

15-DA01

社会・経済データの実証分析

大西 立顕（東京大学）

概要 社会・経済データの実証分析を行った。中古マンション売買データを用いて、直近のバブル度の指数を算出し、2012 年秋以降はバブル度の高い状態であることを明らかにした。また、 k -近傍法を用いた分析を行い、物件の価格を決める要因として物件の専有面積と位置が重要であることを明らかにした。国際貿易ネットワークを分析し、3 カ国間の貿易関係において統計的有意に出現するネットワーク構造を抽出し、さらに、潜在的な三角貿易の構造も明らかにした。企業間の振込ネットワークを分析し、大企業ほど振込をする金額が大きいことを明らかにした。全国版・業種情報付き電話帳データを分析し、各業種の集積効果特徴づけるスケーリング指数を算出した。人間関係のネットワークのデータに非負値行列因子分解を適用し、業界のクラスタ構造を明らかにした。

1. 共同研究に関する情報

(1) 共同研究を実施した拠点名

東京大学 情報基盤センター

(2) 共同研究分野

超大規模数値計算系応用分野

超大規模データ処理系応用分野

超大容量ネットワーク技術分野

超大規模情報システム関連研究分野

(3) 参加研究者の役割分担

- 大西立顕（東京大学大学院情報理工学系研究科）：代表者。研究全般の遂行。
- 渡辺努（東京大学大学院経済学研究科）：副代表者。マクロ経済学・金融政策の視点からの支援。社会・経済データの調達。
- 中島研吾（東京大学情報基盤センター）：並列化・最適化の支援。
- 清水千弘（麗澤大学 経済学部）：不動産経済学・計量経済学の視点からの支援。空間データの調達。
- 水野貴之（情報・システム研究機構国立情報学研究所）：経済物理学の視点からの支援。社会・経済データの調達。

● 藤本祥二（金沢学院大学経営情報学部）：経済物理学の視点からの支援。

● 久野遼平（東京大学大学院情報理工学系研究科）：統計科学・機械学習の視点からの支援。

● 川畑泰子（東京大学大学院情報理工学系研究科）：統計分析からの支援。

● 中谷宙央（東京大学大学院情報理工学系研究科）：ネットワークデータの分析。

● 牛久雅崇（東京大学大学院情報理工学系研究科）：最適化手法の開発。

● 木村笙子（東京大学大学院情報理工学系研究科）：金融データの分析。

2. 研究の目的と意義

情報通信技術と計算機性能の向上により、社会・経済システムは情報通信技術を基盤としたものになり、我々が日々行っている社会・経済活動に関する多様で詳細な情報が高頻度に記録されるビッグデータ時代になってきている。これまでの人文・社会科学はこのような詳細なデータが観測できなかったために、概念・理

論を重要視して理論構築されてきたが、今ではこれらの膨大なデータに基づいて実証科学の視点から人文・社会科学を再構築することが可能になってきている。本課題では、スーパーコンピュータを活用して現実の社会・経済に関するビッグデータを実証分析することで、学術的・社会的価値の高い新たな知見を引き出すことを目指す。

社会・経済活動は非常に複雑なシステムであり、理論・仮説(第一原理)に基づくアプローチよりも、データに基づいてモデルを構築するデータ駆動型のアプローチの方が有効である。特にビッグデータ時代において、その有効性は増している。このような視点から社会・経済データの実証分析を行うためにスーパーコンピュータを活用する。分野の異なる専門家との共同研究体制で分析を行うことにより、有用な大規模データを効率的に処理・解析し、実データから価値ある知見を発見することを目指す。

3. 当拠点公募型共同研究として実施した意義

幅広い専門領域の研究者が分野の枠を超えて連携・協力し、社会・経済の実データに対して大規模計算を活用した実証分析を行う学際的な共同研究を実施した。東京大学情報基盤センター FX10 スーパーコンピュータシステムを有効に活用することで、大規模計算を効率的に行うことができた。

4. 前年度までに得られた研究成果の概要

新規課題のため、記載事項なし。

5. 今年度の研究成果の詳細

(1) 首都圏の中古マンション売買データ

中古マンション売買データ(1986年1月～2016年2月の約100万件)を分析した。

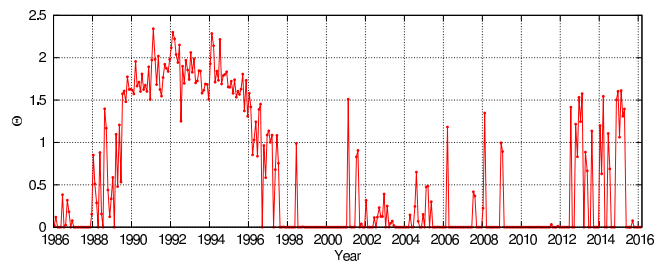


図 1: バブル度の月次推移

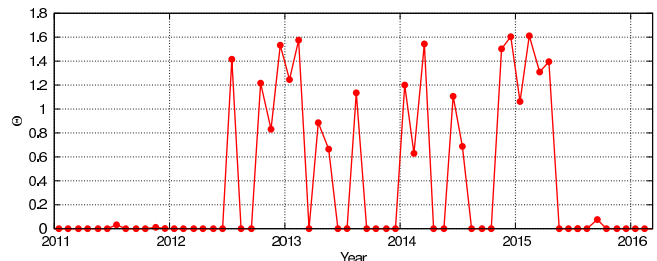


図 2: バブル度の月次推移(図1の拡大図)

まず、不動産のバブル度を測る分析を行った。バブル期には地域間に相互作用が働くため中心極限定理が成立せず、物件価格はベキ分布に従うことを明らかにし、この性質を利用して不動産バブルを定量化する手法をすでに提案している。さらに、物件の位置から物件間の距離を計算して空間的に近接した物件の価格分布を算出し、この分布が正規分布から乖離する度合いに注目して同一需給圏を推定し、不動産バブルの度合いの空間分布を定量化する手法もすでに開発している。なお、専有面積が広くなるほど物件価格は指数的に高くなるため、ここでの物件価格には面積に応じた調整を加えている。

2015年に入り、不動産市場の過熱感を計るいくつかの経済指標が警戒を示し始めた。そこで、最新の中古マンション売買データを入手し、開発したバブル度を測る手法を活用して直近の不動産バブルを分析した。バブル度は、2012年秋から継続的に警戒レベルの1を越えるようになり、2014年末から2015年4月にかけて6ヶ月連続で1を越え、ピークの2月には1.6となった(図1, 2)。このときのバブ

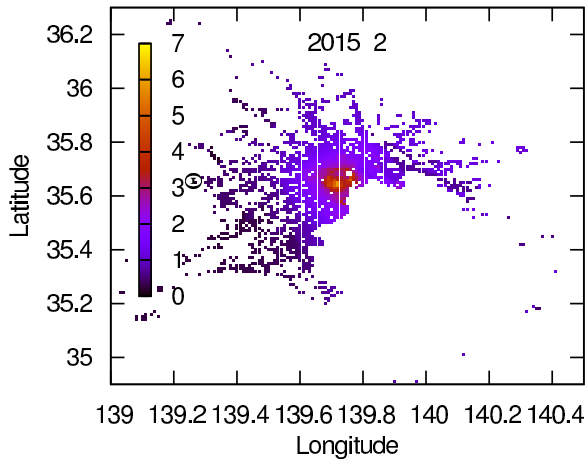


図 3: 2015 年 2 月のバブル度の空間分布

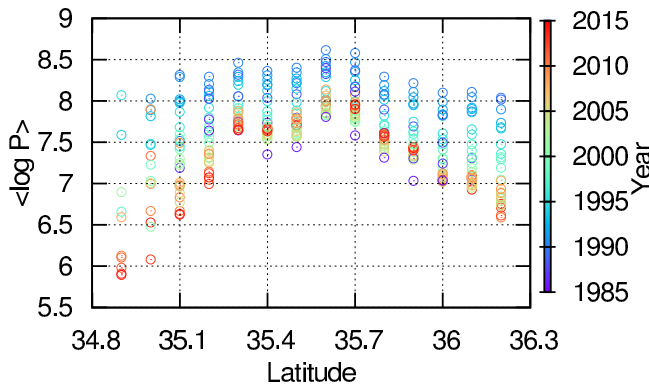


図 4: 年別に観測した物件価格の緯度依存性

バブル度の空間分布を観測した結果，都心の中心部がバブル度の高い状態になっていることが判明した (図 3)．本手法で算出したバブル度も，他の経済指標と同様に少し過熱感のある状態になっていたことが分かった．

次に， k -近傍法により物件価格を予測する分析を行った．物件価格は専有面積だけでなく，緯度 (図 4)，経度，築年数など様々な変量と複雑に相関している．このような複雑で非線形な相関構造を明らかにし，この相関を考慮した上で物件価格を精度高く予測するために k -近傍法による物件価格予測を検討した．面積 A ，緯度 $Long$ ，経度 Lat ，築年数 Y のみを用いて各物件の属性は 4 次元ユークリッド空間上の一点として表現できるとする．ただし，各変量は平均 0，分散 1 に標準化 ($X \rightarrow (X - \langle X \rangle) / \sigma$) するものとする．直近過去 1 ヶ月間の取引事

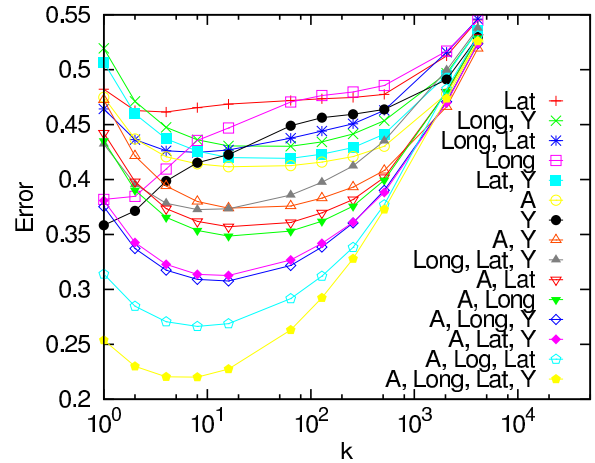


図 5: 平均二乗予測誤差の k 依存性

例の中から予測したい物件に類似した属性を有する物件 (4 次元空間上の最近傍の標本) を k 個取り出し，これらの平均対数価格を予測値とする k -近傍法による手法 ($\log \hat{P} = \frac{1}{k} \sum_{i \in knn} \log P_i$) を検討した．この手法は，非線形でノンパラメトリックな予測であり，局所的な情報のみを使った予測になる．一般に，パラメータ k は平均二乗予測誤差を最小にするように定める． k が非常に大きくなるとほぼすべての標本を参照ようになるため予測値が全データの平均値に近づいて誤差が大きくなり，逆に， k が非常に小さくなると参照する標本が少な過ぎるために誤差が大きくなる．その間の値に，誤差を最小にする k が存在すると考えられる．

2 年間の期間のデータを用いて分析を行った結果， $k = 8$ のときに誤差が最小になることが分かった (図 5 の黄)．つまり，属性の近い物件 8 件を参照して予測するのが良いことになる．さらに，4 変量すべてを用いるのではなく，3 変量のみを用いた予測，2 変量のみを用いた予測，1 変量のみを用いた予測も行った (図 5)．3 変量のみを用いた場合は $(A, Long, Lat)$ ， $(A, Long, Y)$ ， (A, Lat, Y) ， $(Long, Lat, Y)$ ，2 変量のみを用いた場合は $(A, Long)$ ， (A, Lat) ， (A, Y) ， (Lat, Y) ， $(Long, Lat)$ ， $(long, Y)$ の

順で誤差が大きくなり、価格予測において、面積 A と緯度 $Long$ が重要であることを明らかにした。

(面積, 経度, 緯度, 筑後日数, 都心までの時間, 階, 構造, 向き, 交通手段) を説明変数として価格を分類 (予測) する決定木の解析でも、価格を予測するためには面積と都心までの時間が重要であることが判明した。したがって、面積と位置が価格を決める重要な要因になっていると考えられる。

(2) 貿易品別の国際貿易ネットワーク

1962年から2000年についての国際貿易ネットワークの分析を行った。データは数千の貿易品別に分かれているが、それらを10品目(図では0~9と表示する)にまとめて分類して分析した。ノード(国)の個数は140~190カ国である(図6)。リンク(貿易関係)の個数は数千程度であり、1980年代前半に大きく減少している(図7)。ネットワークの構造・機能においてはリンク数の分布(次数分布)が重要な影響を及ぼしている。多くの社会・経済ネットワークでは次数がベキ分布に従うこと(スケールフリーネットワーク)が知られている。国際貿易ネットワークも次数はベキに近い分布に従っているが、ノード(国)数に上限(約200)があるために明確ではない。

多くのネットワーク指標は、単にその値を求めるだけでは意味をなさず、適切にランダム化されたネットワークと比較することで始めて、統計的に有意なネットワークの性質を明らかにすることができる。そこで、バイアスが生じるのを避けるため MCMC switching algorithm を用いて、次数 ($\circ \leftarrow$, $\circ \rightarrow$, $\circ \leftrightarrow$ の数) を保存してランダムにつなぎ替えたランダム化ドネットワークを作成した。そして、3カ国間の貿易関係(部分グラフ)に注目した。注目している部分グラフについて、実

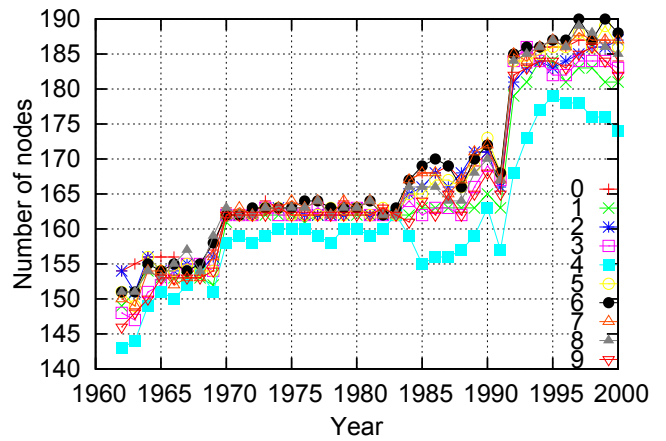


図 6: ノード数の年次推移

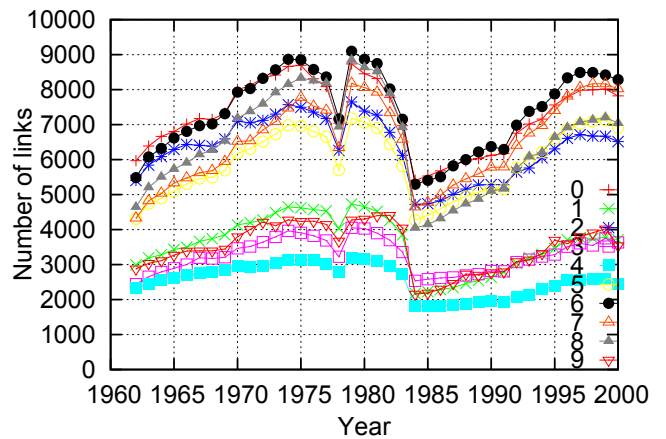


図 7: リンク数の年次推移

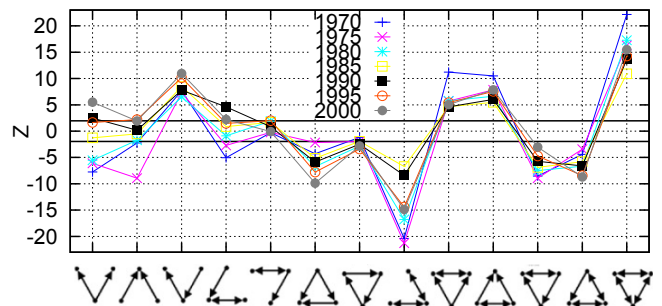


図 8: 1970, 1975, 1980, 1985, 1990, 1995, 2000 年についての各部分グラフの Z 値

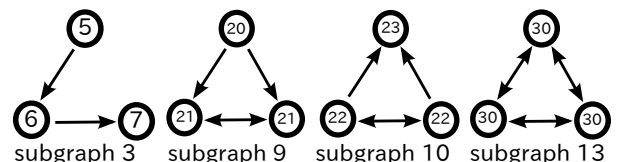


図 9: 統計的に有意に出現する部分グラフ (モチーフ)。

ネットワークでの出現回数 N とランダム化ドネットワークでの出現回数 N_{rand} とで統計

的有意に差があるかどうかを

$$Z = \frac{N - \langle N_{\text{rand}} \rangle}{\sqrt{\langle (N_{\text{rand}} - \langle N_{\text{rand}} \rangle)^2 \rangle}}$$

を用いて分析し (図 8), 3カ国間の貿易関係において統計的有意に出現しやすい (しにくい) 構造を明らかにした (図 9) .

次に, 貿易金額を考慮した詳細な解析を行うために, 三角貿易に注目して分析した. 国 i が国 j から貿易品 l を輸入するときの輸入金額を $w_{ij}^{(l)}$ とする. $w_{ij}^{(l)} > 0$, $w_{jk}^{(m)} > 0$, $w_{ki}^{(n)} > 0$ である国 i, j, k , 貿易品 l, m, n について, 任意の貿易品 p に対して $w_{ij}^{(p)} = 0 (p \neq l)$, $w_{ik}^{(p)} = 0$, $w_{jk}^{(p)} = 0 (p \neq m)$, $w_{ji}^{(p)} = 0$, $w_{ki}^{(p)} = 0 (p \neq n)$, $w_{kj}^{(p)} = 0$ を満たすとき, 国 i, j, k の三角貿易の重要性を $w_{ij}^{(l)} + w_{jk}^{(m)} + w_{ki}^{(n)}$ により定量化し, 潜在的な三角貿易の構造を明らかにした.

(3) 企業間の振込ネットワーク

国内のある金融機関に協力いただき, 2012年の一年間についての企業間の振込のデータを提供いただいた. データには, 何月何日どの企業からどの企業にいくらの金額が振込されたかについての情報が入っている. 全期間の振込データをまとめて現実のお金の流れのネットワークを構築し, 解析した. 企業をノードとし, 企業 i から企業 j に振込がされていればノード i からノード j に有向リンクをつなぐ ($i \rightarrow j$) という操作により, 有向ネットワークを構築した. 企業 (ノード) 数は約 5 万社になる.

各ノードの入次数 (他のノードから入ってくるリンクの本数), 出次数 (他のノードへのリンクの本数) はどちらもベキ分布に従い, スケールフリーネットワークになっている. ただし, 入次数のベキ指数は 2.1, 出次数のベキ指数は 1.6 であり, 非対称なネットワークになっている. また, 各企業について, 他の企業から受け取った振込総額, 他の企業に支払った

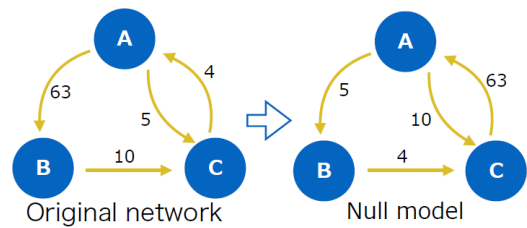


図 10: リンクの重みのシャッフル

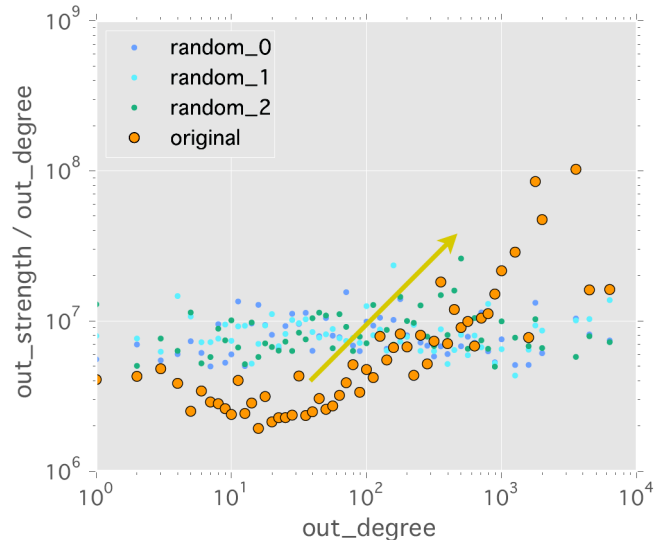


図 11: 1 リンク当りの支払い総額の出次数依存性

振込総額はどちらもベキ分布に従い, 各企業に出入りする金額には大きな格差がある. 受け取った振込総額のベキ指数は 1.2, 支払った振込総額のベキ指数は 0.9 である.

重みを考慮した有向ネットワークにおいて統計的有意なネットワークの性質を明らかにするために, リンクの重みをランダムにシャッフルしたランダムイズドネットワークを作成した (図 10), 各企業が支払う 1 リンク当りの振込総額が, その企業の出次数とどのように関係しているかをみるために, 1 リンク当りの支払い総額の出次数依存性を調べた. ランダムイズドネットワークでは, リンクの重みをランダムにシャッフルしているため, 支払い総額は出次数に依存していないが, 実ネットワークでは, 出次数の大きい企業ほど支払い総額が大きくなる傾向がみられる (図 11). 一方, 受け取った振込総額には, 実ネットワー

クでもランダムイズドネットワークでも入次数依存性はみられなかった．つまり，大企業ほど大きな金額を支払い，小さい企業ほど支払う金額が小さい傾向があるが，受け取る金額には傾向はみられないことを明らかにした．

(4) 電話帳データ

都道府県単位のマクロな空間スケールで見ると都市の様々な統計量（病院数など） Y は，

$$Y \propto N^\beta$$

のように人口 N のべき乗に比例し，人口が2倍になるとアウトカム（富，特許，犯罪など）は約2.2倍（スケーリング指数： $\beta > 1$ ）に増えるが，公共インフラ（病院，道路など）は約1.8倍（ $\beta < 1$ ）しか増えないという都市のスケーリング則が観測されている．この非線形性は人々や産業の創発的な集積効果により生じている．人口や産業の集積は，富の増加や効率性向上といった正のフィードバック効果と犯罪増加，地価上昇，渋滞悪化といった負のフィードバック効果をもたらしている．

そこで，2011年11月～2015年8月の13時点の全国版・業種情報付き電話帳データを活用して市区町村単位でスケーリング指数 β を詳細に観測することにより，業種による集積の効果の特徴づけを行った．電話帳データにはあらゆる店舗・施設（事業所，病院，学校，公園など）の地理空間情報（住所や業種）が収録されているため，全国規模で店舗・施設の時空間分布を詳細に分析することが可能になる．各店舗・施設は，業種に応じて25の大分類，332の小分類に分類されている．1つの店舗・施設のほとんどは1つの業種に属しているが，一部の店舗・施設（大分類で28%，小分類で37%の店舗・施設）は複数の業種に属している．属する業種の数の平均は大分類で1.36，小分類で1.66である．医療関係施設の空間分布は図12のようになり，人口の多い大



図 12: 医療関係施設の空間分布

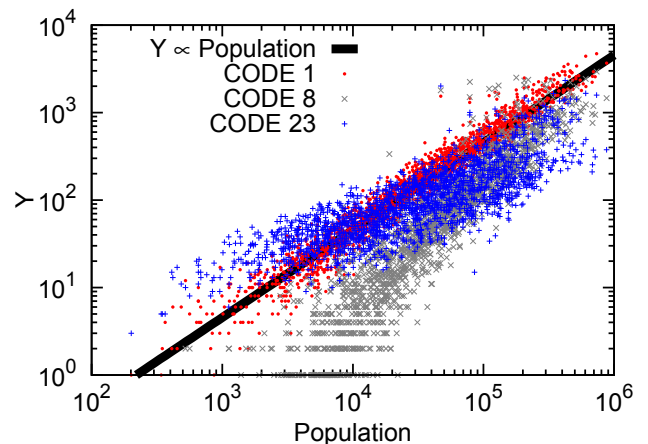


図 13: 2015年8月時点の電話帳データについて，1医療，8不動産業，23公共機関に関する人口と店舗・施設数の散布図

都市ほど施設数が多くなる傾向が確認できる．一般に，都市の人口はべき分布に従うこと（ジップの法則）が知られている．本研究で扱う人口データもべきに近い分布に従っているが，明確ではない．また，店舗・施設数もべきに近い分布に従っている．

市区町村の単位で，人口と店舗・施設数の関係からスケーリング指数を観測する．大分類で分類した1医療，8不動産業，23公共機関について，人口と店舗・施設数の散布図は図13のようになる．医療関連の施設は $\beta \sim 1$ となり，人口が増加すると人口に比例して施設数も線形に増加しているようにみえる．一方，

不動産業関連の施設は $\beta > 1$ となり人口の増分以上に施設数が増加し、集積が進むことが分かる。また、公共機関関連の施設は $\beta < 1$ となり人口増加の割合より増分は少なく、効率化が進むことが想定される。

大分類で分類した 25 業種について、線形回帰によりスケーリング指数 β を算出した結果を図 14 に示す。調べた期間内では、スケーリング指数の時期(時点)による違いは少ないことが分かる。7 士業・各種診断・コンサル, 8 不動産業, 15 住まい(インテリア), 17 サービス(暮らし), 18 サービス(その他)は $\beta > 1$ の業種, 1 医療, 2 飲食店, 3 製造業, 11 小売(生活・グッズ), 16 サービス(美容・ファッション), 24 金融・出版・インフラは $\beta \sim 1$ の業種, 10 小売(食品・食材), 19 スポーツ・レジャー, 20 トラベル, 23 公共機関, 25 一次産業は $\beta < 1$ の業種に対応していることが分かった。

同様に、小分類で分類した 332 業種についても分析した。大分類で同じ業種に分類されていても、小分類で業種が異なればスケーリング指数も異なる場合がある。270 塾・予備校・家庭教師と 277 中学校はどちらも大分類では教育・カルチャーに属するが、図 15 の散布図の通り塾・予備校・家庭教師関連の施設数は人口に比例して増加するが、公共性の高い中学校は $\beta < 1$ となり、集積により効率化される。332 業種のそれぞれについてスケーリング指数 β を算出した。 β の値が大きい業種は 192 金庫・鍵, 94 不動産売買業(その他), 114 中古品売買, 174 家庭用水まわり機器, 86 税理士・会計士, 223 電話・通信, 238 ビルメンテナンス, 270 塾・予備校・家庭教師であり、これらの業種の関連施設・店舗は人口が多くなるほど集積が進む。 β の値が小さい業種は 256 旅館・民宿・ペンション, 331 漁業・

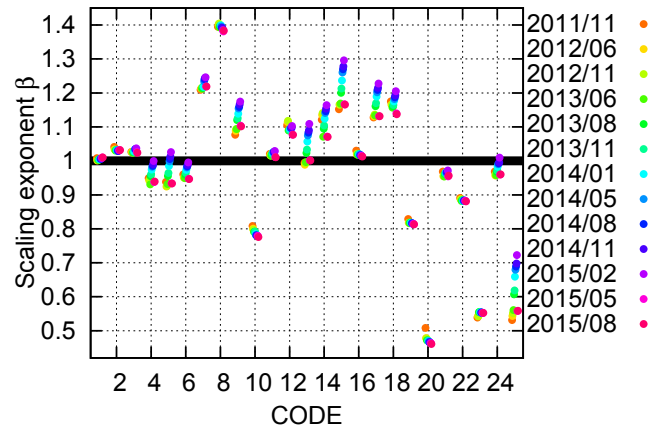


図 14: 大分類 25 業種についてのスケーリング指数 β 。色の違いは時点の違いを表わす。

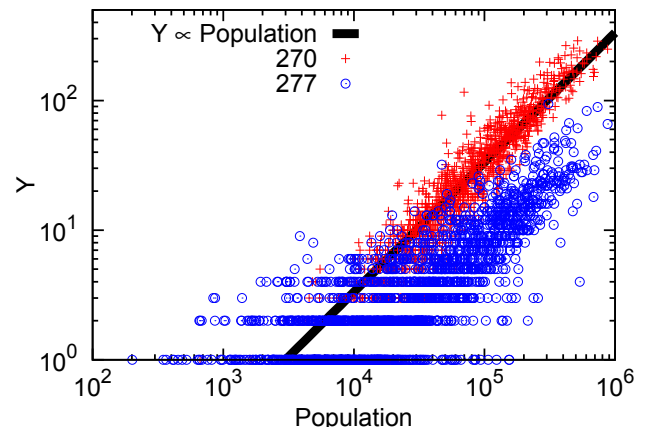


図 15: 2015 年 8 月時点の電話帳データについて、270 塾・予備校・家庭教師と 277 中学校(どちらも大分類では同じ教育・カルチャーに属する)に関する人口と店舗・施設数の散布図

水産業, 266 道の駅, 261 果樹園・観光農園・観光牧場, 255 公園・自然公園等, 260 観光案内・物産センター, 52 酒類・飲料製造, 316 図書館であり、これらの業種の関連施設・店舗の数は人口にあまり依存しない。これらのスケーリング指数は、各業種の集積効果の特徴づけている。

(5) 人間関係のネットワーク

人間関係のネットワーク(数十万人)のデータに非負値行列因子分解を適用し、有効性を検証した。各個人が所属する企業に注目して、企業間のつながりを表すデータ行列を作成し、非負値行列因子分解を行い、業界や関連企業

ごとにクラスタ構造を抽出した。

6. 今年度の進捗状況と今後の展望

首都圏の中古マンション売買データの分析では、最新のデータを入手して直近のバブル度の指数を算出することができたおかげで、多くのメディアで研究成果が紹介され、社会・経済データの実証分析にスーパーコンピュータを活用する取り組みを効果的にアピールできた。解析的に表現可能な関数ではなく、k-近傍法によるデータ駆動の視点から価格決定に重要な変数を抽出することもできた。また、全国版・業種情報付き電話帳データを店舗・施設に関する時空間ビッグデータとして活用することで、産業の集積効果をデータに基づいて定量化することができた。

貿易品別の国際貿易ネットワークと企業間の振込ネットワークの分析では、適切にランダム化されたネットワークを作成し、実ネットワークと比較することにより、データ駆動の視点からネットワーク構造に関する新しい知見を得ることができた。また、非負値行列因子分解を人間関係のネットワークに適用して、データに基づいて業界のクラスタ構造を抽出することもできた。

以上のように、現実の社会・経済に関するビッグデータを実証科学の視点から分析することで、新たな知見を引き出すことができ、期待した通りの十分な成果を得ることができた。

近年、中古マンションや電話帳データだけでなく、大量でミクロな様々な地理空間情報が利用できるようになっている。今後、これらをさらに活用し、全国規模で人・店舗・施設の詳細な時系列変化(時空間ビッグデータ)を分析することを検討している。一般に、時系列や疎行列で表現されるデータと異なり、地理空間情報に関するデータを分析するために

必要となる情報量・計算コストは非常に大きくなる。そのため、スーパーコンピュータを活用した分析が有効になる。様々な空間スケールで網羅的にスケーリング指数を観測し、職種・業種等の詳細に依存して人・店舗・施設がどのようなスケーリング則に従うかを明らかにし、人口・産業の集積現象を解析する。さらに、建物の時系列地図を作成して時間変化を観測することで、都市が発展・衰退する過程を解析する。また、緯度経度・ID情報付きTwitterデータから人の移動履歴を抽出し、人の移動に関する全国規模で網羅的なデータを作成し、人の周遊行動や居住・勤務地との関係性を解析する。現在、人口減少と超高齢化に伴い、住民の生活基盤の弱体化や地方自治体の経営破綻が懸念される状況に至っている。そこで、全国の住民一人一人について、どのくらい離れた距離に商店、病院、学校、避難所、若年層等が存在しているかを算出し、実データに基づいて地域社会における生活基盤の持続可能性指標を開発する。このような実証科学の視点からの分析をさらに進めていくことで、動的で複雑な社会・経済現象を科学的に理解することが可能になっていくと期待している。

7. 研究成果リスト

(1) 学術論文

該当なし

(2) 国際会議プロシーディングス

該当なし

(3) 国際会議発表

- Takaaki Ohnishi, Takayuki Mizuno, Chihiro Shimizu, Tsutomu Watanabe, “Urban scaling observed in Japanese telephone book data”, 80th Annual Conference of the DPG, 2016年3月
- Takaaki Ohnishi, Takayuki Mizuno,

- Chihiro Shimizu, Hiroshi Iyetomi, Tsutomu Watanabe, “Real estate valuation using k-nearest neighbor regression”, Econophysics-2015, 2015年12月
- Michiaki Nakaya, Takaaki Ohnishi, Akira Ishii, Keiko Toya, “Inter-firm money transfers: a weighted network analysis”, Challenges in Data Science: a Complex Systems Perspective, 2015年10月
 - Takaaki Ohnishi, Takayuki Mizuno, Chihiro Shimizu, Hiroshi Iyetomi, Tsutomu Watanabe, “Using k-nearest neighbor method to estimate real estate prices”, Econophysics Colloquium 2015, 2015年9月
 - Takaaki Ohnishi, Takayuki Mizuno, Chihiro Shimizu, Hiroshi Iyetomi, Tsutomu Watanabe, “Estimating the Size of Market Areas and Bubbles in the Japanese Housing Market”, CCS’15, 2015年9月
 - Takaaki Ohnishi, Takayuki Mizuno, Yuichi Ikeda, Hiroshi Iyetomi, Tsutomu Watanabe, “Network Motifs in the World Trade Network”, NetSci2015, 2015年6月

(4) 国内会議発表

- 大西立顕, 水野貴之, 清水千弘, 渡辺努, “電話帳データを活用した都市のスケールリング指数の観測”, 第4回SIG-BI研究会, 2016年3月
- 大西立顕, “科学の力で不動産“バブル度”を測る”, 月刊プロパティマネジメント 不動産投資&マネジメントフォーラム 2015秋, 2015年10月
- 大西立顕, “経済ビッグデータの実証分析”, 企業・産業の進化研究会(東京大学ものづくり経営研究センター), 2015年9月
- 川畑泰子, 大西立顕, “東京大都市圏の空

間構造を踏まえた企業ネットワークの特性に関する研究” 日本物理学会 2015年 秋季大会, 2015年9月

- 川畑泰子, “興行条件の重み付けを考慮した幕末歌舞伎の興行形態の定量的分析の検討”, FIT2015 第14回情報科学技術フォーラム, 2015年9月
- 大西立顕, 水野貴之, 清水千弘, 家富洋, 渡辺努, “k-近傍回帰法による経済データの実証分析”, 平成27年度統数研共同研究集会「経済物理学とその周辺」第1回研究会, 2015年9月
- 中谷宙央, 大西立顕, 石井晃, 戸谷圭子, “重みつきネットワークによる企業間送金の分析”, 平成27年度統数研共同研究集会「経済物理学とその周辺」第1回研究会, 2015年9月

(5) その他(特許, プレス発表, 著書等)

- 大西立顕, 『日経ヴェリタス』に取材協力(「都内マンションもはや高根の花」, 2015年8月9日~15日第387号3面掲載)
- 大西立顕, 『月刊プロパティマネジメント』に取材協力(「中古マンション売買価格のビッグデータを分析した「バブル度」を測る指標が完成」, 2015年8月号 pp.12掲載)
- 大西立顕, 『日刊不動産経済通信』に取材協力(「東大、不動産のアベノミクス効果」, 2015年6月30日掲載)
- 大西立顕, 『週刊現代』に取材協力(「2015夏『不動産が暴落する』全情報」, 2015年5月23日号掲載)
- 大西立顕, 『日経ヴェリタス』に取材協力(「持ち直す不動産 東京はバブル前夜?」, 2015年4月19日~25日第371号48面掲載)