

第二世代ウェーブレット変換を用いた 特徴的な路面凹凸の検出に関する基礎的研究

BASIC STUDY ON THE CHARACTERISTIC ROAD ROUGHNESS DETECTION METHOD
USING THE SECOND-GENERATION WAVELET TRANSFORM

北見工業大学工学部 ○正員 白川龍生 (Tatsuo Shirakawa)
北見工業大学工学部 正員 川村 彰 (Akira Kawamura)
北見工業大学大学院 学生員 後藤謙太 (Kenta Gotoh)
北見工業大学大学院 学生員 近藤智史 (Satoshi Kondoh)

1. はじめに

道路舗装（路面）は自動車と直接接する部分であり、その性状の良否は車両走行に大きく影響するものである。特に交通量の増加、車両の大型化及び高速化に伴い、路面性状に対する社会の要請は、舗装の耐久性のみならず走行の安全性・快適性の確保が求められている。このような観点から、道路管理者としては、道路利用者に対し常に一定レベル以上のサービスを提供する必要がある。特に路面の維持管理を効率的かつ効果的に行なう上で、路面性状評価に関する研究は不可欠なものとなっており、近年多くの研究成果が報告されている¹⁾。

路面上に局在する凹凸を検出する方法としては、発生位置及び空間周波数情報を同時に識別するウェーブレット変換（以下、「WT」という）が注目されるようになった²⁾。この方法は分解・再構成のアルゴリズムが全計算過程で同一であり高速演算が可能である。このため数多くの工学的分野で用いられているが、基底関数と呼ばれる小波状の核関数の設計は必ずしも容易ではないため、凹凸の形状によっては所望の出力結果を得ることができない場合がある。

WTにおける演算上の課題を解決する方法としては、1996年に Sweldens によって従来の WT に特徴的な形状を学習する機能を付加した Lifting Scheme 法が発表されており、さらに高野らの研究によって「第二世代ウェーブレット変換」（以下、「SWT」という）として体系化がなされている³⁾。特徴的な成分を検出するための基底関数の最適化処理は、SWT を用いることによって飛躍的に向上した。

著者らは SWT を用いて路面に含まれる局所的な凹凸を検出する方法について基礎的な考察を行ない、路面管理目的に応じた基底関数を設計する上で SWT が有効なツールであることを既に述べているが⁴⁾、本研究では自由パラメータの学習データ数を増加させることによって検出性能を向上させた事例について報告する。

2. 第二世代ウェーブレット変換の概要^{3),4)}

(1) 第二世代ウェーブレット変換式

WT は、入力データに含まれる周波数帯域（角周波数 $0 \sim \pi$ の領域）を低周波及び高周波分解フィルタによって 2 等分し、同時にダウンサンプリング操作によって解像

度を 1/2 倍する演算を低域通過成分について展開する演算方法である。

入力信号 (c_l^1) は、分解フィルタによって式(1)、(2)のように分解される。

$$\hat{c}_k^0 = \sum_l \tilde{h}_{k,l}^{old} c_l^1 \quad (1)$$

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

ここに \hat{c}_k^0 : 低周波成分

\hat{d}_m^0 : 高周波成分

$\tilde{h}_{k,l}^{old}$: 低周波分解フィルタ

$\tilde{g}_{m,l}^{old}$: 高周波分解フィルタ

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）

$\tilde{h}_{k,l}^{old}$ 及び $\tilde{g}_{m,l}^{old}$ は基底関数の種類により性能が異なる。

c_l^1 は \hat{c}_k^0 、 \hat{d}_m^0 より以下のように再構成できる。

$$c_l^1 = \sum_k h_{k,l}^{old} \hat{c}_k^0 + \sum_m g_{m,l}^{old} \hat{d}_m^0 \quad (3)$$

ここに $h_{k,l}^{old}$: 低周波復元フィルタ

$g_{m,l}^{old}$: 高周波復元フィルタ

フィルタには以下の条件が与えられる。これを双直交条件 (biorthogonal conditions) という。

$$\begin{aligned} \sum_l h_{k,l}^{old} \tilde{h}_{k',l}^{old} &= \delta_{kk'}, & \sum_l g_{m,l}^{old} \tilde{h}_{k,l}^{old} &= 0, \\ \sum_l h_{k,l}^{old} \tilde{g}_{m,l}^{old} &= 0, & \sum_l g_{m,l}^{old} \tilde{g}_{m',l}^{old} &= \delta_{mm'} \end{aligned} \quad (4)$$

SWT は、上述の WT に自由パラメータを与えたもので

あり,次式によって定義される.

$$\begin{aligned} h_{k,l} &= h_{k,l}^{old} + \sum_m \tilde{s}_{k,m} g_{m,l}^{old} \\ \tilde{h}_{k,l} &= \tilde{h}_{k,l}^{old} \\ g_{m,l} &= g_{m,l}^{old} \\ \tilde{g}_{m,l} &= \tilde{g}_{m,l}^{old} - \sum_m \tilde{s}_{k,m} \tilde{h}_{k,l}^{old} \end{aligned} \quad (5)$$

ここに $h_{k,l}$: 新しい低周波復元フィルタ

$\tilde{h}_{k,l}$: 新しい低周波分解フィルタ

$g_{m,l}$: 新しい高周波復元フィルタ

$\tilde{g}_{m,l}$: 新しい高周波分解フィルタ

$\tilde{s}_{k,m}$: 自由パラメータ

SWT は, $\tilde{s}_{k,m}$ を調整することにより,信号に適応する新しいフィルタを構成することができる.双直交条件は以下のようなになる.

$$\begin{aligned} \sum_l h_{k,l} \tilde{h}_{k',l} &= \delta_{kk'}, \quad \sum_l g_{m,l} \tilde{h}_{k,l} = 0, \\ \sum_l h_{k,l} \tilde{g}_{m,l} &= 0, \quad \sum_l g_{m,l} \tilde{g}_{m',l} = \delta_{mm'} \end{aligned} \quad (6)$$

(2) 特徴的な形状を有する箇所を検出方法

SWT は, $\tilde{s}_{k,m}$ を用いて特徴的な形状を有する箇所 (以下,「特徴点」という) における高周波成分 (d_m^0) を 0 とする演算を行なう.

WT における \hat{d}_m^0 の絶対値から d_m^0 の絶対値を差引くと,特徴的な形状と異なる箇所では値が小さくなるが,類似箇所ではほとんど変化しない. SWT は,この重み付けによって特徴点を検出することができる (式(7)).

$$I_m = \left| \hat{d}_m^0 \right| - \left| d_m^0 \right| \quad (7)$$

ここに I_m : $\left| \hat{d}_m^0 \right|$ と $\left| d_m^0 \right|$ の差

ここで, d_m^0 は式(8)によって求める.

$$\begin{aligned} d_m^0 &= \sum_l \tilde{g}_{m,l} c_l^1 \\ &= \sum_l \left(\tilde{g}_{m,l}^{old} - \sum_k \tilde{s}_{k,m} \tilde{h}_{k,l}^{old} \right) c_l^1 \\ &= \hat{d}_m^0 - \sum_k \hat{c}_k^0 \tilde{s}_{k,m} \end{aligned} \quad (8)$$

特徴点では, d_m^0 が 0 となるため,

$$d_m^0 = \hat{d}_m^0 - \sum_k \hat{c}_k^0 \tilde{s}_{k,m} = 0 \quad (9)$$

$\tilde{s}_{k,m}$ は,特徴的な形状を有するトレーニング信号 (以下,「TS」という) を $\mathbf{v} = 2n$ 個用意し,式(10)によって学習すると効率的である.

$$\begin{aligned} \sum_{k=m-n}^{m+n} \hat{c}_k^{0,v} \tilde{s}_{k,m} - \hat{d}_m^{0,v} &= 0, \quad v = 1, 2, \dots, 2n \\ \hat{c}_k^{0,v} &= \sum_l \tilde{h}_{k,l}^{old} c_l^{1,v}, \quad \hat{d}_m^{0,v} = \sum_l \tilde{g}_{m,l}^{old} c_l^{1,v} \end{aligned} \quad (10)$$

さらに,式(10)に $\tilde{g}_{m,l}$ の総和が 0 となる条件を加える.すなわち,

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

ここで, $\tilde{g}_{m,l}^{old}$ が $\sum_l \tilde{g}_{m,l}^{old} = 0$ と $\sum_l \tilde{h}_{k,l}^{old} = const.$ (定数) を満足させるならば,この条件は式(11)と等しい.

$$\sum_{k=m-n}^{m+n} \tilde{s}_{k,m} = 0 \quad (11)$$

式(10)及び式(11)から,式(12)を導出することができる.式(12)を展開することにより, $\tilde{s}_{k,m}$ を算出できる.

$$\begin{bmatrix} \hat{c}_{m-n}^{0,1} & \hat{c}_{m-n+1}^{0,1} & \cdots & \hat{c}_{m+n}^{0,1} \\ \hat{c}_{m-n}^{0,2} & \hat{c}_{m-n+1}^{0,2} & \cdots & \hat{c}_{m+n}^{0,2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{c}_{m-n}^{0,2n} & \hat{c}_{m-n+1}^{0,2n} & \cdots & \hat{c}_{m+n}^{0,2n} \\ 1 & 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{s}_{m-n,m} \\ \tilde{s}_{m-n+1,m} \\ \vdots \\ \tilde{s}_{m+n-1,m} \\ \tilde{s}_{m+n,m} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{d}_m^{0,1} \\ \hat{d}_m^{0,2} \\ \vdots \\ \hat{d}_m^{0,2n} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (12)$$

特徴点の検出手順を整理すると以下のようなになる.

- 1) \hat{c}_k^0, \hat{d}_m^0 の算出 (式(1), (2))
- 2) データの分析目的に応じた TS を選定
- 3) $\tilde{s}_{k,m}$ を学習 (式(12))
- 4) d_m^0 の算出 (式(8))
- 5) I_m の算出 (式(7))

3. 特徴的な路面凹凸の検出

特徴的な路面凹凸の位置の特定は,一般的にはプロファイラの測定結果が用いられているが,一般道路の速度領域であれば,市販の振動加速度計を自動車に設置するシンプルな測定システムであっても,十分な精度で行なうことができる.この方法は,車両運動と路面管理の側面から分析結果を考察でき,交通工学における車と路面の相互作用分析からも興味深いものである¹⁾.

本研究では,自動車のパネ下部に設置した振動加速度データを用いて特徴的な路面凹凸を学習し,これと類似

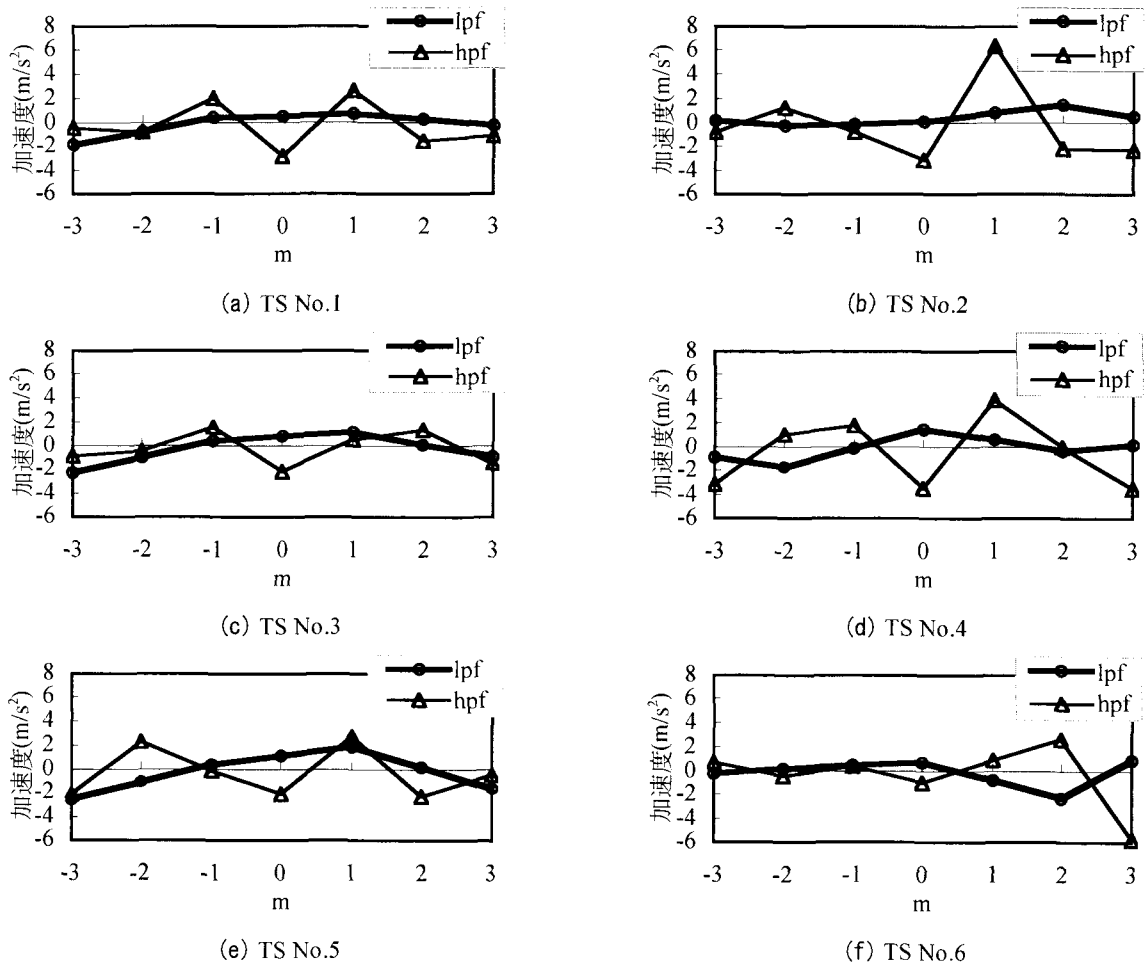


図-1 解析に用いたトレーニング信号

する区間を検出した。なお、TS は $N=4$ 及び 6 個を用いることとし、検出性能について比較を行なった。

(1) 自由パラメータの学習

TS として設定した区間は、やや破損したブロック舗装である。図-1 に波形を示す。図中、低周波成分を lpf、高周波成分を hpf と表記する。

$N=4$ に設定したものは、波形 (a)～(d) における特徴点 m の前後 2 点を含む 5 点分のデータを用いる。同様に、 $N=6$ に設定したものは、波形 (a)～(f) における特徴点 m の前後 3 点を含む 7 点分のデータを用いる。式 (12) に示すように、TS 個数の増加に伴い、学習データ区間(点数)を拡大する必要がある。

学習した $\tilde{s}_{k,m}$ を表-1 に示す。なお、基底関数としては Spline $N=2$ を用いており、この関数を基礎として特徴的な形状を抽出するための重み付け処理が $\tilde{s}_{k,m}$ によって行なわれる。

(2) 特徴的な路面凹凸の検出及び検出性能

$\tilde{s}_{k,m}$ が求まると、2 章の方法を用いて特徴的な路面凹凸を検出することができる。本節では、北海道北見市内の常呂川河川敷道路で測定したバネ下部の振動加速度データからブロック舗装区間の検出を行なった。

解析に用いたデータ (Original) を図-2 (a) に示す。

表-1 学習した自由パラメータ

k	$\tilde{s}_{k,m}(N=4)$	$\tilde{s}_{k,m}(N=6)$
m-3		0.00330
m-2	3.83908	3.49868
m-1	-3.48549	-1.09088
m	-0.00797	4.76575
m+1	2.92013	-5.31030
m+2	-3.26574	2.19691
m+3		-4.06346

図中、点棒で示した距離 50m～75m の区間にブロック舗装が存在しており、この区間の振動加速度は手前の 0～50m 区間に比べ振幅が大きく現れていることが認められる。ブロック舗装区間を通過後、数カ所に振幅が大きい箇所があるが、この箇所は段差やポットホールなどによるものであり、ブロック舗装ではない。

TS の個数を $N=4$ とした場合における特徴的な形状の検出結果を図-2 (b) に示す。ここで、 Im の値が大きいほど、学習したブロック舗装の形状との相関が高い。

$N=4$ の場合、ブロック舗装区間のうち一部の振幅の大きな箇所については検出されているが、検出性能としては満足なものではない。また、振幅が大きな他の区間がブロック舗装に類似するものとして検出されている。

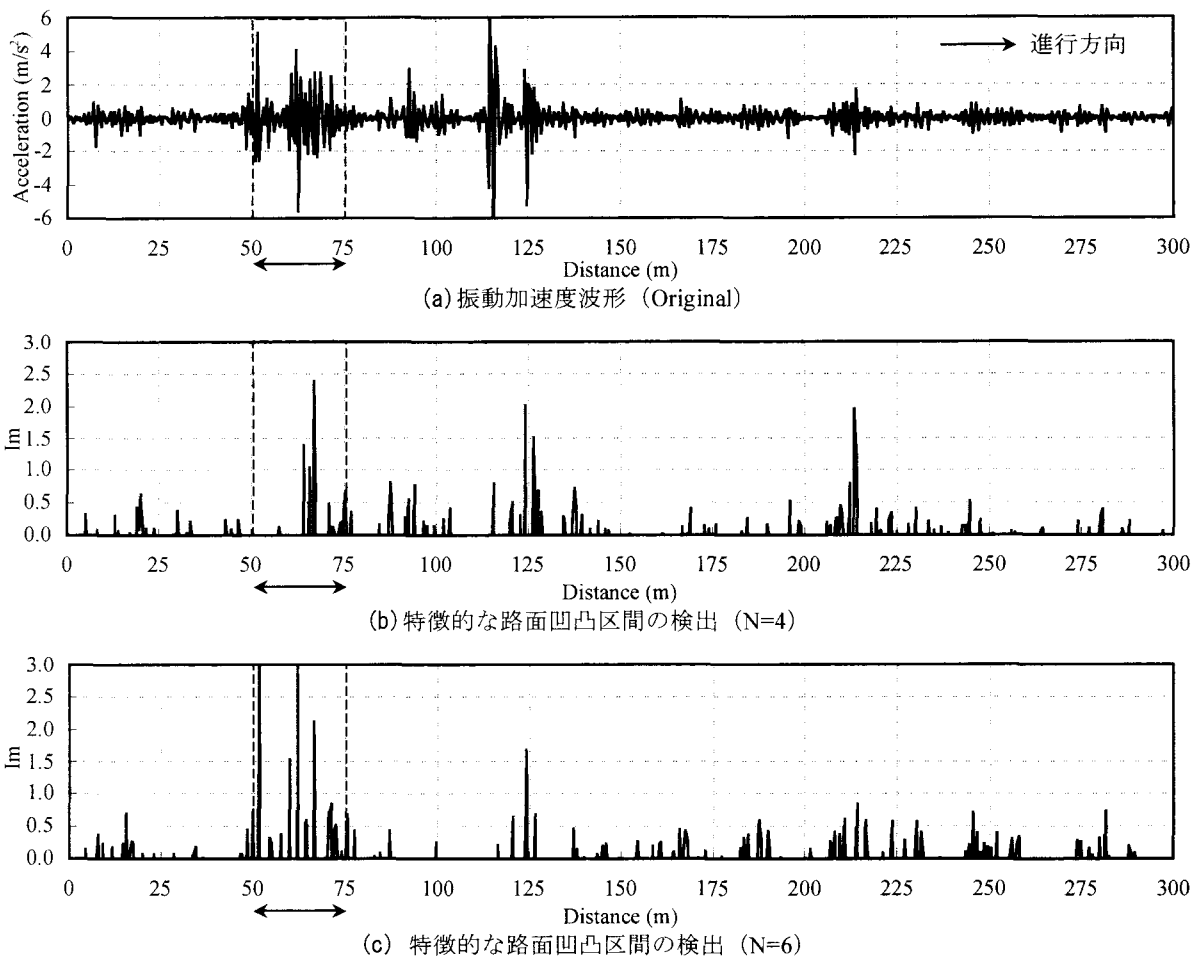


図-2 第二世代ウェーブレット変換を用いた特徴的な路面凹凸の検出例

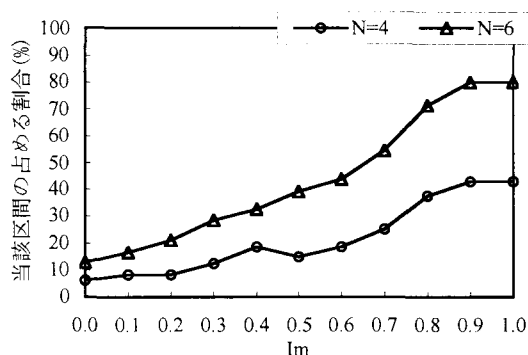


図-3 検出成分のうち当該区間が占める割合

TS の個数を $N=6$ とした場合の検出結果を図-2(c)に示す。 $N=4$ の場合と比較すると、一部に誤って検出された箇所が見受けられるが(距離 125m 付近)、ブロック舗装区間については、検出性能が向上していることを確認することができる。また、検出成分のうち当該区間が占める割合について、図-3 に示す。本研究の事例では、 $N=6$ の場合、 $Im=0.7$ 程度以上の値を示す箇所については 50%以上の確率でブロック舗装区間として特定することができた。

4. まとめ

以上より、学習するデータ数の増加に伴って特徴的な

データの検出性能が向上すると考えられる。しかし、一方では学習データ区間が長くなることに伴い、各学習データの波形にばらつきが生じやすくなるため、図-2(c)のように Im の値が低いレベルではノイズ的な成分が多く現れている。したがって、検出目的に応じた学習データ数を適切に設定する必要があり、今後、そのための理論的根拠となる研究が期待される。

謝辞

本研究に必要な路面プロファイルの測定にあたり、北海道開発局網走開発建設部の関係各位にご協力をいただいた。ここに記して感謝の意を表す。

参考文献

- 1) 白川ほか:車両の振動加速度を利用した路面プロファイル推定システムについて, 交通工学, Vol.38, No.6, pp.32-41, 2003.
- 2) 川村ほか: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, Vol.2, pp.23-28, 1997.
- 3) Takano, S.: Signal and Image Extraction by Lifting Wavelets, Doctorial Thesis, Kyushu University, 2001.
- 4) 白川ほか:第二世代ウェーブレット変換を用いた路面凹凸検出方法の基礎的研究, 舗装工学論文集, Vol.8, pp.35-41, 2003.