

Title	科学技術に関する国民意識調査 : 児童生徒期の影響
Author(s)	細坪, 護拳
Citation	年次学術大会講演要旨集, 32: 550-555
Issue Date	2017-10-28
Type	Conference Paper
Text version	publisher
URL	http://hdl.handle.net/10119/14858
Rights	本著作物は研究・イノベーション学会の許可のもとに掲載するものです。This material is posted here with permission of the Japan Society for Research Policy and Innovation Management.
Description	一般講演要旨

科学技術に関する国民意識調査—児童生徒期の影響—

○細坪護挙(科学技術・学術政策研究所 第1調査研究グループ)

I. 調査目的

科学技術に関する意識に関して、回答者の過去の児童生徒期の教科好き・体験が影響すると想定される。

一方、児童生徒期の体験等やその効果の多寡は時代等により変遷するため、普遍性の伴う適切な体験を選択し、継続調査する必要がある。そこで、14年2月に実施したインターネット調査(インターネット・リサーチ, N=3,000, 20-69歳対象)と比較整合する設問で、17年5月に同一回答者集団に対してインターネット調査(N=3,000, 15-69歳対象)を実施した。

II. 調査概要と経緯

17年5月調査の結果、同一回答者集団でも、調査時期が後になると、過去の体験の有無や選好性が減少するケースが増えると判明した。この理由として、回答者は過去に関する設問を、現在の選好性や価値観に無意識に照合して「なかった・好まなかったと判断した」可能性がある。

例えば、プログラミングが一般に流行し始めた頃と、現在とでは、それを趣味にすることがプラス・マイナスに評価されるかは、回答時点によると推測される。

このような体験を継続的に観測しても、観測時点での選好性か、設問通りの体験の多寡か、回答者の記憶違いか等は区別が難しい。厳密かつ理論的にはGLMM等により分析できるが、同時に、分析に耐えうる精緻なデータが要求されることになり、インターネット調査では難しい。

よって、同一回答者集団から、観測時点で変化しない体験等を選抜した。例えば、学校の教科好き・嫌いの別(高校の情報科は世代の偏りがあるため除外)や、小中の頃、科学者や技術者になりたいと思ったか、などである。

更に、傾向スコア法による因果推定によって、定量的に評価した。例えば、小中の理科好きだった人はそうでない人より、科学技術関心度が高い人が多い(男性 30%、女性 25%)と分かった。

以上の詳細は NISTEP 調査資料^[1]に掲載されている。本発表では、このデータから空間統計分析を試みる。

III. 調査結果

1. インターネット調査の回答者数

都道府県別の17年5月回答者数(観測度数: Observed)に対して、その母集団に相当する「住民基本台帳に基づく人口、人口動態及び世帯数調査」(平成28年, 期待度数: Expected)とすると、

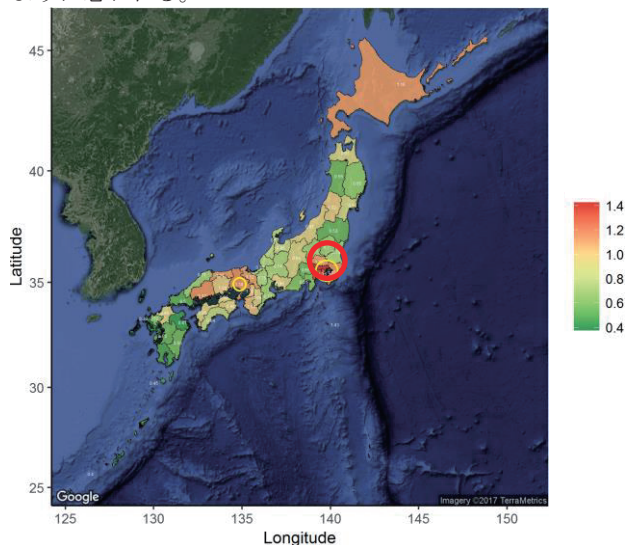
$$\text{Observed/Expected} = \text{RR}(\text{リスク比}) \dots (1)$$

と定義できる。母集団情報が不明な場合には、観測度数の周辺度数と(2)式を用いる。nは各標本数(サンプルサイズのこと)である。

$$\text{Expected} = \left(\sum O / \sum n \right) \times n \dots (2)$$

空間統計学では、周囲との相対値である(1)式が主な分

析対象となる。RRが周辺地域より高い(>1), 低い(<1)などとなる。この統計学的な判定には、多様な手法が開発されているが、本発表では Stone の検定(図表中の黄色円)と空間スキャン検定(図表中の赤色円)を用いて判定する。両検定の詳細に関しては論文等を参照されたい。本発表の意義としては、汚染源の特定目的の Stone の検定より、疾病の空間集積性を調べる空間スキャン検定の概念に近いように思われる。



図表1 インターネット調査回答者数の観測度数のRR(出典:筆者作成)

図表1から関東、首都圏の回答者の集積が著しいと分かる。これはインターネット調査で一般的に該当する現象と知られている。インターネット・リサーチは無作為抽出法ではなく、母集団代表性に乏しく、偏りが大きいなどの問題が指摘されており、その回答は日本国民の意識とはみなせない。一方、当所では同一回答者集団に対して科学技術に対する意識調査を行うことで、回答者の意識変化を捉えてきた^{[2][3][4][5]}。今後、世論調査など無作為抽出標本の研究も積み重ね、国民意識の適切な把握に努めたい。

2. 科学技術に関する主な国民意識の分析

科学技術に関する国民意識の空間統計分析では、1.のリスク比の概念に加えて、都道府県別・市区町村別の検定と、以下の説明変数なしの空間統計モデルから、AICによる最適なモデルを選択し、分析を行う。

- 1) 正規線形モデル(OLS) : $y = X\beta + \varepsilon$ 定数になる
- 2) 空間ARモデル : $y = \rho W_1 y + \varepsilon \quad \varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I_n)$
- 3) 空間誤差モデル : $y = X\beta + u \quad u = \lambda W_2 u + \varepsilon$
 $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I_n)$
- 4) 空間自己共変量モデル: $y = X\beta + \rho A + \varepsilon$
 $A_i = \frac{\sum_{j \in k_i} w_{ij} y_j}{\sum_{j \in k_i} w_{ij}}$
- 5) 地理的加重回帰モデル: $W_i y = W_i X \beta_i + \varepsilon_i$

1)~4)のモデルはAICを算出できるが、5)は算出できないため、予測値で判断する。

以上から、科学技術に関する主な国民意識に関して、検定や最適モデル探索を行った結果の概要を図表2に示す。

	科学技術関心度		科学者信頼度		科学技術の進歩につれて生活はより便利で快適なものになる	
	都道府県別	市区町村別	都道府県別	市区町村別	都道府県別	市区町村別
Stoneの検定	-	○(1箇所)	-	○(1箇所)	-	○(1箇所)
空間スキャン検定	-	-	-	-	○(多数)	○(多数)
空間統計モデル	空間自己共変量モデル(均一距離関数)	空間自己共変量モデル(均一距離関数)	空間自己共変量モデル(均一距離関数)	空間自己共変量モデル(均一距離関数)	空間自己共変量モデル(距離逆数の2乗関数)	空間自己共変量モデル(均一距離関数)
地理的加重回帰モデル	均一化	均一化	均一化	均一化	均一化	○
	小中算数・数学好き		小中理科好き		小中体験 キャンプや登山ハイキング約りなど野外活動が好きだった	
Stoneの検定	-	○(3箇所)	-	○(2箇所)	○(神奈川県、奈良県、長崎県、沖縄県)	○(85箇所)
空間スキャン検定	-	○(1箇所)	-	-	-	○(青森県)
空間統計モデル	空間自己共変量モデル(均一距離関数)	空間自己共変量モデル(均一距離関数)	空間自己共変量モデル(均一距離関数)	空間自己共変量モデル(均一距離関数)	OLS	OLS
地理的加重回帰モデル	均一化	○	○	○	均一化	均一化
	高校化学好き		高校理科好き		高校地理好き	
Stoneの検定	○(和歌山県)	○(13箇所)	○(宮崎県、沖縄県)	○(29箇所)	-	○(111箇所)
空間スキャン検定	-	-	○(沖縄県)	-	-	○(10箇所)
空間統計モデル	空間自己共変量モデル(均一距離関数)	空間自己共変量モデル(均一距離関数)	OLS	空間自己共変量モデル(距離逆数の2乗関数)	空間自己共変量モデル(均一距離関数)	空間自己共変量モデル(均一距離関数)
地理的加重回帰モデル	均一化	均一化	均一化	均一化	均一化	均一化
	高校数学好き		高校生物好き		高校物理好き	
Stoneの検定	○(鹿児島県)	○(53箇所)	○(山梨県、沖縄県)	○(20箇所)	○(栃木県)	○(104箇所)
空間スキャン検定	-	-	-	-	-	○(1箇所)
空間統計モデル	OLS	空間自己共変量モデル(距離逆数の2乗関数)	空間自己共変量モデル(距離逆数の2乗関数)	空間自己共変量モデル(均一距離関数)	空間自己共変量モデル(均一距離関数)	OLS
地理的加重回帰モデル	○	均一化	○	○	均一化	均一化

図表2 科学技術に関する国民意識に関する空間統計検定及び最適モデル探索の結果 (出典:筆者作成)

図表2ではそれぞれの変量に対して都道府県別・市区町村別で分析した。それぞれの検定やモデル選択の意味が異なるため、空間集積の有無は明確には2分割されない。しかし、空間集積性の高いものほど、検定の有意性を示したり、非均一な空間統計モデルを選択する傾向がある。

科学的な基準ではないが、本発表では、2つの検定と2つのモデル選択のうち、3つ以上で空間集積性を示す場合(図表2中の黄色枠)を説明する。

なお、市区町村別の検定の具体的な箇所は、個人情報等には抵触しないものの、やや機微な情報となるため、本発表では割愛する。

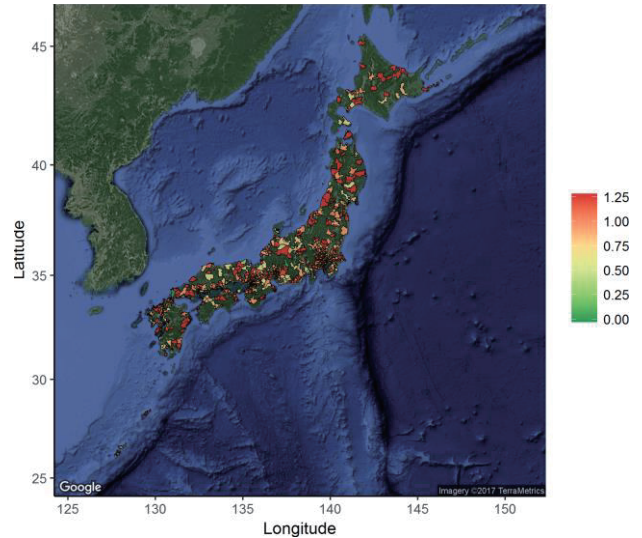
(1) 科学技術の進歩につれて生活はより便利で快適なものになる(市区町村別)

RRの観測度数を図表3、空間自己共変量モデルを図表4、地理的加重回帰モデルを図表5に示す。視認の限りでは、図表5より図表4の方が再現性は良いように思われる。

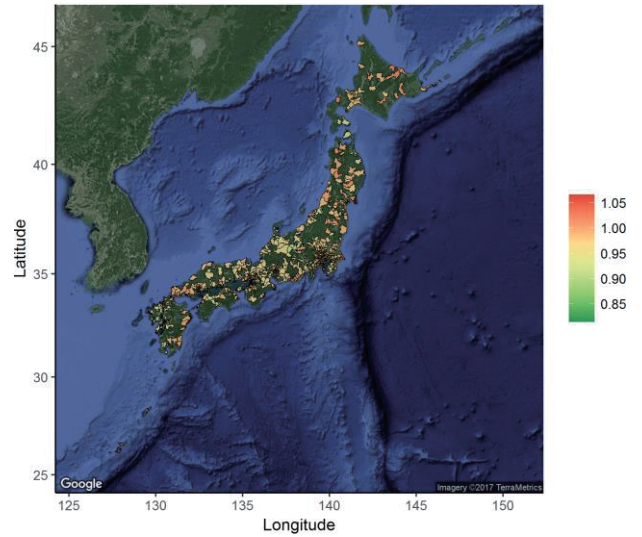
図表4から、基本的に、東日本や九州では科学技術の進歩につれて生活はより便利で快適なものになる、に肯定的な意見が多く、北陸・中部・近畿・中国・四国地方で比較的低い。また、同じ都道府県内でも、肯定的な地域とそうでない地域に分かれる。

更に、空間統計学では、距離や相対的な位置が大きな意味を持つ。一方、現実の都道府県の構成は歴史的にそのような要因は必ずしも考慮されていない。結果として、西日本は都道府県数が多く、面積の小さい市区町村が比較的多く稠密である。この点から、東日本での空間集積性の判定は不利になりやすいことを意味する。

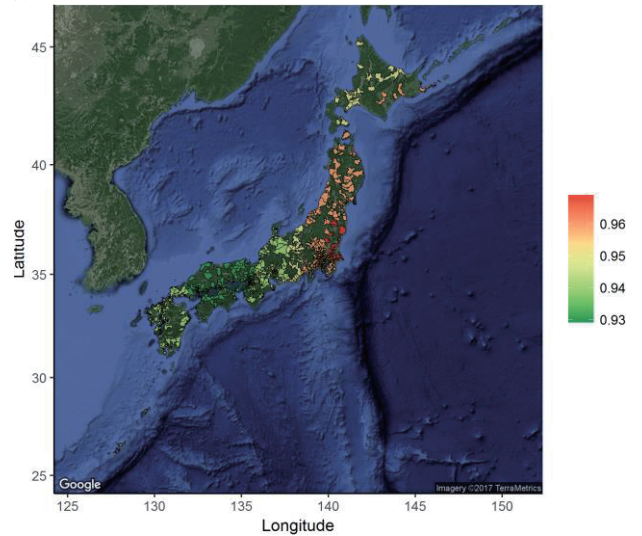
加えて、日本列島は円型ではない。例えば北海道や沖縄に幾何学的な「端」が存在する。こういった箇所は空間



図表3 科学技術の進歩につれて生活はより便利で快適なものになる、の観測度数のRR (出典:筆者作成)



図表4 科学技術の進歩につれて生活はより便利で快適なものになる、の空間自己共変量モデルのRR (出典:筆者作成)



図表5 科学技術の進歩につれて生活はより便利で快適なものになる、の地理的加重回帰モデルのRR (出典:筆者作成)

集積性モデルでは極端な値で推定されることもあることに注意が必要である。

(2) 小中の算数・数学好き(市区町村別)

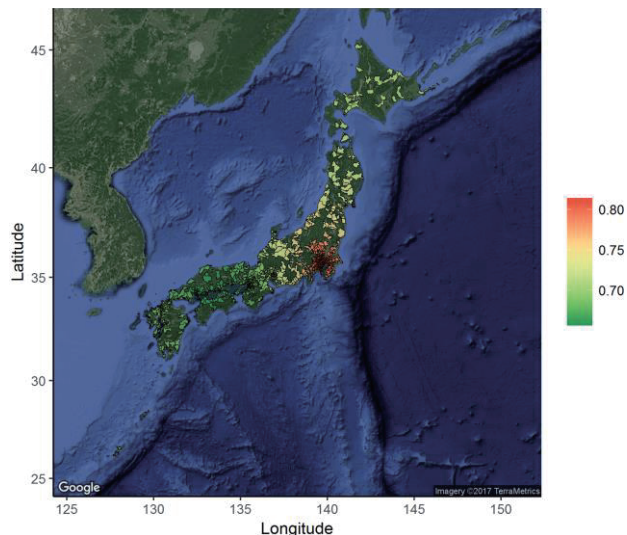
RR の観測度数を図表 6、空間自己共変量モデルを図表 7、地理的加重回帰モデルを図表 8 に示す。

基本的に、算数・数学という抽象性の高い教科の性質上、比較的空間集積性に乏しいと想定された。空間統計モデルでは集積性があるとされたが、比較的弱いトレンドであると考えられる。図表 7 中で、道東で低く、長崎県の西側や沖縄県で高くなっているのは、先述した「端」の効果である可能性が高い。

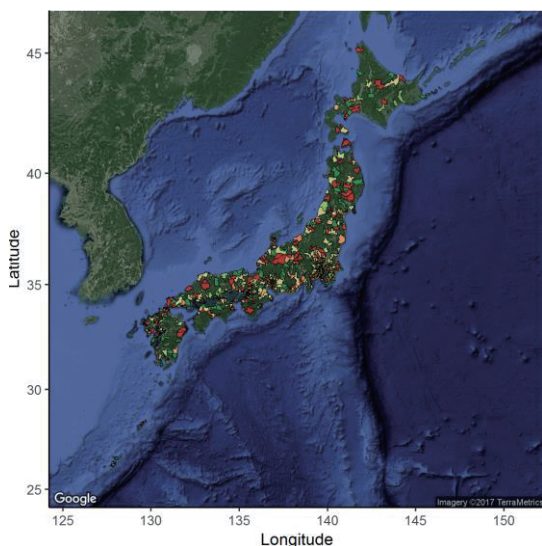
(3) 小中の理科好き(市区町村別)

RR の観測度数を図表 9、空間自己共変量モデルを図表 10、地理的加重回帰モデルを図表 11 に示す。

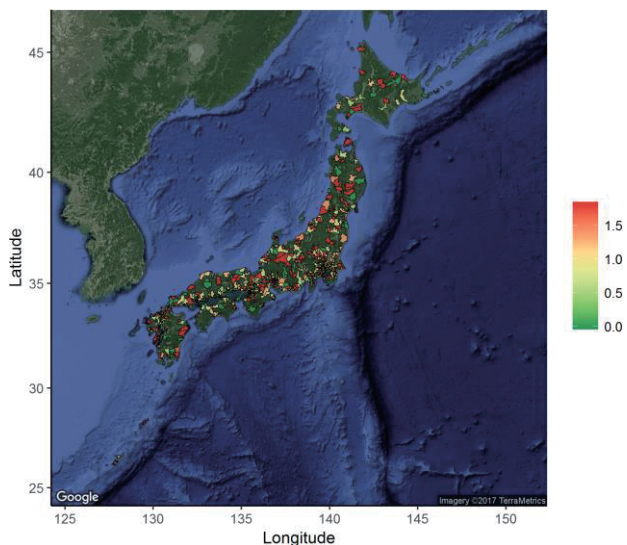
図表 10 の空間自己共変量モデルでは、図表 7 と同じく端の特異性が示された。また、図表 11 の地理的加重回帰モデルでは、算数・数学好き(図表 8)の関東地方から、肯定的な回答者が東日本全地方に拡大する。



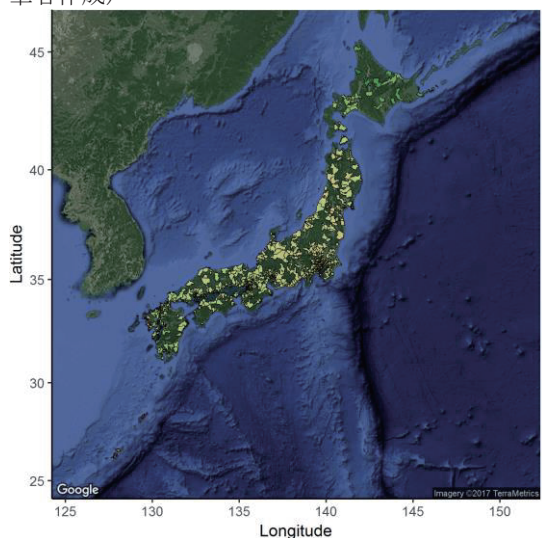
図表 8 小中での算数・数学好き、の地理的加重回帰モデルの RR (出典:筆者作成)



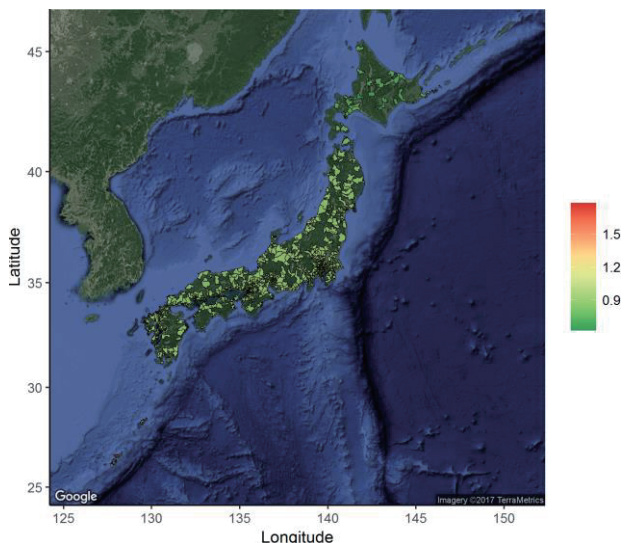
図表 6 小中での算数・数学好き、の観測度数の RR (出典:筆者作成)



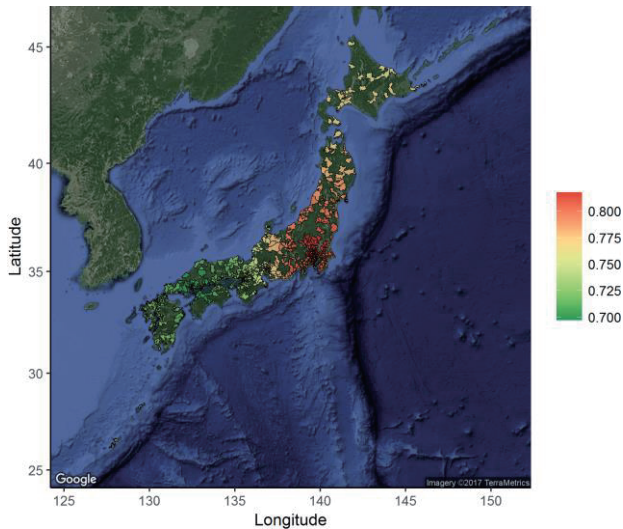
図表 9 小中での理科好き、の観測度数の RR (出典:筆者作成)



図表 7 小中での算数・数学好き、の空間自己共変量モデルの RR (出典:筆者作成)



図表 10 小中での理科好き、の空間自己共変量モデルの RR (出典:筆者作成)



図表 11 小中での理科好き、の地理的加重回帰モデルの RR (出典:筆者作成)

(4)小中の体験：キャンプや登山ハイキング釣りなど野外活動が好きだった(市区町村別)

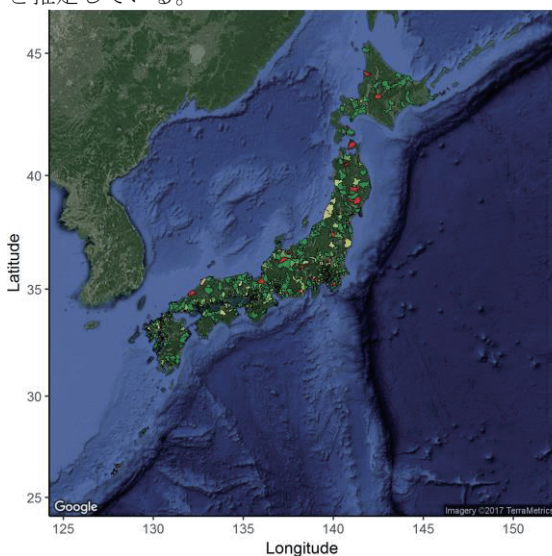
RR の観測度数を図表 12、空間自己共変量モデルを図表 13 に示す。(地理加重回帰モデルは全国一定)

特に本質問では回答の偏在性が大きい。RR の観測度数でも、最大、観測度数は期待度数の 8 倍となっており、ほぼ全てが地方に局地的に存在する。こういった現象に対する全国的なモデリングでは、空間集積性より、共変量(説明変数)の説明力が求められるだろう。今後の更なる解析が必要である。

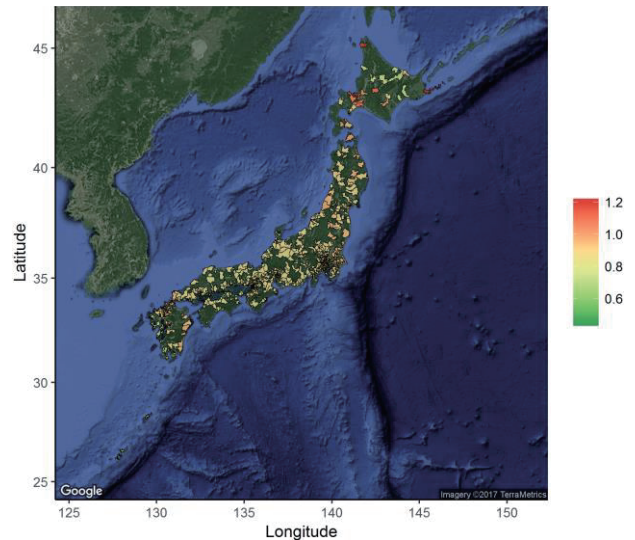
(5)高校の物理学好き(市区町村別)

RR の観測度数を図表 14、空間自己共変量モデルを図表 15 に示す。(地理加重回帰モデルは全国一定)

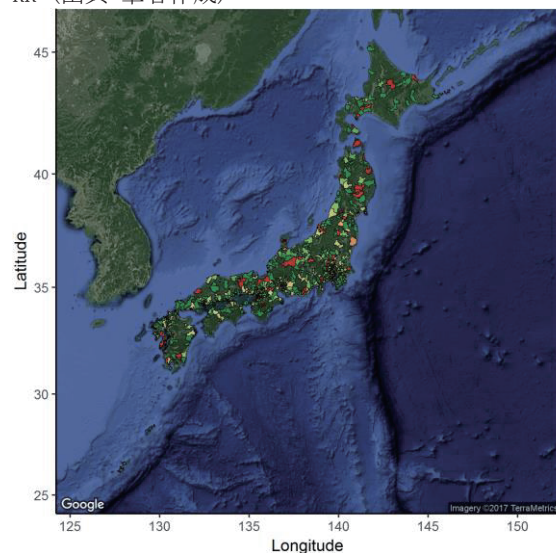
本質問も上記(4)と同様に回答の偏在性が大きい。RR の観測度数は、最大、観測度数は期待度数の 4 倍に留まる。また、観測度数の高い地域が東日本に偏在していることから、空間自己共変量モデルでは東日本(東北や関東)が高いと推定している。



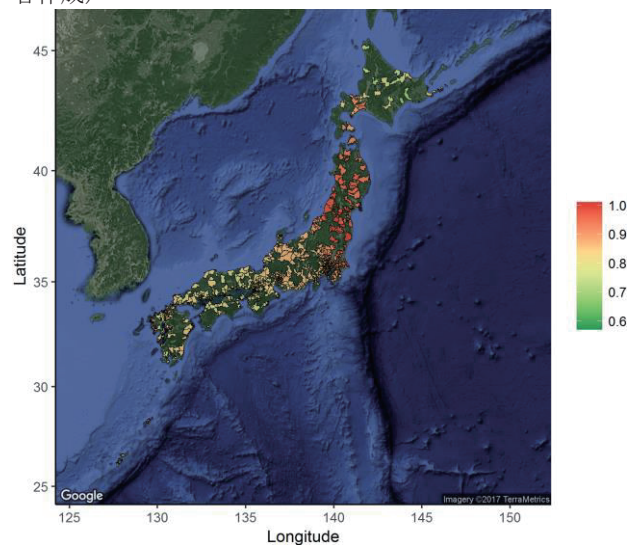
図表 12 小中の体験：キャンプや登山、ハイキング、釣りなど野外活動が好きだった、の観測度数の RR (出典:筆者作成)



図表 13 小中の体験：キャンプや登山、ハイキング、釣りなど野外活動が好きだった、の空間自己共変量モデルの RR (出典:筆者作成)



図表 14 高校での物理学好き、の観測度数の RR (出典:筆者作成)



図表 15 高校での物理学好き、の空間自己共変量モデルの RR (出典:筆者作成)

(6) 高校の生物学好き(都道府県別)

都道府県別と市区町村別で、ともに空間集積性の存在が認められたのは高校の生物学好きのみである。

都道府県別の場合、RR の観測度数を図表 16、空間自己共変量モデルを図表 17、地理的加重回帰モデルを図表 18 に示す。

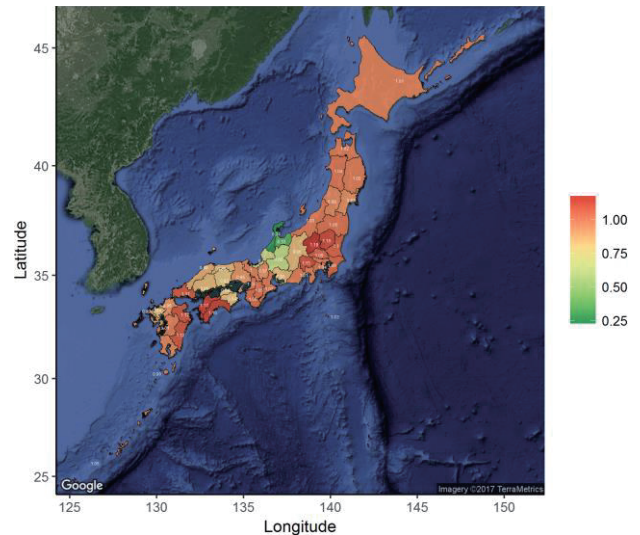
図表 17 及び図表 18 から、相対的な北陸地方の低さ、中国・四国地方の西側と九州(福岡県除く)が高く、東日本もやや高いと判明する。

(7) 高校の生物学好き(市区町村別)

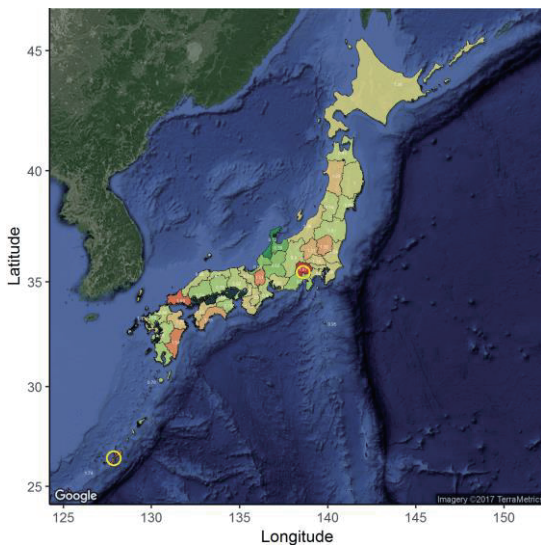
市区町村別の場合、RR の観測度数を図表 19、空間自己共変量モデルを図表 20、地理的加重回帰モデルを図表 21 に示す。

図表 20 の空間自己共変量モデルでは、図表 19 にも示される相対的な北陸地方の低さ、中国・四国地方の西側と九州(福岡県除く)の高さはあまり反映されていない。

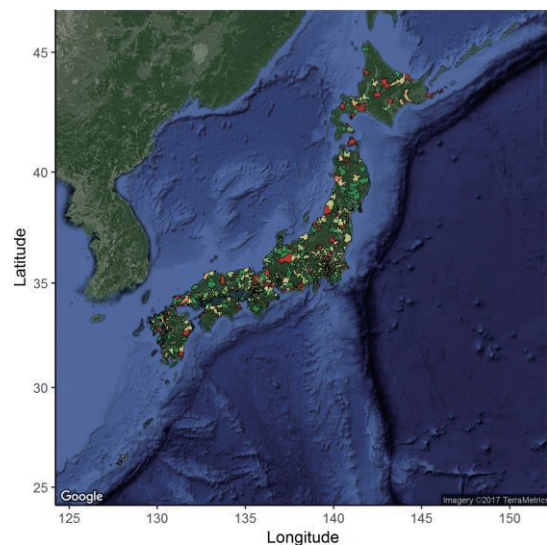
一方、図表 21 の地理加重回帰モデルでは比較的再現性があるように思われる。



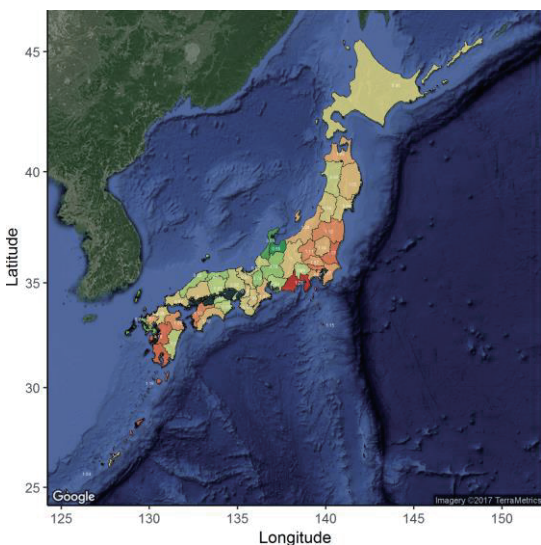
図表 18 高校での生物学好き、の地理的加重回帰モデルの RR (出典:筆者作成)



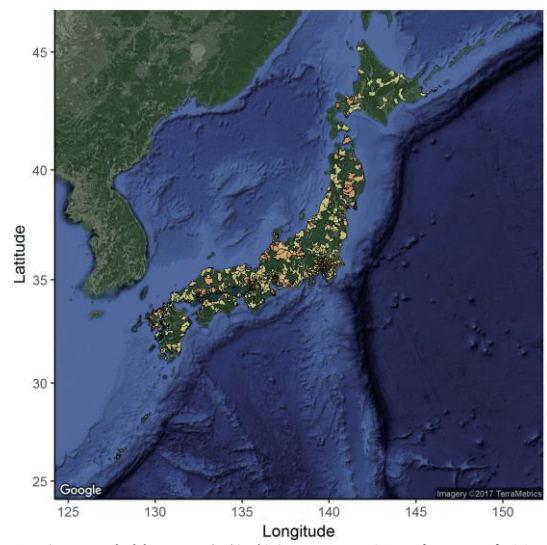
図表 16 高校での生物学好き、の観測度数の RR (出典:筆者作成)



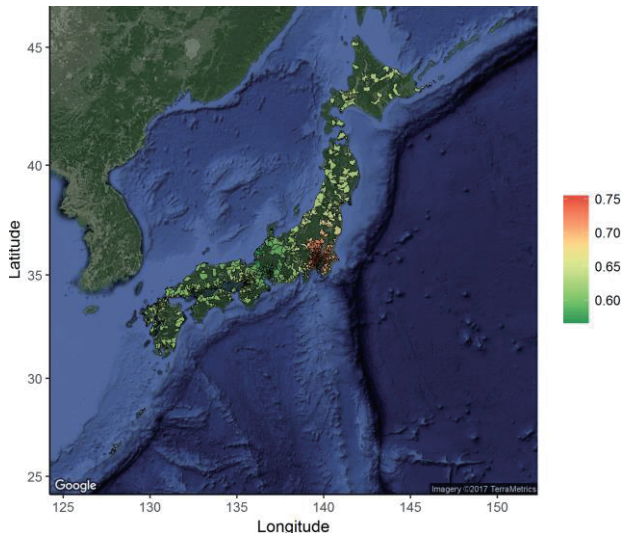
図表 19 高校での生物学好き、の観測度数の RR (出典:筆者作成)



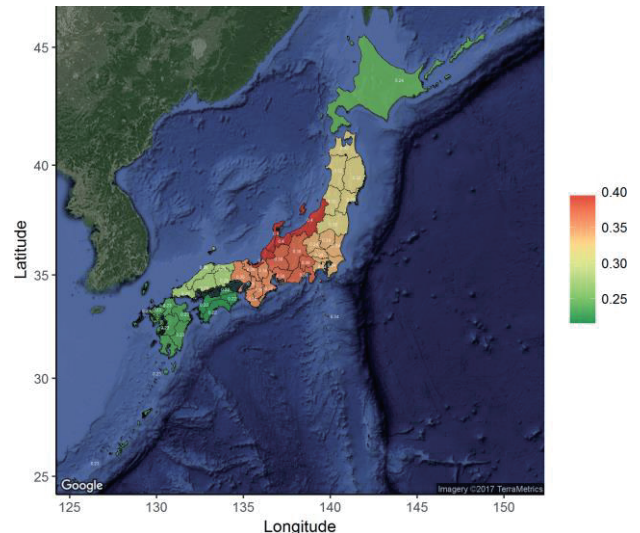
図表 17 高校での生物学好き、の空間自己共変量モデルの RR (出典:筆者作成)



図表 20 高校での生物学好き、の空間自己共変量モデルの RR (出典:筆者作成)



図表 21 高校での生物学好き、の地理的加重回帰モデルのRR (出典:筆者作成)



図表 22 原因:小中での理科好き→結果:科学技術関心度、の地域別の傾向スコア推定値(出典:筆者作成)

IV. 詳細分析

空間統計モデルの最適性とは、観測値の特性により変わるものであり、常にどのモデルが最適とはいえない。また、前章では説明変数なし、即ち、回答者の位置のみで最適モデルを探索した。これは共変量(説明変数)を用いると、この分野では、大抵の場合、説明変数の力が位置情報に勝つため、今回は空間依存性を調べるため敢えて割愛した。

今後の発展としては、1) 説明変数を用いた分析が考えられる。回答者を地域で分割して傾向スコア法を行うと、図表 22、図表 23 となる。

小中の理科好きが科学技術関心度を向上させる効果は、北陸や中部地方、近畿で高い一方、高校の理科好きが科学技術関心度を向上させる効果は九州や中国・四国地方、東北地方で高い。

これらの地域分割は理論上、都道府県別でも可能だが、標本数の都合でこれが限界である。

2) また、これらはインターネット調査の観測値から計算されており、世論調査等の使用による偏り等の除去や補正などが必要である。

V. 謝辞

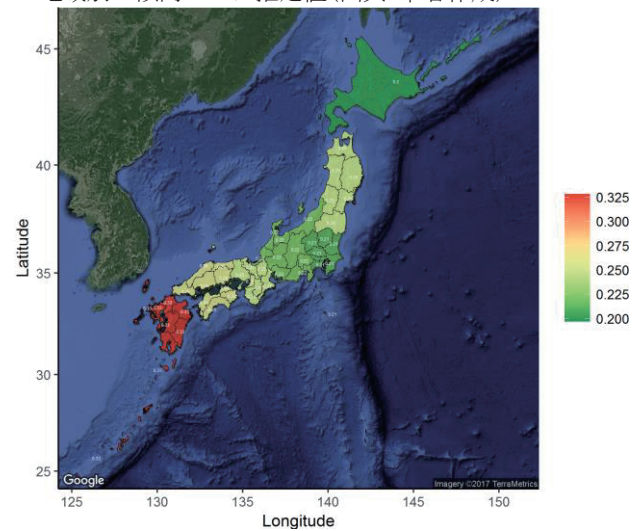
本発表のとりまとめには、様々な方々の御協力をいただいた。

講演者は本研究における統計学的解析計算に関して R システムに謝意を表す^[6]。特に、ESRI 社の shape file と観測データをリンクさせ、Google Map 上にイメージを与えたり、各種空間検定統計を実施する R パッケージ製作者等に謝意を表す^{[7][8][9][10][11]}。

なお、本研究における主張等の責任は専ら筆者が負い、他の方々には及ばないことを附記する。

VI. 参考文献

- [1] 細坪護挙, 加納圭, 岡村麻子 (2017), 科学技術に関する国民意識調査-児童生徒期の影響-, 調査資料 265, <http://hdl.handle.net/11035/3180>
- [2] 細坪護挙 (2015), 科学技術に関する国民意識調査-2014 年 2 月~2015 年 10 月 科学技術の関心と信頼-, 調査資料 244, 文部科学省科学技術・学術政策研究所, <http://hdl.handle.net/11035/3120>
- [3] 細坪護挙 (2016), ノーベル賞受賞に伴う科学技術に対する関心の変化分析, Discussion Paper No. 130, <http://hdl.handle.net/11035/3125>



図表 23 原因:高校での理科好き→結果:科学技術関心度、の地域別の傾向スコア推定値(出典:筆者作成)

- [4] 細坪護挙 (2016), 科学技術に関する国民意識調査-熊本地震-, Discussion Paper No. 138, <http://hdl.handle.net/11035/3144>
- [5] 細坪護挙, 加納圭, 岡村麻子 (2017), 科学技術に関する国民意識調査-国際・国内比較指標に関する検討-, 調査資料 256, <http://hdl.handle.net/11035/3158>
- [6] R Core Team (2017). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/>
- [7] David Kahle, Hadley Wickham (2016), R: ggmap Package, <https://github.com/dkadle/ggmap>
- [8] Roger Bivand, Micah Altman, Luc Anselin, Renato Assunção, Olaf Berke, et.al. (2017), R: spdep Package
- [9] Roger Bivand, Nicholas Lewin-Koh, Edzer Pebesma, Eric Archer, Adrian Baddeley, et.al. (2017), R: mapprotools Package
- [10] Virgilio Gómez-Rubio, Juan Ferrándiz-Ferragud, Antonio López-Quílez, Roger Bivand (2015), R: Dcluster Package
- [11] 谷村晋著, 金明哲編 (2011), 地理空間データ分析, 共立出版.