

# 온라인 구전과 마케팅 성과의 다이나믹스 연구 : 모바일 게임 앱 리뷰를 중심으로

## The Dynamics of Online word-of-mouth and Marketing Performance : Exploring Mobile Game Application Reviews

김인규\*, 차성수\*\*

오케이금융그룹 미래디지털본부 디지털데이터팀\*, 을지대학교 식품산업의식학과\*\*

In-kiw Kim(soto000@gmail.com)\*, Seong-Soo Cha(sscha@eulji.ac.kr)\*\*

### 요약

본 연구는 모바일앱 온라인 리뷰의 구전내용의 다이나믹스(Dynamics)를 확인하기 위해 내용분석을 실시하였다. 이를 통해 모바일앱 구전 단어 간의 관계를 알아보고 모바일앱 특성에 따라 분류하여 비교 조사하였다. 분석대상은 게임 앱 카테고리 내 10개의 앱으로 선정하였다. 수집된 해당 모바일앱 리뷰는 꾸준한 인기를 가진 Trend형 게임앱과 짧은 인기를 보인 Fad형 게임앱, 무료앱, 유료앱으로 분류하였다. 이후 형태소 분석 등 전처리 과정을 거친 데이터를 기반으로 텍스트마이닝과 Word2Vec 분석을 시도하였다. 연구결과, 앱 리뷰의 양은 순위변동과 상관관계에 있는 것으로 나타났다. 그러나 초기 10일간 변화는 상관관계가 낮거나 없는 것으로 나타났다. 이는 출시 직후 앱개발사의 단기 마케팅활동이 순위를 형성하는데 영향을 주기 때문으로 판단된다. 꾸준한 인기를 얻은 Trend형 게임앱과 짧은 인기를 얻은 Fad형 게임앱 간 리뷰내용의 다이나믹스(Dynamics)도 확인할 수 있었다.

■ 중심어 : | 온라인구전 | 모바일앱 | 다이나믹스 | 텍스트마이닝 |

### Abstract

App market has continuously been growth since its launch. The market revenues will reach about 1,000 billion US dollars in 2019. App is a core service for smartphone. Currently, there are more than 1.5 million mobile apps in App platform calling out for attention. So, if you are looking at developing a successful app, you need to have a solid marketing and distribution strategy. Online word of mouth(eWOM) is one of the most effective, powerful App marketing method. eWOM affect potential consumers' decision making, and this effect can spread rapidly through online social network. Despite the increasing research on word of mouth, only few studies have focused on content analysis. Most of studies focused on the causes and acceptance of eWOM and eWOM performance measurement. This study aims to content analysis of mobile apps review In 2013, Google researchers announced Word2Vec. This method has overcome the weakness of previous studies. This is faster and more accurate than traditional methods. This study found out the relationship between mobile app reviews and checked for reactions by Word2vec.

■ keyword : | eWOM | Word2Vec | Mobile Application | Dynamics | Text Mining |

\* 이 논문은 2020학년도 을지대학교 학술연구비 지원에 의하여 이루어진 것임.

접수일자 : 2020년 08월 10일

수정일자 : 2020년 08월 28일

심사완료일 : 2020년 08월 28일

교신저자 : 차성수, e-mail : sscha@eulji.ac.kr

## I. 서론

### 1. 연구의 필요성

온라인의 중심 축이 모바일로 이동하고 있다. 전 세계 모바일 기기 수가 2014년 74억에서 2019년까지 115억으로 증가될 것으로 예상되는 가운데[1], 모바일 기기만을 통해서만 인터넷을 이용하는 인구는 더욱 증가될 전망이다[2]. 변화의 중심에는 모바일 어플리케이션(이하 '앱')이 존재한다. '앱(App)'이란 애플리케이션(Application)의 약어로, 모바일 운영체제(OS, Operating System)에 적합하게 설계되어 모바일 기기의 기능을 확장 시키는 전용 소프트웨어이자 데스크탑과 스마트 기기를 구분짓는 핵심 기능이다[3]. 모바일 앱은 애플리케이션 이력 등록 구글플레이 약 160만개, 애플 앱스토어 약 150만개가 등록되었으며[4], 게임, SNS, 메시징, 생산성도구 등의 서비스를 제공하며 스마트 기기의 기능을 확장시켜주고 있다. 모바일 앱 시장의 미래는 긍정적이다. 모바일 앱은 스마트폰에 국한된 앱 영역을 벗어나 다양한 산업과 기기 간 접목을 시도하고 있다. 오프라인 서비스와의 접목을 강화한 O2O(Online to Offline) 분야, 비디오 및 오디오 콘텐츠 스트리밍 분야, 증강현실(AR, Augmented Reality) 및 가상현실(VR, Virtual Reality)분야, 핀테크(Fin-tech)기반의 P2P 금융 분야 등 다양한 영역과 접목을 통해 앱 시장은 앞으로도 꾸준히 성장할 것으로 기대된다[5].

모바일 앱은 '애플리케이션'을 통해 유통된다. 사용자에게 향상된 사용자 경험을, 개발자에게는 판매 수익을 보장하는 애플리케이션은 '양면(two-sided) 네트워크 외부성'을 구현한 시장이다. 애플리케이션의 등장으로 인해 기존 모바일 산업은 단말 제조사, 통신사 중심에서, 소비자, 개발자 중심의 시장으로 전환되었으며, 이를 기반으로 앱 이코노미(App economy)가 형성되었다. 앱 이코노미는 애플리케이션 개발자와 사용자, 그리고 이들을 연결하는 앱스토어의 상호작용으로 활성화되어 모바일 앱 생태계를 구축하는 근간이다. 애플리케이션은 현재 Apple의 Appstore와 Google의 GooglePlay가 생태계를 양분하고 있다. 각 플랫폼은 플랫폼 운영 정책에 따른 개방성과 폐쇄성으로 인해 소비자의 소비형태에서 차이

를 보이는 것이 특징이다. 모바일 앱 분석사인 Appannie에 따르면 2015년 3분기 GooglePlay는 Appstore보다 다운로드 수는 90% 높지만, 모바일 앱 판매매출은 Appstore가 80% 높은 것으로 조사됐다[6]. 또한 Apple은 최근 발표를 통해 2015년 한해 200억 달러, 누적액 400억 달러 규모의 거래가 Appstore를 통해 이루어져 애플리케이션을 통한 모바일 앱 판매 수입이 급증하고 있음을 밝혔다[7]. 애플리케이션에서 효과적인 마케팅 전략 중 하나는 구전이다. 정보탐색과정에서 온라인 구전으로 접한 긍정 또는 부정적인 메시지는 소비자의 의사결정에 영향을 끼치는 주요 요소이다[8]. 특히 고객 상품평은 유사한 환경에 노출되어 있는 일반 사용자의 정보이므로 소비자는 상업적인 정보원천 보다 온라인 구전을 신뢰[9-12] 하는 경향이 있어, 온라인 구전은 모바일 앱 마케팅에서 중요한 역할을 차지하고 있다. 또한 모바일 앱은 실제로 사용해 보아야 가치를 평가할 수 있는 경험재(Experience good)로, 탐색재(Search good)와 달리 온라인 구전효과가 크게 작용한다. 일반적으로 소비자는 경험재에 대한 경험이 결핍되어 있기 때문에 탐색재보다 더 큰 구매 불확실성에 직면하게 되므로[13][14], 소비자는 지각된 위험과 불확실성을 줄이기 위해 경험재에 대한 추가정보를 습득하는 경향이 있기 때문이다[15]. 한편, 기업 입장에서 온라인 구전은 다른 소비자들에게 유용한 정보를 제공하고 영향을 줄 뿐만 아니라, 기업에게 고객들과 관계를 정립하거나 아이디어 및 새로운 사업기회를 제공하는 원천이기도 하다. 그러나 온라인 구전 연구의 대부분이 구전발생을 조작화하기 위한 소비자의 구전의도, 구전활동의 양이나 빈도 등 측정이 용이한 척도를 사용하고 있는 반면, 구전 내용에 대한 연구는 현저히 적은 수로 이루어는 실정이다. 이에 본 연구는 온라인 구전 내용분석 분야에 새로운 방법론을 접목하여 다수의 온라인 구전에 담긴 내용적 다이나믹스(Dynamics)를 기간에 따라 파악하여, 체계적인 분석법의 개발과 실무적인 제언점을 도출하는데 집중하도록 한다.

### 2. 연구목적 및 연구문제

오프라인 구전은 사람들이 주고받는 대화의 일종이기에, 구전 내용에 대해서는 발신자나 수신자의 심층

인터뷰를 통해 해당 내용을 회상하는 방법 등이 연구의 주요 방법이었다[16]. 이와는 달리 온라인 구전은 이미 인터넷 상에 문서화 되어있으며, 연구자가 개입하지 않고서도 현상을 있는 그대로 관찰 및 연구할 수 있는 조건이 형성되어 연구가 상대적으로 용이하다는 장점이 있다. 이를 바탕으로 온라인 구전 관련 연구는 꾸준한 증가추세에 있으며, 방법론적 측면에서도 구조방정식, 실증분석, 계량화된 구조모형, 사회연결망분석, 내용분석 등 거의 모든 방법론을 사용하여 연구가 실시되고 있다[17][18].

반면 온라인 구전 연구 대부분은 소비자의 구전의도, 구전활동의 양 또는 빈도 등의 측정이 용이한 척도를 사용하여 소비자의 구전수용 및 기업성과와의 연관성을 찾는 것에 집중되어 있어, 온라인 구전의 구체적인 내용과 구성에 대한 체계적인 연구는 드물었다. 최근까지도 구전을 통해 전달되는 내용에 대한 연구는 상대적으로 미흡한 편이다. 온라인 구전에 대한 기존의 내용 분석이 소수의 구전 샘플을 발췌하여 기초적으로 사람이 직접 분석하고, 규칙을 세워 구전의 내용을 분석, 분류하는 방식이었다면[19][20], 비정형화된 텍스트 데이터를 구조화시켜 분석하는 연구는 초기 단계에 있다[21].

이에 본 연구는 온라인 상에 존재하는 방대한 양의 소비자 사용 후기와 댓글 등을 수집하여, 기존의 내용 분석에서 다루지 못했던 온라인 구전 내용에 대한 양적, 질적인 연구방법을 개선해보고자 한다. 온라인상에 존재하는 다수의 소비자의 리뷰를 텍스트마이닝 기법과 머신러닝 기법인 Word2Vec을 활용하여 모바일 앱 구전에 담긴 메시지와 구매반응에 대한 자동화된 내용 분석을 시도한 점은 타 연구와 차별점이라 할 수 있다.

연구는 온라인 구전의 가장 대표적인 형태라고 할 수 있는 고객 리뷰의 구체적인 내용과 구성을 살펴보고자 한다. 먼저, 순위와 리뷰량, 별점, 리뷰길이 간의 상관관계를 알아보고, 모바일 게임앱의 고객 리뷰를 구성하는 키워드는 어떠한 것들이 있는지 실제 데이터를 근거해 구성할 것이다. 또한, 구전 영향력이 1주차에 가장 크며 이를 기점으로 영향력이 감소함에 근거하여[12], 초기 10일 간 리뷰와 전체 리뷰 간 차이를 확인할 것이다.

이렇게 도출된 분류 항목을 바탕으로 실제 고객 리뷰

는 어떠한 구성을 띠는지 확인하며 게임앱 인기의 지속성(Fad, Trend), 게임앱의 유무료(Paid, Free) 간에 리뷰를 구성하는 단어의 차이는 어떻게 나는지, 리뷰에서 유추해낼 수 있는 고객들의 반응은 어떻게 다른지에 대해 내용적 다이내믹스(Dynamics) 변화를 추적 할 것이다. 이에 따라 본 연구에서 달성하고자 설정한 연구 문제는 다음과 같다.

첫째, 게임앱의 리뷰 양과 게임앱 성과 간에는 상관성이 있는가?

둘째, 일시적으로 유행(Fad)하는 게임앱과 지속적으로 인기있는(Trend) 게임앱의 리뷰 간에는 내용면에서 어떤 차이를 보이는가?

## II. 연구방법

### 1. 분석절차 및 분석방법

본 연구는 통계 프로그램인 R(with Rstudio 0.99.491)을 사용하여 다음과 같은 절차를 거쳐 진행되었다. 분석에 사용된 리뷰 자료는 웹 크롤러를 통해 수집되었으며, 다음과 같은 전처리 과정(Preprocess)을 거쳤다. 먼저, 한국어 분석패키지인 RHINO 1.0 (Real Hanguk INput Object)를 활용하여 리뷰에 등장한 단어를 형태소별로 분류하고 무의미한 형태소(명사 뒤에 붙는 조사, 접속사, 동사어미, 특수문자 등)를 제거하는 과정을 거쳤다. 이를 통해 명사, 동사의 어근, 형용사의 어근을 분석에 활용하였다. 명사만 추출하여 분석하는 것은 텍스트의 의미를 온전히 파악하는 것은 많은 한계가 있어 단어의 맥락적 의미를 추적하기 위해 명사 이외의 형태소를 분석에 포함할 예정이다. 특히 구매 반응을 파악하기 위해 동사, 형용사를 중심으로 한 키워드의 추출에 집중하였다. 이러한 전처리 과정을 거친 리뷰 데이터는 초기 10일과 전체기간 단위로 구분하여 문서화되었다.

전처리를 거친 리뷰 데이터를 바탕으로 두가지 방법의 분석을 수행하였다. 연구문제에 해당되는 구매반응을 확인하기 위해 수집된 리뷰를 지속성에 따라 Fad형 앱, Trend형 앱, 무료 앱, 유료 앱으로 구분한 후, 중요

핵심어를 선택하여 핵심어 중심의 모바일 앱 리뷰를 추출하였다. 핵심어는 동시출현 빈도를 기준으로 추출하였으며, 핵심어의 이용 방식을 추적함으로써 Fad형 - Trend형 앱, 무료 - 유료 앱 간의 차이를 분석하였다. 각각의 게임 앱은 2015년 12월 이후 출시된 게임앱 중 Fad형 - Trend형, 앱내결제 - 유료로 구분지을 수 있도록 배분, 선정하였다. 액션퍼즐타운(이하 APT), 클래시로얌(이하 CR), 죽어버린 별의 녀드리(이하 DS), 오!덕(이하 OD), 이터널클래시(이하 EC), 퍼스트택틱스(이하 FT), 탐욕의동굴(이하 GV), 팔라독(이하 PD), 스타 나이트(이하 SK), 화이트데이(이하 WD)로 총 10개의 게임앱을 선정하였다. 이를 위한 단어 네트워크 분석은 UCINET 6.610와 NetDraw 2.158을 사용하였다. 또한 리뷰를 의미론적으로 접근을 위해 워드임베딩 기법 중 하나인 Word2vec을 활용하여 키워드 간 내용분석을 시도하였다.

### III. 연구결과

#### 1. 게임앱의 리뷰양과 성과간의 관계

##### 1.1 전체기간 대상 가설검증

게임앱 성과와 리뷰량 간의 상관분석을 위해 본 연구는 좌편향 형태의 분포(Positively skewed distribution)인 게임앱의 순위(Rank)값과 리뷰량(Buzz)에 해당하는 변수를 로그변환(Logarithm transformation)하여 연구에 활용하였다. 이외에 평균별점(Grade) 및 리뷰길이(Length)는 별도 변환없이 활용하였다. 한편, 순위(Rank)값은 그 수치가 커짐에 따라 순위가 하락함을 의미하므로, 그래프 및 결과해석은 역(-)으로 해석하였다. 전체기간동안 Fad형 게임앱의 리뷰빈도수와 순위변화는 5개 앱 중 4개 앱은 높은 음(-)의 상관관계를 보이고 있으며, FT는 약한 음(-)의 상관관계를 보였다. Trend형 게임앱도 마찬가지로 리뷰 빈도수와 순위 변화 간 5개 앱 중 3개 앱은 높은 음(-)의 상관관계를 보이고 있었다. 이 중 DS, SK게임 앱은 약한 음(-)의 상관관계를 보이고 있었다. 이는 전체 기간 동안의 리뷰 양과 앱 순위 간에는 상관성이 존재함을 의미한다. 추가적으로 순위(Rank)와 리뷰의 평균별

점(Grade)과 평균 리뷰길이(Length)와의 상관성도 살펴해보았다. 평균별점의 경우, OD, FT, CR의 3개 게임 앱에서 약한 음(-)의 상관관계를 확인할 수 있었으나, APT, FT 앱에서는 양(+)의 상관관계를 보였다.

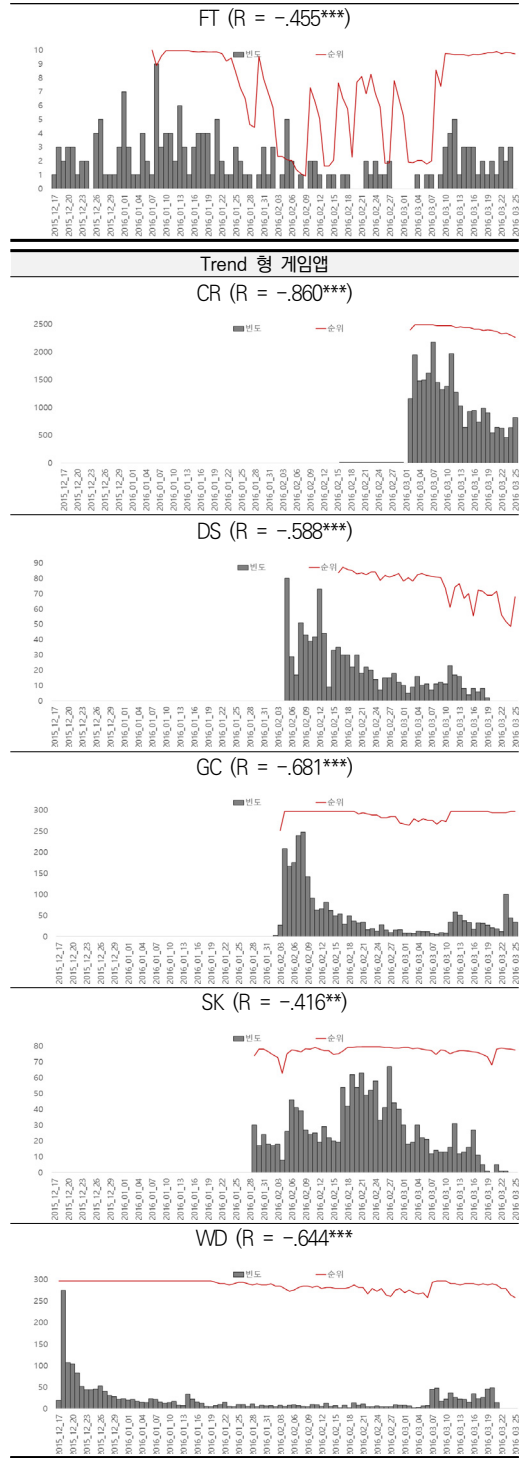
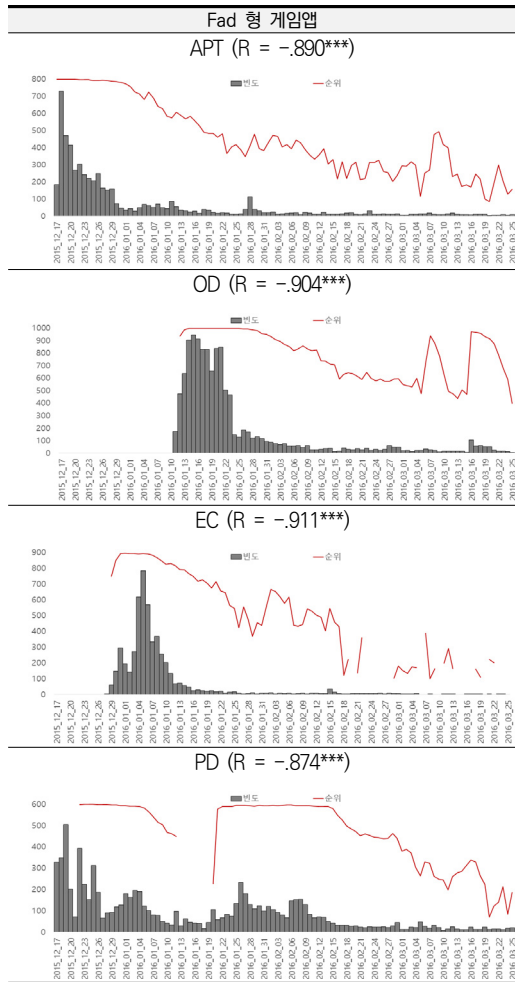
표 1. 전체기간 리뷰량과 순위 변화의 상관성

기간	앱 구분	앱 명칭	기술통계		리뷰 수집 기간	순위-리뷰 상관계수 (유의도)	순위-별 점 상관계수 (유의도)	순위-리뷰 길이 상관계수 (유의도)	
			구분	mean S.D					
전체 기간	Free	APT	순위	4.81	1.60	100	-.890***	.321**	-.102
			리뷰 량	3.19	1.16				
			별점 리뷰 길이	3.94	0.46				
				27.10	10.30				
	Free	OD	순위	3.78	1.90	74	-.904***	-.340**	-.198
			리뷰 량	4.03	1.37				
			별점 리뷰 길이	4.44	0.26				
				21.89	5.73				
	Fad Free	EC	순위	5.96	1.37	70	-.911***	.177	.170
			리뷰 량	2.58	1.81				
별점 리뷰 길이			3.19	1.04					
			51.94	34.34					
Free	PD	순위	3.71	1.88	88	-.874***	-.259*	.118	
		리뷰 량	3.92	0.96					
		별점 리뷰 길이	4.03	0.58					
			20.39	10.75					
Paid	FT	순위	3.90	1.74	61	-.455***	.264*	-.039	
		리뷰 량	0.63	0.62					
		별점 리뷰 길이	4.44	0.97					
			52.26	61.06					
Free	CR	순위	1.45	0.99	24	-.860***	-.613**	.645**	
		리뷰 량	6.94	0.44					
		별점 리뷰 길이	4.23	0.29					
			20.30	3.00					
Paid	DS	순위	3.09	0.57	33	-.588***	-.028	-.229	
		리뷰 량	2.51	0.63					
		별점 리뷰 길이	4.86	0.21					
			60.10	26.12					
Paid	GC	순위	0.79	0.96	53	-.681***	-.256	.188	
		리뷰 량	3.37	1.03					
		별점 리뷰 길이	4.66	0.23					
			18.08	8.30					
Paid	SK	순위	3.71	1.88	88	-.416**	-.113	.015	
		리뷰 량	3.92	0.96					
		별점 리뷰 길이	4.03	0.58					
			20.39	10.95					
Paid	WD	순위	1.00	0.89	96	-.644***	-.07	-.171	
		리뷰 량	2.53	0.95					
		별점 리뷰 길이	3.86	0.59					
			55.13	19.44					

\* : p ≤ .05 / \*\* : p ≤ .01 / \*\*\* : p ≤ .001

리뷰길이의 경우, CR에서 양(+)의 상관관계가 존재하는 것 외에 나머지 앱은 상관성이 존재하지 않는 것으로 나타났다. 전반적으로 연구에 사용된 게임앱에 대한 리뷰는 출시 후 10일 간 리뷰량이 급증하며 이에 따라 앱플랫폼 내 높은 순위를 유지하다가, 이후 리뷰량 감소에 따라 순위가 변동하는 패턴을 보이고 있다. Fad형 게임앱과 Trend형 게임앱 모두 리뷰량 변화에 따라 순위가 변하나, 변동에 따른 상관성의 정도는 차이를 보이는 것으로 나타났다.

표 2. 게임앱의 전체 리뷰빈도 및 순위추이



\* : p ≤ .05 / \*\* : p ≤ .01 / \*\*\* : p ≤ .001

1.2 초기 10일 간 대상 가설검증

리뷰량이 집중하는 초기 10일 간 Fad형 게임앱의 리뷰빈도수와 순위변화는 OD, EC에서 상대적으로 높은 음(-)의 상관관계를 보였으나, 나머지 3개 게임앱에서는 상관관계를 찾을 수 없었다.

표 3. 초기 10일 간 리뷰량과 순위 변화의 상관성

기간	앱 구분	앱 명칭	기술통계		리뷰 수집 수	순위-리뷰 상관계수 (유의도)	리뷰량-순위 상관계수 (유의도)	리뷰길이-순위 상관계수 (유의도)	
			mean	S.D					
초기 10일	Free	APT	순위	1.00	0.37	10	-0.497	0.704*	-0.461
			리뷰량	5.70	0.43				
			리뷰길이	27.12	4.30				
	Free	OD	순위	0.54	1.2	10	-0.889**	0.764*	-0.200
			리뷰량	6.65	0.22				
			리뷰길이	4.75	0.08				
	Fad Free	EC	순위	3.24	1.03	10	-0.665	0.419	-0.675*
			리뷰량	5.58	0.79				
			리뷰길이	3.36	1.23				
	Free	PD	순위	38.55	9.15	10	-0.587	0.003	-0.136
			리뷰량	5.02	0.57				
			리뷰길이	31.09	18.05				
Paid	FT	순위	1.85	1.07	10	-0.490	0.384	.183	
		리뷰량	1.21	0.59					
		리뷰길이	4.06	1.25					
Free	CR	순위	64.55	93.36	10	-0.630	0.008	-0.049	
		리뷰량	7.36	0.20					
		리뷰길이	18.17	2.3					
Paid	DS	순위	2.49	0.32	10	-0.286	-0.147	.320	
		리뷰량	3.20	0.30					
		리뷰길이	4.92	0.10					
Trend Paid	GC	순위	62.48	11.85	10	-0.720*	0.582	-0.775**	
		리뷰량	4.77	0.72					
		리뷰길이	4.83	0.10					
Paid	SK	순위	14.93	3.4	10	-0.645*	-0.566	.430	
		리뷰량	3.09	0.51					
		리뷰길이	4.26	0.42					
Paid	WD	순위	54.02	12.18	10	*	Rank가 상승으로 고정(1위)되어 계산되지 않음		
		리뷰량	4.16	0.72					
		리뷰길이	3.81	0.31					

\* : p ≤ .05 / \*\* : p ≤ .01 / \*\*\* : p ≤ .001

Trend형 게임앱의 경우, GC, SK는 리뷰빈도와 순위 간 높은 음(-)의 상관관계를 보였다. 나머지 게임앱에서는 상관관계를 찾아볼 수 없었으며, WD의 경우, 10일 간 순위가 1위로 변동이 없는 관계로 상관분석을 수행하지 못하였다.

초기 10일 간의 리뷰량은 일부앱을 제외하고 순위와 상관관계가 나타나지 않았으며, 이러한 결과는 앱 순위가 리뷰의 영향보다는 출시 후 높은 순위 달성을 위한 앱개발사의 단기 마케팅활동에 더욱 큰 영향을 받기 때문인 것으로 판단된다.

종합적으로, 게임앱의 리뷰량(Buzz)과 게임앱 성과(Rank) 간에는 상관성이 존재하나, 리뷰량이 집중되는 초기 10일로 기간을 제한하였을 시 앱별로 상관관계에 차이를 보이는 것으로 나타났다. 이는 출시 직후에는 높은 순위 달성을 위한 앱개발사의 단기 마케팅활동이 순위에 영향을 끼치기 때문으로 판단되며, 장기적 관점에서 앱개발사는 꾸준한 순위를 유지하기 위해 커뮤니티 케이션 지속, 업데이트 반영 등 사용자 관심을 유도하기 위한 꾸준한 활동이 수반되어야 할 것으로 판단된다.

순위(Rank)와 평균별점(Grade)의 상관성 확인 결과, 평균 별점은 APT, OD 게임앱만이 양(+)의 상관관계를 보였으며, 평균 리뷰길이는 EC, GC에서 음(-)의 상관관계를 확인할 수 있었다.

2. 인기기간 게임앱(Trend)간에는 구전내용에 차이가 존재한다.

2.1 내용적 다이나믹스 분석

2.1.1 Fad-Trend 앱 전체기간 내 차이 분석

게임앱의 전체 리뷰를 구성하는 최빈도 20개 단어의 단어를 중심으로 네트워크 분석을 실시하였다. 각 노드를 이루는 단어는 다음과 같다. 명사의 경우, 공통적으로 ‘게임’, ‘재미’, ‘꿀재미’, ‘최고’, ‘시간’, ‘예전’과 같은 명사는 초기와 전체 리뷰에 걸쳐 다양하게 노출되었다. 이외 ‘오류’, ‘현금’과 같은 단어는 초기 리뷰에서 볼 수 있는 특징적인 명사로 나타났으며, ‘업데이트’, ‘처음’과 같은 명사는 전체 리뷰에서 두드러지는 명사로 확인되었다.

표 4. 전체 리뷰를 구성하는 최빈도 단어

명사	Fad형 게임앱				Trend형 게임앱			
	빈도 (비중,%)	연결 정도 중심성	인접 중심성	매개 중심성	빈도 (비중,%)	연결 정도 중심성	인접 중심성	매개 중심성
게임	6838 (38.6)	1.00	1.00	.001	4435 (28.0)	1.00	1.00	0.00
재미	3011 (17.0)	1.00	1.00	.001	4363 (27.6)	1.00	1.00	0.00
꿀재미	1506 (8.5)	.947	.950	0.00	2467 (15.6)	1.00	1.00	0.00
최고	1120 (6.2)	1.00	1.00	.001	1063 (6.7)	1.00	1.00	0.00
구매	1043 (5.9)	.842	0.864	0.00	244 (1.5)	1.00	1.00	0.00
시간	947 (5.4)	1.00	1.00	.001	1947 (12.3)	1.00	1.00	0.00
예전	926 (5.2)	1.00	1.00	.001	119 (0.8)	1.00	1.00	0.00
중독	849 (4.8)	.947	.950	0.00	441 (2.8)	1.00	1.00	0.00
업데이트	822 (4.6)	1.00	1.00	.001	237 (1.5)	1.00	1.00	0.00
처음	654 (3.7)	1.00	1.00	.001	516 (3.3)	1.00	1.00	0.00
동사 형용 사	Fad형 게임앱				Trend형 게임앱			
	빈도 (비중,%)	연결 정도 중심성	근접 중심성	매개 중심성	빈도 (비중,%)	연결 정도 중심성	근접 중심성	매개 중심성
재미 있다	10761 (33.6)	1.00	1.00	.001	10860 (39.8)	1.00	1.00	0.00
하다	6914 (23.5)	1.00	1.00	.001	5877 (21.5)	1.00	1.00	0.00
좋다	3342 (11.4)	1.00	1.00	.001	3138 (11.5)	1.00	1.00	0.00
있다	1962 (6.7)	1.00	1.00	.001	1828 (6.7)	1.00	1.00	0.00
없다	1364 (4.6)	1.00	1.00	.001	1154 (4.2)	1.00	1.00	0.00
되다	1236 (4.2)	1.00	1.00	.001	928 (3.4)	1.00	1.00	0.00
아니다	1012 (3.4)	1.00	1.00	.001	1186 (4.3)	1.00	1.00	0.00
같다	961 (3.3)	1.00	1.00	.001	901 (3.3)	1.00	1.00	0.00
만들다	948 (3.2)	.947	.950	0.00	688 (2.5)	1.00	1.00	0.00
나오다	924 (3.1)	1.00	1.00	.001	728 (2.7)	1.00	1.00	0.00

Fad형 게임앱에서는 ‘게임’, ‘구매’, ‘예전’, ‘중독’, ‘업데이트’가 상대적으로 높은 비중을 보였다. 특히 ‘구매’는 Trend형 게임앱 비해 상대적인 비중은 높으나 연결정도 중심성과 매개중심성이 낮아 리뷰 내 쓰임이 다른 단어로 확인됐다. 반면 Trend형 게임앱에서는 ‘재미’, ‘꿀재미’, ‘시간’ 이 상대적으로 높은 비중을 보였다. 특히 Fad형 게임앱에서의 ‘꿀재미’, ‘구매’, ‘중독’은 매개

중심성이 높아 타 키워드에 비해 그룹 간 단어의 배치와 쓰임이 상이한 것으로 확인됐다.

단어 네트워크 분석 결과, 20개의 노드 간 연결정도 중심성이 0.95 이상으로 대부분의 단어가 1회 이상 동시출현하는 것으로 확인되었다. 또한 두 그룹 모두 노드 간 동시출현이 빈번하게 이루어져 중심화정도가 높은 것이 특징이다. 그룹별로는 Fad형 게임앱의 네트워크에서 ‘구매’, ‘처음’, ‘꿀재미’, ‘중독’, ‘업데이트’, ‘만들다’ 등 빈도수가 낮은 단어들이 동시출현빈도와 노드 간의 연결강도가 약한 것으로 확인되었으며, Trend형 게임앱에서는 ‘예전’, ‘중독’, ‘업데이트’등 출현빈도가 낮은 명사형 단어가 동시출현 및 연결강도가 낮은 단어들로 확인됐다.

전반적으로 명사형 단어는 Fad형 게임앱과 Trend형 게임앱 간에 빈도 수가 낮은 단어 위주로 리뷰 내 쓰임의 차이가 확인 되었으며, 동사·형용사 형 단어는 상호간 큰 차이 없이 노드 간 네트워크가 활발히 이루어져있는 것으로 확인됐다. 이는 동사·형용사 형 단어가 ‘있다’, ‘없다’, ‘좋다’와 같은 평이한 서술형태를 띠므로 다수의 리뷰에 공통적으로 출현하기 때문인 것으로 판단된다.

이를 통해 Fad형 게임앱 전체 리뷰에서는 Trend형 게임앱에 비해 ‘재미’와 관련된 내용을 상대적으로 많이 다루고 있으며, ‘구매’, ‘중독’과 관련된 내용의 빈도는 많은 편이나 Fad리뷰에 비해 편협하게 쓰이는 것으로 파악되었다. 이러한 용어의 쓰임 차이는 키워드별 내용분석에서 세부적으로 다뤄보고자 한다.

### 2.1.2 Fad-Trend 앱 초기10일간 차이 분석

게임앱의 초기 10일간 리뷰를 구성하는 단어는 다음과 같다. 명사의 경우, ‘게임’, ‘재미’, ‘꿀재미’, ‘최고’, ‘시간’ 등의 단어가 빈도수를 기준으로 가장 많이 등장하는 단어로 꼽혔다. 동사·형용사의 경우, ‘재미있다’, ‘하다’, ‘좋다’, ‘있다’, ‘없다’, ‘되다’ 등의 서술형 단어가 빈도수 기준 가장 많이 등장하는 단어로 꼽혔다.

표 5. 초기 10일 간 리뷰를 구성하는 최빈도 단어

명사	Fad형 게임앱			Trend형 게임앱				
	빈도 (비중,%)	연결 정도 중심성	근접 중심성	매개 중심성	빈도 (비중,%)	연결 정도 중심성	근접 중심성	매개 중심성
게임	3568 (45.2)	1.00	1.00	0.00	524 (38.3)	1.00	1.00	0.00
재미	1173 (14.8)	1.00	1.00	0.00	243 (17.8)	1.00	1.00	0.00
꿀재미	678 (8.6)	1.00	1.00	0.00	109 (8.0)	.842	.864	0.00
최고	489 (6.2)	1.00	1.00	0.00	135 (9.9)	.947	.950	0.00
시간	436 (5.5)	1.00	1.00	0.00	57 (4.2)	.895	.905	0.00
오랜만	409 (5.2)	1.00	1.00	0.00	39 (2.8)	.985	.905	0.00
예전	397 (5.0)	1.00	1.00	0.00	31 (2.3)	.947	.950	0.00
처음	349 (4.4)	1.00	1.00	0.00	79 (5.8)	1.00	1.00	0.00
현금	175 (2.2)	1.00	1.00	0.00	122 (8.9)	.947	.950	0.00
추억	226 (2.9)	.947	.950	0.00	30 (2.2)	.947	.950	0.00

동사 형용 사	Fad형 게임앱			Trend형 게임앱				
	빈도 (비중,%)	연결 정도 중심성	근접 중심성	매개 중심성	빈도 (비중,%)	연결 정도 중심성	근접 중심성	매개 중심성
재미있다	5085 (36.8)	1.00	1.00	0.00	745 (26.4)	1.00	1.00	0.00
하다	3258 (23.6)	1.00	1.00	0.00	638 (22.6)	1.00	1.00	0.00
좋다	1550 (11.2)	1.00	1.00	0.00	341 (12.1)	1.00	1.00	0.00
있다	935 (6.8)	1.00	1.00	0.00	249 (8.8)	1.00	1.00	0.00
없다	582 (4.2)	1.00	1.00	0.00	228 (8.1)	1.00	1.00	0.00
나오다	469 (3.4)	1.00	1.00	0.00	164 (5.8)	1.00	1.00	0.00
되다	562 (4.1)	1.00	1.00	0.00	157 (5.6)	1.00	1.00	0.00
안되다	455 (3.3)	1.00	1.00	0.00	104 (3.7)	.895	.905	0.00
같다	497 (3.6)	1.00	1.00	0.00	113 (4.0)	.947	.950	0.00
아니다	439 (3.2)	.947	.950	0.00	85 (3.0)	1.00	1.00	0.00

Trend형 게임앱에서는 '현금'이, Fad형 게임앱에서는 '게임'이 상대적으로 높은 비중을 보였다. 또한 Trend형 게임앱에서 '꿀재미', '시간', '오랜만', '안되다'는 그룹 간 비중 차이는 크게 보이지 않으나, 중심성이 낮아 특정 게임앱 리뷰에 집중되어 있는 단어인 것으로 확인되었다. 반면 Fad형 게임앱에서는 '추억', '아니다'의 상대적 중심성이 낮은 것으로 확인되었다.

단어 네트워크 분석 결과, Fad형 게임앱에서는 20개

의 노드 간 연결정도중심성이 0.95 이상으로 대부분의 단어가 1회 이상 동시출현하는 것으로 확인되었다. 또한, Fad형 게임앱의 네트워크 노드 간 중심화정도가 상대적으로 높은 것으로 나타났으며 '꿀재미', '시간', '오랜만', '안되다'등 출현빈도가 낮은 명사형 단어가 동시출현이 낮은 단어들로 확인됐다. 동사의 경우 '재미있다', '하다', '좋다'등 주로 빈도 수가 높은 단어들이 네트워크 내 중심에 위치하며 상호간 동시출현빈도가 높은 것으로 확인되었다.

이를 통해 Trend형 게임앱 초기 10일 리뷰에서는 Fad형 리뷰에 비해 '재미', '시간'의 쓰임이 상대적으로 편협함을 확인하였다. 해당 용어의 쓰임 차이는 아래 키워드별 내용분석에서 세부적으로 다루겠다.

### 2.2 주요 키워드 별 내용분석

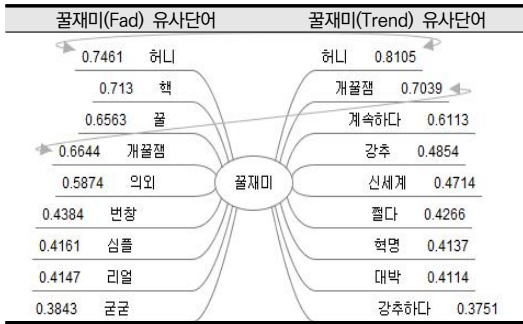
앞서 살펴본 Fad형 게임앱과 Trend형 게임 앱 간 키워드 간 구체적인 차이 확인을 위해 전체리뷰 중 빈도와 중심성에서 차이를 보인 '꿀재미', '구매', '시간', '증독'에 대한 Word2Vec 분석을 수행하였다.

첫번째로, '꿀재미'는 Fad형 게임앱에서 재미를 수식하는 단어인 '꿀'을 대체할 수 있는 '허니', '핵', '개꿀잼' 등과 관련이 높게 나타났으며, '의외', '변창', '리얼' 등의 단어와도 유사성이 있는 것으로 나타났다. 반면, Trend형 게임앱에서의 '꿀재미'는 재미있음을 강조하는 '신세계', '혁명', '절다', '대박' 등의 단어와 관련이 높은 것으로 나타났으며, 추천 및 지속사용 의도를 나타내는 '계속하다', '강추', '강추하다' 등의 단어도 유사성이 있는 것으로 나타났다.

표 6. '꿀재미'와 유사의미를 가진 단어 구성

Fad형 게임앱		Trend형 게임앱	
Words	Cosine Similarity	Words	Cosine Similarity
꿀재미	1	꿀재미	1
허니	0.7461	허니	0.8105
핵	0.713	개꿀잼	0.7039
꿀	0.6563	계속하다	0.6113
개꿀잼	0.6644	강추	0.4854
의외	0.5874	신세계	0.4714
변창	0.4384	절다	0.4266
심플	0.4161	혁명	0.4137
리얼	0.4147	대박	0.4114
굳굳	0.3843	강추하다	0.3751

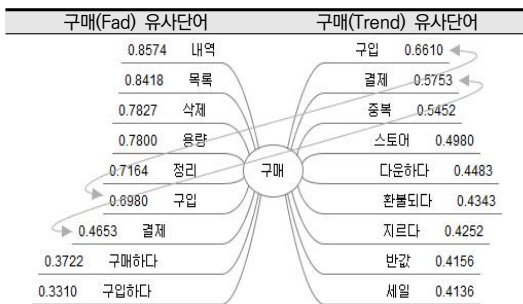




두번째로, '구매'는 Fad형 게임앱에서 '내역', '목록', '삭제', '용량', '정리' 등 구매 후 해당 게임앱 관련 정보의 삭제를 요청하는 의도의 단어와 유사성이 있는 것으로 나타났다. 이외에 유사의미를 지닌 '구입', '결제', '구매하다', '구입하다' 등의 단어도 유사성이 있는 것으로 나타났다. 반면, Trend형 게임앱에서의 '구매'는 '중복', '환불되다' 등의 구매 후 불만족에 대한 조치를 의미하는 단어와 유사성이 있으며, '반값', '세일' 등의 구매 시 이벤트에 대한 단어와도 유사성이 있는 것으로 나타났다. 유사의미를 지닌 '구입', '결제', '다운하다', '지르다' 등의 단어도 유사성이 있는 것으로 나타났다.

표 7. '구매'와 유사의미를 가진 단어 구성

Fad형 게임앱		Trend형 게임앱	
Words	Cosine Similarity	Words	Cosine Similarity
구매	1	구매	1
내역	0.8574	구입	0.661
목록	0.8418	결제	0.5753
삭제	0.7827	중복	0.5452
용량	0.78	스토어	0.498
정리	0.7164	다운하다	0.4483
구입	0.698	환불되다	0.4343
결제	0.4653	지르다	0.4252
구매하다	0.3722	반값	0.4156
구입하다	0.331	세일	0.4136



세번째로, '시간'은 Fad형 게임앱에서 앱을 실행하는

공간적 특성인 '화장실', '버스' 등의 단어와 앱을 실행하는 시간적 특성인 '때우다', '잠', '심심', '한판', '짧다' 등의 단어와 유사성이 있는 것으로 나타났다. 반면, Trend형 게임앱에서의 '시간'은 게임앱 실행 시 방해물 의미하는 단어인 '대기', '딜레이', '발암' 등의 단어와 유사성이 있으며, '텀', '타임' 등 유사의미를 지닌 단어도 유사성이 있는 것으로 나타났다.

네번째로, '중독'은 Fad형 게임앱에서 유사의미를 지닌 '중독되다', '중독성있다', '마성', '마약', '빠져들다'와 유사성이 높은 것으로 나타났으며, 게임앱 사용 후의 반응인 '묘하다', '매력', '끌리다' 등의 단어와도 유사성이 높은 것으로 나타났다. 반면, Trend형 게임앱에서의 '중독'은 '쩔다', '중독되다', '중독성있다' 등의 유사의미 단어와, '대박', '느낌있다', '디테일하다', '맹기다', '색다르다' 등의 게임앱 사용 후 반응 단어들의 유사성이 높은 것으로 나타났다.

전반적으로 Fad형 게임앱에서의 유사단어는 해당 단어를 대체할 수 있는 유사의미어 중심으로 Cosine 유사도가 높은 것으로 나타났으며, Trend형 게임앱에서는 사용 후 만족·불만족 사항과 관련된 단어가 주요 유사 키워드로 등장하는 것을 알 수 있었다. 이는 Trend형 게임앱 특성상 꾸준한 순위를 유지하며 유저들의 충성도를 쌓았기 때문에, 앱에 대한 불만사항 및 개선사항을 보다 상세히 서술하는 것으로 판단된다.

표 8. '시간'과 유사의미를 가진 단어 구성

Fad형 게임앱		Trend형 게임앱	
Words	Cosine Similarity	Words	Cosine Similarity
시간	1	시간	1
때우다	0.5109	동시	0.5799
화장실	0.4639	대기	0.5744
잠	0.4405	딜레이	0.5519
버스	0.4377	발암	0.5224
붙들다	0.4288	텀	0.5191
중독	0.3922	기다림	0.5125
심심	0.3748	여유	0.4958
한판	0.3701	늘리다	0.4793
짧다	0.3809	타임	0.4582

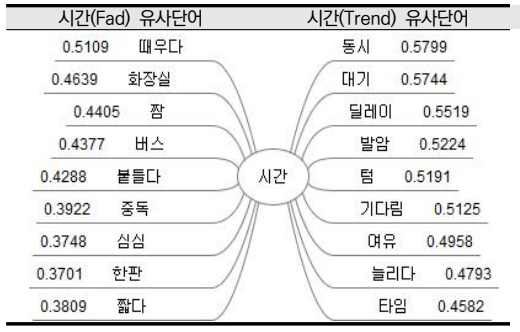
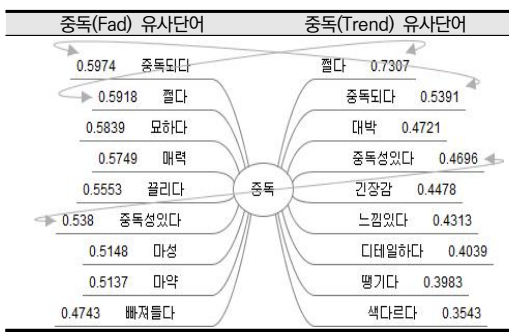


표 9. '중독'과 유사의미를 가진 단어 구성

Fad형 게임앱		Trend형 게임앱	
Words	Cosine Similarity	Words	Cosine Similarity
중독	1	중독	1
중독되다	0.5974	절다	0.7307
절다	0.5918	중독되다	0.5391
묘하다	0.5839	대박	0.4721
매력	0.5749	중독성있다	0.4696
클리다	0.5553	긴장감	0.4478
중독성있다	0.538	느낌있다	0.4313
마성	0.5148	디테일하다	0.4039
마약	0.5137	땡기다	0.3983
빠져들다	0.4743	색다르다	0.3543



IV. 결론 및 제언

본 연구는 온라인 구전의 특성을 고려하여 Fad·Trend앱 간 구전내용 차이, 수익모델별 구전내용 차이를 알아보기 위한 연구이다. 이를 위해 해당 리뷰를 런칭 초기와 전체 관점으로 구분하여 리뷰량(Buzz)과 앱 순위 변동 간의 상관관계를 알아보고, 리뷰내용 분석을 위해 키워드의 의미론적 분석을 시도하였다.

구전내용을 연구하는 기존 연구와는 달리 시간대별

(초기-전체) 리뷰 내용의 다이나믹스(Dynamics)를 키워드 중심으로 확인한 점, 해당 키워드를 문맥적 구조를 파악하기 위해 Word2vec을 활용한 점은 타 연구에서 볼 수 없는 본 연구만의 특징이라 할 수 있다.

연구결과 다수의 리뷰는 앱 순위 변동과 상관관계에 있는 것으로 나타났다. 이는 기존연구와 일치하는 결과이다. 그러나 초기 10일간의 변화는 상관관계가 낮거나 없는 것으로 나타나 출시 직후에는 높은 순위 달성을 위한 앱개발사의 단기 마케팅활동이 순위를 형성하는데 영향을 주는 것으로 판단된다.

또한 꾸준한 인기를 얻은 Trend형 게임앱과 짧은 인기를 얻은 Fad형 게임앱 간 리뷰내용의 다이나믹스(Dynamics)를 확인할 수 있었다. Trend형 게임앱에서는 게임 앱 소비 후의 긍정적 반응을 의미하는 키워드의 초반 비중은 상대적으로 적지만, 시간 흐름에 따라 비중이 높아짐을 확인할 수 있었다. 그러나 이렇게 형성된 긍정구전과 성과 간에는 동일한 방향성을 가진 상관관계가 확인되지 않아 양 변수간에 상관성이 존재한다고 일반화하기는 어려운 것으로 판단된다.

따라서 장기적 관점에서 꾸준한 순위 유지를 목표로 한다면, 앱개발사는 사용자들의 지속적인 관심을 유도하여 리뷰량을 확보하는 것에 집중된 전략이 필요할 것이다. 앱 출시 이후 기존 사용자들의 긍정적인 구전을 끌어내는 것 보다, 게임앱 외적으로 화제가 될 수 있는 홍보 또는 이슈를 제공하여 신규 이용자의 유입을 늘리는 것이 지속적인 순위 유지를 위해서 효과적인 전략일 것으로 판단된다.

한편 그룹 간 단어 네트워크 분석을 통해 리뷰 내용의 차이를 확인할 수 있었다. Trend형 게임앱과 Fad형 게임앱, 유료 게임앱과 무료 게임앱 간에는 리뷰를 구성하는 단어의 빈도에서 차이가 있음을 확인하였으며, 동일 단어임에도 네트워크 중심성에서 차이가 있음을 확인하여, 각 단어의 리뷰 내 쓰임이 다른 것을 확인할 수 있었다.

이와 같은 차이를 세부적으로 확인하기 위해, 중심성에서 차이를 보인 4개 키워드의 단어 유사도 분석을 통해 내용분석을 해본 결과, '꿀재미'의 경우, Trend형 게임앱에서 추천 및 지속사용 의도가, Fad형 게임앱에서 재미를 강조한 키워드와 유사한 것으로 나타났다. '시

간과 같은 경우, Trend형 게임앱은 앱 이용시 불만사항에 대한 키워드가, Fad형 게임앱은 앱 이용시 시·공간적 특성에 대한 키워드의 유사성이 두드러지는 것으로 나타났다.

온라인에서 끊임없이 생성되는 모바일앱 리뷰는 만족과 불만사항은 물론 개선사항에 대한 조언까지 포함된 소비자의 실시간 목소리이다. 본 연구에서는 기계적 분석방법에 의해 과거에는 다루기 어려웠던 다수의 온라인 구전을 특별, 시기별로 구분하고 구전의 다이내믹스를 살펴보았다. 이를 통해 구전 키워드의 구조적 특징과 만족, 불만족 사항들을 확인할 수 있었다.

본 연구를 통해 확인된 다이내믹스를 바탕으로 기업에 줄 수 있는 시사점은 다음과 같다.

첫째, 꾸준한 성과를 올리기 위해 구전의 양에 집중해야 한다. 런칭 후 10일 간의 리뷰량과 성과 간에는 상관관계가 앱 별로 상이한 점으로 미루어보아, 런칭 초반에는 입소문보다는 마케팅 효과 등 외부요인에 영향을 받는 것으로 판단된다. 그러나 장기적 관점에서 다수의 리뷰량과 높은 성과 간에는 상관관계가 존재한다.

리뷰량의 확보를 위해 게임 내·외 적으로 화제가 될 수 있는 이슈 또는 콘텐츠를 제공하는 전략은 전통적이지만 여전히 강력하다. 유명 모바일 게임인 '레이븐'의 경우, 초기 인지도 확산을 위한 사전등록 이벤트를 시작으로 유명배우를 모델로 기용한 TV 중심의 고비용 마케팅을 펼친 결과, 유명배우 기용으로 인한 초기 화제성 버스가 게임이용 경험공유에 대한 버스로 확산되며 신규 게임 이용자 증가로 이어지는 효과를 누렸다. 또한, 인디게임 앱인 오-덕(Oh! Duck!)의 경우, 독일 게임으로 한국 내 사용 비중이 90% 이상인 특이 사례로, 국내 온라인 커뮤니티를 통해 앱 명칭을 'Duckling'에서 'Oh-Duck'으로 수정하게 된 '친구가 독일회사 말아먹은 썰'이라는 버스가 다양한 형태의 구전 콘텐츠로 확산됨에 따라, 이를 접한 국내 사용자들이 앱을 다운로드받아 단시간 내 성과가 급증한 사례이다. 이처럼 성과를 확보하기 위해 앱 마케팅은 내·외적인 이슈를 발굴하여 사용자들의 구전이 지속될 수 있도록 노력해야 한다.

둘째, 다수 구전의 기계적 분석을 통해 고객여건의

변화 감지가 가능하다. 과거에는 온라인에 존재하는 텍스트 기반의 데이터는 분석에 드는 비용, 시간, 절차상의 문제로 별도의 관리·분석을 수행하지 않았다. 그러나 본 연구에서 살펴보았듯 사람의 개입을 최소화한 채 다량의 리뷰에 대한 기계적 분석이 가능하다.

앞서 살펴본 바에 따르면 구전은 시간 변화와 그룹특성에 따라 키워드의 쓰임이 다르고, 그 의미가 다르게 해석된다. Trend형 게임앱의 경우, 앱 사용 후 의견을 보다 적극적으로 개진하므로 주요 키워드의 유사단어 범위가 확장됨을 확인할 수 있었으며, 무료앱의 경우, 특정 키워드(구매)를 둘러싼 유사단어의 의미가 일반적 의미에서 벗어나 특정 현상과 맞물리는 것을 확인할 수 있었다. 이와같이 구전의 다이내믹스 추적은 특정 고객군의 의견 변화에 대응할 수 있는 마케팅 기초자료로 활용 가능할 것으로 판단된다.

이를 위해 기업은 리뷰를 포함한 온라인 상의 고객 목소리를 수집·관리해야 한다. 특히 머신러닝 기법은 다수의 데이터가 쌓일수록 분석이 정교해지는 특징을 가지고 있어, 해당 리뷰의 축적은 기본적으로 수반되어야 할 사항이다. 단순 반응 정도만 파악할 수 있던 기존 구전연구와 더불어, 본 연구에서 수행된 절차를 통해 주요 키워드가 내포하는 문맥적 의미를 추적한다면 구매 후 반응에 대한 대응전략 수립이 보다 가치있을 것으로 예상된다.

온라인 구전의 내용적 다이내믹스 파악은 좁게는 고객 오피니언 파악에서부터 넓게는 제품 및 콘텐츠 개발까지 다양한 용도로 활용이 가능하다. 본 연구가 실시간으로 쏟아지는 다수의 온라인 목소리를 빠르고 정확하게 파악할 수 있는 기반이 되길 기대하며, 이를 시작으로 한글 비정형 데이터의 체계적인 분석접근이 활성화되길 바란다. 또한 이를 바탕으로 마케터 또는 개발자가 손쉽게 고객의 목소리에 귀 기울일 수 있길 기대해본다.

## 참 고 문 헌

- [1] Cisco Visual Networking Index: Global Mobile Data Traffic Forecast Update, 2014-2019, White Paper, 2015(2).

- [2] KT경제경영연구소, *2016년 모바일 트렌드 전망*, 디지테크 보고서, 2016.1
- [3] Pew Internet & American Life Project, "Half of adult cell phone owners have apps on their phones," 2011.10.2. [<http://www.pewinternet.org/2011/11/02/half-of-adult-cell-phone-owners-have-apps-on-their-phones/>], 2020.7.1.
- [4] Statista, "Number of apps available in leading app stores" as of July 2015", 2015.7 [<http://www.statista.com/statistics/276623/number-of-apps-available-in-leading-app-stores/>], 2020.7.1.
- [5] App Annie, "Top App Predictions of 2016," 2015.12.8. [<http://blog.appannie.com/topapp-predictions-2016/>], 2020.7.1.
- [6] App Annie, "App Annie Index: Market Q3 2015," 2015.10.14. [<http://go.appannie.com/report-app-annie-index-market-q3-2015>], 2020, 7. 1.
- [7] Apple, "Record Breaking Holiday Season for the App Store," 2016.1.6. [<http://www.apple.com/pr/library/2016/01/06-Record-Breaking-Holiday-Season-for-the-App-Store.html>], 2020.7.1.
- [8] J. C. Ward and A. L. Ostrom, "The internet as information minefield: an analysis of the source and content of brand information yielded by net searches," *Journal of Business research*, Vol.56, No.11, pp.907-914. 2003.
- [9] S. Basuroy, S. Chatterjee, and S. A. Ravid, "How critical are critical reviews? The box office effects of film critics, star power, and budgets," *Journal of marketing*, Vol.67, No.4, pp.103-117, 2003.
- [10] B. Bickart and R. M. Schindler, "Internet Form as Influential Sources of Consumer of Information," *Journal of Interactive Marketing*, Vol.15, No.3, pp.31-40, 2001.
- [11] J. Chevalier and D. Mayzlin, "The Effect of Word of Mouth on Sales: Online Book Reviews," *Journal of Marketing Research*, Vol.43, No.3, pp.345-354, 2003.
- [12] Y. Liu, "Word of mouth for movies: Its dynamics and impact on box office revenue," *Journal of marketing*, Vol.70, No.3, pp.74-89, 2006.
- [13] S. B. Park and D. H. Park, "The Effect of Low-versus High-Variance in Product Reviews on Product Evaluation," *Psychology and Marketing*, Vol.30, No.7, pp.543-554, 2013.
- [14] F. Zhu and X. Zhang, "Impact of online consumer reviews on sales: The moderating role of product and consumer characteristics," *Journal of marketing*, Vol.74, No.2, pp.133-148, 2010.
- [15] D. H. Park, J. Lee, and I. Han, "The effect of on-line consumer reviews on consumer purchasing intention: The moderating role of involvement," *International Journal of Electronic Commerce*, Vol.11, No.4, pp.125-148, 2007.
- [16] D. S. Sundaram, K. Mitra, and C. Webster, "Word-of-mouth communications: A motivational analysis," *ACR North American Advances*, Vol.25, pp.527-531, 1998.
- [17] D. M. Hanssens, J. Villanueva, and S. Yoo, "Word-of-Mouth and Marketing Effects on Customer Equity," in *Handbook of Research on Customer Equity in Marketing*, V. Kumar and Denish Shah, eds., Edward Elgar Publishing(forthcoming), 2015.
- [18] 류강석, 유시진, "구전연구에 관한 문헌적 고찰," *마케팅연구*, Vol.30, No.1, pp.145-176, 2015.
- [19] 양소영, 김형수, 김영걸, "온라인 고객 리뷰의 분류 항목별 차이 분석," *Asia Marketing Journal*, Vol.10, No.2, pp.125-151, 2008.
- [20] 이방형, 한상린, 이성근, 이성훈, "소셜미디어 이용 동기의 차원 분석과 마케팅 시사점에 관한 탐색적 연구," *마케팅연구*, Vol.28, No.2, pp.87-108, 2013.
- [21] 이진명, 나종연, "온라인 맞춤형 광고 인식에 따른 소비자유형 연구: 효용과 비용을 중심으로," *디지털융복합연구*, Vol.13, No.9, pp.105-114, 2015.

저 자 소 개

김 인 규(In-Kiw Kim)

정회원



- 2016년 8월 ~ 현재 : 오케이금융그룹 미래디지털본부 과장
- 2016년 7월 : 고려대학교 경영학 박사 졸업
- 2014년 4월 ~ 2015년 7월 : 인포마스터 전략 컨설턴트
- 2011년 3월 ~ 2012년 2월 : 네모

파트너즈 PSG 컨설턴트

〈관심분야〉 : Big Data, Machine Learning, Online Marketing, BlockChain

차 성 수(Seong-Soo Cha)

정회원



- 2016년 ~ 현재 : 을지대학교 식품산업외식학과 조교수
- 2016년 : 고려대학교 경영학 박사
- 1998년 ~ 2012년 : 롯데그룹 인사, 마케팅, 기획, MD팀장
- 2012년 ~ 2013년 : 롯데센터 하노이 마케팅팀장

- 2013년 ~ 2016년 : 롯데월드타워&몰 MD 수석부장

〈관심분야〉 : Big Data, Retail Consumer Behavior, On/offline Marketing, Consumer's Psychological Behavior, F&B Management, SNS Marketing