

大都市の集積の利益へのリモートワークの影響

唐渡 広志

八田 達夫

Working Paper Series Vol. 2025-05

2025年3月

The view expressed in this publication are those of the author(s) and do not necessarily reflect those of the Institute.

No part of this article may be used or reproduced in any manner whatsoever without written permission except in the case of brief quotations embodied in articles and reviews. For information, please write to the Institute.

Asian Growth Research Institute

大都市の集積の利益へのリモートワークの影響

唐渡 広志

八田 達夫

要旨

本論文は、コロナ禍前後のデータを用いて、リモートワークの普及が日本の主要都市における集積の利益と生産性に与えた影響を分析する。対象は札幌、仙台、東京、名古屋、大阪、福岡の6都市である。

リモートワークにより物理的近接の重要性が低下し、巨大都市から地方都市、都市中心部から周辺部への労働力移動が生じた。本稿では、集積の利益がオフィス賃料に反映されることを利用し、ヘドニック法を用いて企業の空間需要と生産性の関係を分析した。

その結果、仙台を除く全都市で生産性の上昇が確認され、特に札幌と福岡での伸びが顕著であった。さらに、コロナ後の期間においては、局地的な集積の生産性への効果が有意に高まっていたことも示された。

キーワード：オフィス賃料、集積の利益、コロナ禍後、局地的集積度、都市圏集積度

JEL Classification Codes: R12, O18, J24

はじめに

本論文の目的は、コロナ禍の前後を含む期間のデータを利用して、リモートワークが日本の大都市の集積の利益に対してどのような影響を与えているのかを考察することである。具体的には、札幌、仙台、東京、名古屋、大阪、および福岡を対象として、コロナ禍の前後において生産性の変化が生じていたかどうかについて実証分析を行う。

リモートワークの普及前は、企業の従業員が 都心のオフィスへ通勤し、face to face コミュニケーションを活用することで生じる、時間の節約、イノベーションの促進、および知識の共有など、都市の集積の利益を享受してきた。しかし、オンラインツールの普及後は、さまざまな業種や職種で、フェイス・トゥ・フェイス・コミュニケーションのためにわざわざ都心へ通勤する必要性は薄れつつある。

その結果 2 つのことが起きた。

第一のポイントは、巨大都市から地方への労働力の移動である。例えば、顧客との対面が必要なために東京に拠点を構えていた IT ベンチャー企業も、リモートワークの導入によって地方に拠点を移しても、顧客とのコミュニケーションの質を大きく損なわずに済む。また、札幌や福岡の支社職員や顧客との対話が生産性向上に寄与するにもかかわらず、本社と支社間の交通費が高すぎるため、大都市の本社に勤めていた従業員は、リモートワークにより地方支店から本社職員との会議に参加しやすくなる。その結果、地方支店へ異動し、最終的に地方に移住するケースも考えられる。

第二のポイントは、労働力の都市中心部から周辺部への移動である。都心に拠点を置いていたベンチャー企業は、郊外に移転してもリモートで顧客と円滑にコミュニケーションを取ることができる。また、都心のオフィスに勤務していた従業員も、郊外から通勤する同僚と協力しながら業務を遂行できるようになる。この変化により、労働力が都心から郊外へとシフトしている。

このようにリモートワークによって、人々は、より広範囲の地域から働けるようになったことで、経済活動の分散が促進され、労働力は、都市中心部から、地方、あるいは都市周辺部に移動した。これは、リモートワークが各地における集積の利益に影響を及ぼしたことを反映している。すなわち、リモートワークは、①都市間においては、巨大都市に比べて地方都市の生産性を高め、②都市圏内においては、都心に比べて都市周辺部の生産性を高める効果を持っている。さらに、これらの生産性の向上はその地点でのオフィス賃料の向上に反映される。

本論文ではオフィス賃料に関するヘドニック・アプローチを活用して集積の利益の対価を把握する手法を利用する（八田・唐渡 1999, 唐渡 2000, 八田・唐渡 2001, 唐渡 2002, 上田・唐渡・八田 2006）¹。

¹ さまざまな事業所の生産活動の集計である都市レベルの労働力と生産量（や付加価値）との技術的対応関係における規模に関する収獲逡増に注目するアプローチがある（Nakamura 1985, Tabuchi 1986, Kanemoto, Ohkawara and Suzuki 1996, 吉田・植田 1999）。しかしながら、事業所レベルにまで対象を小さくした上で、さまざまな業種の生産活動に対応する生産要素に切り分けた上で分析することは難しい。そのため、

実証分析を行う上で次の理論的な仮説を想定する。集積の利益が存在するとき、集積が大きくなるほど企業の実効労働力が向上し、企業の生産性が高まる。つまり、より大きな集積の利益を享受できる地点は、そうでない地点に比べて空間に対する需要が高いといえる。そして、個々の地点のオフィス床面積に対する需要の増大は、その対価である不動産価格やオフィス賃料に反映される。個々の地点におけるオフィス床面積の採算に乗る供給量には一定の制約があるため、市場経済において実際にその床面積を占有できるのは価格や賃料に対して最も高い値付けをおこなった企業だけであり、その価格や賃料の水準は企業の生産性と表裏一体の関係であると言える。したがって、労働とオフィス床面積を生産要素とする生産関数のもとでの集積の利益と不動産価格や建物賃料との関係は企業の生産性を明示していると考えられる。

本論文では、次の実証結果を得た。第1に、各都市の生産性は向上したが、向上は特に札幌と福岡で顕著であった。巨大都市圏の生産性の伸びより、大幅に大きな伸びをしめている。一方、仙台の生産性は伸びてはいるが、その伸びは小さく、巨大都市の生産性の伸びすら下回っている。第2にリモートワークが、局地的集積度が生産性に与える効果は有意であり、かつコロナ禍後の期間において都市圏集積度が生産性に与える効果が向上しているということがわかった。

本論文の構成は次のとおりである。第I部において集積の利益を測定するためのモデルの骨格を提示する。第II部ではリモートワークの普及による都市間の生産性の変化を実証結果に基づいて比較する。具体的には、コロナ禍を経て、リモートワークが普及したことが、三大メガロポリスである東京、大阪、名古屋に比べて、地方大都市である札幌、仙台、福岡の生産性をどう変化させたかを分析する。第III部では、都市間の生産性の伸びの違いだけでなく、それぞれの都市圏内における都心と都市周辺部の生産性の伸びの違いを含めて分析する。最後に本論文のまとめを行う。

なお、リモートワークと都市集積に関する先行研究は、リモートワークが引き起こした都市圏内における都心と都市周辺部の生産性の伸びの違いに関するものが圧倒的に多いため、この先行研究は第III部で整理する。

第 I 部 モデル

本稿の様々な分析モデルを用いるが、第 I 部ではそれら全てのモデルの根幹となるモデルを構築する。

1. 企業の生産関数とオフィス賃料関数

個々の企業の生産性が、その立地点における集積度に影響を受けるような企業の生産活動を考える。

雇用量が N である企業が、地区 j に立地にした場合の実効労働力 L は

$$L \equiv v_j N \quad (1)$$

で与えられる。ただし、業務地区 j にオフィスを立てる各企業にとって、 v_j は外部的な規模の経済を表すパラメータであるとする。これを、業務地区 j における労働の**効率性係数**と呼ぶ。

各企業はオフィス業務における生産活動に関して、オフィス・スペース S と実効労働力 L をインプットとする次のような生産関数を持っていると想定する。

$$Y = F(S, L).$$

ここで Y はこの企業の生産量である。さらに生産関数は各投入について微分可能な凹関数であり生産技術は S, L に関して 1 次同次であると仮定する。

上述のように企業の生産性は立地点ごとに異なる。したがって地区 j における変数 Y, S, N の関係は、上式に(1)を代入することによって、次のように書ける。

$$Y = F(S, v_j N)$$

いま、この企業がオフィス賃料 R_j および賃金率 W に直面しており、次の費用最小化行動により生産量 1 単位に対する S, N を決定するとする。

$$\begin{cases} \min_{S, N} R_j S + WN \\ \text{s.t. } F(S, v_j N) = 1 \end{cases}$$

この問題の値関数（間接目標関数）を $c(R_j, W, v_j)$ とし、単位費用関数と呼ぶ。これは、 R_j, W, v_j に直面している企業が一単位生産するのに必要な最小の費用を示しており、この問題の背後で S と N は最適に選択されている。

また、市場が競争的であるとする、自由参入の結果達成される企業の利潤はどこに立地してもゼロになる。したがって単位費用関数の値は財価格に等しくなければならない。ここで生産財の価格を 1 とすると、 j 地点における賃料 R_j は

$$1 = c(R_j, W, v_j)$$

を満たすように動かなければならない。つまり、賃金率 W と効率性係数 v_j が与えられたとき、等式を満たすためには R_j が調整される必要がある。これを R_j について解くと、次を得る。

$$R_j = R(W, v_j) \quad (2)$$

2. 効率性係数関数と就業者密度

企業間の取引、情報交換およびサービス供給などは労働者の対面的接触によって実現する。企業の集積はこれら対面的接触に費やす移動時間の節約を可能にする。したがって、企業が立地する地点の従業者密度が高いほど、さらに都市圏の規模（都市圏従業者数）が大きければ大きいほど、多くの対面的接触が可能になる。したがって、立地する都市圏規模が生産性に与える効果も考慮に入れる必要がある。

このため、効率性係数 v_j は次の関数で決められるものとしよう。

$$v_j = v(n_j) \quad (3)$$

ここで、 n_j は、都市 j の都心の業務地区に立地する企業の従業者密度を表し、都市 j の**局地的集積度指数**、あるいは単に、都心 j の**従業者密度**と呼ぶ²。従業者数密度 n_j に関して正の外部経済が存在するので、ある立地点 n_j において $dv(n_j)/dn_j > 0$ である。つまり地点 j において従業者密度が増加すると実効労働力 $v(n_j)N$ が上昇する。

一方(3)式を(2)式に代入すると

$$R_j = R(W, v(n_j)) \quad (4)$$

が得られる。本稿での分析では賃金率 W は固定であるので明示的に書かないことにする。よって、効率性指標関数 $v(n_j)$ を代入すれば、賃料 R_j は次のように従業者密度 n_j の関数によって表すことができる。

$$R_j \equiv R(n_j)$$

² 第Ⅲ部では、都市圏全体の集積度を表す**都市集積度指数** m_j も導入するので、 n_j 「局地的」という修飾語は必要であるが、第Ⅱ部では m_j を用いないので、 n_j をこの修飾語無しに呼ぶことができる。

3. モデルの特定化

実証分析においては、生産関数を特定化して、(4)式を推定する。まず、地区 j における代表的企業の生産関数を、分析の簡単化のために

$$Y = AS^\alpha \{v(n_j)N\}^{1-\alpha}$$

のコブ・ダグラス型に特定化する。また、効率性指標関数 $v(n_j)$ は

$$v(n_j) \equiv \exp[a_n \ln n_j] \quad (5)$$

とし、 a は集積度に関連するパラメータである。ここで第2節の手順に従いオフィス賃料関数を求め、両辺の対数を取ると、次の両対数形オフィス賃料関数が得られる。

$$\ln R(n_j) = \beta_0 + \beta_n \ln n_j \quad (6)$$

ただし、

$$\beta_0 = \ln \left[A^{\frac{1}{\alpha}} \alpha \left(\frac{1-\alpha}{W} \right)^{\frac{1-\alpha}{\alpha}} \right], \quad \beta_n = \frac{1-\alpha}{\alpha} a_n$$

である

本稿のオフィス賃料関数推定における基本式は(6)である。

4. 都市特性

ところで効率性係数は都市ごとに異なることが一般的である。各都市の集積度だけではなく、都市規模も異なり、また他のメガロポリスからの時間距離も経済距離も異なるため、効率性を(5)式だけで表す訳にはいかない。必要に応じてこれに都市や時点の特性を表す変数を加えて測定する。

n_j 以外に、地区 j の賃料（生産性）に影響を及ぼすと考えられる効率性指標関数の変数 X_j を考慮に入れる場合、効率性指標関数は $v(n_j, X_j)$ と表現できる。

実証分析において、例えば効率性指標関数 $v(n_j, X_j)$ を

$$v(n_j, X_j) \equiv \exp[a_n \ln n_j + a_x X_j] \quad (7)$$

特定するとしよう。ここで、 a_n, a_x はパラメータである。この場合、賃料関数 (6) は次のように変形される。

$$\ln R_j = \beta_0 + \beta_n \ln n_j + \beta_x X_j \quad (8)$$

5. パネルモデル

本稿の目的は、リモートワークが普及したために、東京、大阪、名古屋の三大メガロポリスに比べていわゆる札仙広福（札幌、仙台、広島、福岡）がどのように有利になったかを分析することである。ただし、広島のデータが得られなかったため分析では、各 j に対して、札幌（ $j = 1$ ）、仙台（ $j = 2$ ）、福岡（ $j = 3$ ）、大阪（ $j = 4$ ）、名古屋（ $j = 5$ ）、東京（ $j = 6$ ）の6都市を用いることとする。さらにコロナ禍前の2018年、2019年およびコロナ禍後の2023年、2024年のデータを用いてパネル分析を行う。

まず主な分析のための準備として次の前提を置いて単純化する。

前提1：集積の利益がオフィス賃料に与える影響は都市ごとに異なるが観察時点では同一である

この場合、(8) に対応する式は次のようになる。

$$\log R_{jt} = \beta_0 + \beta_n \log n_{jt} + \beta_x X_{jt} + u_{jt} \quad (9)$$

ただし、 u_{jt} は誤差項であり、 $j = 1, \dots, 6$, $t = 2018, 2019, 2023, 2024$ とする。

6. 都市ダミー

X_{jt} が観測できない場合には、都市 j で1となり他の都市では0となるダミー変数を導入して次を推定できる。

$$\log R_{jt} = \beta_0 + \beta_n \log n_{jt} + (\beta_1 D_{1j} + \beta_2 D_{2j} + \beta_3 D_{3j} + \beta_4 D_{4j} + \beta_5 D_{5j}) + u_{jt} \quad (10)$$

ここで、 $D_{1j}, D_{2j}, \dots, D_{5j}$ は、それぞれ東京を参照基準とする札幌、仙台、福岡、名古屋、大阪、の都市のダミー変数である。さらに D_j は

$$D_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{if } i = j \\ 0 & \text{if } i \neq j \end{cases}$$

である。

例えば $i = 3$ であれば $D_{3j} = 1$ であり、 $i \neq 3$ であれば $D_{3j} = 0$ である。東京を参照基準としているため(10)式に D_{6j} は含まれない。

第Ⅱ部 リモートワークによる地方大都市の生産性の向上

本論では、コロナ禍を経て、リモートワークが普及したことが、三大メガロポリスである東京、大阪、名古屋に比べて、地方大都市である札幌、仙台、福岡の生産性をどう変化させたかを分析する。

1. リモートワークによる生産性向上

前提1では、各都市の生産性は観察時点によらず不変であると想定したが、生産性の変化を分析するためには、前提1を次に代える必要がある。

前提2：集積の利益がオフィス生産性に与える影響力は、都市ごとに異なるが、さらにその影響力はコロナ禍前とコロナ禍後で異なる。

この前提の下で分析するためには、(10)式の都市ダミー変数 $D1_j, \dots, D5_j$ をコロナ禍前（Ⅰ）とコロナ禍後（Ⅱ）に分ける必要がある。このため Dij の代わりに、 Dij^I と Dij^{II} とを導入する。ただし

$$\begin{aligned} 2018, 2019 &\in I \\ 2023, 2024 &\in II \end{aligned}$$

である。すなわち Dij^I と Dij^{II} は、次で定義される。

$$Dij^I = \begin{cases} 1 & \text{if } t \in I \text{ で } i = j \\ 0 & \text{if } t \in I \text{ で } i \neq j \end{cases}, \quad Dij^{II} = \begin{cases} 1 & \text{if } t \in II \text{ で } i = j \\ 0 & \text{if } t \in II \text{ か } i \neq j \end{cases}$$

さらに、本稿の分析の対象が、コロナ前後の、札幌、仙台、福岡の生産性の変化であり、他の大都市圏の生産性の変化は分析の対象でないので、次の前提も置く。

前提3：集積の利益がオフィスの生産性に与える影響は都市ごとに異なる。また、コロナ禍に伴うリモートワークの普及による変化についても、東京、大阪、名古屋の大都市圏では共通しているが、札幌、仙台、福岡のような地方大都市では都市ごとに異なる。

この前提の下で分析するためには、オフィス賃料関数 (10) にコロナ禍後大都市圏ダミー変数 G^{II} をさらに追加する必要がある。 G^{II} は、大都市圏（Grater Metropolitan Area）にある東京、名古屋、大阪に共通のダミー変数であり、コロナ禍前に0の値を取り、コロナ禍後に1の値を取る。

この変数を加えると、(10) は次のように書き直せる。これを、「**基本モデル**」と呼ぶ。

$$\log R_{jt} = \beta_0 + \beta_n \log n_{jt} + \beta^{II} G_j^{II} + \beta_1^I D1_j^I + \beta_1^{II} D1_j^{II} + \beta_2^I D2_j^I + \beta_2^{II} D2_j^{II} + \beta_3^I D3_j^I + \beta_3^{II} D3_j^{II} + u_{jt} \quad (11)$$

さらに、(11)式に、都市 j の観察年 t における一期前のオフィス空室率 $V_{j,t-1}$ を変数として加えた次式も推定する。これを、「空室率モデル」と呼ぶ。

$$\log R_{jt} = \beta_0 + \beta_n \log n_{jt} + \beta^{II} G_j^{II} + \zeta V_{j,t-1} + \beta_1^I D1_j^I + \beta_1^{II} D1_j^{II} + \beta_2^I D2_j^I + \beta_2^{II} D2_j^{II} + \beta_3^I D3_j^I + \beta_3^{II} D3_j^{II} + u_{jt} \quad (12)$$

2. データ

節 2 では、第 II 部だけでなく第 III 部で用いるデータも一括して説明する。

2.1 オフィス市場

オフィス市場に関連する時系列データ（三幸エステート株式会社市況データ「オフィスマーケット調査月報」）は、札幌、仙台、東京、名古屋、大阪、および福岡の 6 都市について月次で集計されたものであり、観察期間は 2000 年 4 月から 2024 年 12 月である。なお、東京については 23 区に加えて、都心 3 区（千代田区、中央区、港区）および都心 5 区（千代田区、中央区、港区、新宿区、渋谷区）のデータも含まれている。これらのデータは、賃料、預託金、空き面積、および空室率に関する各都市の平均値である。

図 2 を挿入

図 1（札幌、仙台、東京）および図 2（名古屋、大阪、福岡）は、年次別に集計し直した 2000 年から 2024 年までの 6 都市のオフィス賃料と空室率の推移を示している。オフィス賃料は、2000 年代の初頭から 2005 年ごろまでは下落傾向があり、その後若干の上昇が見て取れる。世界金融危機によって再び下落したが、2013 年から 2017 年の期間にかけて再び大きく上昇している傾向がある。しかし、パンデミックが始まった 2020 年以降も上昇が続いている点は注意すべき点である。

空室率は、オフィス賃料の変動を説明する先行指標と考えることもできる³。6 都市の変動の転換点が大変に通っている点も特徴である。世界金融危機の時点からコロナ禍直前までの期間において空室率は大きく下落しており、この結果はオフィス賃料の上昇に反映されているものと考えられる。また、2020 年以降、リモートワークの普及によりオフィス床面積需要が減少したことで空室率は上昇に転じている。ただし、大阪では空室率の上昇がみられない。

表 1 を挿入

³ たとえば、Wheaton and Torto. (1988), Zhou (2008), Black et al. (2021) などの研究で示されたオフィス賃料の動学的過程は、空室率と賃料の間の逆相関関係で説明される。

表 1 は、オフィス賃料の変動 (%) と空室率の変動 (pp) を 6 都市ごとにまとめたものを示している。ただし、これらの変動は 2 つの期間 (2016 年から 2020 年までと 2020 年から 2024 年まで) に分けて計算している。どの都市のオフィス賃料も 2016 年から 2020 年までの期間において上昇しており、2020 年から 2024 年までの期間においても、その傾向は続いていることがわかる。ただし、2 つの期間を比較したときの変動幅は、札幌、東京、名古屋、および福岡において縮小しているのに対して、仙台と大阪は拡大している。空室率の変動は、2016 年から 2020 年までの期間において下落しているのに対して、2020 年から 2024 年までの期間では上昇している。2020 年から 2024 年までの期間において空室率が上昇しているにも関わらず、オフィス賃料は上昇傾向維持しており、通常の賃料調整過程で知られている動きとは異なっている。コロナ禍あるいはコロナ禍後の期間におけるこれら大都市では、空室が増えているにも関わらずオフィス賃料は下落していない。

2.2 従業者数

集積度を指標化するために、本論文では総務省「事業所・企業統計調査」(平成 11、13、16、18、21、24、28 年) と総務省「経済センサス」(令和 3 年) における民営の事業所数と従業者数を用いる。事業所数と従業者数をオフィス賃料データの観察時点に対応させるために 2000 年から 2024 年までの年次別データとして推計する。観察されてない時点のデータは、Dougherty et al. (1989) の方法を用いて前後の値による平滑化を行い補間する。また、2022 年から 2024 年の最終値データは存在しないので、総務省「労働力調査」における就業者数の変化率を利用して推計する。

以下の図表における中心都市の従業者数の密度を示すものが推定式の n_j である。

図 4 を挿入

図 5 を挿入

図 4 (札幌、仙台、東京) および図 5 (名古屋、大阪、福岡) は、それぞれの都市の大都市圏の従業者数の推移を示しており、大都市圏のうち周縁部と中心都市の値を積み重ねている⁴。2011 年以降、日本の総人口が減少している中で、これら的大都市圏では雇用が維持または増加している傾向がある。

⁴ 大都市圏の定義は、総務省の大都市圏・都市圏を構成する市区町村分類による。札幌大都市圏は中心市が札幌市であり、周縁部に 11 の市町村が含まれる。仙台大都市圏は中心市が仙台市であり、周縁部に 30 の市町村が含まれる。関東大都市圏は中心市としてさいたま市、千葉市、東京都区部、横浜市、川崎市、および相模原市が含まれるが、ここでは東京都区部を中心都市とし、周縁部に 197 の市町村が含まれるものとした。中京大都市圏は中心市が名古屋市であり、周縁部に 86 の市町村が含まれる。近畿大都市圏は中心市として京都市、大阪市、堺市、および神戸市が含まれるが、ここでは大阪市を中心都市とし、周縁部に 131 の市町村が含まれるものとした。北九州・福岡大都市圏は中心市として北九州市と福岡市が含まれるが、ここでは福岡市を中心都市とし、周縁部に 63 の市町村が含まれるものとした。

3. 分析結果

3.1 基本モデル

回帰分析の結果は表 2 の通りである。

表 2 を挿入

基本モデルの推定結果が表 2 に示されている。このモデルでは、全ての変数に関して P 値は 5%水準で有意である。

札幌前ダミーなど、各都市の生産性がコロナ後にどう変化したかを見るには、コロナ後のダミー変数の係数値からコロナ前のダミー変数の係数値を引けばいい。例えば札幌市の場合、コロナ禍後は 0.766 であり、コロナ禍前は 0.503 であるから、その差の 0.263 の改善を示している。他の都市についても同様である。巨大都市⁵については、ダミー変数 G' の係数は 0.171 であるから、これはコロナによってコロナ禍後に生産性が 0.17 上昇したことを示している。

表 3 を挿入

さらに表 3 のパネル A は、コロナ前後の各都市の生産性の変化を一覧表にして示している。この表から明らかなように各都市の生産性は向上したが、向上は特に札幌と福岡で顕著であった。巨大都市圏の生産性の伸びより、大幅に大きな伸びをしめしている。一方、仙台の生産性は伸びてはいるが、その伸びは小さく、巨大都市の生産性の伸びすら下回っている。

札幌と福岡の大幅な生産性の伸びは、リモートワークの普及と整合的である。一方、仙台の生産性の伸びが極めて低いことは、本分析の発見であり、その理由は今後解析されるべきであろう。

現段階でその理由として考えられるのは、次である。

第一に、札幌や福岡での事業活動をするためには、巨大都市圏の本社職員ともそれぞれの地点の支社職員や顧客とも接触が必要であるにも関わらず、本社との行き来の費用が高すぎるがために、従来は巨大都市圏に留まっていた従業員が、本社職員との会議の多くをリモートワークでできるようになるとともに、地方支店に異動したり、移住したということが考えられる。それに対して、仙台は新幹線で東京まで 2 時間以内と極めて近いために、東京本社との行き来の費用が札幌や福岡と比べて低い。

このため、リモートワークが普及した以後も、仙台に出張することの費用が、本社から離れることのコストに比べてそう大きくなかったために東京に居続けた可能性がある。

⁵ ここでの巨大都市ダミーは、東京 23 区・大阪市・名古屋市を指す。

第二に、東日本大震災の後、仙台は急激なオフィス従業員の増加があったので、その反動期とコロナ期が重なったということもあるかもしれない。

第三に、仙台の住宅家賃が、札幌に比べて高いことである。これも札幌への移動と比べて仙台への移動を躊躇させた一つの理由であるかもしれない。

3.2 空室率モデル

表2は、空室率モデルの推定結果も示している。さらに表3のパネルBは、空室率モデルの下での、コロナ前後の各都市の生産性の変化を一覧表にして示している。

表3Bから明らかなように、仙台以外の各都市の生産性は向上したが、向上は特に福岡で顕著であった。巨大都市圏の生産性の伸びより、大幅に大きな伸びをしめしている。一方、仙台の生産性は低下している。

なお、表3Bが示すように、このモデルでは大都市圏の生産性の伸びは0.23と基本モデルの場合より高く、札幌の伸びより高い。

ただし、福岡および札幌のコロナ前のダミー係数の有意度は低いので、コロナ前の札幌と福岡のコロナ前の係数値が0であった可能性はある。かりに、その場合には、これら2都市の生産性は、コロナ前後で表3Bが示すより大きく伸びたことになる。その場合は、札幌生産性の伸びは巨大都市のそれを大きく上回ることになる。

一方、仙台の生産性の係数は、コロナの前も後も極めて有意である。したがって、生産性の落ち込みは、基本モデルにおける仙台の生産性の低下を傍証するものであると言える。

4. 考察

基本モデルと空室率モデルの分析の結果は、札幌と福岡については、「リモートワークの普及は地方都市にメガロポリスより高い生産性の伸びをもたらす」という仮説と整合的である。ただし、仙台については、整合的ではなかった。基本モデルでは、仙台の生産性の伸び率は正ではあったが、メガロポリスの生産性の伸び率には及ばなかったし、空室モデルでは、仙台の生産性の伸びがそもそも負であったことが観察された。ということは、コロナ期の仙台は、東日本大震災後のオフィス需要の強力な顕著な伸びの時期からの反動期に当たっていたことが、仙台についての例外的な観察に特に強く影響したことを示唆している。

第Ⅲ部 リモートワークによる都市圏内生産性向上

リモートワークは、集積の利益に影響を及ぼすことを通じて、①都市間においては、巨大都市に比べて地方都市の生産性を高めるが、②都市圏内においては、都心に比べて都市周辺部の生産性を高める。

第Ⅱ部では地方都市の生産性の伸びを分析したが、第Ⅲ部では、都市間の生産性の伸びの違いだけでなく、それぞれの都市圏内における都市周辺部の生産性の伸びの違いを含めて分析することとする。そのためそれぞれの都市圏の中心都市と周辺部のオフィス賃料や集積度を変数として新たに採用する。これは、都市間の生産性を比較することにフォーカスを当てた第Ⅱ部では、各都市の中心都市のみの生産性に関するデータを分析したのとは対照的である。

1. 先行研究

コロナ禍のもとで進んだリモートワークは、人々の働き方、企業経営、都市インフラのあり方なども含めて大都市における集積の利益の考え方にも多様な影響を及ぼしていると考えられており、さまざまな世界の都市を対象とした研究の蓄積が進んでいる。

Barrero et al. (2021) は、リモートワークの割合がパンデミック後に大幅に増加し、それが都市中心部での経済活動に直接的な影響を及ぼしたことを明らかにしている。また、リモートワークを活用した柔軟な雇用形態や通勤時間短縮の普及により得られる生産性向上が、大都市の役割に変化をもたらす可能性も示唆している。

Zeng et al (2024) は、デジタル経済の台頭が産業集積に与える影響を強調している。リモートワークの推進により、都市集積の抑制効果が見られる一方、周辺地域への波及効果が顕著であることを示している。これにより、都市部への一極集中から地方との均衡が進む可能性があることを論じている。

Iogansen et al. (2024) の調査結果では、リモートワークやハイブリッドワークが高所得者や高学歴層において特に普及していることを示している。これにより、大都市の社会人口統計構造が変化し、従来の通勤パターンや交通政策に対する新たなアプローチが必要となることを主張している。

Kapitsinis (2025) の研究は、リモートワークが地域間で空間的不均一に進展していることを示している。知識集約型セクターが集中する都市部ではリモートワークが盛んであり、都市が提供する高度なインフラとの相乗効果が見込まれる一方、地域間の格差が拡大する可能性がある。都市が従来の集積利益を享受するためには、インフラや政策の柔軟な適応が求められることを指摘している。

日本国内の労働者を対象とした調査研究も進んでいる。眞田 (2024) によれば、テレワーク（リモートワーク）を実施できるか否かには大きな格差が存在し、特に規模が大きい企業に勤める人、正社員やオフィスワーカーが恩恵を受けやすい一方で、非正規雇用者や

現場での作業が必要となる人々はテレワークの恩恵を受けにくい状況があること示している。また、大久保・三河・田口 (2024) は、在宅勤務およびテレワークが生活時間に与える影響を分析しており、通勤勤務者、テレワーカー、在宅勤務者を比較した結果、通勤勤務者の仕事時間が最も長く、家事・育児関連時間、余暇時間、睡眠時間、食事時間が最も短いことが示されている。

以上の先行研究は、大都市の集積の利益へのリモートワークの影響を考える上で重要な視点を提供している。第1は、働く場所に関して中心都市への一極集中から周縁部への拡散が起きたのかという点である。第2はリモートワークそのものが、労働者の生産性を改善していると言えるかという点である。在宅勤務 (work from home) によって生産性はどのように変化するのかという問いに対する答えは、労働者が行うタスクの種類、利用可能なテクノロジー、家庭環境、労働者のモチベーション、および管理慣行など、いくつかの要因によって異なる可能性が高い⁶。本論文では、特に第1の点に着目することにする。つまり、リモートワークの推進は局地的な集積によって生じる生産性の向上効果と都市圏全体の拡大によって生じる生産性の向上効果のどちらに影響していたか、またコロナ禍前後の期間において変化があったかどうかを検証する。

2. 都市圏集積指数

企業間の取引、情報交換およびサービス供給などは労働者の対面的接触によって実現する。企業の集積はこれら対面的接触に費やす移動時間の節約を可能にする。したがって、企業が立地する業務地区の就業者密度が高いほど、さらに都市圏就業者数が大きければ大きいほど、多くの対面的接触が可能になるため、立地する都市圏規模が生産性に与える効果も考慮に入れる必要がある。

このため、効率性係数 v_j 第I部とは異なり次の関数で決められるものとしよう。

$$v_j = v(n_j, m_j)$$

ここで、 n_j は企業が立地する都市 j における従業者密度を表し、 m_j はその企業が立地する中心都市 j が属している都市圏全体の従業者数から中心都市 j の従業者数を除いたものを表す⁷。以下 n_j は立地点 j の局地的集積度指数、 m_j は立地点 j の都市圏集積度指数と呼ぶ。ここで、従業者数に関して正の外部経済が存在するので、ある立地点 j において $\partial v(n_j, m_j) / \partial n_j > 0$ かつ $\partial v(n_j, m_j) / \partial m_j > 0$ である。つまり地点 j において従業者数が増加すると実効労働力 $v(n_j, m_j)N$ が上昇する。

第I部と同様に、効率性係数をオフィス賃料関数に代入すると次が書ける。

$$R_j \equiv R(n_j, m_j)$$

⁶ Atkin et al. (2023) では、無作為に完全在宅勤務を割り当てられた労働者の生産性は、オフィス勤務の労働者より18%低いことを示している。ただし、業務プロセス自体も今後変化していく可能性がある。DXの推進によってデジタル化、ツールと技術の導入、および業務の分解などが進むことで、オンラインによって代替できる仕事が増え、遠隔環境でも十分な成果が見込めるようになるかもしれない。

⁷ 中心都市 j の面積を $Area_j$ 、 j が属する都市圏全体の人口を M_j とすると $M_j = Area_j n_j + m_j$ である。

実証分析では、生産関数を特定化してこれを推定する。

3. モデルの特定化

地区 j における代表的企業の生産関数を、分析の簡単化のために

$$Y = AS^\alpha \{v(n_j, m_j)N\}^{1-\alpha}$$

のコブ・ダグラス型に特定化する。また、効率性指標関数 $v(n_j, m_j)$ は

$$v(n_j, m_j) \equiv \exp[a_n \ln n_j + a_m \ln m_j]$$

とする。ここで、 a_n 、 a_m は効率性指標関数のパラメータである。ここで第 I 部の手順に従いオフィス賃料関数を求め、両辺の対数を取ると、次のオフィス賃料関数が得られる。

$$\ln R(n_j, m_j) = \beta_0 + \beta_n \ln n_j + \beta_m \ln m_j \quad (13)$$

ただし、

$$\beta_0 = \ln \left[A \frac{1}{\alpha} \left(\frac{1-\alpha}{W} \right)^{\frac{1-\alpha}{\alpha}} \right], \quad \beta_n = \frac{1-\alpha}{\alpha} a_n, \quad \beta_m = \frac{1-\alpha}{\alpha} a_m$$

である。以上の(13)式が第 III 部の実証分析においてベースとなる具体的な推定モデルの線形予測子となる。

4. 局地的集積度指数と都市圏集積度指数のそれぞれに対するダミー変数

さらに、本論文では局地的集積度指数と都市圏集積度指数がオフィス賃料に与える効果が都市ごとに異なっているかどうか、また観察時点によって異なるかどうかをパネルデータモデルで検証する。また、オフィス市場の長期的な変動を捉えるために空室率による調整過程も考慮する。集積の利益がオフィス賃料に与える影響を考慮した基本的なパネルモデルを次に示す。

$$\begin{aligned} \log R_{jt} = & C_i + (\beta_{Tokyo} + \beta_1 D1_j + \beta_2 D2_j + \beta_3 D3_j + \beta_4 D4_j + \beta_5 D5_j) \log n_{jt} + \\ & (\gamma_{Tokyo} + \gamma_1 D1_j + \gamma_2 D2_j + \gamma_3 D3_j + \gamma_4 D4_j + \gamma_5 D5_j) \log m_{jt} + \\ & \delta_1 \tau 1_t + \delta_2 \tau 2_t + \delta_3 \tau 3_t + \delta_4 \tau 4_t + \zeta V_{j,t-1} + u_{jt} \end{aligned} \quad (14)$$

ここで、添え字 j は中心都市の番号（東京、札幌、仙台、名古屋、大阪、福岡）を、 t は年次（2000 年から 2024 年まで）を示している。 R_{jt} 中心都市のオフィス賃料の年次平均、 $D1_j, D2_j, \dots, D5_j$ は、それぞれ東京を参照基準とする札幌、仙台、名古屋、大阪、福岡の中心都市のダミー変数である。 n_{jt} は中心都市の局地的集積度指数（従業者密度）を、 m_{jt} は都市圏集積度指数（大都市圏全体から中心都市を除いた大都市圏の周縁部従業者数）を示す。 $\tau 1_t, \tau 2_t, \tau 3_t, \tau 4_t$ は次節で説明する構造変化点に対応する期間のダミー変数であり、 $2000 \leq$

$t \leq 2007$ の期間を参照基準として、 $2008 \leq t \leq 2012$ のとき $\tau_{1t} = 1$ （それ以外は $\tau_{1t} = 0$ ）、 $2013 \leq t \leq 2019$ のとき $\tau_{2t} = 1$ （それ以外は $\tau_{2t} = 0$ ）、 $2020 \leq t \leq 2022$ のとき $\tau_{3t} = 1$ （それ以外は $\tau_{3t} = 0$ ）、 $2023 \leq t \leq 2024$ のとき $\tau_{4t} = 1$ （それ以外は $\tau_{4t} = 0$ ）とおく。 V_{jt-1} は 1 期前のオフィス空室率を示す。 C_i は第 i 番目の中心都市の固定効果、 $\beta_{Tokyo}, \beta_1, \dots, \beta_5, \gamma_{Tokyo}, \gamma_1, \dots, \gamma_5, \delta_1, \dots, \delta_4, \zeta$ は説明変数に対応する回帰係数、 u_{it} は誤差項である。

(14) 式には多数の対立モデルが存在するものと考えられる。本論文では考えうる推定モデルについて総当たりで推定や検定は行わず、局地的な集積、あるいは大都市圏の周縁部で集積拡大によって生じる生産性の向上効果が構造変化時点の前後において生じるかどうかという点について次のモデルで比較検討を行う。

$$\begin{aligned} \log R_{jt} = & C_i + (\beta_{Tokyo} + \beta_1 D1_i + \beta_2 D2_i + \beta_3 D3_i + \beta_4 D4_i + \beta_5 D5_i) \log n_{jt} + \\ & (\gamma'_{Tokyo} + \gamma'_1 \tau_{1t} + \gamma'_2 \tau_{2t} + \gamma'_3 \tau_{3t} + \gamma'_4 \tau_{4t}) \log m_{jt} + \\ & \delta_1 \tau_{1t} + \delta_2 \tau_{2t} + \delta_3 \tau_{3t} + \delta_4 \tau_{4t} + \zeta V_{jt-1} + u_{jt} \end{aligned} \quad (15)$$

$$\begin{aligned} \log R_{jt} = & C_i + (\beta'_{Tokyo} + \beta'_1 \tau_{1t} + \beta'_2 \tau_{2t} + \beta'_3 \tau_{3t} + \beta'_4 \tau_{4t}) \log n_{jt} + \\ & (\gamma_{Tokyo} + \gamma_1 D1_j + \gamma_2 D2_j + \gamma_3 D3_j + \gamma_4 D4_j + \gamma_5 D5_j) \log m_{jt} + \\ & \delta_1 \tau_{1t} + \delta_2 \tau_{2t} + \delta_3 \tau_{3t} + \delta_4 \tau_{4t} + \zeta V_{jt-1} + u_{jt} \end{aligned} \quad (16)$$

ここで、(15) は、局地的集積度がオフィス賃料に与える効果が大都市間で異なる一方で、都市圏集積度がオフィス賃料に与える効果は観察時点によって異なることを想定している。また、(16) は、局地的集積度がオフィス賃料に与える効果が観察時点によって異なる一方で、都市圏集積度がオフィス賃料に与える効果は大都市間で異なることを想定している。

さらに、中心都市と周縁部を合併した大都市圏全体の集積度 $M_j = Area_j \cdot n_j + m_j$ がオフィス賃料に与える効果は大都市間および観察時点で異なるということを想定して次のモデルを推定する。ここで、 $Area_j$ は中心都市の面積である。

$$\begin{aligned} \log R_{jt} = & C_i + (\beta''_{Tokyo} + \beta''_1 D1_j + \beta''_2 D2_j + \beta''_3 D3_j + \beta''_4 D4_j + \beta''_5 D5_j) \log M_{jt} + \\ & (\gamma''_{Tokyo} + \gamma''_1 \tau_{1t} + \gamma''_2 \tau_{2t} + \gamma''_3 \tau_{3t} + \gamma''_4 \tau_{4t}) \log M_{jt} + \\ & \delta_1 \tau_{1t} + \delta_2 \tau_{2t} + \delta_3 \tau_{3t} + \delta_4 \tau_{4t} + \zeta V_{jt-1} + u_{jt} \end{aligned} \quad (17)$$

(14), (15), (16), (17) のモデル比較は、Hurvich and Tsai (1989) の固定効果モデルに対応した修正赤池情報量基準 $AICc$ を用いて判断する⁸。

⁸ 固定効果モデルにおける残差平方和を SSR 、クロスセクションのサイズを I 、時系列のサイズを T とするとき、誤差分散の推定量は $\hat{\sigma}_e^2 = SSR/IT$ であり、推定すべきパラメータ数を K とするときの固定効果モデルに対応した赤池情報量基準は $AIC = I \cdot T \log \hat{\sigma}_e^2 + 2K$ である。このとき修正赤池情報量基準は

$$AICc = AIC + \frac{2K(K+1)}{IT - K - 1}$$

5. データ

5.1 構造変化

オフィス賃料データの安定性と経済・社会の変化がもたらしている効果を統計的に調べるために、構造変化の検出を行う。ここでは、Andrews (1993) や Hansen (1997) などで提案された潜在的な構造変化点を F 検定で特定する。F 統計量を計算するためにオフィス賃料の変化率（対数 1 期差分）を定数項、1 期前の空室率、および四半期ダミー変数に回帰した線形モデルを利用する。

構造変化の検定は次のように行う。はじめに、全期間のデータを活用して F 統計量が最も高い値を示す構造変化時点を求める。次いで、構造変化が生じる前のデータだけに観察対象を縮小して新しい構造変化時点を後ろ向きで特定していく。これらの計算を自由度が確保できなくなるまで逐次的に繰り返す。また、構造変化が生じた後のデータだけを利用して、次なる構造変化時点を前向きでも特定する。

図 3 を挿入

図 3 は、東京都心 3 区のオフィス賃料の推移と検出された構造変化点を示している。全期間のデータを活用して見出された最も F 値の高い構造変化時点の日付は 2020 年 7 月であり、後ろ向きにデータを縮小していくと、2013 年 3 月、2008 年 12 月、2006 年 10 月、2001 年 7 月の構造変化時点が特定された。また、前向きにデータを縮小していくと 2021 年 8 月、2022 年 6 月の構造変化時点が特定された。21 世紀初頭から現在までにおいて内外の代表的な経済的ショックとして、世界金融危機（2007-2008 年）、アベノミクスにおける大規模な金融緩和（2013 年）、コロナ禍における緊急事態宣言の発出（2020 年）、新型コロナウイルス感染症の 5 類移行（2023 年）などがあげられる。統計的な構造変化時点はこれらの経済的ショックを反映している可能性がある⁹。そこで、本論文ではこれらの構造変化点を想定した次の期間に着目する。

2000～2007 年	（参照基準）
2008～2012 年	（世界金融危機後の期間）
2013～2020 年	（大規模な金融緩和の期間）
2020～2022 年	（コロナ禍の期間）
2023～2024 年	（コロナ禍後の期間）

となる。 $AICc$ は小さなサンプルサイズに対して AIC を修正する。

⁹ 構造変化検定は、東京 23 区、東京 5 区、札幌、仙台、名古屋、大阪、福岡のそれぞれのエリアについても実施した。全期間のデータを活用して F 統計量が最も高い値を示す構造変化時点は、東京 23 区、東京 5 区、仙台、名古屋においても 2020 年ごろとなった。しかし、札幌（2018 年 6 月）、大阪（2004 年 12 月）、および福岡（2012 年 11 月）では異なる時点が構造変化点として示された。

5.2 記述統計

パネルデータ分析で用いるオフィス賃料、従業者数などの変数の記述統計を表3にまとめた。クロスセクションのサイズは $I = 6$ （東京、札幌、仙台、名古屋、大阪、福岡の大都市圏）、時系列のサイズ $T = 24$ （2001年から2024年）、サンプルサイズは $I \times T = 144$ である。前年空室率のデータを利用するため期首である2000年のデータを除外している。

表4を挿入

6. 分析結果

表4は、モデル(1)式の推定結果を示している。表の左半分はwithin推定による固定効果モデル[1]を、右半分はpooling推定による結果を示している。固定効果モデル[1]では、参照基準である東京の局地的集積度指数の効果（弾力性）は有意に正であるが、仙台、名古屋、大阪、福岡では効果が有意に低いことが示されている。参照基準である東京の都市圏集積度指数は有意ではなく、福岡のみに正の効果が現れている。都市係数ダミーをすべて0とする帰無仮説モデルに対してF検定は有意であり、集積がオフィス賃料に与える効果は全体的にみると有意であり、生産関数における都市間の技術的な差異がある可能性を示唆している。期間ダミーは、2013-2019年において有意に負、2022-2024年において有意に正である。また、poolingモデルを帰無仮説とするF検定は有意水準5%で棄却される。以上のことから、都市圏周縁部での集積よりも局地的な集積が生産性向上に影響しており、かつ都市間でも差異があること、コロナ禍後の期間2022-2024年において、集積以外の事柄を原因とするオフィス賃料の上昇が確認された。

表5を挿入

表5は、モデル(15)式の推定結果を示している。(15)式は東京を参照基準とするそれ以外の都市の局地的集積度指数がもたらす効果を計測し、かつ都市圏周縁部の集積が与える効果が時間を通じてどのように変動するかを把握するための定式化である。構造変化時点を基準とする期間の定数項ダミーを含む結果（固定効果モデル[15]）が表の左半分であり、これらの定数項ダミーの係数がすべて0であるとした場合の結果（固定効果モデル[15]’）が表の右半分で示されている。東京を参照基準とする都市の局地的集積度指数は有意であり、その効果は都市によって異なることが示されている。期間の定数項ダミーを含む場合に比べて含まない場合では、都市圏周縁部の集積が与える効果が時間を通じて有意に変動していることが示されている（ $\log m * \tau 1$ 、 $\log m * \tau 2$ の係数推定値は有意に負、 $\log m * \tau 4$ の係数推定値は有意に正である）。特に、コロナ禍後の期間において、都市圏周縁部の集積がオフィス賃料に与える効果は有意に向上している。しかし、期間の定数項ダミーを含む場合には、係数ダミーの推定値はすべて有意ではなく、コロナ

禍後の期間に対応する (τ_4 の) 係数推定値だけが有意に正である。期間の定数項ダミーは含まずに係数ダミーだけを入れたモデルの方が AICc は小さくなっており、統計的には期間の定数項ダミーの係数をすべて 0 とする固定効果モデル [15]' が優れている ($AICc = -886.0$)。以上のことから、局所的な集積が生産性向上に影響しているが、それは都市間で異なっており、都市圏周縁部での集積によってもたらされる生産性上昇効果がコロナ禍後の期間において向上している可能性がある。

表 6 を挿入

表 6 は、モデル (16) 式の推定結果を示している。(16) 式は都市の局地的集積が与える効果が時間を通じてどのように変動するのか、かつ東京を参照基準とする周縁部集積が与える効果が都市によってどのように異なるかを捉えるための定式化である。構造変化時点を経験した期間の定数項ダミーを含む結果 (固定効果モデル [16]) が表の左半分であり、これらの定数項ダミーの係数がすべて 0 であるとした場合の結果 (固定効果モデル [16]') が表の右半分で示されている。固定効果モデル [16] の局地的集積が与える効果は有意ではなく、期間の係数ダミーを入れることで定数項ダミーの係数推定値も崩れている。東京を参照基準とする都市圏周縁部の集積効果は一部で有意であり、その効果は都市圏によって異なる可能性があることが示されている。定数項ダミー係数をすべて 0 であるとした固定効果モデル [16]' では、局地的集積効果が時間を通じて有意に変動していることが示されている ($\log n * \tau_1$ 、 $\log n * \tau_2$ の係数推定値は有意に負であるが、 $\log n * \tau_4$ の係数推定値は正であるが有意水準 5% で有意でない)。都市圏周縁部の集積効果は、固定効果モデル [16] とほぼ同じ結果を示しており、都市圏によって異なる可能性があることが示されている。AICc は、固定効果モデル [16]' よりも固定効果モデル [16] の方が小さく優れているが、その値である $AICc = -846.7$ は表 4 や 5 で示された AICc よりも大きい。また、固定効果モデル [16]' では pooling モデルを有意水準 5% で棄却できない ($F = 1.170, p. value = 0.240$)。以上のことから、(16) 式の結果はやや不安定であり、局地的な集積が生産性向上に与える影響についてコロナ禍後の期間においてははっきりとした効果は不明である。

表 7 を挿入

表 7 は、モデル (17) 式の推定結果を示している。(17) 式は、中心都市と周縁部を合併した大都市圏全体の集積度 (従業者数) M_j がオフィス賃料に与える効果は大都市間および観察時点で異なるということを想定した推定モデルである。固定効果モデル [17] において、対数大都市圏従業者数が与える効果は、都市間で有意な差異があるが期間別では有意な違いが計測できない。また、期間の定数項ダミーの係数推定値もすべて有意でない。しかし、固定効果モデル [17]' において、期間の定数項ダミーの係数をすべて 0 であるとするとき、都市間で有意な差異があるだけでなく、期間別での効果に有意な差がある (\log

$M^* \tau_1$ 、 $\log M^* \tau_2$ の係数推定値は有意に負、 $\log M^* \tau_4$ の係数推定値は有意に正である)。AICc は、固定効果モデル [17] よりも（期間の定数項ダミーの係数をすべて 0 とする）固定効果モデル [17]' の方が小さく優れており、その値である $AICc = -885.5$ は表 5 で示された固定効果モデル [2]' の AICc と同程度の値である。以上のことから、大都市圏全体の集積度がもたらす生産性向上効果は都市間で違いがあり、コロナ禍後の期間において変動している可能性がある。

3 節で提案した(14)、(15)、(16)、および (17) について、データの適合性や過剰な複雑さを回避している点から判断して固定効果モデル [15]' がベストモデルである。このモデルでは(15)において期間別の定数項ダミーの係数をすべて 0 ($\delta_1 = \delta_2 = \delta_3 = \delta_4 = 0$) という制約を置いている。繰り返し述べると、都市圏周縁部における集積効果上昇が、コロナ禍ではなくコロナ禍後において生じていることがわかる。

7. 考察

以上の実証分析の結果から次の点が指摘できる。

局地的集積度が生産性に与える効果は有意であり、固定効果が存在するのであればその効果は都市間で異なっている場合がある。クロスセクション・データを利用した上田・唐渡・八田 (2006) では、局地的集積度と都市ダミーの交差項はほぼ有意ではなかったが、パネルデータを活用した本研究では、必ずしも差異がないとは言い切れない結果となった。この問題は、都市間で生産関数が異なっていることが原因なのか、それとも各都市の局地的集積度が与える効果についてより高度な非線形性が存在するからなのかは見当がつかない。

コロナ禍やコロナ禍後においてすすんだと考えられるリモートワークによって、都市構造が変容し、局所的または都市圏周縁部での集積の利益にも変化がもたらされたかどうかにも着目した。構造変化時点に対応する期間の定数項や係数ダミーについて、データの適合性や過剰な複雑さを回避している点からみると、都市間の局地的集積効果の違いを制御しつつもコロナ禍後の期間において都市圏集積度が生産性に与える効果が向上しているという結果が得られた（固定効果モデル [15]'）。この結果は、リモートワークの普及が契機となって、従来の都心一極集中からより周縁部への働く場所の拡大によって、労働生産性を高めることに成功した企業が存在することも示唆している。特に、都市圏周縁部における集積効果上昇が、コロナ禍ではなくコロナ禍後において生じている点に特徴がある。

まとめ

本論文は、コロナ禍の前後を含む期間のデータを利用して、リモートワークが日本の大都市の集積の利益に対してどのような影響を与えたのかを検討した。具体的には、2001年から2024年までの期間における札幌、仙台、東京、名古屋、大阪、および福岡を対象として、パネルデータを用いたオフィス賃料関数の実証分析によって、コロナ禍の前後における生産性の変化を検討した。この分析の結果、次の推定結果が得られた。

第一に、すべての都市で生産性は向上したが、特に札幌と福岡の伸びが大きく、東京などのメガロポリスを上回っていた。一方で仙台の生産性の伸びは小さく、巨大都市の平均よりも低かった。

第二に、本分析では、仙台の生産性の伸びが他都市と比べて著しく低いことが明らかとなった。これは、本稿の発見である。

その理由としては、次が考えられる。①札幌や福岡では本社との移動コストが高かったため、リモートワークの普及を機に東京や大阪の本社から地方支店への異動や移住が進み生産性が向上した。一方、仙台は東京から新幹線で2時間以内と近接しており、出張費用も低いため、仙台支店に異動しなくても東京本社から仙台に出張することがコスト的に可能であった。②東日本大震災後に仙台ではオフィス従業員が急増し、その反動がコロナ期と重なった。③住宅家賃が札幌に比べて高く、移住をためらわせる要因となった。などである。これらの要因が複合的に影響し、仙台の生産性の伸びが他都市に比べて抑制されたと考えられる。

第三に、各都市内の局地的集積度と都市圏集積度を分けた分析では、局地的集積度が生産性に与える効果は有意であり、かつコロナ禍後の期間においては、リモートワークの普及によって、都市圏集積度が生産性に与える効果が向上しているということがわかった。

本研究の主な制約は、十分な数の都市のオフィス市場データを扱うことができなかったことである。将来的に十分なデータが得られれば、本稿の分析を様々な方向に拡張できる。例えば、中小都市のオフィス市場の分析をすることも出来る。さらに、十分な数の都市（クロスセクション個体数）が用意できれば、オフィス賃料関数の誤差と集積度の間に存在するかもしれない相関にも対処でき、オフィス賃料の動学的側面について、十分な分析をおこなうことが出来る。

謝辞

本研究の遂行に当たって、アジア成長研究所のリサーチアソシエイト保科寛樹氏から、数値計算の貴重な協力を、同研究所の木下紫保氏及び谷村美貴子氏から編集上の協力を頂いた。さらに、本研究の遂行にあたって不可欠であるオフィス市場の市況データ (<https://www.sanko-e.co.jp/data/>)の利用許諾を、三幸エステート株式会社より賜った。これらの方々及び機関に深く感謝申し上げたい。

参考文献

- Andrews D. W. K. (1993), "Tests for parameter instability and structural change with unknown change point," *Econometrica*, 61, 821-856.
- Arellano M (1987). "Computing Robust Standard Errors for Within-groups Estimators." *Oxford bulletin of Economics and Statistics*, 49(4), 431-434.
- Atkin, D, Schoar, A. and S. Shinde (2023), "Working from Home, Worker Sorting and Development," NATIONAL BUREAU OF ECONOMIC RESEARCH, Working Paper 31515. <http://www.nber.org/papers/w31515>
- Barrero, J. M., N. Bloom, and S. Davis (2021), "Why Working from Home Will Stick," National Bureau of Economic Research, Working Paper 28731.
- Black, A. J., Devaney, S. P., Hendershott, P. H., and B. D. MacGregor (2021), "Adjustments in the Labor and Real Estate Markets: Estimates of the Time Series Variation in the Natural Vacancy Rate," *Journal of Real Estate Literature*, 29(2), 83-108. <https://doi.org/10.1080/09277544.2021.2006876>
- Hansen B. (1997), "Approximate asymptotic p values for structural-change tests," *Journal of Business and Economic Statistics*, 15, 60-67.
- Hurvich, C.M., and C. Tsai (1989): "Regression and Time Series Model Selection in Small Samples," *Biometrika*, 76(2), 297-307. <https://doi.org/10.1093/biomet/76.2.297>
- Kanemoto, Y., T. Ohkawara, and T. Suzuki (1996), "Agglomeration Economies and Test for Optimal City Size in Japan," *Journal of the Japanese and International Economies* 10, 379-398.
- Nakamura, R. (1985), "Agglomeration Economy in Urban Manufacturing Industry: A case of Japanese cities," *Journal of Urban Economics* 17, 108-124.
- Kapitsinis, N. (2025). "Spatialities of remote work across the EU regions in the context of the Covid-19 pandemic: Regional change, factors, interlinkages," *Applied Geography* 176 (2025) 103531 <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2025.103531>
- Dougherty, R. L., A. Edelman, J. M. Hyman (1989), "Nonnegativity-, Monotonicity-, or Convexity-Preserving Cubic and Quintic Hermite Interpolation," *Mathematics of Computation* 52(186), 471-94.
- Tabuchi, T. (1986), "Urban Agglomeration, Capital Augmenting Technology, and Labor Market Equilibrium," *Journal of Urban Economics* 20, 211-228.
- Wheaton, W. C., and R. G. Torto (1988). "Vacancy rates and the future of office rents," *Real Estate Economics*, 16(4), 430-436. <https://doi.org/10.1111/1540-6229.00466>

- Iogansen, X. J. K. Malik, Y. Lee, and G. Circella, (2024). "Change in work arrangement during the COVID-19 pandemic: A large shift to remote and hybrid work," *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives* 25 (2024) 100969
<https://doi.org/10.1016/j.trip.2023.100969>
- Zhou, J. (2008). Estimating natural vacancy rates with unknown break points for the Chicago rental housing market. *Journal of Housing Research*, 17(1), 61-74.
<https://doi.org/10.1080/10835547.2008.12091987>
- 吉田あつし・植田和樹 (1999), 「東京一極集中と集積の経済」『日本経済研究』 38, 154-171.
- 上田浩平・唐渡広志・八田達夫 (2006), 「大都市の集積の利益—東京は特殊か」八田達夫編『都心回帰の経済学』第1章所収、日本経済新聞社、25-40.
- 大久保敏弘・三河直斗・田口湧也 (2024), 「在宅勤務およびテレワークが生活時間へ与える影響の分析：令和3年社会生活基本調査結果による分析」New ESRI Working Paper 71 1-61.
- 唐渡広志 (2000), 「東京都における主要業務地区への近接性の利益と集積の経済」『応用地域学研究』 5, 41-52.
- 唐渡広志 (2002), 「ヘドニック・アプローチによる集積の外部経済の計測—東京都賃貸オフィス市場の実証分析」『日本経済研究』 45, 41-67.
- 八田達夫・唐渡広志 (1999), 「都心のオフィス賃料と集積の利益」『季刊住宅土地経済』 38, 10-17.
- 八田達夫・唐渡広志 (2001), 「都心における容積率緩和の労働生産性上昇効果」『季刊住宅土地経済』 41, 20-27.
- 眞田英毅 (2024), 「新型コロナウイルス感染症の流行初期におけるテレワークの実施状況について: JLPS 若年・壮年ウェブ特別調査を用いた傾向の把握」、東京大学社会科学研究所 パネル調査プロジェクト ディスカッションペーパーシリーズ 175 1-12.

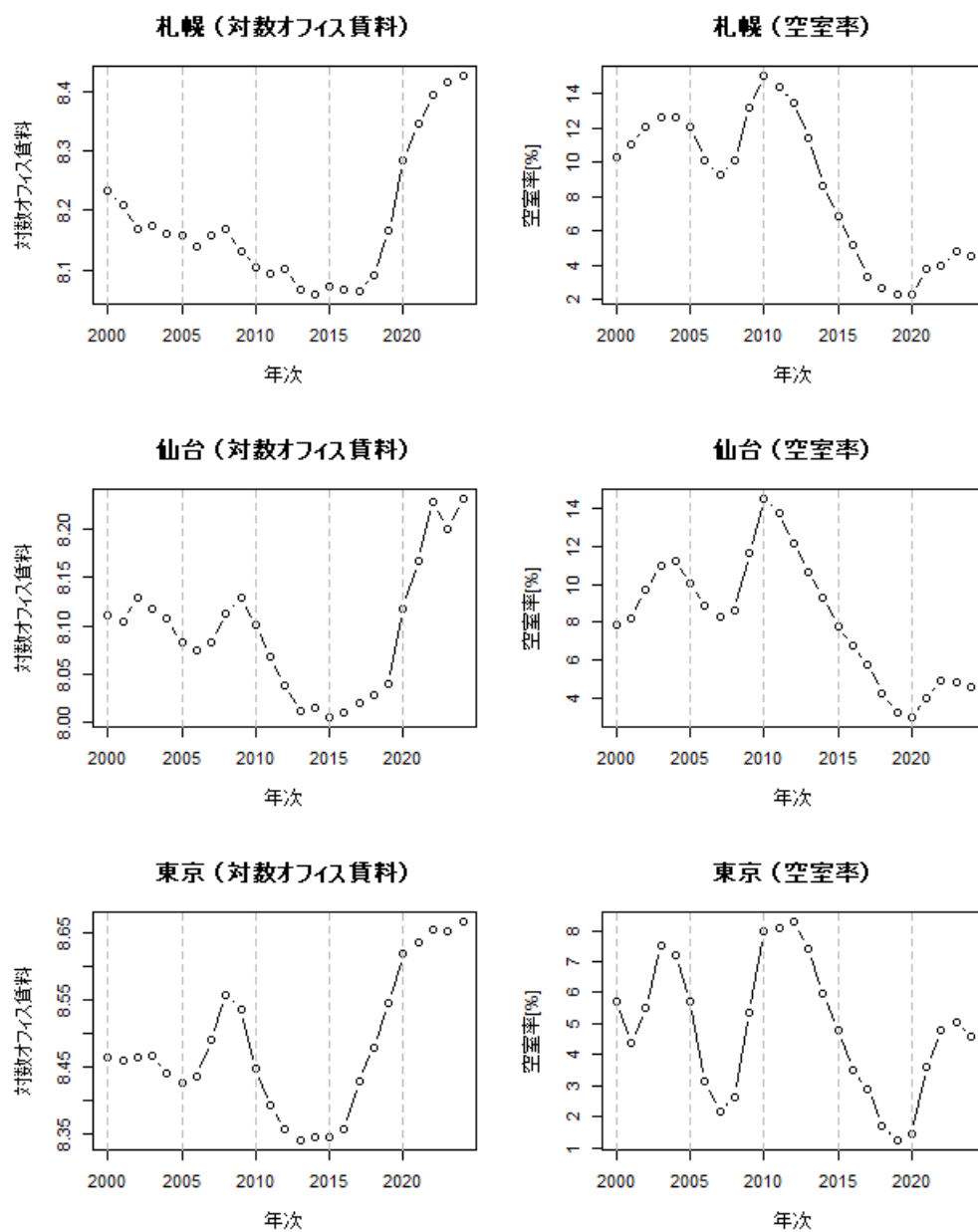


図1 年次平均のオフィス賃料と空室率（札幌、仙台、東京）

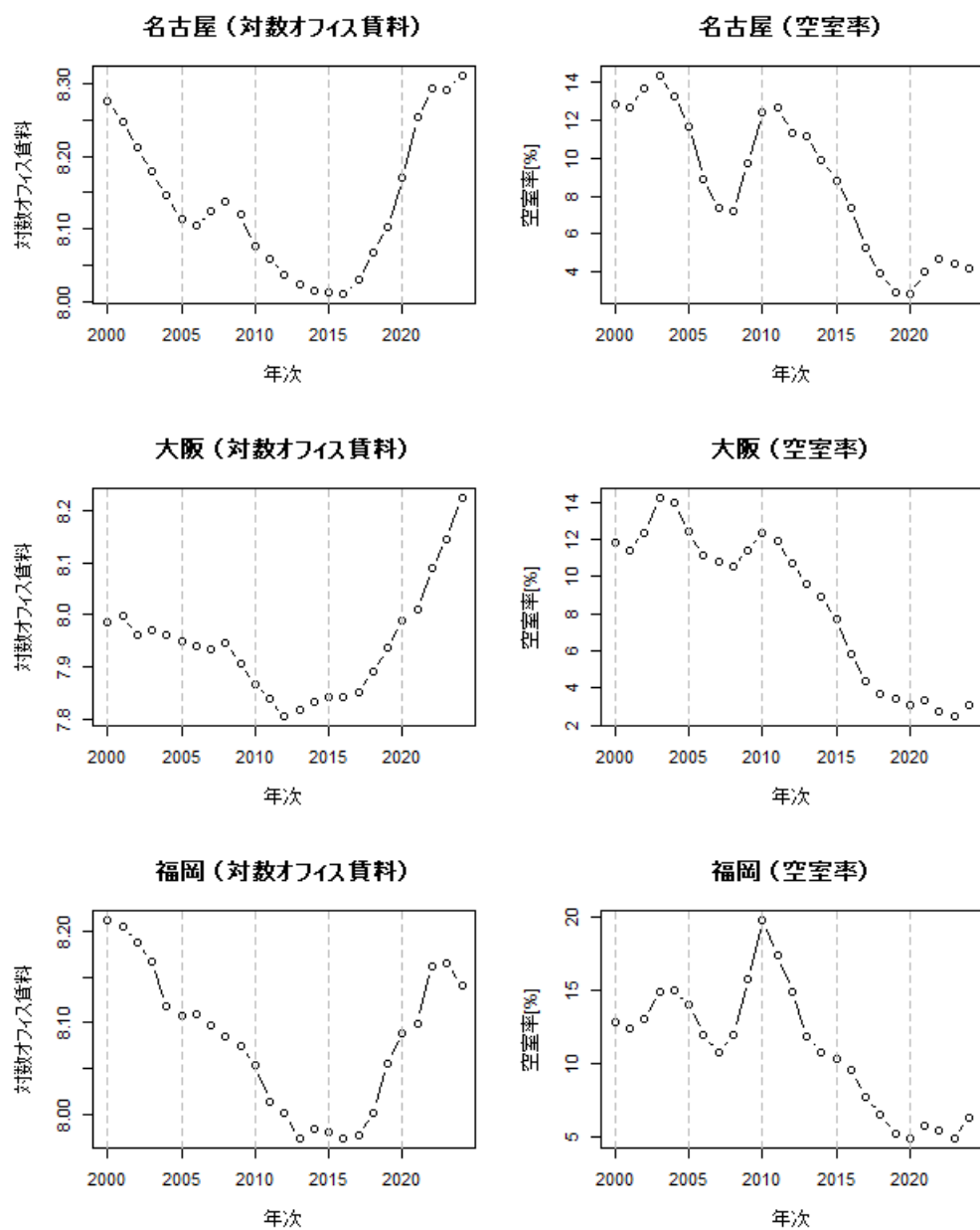


表 1 オフィス賃料と空室率の変動

	期間	札幌	仙台	東京	名古屋	大阪	福岡
オフィス賃料の変動 [%]	2016-2020	24.2	11.4	29.8	17.4	15.8	12.3
	2020-2024	15.4	11.9	4.9	15.2	26.8	5.3
空室率の変動 [pp]	2016-2020	-2.9	-3.8	-2.1	-4.6	-2.8	-4.7
	2020-2024	2.3	1.6	3.1	1.4	0.0	1.5

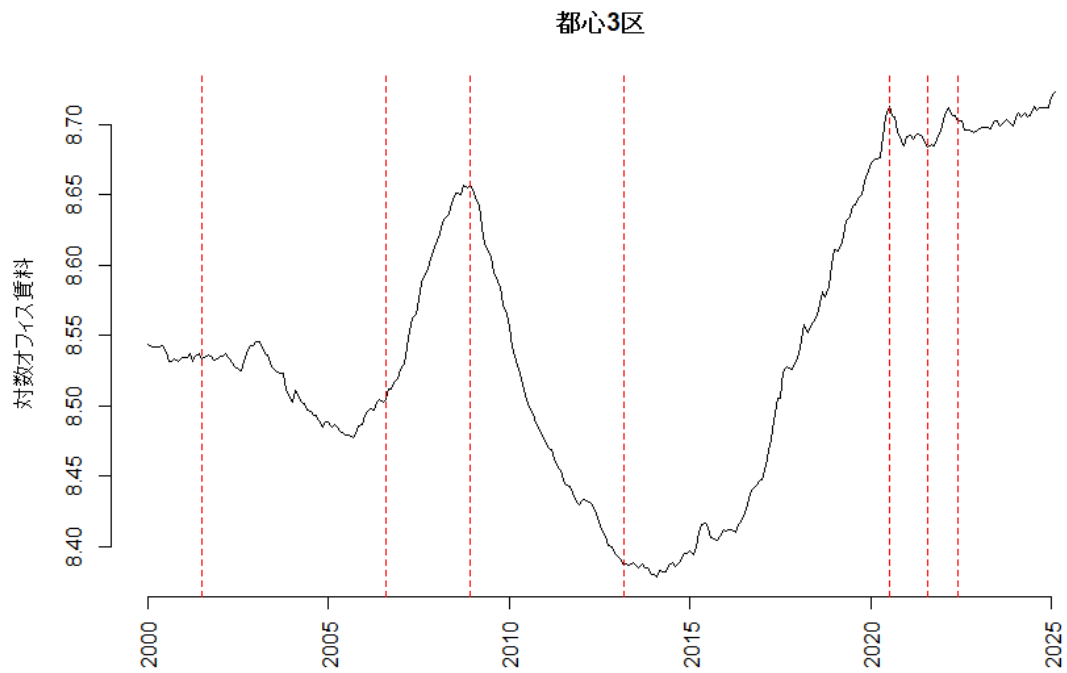


図 3 月次の対数オフィス賃料と構造変化点（東京都心 3 区）

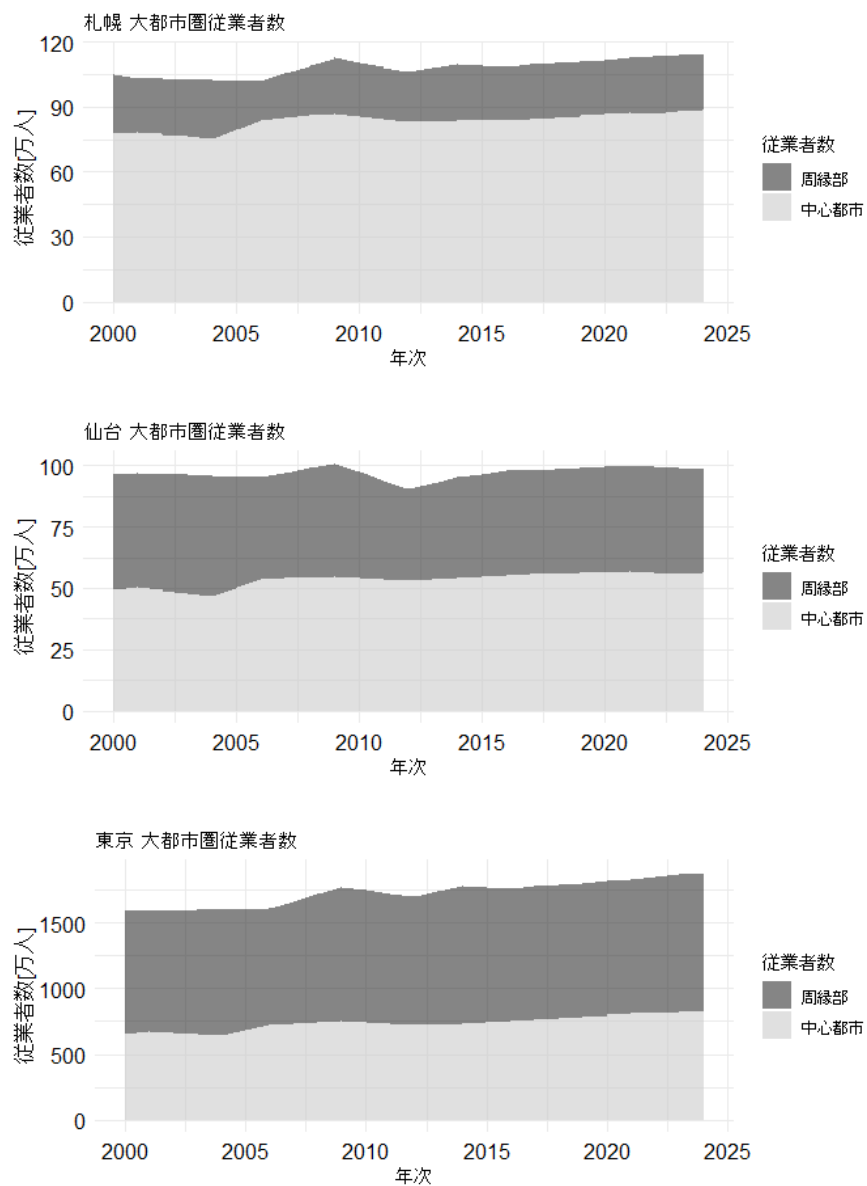


図 4. 札幌・仙台・東京大都市圏（周縁部・中心都市）従業員数の推移

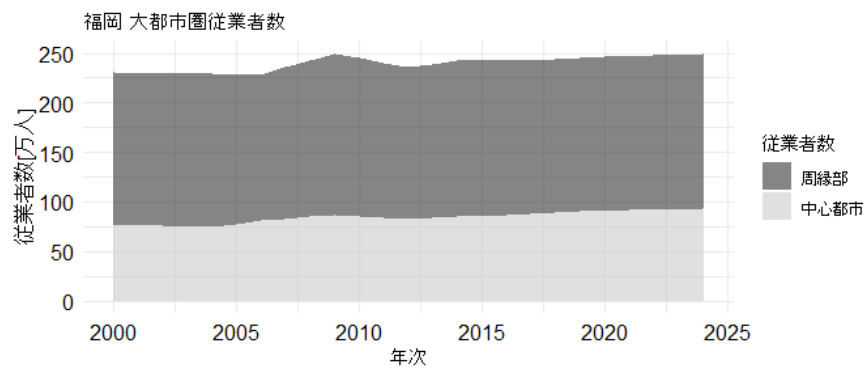
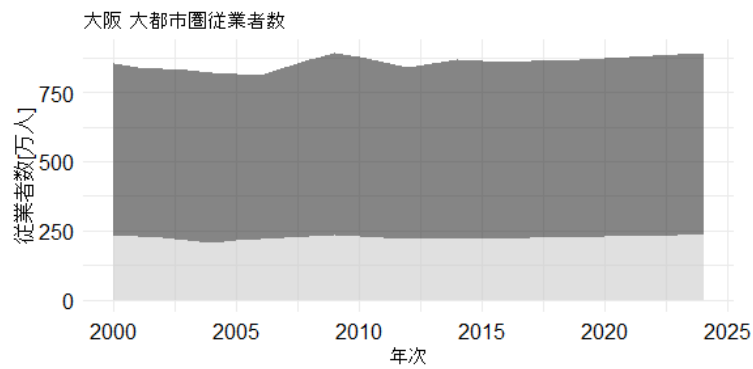
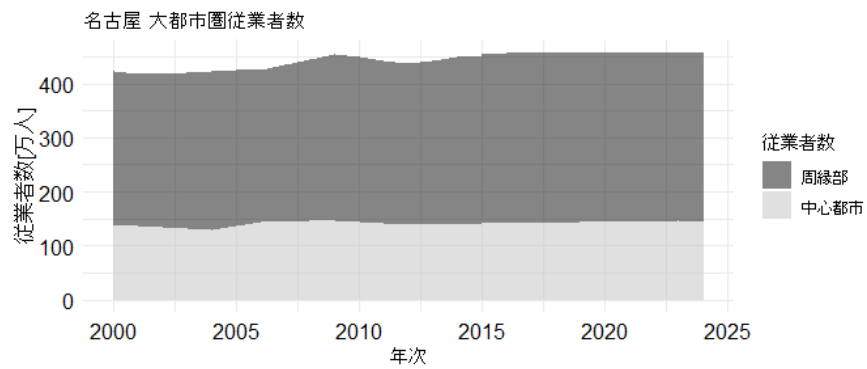


表 2. モデル (11) と (12) の推定結果

変数	記号	A. 基本モデル			B. 空室率モデル		
		推定値	標準誤差	P 値	推定値	標準誤差	P 値
都市集積度指数	$\log n$	0.336***	0.075	<0.001	0.271**	0.075	0.003
札幌前ダミー	D1'	0.503*	0.204	0.026	0.351	0.200	0.102
仙台前ダミー	D2'	0.642**	0.208	0.008	0.692**	0.191	0.003
福岡前ダミー	D3'	0.305*	0.131	0.034	0.164	0.138	0.256
札幌後ダミー	D1''	0.766**	0.202	0.002	0.518*	0.221	0.034
仙台後ダミー	D2''	0.767**	0.208	0.002	0.683**	0.194	0.003
福岡後ダミー	D3''	0.588***	0.129	<0.001	0.540***	0.120	<0.001
巨大都市後ダミー	G''	0.171*	0.070	0.027	0.227**	0.069	0.005
前年空室率	V	-	-	-	-0.067+	0.033	0.063
定数項	α	5.178***	0.678	<0.001	6.033***	0.748	<0.001
サンプル数	N	24			24		
二乗平均平方根誤差	RMSE	0.095			0.084		
決定係数	R ²	0.794			0.841		
自由度調整済み決定係数	Adj. R ²	0.685			0.738		
赤池情報量基準	AIC	-24.760			-28.902		

+ p < 0.1, * p < 0.05, ** p < 0.01, *** p < 0.001

表 3 都市ダミー変数の係数を抜き出したもの

A. 基本モデル

	I. コロナ禍前 (2018-19)	II. コロナ禍後 (2023-24)	変化 (II - I)
札幌	0.503	0.766	0.263
仙台	0.642	0.767	0.125
福岡	0.305	0.588	0.283
巨大都市圏	—	0.171	0.171

B. 空室率モデル

	I. コロナ禍前 (2018-19)	II. コロナ禍後 (2023-24)	変化 (II - I)
札幌	0.351	0.518	0.167
仙台	0.692	0.683	-0.009
福岡	0.164	0.540	0.376
巨大都市圏	—	0.227	0.227

表 4. モデル (14) の推定結果

変数		固定効果モデル [14]			プーリングモデル		
		推定値	標準誤差	p-値	推定値	標準誤差	p-値
局地的集積度指数	log n	0.381	0.123	0.002 **	0.478	0.184	0.010 *
*札幌ダミー	log n * D1	0.309	0.162	0.059 .	-0.016	0.275	0.953
*仙台ダミー	log n * D2	-0.641	0.172	< 0.000 ***	-0.243	0.253	0.339
*名古屋ダミー	log n * D3	-0.549	0.070	< 0.000 ***	-0.532	0.345	0.126
*大阪ダミー	log n * D4	-0.381	0.145	0.010 **	-0.361	0.394	0.362
*福岡ダミー	log n * D5	-1.195	0.080	< 0.000 ***	-1.178	0.223	< 0.000 ***
都市圏集積度指数	log m	0.098	0.158	0.539	0.071	0.159	0.658
*札幌ダミー	log m * D1	0.214	0.129	0.101	0.110	0.132	0.408
*仙台ダミー	log m * D2	-0.215	0.213	0.314	0.214	0.121	0.080 .
*名古屋ダミー	log m * D3	-0.104	0.077	0.179	0.312	0.196	0.113
*大阪ダミー	log m * D4	0.042	0.256	0.868	0.184	0.232	0.428
*福岡ダミー	log m * D5	0.708	0.218	0.001 **	0.679	0.124	< 0.000 ***
[2008-2012] ダミー	τ_1	-0.058	0.035	0.099 .	-0.064	0.015	< 0.000 ***
[2013-2019] ダミー	τ_2	-0.128	0.020	< 0.000 ***	-0.128	0.016	< 0.000 ***
[2020-2021] ダミー	τ_3	0.029	0.029	0.322	0.034	0.022	0.118
[2022-2024] ダミー	τ_4	0.101	0.032	0.002 **	0.104	0.023	< 0.000 ***
前年空室率	V	-0.008	0.004	0.058 .	-0.005	0.002	0.003 **
	定数項	-			2.950	2.205	0.183
残差平方和	SSR	0.212			0.232		
決定係数	R ²	0.831			0.955		
自由度調整済み決定係数	adj.R ²	0.800			0.949		
vs. プーリングモデル	F value	2.322		0.047			
vs. 都市係数ダミーが 0	F value	195.240		< 0.000	203.854		< 0.000
	AICc	-884.0					

注. 一貫性のあるクラスター標準誤差 (Arellano 1987) を再計算している。有意水準は次のとおり: *** < 0.001, ** < 0.01, * < 0.05, . < 0.1.

表 5. モデル (15) の推定結果

変数		固定効果モデル [15]			固定効果モデル [15]'		
		推定値	標準誤差	p-値	推定値	標準誤差	p-値
局地的集積度指数	log n	0.511	0.168	0.003 **	0.352	0.059	< 0.000 ***
*札幌ダミー	log n * D1	-0.228	0.383	0.554	0.351	0.107	0.001 **
*仙台ダミー	log n * D2	-0.821	0.346	0.019 *	-0.329	0.174	0.062 .
*名古屋ダミー	log n * D3	-0.750	0.288	0.010 *	-0.610	0.056	< 0.000 ***
*大阪ダミー	log n * D4	-0.389	0.346	0.262	-0.333	0.214	0.123
*福岡ダミー	log n * D5	-1.312	0.229	< 0.000 ***	-1.040	0.083	< 0.000 ***
都市圏集積度指数	log m	0.146	0.096	0.133	0.226	0.105	0.033 *
*[2008-2012]ダミー	log m * τ_1	-0.012	0.010	0.218	-0.004	0.002	0.028 *
*[2013-2019]ダミー	log m * τ_2	-0.014	0.009	0.141	-0.009	0.001	< 0.000 ***
*[2020-2021]ダミー	log m * τ_3	-0.023	0.014	0.088	0.002	0.002	0.241
*[2022-2024]ダミー	log m * τ_4	-0.025	0.015	0.109	0.007	0.002	0.002 **
[2008-2012]ダミー	τ_1	0.123	0.142	0.389			
[2013-2019]ダミー	τ_2	0.085	0.141	0.549			
[2020-2021]ダミー	τ_3	0.378	0.201	0.062 .			
[2022-2024]ダミー	τ_4	0.468	0.225	0.039 *			
前年空室率	V	-0.007	0.002	< 0.000 ***	-0.006	0.004	0.115
	SSR	0.217			0.230		
	R ²	0.827			0.816		
	adj.R ²	0.797			0.792		
vs. プーリングモデル	F value	9.921		< 0.000	8.976		< 0.000
	AICc	-883.6			-886.0		

注. 一貫性のあるクラスター標準誤差 (Arellano 1987) を再計算している。有意水準は次のとおり: *** < 0.001, ** < 0.01, * < 0.05, . < 0.1.

表 6. モデル (16) の推定結果

変数		固定効果モデル [16]			固定効果モデル [16]'		
		推定値	標準誤差	p-値	推定値	標準誤差	p-値
局地的集積度指数	log n	-0.020	0.265	0.939	-0.019	0.268	0.944
*[2008-2012]ダミー	log n * τ_1	-0.033	0.025	0.188	-0.008	0.003	0.014 *
*[2013-2019]ダミー	log n * τ_2	-0.032	0.023	0.166	-0.016	0.003	0.000 ***
*[2020-2021]ダミー	log n * τ_3	-0.035	0.034	0.314	0.004	0.006	0.481
*[2022-2024]ダミー	log n * τ_4	-0.037	0.036	0.308	0.012	0.007	0.059 .
都市圏集積度指数	log m	1.294	0.694	0.065 .	0.750	0.436	0.088 .
*札幌ダミー	log m * D1	-1.065	0.739	0.152	-0.479	0.401	0.235
*仙台ダミー	log m * D2	-1.169	0.719	0.106	-0.688	0.615	0.265
*名古屋ダミー	log m * D3	-0.914	0.314	0.004 **	-0.678	0.155	0.000 ***
*大阪ダミー	log m * D4	-0.034	0.388	0.931	-0.277	0.307	0.370
*福岡ダミー	log m * D5	-1.273	0.199	0.000 ***	-0.916	0.219	0.000 ***
[2008-2012]ダミー	τ_1	0.186	0.184	0.314			
[2013-2019]ダミー	τ_2	0.107	0.172	0.534			
[2020-2021]ダミー	τ_3	0.294	0.276	0.289			
[2022-2024]ダミー	τ_4	0.377	0.283	0.186			
前年空室率	V	-0.005	0.004	0.202	-0.005	0.004	0.258
	SSR	0.280			0.303		
	R ²	0.776			0.758		
	adj.R ²	0.738			0.725		
vs. プーリングモデル	F value	2.404		0.041	1.370		0.240
	AICc	-846.7			-846.2		

注. 一貫性のあるクラスター標準誤差 (Arellano 1987) を再計算している。有意水準は次のとおり: *** < 0.001, ** < 0.01, * < 0.05, . < 0.1.

表 7. モデル (17) の推定

変数		固定効果モデル [17]			固定効果モデル [17]'		
		推定値	標準誤差	p-値	推定値	標準誤差	p-値
対数大都市圏従業者数	log M	1.044	0.400	0.010 *	0.755	0.181	< 0.000 ***
*札幌ダミー	log M * D1	0.051	0.387	0.896	0.461	0.097	< 0.000 ***
*仙台ダミー	log M * D2	-1.203	0.465	0.011 *	-0.803	0.234	0.001 ***
*名古屋ダミー	log M * D3	-0.783	0.110	< 0.000 ***	-0.651	0.060	< 0.000 ***
*大阪ダミー	log M * D4	-0.132	0.319	0.679	-0.203	0.238	0.397
*福岡ダミー	log M * D5	-1.981	0.211	< 0.000 ***	-1.736	0.199	< 0.000 ***
*[2008-2012]ダミー	log M * τ_1	-0.015	0.021	0.480	-0.005	0.002	0.007 **
*[2013-2019]ダミー	log M * τ_2	-0.016	0.012	0.170	-0.009	0.001	< 0.000 ***
*[2020-2021]ダミー	log M * τ_3	-0.019	0.017	0.287	0.001	0.002	0.540
*[2022-2024]ダミー	log M * τ_4	-0.022	0.028	0.443	0.006	0.002	0.022 *
[2008-2012]ダミー	τ_1	0.144	0.303	0.637			
[2013-2019]ダミー	τ_2	0.094	0.166	0.573			
[2020-2021]ダミー	τ_3	0.290	0.264	0.275			
[2022-2024]ダミー	τ_4	0.404	0.410	0.326			
前年空室率	V	-0.006	0.004	0.152	-0.006	0.004	0.116
	SSR	0.231			0.235		
	R ²	0.816			0.812		
	adj.R ²	0.786			0.789		
vs. プーリングモデル	F value	7.750		< 0.000	7.610		< 0.000
	AICc	-877.3			-885.5		

注. 一貫性のあるクラスター標準誤差 (Arellano 1987) を再計算している。有意水準は次のとおり: *** < 0.001, ** < 0.01, * < 0.05, . < 0.1.