

クオーターカーアルゴリズムを用いた 舗装モニタリングにおける路面損傷の検出方法

富山和也¹・川村 彰²・石田 樹³

¹正会員 北見工業大学助教 工学部社会環境工学科 (〒090-8507 北海道北見市公園町165番地)
E-mail: tomiyama@mail.kitami-it.ac.jp

²正会員 北見工業大学教授 工学部社会環境工学科 (〒090-8507 北海道北見市公園町165番地)
E-mail: kawamuak@mail.kitami-it.ac.jp

³正会員 (独)土木研究所 寒地土木研究所 (〒062-8602 札幌市豊平区平岸1条3丁目1番34号)
E-mail: t-ishida@ceri.go.jp

舗装の維持管理上、優先的に補修が必要となる箇所を的確に把握することは極めて重要である。本研究では、舗装路面の損傷について、クオーターカー (QC) アルゴリズムを用い、機能的側面から評価が必要なひび割れ箇所の検出方法について、ウェーブレット理論に基づき検討した。その結果、Lifting Schemeにより、QCフィルタ適用後のプロファイルから、機能評価上重要なひび割れ損傷箇所およびその類似箇所が検出できることを確認した。本研究成果は、車両振動応答に基づく路面モニタリングの高効率化に寄与するものと期待できる。一方、特異点検出時の閾値については、路面モニタリングデータを蓄積するとともに、舗装の管理目的に応じた設定が必要である。

Key Words : pavement crack, quarter car algorithm, lifting scheme, wavelet, pavement monitoring

1. はじめに

舗装の維持管理には、定量的なモニタリング結果に基づき、優先的に補修が必要となる箇所を的確に把握・評価することが必要である。現在、主な舗装モニタリングは、レーザ変位計などを使用した路面性状測定車などにより行なわれているが、導入コストの高さや運用時の利便性の低さから、高速道路など比較的高クラスの道路での運用に限られている。そのため、近年では、車両の振動応答に基づき、道路利用者の安全性や快適に影響を及ぼす、路面平坦性の測定が可能な、簡易型の路面モニタリングシステムが開発されている^{1,2)}。特にこれらのシステムでは、RTRRMS (Response Type Road Roughness Measuring System)に代表されるよう、クオーターカー (以下、「QC」とする) モデルを採用し、世界的に標準の平坦性指標である国際ラフネス指数 (IRI: International Roughness Index) の算定を指向したものが多いう。また、ハーフカーやフルカーモデルなど、より詳細な車両モデルも規格化されている³⁾。しかし、IRIが世界標準の平坦性指標となっていることを鑑みると、QCモデルを用いた、路



(a) 初期ひび割れ (b) 段差状となったひび割れ
図-1 横断ひび割れの例

面モニタリングシステムの需要は、今後ますます高まるものと考えられる。一方、道路センシング技術の発達により、簡易に大量の路面凹凸データを測定することができるようになっているが、得られたデータの利活用という点では、IRIなどの要約指標を算出するに留まっており、特定の損傷形状を検出することは困難である。

そこで、本研究は、IRIの計算に用いられるQCアルゴリズムを用い、路面に生じた、機能的側面から評価が必要となる、特異な損傷箇所の検出方法について検討する。ここで、路面上のひび割れは、その幅がタイヤの接地長に比べ十分に狭い場合、車両挙動に影響を及ぼさないとされ⁵⁾、舗装の耐久性など、構造的な視点に基づき管理

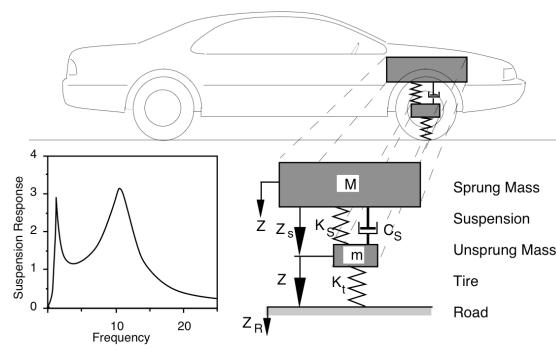
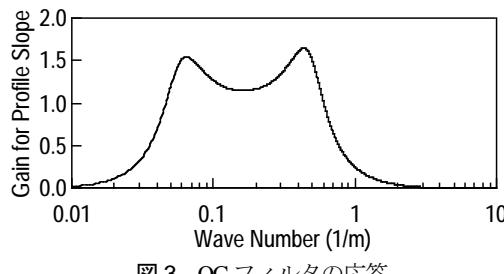
図-2 QC モデル⁴⁾

図-3 QC フィルタの応答

されていた。しかし、横断ひび割れのように、損傷の進行状況によっては、図-1のように段差状となり、ひび割れに直交して走行する車両に著大な振動を生じさせ、乗り心地の低下を招く。そこで、本研究は、IRIの計算に用いられるQCアルゴリズムを用い、縦断プロファイルを対象に、機能的側面から評価が必要となる、ひび割れ箇所の検出方法について検討する。

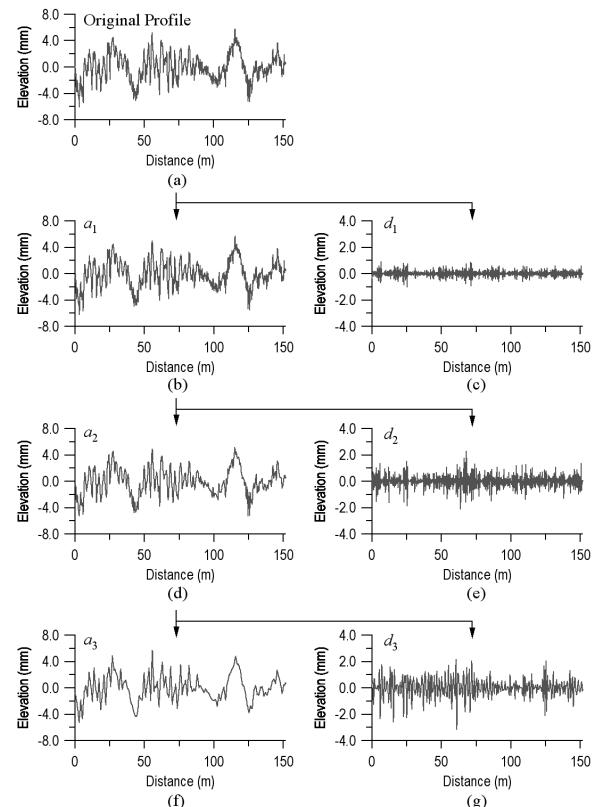
路面上の特異点の検出には、従来のフーリエ変換による方法と異なり、解析プロファイルの定常性を仮定する必要がなく、局在するプロファイル波形の位置情報と波数情報を同時に識別できる、ウェーブレット変換（以下、「WT」とする）を用いる。WTは、路面の局所損傷解析への有効性が認識されており、近年、路面データの分析において多くの適用事例が報告されている^{6,8)}。特に、既存のウェーブレット変換に対し、特定の性質を付加することで、その変換効率を高めることが可能なLifting Schemeを用いた損傷検出手法について検討する。

本研究は、路面測定データの効率的な情報処理およびデータ処理結果に基づく損傷検出の自動化に貢献するものである。

2. QCアルゴリズムによる舗装モニタリング理論

(1) QCモデルの概要

QCモデルとは、図-2に示すように二軸四輪車の一輪を取り出した、2自由度の車両運動モデルである。QCモデルの特徴として、比較的単純なモデルでありながら、車両上下振動に関して、一般的な乗用車と同様の応答を

図-4 路面縦断プロファイルの多重解像度解析例
(分解レベル 3)

持つ⁵⁾。また、IRIは、ゴールデン・パラメータとよばれる規格化された諸元を有するQCモデルを用い、80km/hで走行した際のサスペンションストローク累積値を、走行延長で正規化した値である。近年では、QCモデルを道路パトロールカーなどの車両に実装し路面凹凸を測定する、簡易路面平坦性測定装置が開発されている³⁾。そのため、QCアルゴリズムを用い、損傷箇所を特定することは、今後の効率的な舗装モニタリングに寄与するものと考えられる。

(2) QCフィルタ

ここで、IRI算出のためのQCアルゴリズムは、波長0.1～100mの間で重み付けする、図-3のQCフィルタと呼ばれる一種のバンドパス・フィルタとして作用する。図-3は、路面プロファイル上を走行したQCモデルの応答であり、2つのピークはバネ下とバネ上の共振域に対応する。フィルタ適用後のプロファイルは、車両乗り心地や動的荷重と関連し、IRIと同様に勾配の単位（mm/mやm/km）を持つ。そこで、本研究では、IRIの算出過程において計算可能な、QCフィルタ適用後のプロファイル（以下、「QCプロファイル」とする）に、後述のリフティングウェーブレットフィルタを適用し、ひび割れによる損傷箇所の検出を行う。

3. ウエーブレットによる損傷箇所の検出

(1) ウエーブレットの概要

WTとは、解析信号について、ローパスおよびハイパスフィルタとの疊み込みおよび2進間引きにより、元信号の1/2の解像度を持つ低周波（近似）および高周波（詳細）成分へ分解する操作のことである。WTでは、この分解操作を、低周波成分に繰返し行なうことで、図4のようにピラミッドアルゴリズムによる、多重解像度解析を構成することが可能である。

(2) Lifting Scheme

WTの結果は、マザーウエーブレットとよばれる基本関数の性質に大きく依存する。そのため、解析目的に応じた様々な種類のマザーウエーブレットが提案され実用化されているが、その選択は、WTにおける最大の課題であった。しかし、Second Generation Waveletsが体系化され、既存WTに対しLifting Schemeにより、検出したい波形の特徴など、特定の性質を付加し、その分解性能を高めることができた⁹⁾。特に、任意の双直交ウェーブレットフィルタに自由パラメータを加えた、リフティングウェーブレットフィルタを用いることで、信号に含まれる特異点を検出する方法が提案されており¹⁰⁾、路面評価への適応性も期待されている¹¹⁾。そこで、本研究では、Lifting Schemeにより、ひび割れに起因する、QCプロファイル上の特異点の検出を試みる。

(3) Lifting Schemeによる特異点の検出方法

a) ウエーブレット分解アルゴリズム^{9,10)}

時間または距離 l における信号 c_l^1 は、多重解像度解析により、次式の通り、低周波成分と高周波成分に分解できる。

$$\hat{c}_m^0 = \sum_l \tilde{\lambda}_{l-2m} c_l^1 \quad (1)$$

$$\hat{d}_m^0 = \sum_l \tilde{\mu}_{l-2m} c_l^1 \quad (2)$$

$\tilde{\lambda}_m$ と $\tilde{\mu}_m$ は分解フィルタとよばれる。また、元信号 c_l^1 は、低周波および高周波成分 \hat{c}_m^0 、 \hat{d}_m^0 を用いて次式により再構成可能である。

$$c_l^1 = \sum_m \lambda_{l-2m} \hat{c}_m^0 + \sum_m \mu_{l-2m} \hat{d}_m^0 \quad (3)$$

ここで、 λ_m と μ_m は再構成フィルタとよばれる。簡単のために、

$$\begin{aligned} h_{k,l}^{old} &= \lambda_{k-2l}, g_{m,l}^{old} = \mu_{l-2m}, \\ \tilde{h}_{k,l}^{old} &= \tilde{\lambda}_{k-2l}, \tilde{g}_{m,l}^{old} = \tilde{\mu}_{l-2m} \end{aligned} \quad (4)$$

とおくと、これらのフィルタ組 $\{h_{k,l}^{old}, \tilde{h}_{k,l}^{old}, g_{m,l}^{old}, \tilde{g}_{m,l}^{old}\}$ は δ をクロネッカーのデルタとし、双直交条件とよばれる以下の条件を満たすものとする。

$$\begin{aligned} \sum_l h_{k,l}^{old} \tilde{h}_{k',l}^{old} &= \delta_{kk'}, \sum_l g_{m,l}^{old} \tilde{h}_{k,l}^{old} = 0, \\ \sum_l h_{k,l}^{old} \tilde{g}_{m,l}^{old} &= 0, \sum_l g_{m,l}^{old} \tilde{g}_{m',l}^{old} = \delta_{mm'} \end{aligned} \quad (5)$$

ここで、

\hat{c}_m^0 ：低周波成分

\hat{d}_m^0 ：高周波成分

l ：解像度（周波数）パラメータ

k ：位置パラメータ（低周波成分）

m ：位置パラメータ（高周波成分）

である。なお、上付きの数字は、解像度が一段階下がった事をあらわすため、便宜上、入力信号を1、分解信号を0とする。また、チルダは分解側の操作を、ハットは、分解された信号を表す。

b) リフティングウェーブレットフィルタ^{9,10)}

リフティングウェーブレットフィルタとは、任意の双直交ウェーブレットフィルタに、調整可能な自由パラメータを加えたものであり、次式の新しい双直交ウェーブレットフィルタ組 $\{h_{k,l}, \tilde{h}_{k,l}, g_{m,l}, \tilde{g}_{m,l}\}$ で構成される。

$$\begin{aligned} h_{k,l} &= h_{k,l}^{old} + \sum_m \tilde{s}_{k,m} g_{m,l}^{old}, \\ \tilde{h}_{k,l} &= \tilde{h}_{k,l}^{old}, \\ g_{m,l} &= g_{m,l}^{old}, \\ \tilde{g}_{m,l} &= \tilde{g}_{m,l}^{old} - \sum_k \tilde{s}_{k,m} \tilde{h}_{k,l}^{old} \end{aligned} \quad (6)$$

ここで、 $\tilde{s}_{k,m}$ は自由パラメータであり、 $\tilde{h}_{k,l}$ および $\tilde{g}_{m,l}$ は新しい低周波および高周波分解フィルタを、 $h_{k,l}$ および $g_{m,l}$ は新しい低周波および高周波再構成フィルタを表す。また、これらの新しいフィルタも以下の双直交条件を満たす。

$$\begin{aligned} \sum_l h_{k,l} \tilde{h}_{k',l} &= \delta_{kk'}, \sum_l g_{m,l} \tilde{h}_{k,l} = 0, \\ \sum_l h_{k,l} \tilde{g}_{m,l} &= 0, \sum_l g_{m,l} \tilde{g}_{m',l} = \delta_{mm'} \end{aligned} \quad (7)$$

なお、オリジナルのフィルタと新しいフィルタを区別するため、前者に old を付記した。

c) 自由パラメータの学習方法¹⁰⁾

上記式(6)をみると、信号の分解過程においてフィルタが更新されるのは、高周波側のみである。そこで、信号 c_l^1 の新しい高周波成分を考えると、以下のようになる。

$$d_m^0 = \sum_l \tilde{g}_{m,l} c_l^1 \quad (8)$$

ここに、式(6)の $\tilde{g}_{m,l}$ を代入すると、

$$\begin{aligned} d_m^0 &= \sum_l (\tilde{g}_{m,l}^{old} - \sum_k \tilde{s}_{k,m} \tilde{h}_{k,l}^{old}) c_l^1 \\ &= r_m - \sum_k a_k \tilde{s}_{k,m} \end{aligned} \quad (9)$$

となる。なお、 r_m と a_k は、元のフィルタによる高周波および低周波成分であり、

$$r_m = \sum_l \tilde{g}_{m,l}^{old} c_l^1, a_k = \sum_l \tilde{h}_{k,l}^{old} c_l^1 \quad (10)$$

となる。特に、高周波成分 r_m は、信号 c_l^1 の不連続点や特異箇所などの詳細な情報を与える。ここで、信号の基本特性を知るために、式(9)の高周波成分 d_m^0 を消失させるように自由パラメータ $\tilde{s}_{k,m}$ を決定する。高周波成分 d_m^0 は、時間（距離）パラメータ m に対応した複数の $\tilde{s}_{k,m}$ を含むことから、

$$d_m^0 = r_m - \sum_k a_k \tilde{s}_{k,m} = 0 \quad (11)$$

とすることで、信号に含まれる様々な特徴を抽出することが可能である。以上を踏まえ、はじめに、検出したい特異点（形状）を含む $2n$ 個のトレーニング信号 $c_l^{1,\nu}$ ($\nu=1,2,\dots,2n$) を用意する。トレーニング信号は、ひび割れやパッチング、ポットホールなど、管理目的に合わせて、検出したい路面プロファイル形状を、予め準備する。次に、各トレーニング信号に対し、以下の条件を課す。

$$\sum_{k=m-n}^{m+n} a_k^\nu \tilde{s}_{k,m} - r_m = 0, \quad \nu=1,2,\dots,2n \quad (12)$$

ここで、

$$r_m^\nu = \sum_l \tilde{g}_{m,l}^{old} c_l^{1,\nu}, a_m^\nu = \sum_l \tilde{h}_{k,l}^{old} c_l^{1,\nu} \quad (13)$$

である。ここで、式(12)における数式が $2n$ であるのに対して、未知の $\tilde{s}_{k,m}$ が $2n+1$ ある。しかし、 $\sum_l \tilde{g}_{m,l} = 0$ を満たす必要があるため、

$$\sum_l \tilde{g}_{m,l} = \sum_l (\tilde{g}_{m,l}^{old} - \sum_{k=m-n}^{m+n} \tilde{s}_{k,m} \tilde{h}_{k,l}^{old}) = 0 \quad (14)$$

となり、 $\sum_l \tilde{g}_{m,l} = 0$ であることから、以下の条件が加わる。

$$\sum_{k=m-n}^{m+n} \tilde{s}_{k,m} = 0 \quad (15)$$

よって、式(12)、(15)より、

$$\begin{bmatrix} a_{m-n}^1 & a_{m-n+1}^1 \cdot a_{m+n}^1 \\ a_{m-n}^2 & a_{m-n+1}^2 \cdot a_{m+n}^2 \\ \vdots & \vdots \\ a_{m-n}^{2n} & a_{m-n+1}^{2n} \cdot a_{m+n}^{2n} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{s}_{m-n,m} \\ \tilde{s}_{m-n+1,m} \\ \vdots \\ \tilde{s}_{m+n-1,m} \\ \tilde{s}_{m+n,m} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_m^1 \\ r_m^2 \\ \vdots \\ r_m^{2n} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (16)$$

となり、これを解くことで $\tilde{s}_{k,m}$ が算出できる。

d) 特異点の検出理論¹⁰⁾

Lifting Scheme による特異点の検出は、はじめに、解析対象の信号 c_l^1 から、新旧のハイパスウェーブレットフィルタ $\tilde{g}_{m,l}^{old}$, $\tilde{g}_{m,l}$ を用いて、高周波成分 \hat{d}_m^0 や d_m^0 を計算する。ここで、 $\tilde{g}_{m,l}$ における自由パラメータ $\tilde{s}_{k,m}$ は、特異点における d_m^0 を消失させるよう最適化されていることに着目する。そこで、式(17)により、 I_m が最大となる時間（距離） m により特異点を検出することが可能である。即ち、図-5 に示す模式図のように、特異点以外では、理論上 \hat{d}_m^0 と d_m^0 が等しくなるため I_m が 0 となるが、特異点において d_m^0 は 0 (ゼロ) となるため、 I_m は

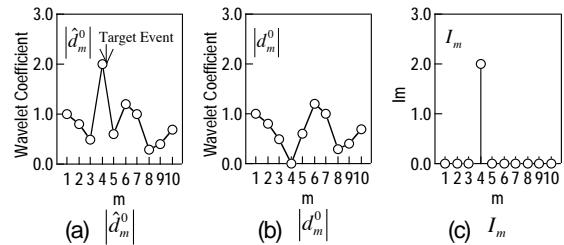


図-5 Lifting Scheme による特異点の検出模式図

\hat{d}_m^0 の値を保ったままとなる。

$$I_m = |\hat{d}_m^0| - |d_m^0| \quad (17)$$

4. QC アルゴリズムを用いた損傷箇所の検出

本章では、QCモデルに影響を及ぼし、機能的側面から管理が必要なひび割れ損傷箇所について、Lifting Schemeによる検出方法を検討する。

(1) 解析対象プロファイル

a) LTPP SPS-5

LTPP (Long Term Pavement Performance) プログラムとは、1987年に開始された、米国とカナダにおける供用中のアスファルトならびにコンクリート舗装の、様々な交通および自然環境条件下における、20年間のモニタリングプログラムである¹²⁾。LTPP プログラムは、General Pavement Studies (GPS) および Specific Pavement Studies (SPS) の相補的な2つのプロジェクトから構成される。SPS-5は、オーバーレイされたアスファルト舗装の修繕行為に関する調査を対象としており、定期的な修繕のみを行うコントロール区間を含め、修繕工法の違いにより9つの試験区間から構成される¹³⁾。なお、LTPP プログラムに関して、一般ユーザが利用可能なデータへは、LTPP Products Online¹⁴⁾からアクセスできる。

b) プロファイルデータの概要

LTPP プログラムでは、路面プロファイルデータに加え、路面上に生じている損傷種別および損傷箇所が記録されている。そこで、本研究では、SPS-5の内、ひび割れ損傷の顕著な、Arizona (State Code: 04) の試験区間9 (Section ID: 04-0509)において、1997年12月に測定されたプロファイルを用いた。1997年には2月と12月の2度プロファイルの測定が行なわれているが、損傷調査が同年11月に行なわれていることから、後者のデータを用いた。なお、ひび割れが初めて記録されたのは1994年であるが、損傷調査とプロファイル測定が同時に実行された最初の年が1997年である¹⁴⁾。解析対象プロファイルを図-6に示す。図中、参考として、ひび割れが記録される前 (1993年2月) のプロファイルを合わせて示した。なお、プロファ

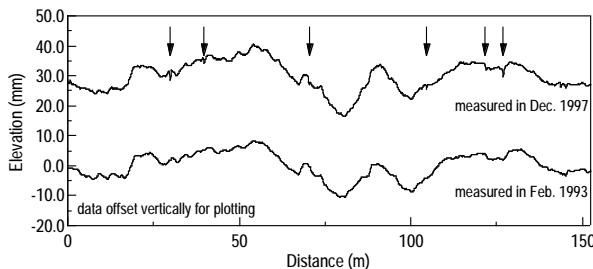


図-6 解析対象プロファイル
(矢印はトレーニング信号の学習箇所)

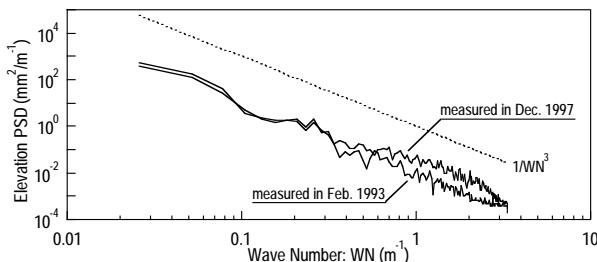


図-7 路面プロファイルのPSD

イルのサンプリング間隔は、150mmもしくは152mmであるが、事前処理として線形補間により150mmに統一した。また、プロファイルの測定延長は、152.4mである。図より、ひび割れ発生の有無によって、プロファイルの平均的な傾向に大きな違いはないが、局所的にひび割れによる損傷が確認できる。なお、図中の矢印は、後述の自由パラメータ学習箇所である。

また、解析対象プロファイルのパワースペクトル密度(PSD: Power Spectral Density)を図-7に示す。図中、破線は、波数の3乗の逆数をプロットしたものである。一般に、路面プロファイルは、ランダム信号であるが、局所的損失のない場合、自己相似性を持つため¹⁵⁾、図-7中の破線のように、両対数軸上で表されたPSDにおいて一定の傾きを持つ。図-7より、1993年に測定されたプロファイルのPSDは概ね一定の傾きとなっているが、ひび割れが進行するにつれ、高周波成分において、PSDの増加傾向が大きく、自己相似性を失っている。このことからも、1997年に測定されたプロファイルにおいては、ひび割れによる局所的な路面損傷の進行が確認できる。

(2) QCアルゴリズムの適用と リフティングウェーブレットフィルタの設計

a) トレーニング信号

解析対象プロファイルに対する、QCアルゴリズムの適用結果(QCプロファイル)を図-8に示す。図より、ひび割れにより損傷が発生した箇所の特定は困難であることがわかる。そこで、LTPPプログラムの損傷調査結果に基づき、QCプロファイル上のひび割れ箇所、即ち、図-7, 8における矢印位置の形状をトレーニング信号 $c_l^{1,v}$ ($v=6$)として学習し、Lifting Schemeにより、リフティン

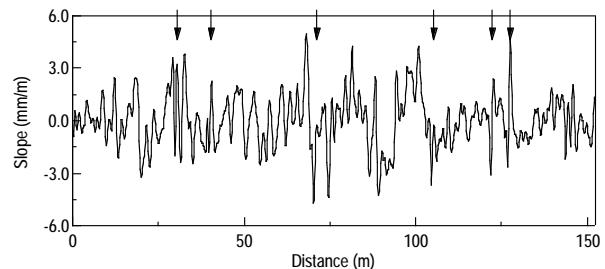


図-8 QCプロファイル算出結果
(矢印はトレーニング信号の学習箇所)

グウェーブレットフィルタを設計することとした。学習したトレーニング信号を図-9に示す。

b) 初期ウェーブレットフィルタ

前述の通り、WTの結果は、マザーウェーブレットの性質に大きく依存し、解析目的に応じた様々な種類が提案され実用化されている。Lifting Schemeにおいて、リフティングウェーブレットフィルタは、任意のウェーブレットフィルタから構成可能であるが、本研究では、初期ウェーブレットフィルタとして、再構成および分解に用いるフィルタ長と関連するバニシングモーメントが2および4の双直交スプラインウェーブレットを用いた。このウェーブレットフィルタは、比較的短い次数であり、鋭いピークを持つ基本関数で構成されるため、ひび割れの検出に適するものといえる。初期ウェーブレットフィルタ $\{h_{k,l}^{old}, \tilde{h}_{k,l}^{old}, g_{k,l}^{old}, \tilde{g}_{k,l}^{old}\}$ を表-1に示す。

c) リフティングウェーブレットフィルタ

続いて、QCプロファイルに影響を及ぼし機能評価上重要な、図-8に示したトレーニング信号から Lifting Schemeにおける自由パラメータを学習し、特徴的なひび割れ形状の検出に適したウェーブレットフィルタを設計する。はじめに、自由パラメータを学習するため、図-8に示すQCプロファイルを c_l^1 とし、式(1), (2)から \hat{c}_m^0, \hat{d}_m^0 を算出する。続いて、図-9に示す特徴箇所をトレーニング信号 $c_l^{1,v}$ ($v=1,2,3,4,5,6$)とし、式(13)および(16)から、自由パラメータ $\tilde{s}_{k,m}$ を計算する。式(16)を整理すると以下のようになる。

$$\begin{bmatrix} a_{m-3}^1 & a_{m-2}^1 & a_{m-1}^1 & a_m^1 & a_{m+1}^1 & a_{m+2}^1 & a_{m+3}^1 \\ a_{m-3}^2 & a_{m-2}^2 & a_{m-1}^2 & a_m^2 & a_{m+1}^2 & a_{m+2}^2 & a_{m+3}^2 \\ a_{m-3}^3 & a_{m-2}^3 & a_{m-1}^3 & a_m^3 & a_{m+1}^3 & a_{m+2}^3 & a_{m+3}^3 \\ a_{m-3}^4 & a_{m-2}^4 & a_{m-1}^4 & a_m^4 & a_{m+1}^4 & a_{m+2}^4 & a_{m+3}^4 \\ a_{m-3}^5 & a_{m-2}^5 & a_{m-1}^5 & a_m^5 & a_{m+1}^5 & a_{m+2}^5 & a_{m+3}^5 \\ a_{m-3}^6 & a_{m-2}^6 & a_{m-1}^6 & a_m^6 & a_{m+1}^6 & a_{m+2}^6 & a_{m+3}^6 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{s}_{m-3,m} \\ \tilde{s}_{m-2,m} \\ \tilde{s}_{m-1,m} \\ \tilde{s}_{m,m} \\ \tilde{s}_{m+1,m} \\ \tilde{s}_{m+2,m} \\ \tilde{s}_{m+3,m} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_m^1 \\ r_m^2 \\ r_m^3 \\ r_m^4 \\ r_m^5 \\ r_m^6 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (18)$$

なお、トレーニング信号は、式(12)より、プロファイル形状が類似した6箇所を選出した。

自由パラメータ $\tilde{s}_{k,m}$ の学習結果を表-2に示す。前述の通り、自由パラメータ $\tilde{s}_{k,m}$ は、特異点における d_m^0 を消失させるよう最適化されている。次に、ここで得られた $\tilde{s}_{k,m}$ を式(6)に代入することで、カスタムウェーブレット

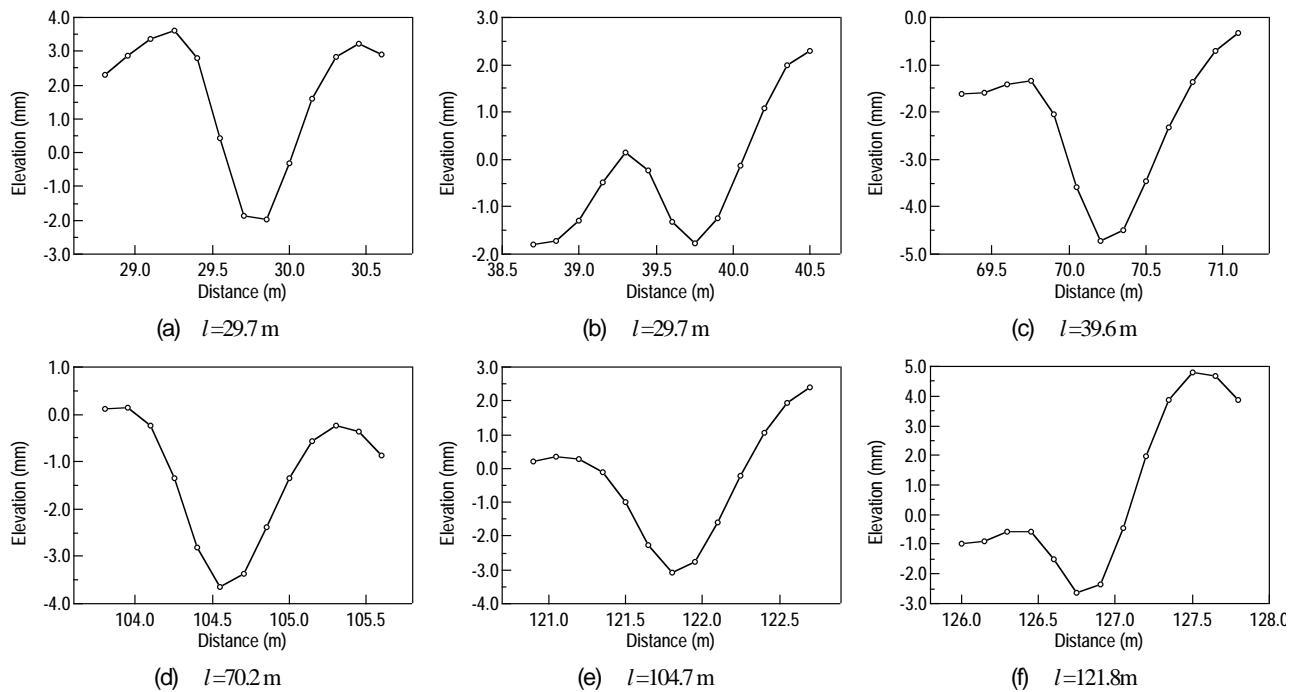


図-9 トレーニング信号としたQCプロファイル上のひび割れ箇所

表-1 初期ウェーブレットフィルタ

k, m	$h_{k,l}^{old}$	$\tilde{h}_{k,l}^{old}$	$g_{m,l}^{old}$	$\tilde{g}_{m,l}^{old}$
0	0.7071	0.9944	-0.9944	-0.7071
1,-1	0.3536	0.4198	0.4198	0.3536
2,-2	-	-0.1768	0.1768	-
3,-3	-	-0.0663	-0.0663	-
4,-4	-	0.0331	-0.0331	-

表-2 自由パラメータ $\tilde{s}_{k,m}$ の学習結果

k	$\tilde{s}_{k,m}$
$m-3$	-0.1111
$m-2$	0.1314
$m-1$	-0.0023
m	0.0391
$m+1$	-0.1426
$m+2$	0.1092
$m+3$	-0.0237

表-3 リフティングウェーブレットフィルタ

k, m	$h_{k,l}^{old}$	$\tilde{h}_{k,l}^{old}$	$g_{m,l}^{old}$	$\tilde{g}_{m,l}^{old}$
4	-0.0505	0.0331	-0.0331	0.0505
-3	0.1689	-0.0663	-0.0663	0.1689
-2	-0.0150	-0.1768	0.1768	0.0150
-1	0.2143	0.4198	0.4198	0.2143
0	0.7524	0.9944	-0.9944	-0.7524
1	0.4012	0.4198	0.4198	0.4012
2	-0.0172	-0.1768	0.1768	0.0172
3	-0.0078	-0.0663	-0.0663	-0.0078
4	0.0016	0.0331	-0.0331	-0.0016

以上より、Lifting Schemeによりカスタムウェーブレットフィルタを設計することで、QCプロファイルにおいて、機能的側面から管理が必要なひび割れ損傷箇所を検出できることが確認できた。本手法を用いることで、車両振動応答に基づく簡易型の装置を用いた舗装モニタリングの効率を高めることができるものと期待できる。

一方、リフティングウェーブレットフィルタの検出性能は、学習するプロファイル形状に依存するが、本研究では、管理対象路線における損傷データを蓄積・学習し、路面実態に合わせたフィルタを設計することで、舗装モニタリング時におけるひび割れ箇所の特定が可能であることを示した。なお、特異点検出時の指標である I_m について、本手法による舗装モニタリングデータを蓄積し、舗装の管理目的に応じた設定が必要である。

5.まとめ

道路ストックが急速に老朽化する昨今、車両走行時の快適性や安全性など、利用者視点から、優先的に補修が必要となる箇所を的確に把握することは極めて重要であ

フィルタを設計する。設計したカスタムウェーブレットフィルタ $\{h_{k,l}, \tilde{h}_{k,l}, g_{m,l}, \tilde{g}_{m,l}\}$ を表-3に示す。設計したフィルタを用いることで、QCプロファイル上における、特徴的なひび割れ箇所を特定することができる。

(3) QCプロファイルにおけるひび割れ箇所の検出

前述のリフティングウェーブレットフィルタを用いた、機能評価が必要な損傷箇所の検出結果を図-10に示す。図中、矢印は、自由パラメータを学習した、特異なひび割れが生じている箇所である。図より、学習したひび割れ発生箇所およびその類似箇所が強調されていることがわかる。ここで、類似箇所とは、距離88.2mの様に、ひび割れは生じていないが、ひび割れによる段差と同様の形状であることから、路面管理上注意を要する点である。

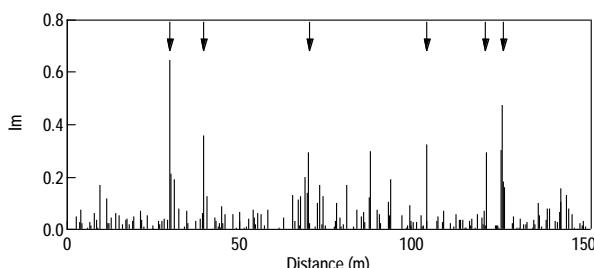


図-10 機能評価が必要な損傷箇所の検出結果
(矢印はトレーニング信号の学習箇所)

る。本研究では、従来、構造的視点から管理されていた舗装路面のひび割れについて、QCアルゴリズムを用い、機能的側面から評価が必要な損傷箇所の、ウェーブレット理論に基づく検出方法について検討した。その結果、Lifting Schemeにより、リフティングウェーブレットフィルタを設計することで、QCプロファイルから、機能評価上重要なひび割れ損傷箇所およびその類似箇所が検出できることが確認できた。本研究成果は、車両振動応答に基づく簡易型の装置を用いた路面モニタリングの高効率化に貢献するものと期待できる。今後、管理対象路線におけるひび割れデータを蓄積し、そのプロファイル形状を学習することで、路面実態に合わせたフィルタを設計するとともに、特異点検出時の閾値については、本手法による路面モニタリングデータを蓄積し、舗装の管理目的に応じた設定が必要である。

参考文献

- 1) 城本政一, 川村 彰, 坂田光児, 中島繁則: IRI 測定装置の一般道への適用に関する検討, 土木学会年次学術講演会概要集, Vol.66, V-405, pp.809-810 (CD-ROM), 2011.
- 2) 遠藤哲雄, 鬼倉一展, 金井利浩: 多機能路面測定システムの標準化に関する検討 (その 2) -路面の段差量の推定方法の考案-, 土木学会年次学術講演会概要集, Vol.66, V-407, pp.813-814 (CD-ROM), 2011.
- 3) Tomiyama, K., Kawamura, A., Nakajima, S., Ishida, T., and Jomoto, M.: A Mobile Data Collection System Using Accelerometers for Pavement Maintenance and Rehabilitation, Proceedings of 8th International Conference on Managing Pavement Assets, Paper No. 142 (CD-ROM), 2011.
- 4) ASTM: Standard Practice for Simulating Vehicular Response to Longitudinal Profile of Traveled Surface, Annual Books of ASTM Standards, No.E1170-97, 2001.
- 5) Sayers, M. W. and Karamihas, S. M. : The Little Book of Profiling, - Basic Information about Measuring and Interpreting Road Profiles, The University of Michigan, 1998.
- 6) Wei, L., and Fwa, T.F.: Characterizing Road Roughness By Wavelet Transform, Transportation Research Record, No. 1869, pp.152-158, 2004.
- 7) Yi, P., Sheng, L., and Yu, L.: Wavelet Transform For Feature Extraction to Improve Volume Adjustment Factors for Rural Roads, Transportation Research Record, No. 1879, pp. 24-29, 2004.
- 8) Shokouhi, P., Gucunski, N., Maher, A., and Zaghloul, S.M.: Wavelet-Based Multiresolution Analysis of Pavement Profiles as a Diagnostic Tool, Transportation Research Record, No. 1940, pp.79-88, 2005.
- 9) Jansen, M., and Oonincx, P.: Second Generation Wavelets and Application, Springer, 2004.
- 10) Takano, T., Minamoto, H., Arimura, K., Niijima, T., Iyemori, T., and Araki, T.: Automatic detection of geomagnetic sudden commencement using lifting wavelet filters, Proceedings of the Second International Conference on Discovery Science, pp. 242-251, 1999.
- 11) 川村 彰 : SURF2004 と受賞論文の紹介 -路面評価技術の動向-, 舗装, Vol.39, No.11, pp.24-25, 2004.
- 12) Elkins, G.E., Schmalzer, P., Thompson, T., Simpson, A., and Ostrom, B.: Long-Term Pavement Performance Information Management System: Pavement Performance Database User Reference Guide, FHWA-RD-03-088, 2010.
- 13) Von Quintus, H.L., Simpson, A.L., and Eltahan, A.A.: Rehabilitation of Asphalt Concrete Pavements: Initial Evaluation of The SPS-5 Experiment—Final Report, FHWA-RD-01-168, 2006.
- 14) iENGINEERING Corporation: LTPP Products Online, <<http://www.ltpp-products.com>>, (アクセス 2012.5.) .
- 15) 川村 彰, 姫野賢治, 藤原隆, 秋本隆: ウェーブレット解析の路面評価問題への適用性について, 舗装工学論文集, 第 2 卷, pp.23-28, 1997.

(2012. 10. 19 受付)

DETECTION METHOD OF LOCALIZED SURFACE DISTRESS FOR PAVEMENT SURFACE MONITORING BASED ON A QUARTER-CAR ALGORITHM

Kazuya TOMIYAMA, Akira KAWAMURA, and Tateki ISHIDA

Localized surface distress that increases pavement roughness needs the functional evaluation derived from road profile. This study examines a detection method of severe cracks in terms of quarter-car (QC) filtered roughness profile by lifting wavelet filters. Lifting wavelet filters are adaptive biorthogonal wavelet filters containing free parameters. In this paper, we design a set of lifting wavelet filters for detecting diagnostic cracks on the QC filtered profile. The filters includes free parameters that intend to enhance causative crack characteristics in the QC motion. According to the results of adapting the filters to the QC filtered profile, the locations of severe cracks are identified, whereas locations that are not related to the QC motion are not detected. Therefore, we conclude that the lifting scheme is an effective method for detecting the severe cracks for pavement surface monitoring activities.