

ソーシャル推薦システムを対象とする 分岐ランダムウォークを用いた情報拡散モデルの検討

高橋 李玖[†] 浦山 康洋[†]

[†] 高知工業高等専門学校ソーシャルデザイン工学科

1. はじめに

昨今のオンラインサービスではユーザの趣味嗜好を分析してお勧めの商品を推薦する、推薦システムが広く搭載されている。この推薦システムの中には、ソーシャル情報(友人関係など)を活用して商品の推薦を行う、ソーシャル推薦システムがある。本稿では、ソーシャル推薦システムの動作をグラフ上の分岐ランダムウォーク[1]でモデル化する。

2. 分岐ランダムウォークによる情報拡散

本章では、我々が検討する、分岐ランダムウォークを用いた情報拡散モデルの概要を説明する。なお、本モデルは[2]で提案されているモデルを拡張したものである。

今、ユーザの集合を V 、ユーザ同士の友人関係をまとめた集合を E とする。無向グラフ $G=(V,E)$ が与えられたとき、本モデルは次の(a)~(f)の手順に従って処理を進行する。

- 時刻 $T=0$ において、ユーザ s が商品を購入する。このとき、 $v_s (\in V)$ 上に1つのトークンが生成される。
- 時刻 T において、移動先が決まっていないトークンを1つ選ぶ。当該トークンがある頂点を $v_i (\in V)$ とする。
- (b)で選ばれたトークンが0個~ X 個に分裂する。分裂したすべてのトークンに対して、移動先を確率的に決定する。 v_i と隣接する頂点を $v_j (\in V)$ 、 v_i と v_j を結ぶ枝の重みを w_{ij} とすると、 v_i にあるトークンが v_j に移動する確率 P_{ij} は以下の式で与えられる。

$$P_{ij} = \frac{w_{ij}}{\sum_{k \in V} w_{ik}} \quad (1)$$

- すべてのトークンの移動先が決まったならば(e)へ進む。さもなければ、(b)へ戻る。
- すべてのトークンを移動させる。このとき、移動先が同じであったトークン群は1つのトークンに結合される。
- $T=T+1$ とし、(b)へ戻る。

本モデルでは、式(1)中の w_{ij} がユーザ i とユーザ j の親密度を表しており、 G 上を移動するトークン群が情報(ロコミ)の広がりを表している。トークンが v_i から v_j へ移動する挙動は、ユーザ i が購入した商品がユーザ j へ推薦され、ユーザ j が当該商品を購入したことを意味する。

3. 数値例

本章では、第2章で説明したモデルにおいて、グラフの構造が情報の拡散具合に与える影響をシミュレーションで調査する。本シミュレーションではまず、ユーザ同士の親

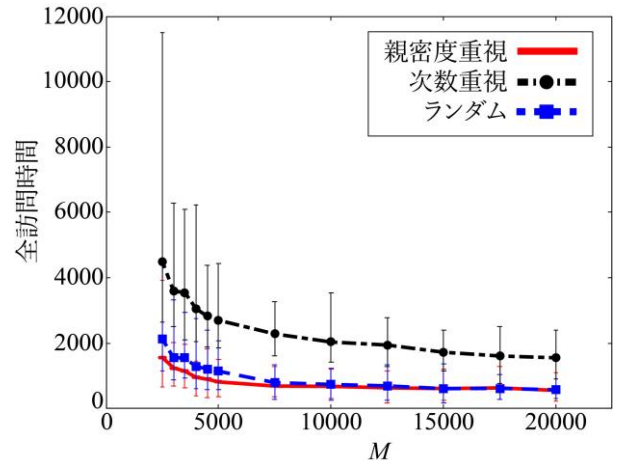


図1. シミュレーション結果 ($N=500, X=3$)

密度として、すべての w_{ij} の値を1~100の一様乱数で決定する。次に、以下に示す3つの方針で M 本の枝を追加し、構造の異なる3つのグラフを用意する。

- 親密度重視: w_{ij} の値が大きい枝から順番に追加。
- 次数重視: 隣接枝数の多い頂点へ枝を優先的に追加。
- ランダム: 追加する枝をランダムに決定。

用意したそれぞれのグラフで分岐ランダムウォークを行い、トークン群がすべての頂点を訪問し終えるまでにかかる時間(全訪問時間)を比較する。

頂点数(ユーザ数) N を500、トークンが1度に分裂できる最大の個数 X を3とし、上記の条件でシミュレーションを50回行った、このときの全訪問時間の平均値を図1に示す。図1より、グラフに追加する枝数 M によらず、親密度重視で構築したグラフの全訪問時間が最も小さいことがわかる。

4. まとめと今後の予定

本稿では、ソーシャル推薦システムによる情報拡散を、グラフ上の分岐ランダムウォークでモデル化した。今後は、情報をより早く拡散できるグラフの構築方法を検討する。

参考文献

- [1] 間屋口琢朗, 阪口亮太, 大崎博之, "ランダム正規グラフにおける分岐ランダムウォークモデル化," 信学技報, vol. 119, no. 197, IA2019-17, pp. 33-37, Sept. 2019.
- [2] F. M. F. Wong, Z. Liu, and M. Chiang, "On the Efficiency of Social Recommender Networks," ACM Transactions on Networking, vol. 24, no. 4, pp. 2512-2524, Aug. 2016.