

# 모바일 어플리케이션 업데이트 분석: 사용자 반응과 의도하지 않은 결과를 중심으로

## Mobile Application Updates: User Responses and Unintended Consequences

송형근 (Hyung-Keun Song) 고려대학교 경영대학  
고병완 (Byungwan Koh) 고려대학교 경영대학 부교수, 교신저자

### 요 약

모바일 어플리케이션 시장에서 업데이트는 (i) 어플리케이션의 가시성을 높이거나, (ii) 기존 사용자들의 충성도를 높이고 가치를 제고하거나, (iii) 기능 추가를 통해 시장을 확대하는 등 다양한 목적을 위한 전략적 마케팅 도구로 활용되고 있다. 많은 연구와 사례들은 이러한 업데이트가 모바일 어플리케이션 시장에서 생존하기 위해 중요하다는 점을 강조하고 있다. 그러나, 일부 다른 사례들은 업데이트가 오히려 사용자들의 반발과 이탈을 불러오기도 한다는 것을 보여주었다. 본 연구는 모바일 어플리케이션의 실제 사용량 데이터를 통해 어플리케이션의 이용 목적과 시장경쟁 환경에 따라 업데이트가 사용자들의 어플리케이션 이용패턴에 사용자수 측면에서, 이용빈도수 측면에서, 그리고 이용시간 측면에서 어떠한 영향을 주는지를 분석하였다.

**키워드 :** 모바일 애플리케이션, 애플리케이션 업데이트, 사용 패턴, 사용자 수, 실행 횟수, 사용 시간

## I. 서 론

일반적으로 업데이트는 소프트웨어를 비롯한 디지털 재화에 오류가 있는 경우 이를 수정하고 안정성을 제고하기 위한 것이 일반적이었다. 그러나, 모바일 어플리케이션(이하 모바일 앱 또는 앱) 시장에서는 업데이트가 그 이상의 목적을 가지고 전략적 마케팅 도구로 사용되고 있다. Tony Danova

(2015)는 주기적으로 업데이트를 하는 모바일 앱이 그렇지 않은 앱에 비해 사용자들에게 높은 평점을 받는 경향이 있다고 보여주고 있으며, Ken Yarmosh(2016)은 주기적인 업데이트는 더 높은 소비자 인지도(mindshare)로 연결될 수 있는 중요한 마케팅 도구라고 이야기하고 있다. 또한, Lee and Raghu(2014)의 연구 결과에 따르면 업데이트를 한 모바일 앱이 그렇지 않은 앱에 비해 앱스토어의 모바일 앱 순위 차트에 머물러 있을 확률이 약 2.9배 높다고 하며, Comino *et al.*(2016)은 모바일 앱의 업데이트를 관리하는 것이 가시성(visibility)과

† This study is (partially) supported by Korea University Business School Research Grant.

사용자의 참여도(engagement)를 높이고 다운로드를 자극하기 위한 필수적인 요소라고 이야기하고 있다. 모바일 앱 시장에서의 업데이트의 전략적 중요성은 보다 자세하게 다음과 같은 세 가지로 구분될 수 있다.

첫째, 업데이트를 통해 모바일 앱의 가시성(visibility)을 높일 수 있다(Comino *et al.*, 2016; Lee and Raghun, 2014; Lee, 2018). 흔히 모바일 앱 시장은 초경쟁적 시장(hypercompetitive market)으로 정의된다. 모바일 앱을 개발하고 출시하는데 있어 누구나 시장에 참여할 수 있어 진입장벽이 비교적 낮으며, 전통적인 소프트웨어와 비교해 일반적으로 코드베이스가 복잡하지 않고 프로그래밍이 가벼운 경우가 많아, 많은 개발자들이 경쟁적으로 모바일 앱을 출시하고 있다. 2018년도 1분기 기준 약 7백13만 개의 모바일 앱이 다양한 플랫폼에 등록되어 있으며(Statista, 2018), 글로벌 모바일 앱 시장은 2021년 까지 연평균 15.4%씩 성장할 것으로 예측되고 있다(TechNavio, 2017). 또한, 모바일 앱은 경험재(experience goods)로 앱을 다운로드 받아 직접 사용해보기 전까지는 그 성격이나 내용에 대해 알기 어려우며(Lee *et al.*, 2015; Lee, 2018), 모바일 앱이 구동되는 스마트폰의 물리적 특성상 제한된 검색 환경을 가지고 있다(Ghose *et al.*, 2012). 따라서, 소비자들이 자신의 선호를 충족시키는 가장 적합한 앱을 찾고 이를 소비하기 위해서는 높은 탐색비용(search costs)을 필요로 한다. 이러한 환경에서 인기와 매출 등의 순위로 표현되는 모바일 앱의 유명도(popularity)는 앱의 성공에 중요한 역할을 한다(Carare, 2012; Lee, 2018). 높은 탐색비용을 가진 소비자들은 집단적 방식으로 초기 수용자들의 선택을 따라 높은 순위에 있는 앱을 다운로드 받는 경향을 보여주고 있기 때문이다(Lee, 2018). 이에 많은 모바일 앱 개발자들이 업데이트를 통해 사용자들로 하여금 업데이트를 다운로드 받도록 유도하고 이를 통해 모바일 앱 순위 차트에 머무르도록 하는 전략을 사용하고 있다.

둘째, 업데이트를 통해 기존 사용자들의 충성도

를 높일 수 있으며 모바일 앱의 가치를 제고할 수 있다(Lee, 2018). 모바일 앱은 개발자와 사용자 간의 정보 흐름이 여타의 디지털 콘텐츠들에 비해 상대적으로 빠르고 원활하다(Lee, 2018). 모바일 앱 사용자들은 앱 스토어 리뷰 또는 온라인 커뮤니티 등을 통해 모바일 앱 개발자에게 불편 사항이나 개선 사항을 빠르게 전달할 수 있으며, 모바일 앱 개발자들은 이를 반영해 업데이트를 하고 그 내용을 푸시 알림 등을 통해 즉각적으로 사용자들에게 전달할 수 있다. 이를 통해 모바일 앱 개발자들은 기존 사용자들의 충성도를 높일 수 있다. 뿐만 아니라, 모바일 앱은 내구재(durable goods)로 시간이 지남에 따라 그 가치가 떨어지게 되는데(Economides, 2000; Geng *et al.*, 2005; Lee, 2018), 업데이트를 통해 소비자들의 개선 사항에 대한 의견을 즉각적으로 반영함으로써 모바일 앱의 가치를 제고하는 효과도 얻게 된다(Lee, 2018). 실제로 소비자들이 모바일 앱을 다운로드 받을 수 있는 마켓플레이스(Apple App Store와 Google Play)를 운영하고 있는 구글과 애플은 모두 앱스토어 내에서 업데이트 내용이 있는 모바일 앱의 리스트를 별도로 제공하고 있으며, 개발자들의 주기적인 업데이트를 권장하고 있다(Kadir Soner Şensoy, 2016).

셋째, 업데이트를 통해 시장을 확장할 수 있다. 전통적인 소프트웨어 시장에서의 업데이트는 일반적으로 기존 소프트웨어에 오류 및 보안 문제가 발생하는 경우, 이를 유지 및 보수하기 위한 경우가 대부분이었다(Krishnan *et al.*, 2004). 기존 소프트웨어에 새 기능이 추가되거나 기존 기능이 확장되는 경우, 이는 다른 버전의 제품으로 출시되어 다른 가격에 판매되는 버저닝(versioning) 전략이 주로 사용되었다. 그러나, 모바일 앱 시장에서는 많은 개발자들이 모바일 앱을 하나의 소프트웨어 상품 또는 서비스보다는 플랫폼으로 정의하고 추가 또는 확장되는 기능들을 업데이트를 통해 시장에 소개하고 있다. 일례로, 대표적인 커뮤니케이션 앱인 카카오톡(Kakaotalk)은 사용자들끼리 메시지를 주고 받을 수 있는 메시징(messaging) 앱으

로 시작하였으나, 지금은 커뮤니케이션 플랫폼 위에 게임과 교통 그리고 금융 등 다양한 기능을 추가해 서비스 하고 있다. 이제 사용자들은 메세징 뿐만이 아닌 다양한 이유로 카카오톡을 사용하고 있다. 또한, 사용자들끼리 사진 및 영상을 공유하는 소셜 네트워크(social network) 앱으로 시작한 인스타그램 역시 최근 사용자들이 모바일 앱 내에서 쇼핑을 할 수 있는 기능을 추가하였다. 인스타그램 비즈니스에 따르면 쇼핑기능의 추가로 비즈니스 계정이 2017년 7월 1,500만여 개에서 11월 2,500만여 개로 4개월 만에 2배 가까이 늘었다고 한다(Instagram Business, 2017). 이와 같이, 모바일 앱 개발자들은 업데이트를 통해 기능성을 확장하고 이를 통해 메세징에서 게임으로 그리고 다시 교통과 금융으로, 또는 사진 및 영상 공유에서 쇼핑으로 등 그 시장을 확장해가고 있다.

그러나, 모바일 앱 시장에서 업데이트가 앞서 말한 바와 같은 긍정적인 결과만을 가져왔던 것은 아니다. 일례로, 메세징 및 멀티미디어 앱인 스냅챗(Snapchat)은 지난 2017년 11월 인터페이스를 변경하며 친구나 기업의 콘텐츠 노출도를 조정하는 업데이트를 실시하였고 이는 대표적인 업데이트 실패 사례로 인식되고 있다. 업데이트 후 약 120만 명의 사용자가 업데이트에 반대하는 서명을 하였고 주식평가는 폭락하였다(Jessica Booth, 2018; 김형우, 2018; 우예진, 2018). 국내에서도 대표적인 커뮤니케이션 앱인 카카오톡이 지난 9월 인터페이스 및 다양한 기능을 제거 및 추가하는 업데이트를 실시하였으나, 이 역시 사용자들의 불만으로 이어졌다(박미라, 2018; 이경은, 2018; 채성오, 2018).

모바일 앱 개발자들에게 이러한 사용자들의 부정적인 반응은 어쩌면 예상하지 못하였던 결과일 지도 모른다. 업데이트를 계획하고 실행할 때 그들은 분명 사용자들의 앱 소비 행동을 분석한 후, 기존의 기능을 개선하거나 새로운 기능을 추가하고, 사용되지 않는 기능을 제거 및 개선해 사용자의 만족도를 높이하고자 했을 것이기 때문이다. 그러나, 앞서 소개한 업데이트 실패 사례들은 이러한

앱 개발자들의 노력에도 불구하고 사용자들이 업데이트에 부정적으로 반응할 수도 있음을 시사하고 있다. 특히 대부분의 경우 업데이트는 기존의 기능을 개선하거나 새로운 기능을 추가할 뿐, 기존의 기능을 삭제하는 경우는 많지 않다는 점을 고려할 때, 사용자들의 부정적인 반응은 어쩌면 놀라운 일일지도 모른다. 사용량이 많은 기존의 기능을 삭제하지 않는 한, 업데이트에 기존 사용자들이 추가적인 효용을 느끼지는 못하더라도 최소한 효용이 감소하지는 않을 것이라고 쉽게 믿을 수 있기 때문이다. 그러나, 소프트웨어 시장에서 기능의 추가가 사용자들에게 항상 추가적인 효용을 주는 것은 아니며, 특정 조건 하에서는 오히려 효용을 감소시킬 수 있다는 점(no free disposal property)은 이미 지적된 바 있다(Dewan and Freimer, 2003; Shivendu and Zhang, 2015).

앱 사용자들은 다양한 앱을 각기 다른 목적으로 사용하고 있으며, 그 사용 목적에 따라 업데이트에 대한 사용자의 반응은 다를 수 있다. 실제로 Han et al.(2015)은 사용자들이 앱을 선택하고 소비할 때 카테고리 별로 사용자들의 효용이 상이함을 보여주었다. 뿐만 아니라, 사용자들의 업데이트에 대한 반응은 시장환경에도 영향을 받을 것이다. 특정한 앱을 대체할 수 있는 다양한 앱이 시장에 존재하는 경우 사용자들의 해당 앱의 업데이트에 대한 반응은 그렇지 않은 경우에 비해 다를 수 있기 때문이다(Shapir et al., 1998). 따라서, 본 논문에서는 앱의 용도나 시장의 특성에 따라 업데이트에 대한 사용자의 반응이 어떻게 나타나는지를 분석해보려고 한다. 구체적으로, 모바일 앱의 실제 사용량 데이터를 통해 업데이트가 사용자들의 모바일 앱 사용패턴에 총 사용자 측면에서, 이용 빈도 수 측면에서, 그리고 이용시간 측면에서 어떤 영향을 주었는지를 분석해보고, 이를 앱의 용도와 시장의 특성에 따라 구분하여 해석해보고자 한다. 이를 위해 우리는 총 14개 카테고리의 52개 앱에 대해 2013년 6월부터 2016년 6월까지 3년간의 총 사용자 수, 평균 실행 횟수, 평균 소비 시간에 대한

월간 데이터를 수집하였고, 실증 모형을 만들어 이를 분석하였다.

본 논문의 분석 결과는 다음과 같다. 첫째, 샘플에 포함된 모든 앱을 분석 대상으로 했을 때 우리는 업데이트가 있는 경우 처음에는 이용 시간이 증가하지만 이어 이용 시간이 다시 감소하는 것을 알 수 있었다. 이는 업데이트 내용에 대한 학습 효과 때문인 것으로 보여진다. 둘째, 역시 샘플에 포함된 모든 앱을 분석 대상으로 했을 때 업데이트와 총 사용자 수 또는 이용 빈도수와 통계적으로 유의미한 관계를 찾을 수 없었다. 그러나, 카테고리 별로 분석을 한 경우 우리는 업데이트와 총 사용자 수 그리고 이용 빈도수 간에 다양한 관계가 있음을 알 수 있었다. 특정 카테고리에서는 업데이트가 총 사용자 수 또는 이용 빈도수를 증가시키는 반면 다른 카테고리에서는 업데이트가 총 사용자 수 또는 이용 빈도수를 오히려 감소시켰다. 모든 앱을 대상으로 분석을 한 경우 이 두 가지 영향이 서로 상쇄되어 통계적으로 유의미한 관계가 나타나지 않은 것으로 보여진다. 마지막으로, 업데이트와 총 사용자 수의 관계를 각 카테고리 별 경쟁 환경에 따라 분석한 결과 우리는 경쟁이 비교적 심한 카테고리의 경우 업데이트가 총 사용자 수를 감소시키는 경향이 컸던 반면, 경쟁이 비교적 심하지 않은 카테고리에서는 업데이트가 총 사용자 수를 증가시키는 경향이 컸던 것을 알 수 있었다.

본 연구의 결과는 학술적 측면에서 다음과 같은 의미를 가진다. 첫째, 본 연구는 기능의 개선 또는 추가와 같은 모바일 앱 업데이트가 사용자의 이용 패턴에 항상 긍정적인 영향을 주는 것은 아니라는 것을 실증적으로 보여줌으로써 소프트웨어 시장에서의 업데이트의 효과(Dewan and Freimer, 2003; Shivendu and Zhang, 2015) 및 전통적 정보재화 시장의 번들링 및 버저닝 효과(Bhargava and Choudhary, 2008; Chuang and Sirbu, 1999; Hui *et al.*, 2007)를 분석한 기존의 연구들을 뒷받침한다. 둘째, 우리의 분석 결과는 모바일 앱 사용자 수, 사용 빈도수, 그리고 사용 시간과 같은 실제 사용량 데이터에

기반한다. 이는 앱 다운로드 수 또는 순위와 같은 프록시 변수를 사용한 기존 연구(Carare, 2012; Comino *et al.*, 2016; Henze and Boll, 2011; Lee and Raghu, 2014; Lee and Raghu, 2014; Lee, 2018; Liu *et al.*, 2017)를 보완하는 것으로, 앱 업데이트가 사용자의 이용패턴에 미치는 영향에 대한 종합적인 시각을 제공하는데 이바지한다. 마지막으로, 본 연구는 업데이트에 대한 소비자의 반응이 시간차를 가지고 보여지고 있음을 실증적으로 보여줌으로써, 업데이트를 통해 모바일 앱의 질적 개선을 하고자 하는 경우 앱의 성과는 장기적인 관점에서 바라봐야 한다는 기존 연구를 뒷받침한다(Lee, 2018).

본 연구의 결과는 실무적 측면에서도 다음과 같은 의미를 가진다. 첫째, 모바일 앱 시장의 전문가들은 업데이트의 중요성을 강조하고 있다. 이들은 업데이트를 통해 모바일 앱의 가시성을 확보하고, 사용자들의 충성도를 높이고, 시장을 확장할 수 있다고 이야기하고 있다. 그러나, 우리의 분석 결과는 기존의 기능을 삭제하지 않는 새로운 기능을 추가하는 업데이트라고 하더라도 경우에 따라서는 사용자의 부정적인 반응으로 이어질 수 있으므로 주의해야한다고 이야기하고 있다. 둘째, 사용자의 이러한 부정적인 반응이 주로 경쟁이 심한 시장에서 발견된다는 점을 보여줌으로써 모바일 앱 개발자들이 마케팅 전략을 도출하는데 중요한 시사점을 제공하고 있다. 경쟁이 심한 시장에 모바일 앱을 출시하는 개발자라면 파일럿 제품을 출시하고 업데이트로 기능을 추가하는 제품 개발 전략보다는 처음 출시부터 보다 완전한 기능을 갖춘 제품을 출시하는 전략이 더 효율적일 수 있을 것이다.

본 논문의 나머지 부분의 구조는 다음과 같다. 제II장에서는 본 연구와 관련된 선행연구들에 관해 정리하였다. 제III장에서는 본 연구가 사용한 데이터와 변수 그리고 실증모형 등 연구방법에 대해 설명하였다. 제IV장에서는 분석결과를 정리하고 마지막으로 제V장에서는 분석결과를 통해 얻은 결론과 시사점 등에 대해 논의하고, 연구의 한계점 및 향후 연구 연구방향을 제시하였다.

## II. 문헌연구

본 연구는 모바일 앱 업데이트에 관한 연구는 물론 소프트웨어를 비롯한 전통적 정보재화의 업데이트뿐만 아니라 전통적 정보재화를 출시한 뒤에 기능을 추가하거나 개선하기 위해 사용되는 번들링 또는 버저닝 전략에 관한 연구와도 연관되어 있다. 이에, 제2.1절에서는 모바일 앱을 비롯한 소프트웨어 등 전통적 정보재화의 업데이트와 관련된 기존 연구들을 살펴보았고, 제2.2절에서는 모바일 앱의 수요 분석과 관련된 연구들을 살펴보았으며, 마지막으로, 제2.3절에서는 정보재화의 번들링과 버저닝 관련 연구들을 살펴보았다.

### 2.1 소프트웨어 버전 관리 및 업데이트

#### 2.1.1 전통적 소프트웨어 업그레이드, 패치

전통적인 소프트웨어 시장에서는 일반적으로 출시된 소프트웨어에 오류 및 보안 문제가 발생하는 경우 이를 유지 및 보수하기 위해 기존 소프트웨어를 업데이트하는 경우가 대부분이었다(Krishnan *et al.*, 2004). 따라서 이에 대한 정보시스템 분야의 연구 또한 기업의 관점에서 프로그램에 오류 및 보안 문제가 발생하는 경우 언제 업그레이드를 실시해야 하는지 등의 의사결정에 대한 연구가 주로 이루어져왔다. 예를 들어 Krishnan *et al.*(2004)은 소프트웨어 시스템을 관리하며 프로그램에 수정(modification)이나 추가(addition)를 할 시 유지보수 작업이 시간이 지날수록 더 복잡해지고 비용이 증가한다고 말하며, 업그레이드를 시행하는데 예측되는 시간과 비용 등을 고려해 최적의(optimal) 타이밍에 의사결정을 하고자 하는 모델을 만들었다. Arora *et al.*(2010)은 정보보안 위반(information security breaches)이 소프트웨어 시스템의 취약성을 높인다고 말하며, 적절한 시기에 패치(patch)를 하는 것이 제품의 질적 측면을 향상시키고 취약성을 낮출 수 있다고 말하였다. 또한 이들은 사용자가 프로그램의 취약성에 대해 폭

로(disclousure)하는 것이 판매자들의 패치버전 출시 속도를 더 빠르게 하고, 보안 문제가 극심할수록 패치 버전 출시 속도가 더 빠르다고 밝혔다(Arora *et al.*, 2010). Doğan *et al.*(2011)은 소프트웨어는 모든 기능성을 초기 출시에 포함시킬 필요가 없고 시장의 수요 변동성을 파악한 후 업그레이드를 통해 나머지 기능성을 추가할 수 있어 장점을 가진다고 말했다. 반면, 처음 출시한 제품의 기능들이 미래 수요에 영향을 미치지 때문에 불리할 수 있다고도 말했다(Doğan *et al.*, 2011). 이들은 구전 효과(word-of-mouth effect)에 의한 수요 변동성(demand variability)과 첫 출시 제품의 기능들이 향후 업그레이드에 영향을 미치는 수요 내생성(demand endogeneity)에 따라 판매자들의 업그레이드 설계 노력이 어떻게 달라지는지 연구하였다(Doğan *et al.*, 2011).

#### 2.1.2 모바일 앱 업데이트

모바일 앱의 업데이트에 대한 기존 연구는 크게 두 분야로 나누어진다. 첫 번째 분야는 그 효과를 최적화하기 위한 업데이트의 빈도와 타이밍에 대한 연구들이다. McIlroy *et al.*(2016)은 전통적인 소프트웨어와 비교할 때 모바일 앱은 업데이트를 하고 새 버전을 배치하는 것이 빠르기 때문에 업데이트 빈도에 대한 연구가 필요하다고 말했다. 이들이 연구한 모바일 앱 샘플의 14%는 격주로 업데이트가 발생했고, 1%는 적어도 한 주에 한 번씩 업데이트가 이뤄졌다고 밝혔다(McIlroy *et al.*, 2016). 또한 여러 카테고리 중 소셜 앱이 가장 자주 업데이트 되었으며, 탑 랭킹 100위권에 있는 앱들 중 반 정도가 어떤 업데이트가 이뤄졌는지 정보를 포함하지 않는 경향이 있었다고 밝혔다(McIlroy *et al.*, 2016). Henze and Boll(2011)은 어떤 타이밍에 앱을 업데이트하고 배포하느냐에 따라 앱의 설치 수가 증가할 수 있기 때문에, 업데이트한 앱을 언제 배치해야 되는지에 대한 연구를 하였다. 이들은 게임 앱을 중심으로 언제 소비자들이 앱을 다운로드 하는지 조사한 후, 일요일 오후에 배치하

는 것이 가장 좋다고 주장하였다(Henze and Boll, 2011). Datta and Sangaralingam(2016)은 비슷한 맥락에서 크리스마스와 같은 휴가 시즌에 사용자들의 앱에 대한 가격민감도가 낮고 주말 동안에는 가격민감도가 높았다고 말했다. 주말에 출시되는 가격이 높은 앱들은 부정적인 구전효과를 받는 경향이 높았으며, 마켓플레이스 리뷰의 감성분석을 한 결과 목요일이 업데이트를 출시하기에 최적의 날이라고 주장하였다(Datta and Sangaralingam, 2016).

모바일 앱 업데이트 관한 두 번째 연구 분야는 업데이트의 후의 앱의 성과를 측정하는 연구들이다. Lee and Raghu(2014)는 애플의 앱스토어 마켓에서 모바일 앱 성공의 결정요인들을 연구하였는데, 조사기간 동안 질적 업데이트를 한 앱이 그렇지 않은 앱보다 높은 순위에서 생존할 확률이 약 2.9배 정도 높았다고 밝혔다. Lee(2018)는 모바일 앱 개발자들이 지속적으로 업데이트를 하는 노력은 소비자 수요를 자극하거나 소비자 수요에 판매자들이 응답하기 위해 필요하다고 말하며, 장기적인 관점에서 앱의 질적 업데이트와 판매량 간에 긍정적으로 유의미한 관계가 있었다고 밝혔다. 따라서 초경쟁적 시장인 모바일 앱 시장에서 앱의 질적 업데이트는 앱 성공의 핵심 동인이라고 말했다(Lee, 2018). Comino *et al.*(2016)은 업데이트가 소비자의 앱 다운로드 수를 신장시키는 것을 밝혔다. 이는 변화폭이 큰 메이저 업데이트, 작은 마이너 업데이트 모두에 해당됐다고 말했다(Comino *et al.*, 2016). 또한 업데이트는 앱의 퍼포먼스가 악화됐을 때 일어나는 경우가 빈번했다고 말했으며, 대표적 앱 마켓 플레이스인 구글 플레이와 애플 앱스토어를 비교했을 때, 다운로드의 성장률이 낮아지는 것과 새 업데이트를 출시하는 결정의 관계는 애플의 앱 스토어에서만 유의미하게 나타났다고 주장했다(Comino *et al.*, 2016). Liu *et al.*(2017)은 앱의 업데이트가 다운로드 수에 얼 만큼 영향을 미치는지 연구했다. 이들은 사례 연구를 통해 조사 대상인 앱의 다운로드수가 업데이트 이후 첫 10일 동안은 평소보다 3배가 높았다고 말하며, 45

일 이후에는 업데이트의 영향이 더 이상 없었다고 밝혔다(Liu *et al.*, 2014).

## 2.2 모바일 앱 수요

많은 모바일 앱 연구들이 모바일 앱에 대한 소비자의 수요를 다양한 관점에서 조사하였다. 예를 들어, Carare(2012)는 탑 랭킹에 있는 앱이 그렇지 않은 앱보다 소비자들의 지불의사금액(willing to pay)이 4.50달러 정도 높았다고 밝혔다. Bitansky *et al.*(2015)은 비슷한 맥락에서 탑 랭킹에 있는 유료 앱이 그렇지 않은 앱보다 150배 더 소비자들의 앱 다운로드를 이끌어냈다고 밝혔다. Ghose and Han(2014)은 인앱(in-app) 구매 옵션, 앱의 나이, 같은 개발자가 등록한 앱의 수, 무료 및 유료 버전을 같이 제공하는 것 등에 따라 소비자의 수요가 증가했다고 밝혔다. 한편 Han *et al.*(2015)은 소비자의 앱 선호와 소비 패턴이 인구통계학적 특성에 따라 어떻게 다양한지를 관찰하였다. 이들은 사용자의 기저 효용(baseline utility)과 앱을 여러 개를 선택할 시 포만감(satiation)이 앱의 카테고리마다 다양함을 규명하였다(Han *et al.*, 2015). 또한, 각 카테고리간의 상관관계를 밝히며 소비자가 앱 소비를 할 때 특정 카테고리와의 상호성이 있는 카테고리가 있음을 밝혔다(Han *et al.*, 2015).

## 2.3 정보 재화의 번들링 및 버저닝 전략

번들링(bundling)은 여러 개의 제품이나 서비스를 하나의 결합된 제품이나 서비스 패키지로 판매하는 것으로, 불완전 경쟁 시장에서 흔히 사용되는 전략 중 하나이다(Adams and Yellen, 1976). 예를 들어, 소프트웨어 시장에서 워드프로세서, 스프레드시트, 프리젠테이션 프로그램 등이 하나의 패키지 상품으로 판매되고 있다. 버저닝(versioning)은 기업이 복수개의 다른 버전의 상품을 판매하면서 소비자가 자신의 선호와 지불의사금액(willing to pay)에 따라 각기 다른 제품의 버전을

선택하여 구입하도록 하는 전략을 말한다(Bakos and Brynjolfsson, 1999; Hui *et al.*, 2007). 높은 버전과 낮은 버전의 제품이 각기 다른 가격에 판매되는 경우, 지불의사금액이 높은 소비자 유형(high consumer type)은 높은 버전을 구입하고, 지불의사금액이 낮은 소비자 유형(low consumer type)은 낮은 버전을 구입할 것이다. 일례로, 마이크로소프트는 윈도우 Vista를 4가지 버전(Home Basic, Home Premium, Business, Ultimate)으로 출시하고 각 소비자가 윈도우 사용 목적과 지불의사금액에 따라 각기 다른 버전을 선택할 수 있도록 하는 전략을 사용하였다. 다수의 연구들이 이러한 번들링 및 버저닝 전략이 기업과 소비자에게 긍정적인 결과를 가져온다고 말하고 있다. 예를 들어, Bakos and Brynjolfsson(1999)은 번들링이 한계비용(marginal cost)이 0에 가까운 디지털 정보 재화에 효과적이라 말하며, 번들링이 열등한(inferior) 제품의 컬렉션을 판매하는 판매자를 시장에서 우수한 품질의 제품을 만들 수 있게 하기 때문에 번들링 전략이 수익성에 유익하다고 주장한다. 또한, 이들은 번들링되는 제품의 숫자가 무한대로 접근할 때, 한계효용함수는 계속해서 증가하다가 어느 순간부터 동일할 것이라고 말한다(Bakos and Brynjolfsson, 2000). Davis and Murphy(2000)는 마이크로소프트의 윈도우 운영체제(Windows)와 인터넷 익스플로러(Internet Explorer)의 번들을 예로 들면서, 이와 같은 번들링이 기업과 소비자에게 도움이 된다고 말하고 있다. 그러나, 상당수의 다른 연구들은 번들링 및 버저닝 전략이 특정 조건 하에서만 유효하며, 기존 고객의 유용성은 오히려 감소할 수 있음으로 보여주고 있다. Chuang and Sirbu(1999)는 저널의 아티클 환경에서 소비자가 오직 일부(subset)에만 수요가 있을 때는 언번들링( unbundling) 전략이 번들링 전략보다 수익이 높을 것이라고 말하고 있다. Bhargava and Choudhary(2008)는 두 가지 형태의 버전 중 낮은 퀄리티 버전이 홀로 판매될 때의 시장점유율이 높은 퀄리티 버전이 홀로 판매될 때보다 높아야 버저닝이 최적의(optimal) 전략이 될

수 있다고 말한다. 또한, 기업의 관점에서 가변비용(variable cost)이 증가하면 기업은 버저닝 전략을 고려할 필요가 없고, 가변비용이 낮아지면 낮은 퀄리티의 버전을 추가하는 것을 고려해야 한다고 말한다(Bhargava and Choudhary, 2008). Hui *et al.* (2007)은 많은 수의 버전을 파는 것이 하나의 버전을 파는 것에 비해 수익성이 증가할 것이라고 생각될 수 있으나, 버전의 수가 늘어날수록 추가된 버전의 한계 효용은 급격하게 떨어지기 때문에, 기업은 적정 수의 버전을 판매해야 한다고 말하고 있다. Dewan and Frimer(2003)는 소프트웨어에 새 기능이 번들 될 때, 새 기능에 가치를 느끼지 않은 소비자의 비율이 크면 번들링 전략이 좋지 않은 결과를 초래한다고 밝혔다. 또한, 이들은 새 기능으로 인해 인터페이스의 복잡성이 증가하거나, 프로그램의 부피가 커짐에 따라 시스템 자원에 대한 요구가 증가될 수 있다고 말했다(Dewan and Freimer, 2003). Shivendu and Zhang(2015)는 사용자들이 필요한 것 보다 많은 기능성이 확장되면 사용자에게 추가적인 유용성이 없다고 말하며, 낮은 수준의 버전을 추가할 때, 필요한 수준보다 낮은 기능성에는 소비자들이 불편(inconvenience) 또는 비효용(disutility)을 경험한다고 밝혔다.

### III. 연구방법

#### 3.1 데이터

본 연구를 위해 우리는 앱랭커(appranker.co.kr)에서 데이터를 수집하였다. 앱랭커는 약 10만 명의 사용자 패널의 모바일 앱 사용 로그를 추적해 사용자들의 앱 사용패턴에 관한 통계량을 제공하는 회사이다. 사용자 패널은 국내 안드로이드 기반 스마트폰 보유자를 모집단으로 이를 성별, 연령별 비례에 따라 할당 추출한 것으로 95% 신뢰 수준에서  $\pm 0.7\%$ 의 표본오차를 가지고 있다. 통계량은 앱 사용자 수, 앱 설치율, 실행율, 평균 실행 횟수, 평균 소비시간 등을 제공한다. 이 회사는

2013년도 1월에 서비스를 시작했으며 지난 2018년 8월에 서비스를 종료하였다.

데이터 수집은 다음의 4단계로 거쳐 진행하였다. 1단계로 우리는 애플리케이션으로부터 서버에 접속할 수 있는 권한을 부여받고 30여 개의 앱 데이터를 우선 수집한 후 기초 통계량 분석을 실시하였다. 이 기초 통계량 분석의 결과를 바탕으로 우리는 2단계에서 애플리케이션 담당자와 심층 인터뷰를 실시하였다. 여기서 우리는 애플리케이션의 서비스 기간 중 구글의 정책 변경으로 사용자 패널 수에 변동이 있었다는 사실을 알 수 있었다. 그러나, 안타깝게도 구글이 정확하게 어떻게 정책을 변경하였는지 알 수 없었고, 앱마다 구글의 정책변경으로 인해 받은 영향이 달라, 이를 정확히 통계하기 어려웠다. 이에 우리는 연구의 관찰기간을 애플리케이션 서비스를 시작하고 6개월 뒤인 2013년도 6월부터 구글이 정책을 변경하기 3개월 전인 2016년도 6월까지 3개년도로 한정하였다. 다음으로 3단계에서 우리는 분석 대상에 포함할 앱을 결정하였다. 먼저 충분한 양의 사용 로그 데이터가 있는 앱을 분석 대상에 포함하기 위해 조사기간 동안 구글플레이 상위 차트 50위에 진입한 기록이 있는 앱을

분석대상으로 하였다. 그리고, 조사기간 중 메이저 업데이트가 1회 또는 2회 발생한 앱을 분석 대상으로 하였다. 메이저 업데이트가 3회 이상 발생한 앱의 경우 각 업데이트 간의 시간 간격이 충분하지 않아 기술적으로 각 업데이트의 영향을 개별적으로 측정할 수가 없어 분석 대상에 포함하지 않았다. 이와 같은 과정을 거쳐 최종적으로 <표 1>과 같이 14개 카테고리에 52개 앱이 분석 대상에 포함되었다. 메이저 업데이트에 대해서는 다음의 제3.2절에서 자세하게 설명하겠다. 마지막으로 5단계에서 우리는 수집 대상에 포함된 앱에 대해 정해진 조사기간 동안의 월간데이터를 애플리케이션 서버에서 수집하였다.

### 3.2 분석대상: 메이저업데이트

모바일 앱 시장에서 업데이트는 버전 넘버를 통해 관리가 이루어진다. 버전 넘버는 보통 3단위 수로 이루어져있는데 첫 번째 자리는 메이저 업데이트를, 두 번째 단위는 마이너 업데이트를, 그리고 마지막 세 번째 단위는 리버전을 의미한다 (Christina Warren, 2011). 예를 들어, 앱의 버전 넘

<표 1> 카테고리 별 포함된 앱

카테고리	앱
금융	NH스마트뱅킹, KB국민카드, KB국민은행 스타뱅킹, 현대카드
날씨	날씨는, 원기날씨
뉴스	SBS뉴스, KBS뉴스, 연합뉴스
라이프스타일	Syrup Wallet, 배달의민족, 배달요기요, 알람몬
만화	네이트만화2.0, 레진코믹스
미디어 및 동영상	다음tv팟, 아프리카tv, 티빙
생산성	Dropbox, Evernote, Onenote, 네이버메모, 네이버클라우드, 슝노트
소셜	Instagram, Vingle, 네이버카페, 네이버밴드, 정오의데이트, 커플앱비트윈
쇼핑	11번가, Auction, CJ mall, 롯데홈쇼핑, 위메프
스포츠	스코어센터 LIVE, 한국 프로야구-스포츠중계, 위젯
엔터테인먼트	CGV, 왓챠
여행 및 지역정보	Airbnb, 네이버지도, 야놀자
음악 및 오디오	Soundcloud, 벅스, 엠넷
커뮤니케이션	LINE, WeChat, WhatsApp, 네이트온, 네이버후스쿨, 틱톡, 카카오톡



버가 v3.2.1에서 v4.0.1로 바뀌었다면 이는 첫 번째 단위가 3에서 4로 변경되었기 때문에 메이저 업데이트가 있었다는 것을 의미한다. 이와 같은 업데이트의 구분은 학술 논문에서도 동일하게 사용되었다(Comino *et al.*, 2016; Lee, 2018).

본 논문에서는 이 방법에 따라 업데이트를 메이저 업데이트와 마이너 업데이트(리비전 포함)로 구분하고 다음과 같은 두 가지 이유로 메이저 업데이트만을 분석 대상으로 하였다. 첫째, 일반적인 경우 모바일 앱 시장에서는 앱의 사용자 인터페이스에 큰 변화가 있거나 새로운 기능이 추가되는 경우 이를 메이저 업데이트로 정의하고 버전 넘버의 첫 번째 자리 수를 변경하여 관리한다(Kadir Soner Şensoy, 2016). 이후 메이저 업데이트에서 추가된 기능의 개선이나 오류를 수정하는 형태의 업데이트는 마이너 업데이트 또는 리비전으로 정의하고 두 번째 또는 세 번째 단위의 버전 넘버를 변경하여 관리한다. 본 논문에서는 추가된 기능의 개선이나 오류 수정에 따른 영향보다는 앱에 사용자 인터페이스나 기능면에서 보다 근본적인 변화를 주는 업데이트에 대한 효과에 집중하고자 하였다. 둘째, 모바일 앱 시장의 많은 앱이 상당히 빈번하게 업데이트를 실시하고 있다. McIlroy *et al.*(2016)에 따르면, 탑 랭킹에 있는 14% 앱이 격주로 업데이트를 하였고 1%의 앱은 업데이트가 적어도 한주에 한 번씩 이뤄졌다고 한다. 실제로 우리의 분석 대상에 포함된 52개의 앱 중 무작위로 고른 15개 앱에 대한 모든 업데이트 내역을 확인한 결과, 이 앱들은 3년간 평균 27.7회의 업데이트를 실시했다는 것을 알 수 있었다. 이들 중 가장 빈번하게 업데이트를 실시했던 앱은 모바일 메신저 라인(LINE)으로, 3년간 실시한 총 업데이트의 횟수가 76회에 달했다. 이와 같이 대부분의 앱이 매우 빈번하게 업데이트를 실시해 모든 업데이트에 대한 영향을 각기 분석하는 것은 기술적으로 어려워 메이저 업데이트에 집중할 필요가 있었다.

우리의 분석 대상에 포함된 52개의 앱 중 47개의 앱은 분석 기간 동안 메이저 업데이트가 1회

있었으며 5개의 앱은 2회 발생하였다.

### 3.3 변수

모바일 앱 사용자들의 이용 패턴을 측정하기 위한 종속 변수로 우리는 다음의 세 가지 변수를 사용하였다: *MAU*(월간 앱 사용자수), *Freq\_exe*(월 평균 앱 실행 횟수), *Timespending*(월 평균 앱 사용시간).

*MAU*는 중복 사용자 수를 제외한 월간 앱 사용자수로 본 연구의 분석에 포함된 앱의 평균값은 약 200만 명이였다. *MAU*가 가장 큰 앱은 카카오톡으로 약 3,370만 명이였으며, 가장 작은 앱은 OneNote로 약 1,050명이였다. *Freq\_exe*는 앱 사용자당 월 평균 앱 실행 횟수로 평균 약 65회였다. *Freq\_exe*가 가장 큰 앱은 카카오톡으로 약 1,156회였으며, 가장 작은 앱은 KBS뉴스, Onenote, 한국프로야구-스코어 중계로 1회였다. 마지막으로 *Timespending*은 앱 사용자당 월 평균 앱 사용시간으로 평균은 5,993초(1시간 39분 53초)였다. 앱 사용시간이 가장 큰 앱은 카카오톡으로 약 76,603초였으며, 가장 작은 앱은 KBS뉴스로 약 2초였다.

주요 설명변수로는 더미 변수인 *Major*를 사용하였다. 모바일 앱에 업데이트가 있는 경우 사용자들은 해당 업데이트를 다운받아 설치해야 하므로, 일반적으로 업데이트 직후에 앱의 사용량이 일시적으로 증가하는 양상을 보인다. 실제로 Liu *et al.*(2017)의 연구에 따르면 앱의 다운로드 수가 업데이트 이후 첫 10일 동안은 평소보다 3배가 높았다고 한다. 이와 같은 업데이트의 일시적인 효과가 아닌 업데이트의 보다 근본적이고 지속적인 효과를 분석하기 위해 본 논문에서는 *Major*를 업데이트가 있었던 해당 월만 1, 그리고 나머지 월을 0으로 코딩하는 대신, 해당월로부터 이후를 1, 그리고, 그 전월까지를 0으로 코딩하는 방법을 사용하였다. 이는 계량경제학에서 특정 정책의 성과를 판단하고자 하는 정책분석(policy analysis)을 위해 널리 사용되는 방법이다(Wooldridge, 2015).

<표 2> 주요 변수에 대한 정의

변수	정의
<i>MAU</i>	중복 사용자 수를 제외한 월간 사용자 수
<i>Freq_exe</i>	유저당 월간 평균 실행횟수
<i>Timespending</i>	유저당 월간 평균사용시간(단위: 초)
<i>Category</i>	구글플레이에 앱을 등록한 개발자가 분류한 앱의 카테고리
<i>Major</i>	메이저 업데이트를 나타내는 더미 변수
<i>Major_lag<sub>j</sub></i> , $j \in \{1, 2, 3, 4\}$	메이저 업데이트를 나타내는 더미 변수의 시차 변수

<표 3> 주요 변수의 통계 값 요약

변수	평균	표준편차	최소	최대
<i>MAU</i>	2,152,650	4,517,126	1,054	33,700,000
<i>Freq_exe</i>	65	129	1	1,156
<i>Timespending</i>	5,994	9,522	2	76,603
<i>Category</i>	8.09	3.98	1	14
<i>Major</i>	0.57	0.49	0	1

Lee(2018)의 연구에 따르면 모바일 앱에 업데이트가 있는 경우 그 효과가 바로 나타나지 않고 시간 간격을 가지고 나타날 수도 있다고 한다. 이는 사용자들이 업데이트를 다운로드 받고 설치를 하는데 시차가 있을 수 있기 때문이다. 이와 같은 업데이트의 시차 효과를 통제하기 위해 주요 설명변수인 *Major*에 1개월씩 시차를 준 4개의 시차변수 *Major\_lag<sub>j</sub>*,  $j \in \{1, 2, 3, 4\}$ 를 설명변수로 포함하였다. 우리는 시차변수를 2개 또는 3개 포함한 모델도 분석해보았으며, 그 결과가 시차변수를 4개 포함한 모델의 결과와 유의미하게 다르지 않음을 확인하였다.

마지막으로 우리는 운영체제 업데이트로 인한 소비자의 이용패턴의 변화와 다른 거시적 경제 요인들에 의한 앱 사용자의 이용패턴의 변화를 통제하기 위해 운영체제 업데이트에 관한 변수와 다음의 11가지 거시경제 변수를 통제 변수로 모델에 포함하였다: 소비자심리지수, 소비자물가지수, 소비물가지수, 휴대전화기, 코스피지수, 코스닥종가, 서비스산업생산지수, 선행종합지수, 동행종합지수, 후행종합지수, 인터넷이용률.

주요 변수(종속 변수와 설명 변수)에 대한 정의와 요약 통계량은 <표 2>와 <표 3>에서 참고할 수 있으며, 통제변수들에 대한 설명과 요약통계량은 Appendix A의 <표 A1> 와 <표 A2>에서 참고할 수 있다.

### 3.4 실증 모형

본 논문의 분석에 사용된 데이터는 57개의 모바일 앱 업데이트에 대한 사용자의 이용패턴을 3년간 관측한 패널 데이터이다. 따라서, 패널 분석을 위해 다음의 모형을 사용하였다.

$$Y_{it} = \alpha + \beta Major_{it} + \sum_{itj} \beta_j Major\_lag_{itj} + \gamma Controls + \delta App + \theta Month + \epsilon_{it}$$

$Y_{it} \in \{MAU_{it}, Freq\_exe_{it}, Timespending_{it}\}$ 는 종속변수(DV: Dependent Variable)로 앱 *i*의 *t*월에 월간 사용자수, 실행 횟수, 또는 앱 사용시간에 해당한다.  $MAU_{it}$ 는 주요 설명변수로  $\beta$ 가 통계적으로 유의미하다면 이는 메이저 업데이트가

해당 모바일 앱 사용자의 이용패턴에 통계적으로 유의미한 영향을 주었다는 것을 의미한다.  $Major\_lag_j, j \in \{1, 2, 3, 4\}$ 는  $Major_{it}$ 의 시차변수로  $\beta_j$ 가 통계적으로 유의미하다면 이는 메이저 업데이트의 통계적으로 유의미한 효과가  $j$ 월의 시차를 가지고 나타났다는 것을 의미한다.  $Controls$ 는 운영체제의 업데이트와 다양한 거시변수의 효과를 통제하기 위해 포함한 12개의 통제변수를 포함하고,  $App$ 과  $Month$ 는 고정 효과(fixed effect)를 통제하기 위해 포함한 앱 더미 변수와 시간 더미 변수이다.

패널 데이터를 분석하는 경우 일반적인 OLS (Ordinary Least Square)보다 FGLS(Feasible Generalized Least Square)가 보다 효율적인 것으로 알려져 있다. 따라서, 본 논문에서도 FGLS를 사용하여 위의 모델을 추정하였다. 또한, Wooldridge 검증과 Likelihood Ratio 검증의 결과, 자기상관성(autocorrelation)과 이분산성(heteroskedasticity)이 관측되어 이를 통제하기 위해 panel specific AR1을 사용하였다.

#### IV. 결 과

우리는 먼저 우리의 데이터에 포함된 전체 샘플(14개 카테고리, 52개 앱)을 대상으로 업데이트가 모바일 앱 사용자들의 사용 패턴에 주는 영향을 분석하고, 이어서 카테고리별로 나누어서 업데이트의 영향을 살펴보았다. 그리고, 이 분석 결과를 각 카테고리 별 시장의 경쟁상황을 보여주는 시장 지표에 대비해 모바일 앱 시장의 경쟁환경이 업데이트에 대한 소비자의 반응에 어떠한 영향을 주는지를 분석하였다.

##### 4.1 추정 결과-전체 데이터셋

데이터에 포함된 전체 샘플을 대상으로 업데이트가 모바일 앱 사용자들의 사용 패턴에 주는 영향을 분석한 결과는 <표 4>와 같다. 메이저 업데이트가 앱의 사용자수와 앱 실행회수에는 통계적

으로 유의미한 영향을 주지 않았으나, 앱 사용시간에는 시차를 가지고 영향을 준 것으로 나타났다. 평균적으로 메이저 업데이트가 있는 한 달 후 사용자당 앱 사용시간이 약 776초 증가하였으나, 그 다음 달에는 다시 약 964초 감소하였다. 이는 사용자들의 메이저 업데이트에 대한 학습효과 때문인 것으로 판단된다. 메이저 업데이트 직후에는 사용자들이 업데이트를 학습하기 위해 조금 더 오랜 시간 앱을 사용했으나, 학습 이후에는 앱을 더욱 효율적으로 사용할 수 있게 됨으로써 전반적인 앱 사용시간은 감소했다고 할 수 있을 것이다.

<표 4> 추정 결과 - 전체 샘플

	(1)	(2)	(3)
<i>Major</i>	-33,541 (43,088)	-1.47 (2.62)	377.4 (277.0)
<i>Major_lag<sub>1</sub></i>	-3,782 (42,681)	-1.33 (2.60)	775.9** (276.8)
<i>Major_lag<sub>2</sub></i>	7,915 (42,694)	0.78 (2.60)	-954.9** (277.0)
<i>Major_lag<sub>3</sub></i>	-45,040 (42,657)	-3.81 (2.60)	-150.9 (276.7)
<i>Major_lag<sub>4</sub></i>	28,967 (42,623)	-1.78 (2.59)	-134.3 (274.3)
<i>Obs.</i>	2,109	2,109	2,109

주) (1) DV = MAU, (2) DV = *Freq.exe.*  
 (3) DV = *Timespending*, 괄호 안은 표준편차  
 \*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$ .

##### 4.2 추정 결과-각 카테고리 별

Han et al.(2015)의 연구에 따르면 사용자들이 앱을 사용할 때 느끼는 효용은 카테고리 별로 다양하다고 한다. 따라서, 앱 카테고리에 따라 앱의 업데이트에 대한 사용자의 반응은 다를 수 있을 것이다. 이에 우리는 메이저 업데이트가 앱 사용자의 사용 패턴에 주는 영향을 앱 카테고리별로 살펴보았고, 실제로 우리는 카테고리별로 메이저 업데이트가 앱 사용자의 사용 패턴에 상이한 효과를 주고 있음을 관찰할 수 있었다. 이하의 장에서

우리는 카테고리별 메이저 업데이트의 앱 사용자의 사용패턴에 대한 영향을 간략히 보고하고, 자세한 추정 결과는 <Appendix B>에 보고하였다.

금융, 라이프스타일, 엔터테인먼트, 여행 및 지역정보 카테고리에 포함되는 앱의 경우 메이저 업데이트 후 사용자 수가 증가하는 것으로 나타났다. 대표적으로 금융 카테고리에 포함되는 앱의 경우 <표 5>에서 볼 수 있는 것과 같이, 평균적으로 메이저 업데이트가 있었던 달에 약 17만 명의 사용자가 증가하였으며, 추가적으로 한 달 후에는 약 18만 명이, 두 달 후에는 약 17만 명이, 네 달 후에는 약 20만 명이 지속적으로 증가하였다.

<표 5> 추정 결과 - 금융 카테고리

	(1)	(2)	(3)
<i>Major</i>	167,289* (93,577)	1.06 (1.44)	235** (110.0)
<i>Major_lag<sub>1</sub></i>	184,377** (93,431)	-0.58 (1.45)	37 (111.0)
<i>Major_lag<sub>2</sub></i>	178,500* (93,154)	1.01 (1.45)	89 (111.0)
<i>Major_lag<sub>3</sub></i>	123,659 (93,431)	-0.54 (1.44)	55 (111.0)
<i>Major_lag<sub>4</sub></i>	202,406** (93,576)	-0.27 (1.44)	-59 (110.0)
<i>Obs.</i>	148	148	148

주) (1) DV = MAU, (2) DV = *Freq.exe*,  
(3) DV = *Timespending*, 괄호 안은 표준편차  
\*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$ .

여행 및 지역정보, 엔터테인먼트, 라이프스타일 카테고리에 포함되는 앱의 경우에도 역시 메이저 업데이트 후 사용자가 증가하였으나, 그 효과가 시차를 가지고 나타나는 것으로 추정되었다. 여행 및 지역 정보 카테고리에 포함되는 앱의 경우 4개월 후에 약 74만 명의 사용자가 증가하였고, 엔터테인먼트 카테고리에 포함되는 앱의 경우 3개월 후에 사용자가 약 32만 명이 증가하였으며, 라이프스타일 카테고리에 포함되는 앱의 경우 4개월 후에 사용자가 약 13만 명 증가하였다.

<표 6> 추정 결과 - 뉴스 카테고리

	(1)	(2)	(3)
<i>Major</i>	-77,717 (65,810)	7.94 (13.67)	5,791*** (2,007.0)
<i>Major_lag<sub>1</sub></i>	40,020 (60,451)	20.76 (13.67)	9,718*** (2,055.0)
<i>Major_lag<sub>2</sub></i>	-57,773 (60,385)	8.56 (13.67)	-11,033*** (2,068.0)
<i>Major_lag<sub>3</sub></i>	68,162 (60,488)	-24.66* (13.67)	1,946 (2,055.0)
<i>Major_lag<sub>4</sub></i>	129,940** (60,417)	-30.25** (13.67)	-3,067 (2,007.0)
<i>Obs.</i>	111	111	111

주) (1) DV = MAU, (2) DV = *Freq.exe*,  
(3) DV = *Timespending*, 괄호 안은 표준편차  
\*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$ .

뉴스, 쇼핑, 스포츠, 음악 및 오디오 카테고리에 포함되는 앱의 경우 메이저 업데이트 후 사용자 수는 증가하였으나, 사용자의 앱 실행횟수는 감소한 것으로 나타났다. 대표적으로 뉴스 카테고리에 포함되는 앱의 경우 <표 6>에서 볼 수 있는 것과 같이 메이저 업데이트가 있는 후 4개월 후에 사용자가 약 13만 명 증가하였으나, 앱 실행횟수는 메

<표 7> 추정 결과 - 소셜 카테고리

	(1)	(2)	(3)
<i>Major</i>	-161,637 (199,553)	6.90 (7.75)	353.2 (477.1)
<i>Major_lag<sub>1</sub></i>	5,326 (199,602)	0.88 (7.81)	625.6 (478.2)
<i>Major_lag<sub>2</sub></i>	72,065 (199,012)	15.23* (7.85)	414.1 (479.8)
<i>Major_lag<sub>3</sub></i>	176,097 (199,602)	4.54 (7.81)	179.7 (478.2)
<i>Major_lag<sub>4</sub></i>	89,665 (199,553)	7.82 (7.75)	321.0 (477.1)
<i>Obs.</i>	259	259	259

주) (1) DV = MAU, (2) DV = *Freq.exe*,  
(3) DV = *Timespending*, 괄호 안은 표준편차  
\*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$ .

이저 업데이트 후 3개월 후부터 감소하기 시작해 3개월 후에 약 25회, 4개월 후에 약 30회가량 감소하였다. 쇼핑 카테고리에 포함되는 앱의 경우도 유사하게 메이저 업데이트가 있는 후 4개월 후에 사용자가 약 12만 명 증가하였으나, 앱 실행횟수는 메이저 업데이트 후 3개월 뒤에 약 6회 감소하였다.

소셜 카테고리에 포함되는 앱의 경우에는 메이저 업데이트 후 앱 실행횟수가 증가하였다. <표 7>에서 볼 수 있는 것과 같이 메이저 업데이트가 있는 뒤 2개월 후에 앱 실행횟수가 약 15회 증가하였다.

생산성 카테고리에 포함된 앱의 경우 <표 8>에서 볼 수 있는 것과 같이 메이저 업데이트가 있었던 달에 앱 사용시간이 약 1,507초 증가하였으나 2개월 후에는 약 1,690초 감소하였다.

<표 8> 추정 결과 - 생산성 카테고리

	(1)	(2)	(3)
<i>Major</i>	26,610 (60,663)	-0.01 (2.02)	1,508** (647.0)
<i>Major_lag<sub>1</sub></i>	-10,045 (60,667)	1.25 (2.04)	788 (662.0)
<i>Major_lag<sub>2</sub></i>	-57,447 (60,676)	1.61 (2.04)	-1,691** (668.0)
<i>Major_lag<sub>3</sub></i>	37,168 (60,667)	1.13 (2.04)	198 (662.0)
<i>Major_lag<sub>4</sub></i>	-19,708 (60,663)	-0.72 (2.02)	402 (647.0)
<i>Obs.</i>	259	259	259

주) (1) DV = MAU, (2) DV = *Freq.exe*,  
(3) DV = *Timespending*, 괄호 안은 표준편차  
\*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$ .

만화, 미디어 및 동영상, 커뮤니케이션 카테고리에 포함된 앱의 경우 메이저 업데이트 후에 사용자수, 앱 실행횟수, 앱 사용시간이 모두 감소한 것으로 나타났다. 대표적으로, 미디어 및 동영상 카테고리에 포함된 앱의 경우 <표 9>에서 볼 수

있는 것과 같이 업데이트 직후부터 4개월 뒤까지 지속적으로 사용자수가 감소하였다. 앱 실행횟수 역시 메이저 업데이트가 있는 뒤 2개월 후에 약 15회 감소했으며, 앱 사용시간은 업데이트가 있었던 달에 약 5,003초, 그리고, 2개월 뒤에 다시 6,486초 감소하였다.

<표 9> 추정 결과-미디어 및 동영상 카테고리

	(1)	(2)	(3)
<i>Major</i>	-467,640*** (119,838)	-5.15 (3.77)	-5,003*** (1,919.0)
<i>Major_lag<sub>1</sub></i>	-244,499** (120,253)	-1.00 (3.86)	-1,243 (1,992.0)
<i>Major_lag<sub>2</sub></i>	-270,915** (120,201)	-14.88*** (3.94)	-6,486*** (2,041.0)
<i>Major_lag<sub>3</sub></i>	-422,741*** (120,236)	-7.08* (3.86)	887 (1,992.0)
<i>Major_lag<sub>4</sub></i>	-299,713** (119,813)	-4.29 (3.77)	-84 (1,919.0)
<i>Obs.</i>	111	111	111

주) (1) DV = MAU, (2) DV = *Freq.exe*,  
(3) DV = *Timespending*, 괄호 안은 표준편차  
\*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$ .

커뮤니케이션 카테고리에 포함된 앱의 경우 역시 메이저 업데이트가 있었던 달에 앱 실행횟수가 24회 감소한 뒤, 추가적으로 1개월 뒤에 33회, 그리고, 3개월 뒤에 28회 감소했으며, 사용자 수 역시도 메이저 업데이트가 있는 뒤 3개월 후에 약 60만 명, 그리고, 4개월 후에 다시 약 32만 명이 감소하였다.

날씨 카테고리에 포함된 앱의 경우 메이저 업데이트가 있는 뒤 사용자수는 감소했으나 앱 실행횟수는 소폭 증가한 것으로 나타났다. <표 10>에서 볼 수 있는 것과 같이 메이저 업데이트 후 1개월 뒤에 사용자 수는 약 2만 명이 감소하였으나, 3개월 뒤에 앱 실행횟수가 약 6회 증가하였다.

〈표 10〉 추정 결과 - 날씨 카테고리

	(1)	(2)	(3)
<i>Major</i>	7,204 (10,097)	4.59 (3.08)	235 (501.0)
<i>Major_lag<sub>1</sub></i>	-22,221** (10,098)	3.39 (3.11)	106 (575.0)
<i>Major_lag<sub>2</sub></i>	3,580 (10,099)	6.16* (3.45)	355 (612.0)
<i>Major_lag<sub>3</sub></i>	2,778 (10,098)	-4.25 (3.11)	-195 (575.0)
<i>Major_lag<sub>4</sub></i>	-3,182 (10,097)	4.68 (3.08)	302 (501.0)
<i>Obs.</i>	74	74	74

주) (1) DV = MAU, (2) DV = *Freq\_exe*,  
 (3) DV = *Timespending*, 괄호 안은 표준편차  
 \*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$ .

앱 카테고리별로 메이저 업데이트가 앱 사용자 수, 앱 실행횟수, 그리고 앱 사용시간에 미친 영향은 <표 11>과 같이 요약될 수 있다. 메이저 업데이트가 있는 뒤 시차와 상관없이 앱 사용자수, 앱 실행횟수, 또는 앱 사용시간이 증가한 경우 “+”, 감소한 경우

〈표 11〉 추정 결과 요약

카테고리	(1)	(2)	(3)
금융	+		+
날씨	-	+	
뉴스	+	-	+/-
라이프스타일	+		-
만화	-	-	-
미디어 및 동영상	-	-	-
생산성			+/-
소셜		+	
쇼핑	+	-	-
스포츠		-	+/-
엔터테인먼트	+		
여행 및 지역정보	+		
음악 및 오디오	+	+/-	
커뮤니케이션	-	-	-

주) (1) DV = MAU, (2) DV = *Freq\_exe*,  
 (3) DV = *Timespending*.

“-”로 표기하고, 통계적으로 유의미한 관계가 없었던 경우 빈칸으로 남겨두었다. 메이저 업데이트 뒤 시차를 가지고 앱 사용자 수, 앱 실행횟수, 또는 앱 사용시간이 증가했다가 감소하거나 감소했다가 증가하는 경우 “+/-”로 표기하였다.

### 4.3 각 카테고리 별 시장의 경쟁 환경에 따른 업데이트의 영향

기업이 처한 경쟁 환경에 따라 기업의 소비자에 대한 영향력은 다를 것이다(Shapiro *et al.*, 1998). 예를 들어, 모바일 앱 시장에 특정 앱을 대체할 수 있는 유사한 앱이 많이 존재하는 경우에 비해 유사한 앱이 적은 경우라면, 특정 업데이트에 사용자들이 만족하지 못하더라도 다른 앱으로의 이동이 자유롭지 못하기 때문에 앱을 계속 사용하면서 후속 업데이트를 기다릴 것이고, 따라서, 고객 이탈율은 낮을 것이다. 그러나, 그 반대의 경우라면, 다시 말해, 시장에 유사한 앱이 충분히 많이 존재하는 경우라면 사용자들은 특정 업데이트에 불만이 있을 때 이를 개선하는 후속 업데이트를 기다리기 보다는 다른 앱으로 쉽게 이동할 것이다. 이와 같이 시장 경쟁 환경에 따라서 업데이트에 대한 앱 사용자의 반응이 실제로 상이하게 나타나는지를 살펴 보기 위해 이 장에서 우리는 앞 장에서 실시한 카테고리별 업데이트에 대한 사용자수의 분석 결과를 각 카테고리별 경쟁환경에 대비해 살펴보았다.

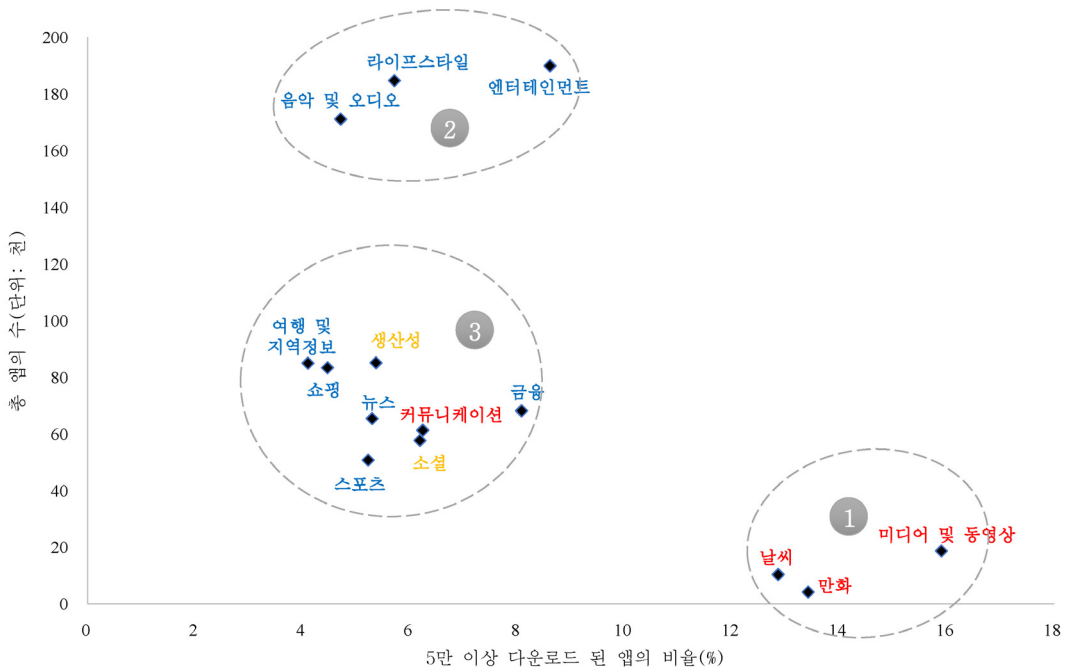
모바일 앱 시장의 각 카테고리별 경쟁환경을 측정하기 위해 우리는 AppBrain(appbrain.com)에서 앞 장에서의 분석에 사용된 14개 카테고리에 대한 각 카테고리별 구글플레이에 등록된 총 앱의 수와 그 중 5만 번 이상 다운로드 된 앱의 비율을 추가적으로 수집하였다. <표 12> 참조. 총 앱의 수에 비해 5만 번 이상 다운로드 된 앱의 비율이 클수록 경쟁 환경이 치열함을 나타내는 반면, 총 앱 수에 비해 5만 번 이상 다운로드 된 앱의 비율이 작을수록 소수의 인기 있는 앱이 시장을 독점하고 있음을 나타낸다.

<표 12> 카테고리 별 총 앱의 수와 5만번 이상 다운로드 된 앱의 비율

카테고리	총 앱 수 (개)	5만 이상 다운로드 된 앱 비율(%)
금융	68,164	8.08
날씨	10,340	12.86
뉴스	65,421	5.30
라이프스타일	184,741	5.72
만화	4,150	13.42
미디어 및 동영상	18,657	15.90
생산성	85,117	5.37
소셜	57,664	6.19
쇼핑	83,357	4.47
스포츠	50,743	5.22
엔터테인먼트	189,981	8.61
여행 및 지역정보	84,975	4.10
음악 및 오디오	171,157	4.71
커뮤니케이션	61,295	6.24

<그림 1>과 같이 세로축에 총 앱의 수를, 가로 축에 5만 이상 다운로드 된 앱의 비율을 두고, 모든 카테고리를 표시했으며, <표 11>에 요약된 분석의 결과를 색으로 표시하였다. 메이저 업데이트 후 사용자수가 증가한 앱 카테고리의 경우 파란색으로 표시하였고, 사용자수가 감소한 앱 카테고리의 경우 빨간색으로 표시하였다. 노란색은 메이저 업데이트 후 사용자수에 통계적으로 유의미한 변화가 없었던 앱 카테고리를 의미한다.

<그림 1>에서 우리는 흥미로운 결과를 관찰할 수 있었다. 먼저, 총 앱의 수와 5만 이상 다운로드 된 앱의 비율에 따라 앱 카테고리들이 비교적 명확하게 3가지 그룹으로 나뉠 수 있음을 발견하였다. 그리고, 이 3가지 그룹이 명확하게 다른 성격을 보여주고 있음을 알 수 있었다. 총 앱의 수가 비교적 적고 5만 이상 다운로드 된 앱의 비율이 비교적 큰 1번 그룹에는 메이저 업데이트 후 사용자수가 감소한 날씨, 만화, 그리고, 미디어 및 동영상



<그림 1> 시장의 경쟁강도에 따른 각 카테고리 별 추정 결과 매핑

카테고리가 포함되었다. 총 앱의 수가 비교적 크고 5만 이상 다운로드 된 앱의 비율이 비교적 적은 2번 그룹에는 메이저 업데이트 후 사용자수가 증가한 음악 및 오디오, 라이프스타일, 엔터테인먼트 카테고리가 포함되었다. 총 앱의 수와 5만 이상 다운로드 된 앱의 비율이 모두 비교적 적은 2번 그룹에는 나머지 카테고리들이 포함되었으며, 이 카테고리들의 경우 메이저 업데이트가 사용자수에 미치는 영향이 다양하게 나타났다.

이는 시장의 경쟁환경에 따라 메이저 업데이트에 대한 사용자의 반응이 다르게 나타날 것이라는 우리의 가설을 뒷받침 해주는 결과이다. 비교적 경쟁이 치열한 시장이라고 할 수 있는 1번 그룹에서는 메이저 업데이트 후 사용자수가 감소했던 반면, 비교적 소수의 앱이 시장을 주도하고 있는 시장이라고 할 수 있는 2번 그룹에서는 메이저 업데이트 후 사용자수가 증가하였다. 시장의 경쟁 환경에 대해 명확하게 이야기하기 어려운 3번 그룹의 경우에는 메이저 업데이트에 대한 소비자의 반응이 다양하게 나타났다.

## V. 결 론

### 5.1 연구 요약 및 시사점

많은 연구와 사례들이 모바일 앱 시장에서의 업데이트의 중요성을 강조해왔다. 이들은 많은 모바일 앱들이 실제로 빈번하게 업데이트를 하고 있음을 보여주었으며(McIlroy *et al.*, 2016), 이러한 업데이트가 앱의 퍼포먼스에 유의미한 영향을 주고 있음을 보여주었다(Comino *et al.*, 2016; Lee and Raghu, 2014; Lee, 2018). 이 연구들을 보완하기 위해 본 논문에서 우리는 총 14개 카테고리, 52개 모바일 앱에 대해 2013년 6월부터 2016년 6월까지 3년 동안의 월간 앱 사용자 수, 평균 실행횟수, 그리고, 평균 사용시간의 실제 사용량 데이터를 통해 모바일 앱 업데이트가 해당 앱 사용자들의 이용 패턴에는 어떠한 영향을 주었는가를 분석하였

고, 다음의 3가지 흥미로운 결과를 발견하였다.

첫째, 전반적으로 업데이트 후 해당 앱의 사용시간이 일시적으로 증가하지만 시차를 가지고 다시 감소하는 것을 알 수 있었다. 이는 업데이트에 대한 학습효과 때문인 것으로 보여진다. 둘째, 업데이트에 대한 소비자들의 반응은 소비자들이 해당 앱을 사용하는 용도(카테고리)에 따라 다양하게 나타나는 것을 알 수 있었다. 예를 들어, 금융과 라이프스타일 카테고리에 포함되는 앱의 경우에는 메이저 업데이트 후 사용자수가 증가하였고, 뉴스와 쇼핑 카테고리에 포함되는 앱의 경우에는 메이저 업데이트 후 사용자 수는 증가하였지만 앱 실행 횟수는 감소하였다. 만화, 미디어 및 동영상, 그리고, 커뮤니케이션 카테고리에 포함되는 앱의 경우에는 업데이트 후 사용자 수, 앱 실행횟수, 그리고, 앱 사용시간이 모두 감소하였다. 셋째, 비교적 소수의 앱이 시장을 주도하고 있다고 이야기할 수 있는 시장에서는 업데이트 후 해당 앱의 사용자 수가 증가한 반면, 상대적으로 경쟁이 치열한 시장에서는 업데이트 후 해당 앱의 사용자 수가 감소하였다.

본 연구는 다음과 같은 의의를 가진다. 첫째, 이미 소프트웨어와 같은 전통적 정보재화 시장에서 밝혀진 것과 같이, 모바일 앱 시장에서도 업데이트가 반드시 소비자의 사용패턴에 긍정적인 효과를 주는 것은 아니라는 것을 실증적으로 보여주었다. 둘째, 업데이트 후 사용자수가 감소하는 경향은 주로 경쟁이 치열한 시장에서 발견된다는 점을 보여줌으로써 앱 개발자들이 마케팅 전략을 도출하는데 중요한 시사점을 제공하였다. 셋째, 다운로드 수 또는 앱 순위와 같은 프록시 변수를 통해 모바일 앱의 수요 및 업데이트의 영향을 분석한 기존 연구(Carare, 2012; Comino *et al.*, 2016; Henze and Boll, 2011; Lee and Raghu, 2014; Lee, 2018; Liu *et al.*, 2017)에 비해 본 논문에서는 모바일 앱의 실제 사용량 데이터를 사용해 분석함으로써 업데이트가 소비자의 앱 사용패턴에 미치는 영향에 대해 보다 자세한 결과를 보여줄 수 있었다.



## 5.2 한계점 및 향후 연구방향

본 연구는 다음과 같은 한계점을 가진다. 첫째, 본 연구에서 사용된 데이터는 안드로이드 사용자 패널로부터 수집된 데이터로 모든 스마트폰 사용자를 대표하지 못한다. 특히, 애플의 모바일 앱 개발과 등록, 그리고 업데이트에 대한 관리 프로세스가 구글의 그것과 다를 때, 애플 스마트폰 사용자의 업데이트에 대한 반응은 구글 안드로이드폰 사용자의 그것과 상이할 수도 있을 것이다. 본 연구에서는 상위 차트에 랭크되어 있는 모바일 앱을 분석 대상으로 한정하였고, 이러한 앱들의 경우 애플 스마트폰 버전과 구글 안드로이드폰 버전의 차이가 적어 분석 대상에 애플 스마트폰 사용자를 포함하더라도 분석 결과에는 큰 차이가 없을 것이라고 기대되나 후속 연구에서는 업데이트의 대한 영향이 마켓플레이스를 운영하는 기업의 정책에 따라 다른지 면밀한 조사해볼 필요가 있을 것이다. 둘째, 본 연구에서 사용된 데이터는 국내 스마트폰 사용자로 일반화에 문제가 있을 수 있다. 추후 연구에서는 조사 대상을 글로벌 스마트폰 사용자로 확대하여 더 객관적으로 일반화할 수 있는 결과를 만들 수 있을 것이며, 조사그룹 간의 비교를 통해 업데이트에 대한 영향이 인구통계학적 특성이나, 문화 등에 따라 달라지는지 조사해볼 수 있을 것이다. 마지막으로, 데이터가 충분하지 않아 건강 및 운동, 교육, 게임 등과 같은 카테고리에 포함되는 앱들은 분석대상에 포함할 수 없었다. 추후 연구에서 보다 풍부한 데이터로 모든 카테고리를 포함하여 연구한다면 업데이트가 사용자의 사용패턴에 미치는 영향에 대해 보다 자세한 결과를 보여줄 수 있을 것이다.

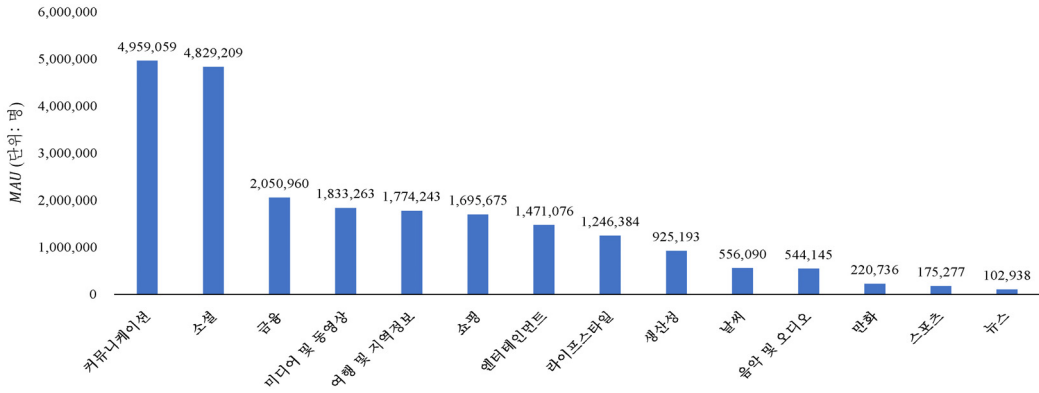
## 참고 문헌

- [1] 김형우, “스냅챗 업데이트 반대 서명에 수십만 명 참여”, 데일리시큐, 2018. 02. 21, Available at [http://www.dailysecu.com/?mod=news&act=](http://www.dailysecu.com/?mod=news&act=articleView&idxno=30447)
- [2] 박미라, “카카오톡 업데이트 사용자 불만 폭주…보낸 메시지 삭제는 언제?”, 한국경제, 2018. 09. 07, Available at <http://hei.hankyung.com/hub01/201809071588I>.
- [3] 우예진, “스냅챗 업데이트 실패, 업데이트 반대 서명에 120만 명 참여”, 베타뉴스, 2018. 02. 21, Available at <http://www.betanews.net/article/813582>.
- [4] 이경은, “스왑이프 기능 왜 없앴?” 8.0 버전 ‘카톡’ 최악이라 평가한 사용자들. 인사이트, 2018. 09. 08, available at <http://biz.insight.co.kr/news/177177>.
- [5] 채성오, “카카오톡 8.0, 이용자 불만 폭주… ‘편의성 어디에’”, 머니S, 2018. 09. 07, Available at <http://moneys.mt.co.kr/news/mwView.php?no=2018090710418044979>.
- [6] Instagram Business, “비즈니스 프로필 1,500만 달성”, Instagram Business, 2017 .07. 26, Available at <https://business.instagram.com/blog/announcing-15-million-business-profiles>.
- [7] Adams, W. J. and J. L. Yellen, “Commodity bundling and the burden of monopoly”, *The Quarterly Journal of Economics*, 1976, pp. 475-498.
- [8] Arora, A., R. Krishnan, R. Telang, and Y. Yang, “An empirical analysis of software vendors’ patch release behavior: Impact of vulnerability disclosure”, *Information Systems Research*, Vol.21, No.1, 2010, pp. 115-132.
- [9] Bakos, Y. and E. Brynjolfsson, “Bundling information goods: Pricing, profits, and efficiency”, *Management Science*, Vol.45, No.12, 1999, pp. 1613-1630.
- [10] Bakos, Y. and E. Brynjolfsson, “Bundling and competition on the internet”, *Marketing Science*, Vol.19, No.1, 2000, pp. 63-82.
- [11] Bitansky, N., S. Garg, H. Lin, R. Pass, and S. Telang, “Succinct randomized encodings and

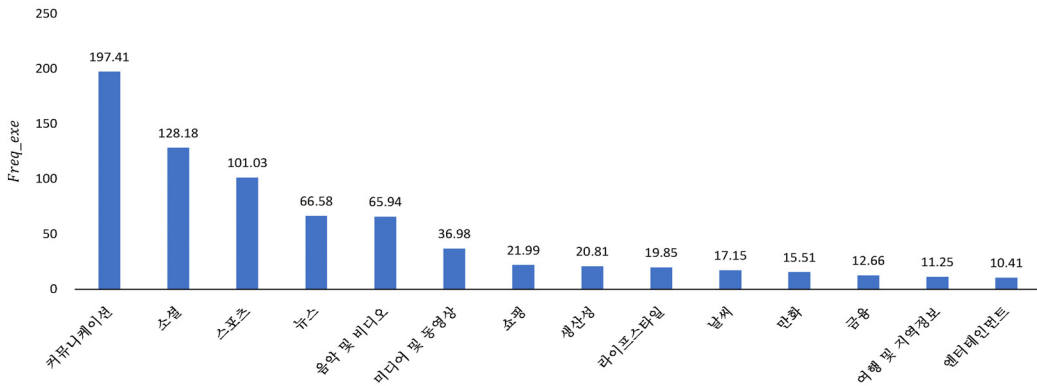
- their applications”, In *Proceedings of the Forty-Seventh Annual ACM Symposium on Theory of Computing*, ACM, 2015, pp. 439-448.
- [12] Bhargava, H. K. and V. Choudhary, “Research note-when is versioning optimal for information goods?”, *Management Science*, Vol.54, No.5, 2008, pp. 1029-1035.
- [13] Carare, O., “The impact of bestseller rank on demand: Evidence from the app market”, *International Economic Review*, Vol.53, No.3, 2012, pp. 717-742.
- [14] Christina Warren, “When & How you should update your mobile app”, Mashable Asia, 2011. 09. 22, Available at <https://mashable.com/2011/09/22/mobile-app-update/#4bncUHcOduqo>.
- [15] Chuang, J. C. I. and M. A. Sirbu, “Optimal bundling strategy for digital information goods: Network delivery of articles and subscriptions”, *Information Economics and Policy*, Vol.11, No.2, 1999, pp. 147-176.
- [16] Comino, S., F. M. Manenti, and F. Mariuzzo, “Updates management in mobile applications: iTunes vs Google Play”, *WAMA 2016 Proceedings of the International Workshop on App Market Analytics*, 2016, pp. 37-42.
- [17] Datta, D. and K. Sangaralingam, “Do app launch times impact their subsequent commercial success?”, *International Journal of Big Data Intelligence*, Vol.3, No.4, 2016, pp. 279-287.
- [18] Davis, S. J. and K. M. Murphy, “A competitive perspective on internet explorer”, *American Economic Review*, Vol.90, No.2, 2000, pp. 184-187.
- [19] Dewan, R. M. and M. L. Freimer, “Consumers prefer bundled add-ins”, *Journal of Management Information Systems*, Vol.20, No.2, 2003, pp. 99-111.
- [20] Doğan, K., Y. Ji, V. S. Mookerjee, and S. Radhakrishnan, “Managing the versions of a software product under variable and endogenous demand”, *Information Systems Research*, Vol.22, No.1, 2011, pp. 5-21.
- [21] Economides, N., “Durable goods monopoly with network externalities with application to the PC operating systems market”, *Quarterly Journal of Electronic Commerce*, Vol.1, No.3, 2000, pp. 193-201.
- [22] Geng, X., M. B. Stinchcombe, and A. B. Whinston, “Bundling information goods of decreasing value”, *Management Science*, Vol.51, No.4, 2005, pp. 662-667.
- [23] Ghose, A., A. Goldfarb, and S. P. Han, “How is the mobile Internet different? Search costs and local activities”, *Information Systems Research*, Vol.24, No.3, 2012, pp. 613-631.
- [24] Ghose, A. and S. P. Han, “Estimating demand for mobile applications in the new economy”, *Management Science*, Vol.60, No.6, 2014, pp. 1470-1488.
- [25] Han, S. P., S. Park, and W. Oh, “Mobile app analytics: A multiple discrete-continuous choice framework”, *MIS Quarterly*, Vol.40, No.4, 2015, pp. 983-1008.
- [26] Henze, N. and S. Boll, “Release your app on Sunday eve: Finding the best time to deploy apps”, In *Proceedings of the 13th International Conference on Human Computer Interaction with Mobile Devices and Services*, ACM, 2011, pp. 581-586.
- [27] Hui, W., B. Yoo, and K. Y. Tam, “The optimal number of versions: Why does goldilocks pricing work for information goods?”, *Journal of Management Information Systems*, Vol.24, No.3, 2007, pp. 167-191.
- [28] Jessica Booth, “The new Snapchat update is so bad, it’s affecting the value of the company”, HelloGiggles, 2018. 02. 20, Available at <https://he>

- lloggles.com/news/new-snapchat-update-bad-affecting-value-company/.
- [29] Kadir Soner Şensoy, “5 Things You should know about updating your app”, AppSamurai, 2016. 11. 17, Available at <https://appsamurai.com/5-things-you-should-know-about-updating-your-app/>.
- [30] Ken Yarmosh, “How often should you update your app?”, Savvy Apps, 2016. 01. 12, Available at <https://savvyapps.com/blog/how-often-should-you-update-your-app>.
- [31] Krishnan, M. S., T. Mukhopadhyay, and C. H. Kriebel, “A decision model for software main 2004 tenance”, *Information Systems Research*, Vol.15, No.4, 2004, pp. 396-412.
- [32] Lee, G. W. and T. S. Raghu, “Determinants of mobile apps’ success: Evidence from the app store market”, *Journal of Management Information Systems*, Vol.31, No.2, 2014, pp. 133-170.
- [33] Lee, G. W., T. S. Raghu, and S. H. Park, “Do app product descriptions matter? Evidence from mobile apps product descriptions”, Arizona State University, 2015, Available from [http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=2581279](http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2581279).
- [34] Lee, G. W., “The value of quality in mobile app markets”, Working in Progress, 2018.
- [35] Liu, C. Z., Y. A. Au, and H. S. Choi, “Effects of freemium strategy in the mobile app market: An empirical study of google play”, *Journal of Management Information Systems*, Vol.31, No.3, 2014, pp. 326-354.
- [36] Liu, W., Y. Zou, Y. Yang, W. Cheng, and G. Zhang, “How app update affects app download in iOS appstore”, In *Computer and Communications (ICCC), 2017 3rd IEEE International Conference on IEEE*, 2017, pp. 2499-2502.
- [37] McIlroy, S., N. Ali, and A. E. Hassan, “Fresh apps: An empirical study of frequently-updated mobile apps in the Google play store”, *Empirical Software Engineering*, Vol.21, No.3, 2016, pp. 1346-1370.
- [38] Shapiro, C., S. Carl, and H. R. Varian, *Information rules: A strategic guide to the network economy*, Harvard Business Press, 1998.
- [39] Shivendu, S. and Z. Zhang, “Versioning in the software industry: Heterogeneous disutility from underprovisioning of functionality”, *Information Systems Research*, Vol.26, No.4, 2015, pp. 731-753.
- [40] Statista, “Number of apps available in leading app stores as of quarter 2018”, Statista, 2018, Available at <https://www.statista.com/statistics/276623/number-of-apps-available-in-leading-app-stores/>.
- [41] TechNavio, “Global mobile application market 2017-2021”, TechNavio, 2017, Available at <https://www.researchandmarkets.com/reports/4420454/global-mobile-apps-market-2017-2021>.
- [42] Tony Danova, “How often should I update my app? Businesses should consider the benefits of frequent app updates”, Business Insider, 2015. 01. 16, Available at <https://www.businessinsider.com/app-update-strategy-and-statistics-2015-1>.
- [43] Wooldridge, J. M., “Introductory econometrics: A modern approach”, Nelson Education, 2015.

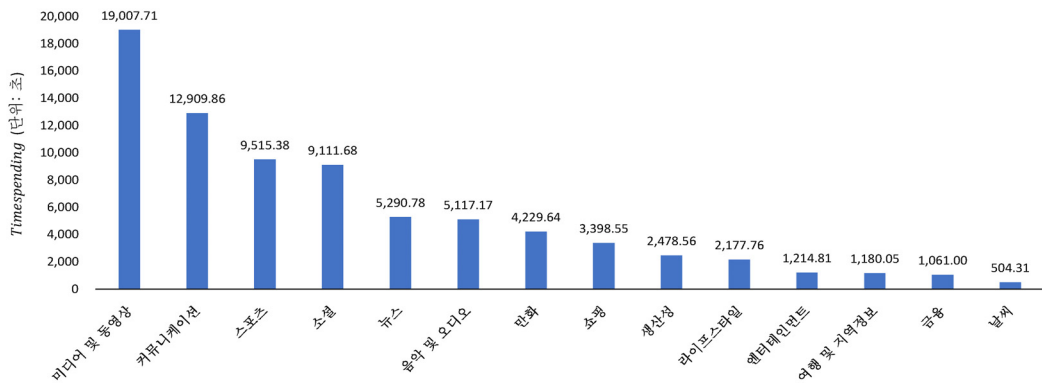
### 〈Appendix A〉



〈그림 A1〉 각 카테고리 별 MAU 평균값 그래프



〈그림 A2〉 각 카테고리 별 Freq\_exe 평균값 그래프



〈그림 A3〉 각 카테고리 별 Timespending 평균값 그래프

〈표 A1〉 통제변수들의 정의

변수	정의
<i>OS_update</i>	안드로이드 운영체제 업데이트의 고정된 효과를 보기 위한 변수. 순서형 변수로 조사 기간 중 버전 이름이 변경될 때 구분을 두었다. 1 = 젤리빈(~2013년 9월), 2 = 킷캣(2013년 10월~2014년 9월), 3 = 롤리팝(2014년 10월~2014년 4월), 4 = 마시멜로(2015년 5월~)
<i>GDP</i>	국내 총생산(Gross Domestic Product). 가계, 기업, 정부 등 모든 경제 주체가 일정기간 동안 생산활동에 참여하여 창출한 부가가치 또는 최종 생산물을 시장가격으로 평가한 합계.
<i>GNI</i>	국민 총소득(Gross National Income). 한 명의 국민이 국내외 생산 활동에 참가하거나 생산에 필요한 자산을 제공한 대가로 받은 소득의 합계.
<i>CCSI</i>	소비자심리지수(Consumer Composite Sentiment Index). 가계부문의 현재생활형편, 생활형편전망, 가계수입전망, 소비지출전망, 현재경기판단, 향후경기전망 총 6개의 주요 개별지수를 표준화하여 합성한 지수.
<i>CPI</i>	소비자물가지수(Consumer Price Index). 소비자가 일상 구입하는 상품이나 서비스의 가격변동을 나타내는 지수.
<i>CPI_cp</i>	소비자물가지수 휴대전화기 부문.
<i>KOSPI</i>	한국증권거래소에 상장되어 거래되는 모든 주식을 대상으로 산출해 전체 장세의 흐름을 나타내는 지수.
<i>KOSDAQ</i>	코스닥시장에 상장된 기업의 주식이격에 주식수를 가중평균한 시가총액지수.
<i>SIPI</i>	서비스산업생산지수(Serviec Industry Product Index). 기준시점에 대한 품목별 생산수량의 신장율, 기준시점에 있어서의 부가가치(생산금액의 원재료비 등을 차감 한 것)를 웨이트로 하여 가중평균한 것이며, 생산의 수량적 확대의 정도를 나타낸다.
<i>CI_lead</i>	선행종합지수(Leading Composite Index). 건설수주, 재고순환, 소비자 기대지수 등의 지표처럼 실제 경기순환에 앞서 변동하는 개별지표를 가공·종합하여 만든 지수로 향후 경기변동의 단기 예측에 이용된다.
<i>CCI_coin</i>	동행종합지수(Coincident Composite Index). 동행종합지수는 공급측면의 광공업생산지수, 취업지수 등과 수요측면의 내수출하지수 등과 같이 실제 경기순환과 함께 변동하는 개별지표를 가공·종합하여 만든 지수로 현재 경기상황의 판단에 이용된다.
<i>CI_lag</i>	후행종합지수(Lagging Composite Index). 재고, 소비지출 등 실제 경기순환에 후행하여 변동하는 개별지표를 가공·종합하여 만든 지표로 현재 경기의 사후 확인에 이용된다.
<i>IU</i>	인터넷 이용률(Internet Usage)

〈표 A2〉 통제변수들의 요약 통계값

변수	평균	표준편차	최소	최대
<i>OS_update</i>	2.84	1.05	1.00	4.00
<i>GDP</i>	1,525,926	70,202.28	1,429,445	1,641,786
<i>GNI</i>	1,531,474	68,641.47	1,439,644	1,646,209
<i>CCSI</i>	103.29	3.06	97.50	108.70
<i>CPI</i>	99.53	0.84	97.73	100.82
<i>CPI_cp</i>	103.11	4.27	94.90	108.98
<i>KOSPI</i>	1,980.67	46.82	1,884.40	2,095.30
<i>KOSDAQ</i>	607.57	76.12	499.99	742.27
<i>SIPI</i>	98.04	2.61	94.00	102.40
<i>CI_lead</i>	97.52	3.64	91.50	103.30
<i>CCI_coin</i>	98.34	2.77	93.70	103.20
<i>CI_lag</i>	98.29	2.97	93.20	103.30
<i>IU</i>	84.56	1.95	82.10	88.30

출처: 한국은행, 대한민국 통계청.

<Appendix B>

<표 B1> 각 카테고리 별 MAU 추정 결과

DV = MAU	금융	날씨	뉴스	라이프 스타일	만화	미디어 및 동영상	생산성	소셜	쇼핑	스포츠	엔터테인먼트	여행 및 지역정보	음악 및 오디오	커뮤니케이션
Major	167,289* (93,577)	7,204 (10,097)	-77,717 (65,810)	-77,717 (65,810)	15,871 (19,788)	-467,640*** (119,838)	26,610 (60,663)	-161,637 (199,553)	-82,678 (77,382)	294,908 (192,065)	294,908 (192,065)	-145,337 (185,514)	125,491** (31,018)	58,200 (174,292)
Major_lag	184,377** (93,431)	-22,221** (10,098)	40,020 (60,451)	40,020 (65,451)	-13,816 (19,804)	-244,499** (120,253)	-10,045 (60,667)	5,326 (199,602)	-9,453 (69,804)	26,086 (169,481)	26,086 (169,480)	285,114 (186,725)	571 (31,354)	-126,987 (174,234)
Major_lag	178,500* (93,154)	3,580 (10,099)	-57,773 (60,385)	-57,773 (60,385)	-83,926*** (19,804)	-270,915** (120,201)	-57,447 (60,676)	72,065 (199,012)	42,204 (70,974)	-249,722 (169,569)	-249,722 (169,569)	148,745 (186,308)	6,986 (31,355)	-218,206 (174,233)
Major_lag	123,659 (93,431)	2,778 (10,098)	68,162 (60,488)	68,162 (60,488)	2,147 (19,804)	-422,741*** (120,236)	37,168 (60,667)	176,097 (199,602)	13,744 (69,520)	322,611** (169,481)	322,611** (169,481)	204,674 (186,722)	16,853 (31,354)	-607,358*** (174,233)
Major_lag	202,406** (93,576)	-3,182 (10,097)	129,940** (60,417)	129,940** (60,417)	-20,396 (19,789)	-299,713** (119,813)	-19,708 (60,663)	89,665 (199,553)	115,477* (69,466)	359,534* (192,065)	294,908 (192,065)	746,191** (185,501)	7,292 (31,019)	-326,196* (174,290)
Obs.	148	74	111	148	74	111	259	259	222	74	74	148	111	296

주) 괄호 안은 표준편차 \*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$ .

<표 B2> 각 카테고리 별 Freq\_ece 추정 결과

DV = Freq_ece	금융	날씨	뉴스	라이프 스타일	만화	미디어 및 동영상	생산성	소셜	쇼핑	스포츠	엔터테인먼트	여행 및 지역정보	음악 및 오디오	커뮤니케이션
Major	1.06 (1.44)	4.59 (3.08)	7.94 (13.67)	1.53 (2.23)	-5.62*** (1.93)	-5.15 (3.77)	-0.01 (2.02)	6.90 (7.75)	-1.86 (3.15)	1.79 (17.62)	1.67 (2.43)	-2.37 (1.90)	12.20 (8.85)	-24.08* (14.44)
Major_lag	-0.58 (1.45)	3.39 (3.11)	20.76 (13.67)	-2.66 (2.05)	-2.61 (2.03)	-1.00 (3.86)	1.25 (2.04)	0.88 (7.81)	-5.21* (2.86)	-5.27 (18.63)	3.38 (2.25)	0.98 (2.16)	18.73** (8.90)	-32.54** (14.48)
Major_lag	1.01 (1.45)	6.16* (3.45)	8.56 (13.67)	1.97 (2.05)	2.02 (2.05)	-14.88*** (3.94)	1.61 (2.04)	15.23* (7.85)	-0.86 (2.88)	28.24 (18.85)	-1.18 (2.26)	1.10 (2.18)	-4.34 (8.97)	-12.91 (14.48)
Major_lag	-0.54 (1.44)	-4.25 (3.11)	-24.66* (13.67)	-0.95 (2.04)	-0.34 (2.03)	-7.08* (3.86)	1.13 (2.04)	4.54 (7.81)	-5.77** (2.85)	-32.58* (18.63)	1.35 (2.25)	0.22 (2.16)	16.42* (8.90)	-27.63* (14.48)
Major_lag	-0.27 (1.44)	4.68 (3.08)	-30.25** (13.67)	-1.63 (2.04)	1.19 (1.93)	-4.29 (3.77)	-0.72 (2.02)	7.82 (7.75)	-1.22 (2.83)	7.98 (17.62)	1.29 (2.43)	0.66 (1.90)	-31.46*** (8.85)	-5.95 (14.44)
Obs.	148	74	111	148	74	111	259	259	222	74	74	148	111	296

주) 괄호 안은 표준편차 \*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$ .

〈표 B3〉 각 카테고리 별 Timespending 추정 결과

DV= Timespendin	금융	날씨	뉴스	라이프 스타일	만화	미디어 및 동영상	생산성	소셜	쇼핑	스포츠	엔터테인먼트	여행 및 지역정보	음악 및 오디오	커뮤니 케이션
Major	234.7** (109.9)	234.9 (501.4)	5,790.9*** (2,006.78)	-724.2* (386.5)	-2,343.9** (921.9)	-5,002.6*** (1,918.8)	1,507.8** (646.8)	353.2 (477.1)	-261.2 (576.34)	1,956.6 (2,103.19)	190.1 (420.1)	-354.4 (308.7)	929.8 (712.2)	-784.2 (996.2)
Major_lag_1	37.2 (110.8)	105.6 (575.3)	9,717.1*** (2,055.38)	214.39 (357.3)	897.1 (1,002.5)	-1,243.0- (1,991.6)	788.3 (661.7)	625.6 (478.2)	-753.5 (525.56)	-549.4 (2,134.9)	240.8 (413.2)	159.6 (357.9)	952.9 (712.2)	-1,109.3 (997.6)
Major_lag_2	89.3 (110.5)	355.3 (612.3)	-11,032.9*** (2,068.4)	-517.2 (355.3)	-1,720.3* (1,015.3)	-6,486.0*** (2,041.1)	-1,690.8** (668.0)	414.1 (479.8)	33.0 (528.58)	3,820.9* (2,144.1)	283.1 (416.9)	81.6 (359.9)	-395.4 (713.7)	-1,717.3* (998.0)
Major_lag_3	55.1 (110.8)	-195.4 (575.3)	1,946.4 (2,055.4)	-503.0 (351.39)	-163.71 (1,002.5)	887.1 (1,991.6)	197.9 (662.0)	179.7 (478.2)	-1,067.4** (523.04)	-3,984.8* (2,134.9)	200.5 (413.2)	-311.4 (357.9)	313.5 (712.2)	-1,643.4* (997.6)
Major_lag_4	-58.8 (109.9)	302.3 (501.4)	-3,066.5 (2,006.8)	-35.8 (349.8)	791.8 (921.8)	-83.6 (1,918.8)	402.3 (646.8)	321.0 (477.1)	17.2 (517.33)	-764.3 (2,103.2)	86.2 (420.1)	63.1 (308.7)	-810.1 (712.2)	-937.9 (996.2)
Obs.	148	74	111	148	74	111	259	259	222	74	74	148	111	296

주) 괄호 안은 표준편차 \*\*\*,  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$ .

## Mobile Application Updates: User Responses and Unintended Consequences

Hyung-Keun Song\* · Byungwan Koh\*\*

### Abstract

The updates in the mobile application market have been widely used as strategic marketing tools. It has been used to (i) improve the visibility of an application, (ii) enhance the value of an application and strengthen the loyalty of current users, and (iii) expand the market by adding additional features or functions. A number of studies and anecdotal evidence have highlighted the importance of these updates in the mobile application market. However, not all updates in the mobile application market have been successful. Snapchat, for instance, lost 3 million users in three months after it rolled out a major update in November 2017. In this study, we investigate the impact of updates on the usage patterns of users in the mobile application market using MAU (Monthly Active Users), usage frequency, and usage time that we collected from a company that provides mobile application usage statistics.

**Keywords:** *Mobile Application, Application Updates, Usage Pattern, Monthly Active Users, Usage Frequency, Usage Time*

---

\* Korea University Business School

\*\* Corresponding Author, Associate Professor, Korea University Business School



## ◎ 저 자 소개 ◎



**송 형 근 (shk9445@gmail.com)**

고려대학교 경영대학에서 석사학위(MIS 전공)를 수여하였다. 주요 관심분야는 모바일 어플리케이션, 비즈니스 애널리틱스, 빅데이터, 디지털 비즈니스이다.



**고 병 완 (byungwan@korea.ac.kr)**

현재 고려대학교 경영대학 경영학과 MIS 전공 부교수로 재직 중이다. 주요 관심 분야는 프로파일링/빅데이터 경제학과 디지털 비즈니스이다.

논문접수일 : 2019년 02월 22일  
1차 수정일 : 2019년 04월 11일

게재확정일 : 2019년 04월 15일