

유저 간 지지도 및 유저의 공유 빈도를 활용한 효과적인 광고효과 최대화 방안

홍석진, 고윤용, 김상욱*, 박계환⁺
 한양대학교 컴퓨터·소프트웨어학과, (주)청년⁺
 e-mail: {wjrrjrwr, yyko, wook}@hanyang.ac.kr, ceoqhpark@naver.com⁺

Effective Ad-Effect Maximization

Exploiting User's Support and Share

Suk-Jin Hong, Yun-Yong Ko, Sang-Wook Kim, Gye-Hwan Park⁺
 Dept. of Computer and Software, Hanyang University, CHUNGNYEON Inc⁺

요 약

본 논문에서는 기존 광고대행 유저 추천 서비스의 광고대행 유저 선출 방법이 갖는 문제를 해결하기 위해, 영향력 최대화 (Influence maximization) 연구 분야의 기술을 활용하여 (1) 유저들 간 단계적으로 파급되는 광고효과를 고려한 광고효과 최대화 방안을 제안한다. 나아가 보다 정확한 광고효과 평가를 위해, (2) 유저 간 지지도 (support) 및 (3) 유저의 콘텐츠 공유 (share) 점수를 정의하고 광고효과 최대화 방안이 반영하였다. 실 세계 데이터를 이용한 실험을 통해 제안하는 광고 대행 유저 선출 방안이 전통적인 선출 방안들보다 광고 효과가 더 큰 유저들을 선출함을 입증하였다.

1. 서론

최근 Facebook, Instagram, NAVER 블로그 등과 같은 소셜 네트워킹 서비스 (SNS)를 이용하는 유저들의 급증으로 인하여, SNS 를 대상으로 상품을 광고하고자 하는 기업(광고주)들이 늘어나고 있다. 이로 인하여 SNS 에서 효과적으로 상품을 광고할 수 있는 광고 대행 유저들을 추천해주는 서비스들이 생겨났다. 이러한 서비스들은 유저의 팔로워(이웃) 수, 방문자 수, 등 유저가 가지고 있는 일부 특징을 기반으로 유저의 광고효과를 평가하여, 광고대행 유저를 선출한다.

이러한 방식은 각 유저의 특성만을 이용하여 유저의 광고효과를 평가하기 때문에, SNS 에서 유저들 간 단계적으로 파급되는 잠재적인 광고효과를 고려하지 못한다는 한계를 가지고 있다. 이로 인해 유저의 광고효과를 올바르게 평가하지 못하고, 결과적으로 최적의 광고대행 유저를 선출하기가 어렵게 된다.

이러한 문제를 해결하기 위해, 본 연구는 영향력 최대화 (Influence maximization) 연구 분야의 기술을 활용한다. 영향력 최대화란 소셜 네트워크와 선출하고자 하는 유저의 수 k 가 주어졌을 때, 영향력을 최대화하는 k 명의 유저를 선출하는 문제로 다음과 같이 정의된다.

$$S^* = \operatorname{argmax}_{S \subseteq C} \sigma(S)$$

위 식에서 $\sigma(S)$ 는 네트워크를 통해 파급된 유저의 총 영향력을 의미한다.

본 연구는 영향력 최대화 기술을 광고대행 유저 선출 문제에 적용하여, SNS 에서 유저들 간 단계적으로 파급되는 광고효과를 고려하는 (1) 광고효과 최대화 방안을 제안한다. 또한, 유저 간 파급되는 광고효과를 보다 정확하게 평가하기 위해, (2) 유저 관계의 정도를 나타내는 유저 간 지지도 및 (3) 유저의 콘텐츠(광고) 공유 점수를 정의하고 광고효과 최대화 방안이 반영하였다.

2. 제안 방안

2.1 광고효과 최대화 방안

본 연구는 영향력 최대화 기술을 활용하여 광고대행 유저를 선출하는 *광고효과 최대화 방안*을 제안한다. 광고효과 최대화 방안의 최적해를 구하는 것은 영향력 최대화 문제와 마찬가지로 NP-난해 문제이다. [1] 이 문제를 근사적으로 해결하기 위해, 본 연구는 영향력 최대화 문제의 해결방안 중 하나인 그리디 (greedy) 알고리즘을 이용한다. [2] 그리디 알고리즘은 매 단계 광고효과 한계 이득 (marginal gain)이 최대인 유저를 하나씩 선출하여 총 k 명의 유저를 선출하는 방안이다. 유저 u 의 광고효과 한계 이득은 다음과 같이 표현한다.

$$\text{Marginal gain}(S, u) = \sigma(S \cup \{u\}) - \sigma(S)$$

2.2 유저 간 지지도 (support)

유저의 광고효과 $\sigma(u)$ 를 평가하기 위해서는 광고효과가 네트워크에서 어떻게 파급되는 지를 설명해주는

* 교신 저자

모델이 필요하며 이러한 모델을 과급 모델이라 한다. 대표적인 과급 모델로 Independent cascade (IC) 모델이 있다. IC 모델은 네트워크의 간선 (edge)의 가중치를 $1/(\text{팔로워의 수})$ 로 할당한다.

이러한 방안은 팔로워 수가 많은 유저의 광고효과가 과소평가 받는다는 문제가 있다. 이러한 문제를 개선하기 위해 본 연구는 두 유저간 지지도를 정의하여 두 유저를 잇는 간선의 가중치로 할당하였다. 유저 A의 유저 B에 대한 지지도 $sup(A, B)$ 는 유저 A가 유저 B에게 가한 활동 (action)의 수에 비례하며 다음과 같이 정의한다.

$$sup(A, B) = \frac{1}{1 + \exp(-action_{A,B})}$$

2.3 유저의 공유 (share) 점수

본 연구는 단계적으로 과급되는 유저의 광고효과를 정확하게 평가하기 위해, 유저간 지지도 이외에 유저의 콘텐츠 공유 점수를 정의하고 다음과 같이 계산한다.

$$share(A) = \frac{1}{1 + \exp(-share_freq_A)}$$

최종적으로 유저 간 지지도와 유저의 공유 점수를 모두 고려하여 유저 A의 광고효과 $\sigma(A)$ 를 다음과 같이 정의하였다.

$$\sigma(A) = 1 + \sum_{B \in I_A} sup(B, A) \cdot share(B) \cdot \sigma(B)$$

3. 성능 평가

3.1 실험 데이터

본 연구는 NAVER 블로그 네트워크를 크롤링하여 실 세계의 소셜 네트워크 데이터를 구축하였다. 미리 선정한 유저 30 명을 기준으로 두 단계 (2-hop)의 이웃 유저들에 대한 팔로워 정보, 최신 10 개 글에 대한 댓글, 공감 정보 (action) 및 유저의 공유하기 (share) 빈도를 수집하였다. 표 1은 수집한 데이터의 요약 정보를 보여준다.

<표 1> NAVER 블로그 네트워크

# Users (유저)	# Degree (이웃 쌍)	# Action (댓글, 공감)	# Share (공유하기)
2,336,953	11,590,716	4,373,571	17,615

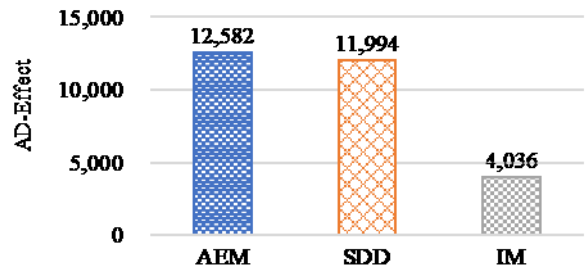
3.2 실험 방법

본 연구는 다음 3 가지의 방안을 비교 분석하였다: (1) 제안 방안 (AEM): 본 논문에서 제안하는 방안; (2) 기존 영향력 최대화 방안 (IM): 영향력 최대화 문제를 위한 방안으로, 유저 간 지지도 및 유저의 공유 점수를 고려하지 않는 그리디 알고리즘; (3) Single Degree Discount (SDD): 영향력 최대화 분야의 해결방안 중 하나로, 유저의 이웃 수를 기반으로 광고대행 유저를 선출하되, 다음 대행 유저 선출 시, 기 선출된 유저의 간선을 제거하는 방안. [3]

비교 방안들의 광고효과를 비교하기 위해, 우리는 각 방안으로 10 명의 광고대행 유저 집합을 선출하여

선출된 유저 집합의 광고효과를 측정하였다. 유저 집합의 광고효과는 광고대행 유저의 광고에 영향을 받은 유저의 수를 의미한다.

3.3 실험 결과



(그림 1) 각 방안에 의한 광고효과

그림 1은 각 비교방안으로 선출한 10 명의 광고대행 유저의 광고효과를 보여준다. x 축은 각 비교 방안을 나타내며, y 축은 광고효과를 나타낸다. 제안 방안 (AEM)으로 선출한 광고대행 유저 집합이 가장 큰 광고효과를 보였으며, IM, SDD와 비교하여 각각 약 3배, 5%만큼 우수한 결과를 나타냈다. 이 실험 결과를 통해 제안 방안(AEM)이 기존 방안들에 비해 유저의 광고효과를 정확하게 평가하여, 광고효과를 더욱 증가시킬 수 있는 유저를 선출함을 입증하였다.

4. 결론

본 논문은 (1) 광고효과 최대화 방안을 제안하고, 광고 효과를 보다 정확하게 평가하기 위해, (2) 유저간 지지도 및 (3) 유저의 콘텐츠 공유 점수를 정의하였다. 실 세계 데이터를 이용한 실험을 통해 제안하는 광고 대행 유저 선출 방안이 전통적인 선출 방안들과 비교하여 광고 효과가 더 큰 유저들을 선출한다는 것을 입증하였다.

5. 감사의 글

본 논문은 (1) 2017년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단-차세대정보·컴퓨팅기술개발사업(No. NRF-2017M3C4A7083678), (2) 2017년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단(No. NRF-2017R1A2B3004581), (3) 중소기업청에서 지원하는 2017년도 산학협력기술개발사업(No. C0511678)의 지원을 받아 수행된 연구임.

참고문헌

[1] D. Kempe, J. Kleinberg and E. Tardos, "Maximizing the Spread of Influence through a Social Network," In ACM SIGKDD, pp. 137-146, 2003.
 [2] Y. Ko, D. Chae and S. Kim, "Accurate Path-based Methods for Influence Maximization in Social Networks," In ACM WWW, pp. 59-60, 2016.
 [3] W. Chen, Y. Wang and S. Yang, "Efficient Influence Maximization in Social Networks", In ACM SIGKDD, pp. 199-208, 2009.