

CS-22

舗装構造評価における事前情報を用いた逆解析

東京電機大学理工学部 学生会員 椎名 貴快
同上 正会員 松井 邦人

1. はじめに

舗装構造評価に伴う非破壊試験の代表的なものに「FWD試験」があり、その結果評価に用いる逆解析手法は多々あるが、しばしば不適切性に遭遇することが知られ、繰り返し計算の発散や不的確値への収束等が考えられる。本研究はこのような問題の解決を目的とし、「事前情報 (the Priori Information)」を用いた逆解析手法を提案し、既存の手法との比較・検討を行うものである。但しここでの「事前情報」とは「実務従事者等がもつ経験値」を差し、他の工学的試験に伴う結果ではない。

2. 逆解析手法の提案

舗装の構造評価は、舗装構造を多層弾性構造と仮定し、舗装表面に重錘を載荷した時の表面たわみを測定し、その値から各層を構成する弾性係数を推定するものである。

(a) Gauss Newton 法

$$J = \frac{1}{2} \{u - z(X)\}^T W \{u - z(X)\}$$

(b) 拡張Bayes法

$$J = \frac{1}{2} \{u - z(X)\}^T W \{u - z(X)\} + \frac{1}{2} \alpha (X - \bar{X})^T H (X - \bar{X})$$

W : u の weight matrix H : $\bar{X}$ の weight matrix

u : 測定変位ベクトル $z(X)$: 解析変位ベクトル

X : 未知パラメータ $\bar{X}$: X の事前情報

α : 事前情報と事後情報との相対的な信頼性を評価するパラメータ

現在では上記 (a), (b) のような逆解析手法等があるが、(a) 「Gauss Newton 法」においては、測定値: u と解析値: $z(X)$ の差の自乗和を最小にする評価関数であり、これにより測定値自体がもつ測定誤差の影響が解析結果に顕著に現れてしまうものと思われる。(b) の「拡張Bayes法」については、第1項目「客観情報」と第2項目「主観情報」という異種情報を和の形で1つの評価関数として表していることや、第2項目の正のスカラ値: α の決定方法に対して指摘を受けることがある。こういった解析手法の問題点を解決する目的

で以下のようなアルゴリズムを提案する。

(c) アルゴリズム— (I)

$$\text{目的関数: } J = \frac{1}{2} \{u - z(X)\}^T W \{u - z(X)\}$$

$$\text{制約条件: } g_i = (X_i - \bar{X}_i)^2 - a_i^2 \leq 0 \quad (i = 1, 2, \dots, N)$$

但し a_i : $\bar{X}_i$ の許容誤差量

本アルゴリズムは、従来の「Gauss Newton 法」と同様の目的関数を用い、そこに主観的情報を盛り込んだ「制約条件」を加えることで、測定値の不適切性による解析結果の不安定性を抑えようとするものである。またこれまで「事前情報」を用いた手法として、既存の「拡張Bayes法」に比べて、不確定因子が1つ少なくて済むという利点がある。

3. 数値シミュレーション

「事前情報」の解析結果に対する影響とその有用性を示す目的で、「Gauss Newton 法」と「アルゴリズム— (I)」について次のような数値シミュレーションを行い、その挙動を簡便的に見る。

舗装構造モデル及び材料定数は図-1に示すように4層構造とし、 $\bar{X}$ と u の変動係数をそれぞれ経験的に10%, 2%とした時の両手法における変数は表-1のようになる。ここでは評価関数の等高線上に両手法の収束過程をのせるため、2層固定、2層変動となり、弾性係数の事前情報の値及び初期値は表-2に示す通りである。(3, 4層固定)

解析に用いる「測定たわみ」は注目点として載荷点を含み30 cm間隔で10点とし、5 t荷重が作用したときのたわみを多層弾性論による解析ソフト

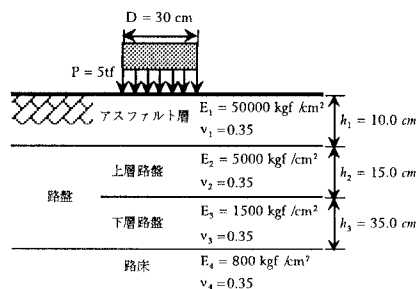
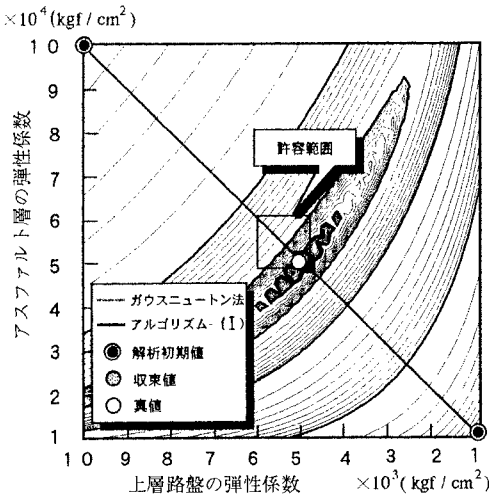


図-1 舗装構造モデル (4層構造)



図一2 等高線1（ノイズ無し）

表一 変数

変数	H	W	a_i^2
変数形	$(\bar{X} \times 0.10)^2$	$(\bar{u} \times 0.02)^2$	$(\bar{X} \times 0.10)^2$

但し $\bar{X}$ の変動係数: 10%, $\bar{u}$ の変動係数: 2%

表二 弾性係数

舗装構造名	アスファルト層	上層路盤	下層路盤	路床
解析真値	50000	5000	1500	800
事前情報	55000	5500	1500	800
解析範囲	49500~60500	4950~6050		
解析初期値	10000	1000	1500	800
	100000	10000	1500	800

単位: kgf/cm^2

表三 表面たわみ（ノイズ無し・有り）

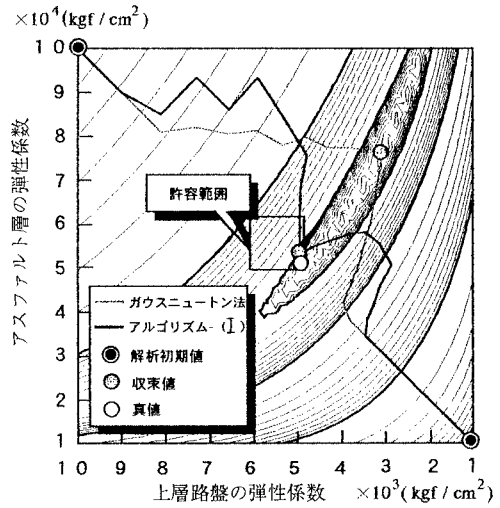
測定位置	0	300	600	900	1200
ノイズ無し	0.536	0.381	0.259	0.189	0.146
ノイズ有り	0.538	0.391	0.261	0.187	0.143
測定位置	1500	1800	2100	2400	2700
ノイズ無し	0.117	0.097	0.083	0.072	0.064
ノイズ有り	0.113	0.098	0.084	0.071	0.063

単位: mm

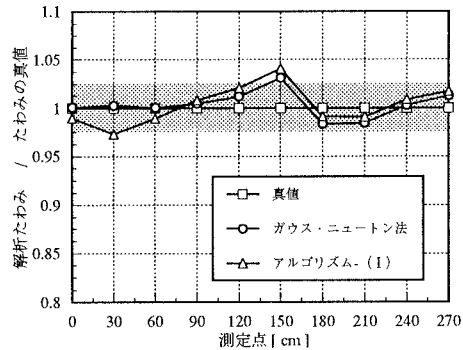
「BISAR」を用いて計算した値とするが、実問題では測定誤差が含まれることから、ここではその影響も見するため、モンテカルロシミュレーションにより発生させた2%乱数を考え、これを「含む時」と「含まない時」の2通りについて考える。（表一3参照）

4. シミュレーション結果に対する比較・検討

ノイズ無しの場合（図一2参照）においては、両手法の目的関数の因子が「客観情報」のみより、その極小値は1つであり、等高線も真値付近において非常に密になっており、急峻であることが分かる。また両手法とも真値に収束しており、その過程も全く一致している。これはアルゴリズム（I）の解析に用いた「事前情報」の「解析許容範囲内（表一2参照）」に真値がおさまっていることから、このような結果を得た



図一3 等高線2（ノイズ有り）



図一4 たわみの一致度（ノイズ有り）

ものと考えられる。

次にノイズ有りの場合（図一3参照）については、ノイズの影響によって極小値が広域化し、(a) Gauss Newton法のような客観情報のみの手法では真値とは全くかけ離れた値に収束している。しかしアルゴリズム（I）のように主観的情報（事前情報）を取り入れることで、解析結果の不安定性を緩和でき、本アルゴリズムが目的とする効果が現れている。たわみの一致度（ノイズ有り）に関しては、両手法ともほぼ2%の誤差領域である黒帯状部内にあり、アルゴリズム（I）が客観・主観両情報を満足するものとなっていると言える。

4. おわりに

本研究が提案したアルゴリズムは事前情報を用いた解析手法の一例であるが、事前情報そのものの決定方法が未だ確立されておらず、今後の適用にあたり重要な問題でもある。