定性情報を事前情報とする
ベイズ推定に基づいた復興過程分析に関する研究
―ネパール・ゴルカ地震を対象にー

2019 年 3 月修了　国際協力学専攻
47-176800 大和 熙
指導教員：本田　利器　教授

キーワード：災害復興、ベイズ推定、小標本、混合研究、事前分布

１．研究背景

被災コミュニティの復興は学術的・実践的に見て重要なテーマである。特に、心理的な要因が復興プロセスの駆動に与える影響の重要性について、杉谷は 2015 年ネパール・ゴルカ地震で被災したコミュニティを対象に心理的要因を潜在変数とした SEM (構造方程式モデリング) を用いて示した。

しかし、杉谷の研究では、（１）インタビュー調査で得られたサンプル数が少なかったこと、（２）SEM の性質上、定量的データに重きがあり、定性的な議論が十分に活用されていなかったこと、といった課題が残った。これらの課題は同様の研究においても起こり得る重要な課題であると考える。

（１）サンプル数の不足

復興プロセスに対する統計的処理を用いた分析は有用であるが、途上国の農村などでは被災者におけるサンプルのサイズを大きくすることは困難である。

（２）定性データ活用の不足

。定性と定量の混合研究に関する手法は昨今精力的に進められている。しかし、その多くは現状、定性と定量はそれぞれ個別に分析をした上で、両者の側面から議論するというアプローチとなっている。また、統合分析のフレームワークは定められてきているものの、具体的な統合方法とその利用については限られている。

以上の点から、発展途上国における被災コミュニティの復興というテーマに対して、定性と定量の密な統合とサンプル数の不足に対処できるような方法論も望まれていると考える。

２．研究目的

本研究では、杉谷(2018)では限定的にしか用いられなかった定性情報を活用し、情報的な事前分布を定めたベイズ推定による分析を行い、サンプルサイズの少ない状況下でもより豊富な知見が得られる分析手法の定式化・検証を行うことを目的とする。

３．研究手法

2015 年ネパール・ゴルカ地震を対象にした杉谷(2018)と同一の調査地域を対象とした小谷(2018)のデータを用いて、対数線形モデルと呼ばれる統計分析手法をベースに最尤推定とベイズ推定による分析を行う。その際、定性情報からどのようにして事前分布を設定するかを明確化し、検証を行う。杉谷は構造方程式モデリングという統計手法を用いていたが、この手法は実際に観測できない潜在変数を取り扱うため、事前分布の設定が困難である。そのため、本研究ではまず潜在変数を取り扱わないモデルとして生存時間分析の対数線形モデルを用いて事前分布の比較と考察を行う。事前分布の設定の方法としては、各係数パラメータは正規分布に従うとし、事前情報による設定変更はその平均・分散に考慮されるものとした。平均には「説明変数が１大きくなる事で再建速度に何倍の遅れをもたらすか (影響倍率と呼ぶこととする)」を観点に設定し、分散には定性データにおける回答者全体の類似回答への偏りにから確信の度合いを４段階に定め、それに対応させた分散を設定するものとした。

４．結果

（１）混乱期（フェーズ１：一時避難先生活時）

混乱期の分析においては、最尤推定とベイズ推定におけ

る結果の解釈の違いを示した上で、定性情報による事前分布の変更が与える結果と解釈を比較する。

最尤推定では p 値 10%有意が認められなかった"土地に対する印象"が与える影響について、ベイズ推定による結果は表 1 の様になった。ここで、情報的事前分布は平均的に「あって良かった(x=1)」が「どちらとも言えない(x=0)」より 1.5 倍再建速度が早く、分散は「かなり確信を持っている」を意味する N(0.4,0.0625)の事を指す。

最尤法では、有意性は認められないものの、再建までの期間へ 2.27 倍の影響があるという解釈しかできない一方、無情報ベイズ推定では、より柔軟に 5%の確率で 2.2.倍から 2.37 倍の影響を持ち、平均的には 2.28 倍の影響を持つと解釈できる事がわかる。また、事前情報を与える事により、土地の印象は再建期間を縮める効果を与える事を示し、その事後標準偏差は無情報が 0.56、情報的事前分布が 0.23 となっており、精度も向上している事がわかる。

LAND	最尤法	無情報	情報的事前分布
μ(推定値・事後平均)	2.2723	2.2769	0.8209
μ - 2.5%点	—	2.1990	0.8098
μ +2.5%点	—	2.3709	0.8340

(表 1：土地に対する印象が 1 単位変化する事による期間への影響倍率)

(2)復旧期(フェーズ 2 ：仮設住居生活時)

復旧期では主に事前情報の設定の差による影響の違いを示す。

最尤法で 10%有意が認められなかった変数(食糧への印象、NGO 支援への印象)の内、NGO 支援への印象のベイズ推定による結果は表 2 の通りである。ここで、(a.) positive(「支援があった事で再建が早まった」)と (b.)negative(「支援があったからこそ再建が遅延した」)の分布は混乱期と同様の根拠から N(-0.7,0.25), N(0.7,0.25)とする。

(a.)と(b.)を比較すると、(a.)では ngo 変数のフェーズへの影響は無い事を意味し、(b.)は 2 倍ほどの影響を与える。これは、多変数固定下での復旧期データ平均値を基にすると、約 500 日程の再建期間の違いを意味する。本研究の使用定性情報では(a.),(b.)のいずれを事前分布とするかを断定する根拠が得られなかった。しかし、これらの設定に際しては正確に根拠を示し用いる必要性がわかる。

NGO	無情報	情報的(a.) positive	情報的 (b.) negative
μ (事後平均)	2.0789	1.0582	2.0524
μ - 2.5%点	2.0206	1.0339	2.0110
μ + 2.5%点	2.1447	1.0797	2.0990

(表 2：NGO 支援に対する印象が 1 単位変化する事による期間への影響倍率)

5．結論

小サンプルの分析において、定性情報から事前分布を設定したベイズ推定を行う事でサンプルサイズの不足により有意性を検証出来なかったパラメータに対する解釈の柔軟性と恣意的な事前分布の設定における結果への影響の危険性を実証的に提示できた。これにより、小サンプルの定量分析における定性情報の活用範囲を拡大する上で 1 つの実証例と課題を示せたものと考える。

6．主要参考文献

1) 杉谷遼 (2018)「復興過程における被災者の生活環境と復興行動の因果関係構造に関する検討–ネパール・ゴルカ地震からの復興を事例として–」

2) 久保拓弥(2012)「データ解析のための統計モデリング入門　一般化線形モデル・階層ベイズモデル・MCMC」、岩波出版

3) ジョン W.クレスウェル著、抱井尚子訳(2017)「早わかり混合研究法」、ナカニシヤ出版

4) McNeish, D.(2016)「On using Bayesian methods to address Small Sample Problems」

5) Robert E Kass, Larry WasserMan(2017)「The selection of Prior Distributions by Formal Rules」