

Dynamic Nondiagonal Mixture of Dirichlet Distributions for Economic Network Analysis(動的非対角混合ディリクレネットワーク分布の構築と経済データへの応用)

数理情報学専攻 48-196217 張 文寧 (Zhang Wenning)
指導教員 山西 健司 教授

1 はじめに

本研究では、銀行送金データを通じて経済状況をモニタリングするためのネットワークの生成モデルを構築する。特に、銀行送金データは送金単位で記録しているという特徴を持ち、エッジの生成過程に注目することが求められる。そこで、本研究はエッジの生成過程に存在する顕著な性質である疎性・スケールフリー性、潜在ブロック構造、季節性を再現できるネットワークモデルに取り組む。まず、先行研究である潜在ブロック構造を導入したエッジの生成モデル (MDND)[1] では考慮できなかった非対角ブロック構造を推定できるモデル (NDMDND)[2] を構築した。このモデルは、予測精度の評価実験においてまず、先行研究である潜在ブロック構造を導入したエッジの生成モデル (MDND)[1] では考慮できなかった非対角ブロック構造を推定できるモデルである NDMDND[2] を構築した。このモデルは、予測精度の評価実験において、MDND および隣接行列を生成するモデルである確率的ブロックモデル (SBM) より高い性能を発揮することを示した。さらに、NDMDND のエッジの発生順序を無視しているという欠点を改善すべく、時間発展するブロック構造を取り入れ、動学化へと拡張した Dynamic NDMDND を提案した。

2 既存研究

MDND は各エッジに対して、まず中華料理店過程 (CRP) を用いて対角な潜在ブロックを配置し、ブロックごとのノード分布からエッジを表すノードペアを生成する。ノード分布は、すべてのブロックにおいて選択可能なノードセットを共有させるために、ブロックごとの CRP ではなく、CRP を階層化した中華フランチャイズ過程 (CFP) によって構成される。CFP は、table という補助変数を取り入れ、店ごとに客をテーブルに一旦配置してから、すべての店で共通の料理をテーブルに配置するという 2 段階の CRP より構成される。ここで、エッジが客、ノードが料理に対応でき、エッジ (ノード

ペア) は一旦テーブルに配置され、共通なノードセットからノードをテーブルに対応させることによって決まる。しかし、MDND におけるブロック構造はコミュニティに近い対角な場合に限定され、ブロック間の繋がりを考慮に入れていない。より現実のデータに即したモデルを構成するためには、非対角構造の導入が期待される。

3 Nondiagonal MDND

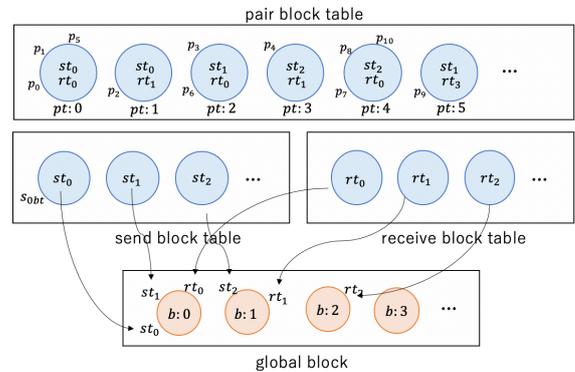


図 1. NDMDND の生成過程のイメージ

提案手法では非対角ブロック構造を考慮するため、エッジのブロック割り当て c_{nt} を送り手 c_{snt} と受け手 c_{rnt} で峻別する。 c_{snt} と c_{rnt} をそれぞれ固有の CRP にしたがって生成するが、同じブロックセットを共有させるために、その 2 つの CRP を 3 つ目の CRP でつなぎ合わせた CFP を用いる。ここで、CRP を用いるのはブロック総数およびブロック間の連結パターンを自動的に推定できるためである。しかし、 c_{snt} と c_{rnt} をそれぞれで生成すると、ブロック間の関係が無視され、ブロックペアがランダムに生成される。したがって、ブロックペアを表現する pair block table を導入し、 (c_{snt}, c_{rnt}) は CRP によって既存のブロックペアからその人気度によって同時に生成され、もしくは新しい c_{snt} と c_{rnt} の組み合わせから生成される。 s_{nbt} と r_{nbt} を送り手ノードと受け手ノードそれぞれの block table, s_{nb} と r_{nb} をそれぞれの block とすると、提案手法の生成過程は以下ようになる。

(A) エッジに対して block pair をサンプリング

$$c_{nt} \sim CRP_{block-pair}(\tau_{pair})$$

if $c_{nt} ==$ new pair block table :

$$(1) s_{nbt} \sim CRP_{block-send}(\tau_{block})$$

if $s_{nbt} ==$ new send block table

$$s_{nb} \sim CRP_{block}(\gamma_{block})$$

else s_{nbt} に s_{nb} を代入

$$(2) r_{nbt} \sim CRP_{block-rece}(\tau_{block}):$$

if $r_{nbt} ==$ new rece block table :

$$r_{nb} \sim CRP_{block}(\gamma_{block})$$

else r_{nbt} に r_{nb} を代入

else c_{nt} に (s_{nbt}, r_{nbt}) と (s_{nb}, r_{nb}) を代入

(B) エッジをサンプリング

$$(1) \text{送り手ノードの table : } s_{nt} \sim CRP_{c_n}(\gamma)$$

if $s_{nt} ==$ new table : $s_n \sim CRP_N(\gamma)$

else s_n に s_{nt} を代入

$$(2) \text{受け手ノードの table : } r_{nt} \sim CRP_{c_n}(\gamma)$$

if $r_{nt} ==$ new table : $r_n \sim CRP_N(\gamma)$

else r_n に r_{nt} を代入

提案手法の潜在ブロック構造の学習には、MCMC の一種である周辺化ギブスサンプリングを用いる。学習は、テーブル割り当てとテーブルへのブロック割り当てという2つの部分からなる。表1は人工データと国際株式所有データに対して、提案手法のリンク予測性能を実験した結果である。データの特徴をモデルに取り入れることは高い予測性能に寄与することが分かった。

表1. 人工データと国際株式所有データにおけるリンク予測精度

Model	Synthetic		Ownership	
	AUC-ROC	AUC-PR	AUC-ROC	AUC-PR
SBM	0.956	0.414	0.966	0.575
DCSBM	0.963	0.364	0.971	0.583
Nested SBM	0.969	0.412	0.974	0.599
Weighted DCSBM	0.971	0.672	0.97	0.568
MDND	0.918	0.298	0.893	0.477
NDMDND	0.983	0.736	0.968	0.673

4 Dynamic NDMDND

提案手法は NDMDND を動学モデルに拡張する。MDND の動学的拡張モデルに、各エッジを前のエッジと同じブロックに配置されやすいように仮定した手法があるが、銀行送金においては、多くの送金は給料日のような特定した日付に集中しやすく、同じ月内の送金の間に順序が不明な場合が多い。それに対処すべく、1ヶ月

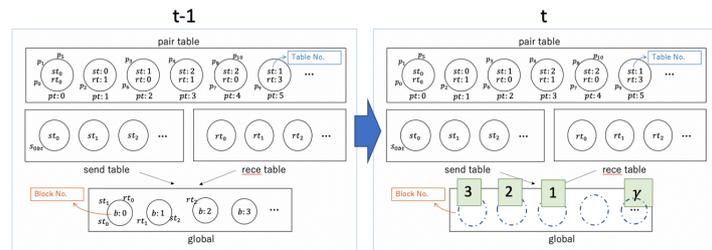


図2. Dynamic NDMDND の生成過程のイメージ

ごとにエッジをまとめ、同じ月内のエッジの順序を無視するが、異なる月のエッジの順序を無視しないというアプローチを取る。Dynamic topic model の分野においては、期間ごとに文書コレクションを集め、ある期間内の文書の順序を無視し、トピックの発展を解析する手法が多くある。例えば、Infinite dynamic topic model[3]は、Recurrent Chinese franchise process (RCFP) を用いて、各トピックの時間発展を導入している。

本研究は RCFP を用いて、潜在ブロック構造に時間依存性を導入する。具体的には、過去に人気なブロックは現時刻にも人気であると仮定し、過去と現時刻のテーブル数の和 $m'_{j,k} + m_{j,k}$ によってブロックが決まるとする。ただし、 $m'_{j,k}$ は一時刻前の $m_{j-1,k}$ と12ヶ月前の $m_{j-12,k}$ の重み付き和である。また、ノードの生成については NDMDND と異なり、ノード数を固定し、ノード分布 $\phi_{j,k}$ をパラメータとするカテゴリカル分布から決まる。各時刻において、一時刻前のブロックを受け継ぎ、時刻 j における既存ブロック k のノード分布 $\phi_{j,k}$ を一時刻前のノード分布から $\phi_{j,k} \sim \mathcal{N}(\phi_{j-1,k}, \rho I)$ によって遷移させる。新しいブロックについては $\phi_{j,k} \sim \mathcal{N}(0, \rho I)$ によって新しく生成する。動学モデルへの拡張により、将来時刻におけるリンク予測精度の向上が期待できる。

参考文献

- [1] Sinead A. Williamson. Nonparametric network models for link prediction. *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 17, No. 202, pp. 1–21, 2016.
- [2] Wenning Zhang, Ryohei Hisano, Takaaki Ohnishi, and Takayuki Mizuno. Nondiagonal mixture of dirichlet network distributions for analyzing a stock ownership network. In *Complex Networks and Their Applications IX*, pp. 75–86. Springer International Publishing, 2021.
- [3] Amr Ahmed and Eric P. Xing. Timeline: A dynamic hierarchical dirichlet process model for recovering birth/death and evolution of topics in text stream. In *Proceedings of the Twenty-Sixth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*, pp. 20–29, 2010.