

タイトル	交流・関係人口に着目した居留意欲度への影響要因分析 : ディープラーニングの応用可能性
著者	菊地, 晃平; Kikuchi, Kouhei; 鈴木, 聡士; Suzuki, Soushi
引用	工学研究 : 北海学園大学大学院工学研究科紀要(20): 45-52
発行日	2020-12-25

研究論文

交流・関係人口に着目した居留意欲度への影響要因分析 —— ディープラーニングの応用可能性 ——

菊 地 晃 平*・鈴木 聡 士*

An analysis of influent factors for resident motivation focused
on population of interaction and connection
— Application potentiality of deep learning model —

Kouhei Kikuchi* and Soushi Suzuki*

1. はじめに

1.1 研究背景

厚生労働省による日本の将来推計人口（平成 29 年推計）の概要¹⁾によると、「日本の人口は近年減少局面を迎えている。2065 年には総人口が 9,000 万人を割り込み、高齢化率は 38% 台の水準になると推計されている。」とあり、日本の人口減少・少子高齢化が深刻であることが示されている（図 1）。また、国立社会保障・人口問題研究所が平成 30 年に推計した日本の地域別将来推計人口²⁾によると、2030 年以降は全都道府県で人口減少に直面することが予測されており、特に地方部における人口減少が深刻になることが示されている。

そこで、内閣府³⁾は「人口急減・超高齢化という我が国が直面する大きな課題に対し、政府一体となって取り組み、各地域がそれぞれの特徴を活かした自律的で持続的な社会を創生することを目指す」として、地方創生を主要政策の一つとしている。北海道創生総合戦略⁴⁾では「北海道らしさを活かして人を呼び込み・呼び戻す」施策として、観光集客や交通整備などによる「交流人口の拡大」、あるいはインターネットを活用した求人情報などの提供による「U・I ターン人材の誘致」などを挙げており、移住・定住促進や若者の流出抑制を目指している。また、総務省⁵⁾は「定住人口」でもなく、観光に来た「交流人口」でもない、地域と多様に関わる人々である「関係人口」が地域

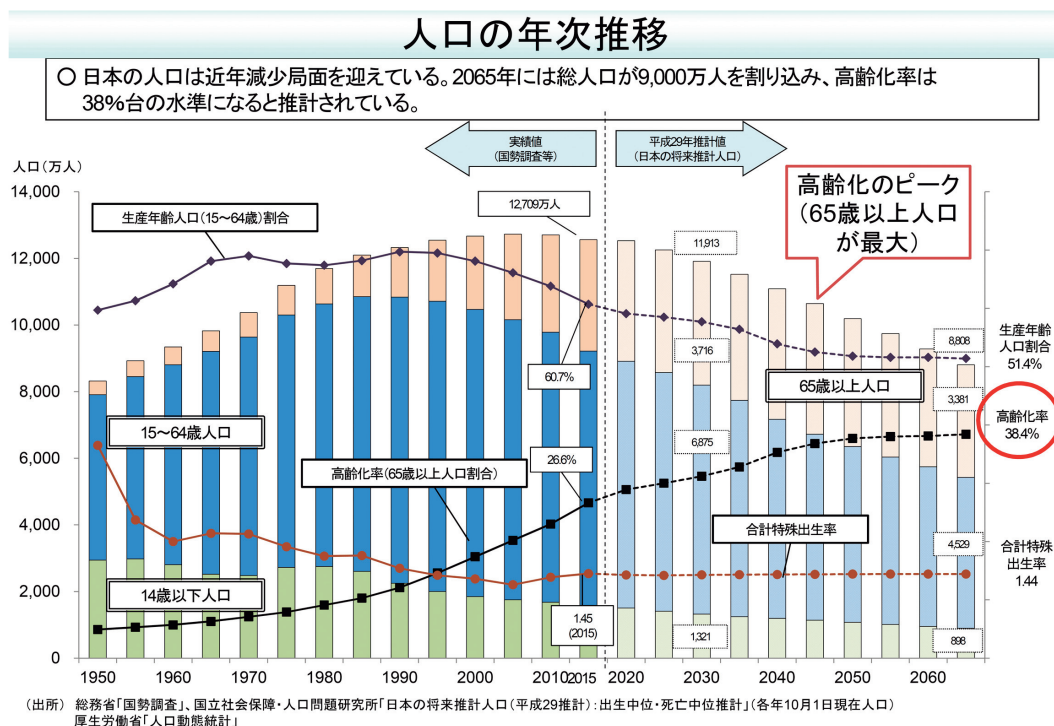
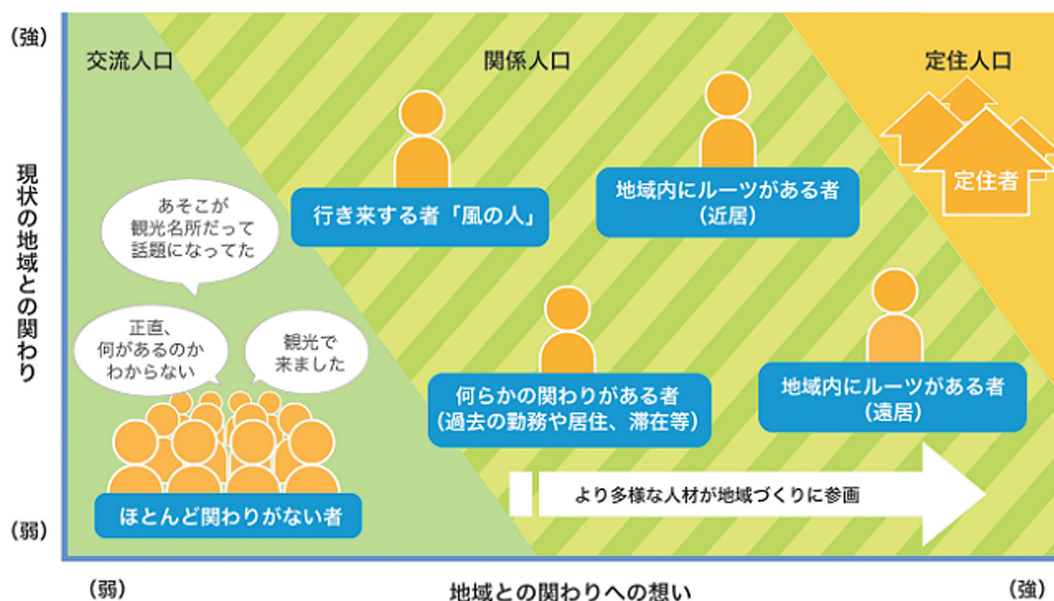
づくりの担い手となることが期待されており、地域外からの交流の入り口を増やすことが必要だとしている（図 2）。さらに、総務省⁶⁾はこれからの移住・交流施策のあり方について「段階的な移住・交流支援」という方向性を示しており、交流人口から関係人口、そして定住人口へとつなげる地方創生の流れが示唆されている（図 3）。

1.2 既存研究

居住や移住に関する既存研究として、白幡ら⁷⁾は家族世帯の転居時の要因として「戸建て住宅である」、「一定以上の広さ」、「静かな郊外部」などが重要であることを示している。齊藤ら⁸⁾は郊外団地への入居理由について、「親の近くで子育て」、「みどりが多い所で子育て」、定住意向について、「通勤環境」と「子育て環境」が重要要因であることを示した。中島ら⁹⁾はヤング層の U ターンによる居住理由は故郷への愛着や人間関係など、流入による居住理由は就職や都市性の高さなどが主要因であることを示した。また、桑野¹⁰⁾はテキストマイニングによって移住相談の内容に基づき、移住には支援と情報提供が重要であることを明らかにした。これらの研究は居住者、移住者などに対する調査や移住相談の内容などの集計・分析による要因分析であり、各地域の地域イメージや総務省が示しているような訪問経験が移住可能性や移住に影響しているかを分析した研究は見当たらない。

* 北海学園大学大学院工学研究科電子情報生命工学専攻

Graduate School of Engineering, Electronics, Information, and Life Science Engineering, Hokkai-Gakuen University

図1 日本の人口年次推移¹⁾図2 関係人口と地域との関係性⁵⁾

また、近年注目されている機械学習、特にニューラルネットワークやディープラーニングを用いた居住や移住などに関する研究として、中尾ら¹¹⁾は人工知能による移住地域を推薦するシステムを構築しているが、居住や移住に影響する要因分析や将来予測にこれら機会学習の手法が活用された研究は見当たらない。

1.3 研究目的

以上の背景を踏まえ本研究では、居留意欲に着目してその増加要因を分析し、居住人口増加に関する示唆を得るとともに、当該問題におけるディープラーニングの応用可能性について考察することを目的とする。

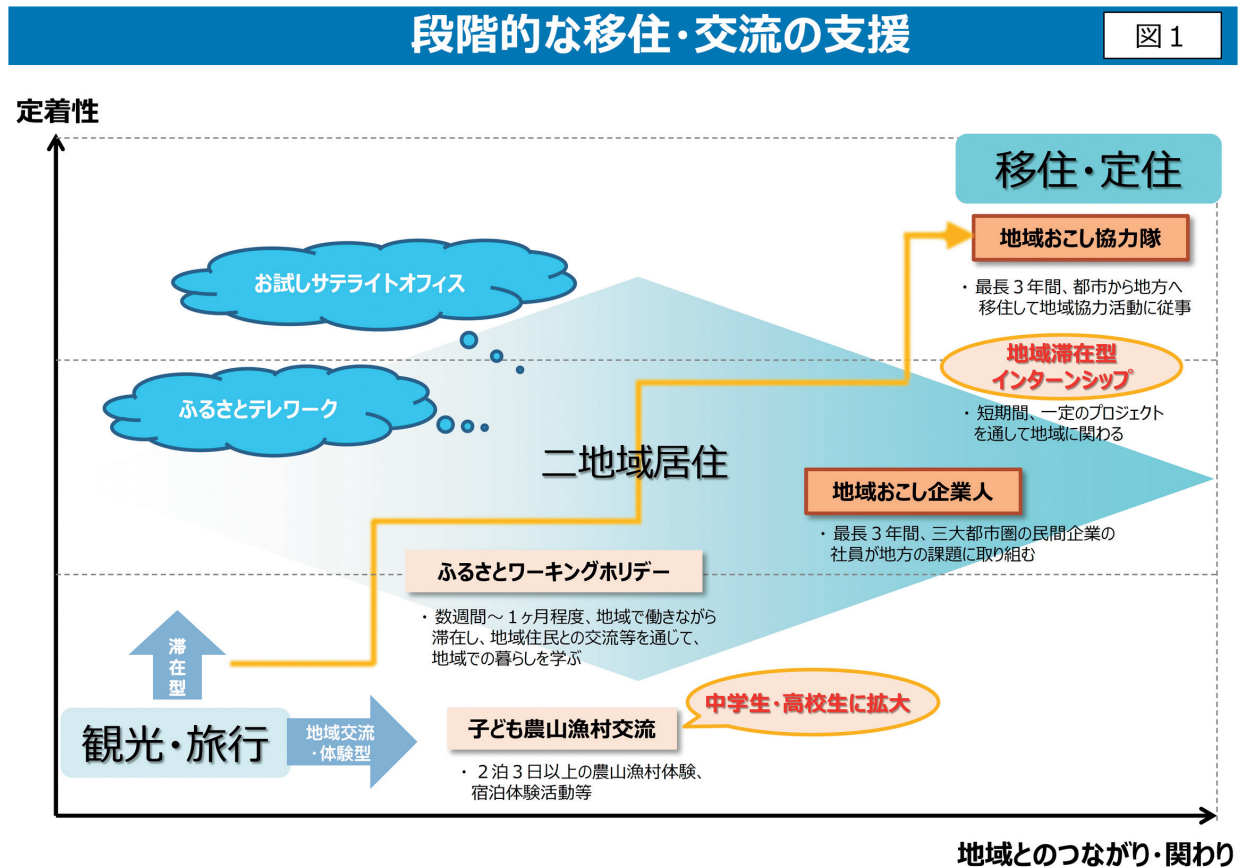


図3 段階的な移住・交流の支援⁶⁾

2. 分析概要

2.1 分析データ

本研究では、ブランド総合研究所¹²⁾の『地域ブランド調査2018』をもとに分析した。調査概要を表1に示す。

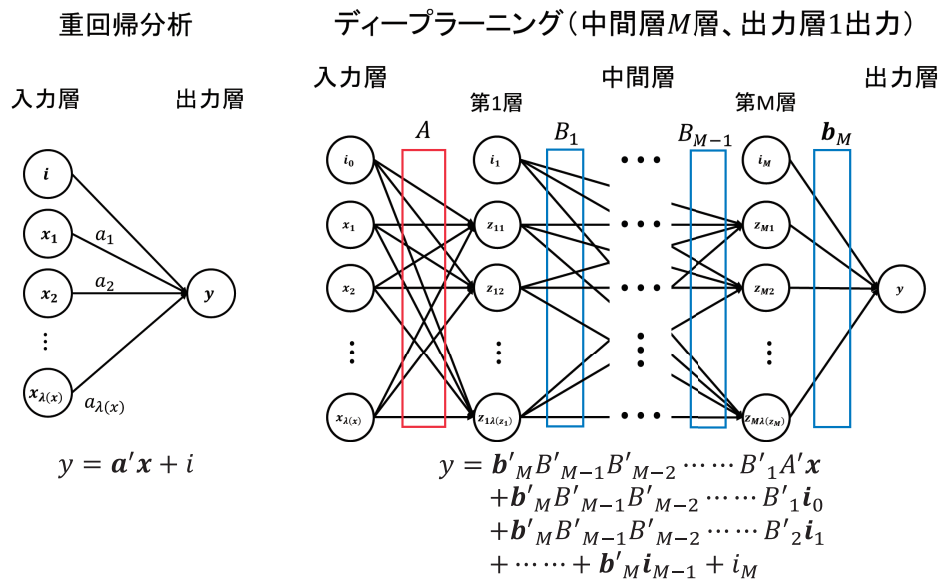
本研究の分析では、「(Q8) 居留意欲度」を目的変数に設定した。また、説明変数は変数選択を行うが、背景で述べた通り、定住人口につながる交流人口・関係人口との関係を分析するために「(Q9) 訪問経験」と「(Q10) 観光意欲度」、さらに、施策的に改善が可能なものとして「(Q6) 市町村のイメージ」を採用した。

2.2 ディープラーニングの概要

ニューラルネットワークは説明変数に対応する入力層と目的変数に対応する出力層の他に、中間層を用いて多数の入力の結合から目的変数の予測精度を向上させることが可能な手法である。特に、中間層が多層であるものはディープラーニン

表1 地域ブランド調査2018の概要

調査方法	インターネット調査	
回答者	年齢20代～70代の被験者を男女別、各年代別、地域別にほぼ同数ずつ回収	
有効回答数	30,024人	
調査対象	全国1000の市区町村と47都道府県	
調査時期	2018年6月25日～7月25日	
調査項目	①外から視点の評価	(Q1) 認知度
		(Q2) 魅力度
		(Q3) 情報接触度
		(Q4) 情報接触経路
		(Q5) 地域コンテンツの認知
		(Q6) 市町村のイメージ
		(Q7) 地域資源に対する評価
		(Q8) 居留意欲度
		(Q9) 訪問経験
		(Q10) 観光意欲度
		(Q12) 産品購入意欲度
		(Q13) 産品想起率
	②内から視点の評価	(Q16) 愛着度
		(Q17) 自慢度
		(Q18) 自慢要因



x :説明変数 y :目的変数 i :切片 a :偏回帰係数 z :中間層の要素
 A :入力層の係数 b :中間層の係数 B :中間層の係数

図4 重回帰分析とディープラーニングの比較

グと呼ばれ、画像認識や自然言語処理などの分類問題で大幅な精度向上に貢献している。一般的には、このような分類問題への応用に注目されているが、まちづくり分野等において高頻度で活用されている回帰問題にも応用可能である。また、多変量解析において回帰問題を扱う重回帰分析¹³⁾と同様に説明変数と対応する重みの内積及び切片で目的変数を表現できるため、各説明変数の影響度を分析可能であるが、既存研究においてはこのような活用方法にはほとんど着目されていなかった。一方、重回帰分析では、多重共線性の影響でモデルに多数の要因を採用することが難しいが、ニューラルネットワークやディープラーニングでは、説明変数間の関係から中間層で新しい入力を構成しており、変数間が無相関である必要がないと考えられることから、重回帰分析と比較してより多くの要因をモデルに採用できる効果が期待される。これにより、今までの重回帰モデルでは見落とされていた要因の探索や組み入れが困難であった要因の影響や効果等に関する考察が可能になると考えられる（図4）。

3. 回帰分析の結果

3.1 分析の概要と流れ

本研究では、分析対象を1000市町村とし、目的

変数はこれらの「居留意欲度」とした。説明変数は節2.1で示した項目とし、株式会社エスミのEXCEL多変量解析を用いて最適な重回帰モデルを探索した。次に、これらと同じ説明変数を用いて、ディープラーニングで同様の回帰分析を実施し、結果を比較した。さらに、ディープラーニングで最適なモデルを探索した。ディープラーニングのプログラミングに使用した言語はPythonで、モジュールsklearn.neural_networkのメソッドMLPRegressorを使用した。また、中間層についてはハイパーパラメーターを探索するグリッドサーチにより各中間層の要素数を100に固定した状態で1層から1000層について分析を行った結果、中間層が5層のときに決定係数が最も大きかったため、本研究では、各中間層を要素数100、層数5に設定し分析を実行した。以降、これらの結果を示す。

3.2 重回帰分析による居留意欲への影響要因分析

重回帰分析の結果を表2に示す。決定係数は0.8を超え、各説明変数の偏回帰係数も全て1%で有意であり、VIFも全て5以下であることから、信頼性の高いモデルが構築されたと考えられる。

表2 重回帰分析の分析結果

分析精度

決定係数	0.8740
自由度修正済み決定係数	0.8730

重回帰式

	標準偏回帰係数	p 値	判定	VIF
観光意欲度	0.5347	0.000	【**】	3.49
住んでいる・住んでいた	0.0480	0.003	【**】	2.03
訪問率	0.1163	0.000	【**】	4.83
学術・芸術のまち	0.0497	0.001	【**】	1.62
デザインやセンスの良いまち	0.1767	0.000	【**】	2.02
教育・子育てのまち	0.1048	0.000	【**】	1.62
農林水産業が盛んなまち	-0.0400	0.002	【**】	1.29
生活に便利・快適なまち	0.2733	0.000	【**】	3.58
定数項		0.000	【**】	

**：1%有意

分析の結果、「居留意欲度」には様々な要因が影響していることがわかった。表2より、「観光意欲度」、「住んでいる・住んでいた」、「訪問率」が有意であることから、居住人口増加には、観光による交流人口の増加や、過去にその地域に関わりを持つ関係人口の増加が重要になる可能性が示唆され、背景で示した総務省の政策と方向性が一致しており、これらの有効性が高いことが示唆される。具体的な施策としては、「観光意欲度」が「居留意欲度」への影響が最も大きいことから、観光に強みを持っている地域は観光事業の促進が有効であると考えられる。また、「住んでいる、住んでいた」も影響していることから、過去に居住経験のある地域への旅行の割引を行う「ふるさと旅行サービス」や移住補助を行う「ふるさと移住支援」のような施策により観光や移住を促進することも有効であると考えられる。さらに、「訪問率」も影響していることから、大型の商業施設や企業の事業所や支店の誘致などの施策により、訪問機会を増やすことも有効であると考えられる。また、「生活に便利・快適なまち」も強く影響していることから、生活や交通環境の整備等が重要であることも示唆される。具体的な施策としては、バスや鉄道などの公共交通の維持・整備や商業施設の充実が必要であると考えられる。そして、「学術・芸術のまち」、「教育・子育てのまち」が影響していることから、教育に関わる施策も居住人口増加には重要と考えられる。具体的な施策としては、公立

学校の教育の質の向上、子育て支援の強化、大学や美術館の誘致などが有効であると考えられる。

3.3 重回帰モデルとディープラーニングの比較

ディープラーニングの回帰問題の影響度分析への応用可能性を確認するため、重回帰モデルと同じ説明変数を用いてディープラーニングで分析した。ディープラーニングはモデルの特性上、分析結果が一意に定まらないため、10回分析を行った平均値で重回帰モデルと比較した。ディープラーニングの標準偏回帰係数と決定係数を図5と図6に示す。

図5に示す値は、標準化データで分析しているため、標準偏回帰係数に対応して解釈が可能である。図5より、実行ごとに標準偏回帰係数にばらつきはあるものの、それほど大きく変動していないことから、モデルの信頼性は悪くないと考えられる。また、図6より、決定係数についても大きな変動はなく、すべて0.8を超えており、予測精度も悪くないと考えられる。

次に、重回帰モデルとディープラーニングの係数の比較結果を図7に示す。これらを比較すると、多少値に違いはあるものの、概ね同様の結果が得られている。これにより、一般的にブラックボックスと考えられているディープラーニングにおいても、重回帰分析と同様に分析し、影響度の比較等が可能であると考えられる。

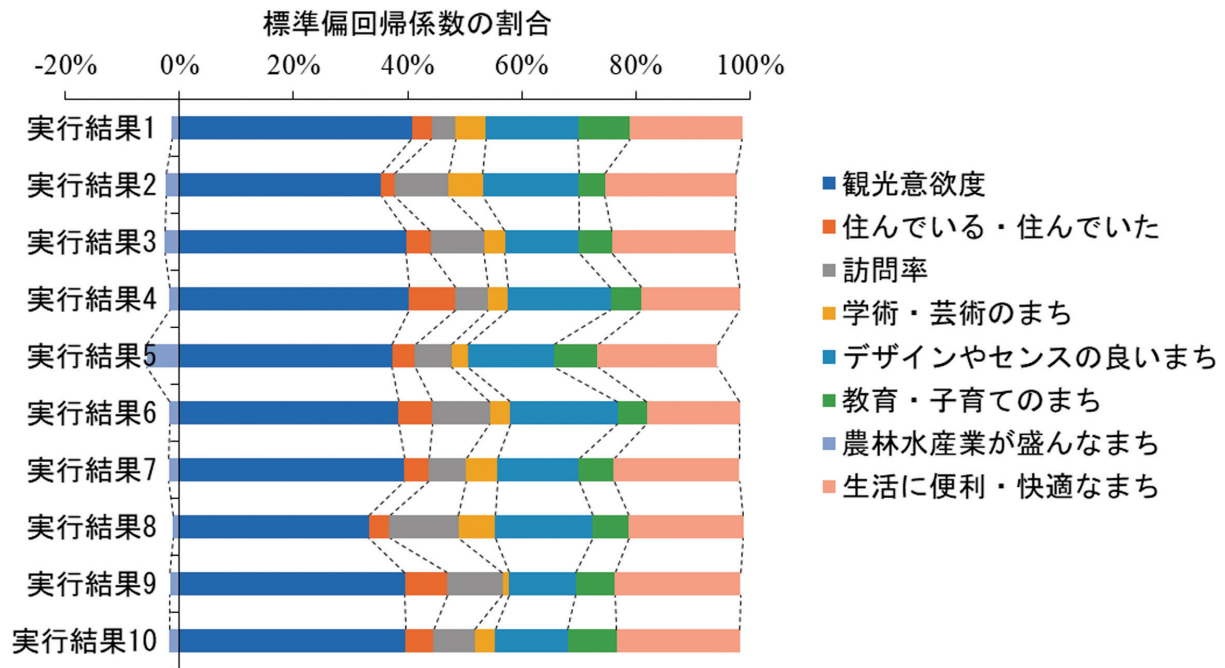


図5 ディープラーニングの標準偏回帰係数

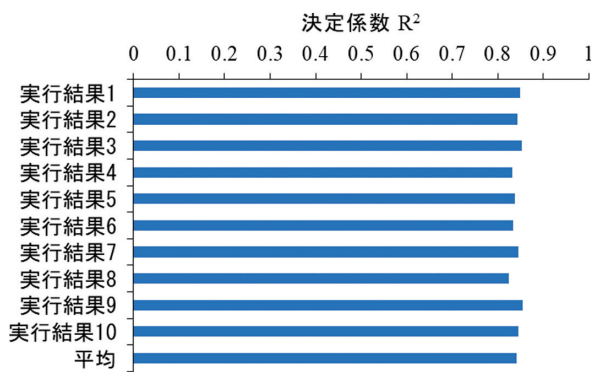


図6 ディープラーニングの決定係数

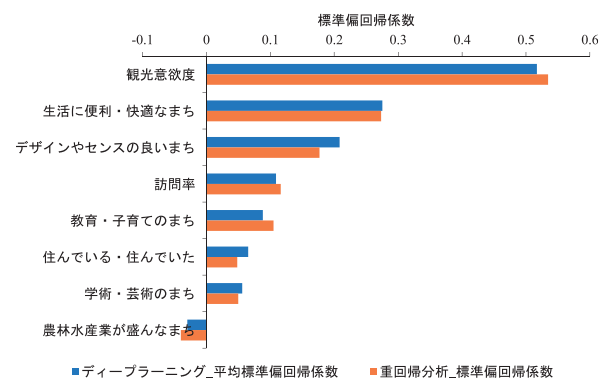


図7 両モデルの標準偏回帰係数の比較

3.4 ディープラーニング

ディープラーニングの評価指標は、予測精度である決定係数のみで、偏回帰係数の有意性の検定方法は確立されていない。ここで、本研究の重回帰分析では、標準偏回帰係数の絶対値がおおむね0.01より小さい場合は偏回帰係数が有意でない傾向にあった。本研究では、この値に準拠して、ディープラーニングでは標準偏回帰係数の絶対値が0.01より小さい変数を順次除去し、最適モデルの探索を行った。決定係数の平均値を図8に、説明変数30個全てを採用したモデルを図9に、残された標準偏回帰係数の絶対値がすべて0.01以上になったモデル(説明変数13)を図10に示す。

図8より平均決定係数は両モデルともに0.8を

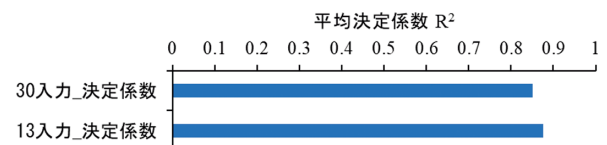


図8 ディープラーニングモデルの平均決定係数

超えているため、予測精度は悪くない。図9と図10の比較より、13入力モデルの方が、標準偏回帰係数が安定しており、モデルが改善されていると考えられる。しかし、実際には、10回分析の中で係数が大きく変動している項目が見受けられることから、13入力モデルが完全に最適で改善されたモデルであるとは言い切れないことに注意が必要である。

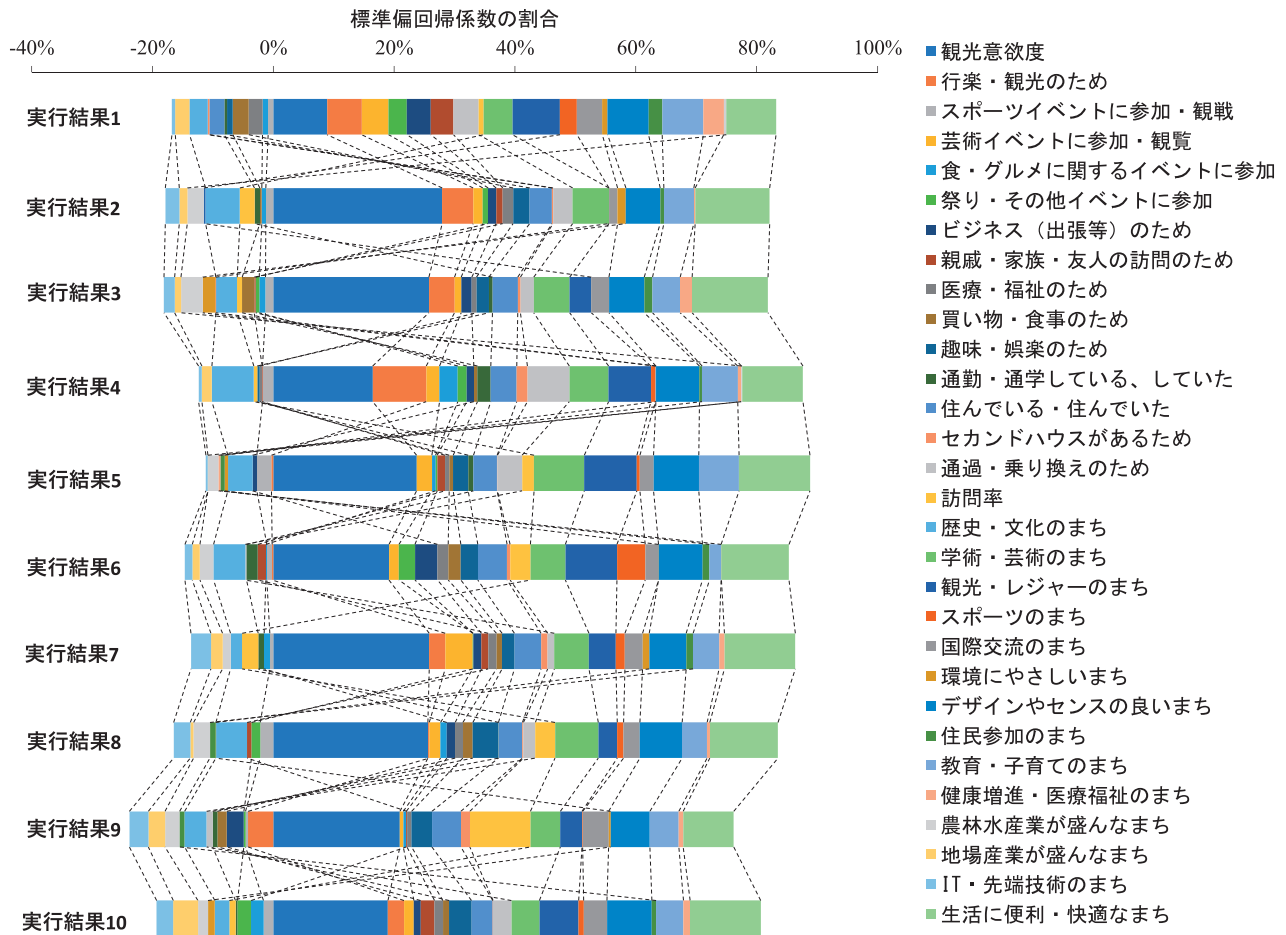


図9 30入力_ディープラーニングモデル

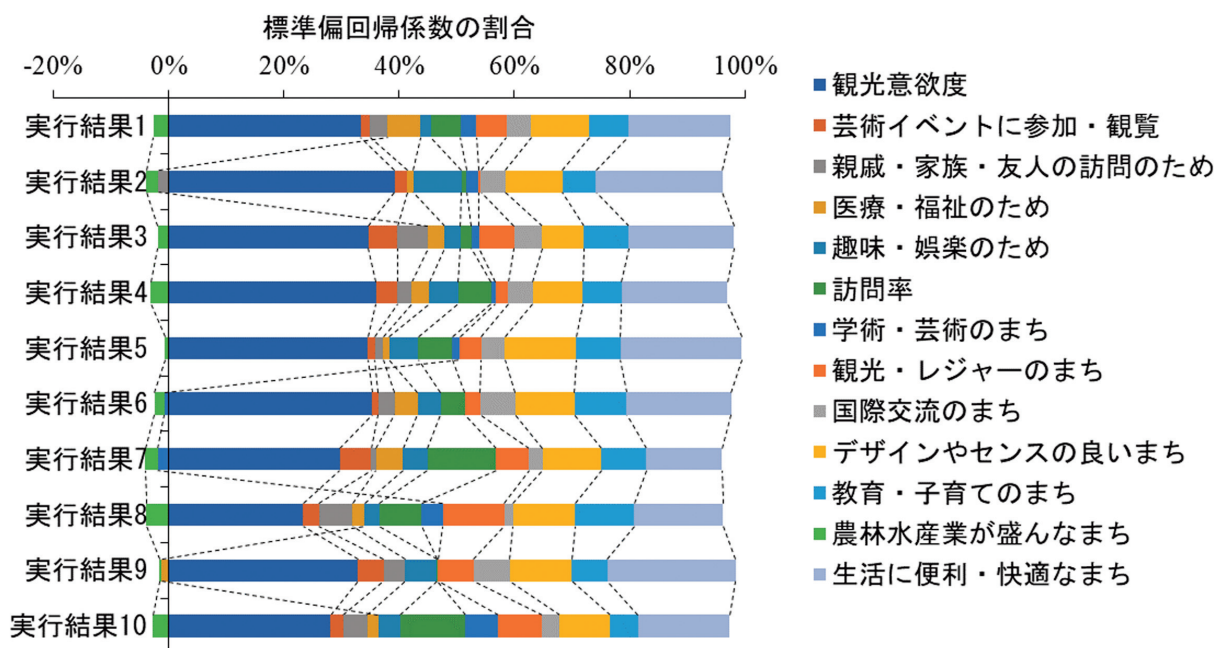


図10 13入力_ディープラーニングモデル

4. 結論

4.1 居留意欲度への影響要因

重回帰分析の結果から、観光、居住・訪問経験が居留意欲への重要な要因であることが示唆された。したがって、交流人口や関係人口の増加を促進させることが居住人口の増加につながる可能性が示唆された。また、生活・交通の利便性改善や教育・子育てに関わる施策の強化も居住人口増加において重要である可能性が示唆された。

4.2 ディープラーニングの可能性

重回帰モデルと同じ説明変数によるディープラーニングでは、重回帰モデルと概ね同様の標準偏回帰係数と決定係数が得られた。したがって、ディープラーニングによる回帰分析は、今まで見落とされていた重要な影響要因の探索等に応用可能であると考えられる。

しかし、分析結果が一意に定まらないことや、標準偏回帰係数が安定しないという問題がある。標準偏回帰係数の安定性については、重回帰モデルで用いた8説明変数のモデルでは比較的安定しており、13入力モデルでは比較的不安定であった。これらの結果から、多重共線性の影響によって標準偏回帰係数が不安定になっている可能性も考えられる。本研究では、中間層の要素数が一定であり、多重共線性等の影響を考慮した設定ではない。ディープラーニングの中間層は入力とそれらにかかる係数から新たな入力（合成変数）を構成していると考えられる。そのため、中間層やその他のハイパーパラメーターの設定を注意深く検討することで、多重共線性等の影響を緩和させることができ、重回帰モデルでは実現が難しいモデルも構築することが可能になると考えられる。

参考文献

- 1) 厚生労働省：日本の将来推計人口（平成29年推計）の概要，第1回社会保障審議会年金部会年金財政における経済前提に関する専門委員会，参考資料3，2017. (https://www.mhlw.go.jp/file/05-Shingikai-12601000-Seisakutoukatsukan-Sanjikanshitsu_Shakaihoshoutantou/0000173087.pdf)
- 2) 国立社会保障・人口問題研究所：日本の地域別将来推計人口（平成30（2018）年推計）—平成27（2015）～57（2045）年—，2018.
- 3) 内閣官房・内閣府総合サイト：みんなで育てる地域のチカラ地方創生 (https://www.kantei.go.jp/jp/singi/sousei/mahishi_index.html)
- 4) 北海道：北海道人口ビジョン・北海道創生総合戦略，北海道創生総合戦略，2018. (<http://www.pref.hokkaido.lg.jp/ss/csr/jinkou/senryaku/senryaku.htm>)
- 5) 総務省：地域への新しい入口『関係人口』ポータルサイト (<http://www.soumu.go.jp/kankeijinkou/index.html>)
- 6) 総務省：これからの移住・交流施策のあり方検討会報告書（概要） (http://www.soumu.go.jp/main_content/000528977.pdf)
- 7) 白幡武皇，樋口秀，森村道美：転出者と共同住宅居住者の諸属性に着目した地方都市都心周辺部の人口減少要因分析，都市計画論文集，34巻，pp.661-666，1999.
- 8) 齊藤千紗，後藤春彦，佐藤宏亮：横浜市郊外の交通脆弱地域に立地する公団団地における若年層の流入と定着要因，都市計画論文集，49巻，3号，pp.807-812，2014.
- 9) 中島尚志・大西隆：地方都市における若青年層の定住と流出に関する研究，第28回日本都市計画学会学術研究論文集，pp.247-252，1988.
- 10) 桑野将司：移住相談内容を用いた居住地選択行動の要因分析，都市計画論文集，54巻，3号，pp.848-855，2019.
- 11) 中尾悠里，大堀耕太郎，大輪拓也，吉田宏章，吉良知文，神山直之：人工知能を用いた移住促進への取り組み，経営情報学会全国研究発表大会要旨集，2017年秋季全国研究発表大会，2017.
- 12) ブランド総合研究所：地域ブランド調査2018，2018.
- 13) 河口至商：多変量解析入門Ⅰ，森北出版株式会社，pp.3-33，1973.