

東日本大震災前後における高校・大学卒業後の 進路選択の変化について

芝 啓太^{*†}・井上 寛^{*}

1. はじめに

本研究は、2011年3月11日に発生した東日本大震災が、高校・大学卒業後の進路選択に影響を与えた可能性について都道府県データを用いて分析する。東日本大震災は、死者19,729人、行方不明者2,559人、負傷者6,233人、住家全壊121,996棟、半壊282,941棟、一部破損748,461棟など、過去に類を見ない被害をもたらした（令和2年3月1日現在）⁽¹⁾。震災は失業やサプライチェーンの寸断などで所得を減少させ、家屋の倒壊や土地の浸水などで当該地域の資産価値を目減りさせた。さらには、このような想定を超える大規模災害は、人々の将来の不確実性を高めたのではないだろうか。本研究は、高校・大学卒業後の進路選択に着目し、高校卒業後の大学進学率、就職率、出身地域への定着度、他県への流出度などの傾向が変化するかどうかについて分析した。本論文の構成は以下の通りである。まず、次節でデータについて述べる。第3節で分析方法について述べる。次に、第4節で結果について述べる。第5節は結論とする。

* 九州産業大学経済学部、〒813-8503 福岡県福岡市松香台2丁目-3番1号

† shiba@ip.kyusan-u.ac.jp

2. データ

データは、都道府県別に集計された「学校基本調査」（文部科学省）を用いた。記述統計量を表1に示した。本分析では18の変数を使用し、大学進学者数などの総数データを必要に応じて大学進学率などに変換した。2010年と2012年のデータをそれぞれ分析に使用した。2011年も調査が行われているが、一時的な他県への避難者や、災害を理由とした内定取り消しなど、無視できないノイズが予想されるため、今回の分析からは排除した。また、高校・大学卒業後の進路選択において、沖縄県は独特の確立された特徴を持ち、いわゆる外れ値の傾向にあることが分かった。本分析の仮説検証を阻害する要因となるため、今回の分析からは排除した。

表1 記述統計量

変数名	サンプル数	平均値	標準偏差	最小値	最大値
高等学校卒業者のうち進学者（率）	92	0.506	0.069	0.399	0.661
高等学校卒業者のうち短期大学進学者（率）	92	0.061	0.015	0.030	0.096
高等学校卒業者のうち大学進学者（率）	92	0.438	0.076	0.293	0.620
高等学校卒業者のうち専修学校等入学者（率）	92	0.242	0.036	0.184	0.338
高等学校卒業者のうち就職者（率）	92	0.201	0.065	0.056	0.319
高等学校卒業者の就職者のうち県内就職者（率）	92	0.157	0.043	0.051	0.230
高等学校卒業者のうち家事手伝い、または外国の大学入学者（率）	92	0.041	0.018	0.010	0.095
当該県の高校出身者で当該県の大学入学者（率）	92	0.170	0.102	0.053	0.470
当該県の高校出身者で他県の大学入学者（率）	92	0.338	0.082	0.128	0.559
当該県の高校出身者で当該県の短期大学入学者（率）	92	0.043	0.015	0.016	0.075
当該県の高校出身者で他県の短期大学入学（率）	92	0.025	0.012	0.005	0.069
当該県の高校出身者である大学入学者（率）	92	0.508	0.085	0.372	0.748
当該県の高校出身者である短期大学入学者（率）	92	0.068	0.015	0.033	0.108
短期大学卒業者のうち進学者（率）	92	0.091	0.051	0.000	0.218
短期大学卒業者のうち家事手伝い、および進路未定者（率）	92	0.101	0.035	0.000	0.246
大学卒業者のうち進学者（率）	92	0.145	0.048	0.060	0.289
大学卒業者のうち就職者（率）	92	0.650	0.049	0.503	0.761
大学卒業者のうち家事手伝い進路未定者（率）	92	0.128	0.035	0.043	0.227

3. 分析方法

本研究では、震災前後における高校・大学卒業後の進路選択の変化を探るべく、表1に示した18変数のデータを次元縮約（圧縮）し、クラスタリングを行った。

具体的には、データの次元縮約（圧縮）とは、機械学習における教師無し学習や、データマイニングにおける可視化などに関連して様々な領域で用いられている操作である。しかし、通常使われる主成分分析などの線形の次元縮約手法は適用限界があり、近年、複雑な構造を持つデータに対して、多様体構造を利用した非線形次元縮約法が、多様体学習という名の下に研究され^(2,3)、社会科学における応用での有用性も示唆されている。多様体学習について簡単に述べると、 \mathbb{R}^n 内の d 次元部分多様体 M からサンプルされた N 個のデータ $X = (x_1, x_2, \dots, x_N)$ 、 $x_i \in \mathbb{R}^n$ が得られた時、それらの点を M 内の隣接関係をできるだけ保存するように低次元空間 $\mathbb{R}^d (d < n)$ にマッピングすることを指す。

本研究では、固有ベクトルを用いたスペクトル埋め込み型の多様体学習アルゴリズムである拡散マップ（diffusion Maps）^(4,5)を用い、沖縄を除いた46都道府県に関するデータを解析する。この手法のアルゴリズムは、前処理としてデータの多様体に関する情報を近傍グラフに変換する。データの各点がグラフの頂点に対応しており、各頂点は近傍に含まれる頂点とのみ辺で結ばれる。近傍については、多くは ϵ 近傍や κ 近傍が用いられる。その後、以下のステップによって非線形次元縮約を行う。

【Step 1】 近傍グラフの各辺 $x_i x_j$ に重み $W_{ij} \geq 0$ 、 $W_{ij} = W_{ji}$ を割り当てる。これを正規化して $N \times N$ の推移確率行列 P を作る。

$$P_{ij} = p_1(x_i, x_j) = \frac{W_{ij}}{D_{ii}}, \quad (D_{ii} = \sum_{j=1}^n W_{ij}, \quad D_{ij} = 0 (i \neq j))$$

$p_t(x_i, x_j)$ は P で表現されるグラフ上のランダムウォークによって x_i を出発して t ステップ後に x_j に到達する確率を表す。推移行列の性質から $p_t(x_i, x_j)$ は $t \rightarrow \infty$ で定常分布 $\varphi_0(x_i)$ に収束する。この時、点 x_i と点 x_j の拡散距離を

$$D_t(x_i, x_j)^2 = \frac{\sum_{x=1}^N (\phi_t(x_i, x_x) - \phi_t(x_j, x_x))^2}{\varphi_0(x_x)}$$

で定義している。

【Step 2】 P の固有値及び固有ベクトルを

$$P\phi_i = \lambda_i \phi_i, \quad 1 = |\lambda_0| \geq |\lambda_1| \geq \dots \geq |\lambda_{N-1}| \geq 0$$

とする。このとき、

$$D_t^2(x_i, x_j) = \sum_{x=1}^n \lambda_x^{2t} (\phi_x(x_i) - \phi_x(x_j))^2$$

が成り立つ。 $|\lambda_i| \leq 1$ なので、 N より小さな適当な次元 $d(t)$ まで固有ベクトルをとり、

$$y_i = \Psi_t(x_i) = (\lambda_1^t \phi_1(x_i), \dots, \lambda_{d(t)}^t \phi_{d(t)}(x_i))^T$$

と次元縮約する。この時、

$$\|y_i - y_j\|^2 \approx D_t^2(x_i, x_j)$$

が成り立つ。

上記で紹介した拡散マップを適用することにより、46都道府県のデータを非線形次元縮約し、次元縮約したデータを、 k -means法でクラスタリングをする。2010年・2012年の結果をそれぞれ出力して震災前後の比較をする。

4. 分析結果

結果は以下の通りである。

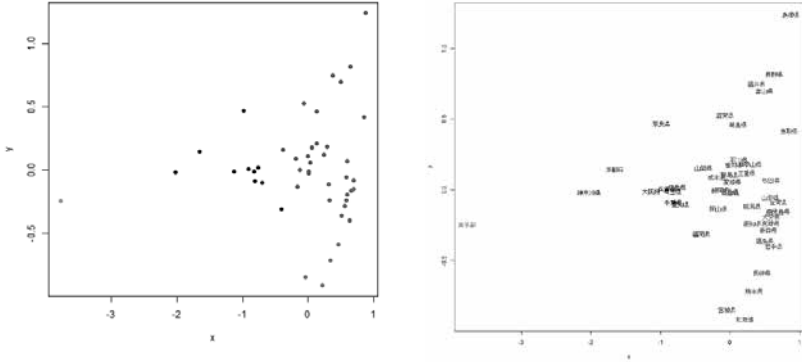


図1 2次元拡散マップ (2010年)

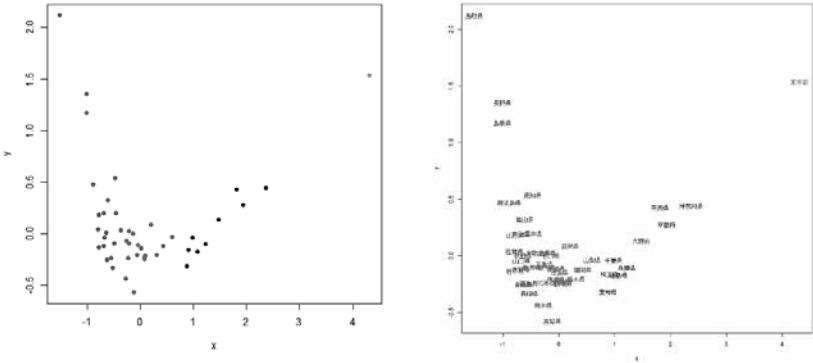


図2 2次元拡散マップ (2012年)

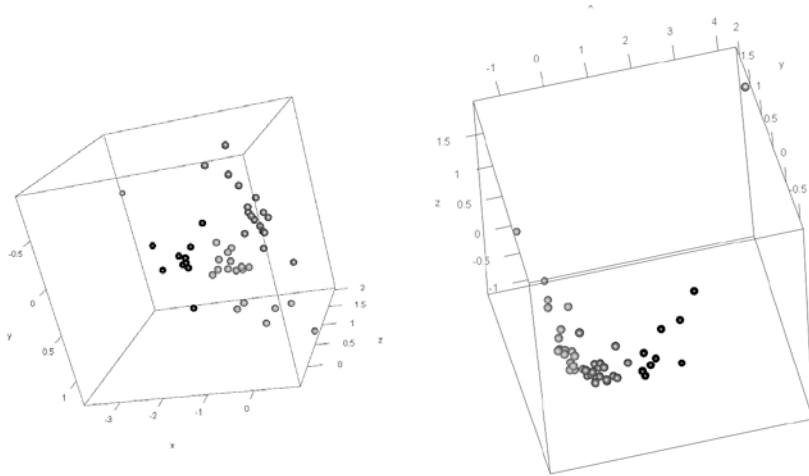


図3 3次元拡散マップ（右：2010年，左：2012年）

表2 各クラスターの内訳について

クラスター	類型	2010年	2012年	二期間でクラスターを移動した都道府県
クラスター1	都市型	埼玉，千葉，神奈川，愛知，京都，大坂，兵庫，奈良，広島，福岡	埼玉，千葉，山梨，愛知，大坂，兵庫，奈良，広島	福岡（-）
クラスター2	郊外型	茨城，栃木，群馬，富山，石川，福井，山梨，長野，岐阜，静岡，三重，滋賀，和歌山，鳥根，岡山，徳島，香川，愛媛	北海道，宮城，茨城，栃木，群馬，石川，山梨，岐阜，静岡，三重，滋賀，和歌山，岡山，徳島，香川，愛媛，福岡，熊本	北海道（+），宮城（+），富山（-），福井（-），長野（-），鳥根（-），福岡（+），熊本（+）
クラスター3	東京型	東京	東京	
クラスター4	地方型	北海道，青森，岩手，宮城，秋田，山形，福島，新潟，鳥取，山口，高知，佐賀，長崎，熊本，大分，宮崎，鹿児島	青森，岩手，秋田，山形，福島，新潟，富山，福井，長野，鳥取，鳥根，山口，高知，佐賀，長崎，大分，宮崎，鹿児島	北海道（-），宮城（-），富山（+），福井（+），長野（+），鳥根（+），熊本（-）

注：括弧内は移動の向きを表している。2012年で新たに該当クラスターへ追加された都道府県は（+）を，2012年に該当クラスターから別のクラスターに移動した都道府県は（-）と表記した。

クラスター1とクラスター3を構成する都道府県は、2期間でほとんど変化がない(表2)。一方で、クラスター2とクラスター4ではいくつかの都道府県がクラスター間を移動した。また、クラスター3は東京都のみで、これが全国でも特異な地域であることを表している。

表3に、各クラスターの平均値比較表を示した。クラスター1とクラスター3は、高等学校卒業者の進学率が高く、就職率は低い。また、当該県の

表3 各クラスターの平均値比較(2010年)

	高等学校卒業者のうち進学者(率)	高等学校卒業者のうち短期大学進学者(率)	高等学校卒業者のうち大学進学者(率)	高等学校卒業者のうち専修学校等入学者(率)	高等学校卒業者のうち就職者(率)	高等学校卒業者のうち就職者のうち県内就職者(率)	高等学校卒業者のうち家事手伝い、または外国の大学入学者(率)	当該県の高校出身者で当該県の大学入学者(率)	当該県の高校出身者で他県の大学入学者(率)
クラスター1	0.59	0.06	0.53	0.22	0.12	0.10	0.05	0.29	0.33
クラスター2	0.53	0.07	0.46	0.23	0.19	0.16	0.04	0.13	0.41
クラスター3	0.65	0.04	0.62	0.19	0.06	0.05	0.09	0.47	0.28
クラスター4	0.44	0.06	0.36	0.26	0.25	0.17	0.04	0.14	0.30
全体平均	0.51	0.06	0.44	0.24	0.20	0.15	0.04	0.17	0.35

	当該県の高校出身者で当該県の短期大学入学者(率)	当該県の高校出身者で他県の短期大学入学者(率)	当該県の高校出身者である短期大学入学者(率)	当該県の高校出身者である短期大学入学者(率)	短期大学卒業者のうち進学者(率)	短期大学卒業者のうち家事手伝い、および進路未定者(率)	大学卒業者のうち進学者(率)	大学卒業者のうち就職者(率)	大学卒業者のうち家事手伝い進路未定者(率)
クラスター1	0.04	0.02	0.62	0.07	0.10	0.13	0.11	0.63	0.16
クラスター2	0.05	0.03	0.54	0.08	0.08	0.10	0.17	0.64	0.11
クラスター3	0.03	0.01	0.75	0.04	0.19	0.16	0.12	0.60	0.17
クラスター4	0.04	0.03	0.43	0.07	0.09	0.12	0.16	0.62	0.15
全体平均	0.05	0.03	0.52	0.07	0.09	0.11	0.15	0.63	0.14

高校出身者で当該県の大学入学者率および当該県の高校出身者である大学入学者率は高く、反対に他県の大学へ進学する割合は低い。以上から、これらの地域では高等教育（高等学校を除く）へのアクセスが容易な都市部の特徴を持つ。特にクラスター3（東京都）はクラスター1と比較しても、高等学校卒業者の進学率および大学進学率が高く、専修学校等入学者率と就職率が低く、都内の高等学校から都内の大学へ進学する割合が高く、他県の大学へ進学する割合は低い。短期大学卒業者の進学率も高い。

クラスター4は高等学校卒業者のうちの進学率、大学進学率が最も低く、専修学校等への入学者率、就職率が最も高い。さらに、地元大学への進学率（当該県の高等学校出身者で当該県の大学入学者率および、当該県の高等学校出身者である大学入学者率）は低い。また、大学卒業者のうち進学率が高いことから、文系私立大学が多く存在する都市部と比較して、当該県においては国公立大学の理系学部で代表される学科へ進学する割合が高い傾向が見られることが示唆される。以上から、高等教育へのアクセスが比較的困難な地方の特徴を持つ。

クラスター2はクラスター4に次いで、高等学校卒業者のうちの専修学校等への入学者率と就職率が高い。さらに、当該県の高等学校出身者で当該県の大学へ進学する割合が低く、他県の大学へ進学する割合が顕著に高い特徴を持つ。また、クラスター4と同様に、大学卒業者のうち進学率が高い。以上から、（地方）中核都市の都道府県と隣接するなどして、進学を機に流出傾向にある郊外型の特徴を持つ。

したがって、クラスター1（都市型）、クラスター2（郊外型）、クラスター3（東京型）、クラスター4（地方型）と分類する。

5. 結 論

本論文が着目すべきは、震災が高校・大学卒業後の進路選択に与えた影響である。表2の二期間でクラスターを移動した都道府県のうち、東日本大震災で被災した地域は、北海道と宮城県である。当該地域では東日本大震災を機に進路選択が変化した可能性が示唆された。二道県ともにクラスター4

(地方型) からクラスター 2 (郊外型) に移動した。例えば, 東日本大震災でサプライチェーンが寸断された影響により, 道県内の企業が衰退した結果, 高等学校卒業後の進学率が上昇し, 進学を機に他県へ流出する傾向が強まったなどが考えられる。しかし, 他にもいくつかの都道府県がクラスター間を移動しており, 因果関係を明らかにするためには, より詳細な追加分析が待たれる。

参考文献

- 1) 気象庁 HP『日本付近で発生した主な被害地震 (平成 8 年以降)』<https://www.data.jma.go.jp/eqev/data/higai/higai1996-new.html> (閲覧日: 2023年 7 月 5 日)
- 2) Roweis S.T, Saul L.K. Nonlinear Dimensionality Reduction by Locally Linear Embedding. *Science*. 2000; 290 (5500): 2323-2326.
- 3) Tenenbaum J.B, de Silva V, Langford J.C. A global geometric framework for nonlinear dimensionality reduction. *Science*. 2000; 290 (5500): 2319-2323.
- 4) Coifman R.R, Lafon S. Diffusion maps. *Applied and Computational Harmonic Analysis*. 2006; 21: 5-30.
- 5) Nadler B, Lafon S, Coifman R.R, Kevrekidis I.G. Diffusion maps, spectral clustering, and eigenfunctions of Fokker-Planck operators. *Neural Information Processing Systems*. 2005; 18: 8pages.