広島大学大学院工学研究科 学生会員 ○ 栗原 大 広島大学大学院工学研究科 学生会員 角田 光法 広島大学大学院工学研究院 正会員 一井 康二 広島大学大学院工学研究院 非会員 玉木 徹

#### 1. はじめに

現在,道路の維持管理では,主に目視点検が行われているが,対象とする範囲が広いため,労力や時間を必要とする.そこで,本研究では,安価なカメラと最新の画像解析技術を用いて,走行車両上から舗装路面を撮影するだけで,路面損傷の有無をリアルタイムで検出するシステムの開発を試みた.これは,画像が有する特徴量を用いて,路面損傷が写っている画像と正常な路面の画像とを識別するものである.道路の維持管理において,画像解析技術を利用して損傷等を検出できれば,作業の効率化が実現できると考えられる.

### 2. 損傷箇所検知システムの概要

図-1 に本研究の開発目標である画像解析による損傷箇所検知システムの概要を示す。本システムは、車載カメラの動画・静止画をもとに、リアルタイムで健全性の判断および損傷の種類の識別を行う。そして、損傷の種類および損傷の判断の確からしさを表示する。識別は、あらかじめ種類毎に分類しておいた路面の撮影画像(学習

画像)と、車載カメラからリアルタイムで送られる動画・静止画(未知画像)との比較により成される.

本研究では、物体認識を用いて、A:アスファルト舗装の正常、B:構造物、C:アスファルト舗装の損傷の3カテゴリに画像を分類する. 図-2 に画像分類の概念図を示し、以下に画像分類の手順を示す.

- (1) 学習画像すべてから特徴点を抽出し、各特徴点における特徴量を算出する
- (2) 特徴量をもとに、特徴点のクラスタリングを 行う
- (3) 各学習画像について、クラスタ毎の特徴点の相対度数ヒストグラムを作成する
- (4) 未知画像から特徴点を抽出し、各特徴点における特徴量を算出する
- (5) クラスタ毎の特徴点の相対度数ヒストグラムを作成する
- (6) 未知画像と学習画像のヒストグラムを比較して、未知画像がどのカテゴリに属するかを識別する

(1)~(3)を事前に行っておくことで、(4)~(6)の処理は高速に実行でき、走行中の車両においてリアルタイムでの評価が可能となる。特徴点の検出および特徴量の算出には近年開発された  $SIFT^{1}$ という手法を用いた。特徴点のクラスタリングには k-means クラスタリング法を用いた。基本的に、特徴点のクラ

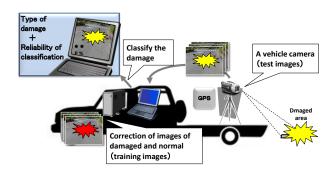


図-1 画像解析による損傷箇所検知システム

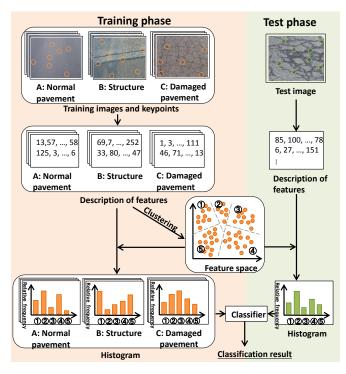


図-2 画像分類の概念図

スタリングの分割数であるクラスタ数が大きくなるほど性能は上がるが、処理に時間が掛かる.したがって、実務では、円滑に処理ができるクラスタ数までを用いることになる.また、(6)の処理に用いる識別手法を新規に提案した.

提案手法のアルゴリズムを以下に示す. 図-3 に各カテゴリの全学習画像の相対ヒストグラム, 図-4 にクラスタ ①の情報による画像の識別, 図-5 に識別器の概念図を示す. まず,カテゴリ毎に,各画像の特徴点の相対度数ヒストグラムの各クラスタにおける相対度数の平均および標準偏差を求める. そして,各クラスタの相対度数は正規分布に従って分布すると仮定し,カテゴリ毎に各クラスタの相対度数の確率密度関数 f(x)を求める. 例えば,カテゴリ A の確率密度関数は  $f_A(x)$ ,カテゴリ B は  $f_B(x)$ ,カテゴリ C は  $f_C(x)$  である.

次に、未知画像における特徴点のクラスタ i における相対度数を  $r_i$  [%]とし、相対度数  $r_i$  における各カテゴリの確率密度関数の値をそれぞれ  $f_A(r_i)=l_A$ 、  $f_B(r_i)=l_B$ 、  $f_C(r_i)=l_C$  とする。**図-4** のグラフはクラスタ①の場合であり、相対度数  $r_0$ における各カテゴリの確率密度関数の値  $l_A$ 、 $l_B$ 、 $l_C$  を求めている。

そして、クラスタiの相対度数が $r_i$ [%]である未知画像がカテゴリAである確率を

$$P_{A,i} = \frac{l_A}{l_A + l_B + l_C} \tag{1}$$

と定義する. 同様に、カテゴリB、Cである確率は、

$$P_{B,i} = \frac{l_B}{l_A + l_B + l_C} \tag{2}$$

$$P_{C,i} = \frac{l_C}{l_A + l_B + l_C} \tag{3}$$

である. 例えば, $oldsymbol{Z}$ -4 に示すように,クラスタ $oldsymbol{1}$ の相対度数が  $oldsymbol{r}_{\mathbb{Q}}$  [%]である未知画像がカテゴリ  $oldsymbol{A}$  である確率は

$$P_{A,\oplus} = \frac{l_A}{l_A + l_B + l_C} \tag{4}$$

である. 同様にして、クラスタ②、③、④ についても求める. 次に、全クラスタからの情報を統合して、カテゴリ A である確率  $P_{A(\Omega)}$ ,  $P_{A(\Omega)}$ , ...,  $P_{A(\Omega)}$ の平均を求める.

同様にして、カテゴリB、Cについても確率の平均を求める.そして、カテゴリA、B、Cのそれぞれの確率の平均において、最大の値が得られたカテゴリを、未知画像が所属するカテゴリと識別する.従って、提案手法は図-5のようになる.

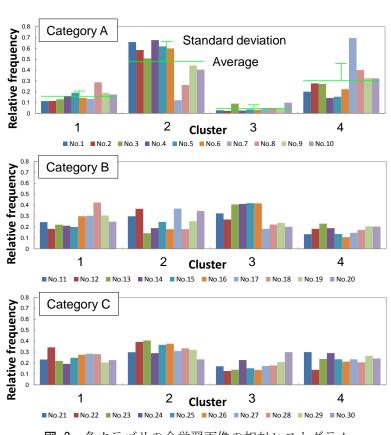
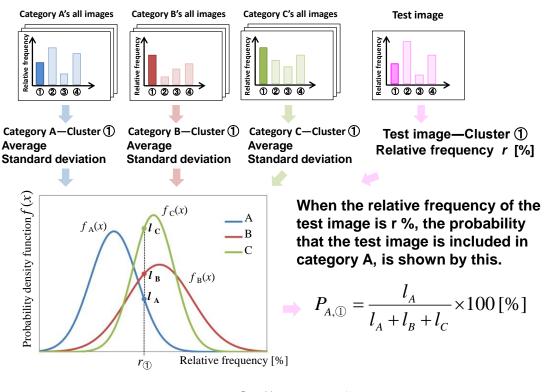
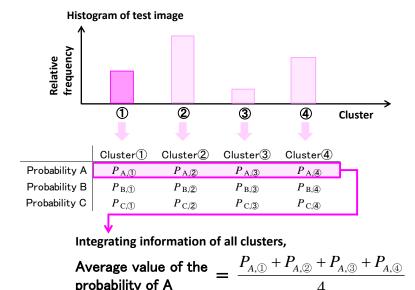


図-3 各カテゴリの全学習画像の相対ヒストグラム



クラスタ①の情報による画像の識別



probability of A

The average value of the probability of the category B and C are calculated similarly, and the test image is classified into the

図-5 提案手法の概念図

category that the average value is the maximum.

## 3. 評価実験

本研究で開発したシステムの認識性能を評価するため、路面を撮影し、昼間に撮影した路面の静止画および夜 間に撮影した路面の静止画および動画について、損傷検出の可否の検討を行った、撮影した路面画像は2つに分 け、一方を学習画像とし、もう一方のデータを使用して性能の評価を行った。図-6 に昼間に撮影した路面の学習 画像のデータセット一例を示す。また、図-7 に昼間に撮影した路面の静止画を用いた評価実験の実験結果、図-8 に夜間に撮影した路面の静止画を用いた評価実験の実験結果、図-9 に夜間に撮影した路面の動画を用いた評価実

験の実験結果を示す.評価値は Correct Rate (正答率), Recall Rate (再現率), Precision Rate (適合率)とする. Correct Rate は、全テストデータのうち、システムが正しく分類した割合を示す. Recall Rate は、あるカテゴリ(分類)のテストデータのうち、システムが正しく分類した割合であり、完全性の観点からみた評価値である. Precision Rate は、あるカテゴリに分類されたテストデータのうち、システムが正しく分類した割合であり、正確性の観点からみた評価値である.

昼間に撮影した路面の静止画を用いた評価実験では、Correct Rate は最大 76%となり、その時の路面損傷の Recall Rate が 72%、路面損傷の Precision Rateが 97%であった. 実務的には、Recall Rate が重要で、実際に存在する損傷のうち 72%を損傷として検知できたことになる. また、損傷と判断した画像の 97%は実際に損傷画像であり、正確性の高い分類が可能であることが示された.

また、夜間に撮影した路面の静止画を用いた評価実験では、Correct Rate は最大 86%となり、その時の路面損傷の Recall Rate が 65%、路面損傷の Precision Rate が 90%であった. また、夜間に撮影した路面の動画を用いた評価実験では、Correct Rate は最大 75%となり、その時の路面損傷の Recall Rate が 75%、路面損傷の Precision Rate が 45%であった. これらの夜間に撮影した路面の静止画および動画を用いた評価実験においても、昼間に撮影した静止画を用いた評価実験と同程度に、提案した識別手法を用いた損傷検出が可能であることが確認できた.

### 4. 結論

路面画像の特徴点の特徴量分布を用いた路面損傷の識別手法を提案し、提案手法を用いた損傷箇所検知システムを開発した。また、システムの認識性能の評価を行い、昼間に撮影した路面の静止画および 夜間に撮影した路面の静止画および動画を用いて、損傷検出が可能であることを確認した.

# 参考文献

 David Lowe: Distinctive image features from scale-invariant keypoints, International Journal of Computer Vision, Vol.60, No.2, pp.91-110, 2004.

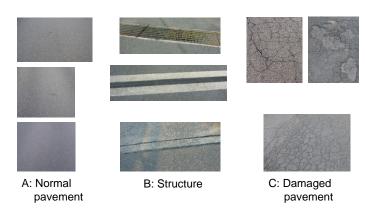


図-6 昼間に撮影した路面の学習画像のデータセット一例

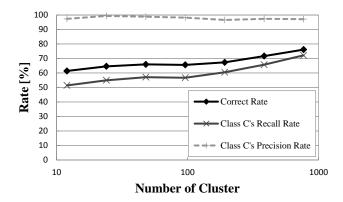


図-7 昼間に撮影した路面の静止画を用いた評価実験の 実験結果

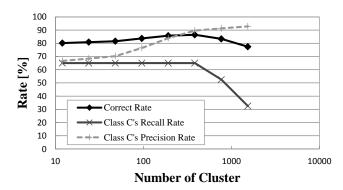


図-8 夜間に撮影した路面の静止画を用いた評価実験の 実験結果

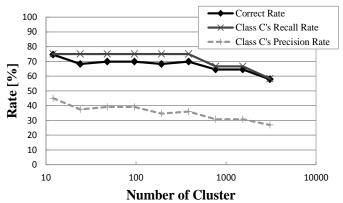


図-9 夜間に撮影した路面の動画を用いた評価実験の実験 結果