

パターン認識手法を用いた床版のひびわれ形状の抽出と分類に関する研究

関西大学大学院 総合情報学研究科 学生会員 ○楠瀬 芳之
 関西大学 総合情報学部 正 会 員 広兼 道幸
 関西大学 総合情報学部 正 会 員 古田 均

1. はじめに

近年は、橋梁や道路等に代表される社会資本の整備が充実し、現状ではこれら既設の土木構造物の維持管理をいかに効率的かつ確実にを行うかが新しい課題となってきた。しかし、これまでの構造物の維持管理における健全性の評価は、経験豊富な専門家の直感や工学的判断に頼らざるを得ない状況にある。既設の構造物の老朽化や災害などによるダメージによって、維持補修の必要性が高まる一方、専門家の数は不足しているのが現状である。

本研究は、このような現状を踏まえ、橋梁の床版におけるひびわれを対象に、特徴抽出と分類方法を提案し、効率的な維持管理方法の開発を目指すことを目的とする。橋梁の床版を撮影したデジタル画像に対して、ひびわれを線パターンとして抽出し、文字認識などの分野で利用されている周辺分布ヒストグラム、特徴点の出現度数による特徴抽出を行う。最後にこれらの特徴量を用いて、LVQによる損傷度に基づくひびわれの分類を行い、その有効性を検証する。

2. 画像処理によるひびわれの検出

デジタル画像からのひびわれの検出をFig.1の手順で行う。床版を撮影した画像に対し座標変換を行い、ひびわれ領域を含む床版部分を矩形として抽出する。画像中におけるひびわれ領域の面積は小さく、照明むらにより明るさが一様でないため、画像をブロックに分割し、ブロック単位に判別分析法を適用して2値化処理のしきい値を設定する。さらに、個々のブロックをいくつかの小領域に分割し、ひびわれを含む小領域に対して、ブロック単位に設定されたしきい値による2値化処理を行う。この2値画像に対してカウントフィルタ、4-連結細線化処理および、近接する特徴点間の距離に基づく修正を行った画像をひびわれパターンとして特徴抽出に用いる。ただし、本研究に使用する床版の画像は、観測時においてホワイトチョークによるひびわれ領域のトレースが行われたものである。

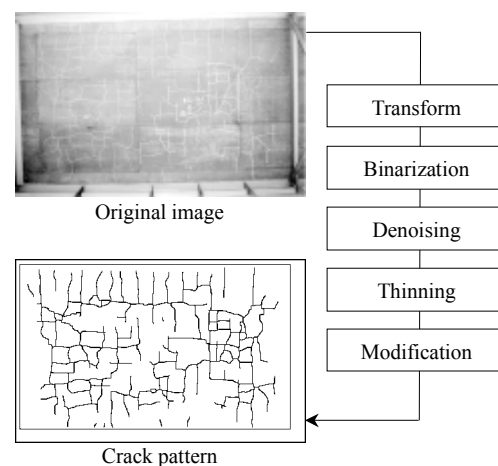


Fig.1. Image preprocessing

3. 特徴の抽出

本研究では、ひびわれの連続性、ひびわれの集中性、ひびわれの方向（1方向性、2方向性の種別）、亀甲状ひびわれ、または線状ひびわれの種別、の4つの基準に基づいて特徴抽出を行う。

細線で表現されたひびわれパターンは、文字パターンと同様に方向を持った線素の集合によって構成されていると考えることができ、周辺分布ヒストグラムによる特徴抽出は有効であると考えられる。周辺分布特徴はパターンの位置情報、量的情報を反映しているので、ひびわれの連続性、およびひびわれの集中性を表現する特徴量として

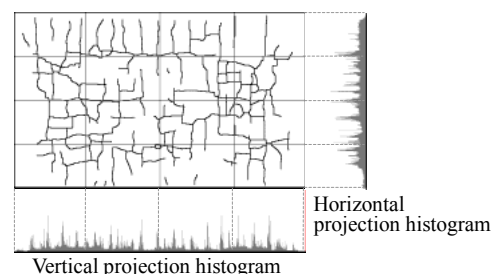


Fig.2. Projection histograms

Keywords: パターン認識, ひびわれ, 健全性評価, 橋梁管理, 自己組織化マップ, 画像処理

連絡先: 〒569-1095 高槻市霊仙寺町2-1-1 関西大学総合情報学部 TEL 0726-90-2402 FAX 0726-90-2402

分類に利用することができる。Fig.2に示すようにひびわれパターンから水平方向、垂直方向の直交軸上へ射影したヒストグラムを、特徴ベクトルの次元数に応じて量子化し特徴量として用いる。

次に、Fig.3に示すように特徴点の出現度数による特徴抽出を行う。ひびわれパターンから交差点、分岐点、端点、および曲率が一定値以上である点を折点として抽出する。特徴点はひびわれパターンの形状情報を反映しているのので、ひびわれの方向（1方向性、2方向性の種別）、亀甲状ひびわれ、または線状ひびわれの種別を表現する特徴量として分類に利用することができる。特徴ベクトルの次元数に応じて、ひびわれパターンを複数のブロックに分割し、個々のブロック内における4種類の特徴点の出現度数を特徴量として用いる。

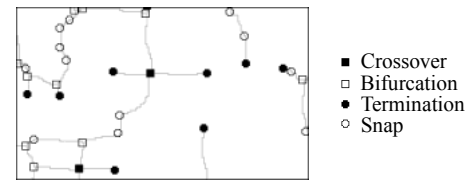


Fig.3. Feature points

4. LVQによる学習と分類

本研究では、橋梁の床版を撮影したデジタル画像から、床版部分にひびわれによる損傷のみを含む47枚を対象とし、前節の手順で抽出をした特徴量を用いてLVQによる分類を行う。学習アルゴリズムはOLVQ1(Optimized- learning-rate LVQ1)を使用し、テストケースごとに150回の学習を行う。学習段階においては、それぞれの画像に対して専門家が行った3段階の床版損傷度による評価を教師信号として用いる。テストにおける識別精度の評価はLOO(Leave One Out)で行う。

Table1は周辺分布ヒストグラムの特徴量による分類結果である。テスト全体での最大識別率は特徴次元数8、および16において80.9%となり、ひびわれの分類において周辺分布ヒストグラムによる特徴量が有効であると言える。特徴次元数32で識別率が低下しているが、これは特徴次元数に対して学習に利用できるパターン数が十分でないためだと考えられる。

Table2は特徴点の出現度数による分類結果である。テスト全体での最大識別率は特徴次元数4において80.9%となり、ひびわれの分類において特徴点の出現度数による特徴量は有効であると言える。特徴次元数8以上で識別率が低下しているのは、周辺分布特徴と同様の理由が考えられる。また、2つの特徴量における識別の被覆は異なるので、これらの特徴量を組み合わせて用いることは有効であると考えられるが、学習パターン数と特徴次元数の関係を考慮し、次元の削減等を行う必要性があると考えられる。

5. おわりに

本研究では、橋梁の床版におけるひびわれを対象に、線パターンとして形状を抽出し、周辺分布ヒストグラム、特徴点の出現度数による特徴量を用いてLVQによる画像分類分類を行った。その結果、それぞれの特徴量において被覆の異なる80%を超える高い識別率が得られること確認することができた。今後の課題として、複数の専門家による床版損傷度の評価を考慮に入れ、より信頼度の高い分類おこなう方法、また、ひびわれ以外の要素も考慮した総合的な床版の診断方法を検討することが必要である。

参考文献

- 1) 酒井幸市：デジタル画像処理入門，CQ出版社，2002.10
- 2) 石井健一郎・上田修功・前田英作・村瀬洋：わかりやすいパターン認識，オーム社，1998.10.
- 3) 谷口慶治：画像処理工学ー基礎編ー，共立出版，1996.11.
- 4) Teuvo Kohonen：自己組織化マップ，シュプリンガー・フェアラー東京，1996.6.

Table1. Recognition accuracy by using projection histograms

Dimensionality of data vectors	Recognition accuracy(%)			
	A(10)	B(13)	C(24)	Total
4	50.0	46.2	87.5	68.1
8	80.0	61.5	91.7	80.9
16	80.0	61.5	91.7	80.9
32	70.0	61.5	91.7	78.7

Table2. Recognition accuracy by using feature points

Dimensionality of data vectors	Recognition accuracy(%)			
	A(10)	B(13)	C(24)	Total
4	60.0	76.9	91.7	80.9
8	60.0	61.5	91.7	76.6
16	60.0	61.5	91.7	76.6
32	60.0	61.5	91.7	76.6