소셜미디어 데이터 마이닝을 활용한 스마트 스피커 제품에 대한 VOC 분석



박영재 건국대 산업공학과 dudwoll28@gmail.com



- 연구 목적
- 관련 연구
- 이론적 배경
- 연구 절차
- 결론
- 참고 문헌



스마트 스피커

- 구글 홈, 아마존 에코 등으로 대표되는 스마트 스피커는 무선스피커에 인공지능 비서를 접목
- 이용자와의 상호작용을 통하여 정보 알림, IOT (Internet of things) 기기 조작 등 다양한 기능을 제공하는 제품
- 2014년 아마존 에코를 시작으로 본격적으로 스마트 스피커 시장이 형성되었고 그에 따른 제품 및 서 비스가 증가하고 있음
- 인공지능, 음성 인식 기술들의 발달로, 스마트 스피커를 위시한 스마트 홈, IOT 제품 및 서비스 개발 이 활발히 이루어지고 있음



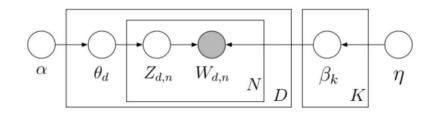
관련 연구

- 스마트 홈은 거주지의 모니터링과 자동화를 가능하게 함 (Cook 2012)
- 스마트 홈 장애인과 노약자와 같이 특별한 도움이 필요한 이용자들을 대상으로 차별화된 시장을 형성 할 수 있을 것으로 보여짐 (Smirek, Zimmermann, and Beigl 2016).
- 기업들은 IOT에 대한 잠재성을 높게 평가하여 IOT에 대한 적극적인 투자를 신중하게 고려하고 있음 (Lee and Lee 2015)
- 스마트 스피커 시장규모는 2015년 3억 6천만 달러 (약 4천 300억 원)에서 2020년 20억 달러 (약 2조 3천억원)로 6배 이상 커질 것으로 예측 (<u>김영대 2017</u>)
- 스마트 스피커와 같은 이머징 제품의 경우에는 기술주도형 (Technology-driven)으로 개발되는 경향을 지니며 (<u>Haines et al. 2007</u>)



- 시장에서의 소셜 미디어 영향력은 지대하여 소셜 미디어를 통한 커뮤니케이션은 마케팅에서 중요한 이슈로서 활용됨 (Mangold and Faulds 2009)
- 제품 사용자들의 정보 교환의 창구로서의 역할을 한다 (Wang, Yu, and Wei 2012)
- 소셜 미디어는 대용량인 동시에 실시간 정보이므로 시장에 대한 기업의 즉각적인 대응을 가능하게 함 (Sakaki, Okazaki, and Matsuo 2010)
- 소셜 미디어는 고객 입장에서 제품 개발 방향 또는 비즈니스 인사이트를 얻을 수 있으며, 이러한 관점을 이용하여 소셜 미디어를 대상으로 다양한 연구들이 진행되고 있다. 소셜 미디어를 CRM에 적용할수 있음 (Malthouse et al. 2013)
- 소셜 미디어 데이터를 분석하여 박스 오피스 산업에서의 비즈니스 인텔리전스에 활용함 (Lu, Wang, and Maciejewski 2014)





K - total number of topics

 β_{ν} – topic, a distribution over the vocabulary

D - total number of documents

 $\Theta_{\scriptscriptstyle d}$ – per-document topic proportions

N- total number of words in a document (it fact, it should be $N_{\rm d}$)

Z_{d n} – per-word topic assignment

W_{d.n} – observed word

 α , η – Dirichlet parameters

- Several inference algorithms are available (e.g. sampling based)
- · A few extensions to LDA were created:
- Bigram Topic Model

토픽 모델링

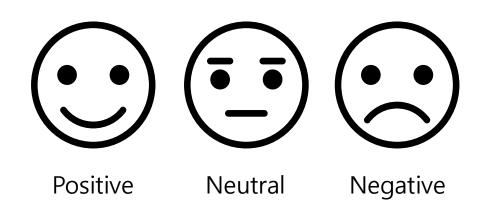
- 기계 학습과 자연어 처리 분야에서 문서 집합의 주제를 파악하기 위해 사용하는 방법
- 문서에 자주 등장하는 단어들의 통계를 이용한 분석 모델
- 문서가 단어로 구성되어 있다는 점을 이용하여 비슷한 주제의 문서에는 비슷한 키워드가 등장한다는 전제로 이루어지는 주제 클러스터링 방법

LDA(Latent Dirichlet Allocation)

- 토픽 모델링 중에서 가장 많이 사용
- Overfitting 문제가 없으며 새로운 문서에 대해서 도 쉽게 일반화가 가능함



이론적 배경





감성 분석

- 자연어 처리(Natural Language Process), 텍스 트 분석 등의 활용
- 설문조사, 후기, 소셜 미디어 데이터 등의 Voice of Customer에 적용
- Lexicon-based, Rule-based, Deep learning-based의 3가지 방법이 존재함

IBM Watson: Alchemy API

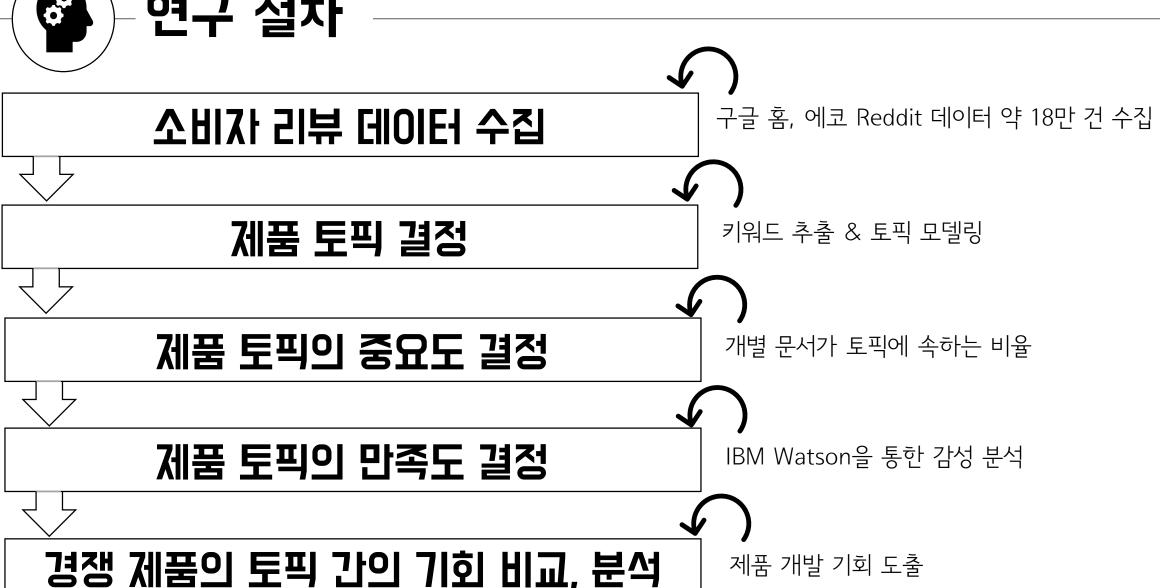
- Java, Python 등의 다양한 프로그래밍 언어 지원
- 9개의 언어의 텍스트 이해
- 키워드에 대한 긍정/ 부정을 판단
- -1과 1사이의 점수를 부과



본 연구에서는 소셜 미디어 데이터 마이닝을 활용하여 제품 계획을 하고자 하며, 이를 달성하기 위해 Jeong, Yoon, and Lee (2017)의 방법을 활용함

- 1. 소셜 미디어 기반의 소비자 리뷰 데이터를 수집하였으며, 해당 데이터는 미국 온라인 커뮤니티 레딧 (Reddit)에서 아마존 에코 데이터 약 11만 건과 구글 홈 데이터 약 7만 건을 사용하였음
- 2. 토픽모델링을 통하여 고객들에 의해 자주 언급되는 제품 토픽을 정의하고 토픽의 중요도를 결정함
- 3. 감성 분석을 통하여 제품 토픽의 만족도를 산출함
- 4. 기회분석 알고리즘을 이용하여 고객의 관점에서 제품 토픽의 중요도와 만족도를 평가함
- 5. 경쟁 제품의 제품 토픽 비교 분석을 실시하며, 이를 통해 시장의 의견을 반영한 제품의 개선 기회 및 개발 방향을 제시함







소비자 리뷰 데이터 수집





created_utc	subreddit_id	parent_id	body		
1501761254	t5_3enp4	t1_dl3sj2a	Six, and she went on to list them.		
1502453120	t5_3enp4	t1_dlgy67c	I have had the shortcuts for approx two weeks now but not the services		
1503587971	t5_3enp4	t1_dm2cvyj	I don't have that listed. Is there a way to install it?		
1503750205	t5_3enp4	t1_dm4e69f	This is a great feature.		
1504197743	t5_3enp4	t1_dmdmas9	You want to know the time from MY watch? TOO BAD.		

Reddit

- 소셜 뉴스 웹사이트
- 다양한 주제에 대한 피드 업데이트
- 해당 주제에 관련한 서브 레딧이 존재함
- 본 연구에서는 'Googlehome'과 'Echo' 서브 레딧 데이터 활용

데이터 수집

- 구글 BigQuery를 활용하여 데이터 수집
- 작성자, 댓글 데이터 수집
- Echo 데이터 116,464건, Googlehome 데이터 77,740건 수집



제품 토픽 결정

기위드 추출, 정제 및 감성 분석

- IBM Watson Alchemy API 활용
- 키워드, 해당 문서에서 언급 횟수, 긍정/부정, 점수 추출
- Document Frequency, Term Frequency, 불용어 고려하여 키워드 정제
- Echo, GoogleHome과 관련되지 않은 키워드 제거
- Github <u>https://github.com/dudwo1128/Python_Project/blob/master/Echo_KWD_Extract.py</u>

Keywords	numbers	Sentiment	Score
integration	1	positive	0.69917
thing	1	negative	-0.47906
iHeart Radio playlists	1	positive	0.560155
color band	1	positive	0.80525
wrong music	1	negative	-0.42256
voice training	1	positive	0.332312
mics	1	positive	0.829191
ton	1	positive	0.560155
instances	1	negative	-0.42256
direction	1	positive	0.80525
couple	1	negative	-0.42256
time	1	positive	0.560155



제품 토픽 결정

토픽모델링

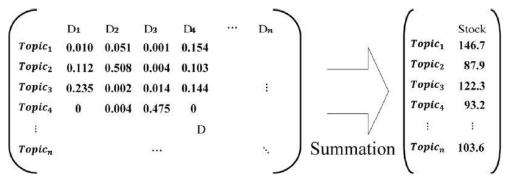
- Echo 키워드 2051개, GoogleHome 키워드 1416개 활용
- 토픽의 수는 토픽 사이의 코사인 유사도를 통하여 결정
- Echo 토픽 23개, GoogleHome 토픽 23개 활용
- Echo, GoogleHome 관련 조사를 통한 토픽 Labeling 실시
- GitHub <u>https://github.com/dudwo1128/Python_Project/blob/master/TopicNumber_Decision.py</u>

Topic	1st Keywo	2nd Keywo
Voice Control	spotify	alarm
Echo Connect	phone	wall
Light Control	light	ifttt
Echo Plus	song	setup
Echo Dot	echo dot	alexa app
Audio/Video Remote Control	account	remote
Notification	tunein	notification
Smart Plug	timer	command
Smart Home Automation	house	living roon
Alexa	alexa	harmony h
Alexa Skill	order	receiver
Communications	bluetooth	data
Home Control	alexa	wifi
Question & Answer	question	comment



제품 토픽의 중요도 결정

- 각 토픽은 웹 데이터를 이용하여 정의되어 소비자들이 해당 제품에 대해 직접적으로 관심있는 제품
- 토픽에 해당하는 문서가 많다는 것은 해당 토픽에 기대하는 수준이 높음을 의미
- 동시에 해당 토픽의 중요도가 높은 것으로 해석
- 개별 문서가 토픽에 속할 확률의 합을 토픽의 중요도로 해석
- 각 토픽의 중요도를 10점 척도로 정규화



Topics-Documents matrix

Contribution stock for topics

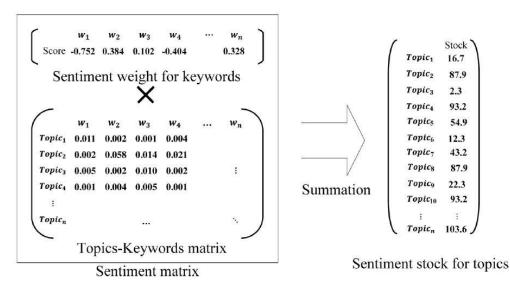
$$CS_t = \sum_{i=0}^{\#ofDocuments} TDMatrix_{t,i}$$
, Where t= Topic#

$$Importance_i = 10 \times \frac{CS_i - CS_{Min}}{CS_{Max} - CS_{Min}}$$



제품 토픽의 만족도 결정

- 토픽 모델링의 결과인 토픽과 문서 사이의 확률분포와, 문서와 키워드 사이의 감성점수 활용
- 확률분포와 감성 점수를 벡터 곱하여 감성 점수분포를 가짐
- 감성점수분포는 이론적으로 -1과 1사이의 값을 가짐
- 감성점수를 10점 척도로 변환하여 만족도 결정



$$SS_t = \sum_{i=0}^{\#ofDocuments} SentimentMatrix_{t,i}$$
, Where t= Topic#

43.2

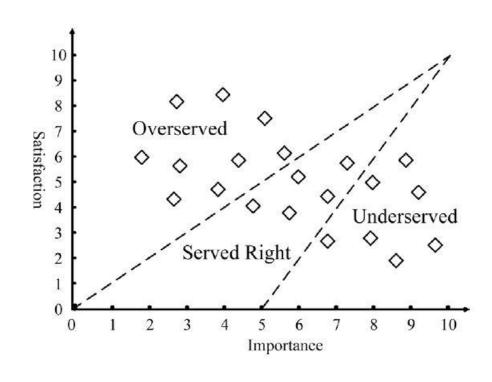
$$Satisfaction_i = 10 \times \frac{SS_i - SS_{Min}}{SS_{Max} - SS_{Min}}$$



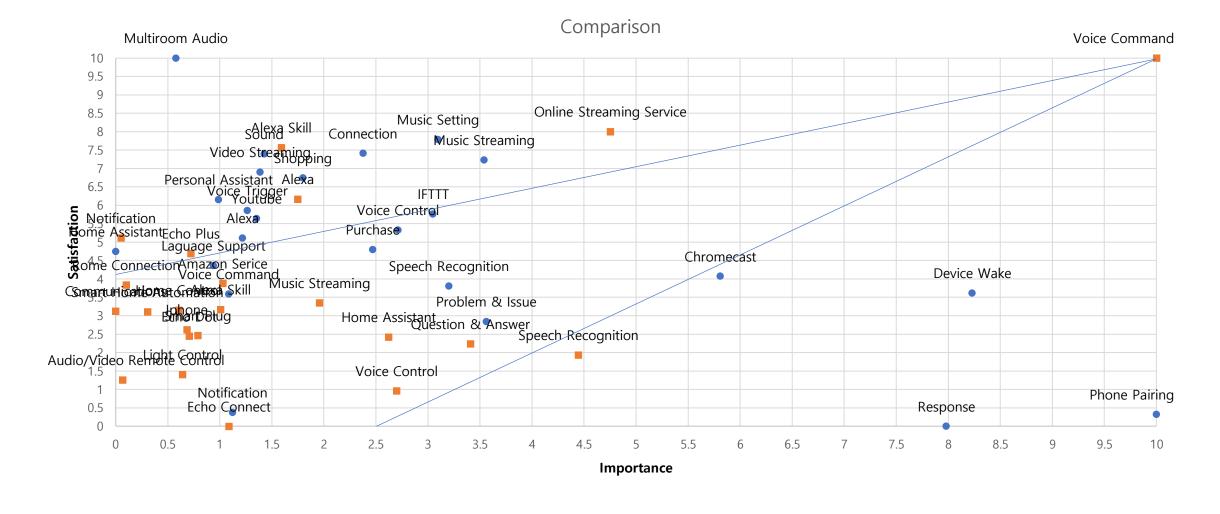
경쟁 제품의 토픽 간의 기회 비교, 분석

Opportunity Algorithm

- 10점 척도로 계량화 된 개별 토픽의 중요도와 만족도를 2차원에 맵핑
- Opportunity Algorithm을 이용하여 각 토픽에 대해 개 선의 기회 파악
- 중요도와 만족도의 값에 따라서 3가지 영역으로 구분할 수 있음
- Under-Served 영역에 해당하는 토픽들을 개선의 기회 가 있는 토픽으로 판단함









Cook, Diane J. 2012. 'How smart is your home?', Science, 335: 1579-81.

Haines, Victoria, Val Mitchell, Catherine Cooper, and Martin Maguire. 2007. 'Probing user values in the home environment within a technology driven Smart Home project', *Personal and Ubiquitous Computing*, 11: 349-59.

Jeong, Byeongki, Janghyeok Yoon, and Jae-Min Lee. 2017. 'Social media mining for product planning: A product opportunity mining approach based on topic modeling and sentiment analysis', *International Journal of Information Management*. Lee, In, and Kyoochun Lee. 2015. 'The Internet of Things (IoT): Applications, investments, and challenges for enterprises', *Business Horizons*. 58: 431-40.

Lu, Yafeng, Feng Wang, and Ross Maciejewski. 2014. 'Business intelligence from social media: A study from the vast box office challenge', *IEEE computer graphics and applications*, 34: 58-69.

Malthouse, Edward C, Michael Haenlein, Bernd Skiera, Egbert Wege, and Michael Zhang. 2013. 'Managing customer relationships in the social media era: Introducing the social CRM house', *Journal of interactive marketing*, 27: 270-80. Mangold, W Glynn, and David J Faulds. 2009. 'Social media: The new hybrid element of the promotion mix', *Business Horizons*, 52: 357-65.

Sakaki, Takeshi, Makoto Okazaki, and Yutaka Matsuo. 2010. "Earthquake shakes Twitter users: real-time event detection by social sensors." In *Proceedings of the 19th international conference on World wide web*, 851-60. ACM.

Smirek, Lukas, Gottfried Zimmermann, and Michael Beigl. 2016. 'Just a smart home or your smart home—a framework for personalized user interfaces based on eclipse smart home and universal remote console', *Procedia Computer Science*, 98: 107-16.

Wang, Xia, Chunling Yu, and Yujie Wei. 2012. 'Social media peer communication and impacts on purchase intentions: A consumer socialization framework', *Journal of interactive marketing*, 26: 198-208.