

# 街区と店舗の共起関係を用いた 都市の潜在構造分析

稲垣 和哉<sup>1</sup>・原 祐輔<sup>2</sup>・桑原 雅夫<sup>3</sup>

<sup>1</sup>学生非会員 東北大学大学院 情報科学研究科 (〒 980-8579 仙台市青葉区荒巻青葉 6-3-09)

E-mail: inagaki@plan.civil.tohoku.ac.jp

<sup>2</sup>正会員 東北大学助教 未来科学技術共同研究センター (〒 980-8579 宮城県仙台市青葉区荒巻青葉 6-3-09)

E-mail: hara@plan.civil.tohoku.ac.jp

<sup>3</sup>正会員 東北大学大学院教授 情報科学研究科 (〒 980-8579 宮城県仙台市青葉区荒巻青葉 6-3-09)

E-mail: kuwahara@plan.civil.tohoku.ac.jp

本研究では都市内における街区と店舗の共起関係に基づき、街区と店舗の潜在的な関係性を明らかにすることで都市の潜在的構造を分析する。街区と店舗の共起関係を関係データに表すことで、街区間の類似性、店舗間の類似性、街区と店舗の関係性を定量的に扱えることが本アプローチの特徴である。この関係データに対して、Stochastic Blockmodelを用いることで街区と店舗の潜在的な構造を明らかにできる。ケーススタディとして大阪市難波駅付近を対象に、業種カテゴリーに着目したマッピングを行った結果、業種カテゴリーごとに集積しやすい立地や業種カテゴリー間の組み合わせがあるため、潜在構造の存在が示唆された。

**Key Words :** *land-use pattern, relational data analysis, stochastic blockmodel*

## 1. はじめに

現在、主に駅前を中心として全国で類似した商業エリアが形成されている。しかし一方で原宿や表参道、堀江や中崎町(共に大阪)のように独自の個性をもった商業エリアもみられる。このように都市が街区間における類似性や独自性を持つ原因として、立地している店舗の違いが挙げられる。店舗の構成が街区を特徴づけている場合もあれば、街区の持つ特徴が構成店舗に影響を与えている場合もある。例えば、ファストフード店や全国チェーン店が多く立地する街区ではその店舗構成から没個性的な印象を受ける。一方で銀座のような高級な店舗が立地する街区に出店するファストファッション店は他店舗と扱っている商品は同じであるが、建物にデザイン性を加えることで街区のイメージに合わせている。すなわち、街区と店舗は共通の潜在的なイメージによって関係づけられていると考えられる。

本研究の目的は、街区の特性と店舗の関係性に着目し、都市の潜在的な構造を明らかにすることである。

都市構造の定量的な分析の既往研究として次の2つを取り上げる。福山・羽藤<sup>1)</sup>はバルセロナ旧市街において、街路と広場に着眼した都市構造の分析を行った。歩行者の行動圏域ごとにリンク媒介中心性という新たな指標を設定することで、街路ネットワーク及び広場立地の特性を歴史的な形成過程との関連性から定量的に評価している。結果、250m, 500m, 1km という3つの行

動圏域ごとに異なる中心性の分布が街路の歴史的な形成と整合性のある形で得ている。また、稲永<sup>2)</sup>は熊本市桜町周辺を対象に、Space Syntax 理論における移動効率指標 Int.V を用いて、賑わいと街路網の関係性について以下を明らかにした。1) 街路における Int.V の高さは賑わいを生む基盤として機能する、2) その基盤上において、中心的な機能を有するきっかけとなるのは建物などの施設整備である、3) 基盤として機能するためには一つの街路の Int.V の高さではなく高い密度が必要である。

本研究では、都市内における街区と店舗の共起関係に基づき、街区と店舗の潜在的な関係性を明らかにすることで、都市全体の潜在的構造の分析を行う。特に各街区においては、商業延べ床面積等の集計量や業種単位分析ではなく、個々の店舗を街区の構成要素として捉える。これにより各街区の構造を個々の店舗によって特徴づけることが出来る。本研究は街区間の類似性、店舗間の類似性、街区と店舗間の関係性を定量的に記述し、潜在的都市構造を分析するアプローチをとる。

本稿の構成は次の通りである。2章では都市の潜在構造分析のアプローチについて述べる。2(1)では街区と店舗の共起関係のコンセプトを説明し、2(2)では適用するモデル、2(3)ではパラメータの推定方法について述べる。3章ではケーススタディとして大阪市難波駅周辺の基礎分析を行い、大まかな集積傾向を明らかにする。

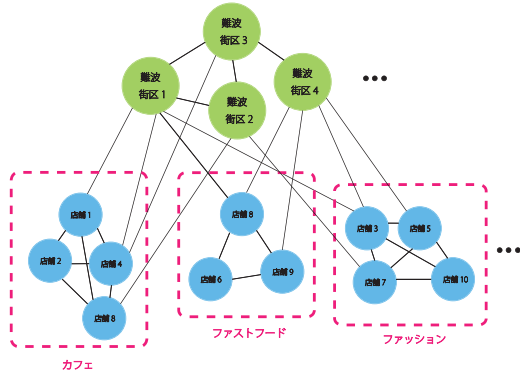


図-1 街区と店舗の共起関係を表すグラフ

## 2. 都市の潜在構造分析

### (1) 街区と店舗の共起関係

本研究では、対象エリアを街区単位で区切り、各街区に存在する店舗をそれぞれ区別して扱う。この街区と店舗の共起関係を関係データという形で表す。本研究における関係データとは、各街区と各店舗の関係を表すグラフを関係性ごとに行列表現したものである。なお本研究では対象エリアをメッシュに切り、個々のメッシュを街区としたが、任意の形状の街区にも本研究は適用可能である。

街区と店舗の共起関係を関係データで表す利点は、エリア内における街区と店舗、街区と街区、店舗と店舗の関係を数値化することによって、各街区内店舗立地、集積メカニズムを定量的に扱えることである。例として、街区と店舗の共起関係を表すグラフを図-1に示す。グラフは無向グラフであり、関係を持つ場合は各ノード間がリンクで結ばれることになる。ノード間の関係性には以下の3つを定義する。1) ある街区にある店舗が存在する、2) 店舗間が同じ業種に属する、3) 街区同士が隣り合っている。この関係データを2.(2)で記述する統計的モデルによって分析することによって、街区と店舗の潜在的な構造を明らかにすることが出来る。そのイメージを図-2に示す。図中にある都市部共通の要素、渋谷らしさ、落ち着いた雰囲気などは街区や店舗が属している潜在的な属性を表しており、この潜在的な属性を明らかにすることが本アプローチの主な目的である。

### (2) Stochastic Blockmodel による定式化

関係データから街区と店舗の潜在的な構造を、Stochastic Blockmodel を用いることで明らかにする。Stochastic Blockmodel は Nowicki and Snijders<sup>3)</sup>によって提案された関係性データのモデリング手法である。このモデルは1) 各ノードが単一の潜在的クラスターか

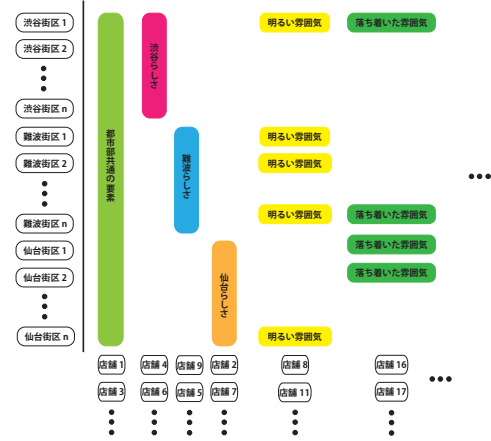


図-2 街区と店舗の潜在構造のイメージ

ら生成されている、2) ノード間のリンク生成確率が各ノードの所属クラスターにより決定する、と仮定している。ここで、関係データは観測可能であるが、各ノードのクラスター所属確率及びリンク生成確率という潜在的パラメータはすべて未知である。

まず最初に本稿で用いる定義についてまとめる。対象エリア内に街区が  $k$  個、店舗が  $m$  個ある時、これらを無差別に  $n$  個 ( $n = k + m$ ) のオブジェクトと呼ぶ。各オブジェクトはそれぞれノードとしてグラフ上で表現される。オブジェクトの集合を  $N$  とし、各オブジェクト  $i \in N$  はそれぞれノードと定義する。

グラフは  $n$  個のノードと各ノード間を接続するリンクで構成される。本研究では2.(1)で述べた3つの関係性を表すために、ノード  $i, j$  間の接続リンク  $y_{ij}$  を以下のように定義する。

(a) 街区  $i$  に店舗  $l$  が存在するとき

$$y_{il} = y_{li} = 1 \quad \forall i, l \in N, i \neq l$$

(b) 店舗  $l$  と店舗  $m$  が同一カテゴリであるとき

$$y_{lm} = y_{ml} = 1 \quad \forall l, m \in N, l \neq m$$

(c) 街区  $i$  と街区  $j$  が隣接しているとき

$$y_{ij} = y_{ji} = 1 \quad \forall i, j \in N, i \neq j$$

(d) オブジェクト  $i$  に対して

$$y_{ii} = 1 \quad \forall i \in N$$

(e) それ以外

$$y_{ij} = y_{ji} = 0 \quad \forall i, j \in N, i \neq j$$

次に、ノードが属する潜在的クラスターの集合を  $K = \{1, 2, \dots, c\}$  とする。ノード  $i$  が所属する潜在的クラスターを  $x_i$  とし、その確率変数を  $X_i$  とする。このとき、ノード  $i$  が潜在的クラスター  $k$  に所属する確率を

$$\Pr(X_i = k) = \theta_k \quad (1)$$

と定義する。各ノードの所属確率が i.i.d. であることを仮定すると、確率変数  $X$  の同時分布は次のように表すことが出来る。

$$\Pr(X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n) = \theta_1^{m_1} \dots \theta_c^{m_c} \quad (2)$$

ここで、 $m_k$  は潜在的クラスター  $k$  に属するノード数であり、 $m_k = \sum_{i=1}^n I(x_i = k)$  と表せる。  $I(\cdot)$  は指示関数である。

次にリンク生成確率を定義する。本モデルのリンク生成確率はノードの所属クラスターにのみ依存すると仮定する。このときノード  $i, j$  間のリンク生成確率は

$$\Pr(y_{ij} = a | X_i = k, X_j = h) = \eta_a(k, h) \quad \forall k, h \in K \quad (3)$$

とする。ここで、 $a \in A = \{0, 1\}$ ,  $\sum_{a \in A} \eta_a(k, h) = 1 \quad \forall k, h \in K$  を満たす。ここで、 $A$  は観測可能なノード間の関係性の集合である。

以上より上記の仮定のモデルから、観測された関係データ  $\mathbf{y}$  が得られる確率は次のように表される。

$$\Pr(\mathbf{y} | \mathbf{x}, \boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\eta}) = \prod_{a \in A} \prod_{1 \leq k < h \leq c} (\eta_a(k, h))^{e_a(k, h)} \quad (4)$$

ここで、 $\eta_a(k, h)$  は潜在的クラスター  $k, h$  が関係  $a$  となる回数である。

次に i.i.d. の仮定より、 $\mathbf{y}, \mathbf{x}$  の同時確率は

$$\Pr(\mathbf{y}, \mathbf{x} | \boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\eta}) = \Pr(\mathbf{y} | \mathbf{x}, \boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\eta}) \cdot \Pr(\mathbf{x}) \quad (5)$$

であり、これは式 (2), (4) の積で表すことが出来る。しかし、各ノードが所属する潜在的クラスターは未観測であるため周辺化することで以下の式が得られる。

$$\Pr(\mathbf{y} | \boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\eta}) = \sum_{\mathbf{x} \in K} \Pr(\mathbf{y}, \mathbf{x} | \boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\eta}) \quad (6)$$

これが関係性データ  $\mathbf{y}$  の生成モデルである。

### (3) パラメータの推定方法

パラメータ  $(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\eta})$  に対して事前密度関数  $f(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\eta})$  を仮定すると潜在変数  $\mathbf{x}$  の推定は次式のように事後予測分布で表される。

$$\Pr(\mathbf{x} | \mathbf{y}) = \int f(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\eta}, \mathbf{x} | \mathbf{y}) d\boldsymbol{\theta} d\boldsymbol{\eta} \quad (7)$$

パラメータ  $(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\eta})$  の推定は以下の事後分布に基づいている。

$$\Pr(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\eta} | \mathbf{y}) = \sum_{\mathbf{x}} f(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\eta}, \mathbf{x} | \mathbf{y}) \quad (8)$$

そしてこの条件付き分布  $f(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\eta}, \mathbf{x} | \mathbf{y})$  を得るために Gibbs Sampling を用いる。

現在の  $\mathbf{X}^{(\rho)}, \boldsymbol{\theta}^{(\rho)}, \boldsymbol{\eta}^{(\rho)}$  が与えられているとき、 $\mathbf{X}^{(\rho+1)}, \boldsymbol{\theta}^{(\rho+1)}, \boldsymbol{\eta}^{(\rho+1)}$  の Gibbs Sampling の手続きは以下の通りである。

- (a) 完全データ  $(\mathbf{X}^{(\rho)}, \mathbf{y})$  の下で、 $(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\eta})$  の事後分布から  $\boldsymbol{\theta}^{(\rho+1)}, \boldsymbol{\eta}^{(\rho+1)}$  をサンプリングする。

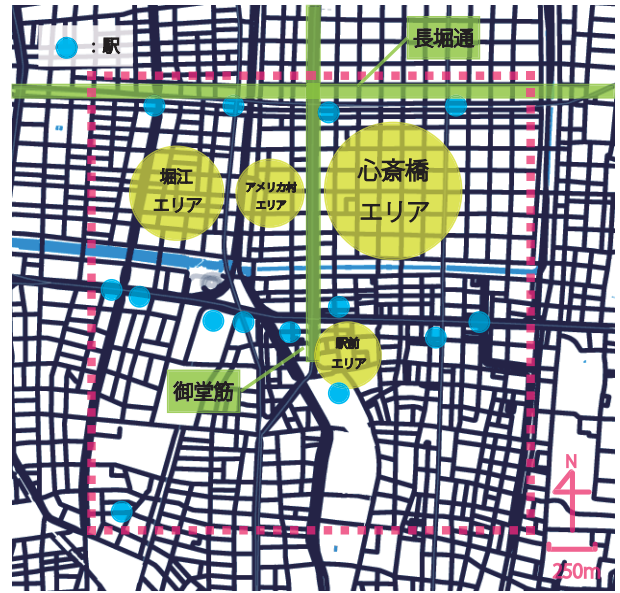


図-3 対象エリア

表-1 業種カテゴリー

No	カテゴリー名	業種例
1	レストラン	イタリア料理店, 中華料理店
2	バー	居酒屋, パブ
3	ファッション	ブティック, 衣料品店
4	カフェ	喫茶店, コーヒーショップ
5	ライフスタイル	アートギャラリー, 家具店
6	ファストフード	ファストフード店
7	コンビニエンスストア	コンビニエンスストア

- (b) 各  $i = 1, \dots, n$  に対して、 $\boldsymbol{\theta}^{(\rho+1)}, \boldsymbol{\eta}^{(\rho+1)}, \mathbf{y}, X_h^{(\rho+1)} (h = 1, \dots, i-1), X_h^{(\rho)} (h = i+1, \dots, n)$  が与えられた下で、 $X_i$  の条件付き分布から  $X_i^{(\rho+1)}$  をサンプリングする。

以上の手続きを収束するまで繰り返せば良い。

## 3. ケーススタディ

### (1) 対象地域とデータ概要

本研究が対象とするのは、図-3 に示す大阪市難波駅周辺の約 2.5km 四方で囲まれたエリアである。南北に御堂筋が通っており、この御堂筋を境に東側に心斎橋エリア、西側にアメリカ村及び堀江エリアが広がっている。心斎橋エリアは商店街を中心とした繁華街、アメリカ村・堀江エリアは若者をターゲットとした個人店舗が集まっているエリアである。そして難波駅周辺は、駅を中心に商業ビルやショッピングモールが立地する商業エリアとなっている。

本研究が用いるデータは位置情報 SNS である foursquare<sup>4)</sup> から入手したデータであり、店舗名、業種名、緯度、経度の情報で構成されている。





図-4 レストランの分布状況



図-6 ファッション・ライフスタイルの分布状況



図-5 カフェ・バーの分布状況



図-7 コンビニエンスストア・ファストフードの分布状況

## (2) 基礎分析

対象とするエリアがどのような集積傾向を持っているのかを把握するために基礎分析を行う。foursquareから入手した業種名を表-1のように7個の分類に分類した。なお、この7個の分類に該当しないと判断した業種名は今回の基礎分析には利用していない。

これらをカテゴリーごとにマッピングしたのが図-4, 5, 6, 7である。レストラン、カフェ、バーはエリア全体に分布しているが、特にレストラン、バーは御堂筋の東側に分布数が多い。一方でファッション、ライフスタイルは御堂筋より西側に分布数が多いことが見て取れる。また、ファストフードは難波駅前に多く分布し

ており、コンビニエンスストアは全体的に一様に分布していることがわかる。どのカテゴリーも共通していることは難波駅前周辺に多く分布していることである。

このようにカテゴリーによって店舗の集積傾向は異なっているが、レストランとバーやファッションとライフスタイルに見られるように、集積傾向が類似するものがある。しかし、このような基礎分析ではカテゴリーごとに集計してしまっているため、個々の店舗の特徴を消してしまっている可能性がある。また、カテゴリーの分類の仕方においても恣意性が高いため、定量的な分析とは言えない。

### (3) Stochastic Blockmodelを用いた潜在構造分析

そこで、各街区と各店舗の関係性を個別に捉える必要がある。例えば、ファッションに関して言うと、難波駅前に分布している店舗とアメリカ村・堀江エリアに分布している店舗では扱っている内容が大きく異なる。難波駅前に分布している店舗は概ね大型商業施設に入居しており、全国的に展開されているブランドが多い。一方でアメリカ村・堀江エリアに分布している店舗は基本的に路面店であり、またセレクトショップが多いため、店舗ごとの個性が非常に大きいエリアである。これらの店舗の違いを十把一絡げに「ファッションの店舗」とまとめることは、街区の雰囲気や店舗の雰囲気を捉えようとする本研究の目的に反している。これは飲食店等の別の業種にとっても同じ問題である。

そのため、本研究は個別の店舗を集計せずに扱う Stochastic Blockmodel を用いて街区や店舗の潜在的なイメージを明らかにする。現在、分析中であるため、その結果は発表時に報告する。

## 4. おわりに

本稿では、都市内における街区と店舗の共起関係に基づき、街区と店舗の潜在的な関係性を明らかにするための方法論について検討した。店舗や街区を個別に扱うことで、これまでの集計的なエリア分析とは異なる分析結果や知見が期待される。

### 参考文献

- 1) 福山祥代, 羽藤英二: バルセロナの歴史的発展過程と歩行者の行動圏域を考慮した広場-街路のネットワーク分析, 土木学会論文集 D1(景観・デザイン), Vol. 68, No. 1, pp.13-25, 2012.
- 2) 稲永哲, 星野裕司, 増山晃太, 尾野薫: 都市形成における賑わいと街路網の関係に関する研究, 景観・デザイン研究論文集, No.9, 2010.
- 3) Nowicki, K. and Snijders, T. A. B.: Estimation and Prediction for Stochastic Blockstructures, *Journal of the American Statistical Association*, Vol.96, Issue.455, pp.1077-1087, 2001.
- 4) foursquare, <https://ja.foursquare.com/>

(2014. 8. 1 受付)

## LATENT STRUCTURE ANALYSIS OF URBAN IMAGE

Kazuya INAGAKI, Yusuke HARA, Masao KUWAHARA