Research Paper Reading Sheet		Date	2019. 3. 7
Title	The YouTube Video Recommendation System		
Author	Author James Davidson, Benjamin Liebald, Junning Liu, Palash Nandy, Taylor Van Vleet (Google Inc)		

Abstract			
Research problem	수 많은 user-generated contents가 있는 YouTube에서 개인에 맞춘 Recommendation 이 필요한데, user가 지속적으로 entertained and engaged하기 위해서 이러한 recommendation은 정기적으로 update되어야 하며 user가 site에서 최근에 활동한 activity를 반영해야 할 것이다. 즉, 개인에게 추천을 해주지만 개인의 활동을 지속적으로 추적/분석하는 recommendation system이 필요한 것이다.		
Motivation/background	YouTube는 content creators에게 platform 역할을 하며, 매 분마다 24시간 이상 분량의 영상이 업로드되고 있는 가장 인기있는 비디오 제공 사이트이다. YouTube의 personalized video recommendation system은 user가 특정한 주제의 영상을 검색하여 시청하는 활동이 아닌, 단순 흥미를 위해 site에 접속하는 경우를 위한 system이다. 따라서 user들의 지속적인 참여와 흥미 유도를 위해 이러한 recommendation은 정기적으로 update되고 user의 최근 활동이 반영되어야 한다.		
Proposed approach	YouTube 전체 system의 하위 system으로 다른 component와의 coupling을 최소화하고 전체 system안에서 복잡도를 최소화해야 한다.		
Contribution	YouTube에서 더 많은 user들을 지속적으로 만족시켜 줄 수 있는 recommendation system을 제시/개발함으로써 user에게 흥미와 새로운 지식을 제공할 수 있고, 영상뿐 아니라 다른 content를 제공하는 service에서도 해당 recommendation system의 implementation을 참고/적용할 수 있을 것이다.		
Conclusion	Recommendation module의 성능을 다른 module과 비교하기 위해 CTR(click through rate) metric을 사용하여 recommendation video set과 다른 algorithmically generated video set을 비교한다. 21일 간 비교한 결과 most viewed video set(다른 모든 사용자들이 공통적으로 많이 본 video)에 비해 recommendation video set이 207%의 높은 성능을 보였다.		

Main Body		
Related Work	개인에게 추천된 video set은 그들이 site에서 활동한 내역들에 의해 만들어진다. 그	
	후 이러한 video set은 여러 signal에 의해 평가된다.	
	Personalized video recommendation을 생성하기 위해 많은 data source를 고려해야	
	하는데, 보통 두 가지의 class로 나눌 수 있다. 첫 번째는 video stream 그 자체의	
	data 또는 video metadata와 같은 content data이고, 두 번째는 user activity data이다.	
	User activity data와 같은 경우는 rating, liking, subscribing과 같이 explicit하게 드러나	
	는 data가 있는 반면, 시청한 시간과 같은 implicit한 활동 data도 존재한다. Data의	
	종류는 이와 같이 어느 정도 명확하게 구분할 수 있지만 실제 이러한 data들은 꽤	
	noisy하다. 예를 들어, video metadata가 존재하지 않거나 완벽하지 않을 수 있으며,	
	오랫동안 시청한 영상이 무조건 관심있는 영상이 아닐 수 있는 것과 같이 user	
	activity는 단편적이고 제한적으로 확인이 가능하다.	
	Recommendation system의 요소 중 하나는 특정 비디오를 비슷하거나 연관된 video	
	set과 매칭시켜주는 것이다. Candidate video들의 set을 생성한 후에 이러한 video들	

	은 다양한 signal에 의해 점수가 매겨지고 평가된다.	
	(영상을 시청한 후 느껴지는 emotion을 detection하여 지표화/수치화 하는 작업도	
	catching signals의 일종)	
	Recommendation 영상 목록을 나타내는 것(presentation) 또한 중요하다-user	
	interface.	
	(emotion에 따른 추천 영상 목록 표시 -> emotion에 따른 user interface)	
Evaluation/ Experiments	실제 YouTube의 recommendation system에는 1) data collection, 2) recommendation	
	generation, 3) recommendation serving의 3가지 요소가 필요하다. 방대한 사용자의	
	log data(activity data)를 관리하고, MapReduce computation을 통해 recommendation	
	이 생성된다.	
	해당 system은 A/B testing(추천 시스템의 성능을 평가하는 방법)을 통해 live	
	evaluation을 진행한다.	
	A/B test : 웹 디자인/UI와 같은 분야에서 사용하는 대조를 통한 성능 평가 방법이다. 웹 페이지의 UI를 리하여 더 많은 클릭 수를 얻는 쪽의 UI를 채택하는 것을 하나의 예시로 들 수 있다.	
	A/B test를 위해 각 그룹에 통계적으로 유의미한 결과를 달성할 정도의 충분한 traffic	
	이 있어야 한다는 제한 요소가 있지만, 실제 웹 사이트의 UI 상에서 평가를 진행할	
	수 있고 다수의 experiment를 실행할 수 있으며 빠른 feedback을 얻을 수 있다는 것	
	이 장점이다.	
	Recommendation 품질을 평가하기 위해서 사용하는 주요한 metric은 click through	
	rate(CTR), session length 등을 조합하여 평가하는 방법이 있다.	
Future work		

Opinion (Quality of the idea, Potential impact)		