道路の区間所用時間データを用いた区間内走行特性の導出可能性

Possibility of travel characteristics of travel time using MCMC method

佐々木邦明**・土屋香織***

By *Kuniaki* SASAKI**・*Kaori* TSUCHIYA***

１．はじめに

道路上の区間所要時間には，その区間をある車両が走行した際の様々な情報が含まれた結果として観測される．例えば，区間内での走行速度の変化やそれに要因となる区間上の交通密度などである．また，それが高速道路の場合には，その他にも休憩施設の利用などが含まれることになる．このような区間走行時間データから，ドライバーの道路上での行動を解析可能であれば，簡易な観測でより多くの事象の分析が行える．本稿はある道路区間を想定してその所要時間データを設定し，その走行特性の一つである走行時間の分布のばらつきを異なる走行時間分布として推定することの可能性を検証する．

２．分析方法

まず，所要時間データをある分布として捉えるのであるが，筆者らの先行研究[1)]と同様にその分布にワイブル分布を仮定する．ワイブル分布を仮定する理由は，非負の所要時間分布を再現することが必要であること，ある程度の距離を想定した区間の場合には，所要時間は時間とともにその退出確率が高まると想定されることから，加速故障型のワイブル分布が適していると想定されること等が主な理由である．

一般的なワイブル分布は下記のように示される．

$$h(t) = \frac{p}{\theta^p}(t)^{p-1} \qquad （1）$$

$$f(t) = \frac{p}{\theta^p}(t)^{p-1}\exp\left[-\frac{t^p}{\theta^p}\right] \qquad （2）$$

ただし，p，θはそれぞれ形状パラメータおよびスケールパラメータである．また t は区間所要時間を示す．

このとき推定される p の値によってワイブル分布の性質は異なり，P>0 の場合には，加速退出モデルであり，P=0 の場合には時間に依存しない故障退出モデルであり，P<0 の場合には，時間とともに退出率が減少する分布になる．

多様な特性を持つ道路利用者の走行時間分布を一つで想定することは制約が厳しいと考えられる．例えば，先行研究で示したような休憩施設への立ち寄りなどの行動などである．これらの要因によって区間所要時間の分布が変化することを表現するために，所要時間分布のスケールが変動すると仮定する．一般的には個人属性等によってスケールパラメータが変動すると仮定することになるが，実際にそのようなデータを区間所要時間データに追加して取得することは困難であり，純粋に走行時間のみから分析を行うことを想定し，スケールパラメータ θがランダムに個人ごとに変化すると仮定する．その方法として，（３）式に示すようにスケールパラメータを 2 つ仮定し，それぞれに帰属する確率との積から，個人ごとの変動を設定する．

$$\theta^p = \exp[\beta_1 P_s + \beta_2(1-P_s)] \qquad （３）$$

ただし，Ps は個人がスケールパラメータ β_1 に帰属する確率である．また Ps の確率分布にはロジスティック分布を適用する．

$$P_{si} = \frac{1}{1+\exp(-\alpha x_i)} \qquad （４）$$

x は個人ごとに与えられる値であるが，個人の特性は不明と想定し，x はランダムに与えることとする．また αは x の影響を示す未知パラメータである．またサフィックス i は個人を表している．

このとき，分離計測可能性を検証するために各未知パラメータを求めることになるが，本稿では一般的に用いられる最尤推定ではなく，マルコフ連鎖モンテカルロ法（MCMC 法）を用いて推定を行う．MCMC 法は現在では一般的になった推定方法であり，パラメータの事後確率を適切な事前分布と尤度関数に基づいて推定するものである．各パラメータに事前分布として βには正規分布，αに指数分布を仮定した．また p にも同じく指数分布を

---

*キーワーズ：MCMC法，区間所要時間

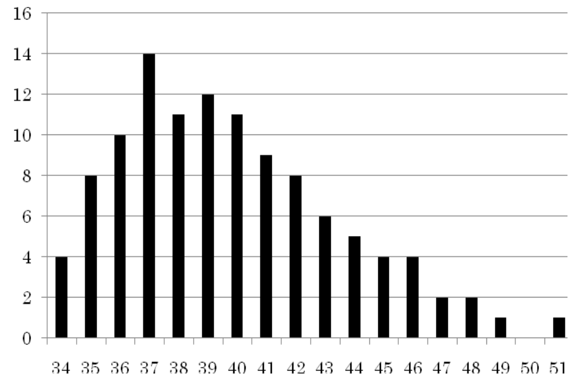
**正員，博士(工学)，山梨大学大学院医学工学総合研究部（山梨県甲府市武田4-3-11，TEL055-220-8671）

***学生員，山梨大学大学院医学工学総合教育部自然機能開発専攻（山梨県甲府市武田4-3-11）

仮定した．また x には正規分布を仮定して，個人ごとにランダムに帰属確率を割り当てることとした．事前分布の選択は，その特性に依存するが，今回はワイブル分布の共役分布となるものおよび，個人間の変動は正規分布と設定した．

３．事例研究

事例研究として，ある道路区間を想定して，その所要時間を，ワイブル分布および２つのワイブル分布の和によって生成した所要時間データを 112 個生成して分析を行った．仮想データの分布状況を図－１に，各種統計量を表－1 に示す．図－１の縦軸は頻度であり，横軸は走行時間を想定している．



図－１　仮想データの走行時間分布

平均時間	39.8
最頻値	37
標準偏差	3.7
分散	13.8

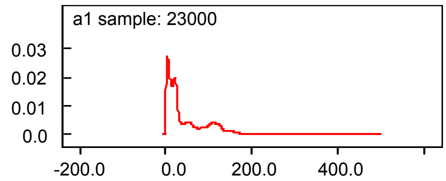
表－１　仮想データの基本統計量

このデータを用いて，提案した式に従って，MCMC 法を用いてパラメータを推定した結果を示す．計算には WINBugs を用いて，ソフトウェアによって初期値を生成した．23000 回のサンプリングを行い，最初の 4000 回をバーンイン期間として破棄し，19000 サンプルから得られたパラメータの推定値を表－２に示す．

パラメータ	標準偏差	中央値	96% 区間
α	51.55	22.93	[0.8439, 173.4]
β_1	9.328	-72.17	[-85.84, -48.14]
β_2	9.568	-8.406	[-26.36, 11.06]
p	0.8342	10.43	[8.953, 12.07]

表－２　パラメータの推定結果

表－２の結果を見ると，ロジスティック分布の α のばらつきが非常に大きくなっていることがわかる．この密度を図で示した物が図－２である．この図を見ると，α は正の非常に小さな所にほとんどの確率密度が存在する一方，非常に大きな値の範囲まで分布している．またその形状は単峰形であることもわかる．非常に大きな値を取る状態は，どちらか一方のスケールパラメータが無効になることを意味しており，一つの分布として捉える方が望ましいことを示している．



図－２　パラメータ α の事後確率密度分布

続いて，他のパラメータについて検証する．β_1 および β_2 はその中央値が大きく異なる値を示しており，95%の範囲では重ならない分布となった．また，p の値は正の値になっている．これは加速故障型を意味しており，道路の所要時間をワイブル分布で仮定した場合には，加速故障型が適しているという，当初の仮説を裏付ける結果となった．また，比較対象として β を一つとして仮定したモデルの推定結果を表－３に示す．

パラメータ	標準偏差	中央値	95%区間
β	2.135	-38.26	[-43.58, -34.53]
p	0.5654	10.27	[9.274, 11.67]

表－３　同条件で β を一つとしたモデルの推定結果

表-２と比較して，p の推定結果はほとんど変化が無く，β の値は β_1 と β_2 中間に位置していることがわかる．

４．まとめ

本研究では，MCMC 法を用いて，仮想の道路所要時間に対して，複合的なワイブル分布を仮定して，そのパラメータを MCMC 法を用いて推定することで，複合した所要時間分布の分離計測可能性を検証した．その結果，分離計測の可能性を示すことができたが，個人間で異なる所要時間分布への帰属がランダムに設定されているため，正確な再現は困難であった．より一層のモデルスペシフィケーションの改良を通じて，分離計測可能性について検討を行う必要がある．

参考文献

1）土屋香織，佐々木邦明：高速道路の所要時間データに基づく SA/PA への立ち寄り率および立ち寄り時間のモデル分析，土木計画学研究，No.38，CD-ROM，2008.