘는 경우 이탈하는 것으로, 50% 미만인 경우 이탈하지 않는 것으로 간주하였고, 이러한 기준에 의한 예측 접속 여부를 <표 6>을 통해 확인할 수 있었다.

<표 5> 이탈자 방어를 위한 기업의 보상 전략

| | 신규 고객 이탈 | | 기존 고객 이탈 | |
|------|--------------------|--------|----------|--------|
| | 학습 보상 ^a | 성취 보상 | 학습 보상 | 성취 보상 |
| 전략 1 | 6.83% 증가 | 10% 증가 | - | 10% 증가 |
| 전략 2 | 13.67% 증가 | 20% 증가 | - | 20% 증가 |
| 전략 3 | 20.50% 증가 | 30% 증가 | - | 30% 증가 |

^a 동일한 이탈자 방어 성과를 달성하도록 성취 보상 대비 학습 보상의 증가폭을 설정함.

〈표 6〉 기업의 보상 전략 별 이탈자 방어 성과

A : 신규 고객 이탈

| | | 최초 가입자 | 가입 당일 | 가입 후 1일 | 가입 후 2일 | 가입 후 3일 | 가입 후 4일 | 가입 후 5일 | 가입 후 6일 |
|------|---------------------|--------|------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|---------------------|---------------------|
| 기준 | 접속자 ^a | 1,482 | 1,302 | 331 | 364 | 352 | 381 | 418 | 463 |
| 전략 1 | 접속자 방어인원 방어성과 | 1,482 | 1,302 0 | 424 93 28.10% | 419 55 15.11% | 400 48 13.64% | 429 48 12.60% | 451 33 7.89% | 492 29 6.26% |
| 전략 2 | 접속자 방어인원 방어성과 | 1,482 | 1,302 0 | 529 198 59.82% | 462 98 26.92% | 444 92 26.14% | 460 79 20.73% | 479 61 14.59% | 516 53 11.45% |
| 전략 3 | 접속자 방어인원 방어성과 | 1,482 | 1,302 0 | 634 303 91.54% | 498 134 36.81% | 489 137 38.92% | 491 110 28.87% | 500 82 19.62% | 535 72 15.55% |

^a 기업이 보상 전략을 취하지 않은 경우의 예측된 접속자 수.

B : 기존 고객 이탈

| | | 1주차 | 2주차 | 3주차 | 4주차 |
|------|---------------------|-------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|
| 기준 | 접속자 ^a | 12,145 | 11,816 | 10,791 | 10,223 |
| 전략 1 | 접속자 방어인원 방어성과 | 12,145 0 | 11,851 35 0.30% | 10,812 21 0.19% | 10,249 26 0.25% |
| 전략 2 | 접속자 방어인원 방어성과 | 12,145 0 | 11,872 56 0.47% | 10,836 45 0.42% | 10,263 40 0.39% |
| 전략 3 | 접속자 방어인원 방어성과 | 12,145 0 | 11,893 77 0.65% | 10,850 59 0.55% | 10,284 61 0.60% |

^a 기업이 보상 전략을 취하지 않은 경우의 예측한 접속자 수.

신규 고객 이탈 모형의 경우 이탈자 방어 요인에 집중된 보상 전략을 통해 전략 별로 아무런 전략을 취하지 않았을 때의 접속 인원 기준으로 많게는 90%에 가까운 인원을 추가로 방어하는 데 성공할 수 있었다. 방어 효과는 모든 전략이 일관되게 가입 후 1일이 그 효과가 가장 컸으며, 시간이 지날수록 그 효과가 체감하는 것으로 나타났다. 이는 시간이 지날수록 보상 전략에 관계없이 이탈 확률을 50% 미만으로 낮출 수 없을 정도로 확실하게 게임에서 이탈을 결정한 사용자 수가 많아지기 때문인 것으로 해석할 수 있다. 다만, 이러한 이탈자 방어는 이탈 방어 요인에 대한 보상 전략의 강도를 점점 강하게 할수록(전략 1 → 전략 3) 더 증가시킬 수 있

는데, 이 효과 역시 전략 1에서 3으로 갈수록 체감하는 것으로 나타난다. 따라서 무조건적으로 강력한 이탈자 방어 보상을 실시하는 것 보다는 최적 수준의 보상 전략을 구사하는 것이 자원 배분의 효율성 측면에서 바람직한 것으로 보인다.

기존 고객 이탈 모형 역시 전체적으로 신규 고객 이탈 모형의 방어 효과와 유사한 움직임을 보이고 있다. 그러나 예방 효과의 강도에 있어서는 모든 전략이 1% 미만의 예방 효과를 보여 신규 고객 이탈에 비해 상당히 낮은 수준의 이탈 예방 효과를 기록하고 있음을 알 수 있다. 이는 기존 고객들의 이탈은 외적으로 관측 가능한 변인들로 설명하는데 한계가 있으며, 기존 고객의 이탈을 이해하기 위하

여 내재적인 변인들에 대한 추가적인 탐구가 필요함을 시사해 준다. 결론적으로, 기존 고객부터 발생하는 이탈은 앞서 언급된 바와 같이 신규 고객으로부터 발생하는 이탈에 비해 더 방어하기가 어려우며, 방어 전략을 시행하더라도 그 효과가 미미하다는 결론을 내릴 수 있다. 따라서 게임 제공업자는 효율적인 사용자 이탈 방어를 위하여 기존 고객 이탈보다는 가입 직후의 신규 고객 이탈들에게 마케팅 자원을 집중하는 것이 더 합리적일 것이다.

온라인 게임 산업의 경우 위와 같은 보상 전략이 주로 게임 활동 보상액 증가, 추가 아이템 증정 등 가상의 재화로 이루어져 게임 제공업자 측면에서는 소모적인 비용이 발생하지 않는 것이 일반적이기 때문에 위 활동을 통해 확보한 매출은 대부분 추가 이익으로 연결될 가능성이 크다. 또한 게임 제공업자는 이탈자 분석 모형을 토대로 각 고객 별 위험도를 계산하여 이탈 위험 고객 군을 따로 집중 관리할 수 있으며, 이에 대한 이탈 방어 대응도 고객의 유형을 기준으로 적용할 수 있다는 점에서 이탈자 분석 모형은 그 의미를 갖는다고 할 수 있다.

5. 결론 및 시사점

본 연구는 실제 운영 중인 게임의 상세 로그 데이터를 분석 하여 고객들의 게임 내 행동이 이탈에 미치는 영향을 비교 분석하였다. 기존 문헌 연구를 기반으로 도출한 가설에 따라 게임 내 1) 학습, 2) 이용, 3) 성과 정도를 이탈 여부와 연관 지어 분석한 결과 본 연구에서 제안한 모든 가설이 채택되었다. 고객들의 게임 학습은 이탈 방지 요인으로 유의하게 작용하나, 그 효과는 가입 후 첫째 주차 고객들을 대상으로 한 ‘신규 고객 이탈’ 모형에서만 유의하게 나타나고 가입 후 첫째 주차 이후 고객들을 대상으로 한 ‘기존 고객 이탈’ 모형에서는 더 이상 유의하게 나타나지 않았다(가설 1). 이는 게임에 대한 학습이 아무런 배경지식이 없는 가입 직후에는 게임에 대한 몰입도 향상 및 지속적 이용을 유도 하는 요인으로 작용하지만, 일정 수준의 지식과 몰입 수준을 형성

한 장기 고객에게는 더 이상 유의하지 않음을 보여 준다. 고객들의 게임 이용에 대한 검증은 변수 정의에 따라 일부 상이한 결과를 나타냈다. 게임 이용은 기존 연구에서 많이 활용된 RFM 분석을 차용하여 적용하였는데, 분석 결과 게임 이용 시간은 신규 고객 이탈 모형에서만 유의한 변수로 나타났다(가설 2-a). 반면, 게임 이용 빈도와 이용 최신도는 고객 유형에 관계없이 지속적으로 이탈 여부에 유의한 영향을 미친다는 결과를 얻을 수 있었다(가설 2-b, 2-c). 이는 게임 이용의 ‘지속적 관심도’를 나타내는 최신도와 빈도는 고객의 유형에 관계없이 이탈 유인에 유의한 영향을 미치지만, 절대적인 이용 시간의 규모는 게임에 대한 이해와 몰입도가 상대적으로 높은 기존 고객 이탈의 경우 더 이상 유의하지 않음을 시사해준다. 마지막으로 게임 성취의 경우, 본연적인 게임 이용의 동기(motivation)라는 점에서 고객의 유형에 관계없이 이탈에 유의한 영향을 미치고 있는 것으로 확인되었다(가설 3). 본 연구는 게임 공급자가 고객의 이탈을 방지하기 위하여 위 세 가지 요인들을 고려하되, 고객의 유형에 따라 다른 방식의 고객 관리를 실시해야 함을 시사해 준다.

5.1 학문적 시사점

본 연구는 다음과 같은 점들을 학문적 시사점으로 갖추고 있다. 첫째, 본 연구는 오늘날 핵심 산업의 하나로 성장한 게임 산업을 대상으로 고객 관리의 핵심적 요인들에 대한 연구를 실시하였다. 게임 산업은 우리나라뿐만 아니라, 전 세계적으로 폭발적 성장세를 이어나가고 있는 산업으로 지속적인 성장세를 고려할 때, 게임 산업의 중요성과 파급력은 나날이 증가할 것으로 예상된다. 이러한 게임 산업의 중요성에도 불구하고, 게임 산업 내 부가가치 창출과 직결되는 고객 관리에 대한 연구는 기존 연구에서 많은 관심을 받지 못한 부분이다. 따라서 본 연구가 제시하는 게임 산업 내 고객 관리의 방법론, 이론 등은 향후 게임 산업 관련 연구에 학문적 시사점을 제시할 것으로 기대한다.

둘째, 본 연구는 게임 고객들의 이탈을 분석하는데, 선행 연구[2, 4]들이 주로 사용한 고객 설문에 의하지 않고 실제 기업 로그 데이터를 활용하여 분석을 했다는데 큰 의미가 있다. 실제 기업 로그 데이터를 사용함으로써, 실제 게임 산업의 고객들의 행동 양식을 실증적으로 오차 없이 활용할 수 있었으며, 관측치의 수도 충분한 수준으로 확보할 수 있었다. 또한, 같은 연구 자료를 설문을 통해 수집하였을 때, 답변 과정에서 예상되는 외생 변수들의 가능성을 통제했다는 점에서 연구의 신뢰성이 상당히 높다고 할 수 있다.

셋째, 고객의 이탈 요인을 이탈 유형에 따라 종합적으로 분석하였다. 고객 관리 및 이탈에 관한 기존 연구들은 고객의 이탈을 하나의 개념으로만 정의한 채 이에 대한 연구를 진행하였다. 그러나 본 연구는 실제 고객 로그 데이터를 활용하여 가입 후 첫 번째 주치의 이탈률이 타 기간에 비해 월등히 높다는 점에 주목하였다. 따라서 저자들은 가입 후 첫 번째 주차와 그 이후 기간의 이탈은 다른 이탈 유인과 결과를 가질 것이라고 판단하였고, 가입 후 첫 번째 주차를 기준으로 첫 번째 주차 내 이탈한 고객을 ‘신규 고객 이탈’, 첫 번째 주차 이후 이탈한 고객을 ‘기존 고객 이탈’로 정의하여 고객의 유형에 따른 상이한 이탈 요인을 진단하였다. 이러한 이탈 구분은 향후 게임 산업의 고객 관리 연구를 위한 학문적 출발점을 제시하였다는 점에서 큰 의미가 있다.

5.2 실무적 시사점

본 연구의 분석 결과는 실제 기업 로그 데이터를 분석한 결과로 최종적으로는 고객의 이탈을 방지하기 위해 기업이 관심 있게 관리해야 할 요인들에 대한 단서를 제공한다. 또한, 이탈 요인들은 분석 대상 게임에 국한되지 않고 게임 내에서 일반적으로 관측되고 실무적으로 활용될 수 있는 요인들을 활용하였기 때문에, 다른 게임에서도 동일하게 활용될 수 있다. 본 연구의 가설 검증 결과와 실증 결과 해석은 게임 산업 내 아래와 같은 실무적 시사점들을 제공할 것으로 기대된다.

- 1) **가입 직후의 신규 고객들에게는 게임에 대한 지식과 몰입도를 높일 수 있는 학습을 적극적으로 권장하라.** 가입 직후 신규 고객들의 경우 게임에 대한 기초 이해 및 조작법을 훈련하는 ‘학습(learning)’의 규모가 커질 수록 고객들의 지속적인 이용에 긍정적인 영향을 미친다.
- 2) **고객들이 게임 내에서 좋은 성취를 얻을 수 있도록 유도하라.** 성취는 본질적인 게임 이용 동기로서, 신규 고객과 기존고객 모두에게 이탈 방어 기제로 작용한다.
- 3) **고객 이탈 예방을 위해 학습 및 성취에 적절한 규모의 보상 전략을 실시하되, 신규 고객을 위주로 실시하라.** 학습 및 성취에 대한 적절한 규모의 보상 전략은 이탈 예방에 도움이 되며, 그 효과는 기존 고객에 비해 신규 고객에게서 강하게 나타난다.

본 연구는 게임 내 고객들의 이탈 요인이 고객 유형에 따라 그 중요도와 유의성이 변화함을 실증적으로 증명하였다. 이 결과는 기업들로 하여금 신규 고객과 기존 고객에게 다른 차원의 접근을 하도록 할 것이며, 두 가지 차원의 이탈에 대한 실무적인 통찰력을 제공할 것이다. 본 연구 결과는 온라인 게임 환경에서만뿐만 아니라, 급속도로 성장하고 있는 모바일 게임 환경에서도 고객 이탈과 접속에 관한 기초적인 통찰력을 제시할 것으로 기대된다.

5.3 한계점 및 추가 연구 제언

본 연구는 게임 고객들의 실제 로그 데이터를 추적하여 이탈 요인에 유의미한 영향을 미치는 요인들을 실증적으로 분석 하였다. 그러나 이탈 요인에 대한 영향 변수로 고객들의 ‘만족도’, ‘기업 이미지’ 등과 같이 행동 데이터로 드러나지 않는 내재적 요인들을 분석하지 못했다는 한계를 가지고 있다. 이러한 부분은 실제 분석 대상 중 대표성 있는 표본을 뽑아 고객들의 심리 기제를 파악할 수 있는 설

문을 통해 극복할 수 있을 것이다. 따라서 후속 연구가 고객 이탈에 관한 외적 요인과 내적 요인을 동시에 고려한다면 이탈 요인에 대한 보다 풍부한 시사점을 가져다 줄 것으로 생각된다.

가설의 검증에서 성취의 증가가 이탈 확률의 감소로 이어 질것으로 예측하고 검증하였다. 이 과정에서 성취가 소비자의 몰입을 증가시켜 게임을 지속적으로 이용하게 되므로 이탈 확률이 감소한다는 논리적 전개를 하였다. 즉 성취, 몰입, 이탈 세 변수의 인과관계를 제시하였는데, 실제 가설 제시와 가설 검증 단계에서는 몰입에 대한 실증 분석을 실시하지 못하였다. 성취가 몰입으로 어떻게 이어질지에 대한 고찰은 추후연구를 통해 실시할 필요가 있는 매우 중요한 연구주제이다[12, 27]. 단 본 연구는 고객의 실제 행동 데이터를 바탕으로 분석을 실시하였으므로 몰입에 대한 측정[3]은 추후 설문 등을 통한 연구에서 측정 및 분석 할 수 있다.

실증적 결과 해석 부분에서 저자들은 가상의 보상 전략들을 통해 이탈자 방어 성과를 측정하였다. 그러나 본 연구는 고객 유지 및 이탈에 유의한 영향을 미치는 변인들을 탐구하는 데 집중하여 실제로 기업 관점에서 어느 정도의 보상 규모가 최적인지에 대해 구체적으로 살펴보는 못하였다. 따라서 이탈자 방어 모형을 기반으로 최적화된 성과를 얻기 위해 어느 정도의 보상 규모를 유지할 수 있을지에 대한 추가적인 연구도 큰 의미를 지닐 것으로 예상된다.

마지막으로 최근 급격하게 성장하고 있는 모바일(mobile) 게임 시장에 관하여 온라인 게임을 기초로 한 본 연구의 결과가 이탈자 예측에 유사하게 적용되는지 또는 만약 다르다면 어떠한 차이점을 갖는지 살펴보고 모바일(mobile) 환경에서의 이탈자 예측에 관한 연구도 추가적으로 진행할 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

- [1] 박성주, “협업 필터링 기반 상품 추천에서의 평가 횟수와 성능”, 『한국경영과학회지』, 제31권, 제2호(2006), pp.27-39.
- [2] 백승익, 송영식, “온라인 게임의 속성이 온라인 게이머들의 선호도에 미치는 영향에 대한 탐색적인 연구”, 『한국경영과학회지』, 제29권, 제1호(2004), pp.71-85.
- [3] 이웅규, 권정일, “온라인 게임에서의 플로우와 플로우에 영향을 미치는 요인 및 재사용의도의 관계에 대한 장르별 비교”, 『한국경영과학회지』, 제30권, 제4호(2005), pp.131-150.
- [4] 조남재, 백승익, 류경문, “온라인 게임 충성도에 미치는 영향요인에 관한 연구”, 『한국경영과학회지』, 제26권, 제2호(2001), pp.85-96.
- [5] 한국콘텐츠진흥원, 『2013 대한민국 게임백서 요약본』, 2013.
- [6] Alba, J.W. and J.W. Hutchinson, “Dimensions of Consumer Expertise,” *Journal of Consumer Research*, Vol.13, No.4(1987), pp.411-454.
- [7] Anderson, E.W. and M.W. Sullivan, “The antecedents and consequences of customer satisfaction for firms,” *Marketing science*, Vol.12, No.2(1993), pp.125-143.
- [8] Blattberg, R.C. and J. Deighton, “Manage Marketing by the Customer Equity Test,” *Harvard Business Review*, Vol.74, No.4(1996), pp.136-144.
- [9] Campbell, D. and F. Frei, “Cost structure, customer profitability, and retention implications of self-service distribution channels: Evidence from customer behavior in an online banking channel,” *Management Science*, Vol.56, No.1(2010), pp.4-24.
- [10] Chang, C., “The Effect of the Number of Product Subcategories on Perceived Variety and Shopping Experience in an Online Store,” *Journal of Interactive Marketing*, Vol.25, No.3(2011), pp.159-168.
- [11] Cegarra-Navarro, J.G. and F. Dewhurst,

[1] 박성주, “협업 필터링 기반 상품 추천에서의 평

- “Linking Organizational Learning and Customer Capital through an Ambidexterity Context : An Empirical Investigation in SMEs 1,” *The International Journal of Human Resource Management*, Vol.18, No.10(2007), pp.1720-1735.
- [12] Crosby, L.A. and N. Stephens, “Effects of Relationship Marketing on Satisfaction, Retention, and Prices in the Life Insurance Industry,” *Journal of Marketing Research*, Vol.24, No.4(1987), pp.404-411.
- [13] Davis, F.D., “Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology,” *MIS Quarterly*, Vol.13, No.3(1989), pp.319-340.
- [14] Dubé, J., G.J. Hitsch, and P.E. Rossi, “State Dependence and Alternative Explanations for Consumer Inertia,” *The RAND Journal of Economics*, Vol.41, No.3(2010), pp.417-445.
- [15] Fleming, J.H., C. Coffman, and J.K. Harter, “Manage Your Human Sigma,” *Harvard Business Review*, Vol.83, No.7(2005), pp.106-114.
- [16] Gupta, S. and V. Zeithaml, “Customer metrics and their impact on financial performance,” *Marketing Science*, Vol.25, No.6(2006), pp. 718-739.
- [17] Heskett, J.L., W.E. Sasser, and C.W. Hart, *Service Breakthroughs-Changing the Rules of the Game*, The Free Press, NewYork, 1990.
- [18] Howard, M., R. Vidgen, P. Powell, and J. Powell, “Exploring the Use of QPID : A Collaborative Study of B2B in the Automotive Industry,” *Omega*, Vol.35, No.4(2007), pp.451-464.
- [19] Kuss, D.J., J. Louws, and R.W. Wiers, “Online Gaming Addiction? Motives Predict Addictive Play Behavior in Massively Multiplayer Online Role-Playing Games,” *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking*, Vol.15, No.9(2012), pp.480-485.
- [20] Lattin, J.M. and L. McAlister, “Using a Variety-seeking Model to Identify Substitute and Complementary Relationships Among Competing Products,” *Journal of Marketing Research*, Vol.22, No.3(1985), pp.330-339.
- [21] Lewis, M., “The influence of loyalty programs and short-term promotions on customer retention,” *Journal of Marketing Research*, Vol.41, No.3(2004), pp.281-292.
- [22] Lewis, M., “Customer acquisition promotions and customer asset value,” *Journal of Marketing Research*, Vol.43, No.2(2006), pp.195-203.
- [23] Lo, D., M. Ghosh, and F. Lafontaine, “The Incentive and Selection Roles of Sales Force Compensation Contracts,” *Journal of Marketing Research*, Vol.48, No.4(2011), pp.781-798.
- [24] Manchanda, P., J.P. Dubé, K.Y. Goh, and P.K. Chintagunta, “The Effect of Banner Advertising on Internet Purchasing,” *Journal of Marketing Research*, Vol.43, No.1(2006), pp.98-108.
- [25] Neckerman, K.M. and R.M. Fernandez, “Keeping a Job : Network Hiring and Turnover in a Retail Bank,” *Research in the Sociology of Organizations*, Vol.20(2003), pp.299-318.
- [26] Neslin, S., S. Gupta, W. Kamakura, J. Lu, and C. Mason, “Defection Detection : Measuring and Understanding the Predictive Accuracy of Customer Churn Models,” *Journal of Marketing Research*, Vol.43, No.2(2006), pp.204-211.
- [27] Oliver, R., *Satisfaction : A Behavioral Perspective on the Consumer*, McGraw-Hill, New York, 1997.

- [28] Osborne, M., "Consumer Learning, Switching Costs, and Heterogeneity : A Structural Examination," *Quantitative Marketing and Economics*, Vol.9, No.1(2011), pp.25-70.
- [29] Pritchard, J.O., "A Member's Lifetime Value," *Association Management*, Vol.43, No.6(1991), pp.35-39.
- [30] PWC, *Global Entertainment and Media Outlook*, 2013.
- [31] Reinartz, W.J. and V. Kumar, "On the Profitability of Long-life Customers in a Noncontractual Setting: An Empirical Investigation and Implications for Marketing," *The Journal of Marketing*, Vol.64, No.4(2000), pp.17-35.
- [32] Rethans, A.J., J.L. Swasy, and L.J. Marks, "Effects of Television Commercial Repetition, Receiver Knowledge, and Commercial length : A Test of the Two-factor Model," *Journal of Marketing Research*, Vol.23, No.1 (1986), pp.50-61.
- [33] Robey, D., M.C. Boudreau, and G.M. Rose, "Information Technology and Organizational Learning : A Review and Assessment of Research," *Accounting Management and Information Technologies*, Vol.10, No.2(2000), pp.125-155.
- [34] Ryu, G. and L. Feick, "A Penny for Your Thoughts : Referral Reward Programs and Referral Likelihood," *Journal of Marketing*, Vol.71, No.1(2007), pp.84-94.
- [35] Schmitt, P., B. Skiera, and C.V. Bulte, "Referral Programs and Customer Value," *Journal of Marketing*, Vol.75, No.1(2011), pp.46-59.
- [36] Shin, S., S. Misra, and D. Horsky, "Disentangling Preferences and Learning in Brand Choice Models," *Marketing Science*, Vol.31, No.1(2012), pp.115-137.
- [37] Yee, N., "Motivations for Play in Online Games," *CyberPsychology and Behavior*, Vol.9, No.6(2006), pp.772-775.
- [38] Yee, N., *The Proteus Effect : Behavioral Modification via Transformations of Digital Self-representation*, Diss. Stanford University, 2007.
- [39] Yi, Y., "A Critical Review of Consumer Satisfaction," *Review of Marketing*, Vol.4, No.1(1990), pp.68-123.
- [40] Wu, C. and H.L. Chen, "Counting Your Customers : Compounding Customer's In-store Decisions, Interpurchase Time and Repurchasing Behavior," *European Journal of Operational Research*, Vol.127, No.1(2000), pp.109-119.
- [41] Zeithaml, V.A. and A. Parasuraman, "Service Quality," *MSI Relevant Knowledge Series*, 2004.