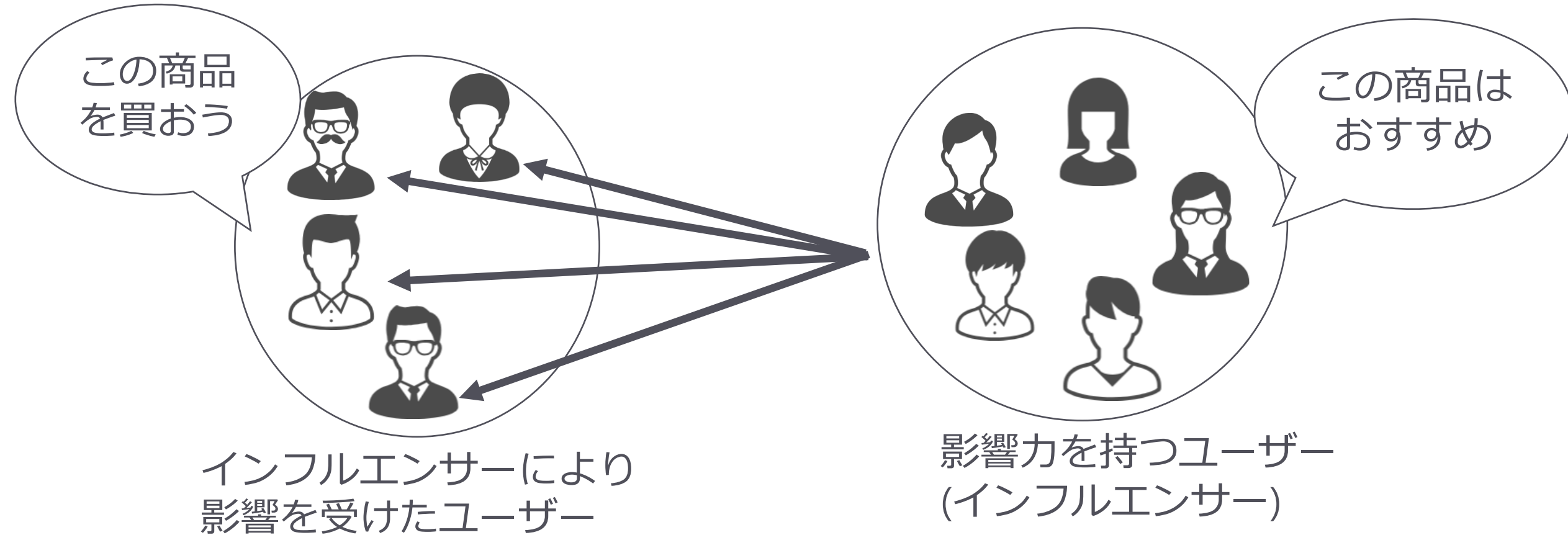


影響力最大化問題に関する 成果物

由川 拳都

影響力最大化問題



ソーシャルネットワーク内のインフルエンサーを推定
インフルエンサーにより影響を受けたユーザー数を推定

影響力最大化問題の目的と意義

目的

ソーシャルネットワーク内での口コミマーケティングの促進

ソーシャルネットワーク内のユーザーは大規模かつ友人関係が複雑

 インフルエンサーを見つけることが困難

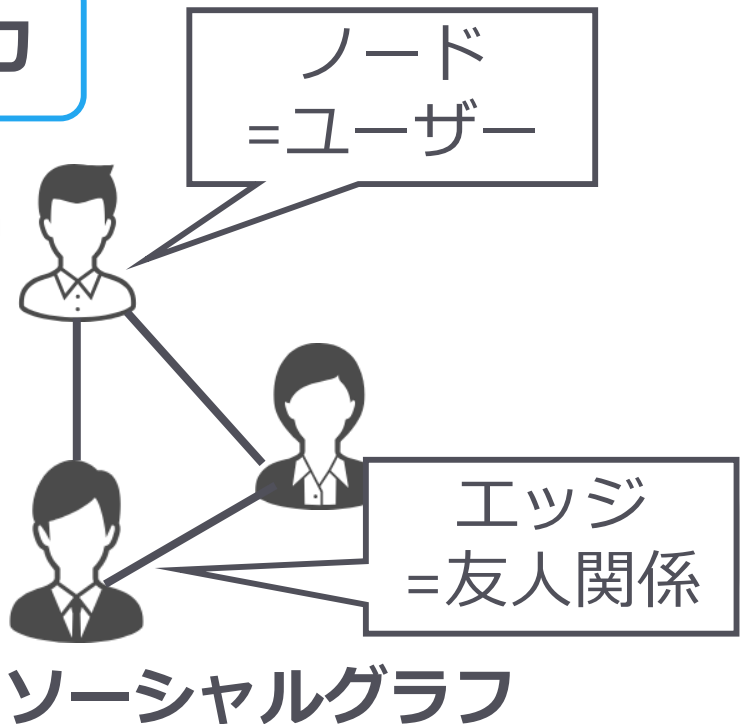
意義

インフルエンサーを効率よく見つける方法の発見と
効率的な口コミ方法の検討

処理の概要

入力

1



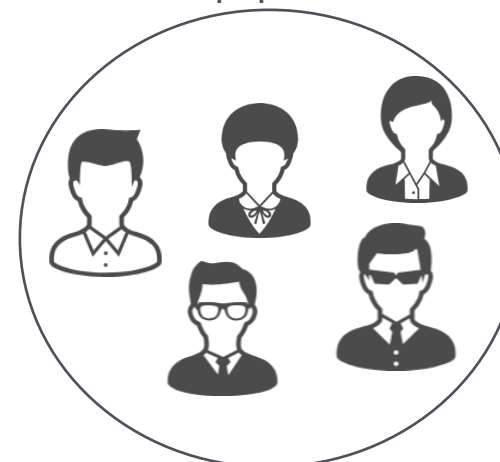
影響力を
定量化する
モデル

出力

1



2



2

インフルエンサーの数 k

影響力を定量化するモデル

1

線形閾値モデル

ある一人の友人に対して宣伝する様子をモデル化

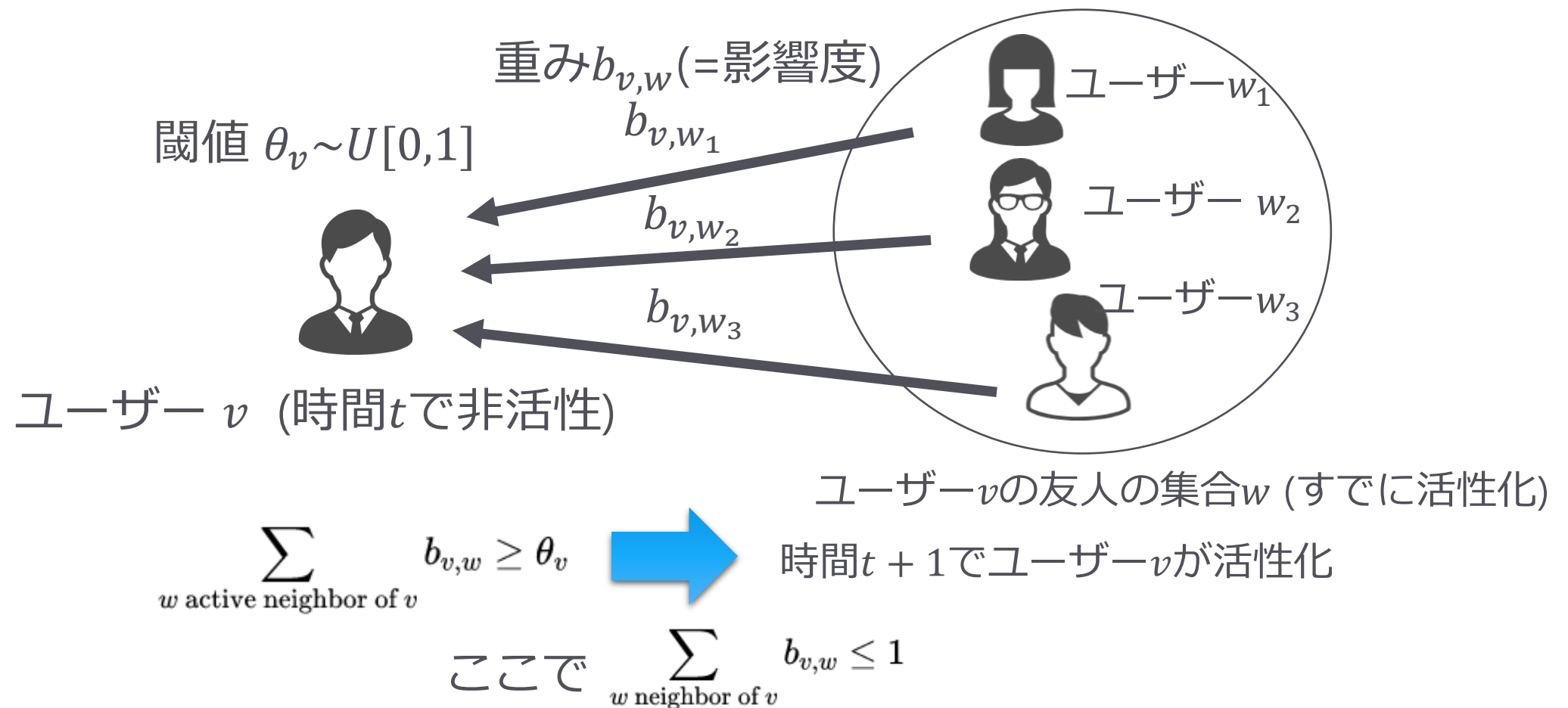
2

独立カスケードモデル

片っ端から友人に意見を伝える様子をモデル化

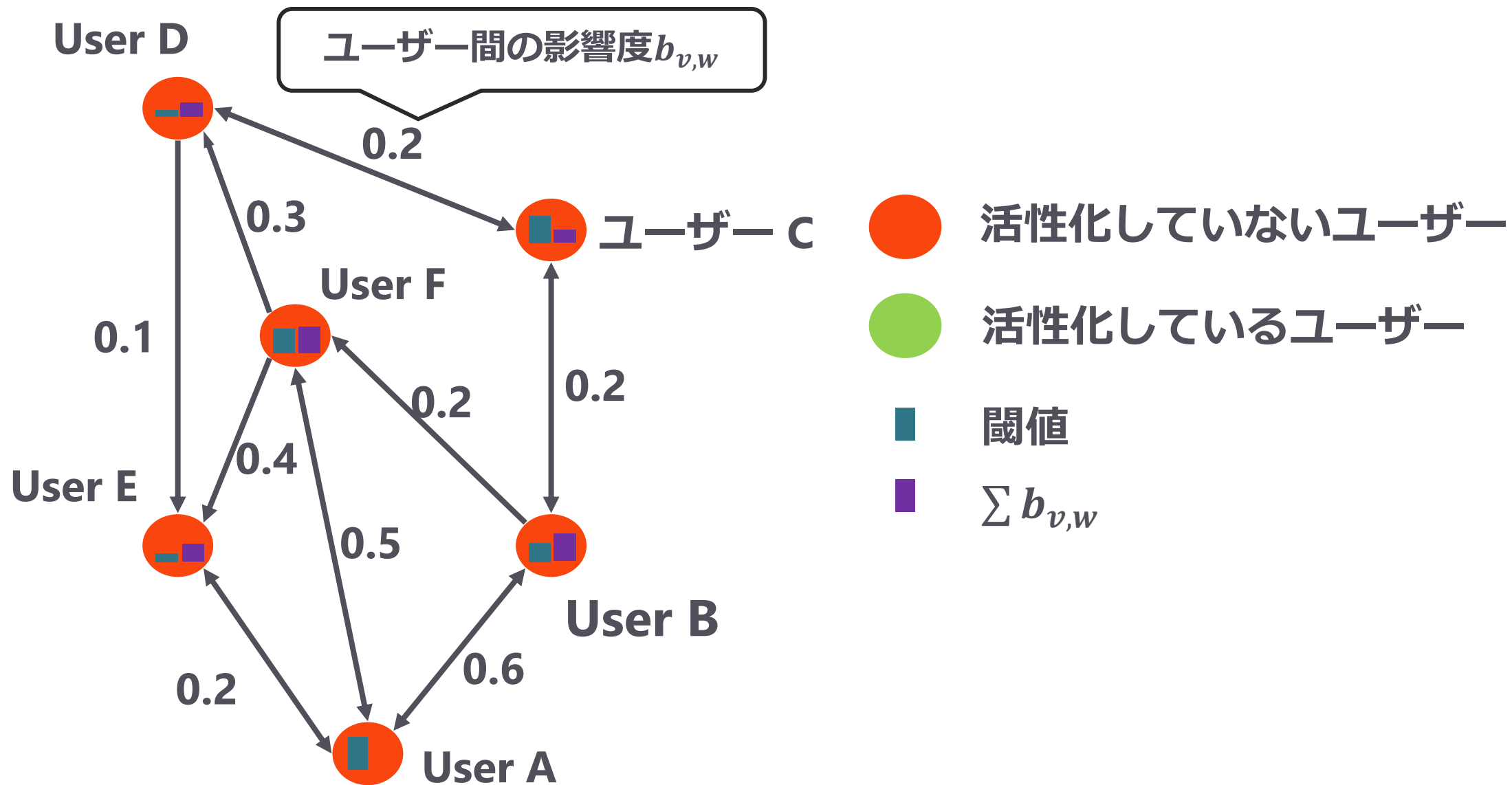
線形閾値モデル

影響を受けた=ユーザーの活性化

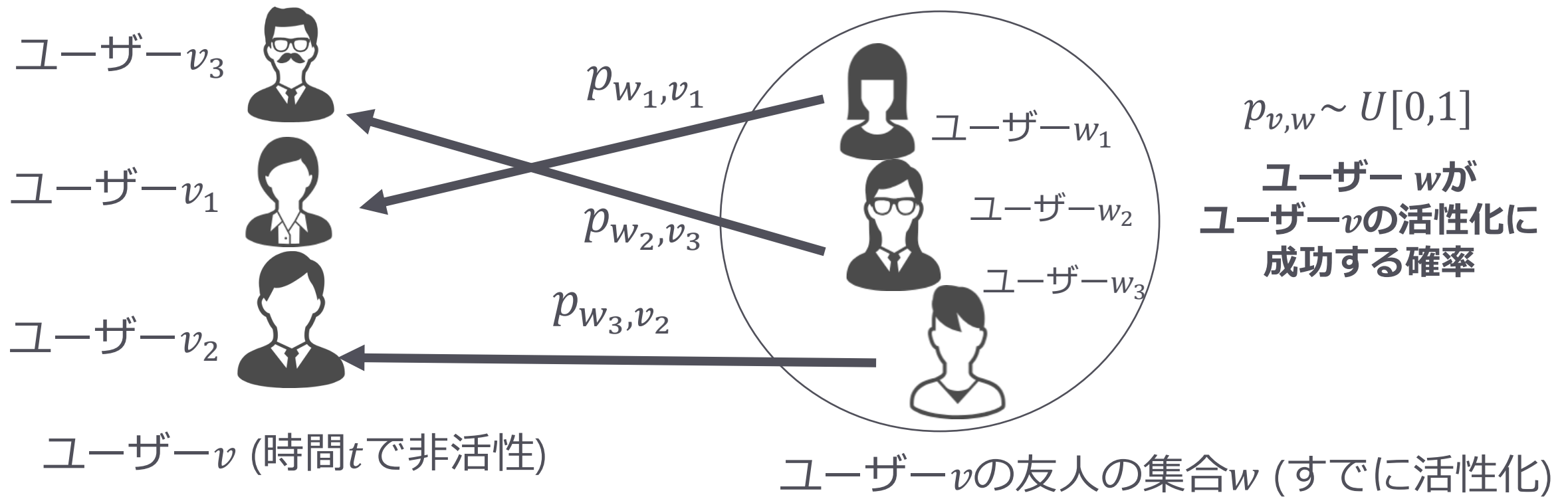


友人の意見をもとに自分の行動を決める様子をモデル化

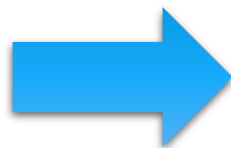
線形閾値モデル 例



独立カスケードモデル



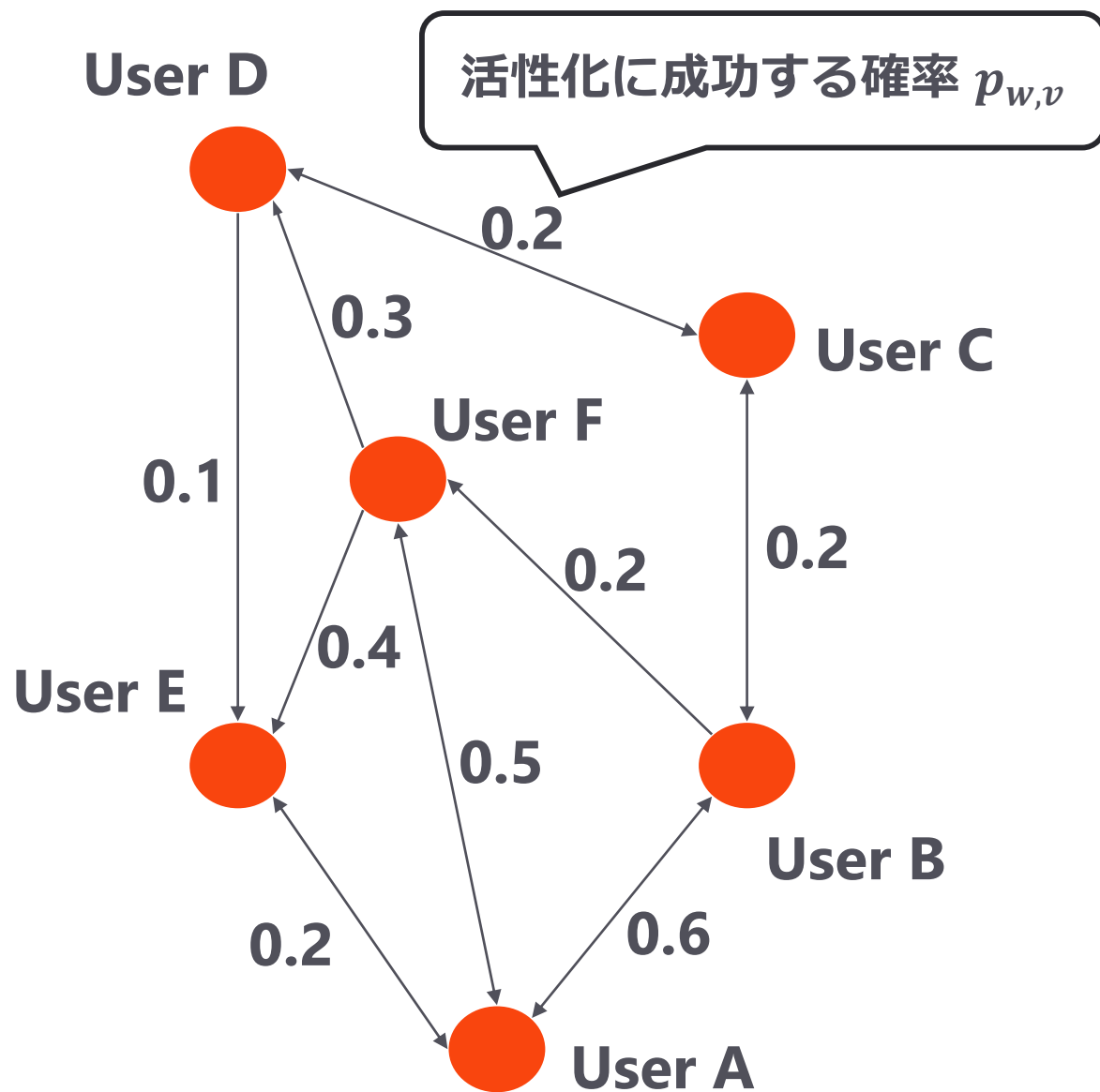
ユーザー w がユーザー v の
活性化に成功



ユーザー v が時間 $t + 1$ で活性化

友人に片っ端から意見を伝える様子をモデル化

独立カスケードモデル 例



- 活性化していないユーザー
- 新たに活性化するユーザー
- 活性化しているユーザー
- 活性化成功
- 活性化失敗

影響力最大化問題で生じる問題と解決策

問題

インフルエンサーの推定がNP-困難  貪欲法で解決

貪欲法

インフルエンサーの初期集合を $S = \emptyset$ とする

$$f(S \cup \{v\}) - f(S)$$

を最大化させるノード v を求め, S に追加

($f(*)$ = インフルエンサーにより影響を受けたユーザー数)

k 回繰り返す 

終了

しかし、貪欲法は非常に時間がかかったので...

線形閾値モデル

➡ LDAG (Local Directed Acyclic Graph: 局所有向非巡回グラフ)

独立カスケードモデル

➡ DregreeDiscount (次数割引) アルゴリズム

を適用

LDAGの概要

全グラフ内でインフルエンサーとその隣人のみで構成される部分グラフを発見し, そのグラフ内でインフルエンサーを推定

 **インフルエンサーの探索範囲の削減**



DegreeDiscountアルゴリズムの概要

インフルエンサー = 友人の多い人物であると仮定

処理

各ユーザーの友人の数を求める

(ユーザーの友人の数 - 影響を受けた友人の数)の値が
最も大きい人物をインフルエンサーと推定

k 回繰り返す

終了

1

Facebookのソーシャルグラフ

ノード(ユーザー数): 4039

エッジ(友人関係): 88234

2

Twitterのソーシャルグラフ

ノード(ユーザー数): 81306

エッジ(友人関係): 1768149

Facebook

時間 $t = 200$ k = インフルエンサーの数

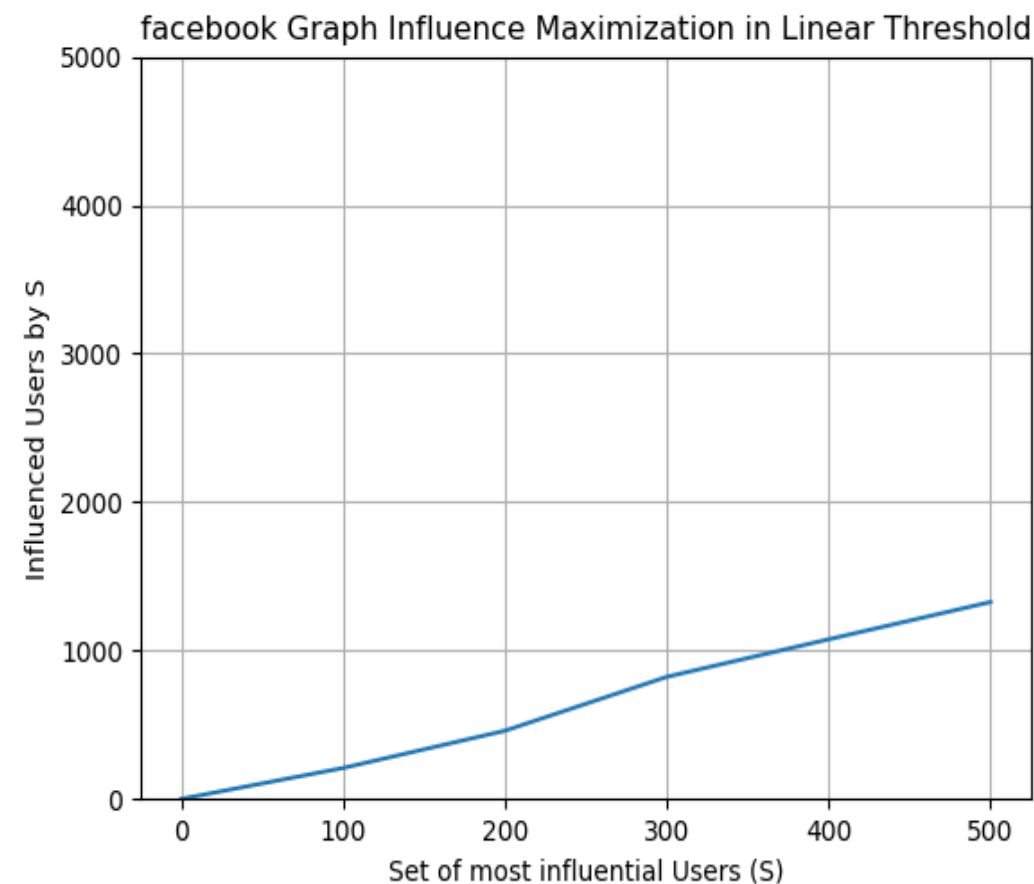
- 線形閾値モデル: $k = 0, 100, 200, 300, 400, 500$
- 独立カスケードモデル: $k = 0, 100, 200, 300, 400, 500$

Twitter

時間 $t = 50$ k = インフルエンサーの数

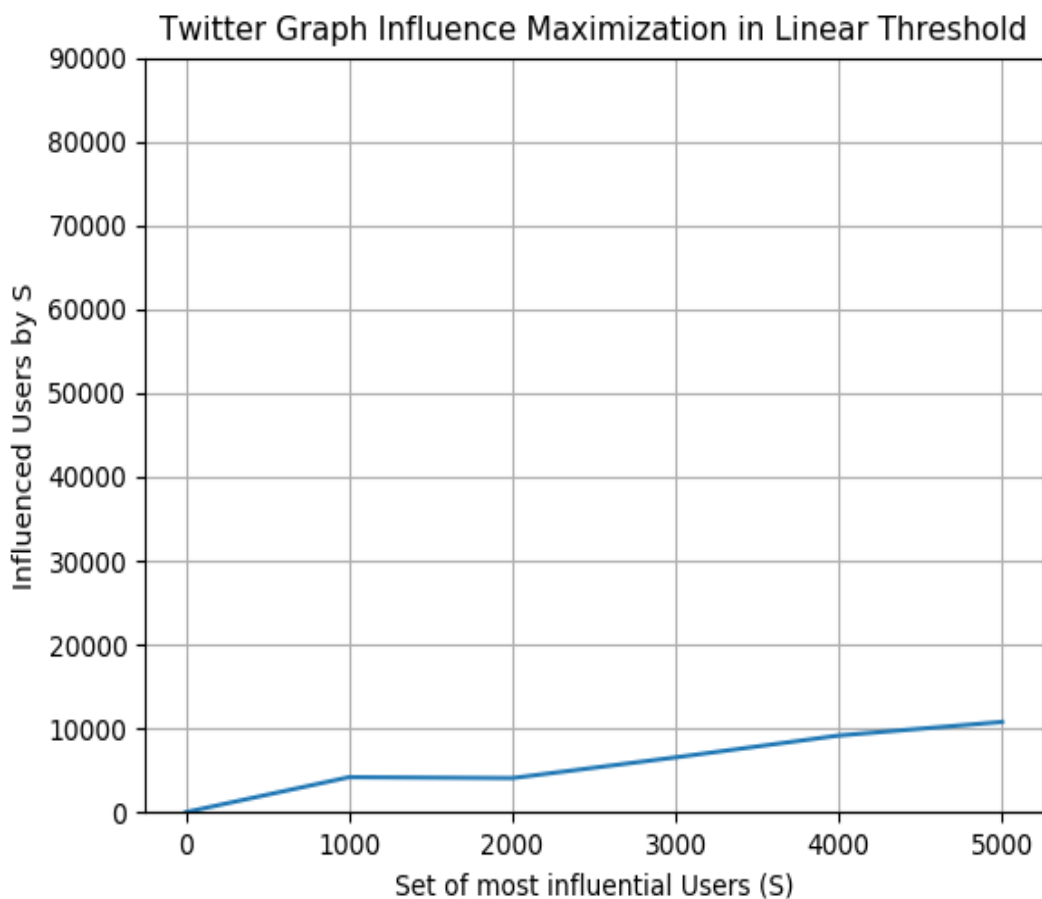
- 線形閾値モデル: $k = 0, 1000, 2000, 3000, 4000, 5000$
- 独立カスケードモデル: $k = 0, 1000, 2000, 3000, 4000, 5000$

結果: 線形閾値モデル (Facebookのソーシャルグラフ)



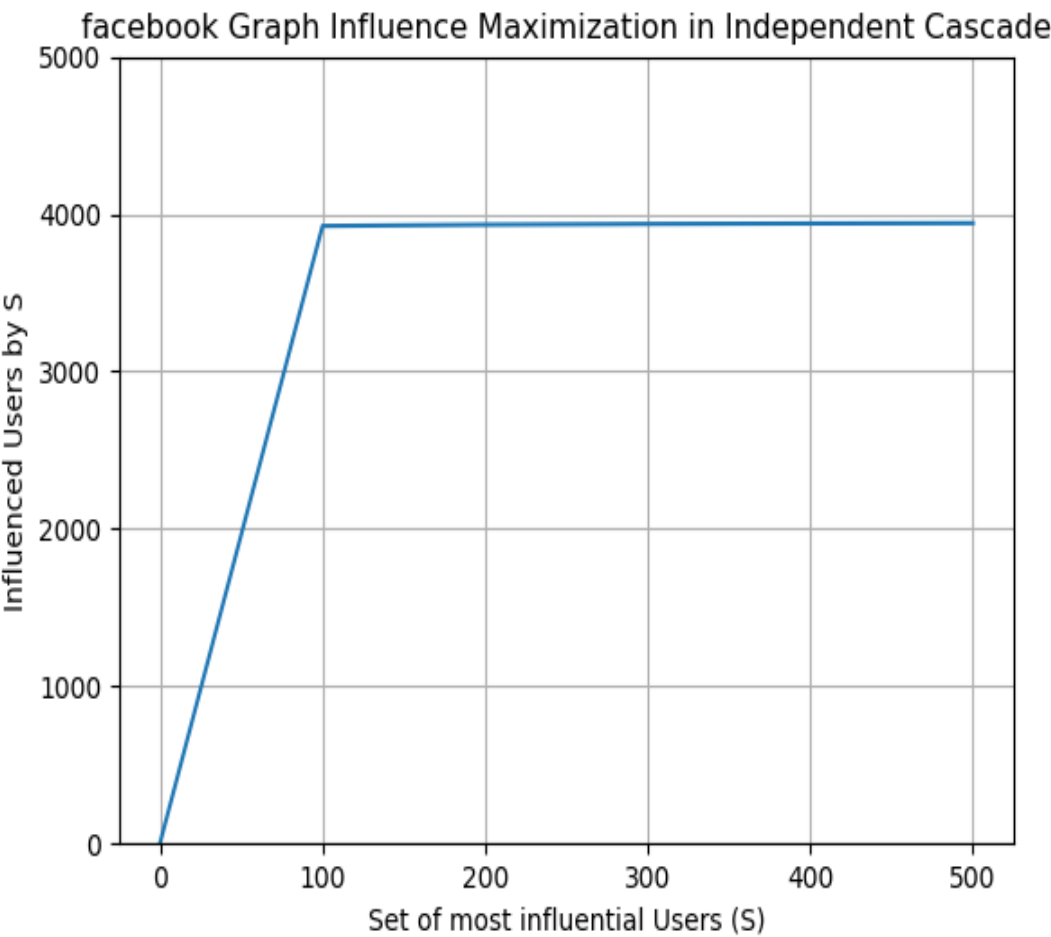
インフルエンサーの数 k	インフルエンサーにより 活性化したユーザーの平均 / 全ユーザー数
0	0 / 4039
100	208.34 / 4039
200	459.46 / 4039
300	822.48 / 4039
400	1075.44 / 4039
500	1332.66 / 4039

結果: 線形閾値モデル (Twitterのソーシャルグラフ)



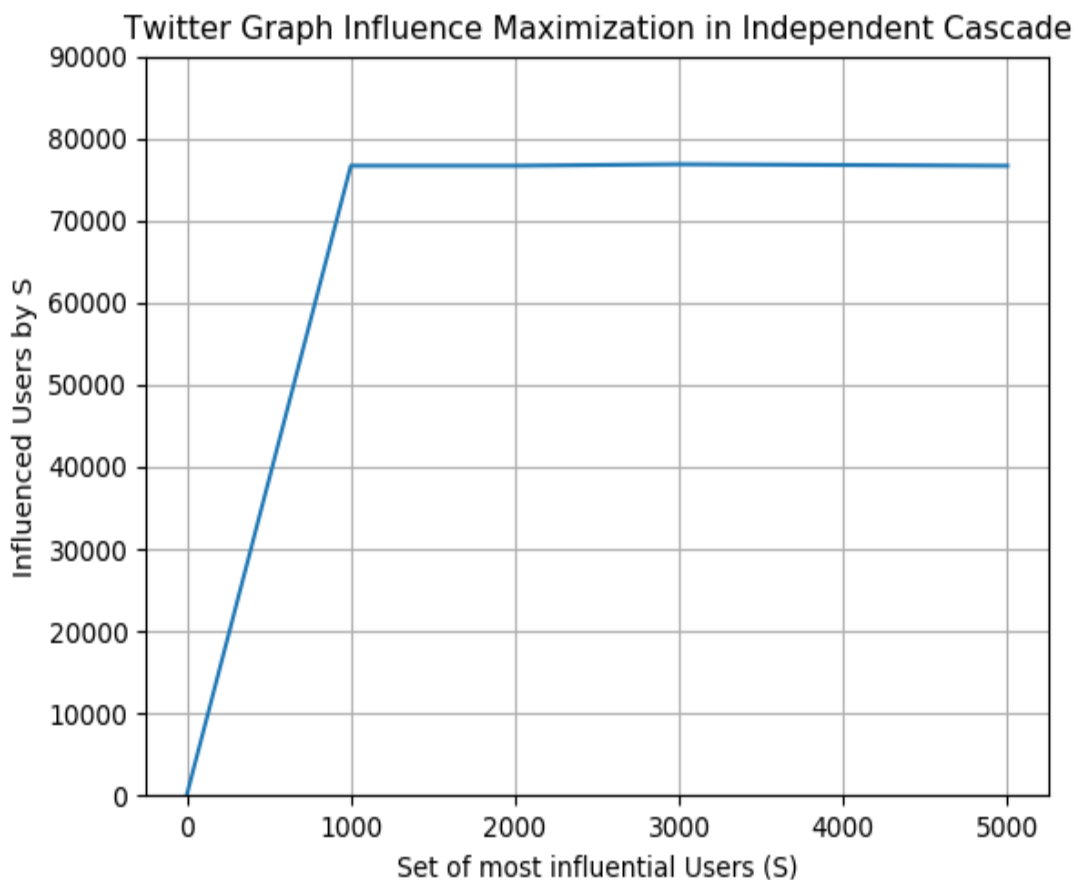
インフルエンサーの数 k	インフルエンサーにより 活性化したユーザーの平均 / 全ユーザー数
0	0 / 81306
1000	4173.6 / 81306
2000	4066.2 / 81306
3000	6537.2 / 81306
4000	9147.4 / 81306
5000	10766.8 / 81306

結果: 独立カスケードモデル (Facebookのソーシャルグラフ)



インフルエンサーの数 k	インフルエンサーにより 活性化したユーザーの平均 / 全ユーザー数
0	0 / 4039
100	3924.24 / 4039
200	3932.34 / 4039
300	3936.98 / 4039
400	3939.86 / 4039
500	3942.02 / 4039

結果: 独立カスケードモデル(Twitterのソーシャルグラフ)



インフルエンサーの数 k	インフルエンサーにより 活性化したユーザーの平均 / 全ユーザー数
0	0 / 81306
1000	76661.6 / 81306
2000	76663.4 / 81306
3000	76842.4 / 81306
4000	76751.6 / 81306
5000	76656.2 / 81306

独立カスケードモデルでは
少数のインフルエンサーでも影響を受けたユーザーの数が多かった



口コミマーケティングでは
友人ならば片っ端から宣伝しておく と 効果的