

現在の進捗

必要な理論

自分の研究に
対して

現在の取り組み

今後の予定

研究進捗

武藤 克弥 (Katsuya Mutoh)
u255018@st.pu-toyama.ac.jp

富山県立大学 大学院 電子・情報工学専攻 情報基盤工学部門

August 4, 2023

やろうとしていること

- キーワード A → キーワード B への関心の移り変わり (トピック遷移) のモデル化
- 複数キーワードの流行り廃りを見る

現在の目標

- 従来の流行遷移モデルに、オプショングラフモデルを当てはめる
→ 「複数トピックの流行遷移」の研究論文を見つける

前回の発表内容 (リアルオプション)

3/12

リアルオプション問題¹

- 金融のオプション取引を拡張し、事業の開始・中止を行使する権利を取引する
- 各時刻における意思決定 (アクティビティ) の価値を最適値関数で逐次的に求める問題

最適値関数 $\mathcal{I}_B(t, \mathbf{Z}) \equiv \min_{\Lambda(T)} \mathcal{C}(t, \Lambda(T)) - \frac{1}{\gamma} \mathcal{H}(t, \Lambda(T))$, s.t. $E_t^Q[\mathbf{S}(s)] = E_t^P\left[\frac{\Lambda(s)}{\Lambda(t)} \mathbf{S}(s)\right]$

DP(動的計画法)分解

微小 SDF: $d\eta(t) \equiv \frac{\Lambda(t) + d\Lambda(t)}{\Lambda(t)}$

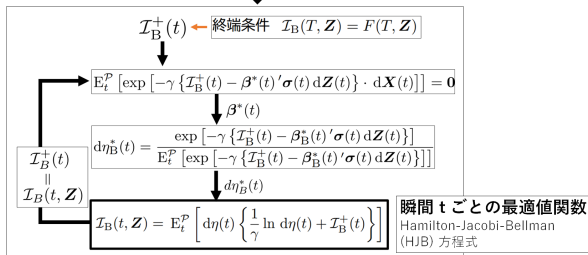


図 1: 時間軸で分解した最適値関数

¹長江, 赤松., 2003.

オプショングラフモデル²

- リアルオプションを一般化したもの。様々な意思決定の分析に応用可能。
- 意思決定による状態遷移を**時間と空間で分解**できる
→各瞬間・各ノードのアクティビティの価値を測ることができる

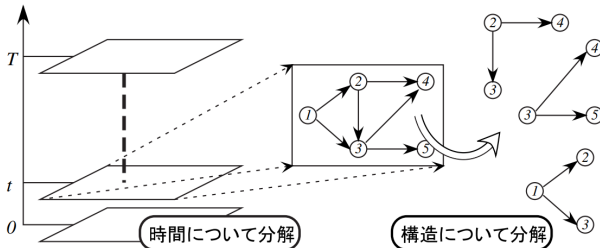


図 2: 時間軸と空間軸での分解

²長江, 赤松., 2003*.

自分の研究への応用 (仮)

やりたいこと = 複数トピックの流行遷移の分析

例 「トピック 1 → トピック 2 へ流行の移り変わり」

- 時間分解 = 隣接ノード (トピック) への遷移確率分布？
- 空間分解 = 各トピックの流行度合い？
- 時間・空間全体 = 各トピックの繁栄・衰退 (相互作用)

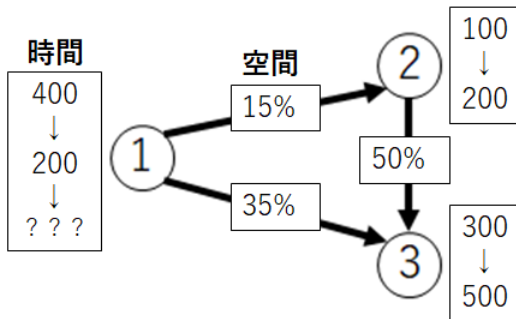


図 3: 時間・空間分解時の各トピックの状態 (イメージ)

流行遷移構造の仮定

オプショングラフモデルを適用するには、どのような流行遷移を仮定するのかを考える必要

- 案 1：自分で考える
- 案 2：類似研究のモデルに適用
→「仮定するプロセス」を省略可能？

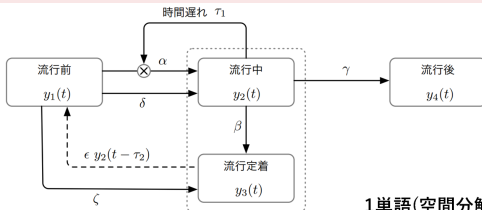
どう適用するか？

オプショングラフモデルを「複数トピックの流行遷移」に適用したい

- 置き換え
類似研究モデルの変数・制約条件
→オプショングラフモデルの変数・制約条件

適用することのメリット (研究の新規性)

- 時間・空間、両方で流行遷移を分析している研究が少ない
- 複数トピックの流行遷移を両方で分解することで、より高精度なモデル化



$$\begin{cases} \frac{dy_1(t)}{dt} = -\alpha y_1(t)y_2(t-\tau_1) - \delta y_1(t) + \varepsilon y_2(t-\tau_2) - \zeta \\ \frac{dy_2(t)}{dt} = \alpha y_1(t)y_2(t-\tau_1) - (\beta + \gamma)y_2(t) + \delta y_1(t) \\ \frac{dy_3(t)}{dt} = \beta y_2(t) - \varepsilon y_2(t-\tau_2) + \zeta \\ \frac{dy_4(t)}{dt} = \gamma y_2(t) \end{cases}$$

1単語(空間分解) × 全時間



図 4: 拡張 SIR・遅延微分方程式を用いた、一単語の流行遷移³

³太田, 水谷., 2021.

現在行っていること

- 既存研究「複数トピックの流行遷移モデル」に関する論文の検索
- かなり近いものが2つ

現在の進捗

必要な理論

自分の研究に対して

現在の取り組み

今後の予定

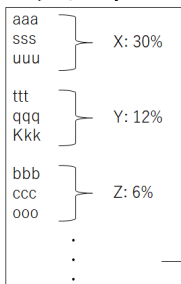
見つけた論文 1(手法)

9/12

潜在的ディリクレ配分法 (LDA)

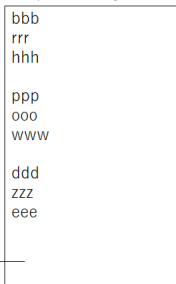
- テキストから単語が確率的に生成するとみなし、単語のトピック分布を推定する方法
→テキストが割合的に何のトピックを表しているのか表現可能？
- 分布の未知パラメータ推定にベイズ推定などが用いられる

テキストA



トピック分布: ψ_A

テキストB



トピック分布: ψ_B

a~z: 単語
X, Y, Z: トピック

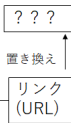


図 5: LDA のイメージ

現在の進捗

必要な理論

自分の研究に対して

現在の取り組み

今後の予定

見つけた論文 1(手法)

10/12

LDA を用いたトピック変遷⁴

- LDA に時系列変化を持たせることで、割合上位のトピックの変遷を可視化
- 一定の時間幅で Twitter に含まれるトピック分布を抽出し、各時間幅のトピック分布をつなげることで実現

→ LDA(空間軸) × 時系列 (時間軸) で適用可能？

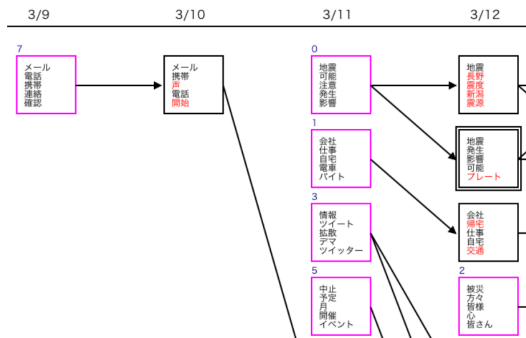


図 6: LDA × 時系列によるトピック変遷

⁴北田, 風間 et al., 2015.

見つけた論文2(手法)

11/12

Lotka–Volterra × 遅延微分方程式を用いたトピック競合モデル⁵

- 空間軸 = トピックどうしの人気度の奪い合い？
- 時間軸 = 各トピックの繁栄・衰退

$$\frac{dL_i(t)}{dt} = r_p L_i(t) \left(1 - \frac{r_c}{K} Y_i(t) - c \sum_{j=1, j \neq i}^N L_j(t) \right)$$

$$\frac{dY_i(t)}{dt} = L_i(t) - \alpha Y_i(t).$$

$L_i(t)$: ハッシュタグ i の出現回数

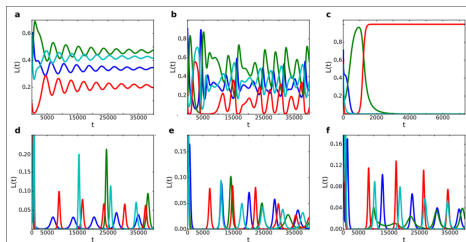
Y : 補助変数

N : トピック数

K : 成長モデルの収容力

c : 重複コンテキストの量

r_p, r_c : 1 トピック当たりの成長率



a: 複数種の共存 ($c = 0.3$)
b: 1種間のカオス的ダイナミクス ($c = 1.0$)
c: 1種の支配 ($c = 3.0$)

d~f: その他パラメータ・条件変更

図 7: トピック 4 種の数値解 (繁栄・衰退のプロット) (⁵Supplementary Information より)

⁵Lorenz-Spreen, P., Mørnsted, B.M. et al., 2019

今後の予定

- 修論研究目的への局所化
- オプショングラフモデル
- LDA と Lotka–Volterra ダイナミクス 論文の勉強

現在の進捗

必要な理論

自分の研究に対して

現在の取り組み

今後の予定