



(19) 대한민국특허청(KR)  
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2019년11월07일  
(11) 등록번호 10-2042040  
(24) 등록일자 2019년11월01일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)  
G06Q 30/02 (2012.01) G06Q 10/04 (2012.01)  
G06Q 50/00 (2018.01) H04L 29/08 (2006.01)  
(52) CPC특허분류  
G06Q 30/0244 (2013.01)  
G06Q 10/04 (2013.01)  
(21) 출원번호 10-2018-0086108  
(22) 출원일자 2018년07월24일  
심사청구일자 2018년07월24일  
(56) 선행기술조사문헌  
US20170126822 A1  
US20140095689 A1

(73) 특허권자  
경희대학교 산학협력단  
경기도 용인시 기흥구 덕영대로 1732 (서천동, 경희대학교 국제캠퍼스내)  
(72) 발명자  
홍충선  
경기도 용인시 수지구 상현로 30-10 상현마을 성원상떼빌 233-101 (상현동, 상현마을성원상떼빌아파트)  
탈룩더 아시스  
경기도 용인시 기흥구 덕영대로 1732 경희대학교 국제캠퍼스 전자정보대학 352호  
임한여름  
경기도 용인시 기흥구 덕영대로 1732 경희대학교 국제캠퍼스 전자정보대학 352호  
(74) 대리인  
김홍석

전체 청구항 수 : 총 20 항

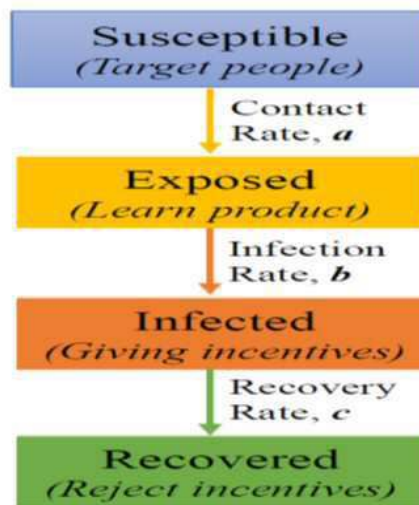
심사관 : 이충근

(54) 발명의 명칭 부정적 영향력을 갖는 소셜 네트워크에서 역효과 극대화 방법

(57) 요약

본 발명에 따른 소셜 네트워크에서 시딩 비용(seeding cost) 추정 방법에 있어서, 상기 방법은 추정 장치에 의해 수행된다. 상기 방법은, 상기 소셜 네트워크 상에서 복수의 홉(hop)으로 이루어진 노드에 대해, 접촉률(a), 감염률(b) 및 회복률(c)을 결정하는 파라미터 결정 단계; 목표 노드(v)의 모든 이웃 노드(u)에 대한 시딩 비용  $\gamma(u)$ 를 계산하는 시딩 비용 계산 단계; 및 상기 시딩 비용  $\gamma(u)$  중 상기 목표 노드(v)를 활성화하기 위한 최적화된 한계 시딩 비용에 기반하여, 총 시딩 비용  $\gamma(s') = |\Gamma(s')| = |\cup_{v \in s'} \Gamma(v)|$  을 계산하는 총 시딩 비용 계산 단계를 포함하고, 비용 추정과 비용 최적화 기법을 통해 소셜 네트워크 상에서 마케팅 영향력을 극대화하면서 비용-편익 분석(Cost-Benefit-Analysis)을 수행할 수 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

*G06Q 50/01* (2013.01)

*H04L 67/306* (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711070706

부처명 과학기술정보통신부

연구관리전문기관 정보통신기술진흥센터

연구사업명 Grand ICT연구센터 지원사업

연구과제명 라이프 컴패니온쉽 경험을 위한 지능형 인터랙션 융합 연구

기 여 율 1/1

주관기관 성균관대학교 산학협력단

연구기간 2018.01.01 ~ 2018.12.31

공지예외적용 : 있음

---

**명세서**

**청구범위**

**청구항 1**

소셜 네트워크에서 시딩 비용(seeding cost) 추정 방법에 있어서, 상기 방법은 추정 장치에 의해 수행되고, 상기 방법은,

상기 소셜 네트워크 상에서 복수의 홉(hop)으로 이루어진 노드에 대해, 접촉률(a), 감염률(b) 및 회복률(c)을 결정하는 파라미터 결정 단계;

목표 노드(v)의 모든 이웃 노드(u)에 대한 시딩 비용  $\gamma(u)$ 를 계산하는 시딩 비용 계산 단계; 및

상기 시딩 비용  $\gamma(u)$  중 상기 목표 노드(v)를 활성화하기 위한 최적화된 한계 시딩 비용에 기반하여, 총 시딩 비용  $\gamma(S') = |\Gamma(S')| = |\cup_{v \in S'} \Gamma(v)|$  을 계산하는 총 시딩 비용 계산 단계를 포함하는, 시딩 비용 추정 방법.

**청구항 2**

제1 항에 있어서,

상기 시딩 비용 계산 단계는,

초기 상태에서 어떤 개인도 회복되지 않았고, 이후 상기 이웃 노드(u)가 활성화되거나 감염되었다고 가정하여,  $R = 0, I = 1$ 로 초기화하는 초기화 단계; 및

m번째 홉까지 취약(S: susceptible), 노출(E: Exposed), 감염(I: Infected) 및 회복(R: Recovery) 그룹 내의 노드 수를 계산하는 노드 수 계산 단계를 포함하는, 시딩 비용 추정 방법.

**청구항 3**

제2 항에 있어서,

$$\begin{aligned} S &= |n^{-1}(u)| \\ E &= aS, I = Sb, R = cI \\ I_t &= I - R \\ \gamma(u) &= \gamma(u) + I_t \end{aligned} \quad \text{로 계산되고,}$$

상기 취약(S), 상기 노출(E), 상기 감염(I) 및 상기 회복 그룹(R) 내의 노드 수는

여기서,  $I_t$ 는 m번째 홉의 전염 검사 시간에서의 감염 및 회복에 따른 차이를 고려한 감염 노드 수에 해당하고, 상기 차이를 고려한 감염 노드 수에 기반하여 상기 시딩 비용  $\gamma(u)$  이 업데이트되는 것을 특징으로 하는, 시딩 비용 추정 방법.

**청구항 4**

제1 항에 있어서,

상기 총 시딩 비용  $\gamma(S') = |\Gamma(S')| = |\cup_{v \in S'} \Gamma(v)|$ 에서,

$$\Gamma(v) = \underset{u \in n^{-1}(v)}{\arg \min} |\cup \Gamma(u)|$$

에 의해 상기 총 시딩 비용이 최소값을 갖도록 결정되는 것을 특징으로 하는, 시딩 비용 추정 방법.

**청구항 5**

제3 항에 있어서,

상기 노드 수 계산 단계는,

상기 감염률(b)이 상기 회복률(c)보다 작을 때까지 상기 감염 및 회복에 따른 차이를 고려한 감염 노드 수  $I_t$ 를 계산하고, 상기 시딩 비용  $\gamma(u)$ 을 업데이트하는 것을 특징으로 하는, 시딩 비용 추정 방법.

**청구항 6**

제1 항에 있어서,

상기 목표 노드(v)에 대응하는 상기 소셜 네트워크에서 가장 영향력이 있는 사용자를 선택하고, 상기 사용자의 사용자 단말로 해당 제품이나 서비스에 대한 홍보 요청 메시지를 전송하는 것을 특징으로 하는, 시딩 비용 추정 방법.

**청구항 7**

제1 항에 있어서,

상기 총 시딩 비용 계산 단계에서,

상기 목표 노드(v)와 직접 연결 가능한 제1 이웃 노드들 중 상기 총 시딩 비용이 최소값을 갖도록 상기 이웃 노드들의 둘 이상을 선택하고,

상기 목표 노드(v)에 연결 가능한 제2 이웃 노드들에 기반하여 이윤(Profit) 예측을 수행하는 이윤 예측 단계를 더 포함하는, 시딩 비용 추정 방법.

**청구항 8**

소셜 네트워크에서 시딩 비용(seeding cost) 추정을 수행하는 컴퓨팅 장치에 있어서,

노드들의 개별 집합 V와 상기 개별 집합 V의 상호 작용에 관한 상호 작용 집합 E를 갖는 유향 그래프 G(V,E)에 관한 정보를 수신하는 인터페이스; 및

상기 소셜 네트워크 상에서 복수의 홉(hop)으로 이루어진 노드에 대해, 접촉률(a), 감염률(b) 및 회복률(c)을 결정하고,

목표 노드(v)의 모든 이웃 노드(u)에 대한 시딩 비용  $\gamma(u)$ 를 계산하고,

상기 시딩 비용  $\gamma(u)$  중 상기 목표 노드(v)를 활성화하기 위한 최적화된 한계 시딩 비용에 기반하여, 총 시딩 비용  $\gamma(S') = |\Gamma(S')| = |\cup_{v \in S'} \Gamma(v)|$ 을 계산하는 프로세서를 포함하는, 컴퓨팅 장치.

**청구항 9**

제8 항에 있어서,

상기 프로세서는,

초기 상태에서 어떤 개인도 회복되지 않았고, 이후 상기 이웃 노드(u)가 활성화되거나 감염되었다고 가정하여,  $R=0, I=1$ 로 초기화하고,

m번째 홉까지 취약(S: susceptible), 노출(E: Exposed), 감염(I: Infected) 및 회복(R: Recovery) 그룹 내의 노드 수를 계산하는, 컴퓨팅 장치.

**청구항 10**

제9 항에 있어서,

$$\begin{aligned} S &= |n^{-1}(u)| \\ E &= aS, I = Sb, R = cI \\ I_t &= I - R \\ \gamma(u) &= \gamma(u) + I_t \end{aligned}$$

상기 취약(S), 상기 노출(E), 상기 감염(I) 및 상기 회복 그룹(R) 내의 노드 수는  $\gamma(u) = \gamma(u) + I_t$  로 계산되고,

여기서,  $I_t$ 는 m번째 홉의 전염 검사 시간에서의 감염 및 회복에 따른 차이를 고려한 감염 노드 수에 해당하고, 상기 차이를 고려한 감염 노드 수에 기반하여 상기 시딩 비용  $\gamma(u)$  이 업데이트되는 것을 특징으로 하는, 컴퓨

팅 장치.

**청구항 11**

제8 항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 총 시딩 비용  $\gamma(S') = |\Gamma(S')| = |\cup_{v \in S'} \Gamma(v)|$ 에서,

$$\Gamma(v) = \underset{u \in n^{-1}(v)}{\operatorname{arg\,min}} \left[ \frac{|\Gamma(u)|}{s} + 1 \right]$$

에 의해 상기 총 시딩 비용이 최소값을 갖도록 결정하는 것을 특징으로 하는, 컴퓨팅 장치.

**청구항 12**

제10 항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 감염률(b)이 상기 회복률(c)보다 작을 때까지 상기 감염 및 회복에 따른 차이를 고려한 감염 노드 수 It를 계산하고, 상기 시딩 비용  $\gamma(u)$ 을 업데이트하는 것을 특징으로 하는, 컴퓨팅 장치.

**청구항 13**

제8 항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 목표 노드(v)에 대응하는 상기 소셜 네트워크에서 가장 영향력이 있는 사용자를 선택하고, 상기 사용자의 사용자 단말로 해당 제품이나 서비스에 대한 홍보 요청 메시지를 전송하도록 상기 인터페이스를 제어하는 것을 특징으로 하는, 컴퓨팅 장치.

**청구항 14**

제8 항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 목표 노드(v)와 직접 연결 가능한 제1 이웃 노드들 중 상기 총 시딩 비용이 최소값을 갖도록 상기 이웃 노드들의 둘 이상을 선택하고,

상기 목표 노드(v)에 연결 가능한 제2 이웃 노드들에 기반하여 이윤(Profit) 예측을 수행하는, 컴퓨팅 장치.

**청구항 15**

소셜 네트워크에서 시딩 비용(seeding cost) 추정을 수행하는 프로그램 코드가 기록된 컴퓨터-판독가능 저장 매체에 있어서,

상기 프로그램 코드는,

컴퓨터로 하여금 상기 소셜 네트워크 상에서 복수의 홉(hop)으로 이루어진 노드에 대해, 접촉률(a), 감염률(b) 및 회복률(c)을 결정하도록 하고,

상기 컴퓨터로 하여금 목표 노드(v)의 모든 이웃 노드(u)에 대한 시딩 비용  $\gamma(u)$ 를 계산하도록 하고,

상기 컴퓨터로 하여금 상기 시딩 비용  $\gamma(u)$  중 상기 목표 노드(v)를 활성화하기 위한 최적화된 한계 시딩 비용에 기반하여, 총 시딩 비용  $\gamma(S') = |\Gamma(S')| = |\cup_{v \in S'} \Gamma(v)|$  을 계산하도록 하는, 컴퓨터-판독가능 저장 매체.

**청구항 16**

제15 항에 있어서,

상기 프로그램 코드는,

상기 컴퓨터로 하여금 초기 상태에서 어떤 개인도 회복되지 않았고, 이후 상기 이웃 노드(u)가 활성화되거나 감염되었다고 가정하여,  $R = 0, I = 1$ 로 초기화하고,

상기 컴퓨터로 하여금 m번째 홉까지 취약(S: susceptible), 노출(E: Exposed), 감염(I: Infected) 및 회복(R: Recovery) 그룹 내의 노드 수를 계산하도록 하는, 컴퓨터-판독가능 저장 매체.

**청구항 17**

제16 항에 있어서,

상기 프로그램 코드는,

$$\begin{aligned} S &= |n^{-1}(u)| \\ E &= aS, I = Sb, R = cI \\ I_t &= I - R \\ \gamma(u) &= \gamma(u) + I_t \end{aligned}$$

상기 취약(S), 상기 노출(E), 상기 감염(I) 및 상기 회복 그룹(R) 내의 노드 수를  $\gamma(u) = \gamma(u) + I_t$  로 계산하고,

여기서,  $I_t$ 는 m번째 홉의 전염 검사 시간에서의 감염 및 회복에 따른 차이를 고려한 감염 노드 수에 해당하고, 상기 차이를 고려한 감염 노드 수에 기반하여 상기 시딩 비용  $\gamma(u)$  이 업데이트되는 것을 특징으로 하는, 컴퓨터-판독가능 저장 매체.

**청구항 18**

제15 항에 있어서,

상기 프로그램 코드는,

상기 총 시딩 비용  $\gamma(S') = |\Gamma(S')| = |\cup_{v \in S'} \Gamma(v)|$  에서,

$$\Gamma(v) = \underset{u \in n^{-1}(v)}{\operatorname{arg\,min}} \left[ \frac{|n^{-1}(v)|}{2} + 1, |\cup \Gamma(u)| \right]$$

에 의해 상기 총 시딩 비용이 최소값을 갖도록 결정하는 것을 특징으로 하는, 컴퓨터-판독가능 저장 매체.

**청구항 19**

소셜 네트워크에서 시딩 비용(seeding cost) 추정을 수행하는 시스템에 있어서,

소셜 네트워크 어플리케이션이 설치된 사용자 단말; 및

상기 사용자 단말에 해당하는 노드들의 개별 집합 V와 상기 개별 집합 V의 상호 작용에 관한 상호 작용 집합 E를 갖는 유향 그래프 G(V,E)에 관한 정보를 수신하는 서버를 포함하고,

상기 서버는,

상기 소셜 네트워크 상에서 복수의 홉(hop)으로 이루어진 노드에 대해, 접촉률(a), 감염률(b) 및 회복률(c)을 결정하고,

목표 노드(v)의 모든 이웃 노드(u)에 대한 시딩 비용  $\gamma(u)$ 를 계산하고,

상기 시딩 비용  $\gamma(u)$  중 상기 목표 노드(v)를 활성화하기 위한 최적화된 한계 시딩 비용에 기반하여, 총 시딩 비용  $\gamma(S') = |\Gamma(S')| = |\cup_{v \in S'} \Gamma(v)|$ 을 계산하는, 시딩 비용 추정 시스템.

**청구항 20**

제19 항에 있어서,

상기 서버는,

초기 상태에서 어떤 개인도 회복되지 않았고, 이후 상기 이웃 노드(u)가 활성화되거나 감염되었다고 가정하여,

$R=0$ ,  $I=1$ 로 초기화하고,

$m$ 번째 홉까지 취약(S: susceptible), 노출(E: Exposed), 감염(I: Infected) 및 회복(R: Recovery) 그룹 내의 노드 수를 계산하는, 시딩 비용 추정 시스템.

**발명의 설명**

**기술 분야**

[0001] 본 발명은 부정적 영향력을 갖는 소셜 네트워크에서 역효과 극대화 방법에 관한 것이다. 보다 상세하게는, 부정적 영향력을 갖는 소셜 네트워크에서 시딩 비용 추정 방법 및 이를 수행하는 컴퓨팅 장치 및 시스템에 관한 것이다.

**배경 기술**

[0002] 효과 극대화 (IM: Influence Maximization)은 수년간 소셜 네트워크 연구에서 바이럴 마케팅의 잠재적 모델이다. IM은 네트워크 내에서 영향력과 이익을 극대화할 수 있는 소수의 시드 사용자(seed users) 집합을 찾는 것을 목적으로 한다.

[0003] 반면에 바이럴 마케팅의 시딩 비용(seeding cost)은 영향력이 역방향으로 전달되는 역효과 극대화(Reverse Influence Maximization, RIM)에 의해 추정된다. 시딩 비용은 모든 사용자를 활성화하기 위해 필요한 최소한으로 활성화할 개체 수를 뜻한다. IM과 RIM은 비용-편익 분석을 제공할 수 있기 때문에 연구 및 비즈니스 분야에서 매우 중요하다.

[0004] Kempe et al. 는 이 연구 분야에서 선구자로서 Linear Threshold (LT) 모델과 Independent Cascade (IC) 모델을 제시했다. Leskovec et al. 는 대규모 감염 탐지를 위해 널리 사용되는 Cost-Effective Lazy Forward (CELF) 모델을 제안하였고 이는 기존의 많은 greedy 모델을 능가했다. Gardner et al. 는 바이럴 마케팅에 Susceptible-Exposed-Infected-Recovered (SEIR) 모델을 사용했다.

[0005] 하지만 앞서 언급된 방법 중 어느 것도 바이럴 마케팅의 시딩 비용을 찾지 못하였다는 문제점이 있다. 한편, Talukder et al. 는 RIM 모델을 최초로 도입했고 이를 확장하였다. 그러나 기존의 RIM (Reverse Influence Maximization)모델은 RIM이 가진 중지 기준, 기본 네트워크 구성 요소, 불충분한 영향력 문제 등을 제대로 해결하지 못했다는 문제점이 있다. 또한, 위에 언급한 IM과 RIM 모델은 소셜 네트워크에서 부정적인 영향을 고려하지 않았다는 문제점이 있다.

**발명의 내용**

**해결하려는 과제**

[0006] 본 발명은 전술한 문제점을 해결하기 위한 것으로, 소셜 네트워크 상의 바이럴 마케팅의 최적화 시딩 비용 (seeding cost)과 기회 비용(opportunity cost)을 예상하는 것이다.

[0007] 또한, 본 발명이 이루고자 하는 기술적인 과제는, 소셜 네트워크에서 바이럴 마케팅의 이윤 극대화를 위한 비용 추정과 온라인 광고 비용의 결정하는 방법을 제공하는 것이다.

**과제의 해결 수단**

[0008] 본 발명의 일 측면에 따른 소셜 네트워크에서 시딩 비용(seeding cost) 추정 방법에 있어서, 상기 방법은 추정 장치에 의해 수행된다. 상기 방법은, 상기 소셜 네트워크 상에서 복수의 홉(hop)으로 이루어진 노드에 대해, 접촉률(a), 감염률(b) 및 회복률(c)을 결정하는 파라미터 결정 단계; 목표 노드(v)의 모든 이웃 노드(u)에 대한 시딩 비용  $\gamma(u)$ 를 계산하는 시딩 비용 계산 단계; 및 상기 시딩 비용  $\gamma(u)$  중 상기 목표 노드(v)를 활성화하기 위한 최적화된 한계 시딩 비용에 기반하여, 총 시딩 비용  $\gamma(S')=|\Gamma(S')|=|\cup_{v \in S'} \Gamma(v)|$  을 계산하는 총 시딩 비용 계산 단계를 포함하고, 비용 추정과 비용 최적화 기법을 통해 소셜 네트워크 상에서 마케팅 영향력을 극대화하면서 비용-편익 분석(Cost-Benefit-Analysis)을 수행할 수 있다.

[0009] 일 실시 예에서, 상기 시딩 비용 계산 단계는, 초기 상태에서 어떤 개인도 회복되지 않았고, 이후 상기 이웃 노드(u)가 활성화되거나 감염되었다고 가정하여,  $R=0$ ,  $I=1$ 로 초기화하는 초기화 단계; 및  $m$ 번째 홉까지 취약(S: susceptible), 노출(E: Exposed), 감염(I: Infected) 및 회복(R: Recovery) 그룹 내의 노드 수를 계산하는 노

드 수 계산 단계를 포함할 수 있다.

[0010] 일 실시 예에서, 상기 취약(S), 상기 노출(E), 상기 감염(I) 및 상기 회복 그룹(R) 내의 노드 수는

$$S = |n^{-1}(u)|$$

$$E = aS, I = Sb, R = cI$$

$$I_t = I - R$$

로 계산될 수 있다. 여기서,  $I_t$ 는 m번째 홉의 전염 검사 시간에서의 감염 및 회복에 따른 차이를 고려한 감염 노드 수에 해당하고, 상기 차이를 고려한 감염 노드 수에 기반하여 상기 시딩 비용  $\gamma(u)$  이 업데이트될 수 있다.

$$\Gamma(v) = \arg \min_{u \in n^{-1}(v)} |U \Gamma(u)|$$

$$|\Gamma(v)| = \left\lfloor \frac{|n^{-1}(v)|}{2} \right\rfloor + 1$$

[0011] 일 실시 예에서, 상기 총 시딩 비용  $\gamma(S') = |\Gamma(S')| = |U_{v \in S'} \Gamma(v)|$ 에서,  $\Gamma(v)$ 에 의해 상기 총 시딩 비용이 최소값을 갖도록 결정될 수 있다.

[0012] 일 실시 예에서, 상기 노드 수 계산 단계는, 상기 감염률(b)이 상기 회복률(c)보다 작을 때까지 상기 감염 및 회복에 따른 차이를 고려한 감염 노드 수  $I_t$ 를 계산하고, 상기 시딩 비용  $\gamma(u)$ 을 업데이트될 수 있다.

[0013] 일 실시 예에서, 상기 목표 노드(v)에 대응하는 상기 소셜 네트워크에서 가장 영향력이 있는 사용자를 선택하고, 상기 사용자의 사용자 단말로 해당 제품이나 서비스에 대한 홍보 요청 메시지를 전송할 수 있다.

[0014] 일 실시 예에서, 상기 총 시딩 비용 계산 단계에서, 상기 목표 노드(v)와 직접 연결 가능한 제1 이웃 노드들 중 상기 총 시딩 비용이 최소값을 갖도록 상기 이웃 노드들의 둘 이상을 선택하고, 상기 목표 노드(v)에 연결 가능한 제2 이웃 노드들에 기반하여 이윤(Profit) 예측을 수행하는 이윤 예측 단계를 더 포함할 수 있다.

[0015] 본 발명의 다른 측면에 따른 소셜 네트워크에서 시딩 비용(seeding cost) 추정을 수행하는 컴퓨팅 장치가 제공된다. 상기 컴퓨팅 장치는, 노드들의 개별 집합 V와 상기 개별 집합 V의 상호 작용에 관한 상호 작용 집합 E를 갖는 유향 그래프 G(V,E)에 관한 정보를 수신하는 인터페이스; 및 상기 소셜 네트워크 상에서 복수의 홉(hop)으로 이루어진 노드에 대해, 접촉률(a), 감염률(b) 및 회복률(c)을 결정하고, 목표 노드(v)의 모든 이웃 노드(u)에 대한 시딩 비용  $\gamma(u)$ 를 계산하고, 상기 시딩 비용  $\gamma(u)$  중 상기 목표 노드(v)를 활성화하기 위한 최적화된 한계 시딩 비용에 기반하여, 총 시딩 비용  $\gamma(S') = |\Gamma(S')| = |U_{v \in S'} \Gamma(v)|$ 을 계산하는 프로세서를 포함한다.

[0016] 일 실시 예에서, 상기 프로세서는, 초기 상태에서 어떤 개인도 회복되지 않았고, 이후 상기 이웃 노드(u)가 활성화되거나 감염되었다고 가정하여,  $R = 0, I = 1$ 로 초기화하고, m번째 홉까지 취약(S: susceptible), 노출(E: Exposed), 감염(I: Infected) 및 회복(R: Recovery) 그룹 내의 노드 수를 계산할 수 있다.

[0017] 일 실시 예에서, 상기 취약(S), 상기 노출(E), 상기 감염(I) 및 상기 회복 그룹(R) 내의 노드 수는

$$S = |n^{-1}(u)|$$

$$E = aS, I = Sb, R = cI$$

$$I_t = I - R$$

로 계산될 수 있다. 여기서,  $I_t$ 는 m번째 홉의 전염 검사 시간에서의 감염 및 회복에 따른 차이를 고려한 감염 노드 수에 해당하고, 상기 차이를 고려한 감염 노드 수에 기반하여 상기 시딩 비용  $\gamma(u)$  이 업데이트될 수 있다.

[0018] 일 실시 예에서, 상기 프로세서는, 상기 총 시딩 비용  $\gamma(S') = |\Gamma(S')| = |U_{v \in S'} \Gamma(v)|$ 에

$$\Gamma(v) = \arg \min_{u \in n^{-1}(v)} |U \Gamma(u)|$$

$$|\Gamma(v)| = \left\lfloor \frac{|n^{-1}(v)|}{2} \right\rfloor + 1$$

서,  $\Gamma(v)$ 에 의해 상기 총 시딩 비용이 최소값을 갖도록 결정할 수 있다.

[0019] 일 실시 예에서, 상기 프로세서는, 상기 감염률(b)이 상기 회복률(c)보다 작을 때까지 상기 감염 및 회복에 따른 차이를 고려한 감염 노드 수  $I_t$ 를 계산하고, 상기 시딩 비용  $\gamma(u)$ 을 업데이트할 수 있다.

[0020] 일 실시 예에서, 상기 프로세서는, 상기 목표 노드(v)에 대응하는 상기 소셜 네트워크에서 가장 영향력이 있는 사용자를 선택하고, 상기 사용자의 사용자 단말로 해당 제품이나 서비스에 대한 홍보 요청 메시지를 전송하도록 상기 인터페이스를 제어할 수 있다.

[0021] 일 실시 예에서, 상기 프로세서는, 상기 목표 노드(v)와 직접 연결 가능한 제1 이웃 노드들 중 상기 총 시딩 비



용이 최소값을 갖도록 상기 이웃 노드들의 둘 이상을 선택하고, 상기 목표 노드(v)에 연결 가능한 제2 이웃 노드들에 기반하여 이윤(Profit) 예측을 수행할 수 있다.

[0022] 본 발명의 또 다른 측면에 따른 소셜 네트워크에서 시딩 비용(seeding cost) 추정을 수행하는 프로그램 코드가 기록된 컴퓨터-판독가능 저장 매체가 제공된다. 상기 프로그램 코드는, 컴퓨터로 하여금 상기 소셜 네트워크 상에서 복수의 홉(hop)으로 이루어진 노드에 대해, 접촉률(a), 감염률(b) 및 회복률(c)을 결정하도록 하고, 상기 컴퓨터로 하여금 목표 노드(v)의 모든 이웃 노드(u)에 대한 시딩 비용  $\gamma(u)$ 를 계산하도록 하고, 상기 컴퓨터로 하여금 상기 시딩 비용  $\gamma(u)$  중 상기 목표 노드(v)를 활성화하기 위한 최적화된 한계 시딩 비용에 기반하여, 총 시딩 비용  $\gamma(S')=|\Gamma(S')|=|\cup_{v \in S'} \Gamma(v)|$  을 계산하도록 한다.

[0023] 일 실시 예에서, 상기 프로그램 코드는, 상기 컴퓨터로 하여금 초기 상태에서 어떤 개인도 회복되지 않았고, 이후 상기 이웃 노드(u)가 활성화되거나 감염되었다고 가정하여,  $R=0, I=1$ 로 초기화하고, 상기 컴퓨터로 하여금 m번째 홉까지 취약(S: susceptible), 노출(E: Exposed), 감염(I: Infected) 및 회복(R: Recovery) 그룹 내의 노드 수를 계산하도록 할 수 있다.

[0024] 일 실시 예에서, 상기 프로그램 코드는, 상기 취약(S), 상기 노출(E), 상기 감염(I) 및 상기 회복 그룹(R) 내의

$$S = |n^{-1}(u)|$$

$$E = aS, I = Sb, R = cI$$

$$I_t = I - R$$

노드 수를  $\gamma(u) = \gamma(u) + I_t$  로 계산하도록 할 수 있다. 여기서,  $I_t$ 는 m번째 홉의 전염 검사 시간에서의 감염 및 회복에 따른 차이를 고려한 감염 노드 수에 해당하고, 상기 차이를 고려한 감염 노드 수에 기반하여 상기 시딩 비용  $\gamma(u)$  이 업데이트될 수 있다.

[0025] 일 실시 예에서, 상기 프로그램 코드는, 상기 총 시딩 비용  $\gamma(S')=|\Gamma(S')|=|\cup_{v \in S'} \Gamma(v)|$  에

$$\Gamma(v) = \underset{u \in n^{-1}(v)}{\arg \min} |\cup \Gamma(u)|$$

$$|\Gamma(v)| = \left\lfloor \frac{|n^{-1}(v)|}{2} \right\rfloor + 1$$

서,  $\Gamma(v)$ 에 의해 상기 총 시딩 비용이 최소값을 갖도록 결정할 수 있다.

[0026] 본 발명의 또 다른 측면에 따른 소셜 네트워크에서 시딩 비용(seeding cost) 추정을 수행하는 시스템이 제공된다. 상기 시스템은, 소셜 네트워크 어플리케이션이 설치된 사용자 단말; 및 상기 사용자 단말에 해당하는 노드들의 개별 집합 V와 상기 개별 집합 V의 상호 작용에 관한 상호 작용 집합 E를 갖는 유향 그래프 G(V,E)에 관한 정보를 수신하는 서버를 포함한다. 여기서, 상기 서버는, 상기 소셜 네트워크 상에서 복수의 홉(hop)으로 이루어진 노드에 대해, 접촉률(a), 감염률(b) 및 회복률(c)을 결정하고, 목표 노드(v)의 모든 이웃 노드(u)에 대한 시딩 비용  $\gamma(u)$ 를 계산하고, 상기 시딩 비용  $\gamma(u)$  중 상기 목표 노드(v)를 활성화하기 위한 최적화된 한계 시딩 비용에 기반하여, 총 시딩 비용  $\gamma(S')=|\Gamma(S')|=|\cup_{v \in S'} \Gamma(v)|$  을 계산한다.

[0027] 일 실시 예에서, 상기 서버는, 초기 상태에서 어떤 개인도 회복되지 않았고, 이후 상기 이웃 노드(u)가 활성화되거나 감염되었다고 가정하여,  $R=0, I=1$ 로 초기화하고, m번째 홉까지 취약(S: susceptible), 노출(E: Exposed), 감염(I: Infected) 및 회복(R: Recovery) 그룹 내의 노드 수를 계산할 수 있다.

**발명의 효과**

[0028] 본 발명에 따른 기대효과는 본 발명이 제안한 비용 추정과 비용 최적화 기법은 모든 조직이 영향력을 극대화하면서 비용-편익 분석(Cost-Benefit-Analysis)을 수행할 수 있도록 한다는 것이다.

[0029] 또한, 본 발명에 따른 기대효과는 IM은 이윤 추정을 제공하고 EN-RIM은 비용 계산을 제공하기 때문에 이 두가지를 합쳐서 비용-편익 분석을 할 수 있는 것이다.

[0030] 또한, 본 발명에 따른 기대효과는 Budgeted advertisement coverage problem에서 본 발명에 따른 모델을 적용하면 소셜 네트워크에서 가장 영향력이 있는 사용자를 선택함으로써 최소한의 비용으로 제품/서비스를 홍보할 수 있다는 장점이 있다.

**도면의 간단한 설명**

[0031] 본 발명의 상세한 설명에서 인용되는 도면을 보다 충분히 이해하기 위하여 각 도면의 간단한 설명이 제공된다.

도 1은 본 발명에 따른 SEIF 모델과 이에 따른 흐름도를 나타낸다.

도 2는 본 발명에 따른 소셜 네트워크에서 시딩 비용 추정 방법과 관련하여, 복수의 사용자에게 해당하는 노드들을 포함하는 시스템 모델을 나타낸다.

도 3은 본 발명에 따른 부정적 영향을 갖는 소셜 네트워크에서 시딩 비용(seeding cost) 추정 방법의 흐름도를 나타낸다.

도 4는 본 발명에 따른 최적 비용을 고려한 타겟 노드 활성화와 관련된, 목표 노드와 목표 노드에 연결된 이웃 노드의 연결 상태를 나타낸다.

도 5는 본 발명에 따른 소셜 네트워크에서 시딩 비용추정을 수행하는 컴퓨팅 장치를 포함하는 시스템의 상세 구성을 나타낸다.

**발명을 실시하기 위한 구체적인 내용**

- [0032] 본 발명은 다양한 변경을 가할 수 있고 여러 가지 실시예를 가질 수 있는 바, 특정 실시예들을 도면에 예시하고 이를 상세한 설명을 통해 상세히 설명하고자 한다. 그러나, 이는 본 발명을 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다.
- [0033] 본 발명을 설명함에 있어서, 관련된 공지 기술에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우, 그 상세한 설명을 생략한다. 또한, 본 명세서의 설명 과정에서 이용되는 숫자(예를 들어, 제1, 제2 등)는 하나의 구성요소를 다른 구성요소와 구분하기 위한 식별기호에 불과하다.
- [0034] 또한, 본 명세서에서, 일 구성요소가 다른 구성요소와 "연결된다" 거나 "접속된다" 등으로 언급된 때에는, 상기 일 구성요소가 상기 다른 구성요소와 직접 연결되거나 또는 직접 접속될 수도 있지만, 특별히 반대되는 기재가 존재하지 않는 이상, 중간에 또 다른 구성요소를 매개하여 연결되거나 또는 접속될 수도 있다고 이해되어야 할 것이다.
- [0035] 이하의 설명에서 사용되는 구성요소에 대한 접미사 "모듈" 및 "부"는 명세서 작성의 용이함만이 고려되어 부여되거나 혼용되는 것으로서, 그 자체로 서로 구별되는 의미 또는 역할을 갖는 것은 아니다. 또한, 본 발명을 명확하게 설명하기 위하여 설명과 관계없는 부분은 도면에서 생략하였다. 명세서 전체에 걸쳐서 동일한 참조부호들은 동일한 구성요소들을 나타낸다.
- [0036] 이하, 첨부된 도면들을 참조하여 본 발명의 실시를 위한 구체적인 내용을 설명하도록 한다.
- [0037] 전술한 바와 같이, 기존의 RIM (Reverse Influence Maximization) 모델은 RIM이 가진 중지 기준, 기본 네트워크 구성 요소, 불충분한 영향력 문제 등을 제대로 해결하지 못했다는 문제점이 있다. 또한, IM(Influence Maximization)과 RIM 모델은 소셜 네트워크에서 부정적인 영향을 고려하지 않았다는 문제점이 있다.
- [0038] 따라서 본 발명에서는 소셜 네트워크에서의 이익을 극대화하기 위해 부정적인 영향을 미치는 전염병 기반 RIM 모델(epidemic-based RIM model with negative influencing, EN-RIM)을 제시한다. 본 발명에서는 시딩 비용 추정에 알맞게 SEIR 모델을 수정하여 사용한다. 역학 모델은 질병이 개인에게 어떻게 감염되는지를 기반으로 소셜 네트워크의 바이럴 마케팅에 적용 가능하다. SEIR 모델은 인구(개체, 개인)를 서로 다른 그룹으로 구분할 때 사용될 수 있다. 이와 관련하여, 도 1은 본 발명에 따른 SEIF 모델과 이에 따른 흐름도를 나타낸다.
- [0039] 1. Susceptible (S): 이 그룹은 아직 감염되지 않았지만 질병에 취약하다. 이익 극대화를 위한 인구이다.
- [0040] 2. Exposed (E): 이 집단은 질병에 노출되었지만 아직 감염되지 않은 그룹 S의 부분 집합을 포함한다. 이들은 광고나 개인적 영향에 노출된 개인으로 간주될 수 있다.
- [0041] 3. Infected (I): 이 그룹은 질병에 걸린 개인들을 포함하며 감염 가능성이 있는 (susceptible) 후보자가 이 그룹에 노출되면 감염될 수 있다. 이윤 극대화 애플리케이션에서 개인이 감염되었다는 것은 제품이 채택된 것을 의미하며 비용 최적화의 경우 인센티브가 주어진다.
- [0042] 4. Recovered (R): 이 그룹은 질병이 있었지만 회복된 개인들로 구성된다. 이윤 극대화 애플리케이션에서 이러한 사용자들은 제품을 채택하기로 결정했으나 부정적인 영향 때문에 결국엔 이 제품을 채택하지 않는다.
- [0043] 한편, 본 발명에서는 RIM 모델을 사용하여 소셜 네트워크에서 바이럴 마케팅과 타겟 마케팅의 시딩 비용(기회

비용)을 계산하기 위해 역학 SEIR 모델을 수정하였다.

[0044] 한편, 본 발명에 따른 소셜 네트워크에서 시딩 비용(seeding cost) 추정 방법과 관련하여, 복수의 사용자에게 해당하는 노드들을 포함하는 시스템 모델에 대해 살펴보면 다음과 같다. 이와 관련하여, 도 2는 본 발명에 따른 소셜 네트워크에서 시딩 비용 추정 방법과 관련하여, 복수의 사용자에게 해당하는 노드들을 포함하는 시스템 모델을 나타낸다.

[0045] 이와 관련하여, 본 발명에서는 시딩 비용을 최소화하기 위해 부정적 영향력을 감안한 RIM(EN-RIM)을 사용하여 전염병 모델을 설계했다. EN-RIM 모델은 개별 집합 V와 그들의 사회적 상호 작용 집합 E를 갖는 유향 그래프 G(V,E)로 표현되는 소셜 네트워크에서 바이럴 마케팅에 적용된다. 우리는 각각의 노드 v에 대해 비-이웃 집합  $n^-(v)$  과 이웃 집합  $n^+(v)$ 을 도입한다.

[0046] 한편, 본 발명에 따른 EN-RIM 모델과 관련하여, 목표 노드 v 의 이웃들의 각 홉에서 역학적 SEIR 모델을 적용할 수 있다. 본 발명의 주요 목적은 비용을 최소화하여 이윤을 극대화하는 것이다. 이때, 만약 어떤 개체가 감염되면 시드 사용자에게 영향을 끼치는 것의 대가로 일정한 비용 인센티브를 제공하며 비용 단위가 발생하는 것을 의미한다. 어떤 개체가 회복된다는 것은 그가 부정적인 영향을 끼칠 것을 고려해 그의 결정을 바꿨다는 것을 의미한다. 그의 기대보다 높은 가격의 제품이거나 이미 그 제품을 사용해본 고객의 나쁜 평가를 봤을 때 등을 예시로 들 수 있다.

[0047] 회복된 개체는 인센티브를 거부하고 바이럴 마케팅에 현혹되지 않는다. SEIR 모델을 수정해 EN-RIM 모델에 적용했다. EN-RIM 모델은 가장 먼저 v의 모든 이웃의 시딩 비용  $\gamma(u)$ 을 찾고 최적화된 한계 시딩 비용  $\Gamma(v)$ 을 계산한다.

[0048]  $u \in n^-(v)$ 인 노드에 대해  $N_i = |n^-(u)|$  이라고 가정하며 초기 상태에 어떤 개인도 아직 회복되지 않았다고 가정한다. 즉, R=0 이다.

[0049] 그 다음, 노드 u가 활성화되거나 감염되었다고 가정한다. 즉, I=1 이다.

[0050] u의 이웃의 모든 홉에 대해 계산할 때, 모든 이웃은 감염 가능성이 있다고 가정하므로 접촉률은 a=1 이다.

[0051] 따라서 감염 가능성이 있고 이미 노출된 개체는 아래의 수학적 식 1 및 2와 같이 주어진다.

### 수학적 식 1

[0052] 
$$S(1) = |n^-(u_i)|$$

### 수학적 식 2

[0053] 
$$E(1) = aS(1) = S(1) = |n^-(u_i)|$$

[0054] 여기서  $t=1,2,\dots, m$  은 m번째 홉에서 전염의 검사 시간을 나타낸다. 이때, 홉마다 계산하고 각 홉에서 질병의 감염 검사 시간  $t= 2,3,\dots, m$  에 대해 다음과 같은 수학적 식 3 내지 5가 도출된다.

### 수학적 식 3

[0055] 
$$S(t) = \left| \bigcup_{w \in n^-(I(t-1))} w \right|$$

수학식 4

[0056]  $I = bSI - cI$

수학식 5

[0057]  $R(t) = cI$

[0058] 그런 다음 각 홉에서 감염된 개체를 계산하여 다음과 같이 시드 비용 집합  $\Gamma(u), u \in n^{-1}(v)$  을 얻는다.

수학식 6

[0059]  $\Gamma(u_i) = \sum_t I_t + 1$

[0060] 다음으로, 도 4에서 보듯이 타겟(목표) 개체  $v$  는 전염병 임계 값  $\theta=0.5$  으로 감염된다. 즉,  $v$  를 활성화하기 위해 노드 절반 이상이  $n^{-1}(v)$  에서 선택되므로 아래와 같이 한계 시딩 비용  $\gamma(v) = |\Gamma(v)|$  은 최소값이다.

수학식 7

[0061] 
$$\Gamma(v) = \arg \min_{\substack{|\Gamma(v)| = \left\lceil \frac{|n^{-1}(v)|}{2} \right\rceil + 1, \\ u \in n^{-1}(v)}} |U \Gamma(u)|$$

[0062] 그러므로  $\gamma(S')$ 는 아래의 수학식 8과 같다

수학식 8

[0063]  $\gamma(S') = |\Gamma(S')| = \left| \bigcup_{v \in S'} \Gamma(v) \right|$

[0064] 이와 같은 모든 과정은 아래의 표 1 및 도 3의 알고리즘에 의해 표현된다.

표 1

```

Algorithm 1: EN-RIM Model
Input:  $G(V, E), S'$ 
Result:  $\Gamma(S), \gamma(S)$ 
1  $\Gamma(S') = \emptyset;$ 
2 for  $v \in S'$  do
3    $I = 1;$ 
4    $b, c = \text{Learning Rates}(G, v);$  /* Find rates */
5   while  $u \in n^{-1}(v)$  do
6      $\Gamma(u) = u;$ 
7      $S_0 = -|n^{-1}(v)|;$  /* Equation (1) */
8      $I_0 = bS_0;$  /* v is infected */
9      $R_0 = cI_0;$  /* Equation (4) */
10     $I_0 = I_0 - R_0;$  /* Equation (3) */
11     $t = 1$ 
12    InsertQ( $I_0$  nodes from  $n^{-1}(v)$ );
13    while  $Q \neq \emptyset$  do
14       $w = \text{DeleteQ}();$ 
15       $\Gamma(u) = \Gamma(u) \cup \{w\};$ 
16       $S_t = -|n^{-1}(u)|;$  /* Equation (1) */
17       $I_t = bS_t I_{t-1};$ 
18       $R_t = cI_t;$  /* Equation (4) */
19       $I_t = I_t - R_t;$  /* Equation (3) */
20      InsertQ( $I_t$  nodes from  $n^{-1}(v)$ );
21       $t = t + 1;$ 
22    end
23     $\Gamma(v) = \text{Select majority number of}$ 
      in-neighbors of  $v$  with minimum cost;
24  end
25   $\Gamma(S') = \Gamma(S') \cup \Gamma(v);$ 
26 end
27  $\gamma(S') = |\Gamma(S')|;$  /* Final seeding cost */
28 return  $\gamma(S');$ 

```

[0065]

[0066]

즉, 도 3은 본 발명에 따른 부정적 영향을 갖는 소셜 네트워크에서 시딩 비용(seeding cost) 추정 방법의 흐름도를 나타낸다. 도 3을 참조하면, 그래프 정보 수신 단계(S110), 파라미터 결정 단계(S120), 초기화 단계(S130), 노드 수 계산 단계(S140) 및 총 시딩 비용 계산 단계(S150)를 포함한다. 한편, 초기화 단계(S130), 노드 수 계산 단계(S140)를 합하여, 시딩 비용 계산 단계로 지칭할 수 있다.

[0067]

그래프 정보 수신 단계(S110)에서, 노드들의 개별 집합 V와 상기 개별 집합 V의 상호 작용에 관한 상호 작용 집합 E를 갖는 유향 그래프 G(V,E)에 관한 정보를 수신한다. 한편, 파라미터 결정 단계(S120)에서, 소셜 네트워크 상에서 복수의 홉(hop)으로 이루어진 노드에 대해, 접촉률(a), 감염률(b) 및 회복률(c)을 결정한다. 이때, 유향 그래프 G(V,E)에 관한 정보에 기반하여, 복수의 홉(hop)으로 이루어진 노드에 대해, 접촉률(a), 감염률(b) 및 회복률(c)을 결정할 수 있다.

[0068]

또한, 초기화 단계(S130)에서, 초기 상태에서 어떤 개인도 회복되지 않았고, 이후 상기 이웃 노드(u)가 활성화되거나 감염되었다고 가정하여, R= 0, I =1로 초기화한다. 한편, 노드 수 계산 단계(S140)에서, m번째 홉까지 취약(S: susceptible), 노출(E: Exposed), 감염(I: Infected) 및 회복(R: Recovery) 그룹 내의 노드 수를 계산한다. 이에 따라, 시딩 비용 계산 단계에서, 목표 노드(v)의 모든 이웃 노드(u)에 대한 시딩 비용  $\gamma(u)$ 를 계산할 수 있다.

[0069]

한편, 상기 취약(S), 상기 노출(E), 상기 감염(I) 및 상기 회복 그룹(R) 내의 노드 수는 아래의 수학적 식 9로 계산될 수 있다.

수학적 식 9

$$\begin{aligned}
 S &= |n^{-1}(u)| \\
 E &= aS, I = Sb, R = cI \\
 I_t &= I - R \\
 \gamma(u) &= \gamma(u) + I_t
 \end{aligned}$$

[0070]

[0071] 여기서,  $I_t$ 는  $m$ 번째 홉의 전염 검사 시간에서의 감염 및 회복에 따른 차이를 고려한 감염 노드 수에 해당하고, 상기 차이를 고려한 감염 노드 수에 기반하여 상기 시딩 비용  $\gamma(u)$  이 업데이트될 수 있다.

[0072] 한편, 수학적 7 및 8을 참조하면, 총 시딩 비용  $\gamma(S') = |\Gamma(S')| = |U_{v \in S'} \Gamma(v)|$ 에서,

$$\Gamma(v) = \arg \min_{u \in n^{-1}(v)} |U \Gamma(u)|$$

$$|\Gamma(v)| = \left\lfloor \frac{|n^{-1}(v)|}{s} \right\rfloor + 1.$$

에 의해 총 시딩 비용이 최소값을 갖도록 결정될 수 있다.

[0073] 한편, 노드 수 계산 단계(S140)에서, 상기 감염률( $b$ )이 상기 회복률( $c$ )보다 작을 때까지 상기 감염 및 회복에 따른 차이를 고려한 감염 노드 수  $I_t$ 를 계산하고, 상기 시딩 비용  $\gamma(u)$ 을 업데이트할 수 있다. 이와 관련하여, 도 3에서 반복적으로 수행되는 노드 수 계산 단계(S140)와 관련된 중지 기준 및 이와 관련된 파라미터들을 학습하는 방법에 대해 살펴보면 다음과 같다.

[0075] **학습률**

[0076] 감염 가능성이 있는 모든 개체는 감염된 개체에게 노출된다. 즉  $a=1$ 이다. 우리는 감염률  $b$  와 회복률  $c$ 을 학습하기 위해 휴리스틱 기법(Heuristic Technique)을 이용한다. 감염 가능성이 있는 집합의 각 노드에 대해 Trivalency 모델에서 얻은 확률을 이용하여 헤드/테일 확률 모델에 따라 헤드(Head)의 개수를 카운트한다. 이 과정은  $v$ 의 각기 다른 홉에서 이웃들에 대한 무작위 횡수 동안 계산되고 기댓값은 감염률  $b$ 로 얻어진다. 회복률  $c$  또한 같은 방법으로 계산해서 얻는다.

[0077] **중지 기준**

[0078] 감염된 노드의 이웃 노드가 전혀 없을 때까지 즉, 감염 가능성이 있는 후보가 없을 때까지 홉에 대한 계산을 계속한다. 하지만  $b < c$  을 이용해서  $t$  값을 제한할 수 있으며 이것은 질병이 어떤 유한한 시간 뒤에 사라지는 것을 의미한다. 또한 영향이 지수 감쇄 함수  $p_t = p_0 e^{-\lambda t}$ 를 갖는 거리에 따라 감소한다는 사실을 적용할 수 있다. 여기서, 최적의 파라미터에 따라,  $\lambda=1.44$  을 적용할 수 있다.

[0079]

[0080] **EN-RIM 알고리즘**

[0081] EN-RIM 알고리즘은 알고리즘 1에서 설명한 바와 같이 표 1의 네 번째 줄에서  $a$  와  $b$  의 값을 조정한다. 그런 다음 5-23번째 줄에서 최적의 한계 시딩 비용 집합  $\Gamma(v)$  을 찾고 마지막으로 25번째 줄에서 시딩 비용  $\gamma(S')$ 을 계산한다. 훈련 단계는  $O(ktd)$  의 복잡도를 가지며 한계 비용 계산은  $O(k)$  시간을 요구하기 때문에 전체 알고리즘의 복잡도는  $O(k(ktd + k)) \approx O(k^2 td)$  와 같으며 여기서  $d$ 는  $d = G$  의 최대 차수를 의미한다. 훈련 단계에서  $k$ 의 값을 감소시킴으로써 수행 시간을 향상시킬 수 있지만 수행 시간과 훈련 품질을 트레이드 오프하는 결과를 초래할 수 있다.

[0083] 한편, 본 발명의 일 실시예에 따라, 도 2를 참조하면, 목표 노드( $v$ )에 대응하는 상기 소셜 네트워크에서 가장 영향력이 있는 사용자를 선택하고, 상기 사용자의 사용자 단말로 해당 제품이나 서비스에 대한 홍보 요청 메시지를 전송할 수 있다. 이와 관련하여, 도 4는 본 발명에 따른 최적 비용을 고려한 타겟 노드 활성화와 관련된, 목표 노드와 목표 노드에 연결된 이웃 노드의 연결 상태를 나타낸다. 도 4를 참조하면, 목표 노드( $v$ )와 직접 연결 가능한 제1 이웃 노드들 중 상기 총 시딩 비용이 최소값을 갖도록 목표 노드의 활성화가 가능하다.

[0084] 한편, 본 발명의 일 실시예에 따라, 도 2 및 도 4를 참조하면, 총 시딩 비용 계산 단계에서, 상기 목표 노드( $v$ )와 직접 연결 가능한 제1 이웃 노드들 중 상기 총 시딩 비용이 최소값을 갖도록 상기 이웃 노드들의 둘 이상을 선택할 수 있다. 또한, 상기 목표 노드( $v$ )에 연결 가능한 제2 이웃 노드들에 기반하여 이윤 예측(Profit Estimation)을 수행하는 이윤 예측 단계를 더 수행할 수 있다.

[0085] 한편, 도 2 및 도 3을 참조하여, 본 발명에 따른 비용 추정 방법과 관련된 시스템 모델을 이용하여 비용 추정하는 상세한 방법은 다음과 같다.

[0086] 진술한 바와 같이,  $v$ 를 타겟 노드라고 하자. 시딩 비용인  $\gamma(v) = |\Gamma(v)|$  을 계산하기 위해 먼저 모든  $u \in n^{-1}(v)$  에 대한  $\Gamma(u)$  을 계산한다. 여기서 접촉률  $a=1$ , 감염률  $b=0.8$ , 회복률  $c=0.2$  로 가정하자. 두번째 홉의 경

우,  $t=2$  일 때,  $N_2=5$ ,  $I=5*0.8=4$ ,  $R=4*0.2 \approx 1$  가 되고 첫번째 홉 계산이 끝날 때  $I_2=4-1=3$  가 된다. 그리고 세번째 홉의 경우,  $t=3$  일 때,  $N_3=10$ ,  $I=8$ ,  $R \approx 2$  가 되고 결과적으로  $I_3=6$  가 된다. 따라서 이제  $\gamma(u_2)=9$  임을 알 수 있다. 모든  $u \in n^{-1}(v)$ 에 대해 같은 방법으로  $\gamma(u)$  을 계산한다.

[0087] 마지막 단계에서  $t=1$  일 때, 전염 임계값  $\Theta=0.5$  을 적용하여 (여기서,  $\{u_1, u_2, u_3\}$  중 두 개의 노드를 선택해야 한다.)  $v$ 를 전염시키기 위해  $v$ 의 이웃 노드의 대다수를 선택해야 하고 이에 따라  $\gamma(v)=|\Gamma(v)|$ 가 최소값을 갖도록 선택된다.

[0088] 한편, 본 발명의 다른 양상에 따른 소셜 네트워크에서 시딩 비용(seeding cost) 추정을 수행하는 컴퓨팅 장치를 포함하는 시스템에 대해 살펴보면 다음과 같다. 이와 관련하여, 도 5는 본 발명에 따른 소셜 네트워크에서 시딩 비용추정을 수행하는 컴퓨팅 장치를 포함하는 시스템의 상세 구성을 나타낸다.

[0089] 시스템은 도 2와 같이 복수의 노드들에 해당하는 사용자 단말 (또는 노드)(100)과 이들에 대한 연결 상태에 따라 소셜 네트워크에서 시딩 비용 추정을 수행하는 컴퓨팅 장치(200)를 포함한다. 여기서, 소셜 네트워크에서 시딩 비용 추정을 수행하는 컴퓨팅 장치(200)는 컴퓨터(200) 또는 서버(200)로 지칭될 수 있다. 한편, 컴퓨팅 장치(200)에는 도 2와 같이 하나의 목적 노드와 이에 연결된 이웃 노드들로 구성될 수 있거나 또는 도 5와 같이 복수의 목적 노드와 이들에 각각 연결된 이웃 노드들로 구성될 수 있다. 한편, 도 5에서는 편의상 목적 노드가 종단 노드에 해당하는 경우로 도시되었지만, 도 2와 같이 목적 노드에 다시 연결된 노드들을 갖는 형태일 수 있다.

[0090] 한편, 사용자 단말(100)은 소셜 네트워크 어플리케이션이 설치된 단말로, 사용자가 소셜 네트워크 어플리케이션의 회원인지 또는 접속 상태에 따라 이들을 구분하여 도 2와 같은 유향 그래프  $G(V,E)$ 가 생성될 수 있다. 이에 따라, 컴퓨팅 장치(200)는 복수의 노드들에 해당하는 사용자 단말(100)에 관한 (부정적) 영향력에 따라 시딩 비용을 추정할 수 있다.

[0091] 한편, 컴퓨팅 장치(200)은 인터페이스(210)와 프로세서 (또는 제어부) (220)를 포함할 수 있다. 인터페이스(210)는 노드들의 개별 집합  $V$ 와 상기 개별 집합  $V$ 의 상호 작용에 관한 상호 작용 집합  $E$ 를 갖는 유향 그래프  $G(V,E)$ 에 관한 정보를 수신하도록 구성된다.

[0092] 이에 따라, 프로세서(220)는 상기 소셜 네트워크 상에서 복수의 홉(hop)으로 이루어진 노드에 대해, 접촉률(a), 감염률(b) 및 회복률(c)을 결정하고, 목표 노드(v)의 모든 이웃 노드(u)에 대한 시딩 비용  $\gamma(u)$ 를 계산하도록 구성 가능하다. 또한, 프로세서(220)는 상기 시딩 비용  $\gamma(u)$  중 상기 목표 노드(v)를 활성화하기 위한 최적화된 한계 시딩 비용에 기반하여, 총 시딩 비용  $\gamma(S')=|\Gamma(S')|=|\cup_{v \in S'} \Gamma(v)|$ 을 계산하도록 구성 가능하다.

[0093] 한편, 프로세서(220)는 초기 상태에서 어떤 개인도 회복되지 않았고, 이후 상기 이웃 노드(u)가 활성화되거나 감염되었다고 가정하여,  $R=0$ ,  $I=1$ 로 초기화할 수 있다. 또한, 프로세서(220)는 m번째 홉까지 취약(S: susceptible), 노출(E: Exposed), 감염(I: Infected) 및 회복(R: Recovery) 그룹 내의 노드 수를 계산할 수 있다.

[0094] 이때, 상기 취약(S), 상기 노출(E), 상기 감염(I) 및 상기 회복 그룹(R) 내의 노드 수는 전술된 수학적 9를 이용하여 계산될 수 있다. 여기서,  $I_t$ 는 m번째 홉의 전염 검사 시간에서의 감염 및 회복에 따른 차이를 고려한 감염 노드 수에 해당하고, 상기 차이를 고려한 감염 노드 수에 기반하여 상기 시딩 비용  $\gamma(u)$  이 업데이트될 수 있다.

[0095] 한편, 프로세서(220)는 상기 총 시딩 비용  $\gamma(S')=|\Gamma(S')|=|\cup_{v \in S'} \Gamma(v)|$ 에서,

$$\Gamma(v) = \underset{u \in n^{-1}(v)}{\arg \min} \left[ \frac{|\Gamma(v)| + \frac{|n^{-1}(v)|}{2}}{|U \Gamma(u)|} + 1 \right]$$

에 의해 상기 총 시딩 비용이 최소값을 갖도록 결정할 수 있다.

[0096] 한편, 프로세서(220)는 상기 감염률(b)이 상기 회복률(c)보다 작을 때까지 상기 감염 및 회복에 따른 차이를 고려한 감염 노드 수  $I_t$ 를 계산하고, 상기 시딩 비용  $\gamma(u)$ 을 업데이트할 수 있다.

[0097] 한편, 프로세서(220)는 상기 목표 노드(v)에 대응하는 상기 소셜 네트워크에서 가장 영향력이 있는 사용자를 선택하고, 상기 사용자의 사용자 단말로 해당 제품이나 서비스에 대한 홍보 요청 메시지를 전송하도록 상기 인터





- [0111] 한편, 본 발명에 따른 기대효과는 본 발명이 제안한 비용 추정과 비용 최적화 기법은 모든 조직이 영향력을 극대화하면서 비용-편익 분석(Cost-Benefit-Analysis)을 수행할 수 있도록 한다는 것이다.
- [0112] 또한, 본 발명에 따른 기대효과는 IM은 이윤 추정을 제공하고 EN-RIM은 비용 계산을 제공하기 때문에 이 두가지를 합쳐서 비용-편익 분석을 할 수 있는 것이다.
- [0113] 또한, 본 발명에 따른 기대효과는 Budgeted advertisement coverage problem에서 본 발명에 따른 모델을 적용하면 소셜 네트워크에서 가장 영향력이 있는 사용자를 선택함으로써 최소한의 비용으로 제품/서비스를 홍보할 수 있다는 장점이 있다.
- [0114] 한편, 본 발명의 사업화 전망과 관련하여, 본 발명이 제안한 바이럴 마케팅의 시딩 비용(기회 비용)을 추정할 수 있는 RIM 모델은 소셜 네트워크에서 영향력 극대화, 이윤 극대화, 모든 제품/서비스의 광고 예산 책정 등의 다양한 분야에서 응용할 수 있다. IM 모델은 잠정 수익을 예측하는 데 적용할 수 있으며 EN-RIM 모델은 그 이윤을 얻기 위한 비용을 예측하는 데 사용할 수 있다. 본 발명에 따른 모델은 주로 실용적인 응용을 위해 만들어졌지만 연구 결과로도 충분히 가치가 있다. 우리 모델은 소셜 네트워크 연구 분야에서 영향력 극대화 연구의 일환으로서 잠재력이 있다고 볼 수 있다.
- [0115] 따라서, 본 발명에 개시된 실시 예들은 본 발명의 기술 사상을 한정하기 위한 것이 아니라 설명하기 위한 것이고, 이러한 실시 예에 의하여 본 발명의 기술 사상의 범위가 한정되는 것은 아니다.
- [0116] 본 발명의 보호 범위는 아래의 청구범위에 의하여 해석되어야 하며, 그와 동등한 범위 내에 있는 모든 기술 사상은 본 발명의 권리범위에 포함되는 것으로 해석되어야 할 것이다.

**부호의 설명**

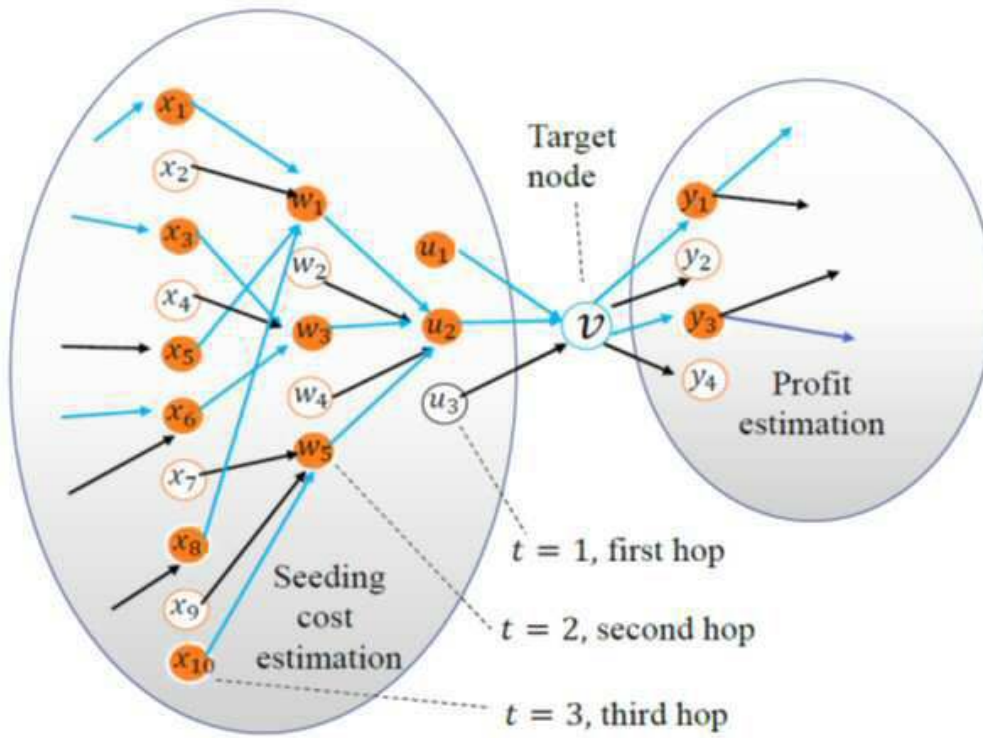
- [0117] 100: 사용자 단말
- 200: 컴퓨팅 장치, 컴퓨터, 서버
- 210: 인터페이스
- 220: 프로세서, 제어부

도면

도면1



도면2





도면5

