2016年熊本地震による交通人身事故増加の分割時系列分析

熊本大学　　学生会員　○冨永凌太郎　正会員　円山琢也

1. はじめに

日本では近年，地震，洪水，集中豪雨などの大規模災害が頻発している．これに伴い道路の崩壊や建物の倒壊など，交通網に大きな被害を与えている．また，災害後のストレスが多い状況下での運転を余儀なくされたことから交通事故リスクの増加が懸念されている．実際に既報[1]では，2016年熊本地震後の物損事故の増加を検討した．しかし，熊本地震発生後の死傷者を伴う交通事故の変化を検討した研究は見当たらない．そこで，本研究は，2016 年熊本地震後の物損事故の変化を分析することをの目的とする．この結果は，災害後の交通安全対策の策定に役立てることが期待される．

2. データ

本研究は熊本市統計書に記載されている熊本市で発生した交通人身事故のデータを利用した．2011年 1 月から 2018 年 12 月までの月別事故件数のデータであり，熊本市内の 3 つの警察署（熊本中央警察署，熊本南警察署，熊本東警察署）の総数である．

3. 分析手法

地震が交通事故発生件数に与える影響は，地震の有無別の件数の違いで表すことができる．しかしながら，現実には地震が発生しなかった場合の状況を観測することは不可能である．そこで本研究では，このような場合に適用可能な分割時系列解析（ITS）を適用する．（図 1）この手法は，医学研究をはじめとする研究分野で頻繁に利用されている[2)-6)]．

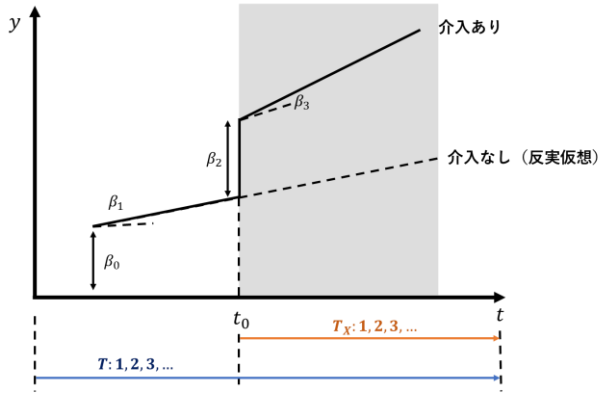

図 1　分割時系列分析（ITS）の概要

この分析手法はまず時系列に沿った観測点が安定していると仮定する．時間 t_0 において政策や災害などの介入によって観測値の傾き（トレンド）や切片（レベル）が変化すると想定する．具体的に式(1)を用いて表現する．

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 t + \beta_2 lev + \beta_3 T_X + \varepsilon_t \qquad (1)$$

ここで，y_tは観測値，t (= 1, 2, 3,…) は時間経過を表現する変数であり，T_Xは介入後からの時間経過を表現する変数である．また *lev* は介入前 0，介入後は 1 をとる変数，ε_tは誤差項を示している．

本研究は 3 種類のモデルを利用して，地震発生後の人身事故の影響を推測する．この 3 種類のモデルのうち AIC が最小のものを採用する．

1 番目のモデルは交通事故のようなまれな事象への適用例が多いポアソン分布を利用した，式(2)のポアソン回帰モデルである．

$$y_t \sim \mathrm{Pois}(\lambda_t)$$
$$\log \lambda_t = \beta_0 + \beta_1 t + \beta_2 crisis + \sum_{k=3}^{13} \beta_k monthf_{k-1} \quad (2)$$

ここで，*crisis* は地震発生前 0，発生後に 1 をとる変数であり，季節成分として月別ダミー変数 *monthf* を導入している．

ポアソン回帰モデルの課題として，平均と等しい分散を仮定していることがあり，データに過分散がある場合に，それを表現できない．この課題に対して，2 番目のモデルとして，式(3)の負の二項分布を用いた回帰モデルを利用する．

$$y_t \sim \mathrm{NegBi}(\lambda_t, \phi)$$
$$\log \lambda_t = \beta_0 + \beta_1 t + \beta_2 crisis + \sum_{k=3}^{13} \beta_k monthf_{k-1} \quad (3)$$

さらに，時系列分析の代表的なモデル手法として Box-Jenkins 法(ARIMA)が挙げられ，3 番目のモデルとして季節性・外生変数付き ARIMA モデル（SARIMAX）を用いて予測する．

地震の影響が残存する介入期間については各モデルに対して熊本地震が発生した 2016 年 4 月から 1 ヶ月ごとに期間を変化させて計算し，AIC が最小の期間として定める．

4. 結果

分割時系列分析(ITS)による結果を表 1 および表 2 に示す．各モデルの介入期間は SARIMAX が 2016 年 4 月から 2018 年 4 月，ほか 2 つが 2018 年 1 月であり，どのモデルも地震発生から約 2 年となった．

表 1　ポアソン・負の二項回帰モデルによる推定結果

	ポアソン回帰モデル			負の二項回帰モデル		
	推定値	標準誤差	P 値	推定値	標準誤差	P 値
β_0(Intercept)	5.95	0.0236	$2.0\times10^{-16***}$	5.96	0.0332	$2.0\times10^{-16***}$
β_1(t)	-0.01	0.0003	$2.0\times10^{-16***}$	-0.01	0.0004	$2.0\times10^{-16***}$
β_2(crisis)	0.16	0.0193	$3.5\times10^{-16***}$	0.16	0.0257	$2.9\times10^{-10***}$
ϕ		—		284.7	83.7	$7.1\times10^{-4***}$
介入期間		2016.4-2018.1			2016.4-2018.1	
AIC		929.5			902.6	

***p<0.001

表 2　SARIMAX による推定結果

	ARIMA(0,1,1)(2,0,0)errors		
	推定値	標準誤差	P 値
MA1	-0.89	0.0738	$1.7\times10^{-33***}$
SAR1	0.43	0.0963	$8.0\times10^{-6***}$
SAR2	0.26	0.1137	$2.2\times10^{-2*}$
Crisis	33.15	10.0663	$6.9\times10^{-3**}$
Drift	-2.51	0.9287	$9.9\times10^{-4***}$
介入期間		2016.4-2018.4	
AIC		942.1	

*p<0.05 ; **p<0.01 ; ***p<0.001

また AIC 最小モデルは負の二項回帰モデルであり本研究ではこれを採用する．推定時間パラメータ(β_1)は負の値を示していることから，2011 年から 2018 年にかけて全体的に減少傾向にあることがわかる．これは，交通安全対策と車両安全対策の長期的な効果によるものと思われる．また，震災の影響を定量化するために設定したダミー変数(β_3)は，統計的に有意な増加を示している．また SARIMAX の AIC がほかに比べて高くなっている．これは過去値を利用する ARIMA モデルの予測のみでは不十分であることを示唆する．

図 3 に，ITS の結果と実際のデータを合わせてしめす．灰色の部分は影響を受けた期間（2016 年 4 月～2018 年 1 月）を示しており，勾配や切片の変化が把握できている．また，反実仮想との比較よりこの期間において人身事故件数は 758 件増加し，約 1.16 倍（95%信頼区間：1.11，1.21）であり，熊本地震発生による人身事故への影響を定量的に示すことができた．

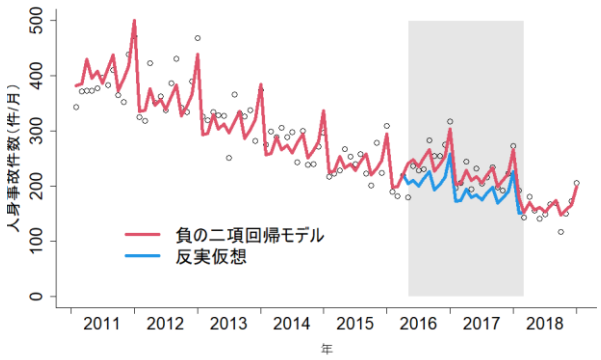

図 2　熊本市人身事故の負の二項回帰モデルと予測図

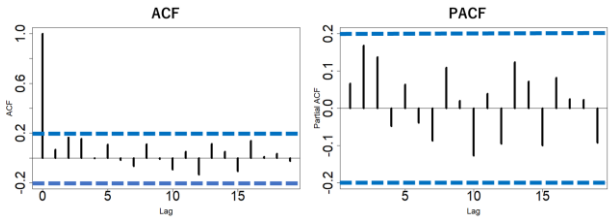

図 3　残差の自己相関・偏自己相関

最後に残差の自己相関検定結果を**図 3** に示す．Ljung-Box 検定より残差に自己相関がないことを確認した．

5.　おわりに

本研究では，ITS 手法を用いた時系列分析を利用して，熊本地震発生による交通人身事故の増加を定量的に提示した．今後の展望として，熊本市だけではなく熊本県に対象地域を拡大することなどが挙げられる．また，海外でも地震後に交通事故が増加した事例が報告されており [7]，それらとの詳細な比較も今後行いたい．

参考文献

1) Maruyama, T. and Taguchi, K.:Traffic accident increase following the 2016 Kumamoto earthquake, Japan: An interrupted time series analysis of accidents resulting in property damage,presented at 34th Annual Meeting of ARSC, 2020.
2) Bernal, J. L., Cummins, S., and Gasparrini, A.: Interrupted time series regression for the evaluation of public health interventions: a tutorial, *International Journal of Epidemiology*, Vol. 46 (1), pp. 334-335, 2017.
3) 松下　哲明: 熊本地震における復興支援策「ふっこう割」が観光客の回復過程に及ぼした影響，土木学会論文集 D3（土木計画学）, Vol.75, No.1, pp. 1-10,2019.
4) Calderon-Anyosa, R.J.C. and Kaufman, J. S.: Impact of COVID-19 lockdown policy on homicide, suicide, and motor vehicle deaths in Peru, *Preventive Medicine*, Vol. 143, 106331, 2021.
5) Oguzoglu, U.: COVID-19 lockdowns and decline in traffic related deaths and injuries, *IZA Discussion Paper, No. 13278*, 2020.
6) Wagner, A. K., Soumerai, S. B., Zhang, F., and Ross-Degnan, D.: Segmented regression analysis of interrupted timeseries studies in medication use research, *Journal of Clinical Pharmacy and Therapeutics*,Vol. 27, pp. 299-309, 2002.
7) Casey, J. A., Elser, H., Goldman-Mellor, S., and Catalano, R.:. Increased motor vehicle crashes following induced earthquakes in Oklahoma, USA. *Science of the Total Environment*, Vol. 650, pp. 2974–2979, 2019.