

都市の中心地はどこか？

—データから都市構造をみる—

青 木 高 明

滋賀大学

City center identification from data analysis

Takaaki AOKI

Shiga University

A city center is an area where commerce, entertainment, shopping, political power, and other urban functions are concentrated in densely populated districts characterized by clusters of high-rise buildings. Cities have become more complex, and most metropolitan areas have developed multiple centers, driven by the evolution of transportation systems, residential architecture, and societal lifestyles. Research has addressed basic questions: Where are the centers in growing cities? How can centers be identified in a data-driven manner? In this review, we provide an overview of approaches to city center identification, from traditional to recent studies, and reveal how these studies have defined and quantified city centers using available datasets. This history of modeling of city centers explains how the basic concept of the “city center” has been refined in urban studies.

Key words: City center identification, Human mobility

キーワード：都市中心検出, 人流データ

1. Introduction

あなたの住む街の中心地はどこでしょうか？駅前をイメージする人もいれば、商業施設が立ち並ぶ目抜き通りをイメージする人もいるでしょう。あるいは高層ビルが立ち並ぶオフィス街を思い描く人もいるかもしれません。一般的な概念として、都市中心（City center）とは街や都市の中核となっている場所を指します。中心業務地区（central business district; CBD）とも呼ばれ、商業施設やオフィスが集まっている繁華街であり、多くは交通アクセスの良い場所に立地しています。土地価格も高くなるため、高層ビルが立ち並び、地下街の発展も見られる区域です¹⁾。

どこが中心か、容易に思い当たる人がいる一方で、質問に戸惑う人もいるかもしれません。自分の住む街といっても、どこまで空間的に範囲を広

げるべきか、あるいは狭く捉えるべきなのでしょう。近所には中心となる場所もあるが、範囲を広げたらもっと別に中心地がある場合もあるでしょう。また「中心」といっても、大きな鉄道駅のような交通の要所を意味しているのか、それとも繁華街を意味しているのか。どちらの意味に取るかで、場所も変わってくるケースもあるでしょう。高度に発展した大都市では、都市中心がどこにあるのか自明ではありません。古典的な都市モデル、例えば von Thünen model (von Thünen, 1966) のような古典的ケースでは、1つの街は1つの中心地を持つことが想定されてきました。しかし1980年代以降、大都市では交通システムや住宅建設の発展・ライフスタイルの変化と連動しながら、都市構造は変化し、複数中心を持つ形 (polycentric) に変容しています (Duranton, 2021; Yu et al., 2021)。中心が複数存在し機能的にも分散するため、中心の特定が困難になっています。さらに都市は今後も変わっていきます。近年でも新型コロナウイルス感染症 (COVID-19) の世界的

1) 中心業務地区の概念からは外れますが、都市中心という概念は、政治や文化・歴史的な要素も含みます。



流行を契機にリモートワークが社会に浸透した結果、在宅勤務を前提とした移住や二拠点生活なども珍しいことではありません。通勤による居住地選択の制限が弱くなることで、都市構造も影響を受けるでしょう。今後も都市構造の複雑化が予想される中、都市を理解し議論するためには、まず中心を把握する技術が必要になります。

そこで本稿では、都市中心を定量的に捉え、データに基づき場所を同定する手法（City center identification）について概説します。データに基づき都市中心を議論するためには、都市中心の一般的概念から一歩進んで、定量的に中心基準を定義する必要があります。都市中心をどう捉えるか。大別して形態的（*morphological*）なアプローチと、機能的（*functional*）なアプローチがあります。それぞれのアプローチの背景と手法について解説していきます。これらの手法の評価軸として、本論説では以下の点に注目します。

1. 「都市中心」をどのような理論的枠組みから捉え、定量的な分析手法に落とし込んでいるか？
2. 「都市中心」とそれ以外を区別する基準が主観的か客観的か？ その基準は都市中心の定義を歪めないか？

後者の評価軸について追加説明します。中心地点はその他の地域とは「質的」に異なることが暗黙の前提となっています。その一方で分析対象は後述するように、雇用密度分布や移動量などの量的データです。量的データの変化から質的に異なる領域を切り出してくるため、何かしらの基準値が必要となります。その基準は主観的よりは客観的であるべきなのですが、過度に客観性を追求すると、意図せず「都市中心」が持つべき性質を変質させる危険性があります。本稿ではこれらの評価を論じていくことで、各手法の強みと限界を明らかにするとともに、手法発展の歴史を振り返り、今後の方向性を示すことを目的としています。

またデータについても、21世紀に入り、人々の活動に関して利用・分析可能なデータの種類が増え、その空間解像度も高くなっています（Duranton, 2021）。一人一台携帯電話を持って移動する時代になり、都市を建物や交通機関などのハードウェア面だけでなく、人々の移動・活動状況から捉えることも可能になりました。本稿でも、人の流

れに基づく都市中心検出について取り上げていきます。

2. 2つのアプローチ：形態と機能

都市中心同定手法は大別して、2つのアプローチに分けられます。図1に概念図を示します。それぞれのアプローチにおいて、単一中心（*monocentric*）な状況と、複数中心（*polycentric*）な状況を比較しています。

この *morphological vs functional* という枠組みの導入は、都市「間」の格差に関する議論で導入されました（Burger & Meijers, 2012）。その後、都市「内」の格差（中心地同定）に関する議論に転用されています。

形態的手法（*morphological approach*）では、データとして雇用者密度や土地価格などの「各地点の指標」に注目し、その高低差を分析します。単一中心な状況では、山が一つだけ存在し、頂上座標が都市中心です。中心から離れると、注目指標は低くなっていきます。複数中心な状況では、複数の山が存在し、それぞれの頂上が都市中心（*subcenters* を含む）に対応します。

機能的手法（*functional approach* もしくは *functional relation approach*）では、各地点の指標ではなく、「地点間の関係性」もしくは「地点間

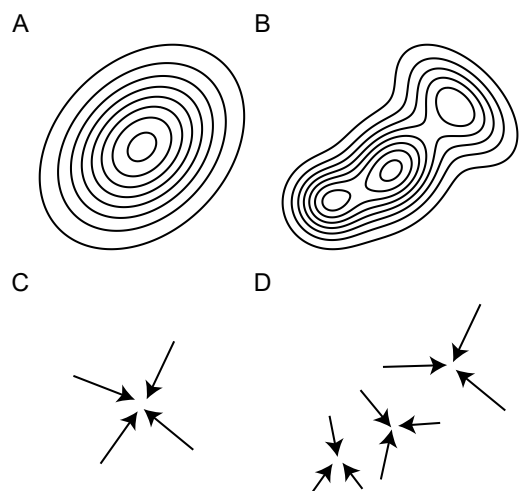


図1 都市中心同定手法における2つのアプローチ
(A) 形態的手法における単一中心 (B) 形態的手法における複数中心 (C) 機能的手法における単一中心 (D) 機能的手法における複数中心

の流れ」に注目します。地点間の関係性として、具体的には人々の移動に注目することがほとんどです。流れが集まっていく地点を中心地として捉え、集積点が単一なのか、複数なのかを区別しています。

歴史的経緯として、都市中心同定手法は雇用者密度に注目した形態的手法から始まり、それと対比して機能的手法が2010年代から提案されてきました。ただし注意点として、後者が前者と比べて優れているという意味ではなく、都市中心へのアプローチとして違いがあるだけです。また、いくつか技術的共通点もあります。後者は地点間の関係性に注目していても、最終的には特定の場所を議論するために、各地点の指標への再表現が必要とされます。具体的には、多くのケースでは各地点への移動量（活動量）を分析しており、その際には形態的手法で発展した技法が使われています。

都市中心同定手法の目的として、そもそもの出発は都市が複数中心（polycentric）に変化していった時代に、その変化を実証的に確認することになりました。形態的手法・機能的手法ともに、経年的に分析していくことで、都市中心の位置や数の変化を把握し、都市の空間構造の変化を把握できます。

3. 形態的手法、特に雇用者密度分析

形態的手法の中でも、特に雇用者密度分析が都市中心同定手法の中核となってきました。その理由の一つは、経済理論モデルの裏付けがあることです。単一中心モデル（monocentric models）から、雇用者密度は中心業務地区（CBD）において極大になり、周辺部へ向かって急激に減衰することを示すことができます。逆に、雇用者密度分布をデータに基づき分析することで、その勾配から都市中心を特定できるというのが基本アイデアです。

その際に障壁となるのが、データのゆらぎです。図2に見るように、理論モデルと異なり、現実のデータには、さまざまな要因に伴うゆらぎが存在します²⁾。図2の雇用者密度では、全体的には中心から周辺に向かって雇用密度が減少する傾向が見て取れます。これは遠くから低解像度で

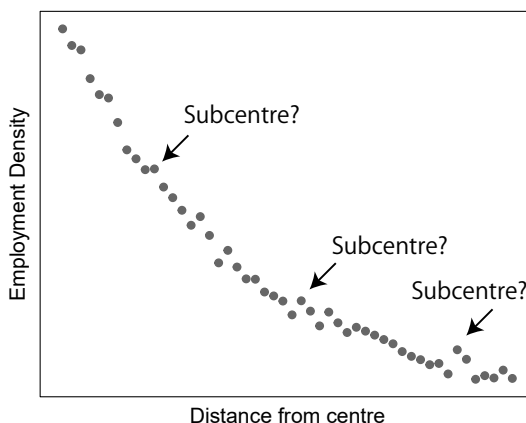


図2 雇用者密度分布のピークはデータのゆらぎか、都市中心（subcenters）か？

データを眺めている状況と対応します。一方でデータをもっと高解像度で分析したいという要請も自然と生じます。細かく見ると、勤務先となるオフィスは決して空間的に均一に分布しているわけではなく、疎密があります。その結果、小さいながらも雇用者密度の山として見える箇所が至るところに発生することになります。これらは真に都市中心を表現しているかもしれませんし、そうでないかもしれません。高解像度でデータを眺め、検出感度を上げていくと、単なるノイズが都市中心として誤検出されることになります。一方で検出感度を下げると、真の都市中心が検出されない可能性が生じます。

3.1 Clustering method

この対策の一つが *clustering method* もしくは *cutoff method* です。一定の基準を設定し、その基準を満たしたものを都市中心と定義します。Giuliano and Small (1991) は以下のように都市中心の基準を定めています。

都市中心とは以下の2つの要件を満たす、最大の隣接区画集合を指す：

1. すべての区画において、雇用者密度が一定基準 $\bar{D}$ を超える。

2) ここでは複数の要因を想定して、大まかに「ゆらぎ」と表現しています。サンプル数の有限性に起因する標本誤差もありますし、モデル化でとらえきれない部分（モデル化誤差）も存在するでしょう。データ取得時の不可避なノイズなどの要因も想定されます。

2. 内在する雇用者人口の総和が一定基準 $\bar{E}$ を超える。

要するに、雇用者密度が十分に高い区域で、かつ総量（雇用人口総計）も十分に大きい、そういったものを都市中心としましょうという定義です。雇用者人口の総和を一定数以上に限定することで、ゆらぎの影響を除く試みをしています。例えば、僻地にオフィスビルが1つあることで、その地点の雇用者密度が周囲よりも高く見えることがあります。しかし、雇用者の絶対数として少ないので、中心地として検出されません。Giuliano and Small (1991) はロサンゼルスを対象とした研究の中で、雇用者密度の基準 $\bar{D}$ として、1 エーカーあたり 10 人（もしくは 20 人）、雇用者総数の基準 $\bar{E}$ として、10,000 人（もしくは 20,000 人）という基準を提案しています³⁾。

この手法の利点は、シンプルさと直感性です。手法として分かりやすく使いやすいため、基準値を調整しながら多くの研究に活用されています (Anderson & Bogart, 2001 ; Bogart & Ferry, 1999 ; Cervero & Wu, 1997 ; Coffey & Shearmur, 2001 ; Giuliano et al., 2007 ; Shearmur & Coffey, 2002 ; Small & Song, 1994 ; Song, 1994)。Muñiz and Garcia-López (2010) は基準値の修正案として、雇用者密度の基準 $\bar{D}$ を大都市区域の平均雇用者密度として、雇用者総数の基準 $\bar{E}$ を大都市区域の全雇用人口の 1% とする提案をしています。

一方で基準値調整が恣意的であるとの批判もあります (McMillen & Smith, 2003)。基準値の調整は、「対象地域の状況を把握し適切に選択する」といえば聞こえは良いのですが、分析者の匙加減一つに任されることになります。例えば基準値を引き上げれば、東京は単一中心都市であると主張できるでしょうし、引き下げれば、複数中心に解釈することも可能です。他にも統計的仮説検定に沿っていないという批判もあります (Redfearn, 2007)。

3.2 Regression-based models

これらの批判に対応して、データの背後にある真の雇用者密度分布関数を推定しようとする手法 (*regression-based models*) が議論されています

(Craig & Ng, 2001 ; Leslie, 2010 ; McMillen, 2001 ; McMillen & McDonald, 1997, 1998 ; McMillen & Smith, 2003 ; Redfearn, 2007)。雇用者密度分布の推定においては、分布形を事前指定するタイプ (*parametric regression models*) と、事前指定しないタイプ (*nonparametric regression models*) があり、後者は主として *locally weighted regression* (LOESS) (Cleveland, Devlin, & Grosse, 1988) が使われています。どちらのタイプにしても局所的ノイズを取り除き、スムーズに変化する雇用者密度分布を取り出す試みです。代表的な手法として知られる McMillen らの手法 (McMillen & Smith, 2003) では、推定雇用者密度分布とデータを比較して、推定値を上回る外れ値を都市中心の候補としてリストアップし、雇用者総数の基準 (10,000 人以上) を満たすものを都市中心として検出します。別の提案手法では (Redfearn, 2007)、推定雇用者密度分布のピーク地点（極大を取る地点）を都市中心候補としてリストアップし、候補地周囲の雇用者密度分布をさらに LOESS で推定しながら都市中心範囲を情報量基準で決定し、最後に範囲内・外の雇用者密度差の仮説検定を実施するという手順を提案しています。

この手法の利点は、統計的有意性を判定基準として利用できることです。仮説検定の枠組みを利用することで、より客観的な判定議論が可能になっています（有意水準を選ぶ自由は残ります）。一方で、仮説検定の枠組みを適用することで、都市中心の定義が変容している場合もあります。McMillen and Smith (2003) では、局所平均化された推定雇用者密度分布と比較して、それよりも有意に高い雇用者密度を持つ場所を都市中心の候補としました。言い換えると、雇用者密度の連続的な空間変化を逸脱しさらに高い雇用者密度を持つ地点、すなわち非連続的な変化を都市中心の要求事項に加えたことになります。もともとの経済モデル (*monocentric models*) では、雇用者密度分布は中心業務地区 (CBD) から距離が離れると、指数関数的に減少していきます (Fujita, 1989)。指数関数なので急激な変化ではありますが、非連続的な逸脱を要求してはいませんでした。この定義変更は、検出される都市中心数を減少させます。実際、*clustering method* と比較して、検出される都市中心 (*subcenters*) が減っていることが指摘

3) “10-10”ルール (“20-20”ルール) という呼び名がついています。

されています (Redfearn, 2007)⁴⁾。一方 Redfearn (2007) は推定雇用者密度分布のピーク地点に注目することで、経済モデルからの要請に沿った定義を使っています。しかしピーク地点は空間的に「点」であるのに対して、実務的に同定したい都市中心（ここでは CBD）は空間的な広がりを持つ「エリア」です。このギャップを埋めるため、複数の統計的手法を組み合わせながらピーク地点周囲を都市中心として決定する手続きを提案しています。結果として、再帰的处理を含むなど処理が非常に煩雑なものになりました。そのため、「何をもって都市中心とするか」という定義が分かりにくくなっています。さらに検定の多重性の問題も抱えています。一つの都市中心を決定するためにも複数の仮説検定を実施していますし、それを多数の都市中心候補に実施することで、相応数の検定を実施しています。検定は確率的な判断ですので、複数回の検定を重ねることで、想定した有意水準よりも高い確率で誤判定することになります。本来なら多重比較の補正などを行うべきですが、実施されていません。そのため、検出された都市中心には想定した有意水準よりも多くの誤判定が含まれています。また別の課題として、nonparametric な手法においても、決め打ちされたパラメータや関数形が残っています。特に LOESS のカーネル関数は Tricube 形に事前決定されており、そのパラメータ（空間スケールを調整）の値次第で結果が大きく変動することも指摘されています (Lv et al., 2017)。

3.3 Local indicators of spatial association

地理情報システム (geographic information system; GIS) からのアプローチとして、ローカルモラン I 統計量 (local Moran's I) を活用した手法 (local indicators of spatial association; LISA) が知られています (Anselin, 1995; Arribas-Bel, Ramos, & Sanz-Gracia, 2015; Li & Monzur, 2018)。これは、雇用

者密度分布に対して空間的自己相関を分析し、雇用者密度が高い空間クラスターを抽出する手法です。 z_i を各区画 i の雇用者密度を標準化した Z スコアとして、ローカルモラン I 統計量 I_i とは、

$$I_i = z_i \sum_j w_{ij} z_j$$

です。ここで w_{ij} は空間重み行列で

$$w_{ij} = \begin{cases} 0 & (i = j) \\ 1 & (\text{区画 } i \text{ と区画 } j \text{ が隣接している}) \\ 0 & (\text{上記以外}) \end{cases}$$

としています。このローカルモラン I 統計量 I_i に対して仮説検定を実施し、有意に高い区画を抽出し、都市中心候補とします。この際の帰無仮説として、空間相関が破壊された状況を想定し、雇用者密度の Z スコア z_i が区画 i に対してランダムに割り当てられた状況を計算しています。改めてローカルモラン I 統計量 I_i の式を見直すと、 z_i は注目した区画の雇用者密度 (Z スコア) を指し、 $\sum_j w_{ij} z_j$ は近接区画の雇用者密度を表現しています。LISA 手法では、 z_i を x 軸、 $\sum_j w_{ij} z_j$ を y 軸とした散布図を作成し、第一象限を High-High (自区画の密度が高く、かつ周囲も高い)、第四象限を High-Low (自区画の密度が高く、周囲は低い) と呼び、都市中心候補のうち、High-High もしくは High-Low に位置する区画を都市中心として定義しています。

LISA 手法は、アメリカ大都市部 (Arribas-Bel et al., 2015) や東京 (Li & Monzur, 2018) での都市中心検出に使われています。ただし全区画を対象に仮説検定を行うため、検定の多重性の問題が深刻です。この補正処理が行われていないため、想定した有意水準よりも非常に高い確率で、誤判定結果を含むこととなります⁵⁾。この問題に対しては、Benjamini-Hochberg 法 (Benjamini & Hochberg, 1995) による FDR (False Discovery Rate) の制御による対応が可能です。

4) Redfearn (2007) では、この問題を LOESS における空間パラメータを広く取りすぎたことに起因する問題と位置づけています。広く取ること、雇用者密度分布の空間変化はなだらかになり、雇用者密度分布のピークが埋もれてしまったという主張です。では、逆に空間パラメータを狭くすることで問題が解決できるかという、疑問です。雇用者密度分布の勾配が局所データに合わせて急変になるため、その変化を逸脱してさらに高い雇用者密度を持つ地点は検出されにくくなることが予想されます。

5) 例えば、東京 (Li & Monzur, 2018) での事例では、10 万以上の区画を対象に検定を実施しています。仮に有意水準 $\alpha=0.01\%$ と非常に小さい値に調整しても、どこかの区画に対して、間違っただけで帰無仮説を棄却してしまう確率は、99.995% と非常に高くなります。

4. 機能的手法

機能的手法では、「地点間の関係性」に注目します。関係性を表現するデータとして、ほとんどの先行研究では人々の移動行動（人流データ）に注目します。移動の出発地と目的地の2地点を人々の移動量で関係づけます。ただし手法として、人流データに限定される必要はありません。Burger, van der Knaap, and Wall (2014) では、関係性のデータとして企業間取引にも注目しています。また関係性を記述・分析するため、グラフ理論やネットワーク科学といった研究分野と親和性があります。

第4章では、前提知識となる人流データについて簡単に解説したのち、流入量分析に基づく都市中心検出手法とポテンシャルに基づく都市中心検出手法を取り上げて解説します⁶⁾。

4.1 人流データの種類と形式

人流データは学界のみならず、社会的にも広く認知される用語となりました。しかし人流データといっても、その種類・形式は複数存在し、混乱を招くこともあります。そのため、まずは種類・形式を簡単に整理します⁷⁾。

人流データの種類は大別して、携帯電話の基地局情報やGPS情報・交通系ICカード利用履歴などに基づくトラッキングデータと、調査票に基づくパーソントリップ調査データの2種類に分けられます。

トラッキングデータでは、人間が持ち運ぶ機器の位置情報記録から移動情報を特定します。具体例は携帯電話です。一人一台携帯電話を持ち歩く時代になったことで、携帯電話の位置記録から個人の移動情報を知ることができます。利点として、機器が自動的に記録を残していくことで、大規模かつリアルタイムに情報が収集されます。欠点もいくつかあります。一点目はプライバシーの問題です。個人情報保護のため利用可能な情報に大きな制約があります。例えば性別や年齢などの属性

情報が利用できないケースもあります。二点目は代表性の問題です。幼児・小学生など携帯電話の所持率が低い年齢層があります。またGPSデータは特定のアプリ利用に紐づいて収集されるため、アプリ利用が特定の社会的階層に偏っている可能性もあります。もちろん補正処理などはされているものの、バイアスが残っている可能性には留意しておく必要があります。三点目は移動目的や交通手段、目的地情報の欠落です。機器は位置情報以外は提供しません。そのため長時間滞留している場所を目的地とみなし、移動経路や移動速度から交通手段を推定します。移動目的も、例えば移動先が繁華街なら買い物のために移動したのかもしれないませんが、確定することは困難です。

一方パーソントリップ調査データでは、「どのような人が」「どのような目的で」「どこから」「どこへ」「どのような時間帯に」「どのような交通手段で」移動しているのかというデータを調査票によって収集します。日本では多くは公的統計調査として1967年以降継続的に実施されており、質の高いデータを収集することができます。一連の移動行動の始点と終点、移動手段、移動目的を直接的に聞くことができます。また属性情報も収集されています。トラッキングデータでは直接入手しにくい、移動目的などの情報を補完することができる点は強調されるべき利点です。一方で欠点としては、調査コストの問題から、大都市圏でも10年間隔でしか調査が実施されておらずリアルタイム性に欠けます。

データ形式についても、主にポイント形式とOD表(Origin-Destination Table)形式の2つがあります。ポイント形式は位置座標が時刻情報とともに提供されます。理科の授業で、物体の放物運動をストロボスコープ(ストロボ写真)で見た記憶がある方もおられるかもしれませんが、同様の形式です。個々人の移動軌跡を把握することができます。一方で、個人ではなく集団として流れを把握したいときによく使われるのは、OD表形式です。移動の出発地(origin)と目的地(destination)のペアに対して、どれだけの人々が移動したのかを表形式でまとめます。集計の都合上、出発地・目的地はポイントではなく、ある程度の広がりを持つエリアになります。国内データの場合、通常は市区町村や地域メッシュなどが使われます。

6) 後者の手法の一例として、著者らの手法を詳述していますが、この手法が完璧というわけではなく、あくまで現時点の一つの到達点としてご認識いただければ幸いです。

7) 詳しい説明については、レビュー論文等をご参照ください(Du, Aoki, & Fujiwara, 2025; Pappalardo et al., 2023)。

以下では、主にOD表形式のデータを念頭に説明しています。データ種別は、パーソントリップ調査データ・トラッキングデータどちらも良いのですが、移動目的の活用については、パーソントリップ調査データを念頭に置いたものになります。

4.2 機能的手法の由来

機能的手法 (*functional relation approach*) という用語については、もともと都市間バランスに関する議論で使われていました。複数の都市を比較して、単一の都市に機能集約されているのか、それとも都市間が均一にバランスしているのかという議論です (Burger & Meijers, 2012; Green, 2007)。都市間バランスの議論では、人口・経済活動に基づく都市間比較が一般的です。それに対して機能的手法では、都市間の繋がり (ネットワーク) の中で中心的な役割を果たしているのはどの都市でしょうか。機能集約の程度はどれほどでしょうか。これらの視点から都市間不均衡を評価する試みです。具体的には、他都市からの自都市への通勤者人数に注目し、都市間で比較しています。こういった「ネットワークの中での重要地点を見つきたい」という議論は、グラフ理論やネットワーク科学といった研究分野では「中心性」 (*network centrality*) として捉えられ、多くの先行研究があります (Newman, 2018)。その文脈において、他都市からの流入量は重み付き有向グラフにおける入次数中心性 (*In-degree centrality*) として理解されます。さらに都市間バランスに関する議論では、通勤による移動だけでなく、通学、買い物、レジャーといった別目的の移動流入量を検討したり、また経済的な結びつきとして企業間の取引数も比較検討されています (Burger et al., 2014)。これは都市研究における多様な活動拠点というジェイコブズの議論とも通じる分析です (Jacobs, 1969)。

4.3 流入量分析に基づく都市中心検出手法

上記の都市間比較を、都市内部の地区間比較に援用し、都市中心検出を実施している研究があります。

Zhong et al. (2017) は、シンガポールでのパーソントリップ調査データに基づく都市内移動を

分析し、土地の中心性指標を提案しています。携帯電話の基地局情報やGPSなどのトラッキングデータと異なり、パーソントリップ調査データでは、移動目的を直接調査することができます。これを活用して、著者らは他地区から自地区への流入量 (単位面積あたり) に注目するだけでなく、移動目的の多様性を情報エントロピーを用いて評価し、流入量×多様性を中心性指標として提案しました。これは個別の地区ごとに定義される量になるため、あとは *cutoff method* を使って、ある基準値以上の地区を都市中心として定義しています。

この手法では都市中心を、「他の地域からたくさんの人々が移動してくる場所」だけでなく、「活動の多様性」を加味して、簡潔に定量化しています。一方で都市中心とそれ以外を区別する基準は、*cutoff method* と同様の欠点を抱えています。論文の中では基準値として0.3もしくは0.7を使っており、これらはデータから事後的に決定されたものになります。基準値の恣意性に関する課題を抱えていることになります。

Veneri (2013) は、2段階の都市中心検出法を提案しています。初期段階では、以下の2つの要求基準を満たす区画を *Second-order center* として定義しています：(1) 通勤者について流出に対する流入比率が1より大きい。(2) 通勤流入量が都市全域の平均よりも大きい。さらに2段階目では、以下の産業の多様性に関する要求をします：(3) 多くの産業の勤務先がある (都市全域の平均よりも大きい)。以上、3つの要求を満たす区画を都市中心 (論文では、*First-order center*) として定義しています。個別の要求基準は単純で理解しやすいものになっています。本質的には平均値との比較基準です。要求1だけ一見異なりますが、都市全域で通勤移動がほぼ閉じている状況なら、おおよそ平均的には転入と転出はバランスします。その平均値 (比率1) よりも流入が超過している状況をこの要求1は規定しています。

この手法は、都市中心を「他地域から平均以上に多くの人々が通勤してくる場所」だけでなく、「多様な経済活動」を加味した定義を定量化しています。基準として平均値を使うことで、基準値の恣意性の課題もクリアされているようにみえます。しかし、平均値基準にも問題点があります。

仮に区画間にほとんど差がない状況を考えましょう。どこにも都市中心となるべき集積は発生していません。しかし完全に均一ではないため、平均を超える場所は必ずデータ上は発生してしまいます。結果的に、際立った集積がないにもかかわらず、誤って都市中心を検出してしまいます。

統計的仮説検定を基準に都市中心検出を行う研究もあります。雇用者密度分布の推定においては McMillen らの手法を紹介してきましたが、Marmolejo Duarte, Aguirre Núñez, and Roca Cladera (2013) は、McMillen らの都市中心の定義に加えて、通勤流動について地元からの通勤と、他地区からの通勤を区別し、統計的に有意に集積している地区を都市中心として定義しています。

手法としては雇用者密度分析の改善提案として位置づけられる研究になります。この論文では、東京大手町のような「平日の昼間は人で溢れているが、住民は少ない場所」は都市中心ではないという主張をしています。地元からの通勤と他地区からの通勤を区別することで、夜間人口（住民）が十分に多いことを都市中心の判断基準に加えていることになります。

以上、流入量分析に基づく都市中心検出手法を概観してきました。流入量分析では基本的に、他の地域からたくさんの人々が移動してくる場所が都市中心であると捉えています。しかし、この流入量分析では移動元の情報を欠損させています。人流データ（正確には OD 表）は、「どこから」「どこへ」という出発地点から目的地点を移動人数で関係づけるデータです。流入量では「どこへ」という情報は使っていますが、「どこから」という出発地点の情報を捨てています。次は、出発地点の情報も加味しながら、流れの背後に高低差を取り出す研究を紹介します。

4.4 ポテンシャルに基づく都市中心検出手法

水は高いところから低いところに流れる。このような自然感覚を発展させて、流れの背後に高低差（ポテンシャルの差）を定義する枠組みがあります。この枠組みを人の流れに適用することで、人々が流れ出る場所（source）と流れ入る場所（sink）とを見つけることができます。流出側にも注目することで、移動の出発地点についての情報を考えることができます。ポテンシャルは人々

を惹きつける力を定量化するものであり、それから都市中心を定義することができます。

一方で、課題もあります。ポテンシャル（正確にはスカラーポテンシャル）は通常、ベクトル場に対して定義される量として知られています。ベクトル場では、各地点で流れのベクトルが決まります。一方、人の流れは OD 表形式だと各地点ではなく、出発地・目的地のペアに対して流れが決まっています。ここに大きな齟齬があります。ポテンシャルという理論的枠組みを使いたいが、データ形式がマッチしないわけです。その乖離を解消するアプローチとして、大きく 2 系統の研究があります。

1 つ目のアプローチは、理論に合わせてデータ形式を変換する方法です。Mazzoli et al. (2019) では、出発地ごとに行き先に対して移動量の加重平均をとることで、ベクトル場に変換します。例えば、ある出発地から移動する人々について、ほとんどの目的地が東方向に存在していたら、東向きのベクトルにします。逆に目的地が東西南北に偏りがいない場合は平均してゼロベクトルにします。このように変換することで、出発地ごとにどの方向に平均的に流れていくのかを知ることができます。このベクトル場を Mazzoli et al. (2019) はロンドン、パリ、東京、ロサンゼルスなどの都市に対して計算しました。滑らかなベクトル場の一般的な性質として、2 つの成分（irrotational and solenoidal fields）に分けることができます。前者の成分がスカラーポテンシャルで記述できる勾配流です。上記の都市に対して計算されたベクトル場は、前者の成分がほとんどであり、ポテンシャルで十分に記述できることを報告しています。またそのポテンシャルのピーク地点を数えることで、単一中心か複数中心か判定できると議論しています。興味深い議論ですが、ベンチマークテストにおいて、都市中心の検出に失敗することが報告されています（Aoki, Fujishima, & Fujiwara, 2022）。ベンチマークテストでは仮想的に複数中心を持つ都市を想定し、都市中心へ集まっていく人々の流れを人工的に作ります。このデータから正しく都市中心が検出されるか検証しています。前述の手法は、複数中心ではなく単一中心を判定しました。実データの場合でも同様で、ロサンゼルスを含めて多くの都市が単一中心として判定されてい

ます。これは雇用者密度分布分析などの先行研究が複数中心であると主張していることと乖離しています。検出に失敗した要因として、以下の点が考えられます。本来のOD表形式だと出発地・目的地のペアに対して流れが決まっています。上記の方法では行き先の情報は平均化され、大雑把に向かった方向にまとめられてしまっています。例えば川崎駅付近から品川方面に移動する人もいれば、横浜方面に移動する人もいます。多摩方面に行く人もいでしょう。平均化処理は、これらの情報を移動量が多い品川方面（もしくはさらに西側）へのベクトルとして一括します。最大中心への移動しか残らないため、都市空間構造が正確に把握できないと考えられます。

2つ目のアプローチはデータに適合するような理論的枠組みを利用する方法です。OD表形式は、ネットワーク上の流れデータとして解釈することができます。ネットワークのノードは区画であり、リンクは人々の移動です。区画は地表面上に位置するため、2次元空間に埋め込まれたネットワークデータとなります。組み合わせホッジ理論を使うと、このようなネットワーク上の流れに対して、ポテンシャルを導入することができます（Aoki et al., 2022；Jiang et al., 2011）。具体的には、ネットワーク上の正味の移動量データは組み合わせホッジ理論に基づき、Gradient, Curl, Harmonic flowsの3成分に一意に分解することができます。特にGradient flowが地域間の非循環的な流れを表し、それは地点間のポテンシャル差として記述することができます。すなわち、ポテンシャルは各地点が人流を引き付ける能力を表現できます。ポテンシャルの計算は内積を適当に導入することで、OD表データをGradientの像に射影することで簡単に計算することが可能です。

著者らの研究では、移動目的ごと（通勤・買い物）に人流データを分割し、人々が流れ出る場所（source）と流れ入る場所（sink）を計算しています（Aoki, Fujishima, & Fujiwara, 2024）。さらに検定の多重性を考慮しつつ、統計的に有意に人流の出入りがある地点（significant sinks and sources）を検出すると、全区画を9パターン（通勤目的で人々が有意に集まってくる場所、出ていく場所、それ以外の3区分×買い物の目的で同様に3区分）へ分類できます。この手法では、活動の多様性と

いうジェイコブズの議論（Jacobs, 1969）に従い、通勤・買い物の両方の目的で人々が有意に集まってくる場所（Compound sink）を都市中心とします。以上の方法によって、恣意的な基準値設定や検定の多重性等の課題をクリアしつつ、「複数目的における人流の集積地」という視点から都市中心を定義できます⁸⁾。

これまで様々な手法を紹介してきましたが、具体的にどの地点が都市中心として検出されるのか、結果を地図で確認したい読者もおられるでしょう。著作権の問題から、図表については基本的に引用元の論文を見ていただくしかないのでありますが、著者らの分析例については出版元の許諾のもと、一例を紹介いたします。

図3は、東京都市圏の2018年のパーソントリップ調査データに基づく都市内移動データを用いて都市中心検出を行った事例です（Aoki et al., 2024）。前述のとおり、通勤目的・買い物目的の2種類の移動データに対して、統計的に有意に人流の出入りがある地点を検出し、両方の目的に人が集積する地点を都市中心（Compound sink）としました。その定義に従うと、千代田区及び近隣区、お台場、千葉市中央区、立川市、八王子市、川崎市、横浜市西区、さいたま市大宮区などが都市中心として検出されます。東京については、先行してLi and Monzur（2018）が雇用者密度に基づく都市中心検出を行っています。それと比較すると、雇用者密度分析からは東京湾沿岸地域が都市中心になっていますが、移動データ分析ではそれらの地域は通勤目的に人々が有意に集まってくる場所であっても、買い物目的ではありません。雇用者密度分析と比較して、移動目的を加味することで、都市内の空間構造がはっきりと見えてきます。町田や藤沢、葛飾といった地域は、通勤目的では人々が他地域に出ていく場所（source）ですが、買い物目的では集まってくる場所（sink）です。移動目的だけでなく、今後さらに年齢や性別・職業・人種などの属性に基づいた分析を進めていくことで、複雑化する都市構造を可視化できると期待できます。

8) 技術的な事柄など、詳しくは既報論文をご参照ください（Aoki et al., 2024；Aoki, Nagamachi, & Shimane, 2025）。

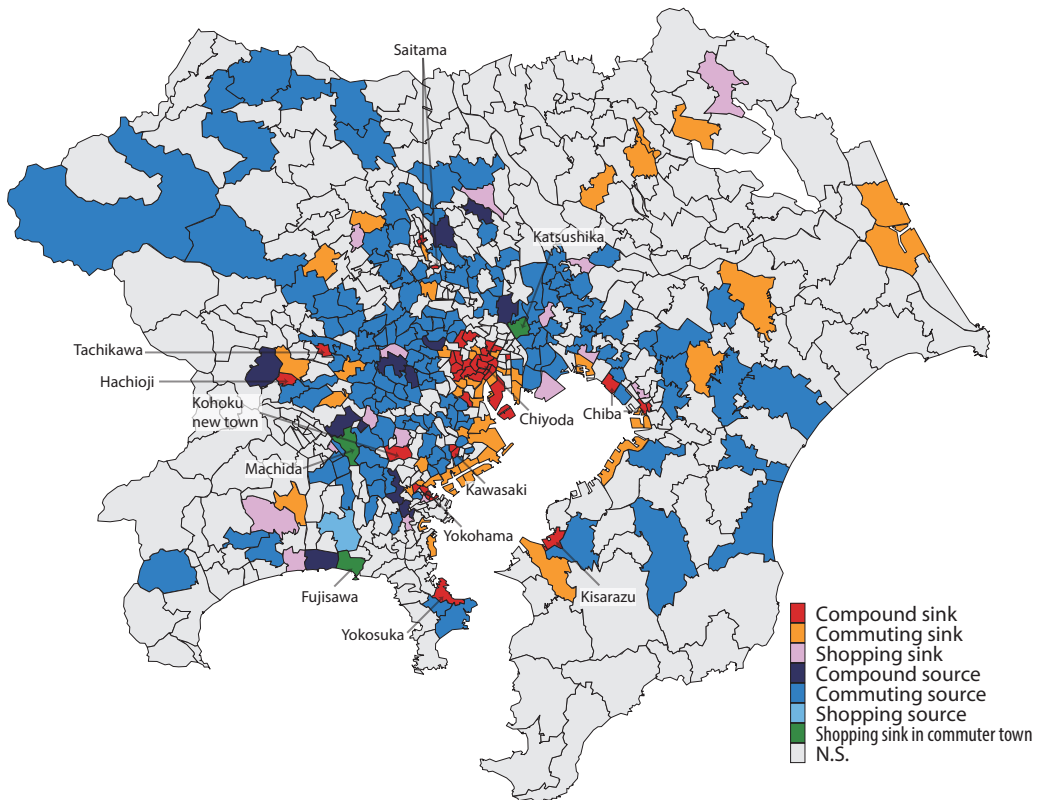


図3 2018年のパーソントリップ調査データに基づく移動データを用いて、東京都市圏の区画を分類し、都市中心を検出。(Aoki, T., Fujishima, S., & Fujiwara, N. (2024). Identifying sinks and sources of human flows: A new approach to characterizing urban structures. *Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science*, 51(2), 419–437. 出版社からの許可を得て転載)

5. おわりに

「都市の中心地をデータから判定する」というテーマについて、これまでの研究を概観してきました。テーマそのものは単純で、一見そこまで野心的・挑戦的な研究には見えません。しかし都市中心を「データの言葉」で定義すること、さらに実データに対して「正しく動作する」手順を作り上げることは、想像以上に容易ではないことが先行研究の歴史からわかってきます。

「分析手法として、ただ一つの正解がある」というのは誤った思い込みです。もちろん検定の多重性への対処など、正すべき間違いはあります。しかし様々な分析手法とその背後にある理念が積み上がり、都市中心への理解が発展してきたことを思えば、今後とも多くの手法が提案され、改善されていくべきでしょう。

一つ一つの課題を解決する中で、都市中心というコンセプトを改めて考え直していく機会が得られます。例えば人流データに基づく都市中心を考えることで、単純に通勤先としての都市中心ではなく、多様な社会活動の場所としての都市中心というジェイコブズの議論 (Jacobs, 1969) をデータに即して再議論する機会が得られています。またデータ分析の結果から、当初想定していなかった現象に気づくこともあります。著者らの事例分析においても、移動目的に応じた分析を通じて、町田や藤沢、葛飾といった地域が目的ごとに人の流れが逆転している場所であることを示しました。ポテンシャルという分析軸は人々が集まる場所だけでなく、人々が流れ出る場所についても明らかにしてくれます。これは当初の都市中心検出という枠組みを外れ、複雑化する都市構造へ注目を移すきっかけにもなっています。

もっともジェイコブズ以外にも、都市構造については人文地理学や都市社会学などで議論されてきた歴史があり、それは都市中心検出とも密接に関わっています。例えば、von Thünen の土地利用モデル (von Thünen, 1966) や E. Burgess の同心円理論 (Burgess, 1925) といった都市空間構造の古典的モデルは、単一中心モデル (monocentric models) として数理モデル化され、その分析結果は特に雇用者密度分析として、都市中心同定手法の中核となってきたのは前述のとおりです。これらの理論は、都市を「中心から周辺へ」という構造で捉えていましたが、現代の大都市は複数中心を持つ複雑な構造へと変化しており、本稿で紹介した定量的手法はこの変化を捉えるために発展してきました。Harris and Ullman の多核心理論 (Harris & Ullman, 1945) についても、都市中心研究のそもそもの動機として都市の多核化があったことは前述のとおりです。多核心理論は複数の専門化した中心 (CBD, 工業地区, 住宅地区など) の存在を記述的に示し、本稿で扱った複数中心検出手法の直接的な動機となりました。さらに Jacobs (1969) による都市の多様性への着目は、移動目的別の分析など、機能的手法の発展に影響を与えています。このように、記述的理論から数理モデルへ、そして実証的検出手法へという発展の流れの中に、本稿で紹介した手法を位置づけることができます。また国内においても浅川らの社会地域分析の研究が存在します (Asakawa, 2008)。国内研究と国際的な都市中心検出手法との接続は今後の重要な研究課題です。本稿では都市構造や空間利用まで踏み込んで議論することはできませんでしたが、都市中心というテーマは、都市をどこで区切るのか (範囲決定問題) や都市間の階層性や空間構造へと自然に広がりうるテーマであり、人文・社会科学や工学・データ科学などの多分野連携が必要になります。本稿が多少なりとも分野の発展に貢献できれば幸いです。

謝 辞

有意義なご議論を賜りました竹村幸祐氏および査読者に深く感謝申し上げます。

文 献

- Anderson, N. B., & Bogart, W. T. (2001). The structure of sprawl: Identifying and characterizing employment centers in polycentric metropolitan areas. *The American Journal of Economics and Sociology*, 60, 147–169.
- Anselin, L. (1995). Local indicators of spatial association—LISA. *Geographical Analysis*, 27, 93–115.
- Aoki, T., Fujishima, S., & Fujiwara, N. (2022). Urban spatial structures from human flow by Hodge–Kodaira decomposition. *Scientific Reports*, 12, 11258.
- Aoki, T., Fujishima, S., & Fujiwara, N. (2024). Identifying sinks and sources of human flows: A new approach to characterizing urban structures. *Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science*, 51, 419–437.
- Aoki, T., Nagamachi, K., & Shimane, T. (2025). Learning about the liveability of cities from young migrants using the combinatorial Hodge theory approach. *npj Urban Sustainability*, 5, 84.
- Arribas-Bel, D., Ramos, A., & Sanz-Gracia, F. (2015). The size distribution of employment centers within the US metropolitan areas. *Environment and Planning B: Planning and Design*, 42, 23–39.
- Asakawa, T. (2008). Social area analysis reconsidered. *Japanese Sociological Review*, 59, 299–315.
- Benjamini, Y., & Hochberg, Y. (1995). Controlling the false discovery rate: A practical and powerful approach to multiple testing. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 57, 289–300.
- Bogart, W. T., & Ferry, W. C. (1999). Employment centres in Greater Cleveland: Evidence of evolution in a formerly monocentric city. *Urban Studies*, 36, 2099–2110.
- Burger, M., & Meijers, E. (2012). Form follows function? Linking morphological and functional polycentricity. *Urban Studies*, 49, 1127–1149.
- Burger, M. J., van der Knaap, B., & Wall, R. S. (2014). Polycentricity and the multiplexity of urban networks. *European Planning Studies*, 22, 816–840.
- Burgess, E. W. (1925). The growth of the city: An introduction to a research project. In R. E. Park, E. W. Burgess, & R. D. McKenzie (Eds.), *The city* (pp. 47–62). University of Chicago Press.
- Cervero, R., & Wu, K.-L. (1997). Polycentrism, commuting, and residential location in the San Francisco Bay Area. *Environment and Planning A: Economy and Space*, 29, 865–886.
- Cleveland, W. S., Devlin, S. J., & Grosse, E. (1988). Regression by local fitting. *Journal of Econometrics*, 37, 87–114.
- Coffey, W. J., & Shearmur, R. G. (2001). The identification of employment centres in Canadian metropolitan areas: The example of Montreal, 1996. *The Canadian Geographer/Le Géographe canadien*, 45, 371–386.

- Craig, S. G., & Ng, P. T. (2001). Using quantile smoothing splines to identify employment subcenters in a multi-centric urban area. *Journal of Urban Economics*, 49, 100–120.
- Du, Y., Aoki, T., & Fujiwara, N. (2025). A review of human mobility: Linking data, models, and real-world applications. *Journal of Computational Social Science*, 8, 90.
- Duranton, G. (2021). Classifying locations and delineating space: An introduction. *Journal of Urban Economics*, 125, 103353.
- Fujita, M. (1989). *Urban economic theory: Land use and city size*. Cambridge University Press.
- Giuliano, G., Redfearn, C., Agarwal, A., Li, C., & Zhuang, D. (2007). Employment concentrations in Los Angeles, 1980–2000. *Environment and Planning A: Economy and Space*, 39, 2935–2957.
- Giuliano, G., & Small, K. A. (1991). Subcenters in the Los Angeles region. *Regional Science and Urban Economics*, 21, 163–182.
- Green, N. (2007). Functional polycentricity: A formal definition in terms of social network analysis. *Urban Studies*, 44, 2077–2103.
- Harris, C. D., & Ullman, E. L. (1945). The nature of cities. *The Annals of the American Academy of Political and Social Science*, 242, 7–17.
- Jacobs, J. (1969). *The economy of cities*. Random House.
- Jiang, X., Lim, L.-H., Yao, Y., & Ye, Y. (2011). Statistical ranking and combinatorial Hodge theory. *Mathematical Programming*, 127, 203–244.
- Leslie, T. F. (2010). Identification and differentiation of urban centers in Phoenix through a multi-criteria kernel-density approach. *International Regional Science Review*, 33, 205–235.
- Li, Y., & Monzur, T. (2018). The spatial structure of employment in the metropolitan region of Tokyo: A scale-view. *Urban Geography*, 39, 236–262.
- Lv, Y., Zheng, X., Zhou, L., & Zhang, L. (2017). Decentralization and polycentricity: Spatial changes of employment in Beijing metropolitan area, China. *Sustainability*, 9, 1880.
- Marmolejo Duarte, C., Aguirre Núñez, C., & Roca Cladera, J. (2013). Revisiting employment density as a means to detect metropolitan sub-centres: An analysis for Barcelona and Madrid. *Architecture, City and Environment*, 23, 33–63.
- Mazzoli, M., Molas, A., Bassolas, A., Lenormand, M., Colet, P., & Ramasco, J. J. (2019). Field theory for recurrent mobility. *Nature Communications*, 10, 3895.
- McMillen, D. P. (2001). Nonparametric employment subcenter identification. *Journal of Urban Economics*, 50, 448–473.
- McMillen, D. P., & McDonald, J. F. (1997). A nonparametric analysis of employment density in a polycentric city. *Journal of Regional Science*, 37, 591–612.
- McMillen, D. P., & McDonald, J. F. (1998). Suburban subcenters and employment density in metropolitan Chicago. *Journal of Urban Economics*, 43, 157–180.
- McMillen, D. P., & Smith, S. C. (2003). The number of subcenters in large urban areas. *Journal of Urban Economics*, 53, 321–338.
- Muñiz, I., & Garcia-López, M.-À. (2010). The polycentric knowledge economy in Barcelona. *Urban Geography*, 31, 774–799.
- Newman, M. E. J. (2018). *Networks* (Second edition). Oxford University Press.
- Pappalardo, L., Manley, E., Sekara, V., & Alessandretti, L. (2023). Future directions in human mobility science. *Nature Computational Science*, 3, 588–600.
- Redfearn, C. L. (2007). The topography of metropolitan employment: Identifying centers of employment in a polycentric urban area. *Journal of Urban Economics*, 61, 519–541.
- Shearmur, R., & Coffey, W. J. (2002). A tale of four cities: Intrametropolitan employment distribution in Toronto, Montreal, Vancouver, and Ottawa–Hull, 1981–1996. *Environment and Planning A: Economy and Space*, 34, 575–598.
- Small, K. A., & Song, S. (1994). Population and employment densities: Structure and change. *Journal of Urban Economics*, 36, 292–313.
- Song, S. (1994). Modelling worker residence distribution in the Los Angeles region. *Urban Studies*, 31, 1533–1544.
- Veneri, P. (2013). The identification of sub-centres in two Italian metropolitan areas: A functional approach. *Cities*, 31, 177–185.
- von Thünen, J. H. (1966). *Isolated state: An English edition of Der Isolierte Staat (1826)*. Pergamon Press.
- Yu, L., Zheng, W., Yu, T., & Wu, Y. (2021). How to identify urban centers/subcenters in metropolises? An analytical review. *Habitat International*, 115, 102397.
- Zhong, C., Schlöpfer, M., Müller Arisona, S., Batty, M., Ratti, C., & Schmitt, G. (2017). Revealing centrality in the spatial structure of cities from human activity patterns. *Urban Studies*, 54, 437–455.