高速道路点検履歴にもとづいた時系列モデルによるのり面の健全度評価

秋田大学 学生会員 ○鈴木 拓実 正会員 荻野 俊寛 東日本高速道路(株) 非会員 岡本 拓 非会員 荒川 大悟

1. 背景

近年,降雨の量や強度の変化によってのり面崩壊の頻度が増加している.のり面崩壊の発生には各のり面 が潜在的に有している崩壊に対する健全度と崩壊を誘発する降雨の二つの要因が関係していると考えられる. 本報告は、高速道路のり面の点検履歴<sup>1)</sup>がのり面健全度の指標になり得るとの考えから、状態空間モデルを 用いて時系列モデルを構築し、代表的なのり面に対し実際の点検データをあてはめた結果を報告する. 2. 用いたデータの概要

NEXCO 東日本秋田管理事務所では秋田自動車道と日本海東北自動車のそれぞれ一部を管理している.本 研究で対象としたデータはその路線内において点検された履歴のある盛土のり面および切土のり面であり, のり面の点検はその頻度,精度によって異なる4つの点検から成り立っている.

点検データは、点検日時やのり面位置情報以外の大部分は非数値データからなる、また、項目のうち、特 にのり面の変状部位や損傷度といった、のり面の健全性を表す項目はいずれもカテゴリカルデータである. このようなデータを各路線の時系列データとして比較するためにはカテゴリーごとにそのデータ数をカウン トする必要があるが、例えば、変状の種類においてユニークなデータをカウントすると、カテゴリー数は 1000以上となってしまう. そこで、点検項目のうち変状の種類のみに着目し、それらを4種類に再分類することでデータの整理を行った. ここで、本研究で状態空間モデルを適用した単一のり面について、横軸に時 間、縦軸に年度ごとの点検頻度をとったものを図-1に示す. 状態空間モデル 3.

状態空間モデルは時系列モデルの一つであり、図-2 に示すように、対象を観測不可能な状態の過程を表す 状態モデルと状態から観測値が得られる過程を表す観 測モデルに分離してモデル化するものである. 図中の t は時間, *u* は真の状態, *Y* は観測値を表している。状態 モデルと観測モデルの最も単純な例の一つは、図-2 中 の記号を用いて、それぞれ以下の式(1)、式(2)によって 表現できる.

 $\mu[t] = \mu[t-1] + \varepsilon_{\mu}[t-1]$  $\varepsilon_{\mu}[t] \sim N(0, \sigma_{\mu})$ (1) $Y[t] = \mu[t] + \varepsilon_Y[t]$  $\varepsilon_Y[t] \sim N(0, \sigma_Y)$ 

(2)ここで, ε<sub>μ</sub>は状態誤差であり状態変化の過程で生じる ノイズとみなせる. εy は観測誤差であり観測値が得ら れる過程で生じるノイズとみなせる. また,  $N(0, \sigma_{\mu})$ は 平均 0,標準偏差 σ<sub>μ</sub>の正規分布を表す.

提案するモデル式 4.

本研究で用いた状態空間モデルの状態方程式を式(3)および式(4) に、観測方程式を式(5)に示す.

状態方程式

 $\mu[t] = \mu[t-1] + \beta[t-1] + \varepsilon_{\mu}[t-1] \qquad \varepsilon_{\mu}[t] \sim N(0, \sigma_{\mu})$ (3)  $\beta[t] = \beta[t-1] + \varepsilon_{\beta}[t-1] \qquad \varepsilon_{\beta}[t] \sim N(0, \sigma_{\beta})$ (4)

## 観測方程式

$$Y[t] \sim Poisson(\mu[t])$$

ここに, t は時間(年)であり,本研究の場合, 2004 年を t=1 としてい

る. Y[t]は観測された点検履歴の数,  $\mu[t]$ は観測されるべき点検履歴の 図-2 状態空間モデルの概略図 真の状態(ミスなく完璧に点検した場合の点検履歴数),  $\beta[t]$ は真の状態 の年変化を表すトレンド,  $\varepsilon_{\mu}[t]$ 、 $\varepsilon_{\mu}[t]$ はそれぞれ真の状態, 観測値, トレンドの誤差を表す. また,  $N(0, \sigma)$ , Poisson( $\lambda$ ) はそれぞれ, 平均0, 標準偏差 $\sigma$ の正規分布, および平均 $\lambda$ のポアソン分布を表す.

(5)

実際の点検データには点検履歴の数以外にも点検対象の部位や損傷の程度といった様々な情報が含まれて いるが、本研究ではモデル化の第一歩として点検履歴数のみによってのり面の健全度を表現する単純なモデ ルを構築した.状態方程式のうち,式(3)は点検履歴数の真の状態は1時点前の状態にトレンド項と誤差を加 えたものであることを示している. 式(4)はトレンド項は1時点前のトレンド項に誤差を加えたものであるこ とを示している.また、観測方程式(式(5))は点検履歴数の真の状態を平均としたポアソン分布によって実際 の点検履歴数の観測値が得られることを示している.これらのモデル式を上述の代表のり面について適用し, 観測された点検履歴数 Y[t]にもっともあてはまりがよくなるようなパラメータ $\mu$ [t],  $\beta$ [t],  $\sigma_{\mu}$ [t],  $\sigma_{\mu}$ [t]を推定 した.

5. パラメータの推定方法

パラメータの推定方法として MCMC 法(マルコフ連鎖モンテカルロ法)を用いた.あるデータに対して MCMC サンプリングを実行することで多変量の確率分布に従う乱数を得ることができる. これを計算が困





図-1 点検履歴の時系列と提案モデルによる予測



難な事後分布に従う乱数の生成に用いることでパラメータの推 定を行う.<sup>3)</sup>

本研究ではパラメータの初期値を変化させた4回の MCMC サ ンプリングを実施し、1回あたりのサンプリング数は 10000 と した.また、サンプリングの冒頭部分では初期値から推定値に 向かって値が大きく変化し、推定結果に悪影響を及ぼすため、 冒頭 2500 回分のサンプリングはウォームアップ区間として解析 から省いた.

推定されたパラメータとモデルによるのり面健全性の推定 6. 図-3にMCMCによって得られた代表的なパラメータのトレー スプロットを示す。トレースプロットの縦軸はランダムサンプ リングによって得られたパラメータの値を表している。いずれ のパラメータもウォームアップを除いた 2500 回目以降は4回の トレースプロットに目立った遷移や停滞はなく類似した軌跡を 描いていることから、パラメータが十分収束していることがう かがえる.β[1],β[17]のトレースプロットはおおむね 0 付近に 集中しており,2004 年,2020 年のトレンドが小さいことを示唆 している. トレンドのばらつきを決定するσβも 0 付近に集中し ていることから,トレンドに年によって大きな変化はないこと がうかがえる.一方,μ[1],μ[17]のトレースプロットから,こ れらの年の点検履歴の真の状態がそれぞれ, 2.5, 5.0 付近であ ることを示しており、そのばらつきを表す σμはおおよそ 2 程度 であることがわかる.

トレースプロットから得られる各パラメータ値のヒストグラ ムから計算した確率密度を図-4 に示す。4 つのトレースの確率 密度はほぼ一致しており、パラメータが十分収束していること

が確認される.また,確率密度のピーク位置と裾 の広がりから各パラメータの推定値およびベイズ 信頼区間を得ることができる.各パラメータの平 均値,2.5%,25%,75%,97.5%分位点および *R*を 表-1 に示す.

 $\mu$ [1]から $\mu$ [17]の推定値から得られる 2004 年から 2020 年までの点検履歴の真の状態の変化を図-1 に 示す.状態空間モデルによって推定された真の状 態は点検履歴の観測値 Y と調和した挙動を示して おり, Y はおおむね 90%ベイズ推定区間に収まっ ている.観測値が急増した 2019 年については推定

された状態は観測値に追従していない.これはσμとσβの推定値が いずれも比較的小さかったため,状態方程式(式(3))によって計算 される前年からのuの増加量が抑えられたためであると考えられ る. また, 図-1 には 2023 年までのµの予測値も示している. 提案 モデルは1時点前のμ,βから次のμ,βが計算されるため,予測値 は推定された $\sigma_{\mu}$ ,  $\sigma_{B}$ , 2020 年における $\mu$ および $\beta$ から再帰的に求 めることができる. 点検履歴数の真の状態は 2016 年頃から増加 する傾向にあり、2021 年以降の予測区間においても平均値はや や増加する傾向を見せていることから、今後数年、点検履歴数が 増加する可能性が示唆される.このことは同時に、当該のり面の 健全度が徐々に低下することを示しているが、提案モデルは研究 の端緒として構築したごく単純なものであり、ベイズ推定区間も かなり広いため、その信頼性はまだ十分とは言えないだろう.本 モデルによってのり面の健全度を適切に表すためには今後、実デ ータを十分吟味した上で、その挙動を表現するようなモデルの修 正が必要と考えられる.

7. 結論

高速道路ののり面点検データにもとづいて,状態空間モデルを 用いてのり面の健全度を時系列として推定した.本研究から得ら れた知見は以下の通りである.

- のり面の健全度をのり面の点検履歴数の真の状態と比例すると考え、状態空間モデルを用いて式(3)~式(5)によってモデル化した。
- ・ 点検データをあてはめることで代表的なのり面の健全度を 定量的に評価し、その推定区間を示した.
- ・ 提案モデルによる 2023 年までの予測から, 点検履歴数が 徐々に増加する可能性を示した.

(本)(1977) (197



表-1 MCMC から得られた各パラメータの推定値

	平均	2.5%	25%	75%	97.5%	Ŕ
$\mu$ [1]	2.19	0.39	1.31	2.88	4.97	1.00
µ[17]	4.44	1.49	3.26	5.49	8.39	1.00
β[1]	-0.02	-1.86	-0.48	0.43	1.76	1.00
β[17]	0.56	-2.04	-0.04	1.16	3.16	1.00
$\sigma_{\!\mu}$	1.12	0.03	0.52	1.56	3.05	1.01
$\sigma_{\beta}$	0.56	0.04	0.24	0.72	1.86	1.00

