

タイヤ/路面騒音を活用した路面異常検知技術に関する検討

鹿島道路 技術研究所 正会員 ○岡部 俊幸
北見工業大学 工学部 正会員 川村 彰
北見工業大学 工学部 正会員 富山 和也

1. はじめに

道路ユーザーからの視点において、路面に生じているひび割れやポットホールなどの損傷は、走行安全性や乗り心地の悪化、騒音や振動の発生などが懸念され、不満や事故への原因になりうる可能性もある。そのため、路面損傷を効率的・効果的に発見し、破損の状態に応じた維持修繕を実施することが重要である。筆者らは路面損傷の評価手法について、「タイヤ/路面騒音」の音響特性を活用した評価を検討している¹⁾²⁾。本研究では、幹線道路や生活道路の路面性状調査に加えて、タイヤ/路面騒音を同時に測定し、路面損傷の抽出方法について検討を行った。

2. 調査方法と対象路線の路面性状

調査方法は、路面性状（ひび割れ、わだち掘れ、縦断凹凸）とタイヤ/路面騒音が同時に測定できる「多機能路面性状評価システム」（NETIS 登録:SK-170013-A）を使用した。調査箇所は栃木県宇都宮市道（A 路線）および東京都調布市道（B 路線）のうち、路線区分別（幹線道路や生活道路等）、路面性状が比較的悪い路線、補修を計画している 11 路線（14 車線）を選定した。

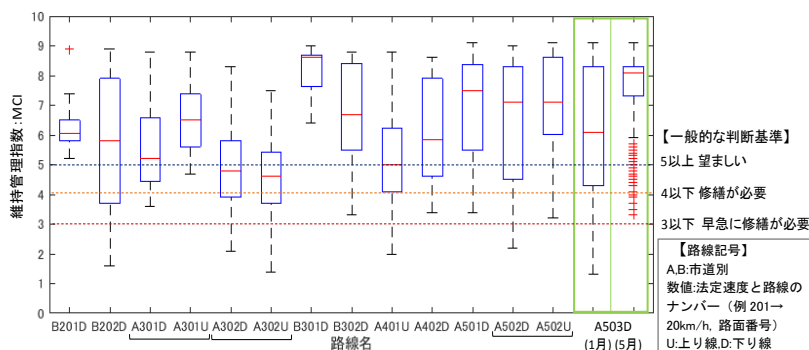


図-1 各路線の MCI

調査した路面性状は評価区間 10m とし、舗装の供用性を定量的に評価する維持管理指数（MCI）をまとめ、各路線の MCI を図-1 に示す箱ひげ図で整理した。MCI 中央値 5 以上は 12 車線であるが、各車線とも MCI の変動が大きく、評価区間のうち MCI 3 を下回るものは 6 車線であった。

3. 改良型サウンドスペクトログラム²⁾

タイヤ/路面騒音を活用した路面の異常検知を行うため、音のスペクトルの基準化を行った（以下、改良型サウンドスペクトログラム）。この基準化は、測定したタイヤ/路面騒音のスペクトルから基準路面（ここでは舗装路面騒音施設の密粒度舗装(13)で測定したタイヤ/路面騒音のスペクトル）の音のスペクトルを差し引いたものである。なお、タイヤ/路面騒音は走行速度および外気温によって音の周波数スペクトルが変化することから、各路線で測定したタイヤ/路面騒音のスペクトルを標準速度（40km/h）および標準気温（20℃）に補正した。図-2 は、改良型サウンドスペクトログラムを 0.5m 間隔に整理し、路面損傷を対比させたものである。このように、路面損傷が生じている箇所は、周波数 40～300Hz の音圧レベル差が大きくなる特徴を示していた。

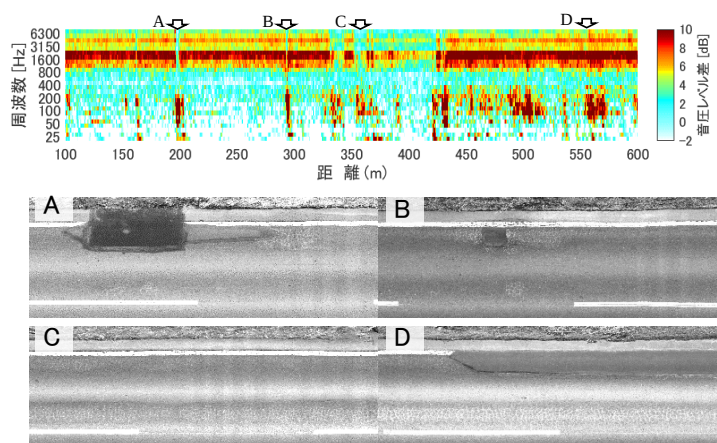


図-2 改良型サウンドスペクトログラムと路面損傷の一例

図-2 は、改良型サウンドスペクトログラムを 0.5m 間隔に整理し、路面損傷を対比させたものである。このように、路面損傷が生じている箇所は、周波数 40～300Hz の音圧レベル差が大きくなる特徴を示していた。

キーワード 路面損傷, タイヤ/路面騒音, 異常検知, 音響特性, 機械学習, 決定木

連絡先 〒182-0036 東京都調布市飛田給 2 丁目 19-1 鹿島道路（株）技術研究所 TEL 042-483-0541

そこで、評価区間 10m 内の突発的な音を捉えるため、その区間で最大となる音圧レベル差を代表値とした。図-2 の A~D に対応した周波数特性を図-3 に示す。この結果、卓越周波数は 100Hz 付近であるが、周波数 2kHz および 8kHz 付近にも高い音圧レベル差が認められる。

4. 機械学習による路面損傷の抽出

機械学習では、卓越している周波数に着目し、路面損傷の識別判定を試みた。以下に分類内容を示す。

- ・ 予測子：速度と図-3 に示した 4 区分 (L₁F, L₂F, MF, HF) のオクターブ (変数 5)
- ・ 路面のクラス分け：5 区分 (表-1 参照)
- ・ 教師データ：速度別の路線 B202D, B302D, A402D, A503D

機械学習では、決定木による分類機械学習とし、予測子変数の有意性を変数減少法によって正答率を算出した。この結果、表-2 に示した正解率は予測子の変数を変化させても正解率の変動は小さく、2 変数である L₁F と L₂F の組合せが最適であった。この 2 変数で得られた混合行列を図-4 に示す。この図より、良好部および路面損傷の分類の識別判定は可能であるが、他の区分における精度は低い。この判定精度が低い箇所の路面を確認した結果、ひび割れ箇所が存在してもひび割れ幅が小さいものであった。そのため、路面にひび割れが存在しても平滑な路面（ひび割れ部に凹凸が無い状態）ではタイヤ振動音が発生せず、良好部と判断される結果であった。

そこで、機械学習を良好部とそれ以外に区分し、前述した教師データから予測モデルを作成した。対象路線の調査データより算出した正答率を図-5 に示す。この結果、一部の車線を除き、多くの車線が正答率 80% 以上となり精度良く推定できた。しかし、A301U の正答率は約 30% と低い。当該路線の路面性状は、損傷レベル小（路面性状の平均値：ひび割れ率：4.9%，わだち掘れ量：4mm，IRI：2.45mm/m）であるが、路面の劣化が激しい状態（舗装表面の細粒分が飛散し、粗骨材が露出している状態）であった。このように路面の劣化が進行していると、走行した際の路面のガタガタ感（不規則なマクロテクスチャの凹凸）によって、路面振動・騒音が大きく発生したといえる。

5. まとめ

今回実施した機械学習により、路面変状や路面劣化度がタイヤ/路面騒音に大きな影響をもたらしていることがわかった。今後、路面騒音の音響特性を活かし、道路ユーザーにとって不満を感じさせる路面異常検知技術として、システム開発の構築を目指す所存である。

【参考文献】 1) 岡部，大嶋，川村，富山：タイヤ/路面騒音を活用した路面の局在損傷の評価方法に関する研究，土木学会論文集第 22 巻(2017.12) 2) 岡部，川村，富山，大嶋：タイヤ/路面騒音を活用した路面損傷の評価に関する検討，舗装，pp.30-36(2019.3)

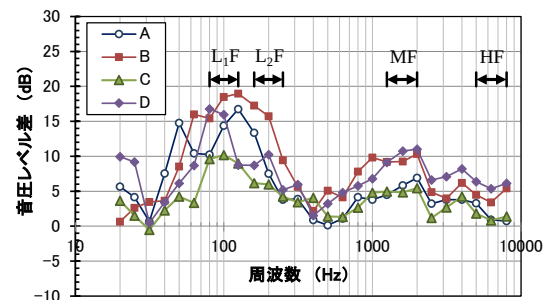


図-3 評価区間 10m から抽出した音圧レベルの最大値の一例

表-1 路面の識別評価区分

区分	識別方法の内容
良好部	路面損傷なし（ひび割れ 10%未満）
損傷レベル小	ひび割れ率（10～20%未満）
ひび割れ	ひび割れ率（20%以上）
局在損傷	パッチング，局部打換え（補修跡），段差，くぼみ，凹凸，継ぎ目
構造物付近	ハンドホール及びマンホール等の蓋，グレーチング，橋梁ジョイント

表-2 変数減少法による正答率

No.	速度 V	周波数成分のオクターブ				正解率 (%)
		L ₁ F	L ₂ F	MF	HF	
1	○	○	○	○	○	69.5
2		○	○	○	○	69.2
3		○	○	○		69.5
4		○	○		○	69.9
5		○	○			71.0

真のクラス	真陽性率				偽陰性率			
	良好部				損傷レベル小			
	152			27	85	15		
	15			7		100		
				16		100		
	36		169	2	82	18		
真のクラス	局在損傷				構造物付近			
	8			20		100		
		良好部	損傷レベル小	ひび割れ 20% 以上	局在損傷	構造物付近		
予測されたクラス		17	71	29	100			
陽性の予測値偽発見率		28						

図-4 混合行列

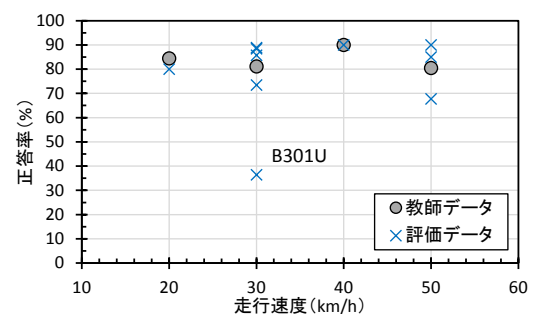


図-5 機械学習で得られた正答率