

ボラティリティに着目した高速道路の 区間所要時間変動の時系列分析

鈴木 康平¹・佐々木 邦明²

¹学生員 山梨大学大学院 医学工学総合教育部 (〒400-0021 山梨県甲府市武田4-3-11)

E-mail:g15mh010@yamanashi.ac.jp

²正会員 山梨大学大学院総合研究部 (〒400-8511 山梨県甲府市武田4-3-11)

E-mail:sasaki@yamanashi.ac.jp

交通に関して様々な自動観測のデータが得られるようになり、道路の様々な状況の時間的な変動を観測することができるようになった。本研究では混雑がたびたび発生する高速道路の区間所要時間に着目し、平均区間所要時間の変動を時系列モデルで表現し、道路の所要時間特性を明らかにする。時系列モデルとして区間所要時間の時系列的変動を自己回帰と移動平均を考慮したARIMAモデルで表現し、その残差の変動にGARCHモデルを当てはめ、そこから得られるボラティリティを用いて高速道路の所要時間の変動特性の時系列的な変動を明らかにする。

Key Words : *travel time reliability, time series analysis, volatility*

1. はじめに

過去においては、道路整備の評価や目的は、交通量をいかに混雑を発生させずに処理を行うかという量の提供が中心であったが、2000年代に入り、道路の提供するサービスの質の重要性が注目され、道路交通の質の評価が様々になされるようになった。道路の提供するサービスの質の評価手法の一つとして、所要時間の信頼性についての研究が数多くなされるようになってきた¹⁾。特に高速道路は、いかに早く目的地に到達できるかを表す速達性の向上だけでなく、いかに確実に一定の時間で到達できるかを表す所要時間の信頼性の向上や交通事故のリスクを低減する安全性の向上などが、提供するサービスの重要な特性として挙げられている。そこで、本研究では高速道路に着目し、その信頼性について検討を行うものである。

高速道路の信頼性の分析は、これまで数多くなされてきた。例えば、河北ら²⁾による研究では車両の感知器データを用いて、高速道路の状態を推定し、所要時間の信頼性の分析を行っている。また、太田ら³⁾は、ETCデータと感知器データを用いて速達性及び信頼性について、交通需要とサービスレベルの変化から検討を行っている。特に信頼性の研究が盛んになった背景として、データの整備があげられる。信頼性を分析するためには、時間的

な変動の分析が必要であるが、2000年代に入り、感知器データだけでなく、プローブカーやETCなどの様々なICTに基づく継続的な観測データが利用可能になったことから、時間な変動特性についての研究が可能になったことがあげられる。これまでの研究はこのような時系列の変動に対して、ある特定の分布を想定したうえで、期間での集計結果を統計的に分析することがなされていた⁴⁾。その代表例として、FMWAが示す、バッファertimeやプランニングタイムインデックスなどである。

本研究では、長期的な区間の平均旅行時間データを対象とするが、基礎的な集計を行ったうえで、このデータの集計的な分布の特性だけでなく、時系列のデータとみなして分析を行う。ある特定の現象を、一般に時間の順序にそって等間隔で測定・観測したデータを時系列データといい、その分析は、気象など様々な自然現象に対して古くからなされている。特にICTの普及に伴い、ビッグデータなど、時間的に継続的に観測されるデータが注目され、その時系列的な特性の分析として盛んにおこなわれている。このように時系列データの変動を統計的に分析し、その特徴を捉え現象の解明と将来の変動を予測、制御しようとするのが時系列分析の主な目的である。高速道路のIC間の所要時間は、ETC等の利用記録から、区間によっては全数に近いデータが測定され、ビッグデータの特性を持っている。そこで、本研究は高速道路の所

要時間を対象に、時系列分析を適用することの有用性を示し、特に高速道路の時間信頼性が、時間的にどう変化したのかを明らかにすることを目的とする。

2. 分析対象データ

本研究で用いたデータは、中央自動車道富士吉田線の河口湖ICから八王子TB間（上り）の30分ごとの平均所要時間である。この区間延長は68kmであり、おおむね山岳地域を通過するため、特に東京都と神奈川県境の小仏トンネルを中心として休日の渋滞が激しいことが知られている。データを用いた期間はH21年4月からH26年9月30日まで（H24年2,3月はデータなし）である。また、該当時間帯の走行記録が無い時間帯は欠損値とし、前後2つ（計4つ）のデータの平均を内挿して用いた。表-1に年度ごとの平均所要時間の基礎統計量を、図-1に各年度の所要時間の分布を示す。図-1は縦軸が度数、横軸が所要時間を分単位で表している。表-1に示すように、平均値はおおむね60分程度で、標準偏差は20分程度であるが、最大値は3時間を超えるような状況になっており、混雑の発生した際には、非常に時間のかかる区間であることがわかる。以下次章からはこのデータを時系列モデルによって分析していく。

表-1 基礎統計量

	H21	H22	H23	H24	H25	H26
最大値(分)	202	232	224	233	224	219
最小値(分)	34	32	34	33	32	33
平均値(分)	59	60	60	59	59	63
標準偏差	17.21	18.73	20.14	19.04	18.11	23.81
データ数	17520	17520	14688	17520	17520	8784

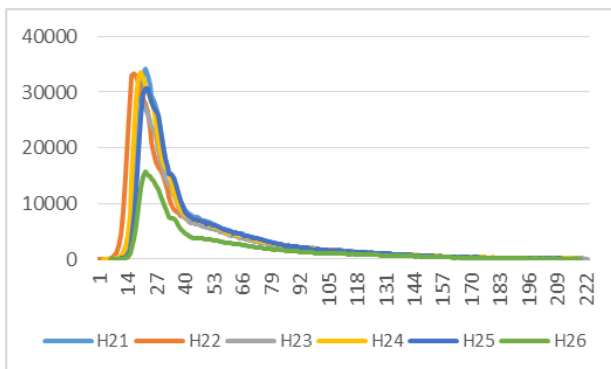


図-1 所要時間の分布図

3. 所要時間の分析

(1) 時系列データと分析モデル

時系列データには平均や分散などの統計的性質が時点に依らず一定である定常時系列と、時間の経過と共にこれらの性質が変化する非定常時系列がある。定常時系列データの分析にはAR（自己回帰）モデル、MA（移動平均）モデル、ARMA（自己回帰移動平均）モデルが用いられる。一方、非定常時系列データは、そのモデル化が困難であるが、階差等を取ることで時系列データを定常化することが可能な場合には、定常化を行ったうえで先に述べたARやMAを適用するARIMA（自己回帰和分移動平均）モデルや、季節階差を取った場合に定常化されるデータに対しては、SARIMA（季節自己回帰和分移動平均）モデルなどが用いられる。また、変動の分散については一般的に定常を仮定するが、その時間的な変動がモデルで記述できる場合には、ARCH（分散自己回帰）モデルやGARCH（一般化分散自己回帰）モデルなどを適用可能である。ここでは、本研究で用いたARIMAモデルとGARCHモデルについて説明する^{5) 6)}。

a) ARIMA（自己回帰和分移動平均）モデル

非定常な時系列データに対して、d回差分を取ることによって定常過程とすることができる確率過程をd次の和分過程と言い、d回差分を取ったものがARMA(p,q)過程となるものをARIMA(p,d,q)過程と言う。

ARMA(p,q)過程とはp次の自己回帰過程において、 Z_t がq次の移動平均過程であるとき X_t を(1)式で表現する。

$$X_t = \sum_{i=1}^p \phi_i X_{t-i} + Z_t + \sum_{i=1}^q \theta_i Z_{t-i}, \{Z_t\} \sim WN(0, \sigma^2) \quad (1)$$

ϕ_i : i 時点前の X_t パラメータ

θ_i : i 時点前の誤差パラメータ

$WN(0, \sigma^2)$: 平均0, 分散が一定のホワイトノイズ

このようにARIMAモデルは、平均や分散などが時間の経過と共に変化する非定常時系列に対して、階差を取ることで定常（変数の平均、分散の特性が時間に対して変動しない）化し、それをある時点の値を過去の値と過去の残差で表現するモデルである。

b) GARCH（一般化分散自己回帰）モデル

GARCHモデルは時間経過により、変数の統計的性質（平均や分散）が変化する系列を説明するモデルである。特に時系列のランダム項に着目し、その変動を時系列的にモデル化する。具体的には以下の(2)式から(4)式で表される。また、式(5)をボラティリティと言い、残差の分散を時系列で表現するため、残差の時間的な変動を評価することができる。

$$y_t = \mu + \varepsilon_t \quad (2)$$

$$\varepsilon_t = \sigma_t v_t \tag{3}$$

$$v_t \sim N(0,1) \tag{4}$$

$$E(\varepsilon_t^2) = \sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \tag{5}$$

v_t : 標準化残差, ε_t : 誤差項, σ_t^2 : ボラティリティ

μ, ω : 定数項, α_i, β_j : パラメータ

(2) ARIMAモデルによる分析

ARIMAモデルの自己回帰と移動平均の各次数は様々なものを試したうえで、AICを最小にするものに決定した。AIC最小モデルの年度ごとのパラメータ推定結果を表-2に示す。推定値については ϕ_n がn時点前の平均所要時間のパラメータで、 θ_n がn時点前の移動平均(誤差項)のパラメータを表している。また、各モデルの残差の最大誤差や平均誤差、モデルの決定係数を表-3にそれぞれ示す。H21年度からH25年度はARIMA(3,1,2)モデルが推定され、H26年度だけはARIMA(2,1,2)モデルが推定された。ARIMA(3,1,2)モデルとは、ある時点の所要時間は、1時点前との階差を取ることで定常化され、その定常化されたデータは、3時点前までの自己回帰と2時点前の移動平均の回帰で説明されることを表している。H26年度のみ半年ほどのデータであることや、パラメータの符号やその値より、所要時間の年度内の時系列の基本的な変動の構造はH21年度からH25年度までほとんど変わっていないことがわかる。特にH23年度末に圏央道の高尾山インターが開業しているが、その影響は河口湖までの所要時間の変動構造にはそれほど影響していないと考えられる。また表-3の決定係数から、各年度とも所要時間のデータの変動を7-8割程度再現できていると言える。

(3) GARCHモデルによる分析

ARCHモデルは、時間経過での予測不可能な変動を、定常的な攪乱項と非負の値(ボラティリティ)の積として説明するモデルである。

$$y_t = \mu + \varepsilon_t \tag{6}$$

$$\varepsilon_t = \sigma_t v_t \tag{7}$$

$$v_t \sim N(0,1) \tag{8}$$

$$E(\varepsilon_t^2) = \sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 \tag{9}$$

v_t : 標準化残差, ε_t : 誤差項, σ_t^2 : ボラティリティ

μ, ω : 定数項, α_i : パラメータ

表-2 ARIMAモデルの推定結果

H21			H22		
arima(3,1,2)	推定値	標準誤差	arima(3,1,2)	推定値	標準誤差
ϕ_1	0.679	0.080	ϕ_1	0.685	0.051
ϕ_2	-0.130	0.031	ϕ_2	-0.169	0.025
ϕ_3	-0.081	0.022	ϕ_3	-0.078	0.018
θ_1	-1.090	0.079	θ_1	-1.112	0.050
θ_2	0.478	0.055	θ_2	0.523	0.037
残差の分散		82.84	残差の分散		94.41
最大対数尤度		-63549	最大対数尤度		-64694
AIC		127110	AIC		129400
H23			H24		
arima(3,1,2)	推定値	標準誤差	arima(3,1,2)	推定値	標準誤差
ϕ_1	0.526	0.075	ϕ_1	0.477	0.089
ϕ_2	-0.124	0.039	ϕ_2	-0.137	0.045
ϕ_3	-0.042	0.023	ϕ_3	-0.038	0.022
θ_1	-0.893	0.074	θ_1	-0.847	0.088
θ_2	0.410	0.054	θ_2	0.369	0.058
残差の分散		93.37	残差の分散		92.17
最大対数尤度		-54155	最大対数尤度		-64483
AIC		108321	AIC		128978
H25			H26		
arima(3,1,2)	推定値	標準誤差	arima(2,1,2)	推定値	標準誤差
ϕ_1	0.535	0.068	ϕ_1	0.678	0.041
ϕ_2	-0.151	0.035	ϕ_2	-0.189	0.028
ϕ_3	-0.041	0.021	θ_1	-0.994	0.039
θ_1	-0.909	0.068	θ_2	0.471	0.024
θ_2	0.429	0.052			
残差の分散		79.76	残差の分散		102.6
最大対数尤度		-63217	最大対数尤度		-32797
AIC		126446	AIC		65605

表-3 ARIMAモデルの残差と決定係数

H21		H22	
最大誤差	114.05	最大誤差	177.79
平均誤差	9.10	平均誤差	9.72
誤差の標準偏差	9.10	誤差の標準偏差	9.72
決定係数	0.7201	決定係数	0.7309
H23		H24	
最大誤差	164.92	最大誤差	165.83
平均誤差	9.66	平均誤差	9.60
誤差の標準偏差	9.66	誤差の標準偏差	9.60
決定係数	0.7697	決定係数	0.7457
H25		H26	
最大誤差	112.63	最大誤差	106.99
平均誤差	8.93	平均誤差	10.13
誤差の標準偏差	8.93	誤差の標準偏差	10.13
決定係数	0.7567	決定係数	0.8190

ARCHモデルをより一般化したものがGARCHモデルであり、ボラティリティは、ボラティリティ自身の自己回帰および攪乱項によって決定されるとしたものである。金融等のデータでは、時系列の変動が大きな時期や小さな時期は一定期間持続することが知られており、ボラテ

イリティの性質が時間的な依存性を仮定することができることから、GARCHモデルが用いられる例が多い。交通状況についても、時間的な変動は、ランダムに渋滞が発生するわけではなく、ある程度混雑等が前の時間帯の性質に依存すると考えられる。よって、このGARCHモデルを用いて平均所要時間の変動構造の標準偏差をこのモデルで分析することに一定の価値があると考えられる。前節までに行ったARIMAモデルの残差に対して、標準的なGARCH(1,1)モデルを当てはめる。GARCH(1,1)モデルは、ある時点のボラティリティは1時点前のボラティリティの2乗と1時点前のボラティリティで説明されるということを表している。得られた推定値と計算結果を表4に示す。ボラティリティは残差の分散を時系列で表現するため、誤差分散の変動を評価することができる。推定値については、 μ 、 ω が定数項を、 α_1 は1時点前の残差の2乗のパラメータ、 β_1 は1時点前のボラティリティのパラメータをそれぞれ表している。

表4 GARCHモデルの推定結果

H21			H22		
garch(1,1)	推定値	標準誤差	garch(1,1)	推定値	標準誤差
μ	0.002	0.048	μ	0.007	0.050
ω	7.354	0.339	ω	8.307	0.399
α_1	0.366	0.012	α_1	0.383	0.012
β_1	0.607	0.008	β_1	0.594	0.009
最大対数尤度		-61067	最大対数尤度		-61935

H23			H24		
garch(1,1)	推定値	標準誤差	garch(1,1)	推定値	標準誤差
μ	0.015	0.059	μ	0.011	0.047
ω	10.488	0.444	ω	7.604	0.345
α_1	0.331	0.011	α_1	0.389	0.011
β_1	0.609	0.009	β_1	0.599	0.008
最大対数尤度		-52150	最大対数尤度		-61079

H25			H26		
garch(1,1)	推定値	標準誤差	garch(1,1)	推定値	標準誤差
μ	0.004	0.044	μ	0.020	0.070
ω	5.726	0.316	ω	8.591	0.585
α_1	0.412	0.012	α_1	0.440	0.019
β_1	0.601	0.008	β_1	0.550	0.014
最大対数尤度		-60283	最大対数尤度		-31049

以下の図-2に分析した期間内におけるボラティリティの変動を示す。図-2の縦軸の単位はボラティリティを表すため分²、横軸は30分を1としている。また各年度ごとの境に分割線を引いている。

表-5のボラティリティの推移の統計量から、H21年度が最もボラティリティの最大値や分散小さく所要時間の信頼性が高いと言え、H24年度が最も分散が大きく所要時間の信頼性が低いと考えられる。図-2のボラティリティの推移をみると、H24はボラティリティの最大値付近になる変動が複数回観測されている。特に年度後半に大きなボラティリティが観測された。一方H21年度はボラ

ティリティの最大値が小さいだけでなく、コンスタントにボラティリティが低い状態となっている。これらのボラティリティの拡大は所要時間が、予測不可能な要因が30分ごとに大きく変動していることを意味しており、所要時間の変動の安定性という意味において、信頼性の低下が起きていると考えられる。

表-5 ボラティリティの推移

	H21	H22	H23	H24	H25	H26
最大(分 ²)	5043.4	12228.8	9040.1	13647.5	5499.1	6725.2
最小(分 ²)	18.70	20.44	26.81	18.94	14.35	19.10
平均(分 ²)	95.81	109.35	105.78	108.22	96.64	119.39
分散	23851	60713	48268	113151	33311	65646

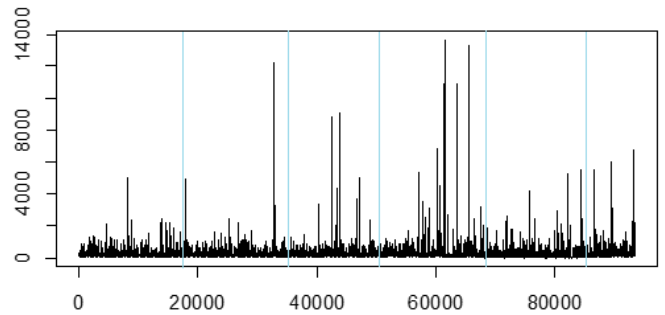


図-2 ボラティリティの変動 (H21 - H26年度)

4. おわりに

本研究は、H21年4月からH26年9月30日まで（H24年2,3月はデータなし）の期間における河口湖ICから八王子TB間（上り）の30分ごとの平均所要時間を時系列データとみなし、時系列モデルによる分析を行った。特に1階の階差を取ったデータによるARIMAモデルがAIC最小となり、30分前の平均所要時間の階差を取ることで、定常化可能であり、そのAR、MAの時数はいずれも3、2となり、所要時間の基本的な変動構造は変化が無いことを示した。また、残差にGARCHモデルを適用することで、ボラティリティを推計し、ボラティリティの変動を時系列に従って確認し、モデル構造に変化はなかったが、ボラティリティについては年度ごとに違いがみられた。ただし、年度ごとに集計したために年度ごとの違いがあったが、ボラティリティの変動を見ると、基本的なボラティリティはほぼ一定であるが、ある特定の時期においてのみボラティリティが大きく拡大していた。H24年度は特にこれが大きく、H23年度末に開業した高尾山IC圏中央道の接続効果の可能性も指摘できる。具体的なボラティリティ拡大の時期についてのデータを細かく見ることで、特定の時期にボラティリティが拡大していた理由を推測することが望ましい。

今後の課題としては、今回は比較的長距離な一区間の所要時間を用いたが、この区間は特に混雑が一定の場所で起きているため、複数のIC区間を同時にモデル化することで、特定の区間でのボラティリティの他の区間のボラティリティに与えている影響などを分析できると考えられる。

謝辞：NEXCO3社および高速道路総合技術研究所には、貴重なデータと共に有意義なコメントを頂いた。この場を借りてお礼の言葉を申し上げたい。またこの研究は科学研究費補助金(課題番号25289160および25289161)の支援を受けています。

参考文献

- 1) 中山昌一郎, 朝倉康夫編著, 道路交通の信頼性評価, コロナ社, 2014.
- 2) 川北司郎, 北澤俊彦, 飛ヶ谷明人, 田名部淳, 朝倉康夫, 阪神高速道路における所要時間の信頼性に関する研究., 土木計画学研究・講演集, Vol.35, 2007.
- 3) 太田修平, 山崎浩気, 宇野伸宏, 塩見康博, ETC データを用いた所要時間信頼性に基づく新規高速道路供用効果分析, 土木計画学研究・講演集, Vol.39, 2009.
- 4) 中山晶一郎: ネットワークレベルでの道路交通の信頼性研究の諸相・展望とその便益評価の一考察, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol.67, pp.147-166, 2011.
- 5) 青木義充, 横内大介: 時系列データ分析, 技術評論者, 2014.
- 6) 田中孝文: R による時系列分析入門, シーエーピー出版, 2013.
- 7) 今村悠太, 中山晶一郎, 高山純一: 旅行時間のパーセンタイル値に基づく交通均衡配分モデルを用いた信頼性評価法とその金沢市道路ネットワークへの適用, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol.67, I_625-I_634, 2011.

(2015. 7. 31 受付)

The Evaluation of Travel Time Reliability Focusing on Volatility of Time Series Model

Kohei Suzuki, Kuniaki Sasaki