

# 車載カメラ画像を用いた区画線の目視評価ランク推定

石野 友美<sup>1,a)</sup> 河中 治樹<sup>1,b)</sup> 浅井 靖治<sup>2,c)</sup> 小栗 宏次<sup>1,d)</sup>

**概要：**自動車が車線から逸脱して走行することを防止するために、センサを用いて車線を認識する研究が進められている。区画線の状態は車線の認識に影響を与えるが、区画線の状態管理は主に人の手で行われているため、効率的に行なうことは困難である。そこで我々は、車両前方を撮影した車載カメラの映像を用いて区画線の劣化状態を判別し、効率的な区画線の維持管理を行う方法を提案する。本研究では、区画線の劣化状態を表す指標として、区画線の塗り直しを判断する際に用いられている目視評価ランクを重回帰分析によって推定する。提案手法の有効性を検証するために、実車両を用いた実験を行い、推定手法の精度評価を行った。

## Estimation of the Visual Evaluation Rank of Lane Markings using an In-vehicle Camera

YUMI ISHINO<sup>1,a)</sup> HARUKI KAWANAKA<sup>1,b)</sup> YASUHARU ASAII<sup>2,c)</sup> KOJI OGURI<sup>1,d)</sup>

### 1. はじめに

交通事故の防止に向けて、安全支援システムの普及が進められている。車線内の車両位置を認識し、車線を逸脱しないよう支援する車線逸脱防止システムでは、車載カメラやLIDARなどのセンサを用いて区画線を正確に認識する技術[1], [2], [3], [4], [5]が利用されている。しかしながら、区画線は交通量や天候などの影響を受けて欠けやかすれが生じ、時間の経過に伴って状態が劣化する。区画線の形状が劣化によって不鮮明な場合、区画線の認識に悪影響を与えると考えられる。そこで、区画線の効率的な維持管理に向けて、車載カメラを用いて継続的に区画線の状態を計測し、計測データから区画線の劣化状態を推定する手法が研究されている。浅田らは車両内部に取り付けたカメラで撮影された画像から、施工当時を基準として剥離した割合を表す剥離率を指標として算出している[6], [7], [8]。また、

西野らも車両外部に取り付けたカメラ画像から剥離率を算出している[9]。しかしながら、実際の現場で塗りなおしの必要性を判断する際には、評価者の目視評価に基づく目視評価ランク[10]と呼ばれる指標が用いられている。そこで、本研究では剥離率だけでなく、車両前方を撮影した車載カメラ映像から目視評価ランクを推定する手法を提案する。

### 2. 目視評価ランクおよび剥離率

目視評価ランクとは、路面標示の塗り直しを判断する基準として一般社団法人全国道路標識・標示業協会によって定められた評価指標である。目視評価ランクの定義を表1に示す。目視評価ランクは表1の定義に基づいて、評価者の主観によって評価される。図1にランク毎のサンプル画像を示す。目視評価ランクは一定の長さの区画線に対して評価するため、比較的状態の良い良好部と劣化が進んだ摩耗部のサンプル画像がランク毎に示されている。目視評価ランクは数字が小さいほど区画線の状態が劣化していることを表す。特に、ランク1, 2, 3は塗り直しの必要があり、ランク4, 5はその必要がない。目視評価ランクは評価者が直接現地に赴いて行う。

先行研究[6], [7], [8], [9]で用いられてきた剥離率は、区

<sup>1</sup> 愛知県立大学 大学院情報科学研究科  
Aichi Prefectural University, Graduate School of Information Science and Technology, Nagakute, Aichi 480-1192, Japan

<sup>2</sup> 株式会社キクテック

a) y.ishino@bme.ist.aichi-pu.ac.jp

b) kawanaka@ist.aichi-pu.ac.jp

c) asai@kictec.co.jp

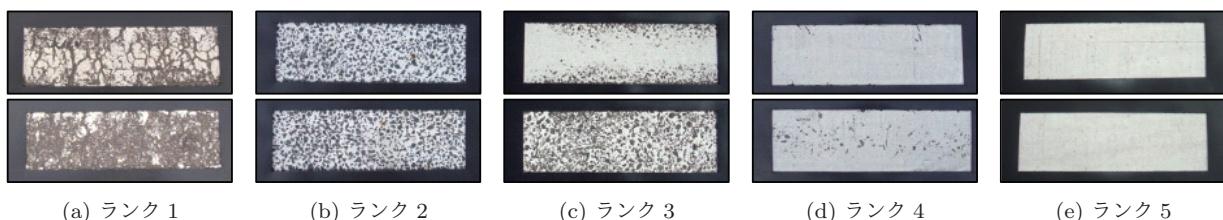
d) oguri@ist.aichi-pu.ac.jp

表 1 目視評価ランクの定義

Table 1 Definition of the visual evaluation rank

目視評価ランク	目視評価
1	摩耗、剥離が進行し、標示の形状、機能がほとんどない 経時による表面の劣化、割れ、クラックが著しい。
2	摩耗または剥離が進行し、標示の形状に不鮮明な部分が見られるようになる。 摩耗などの少ない塗膜では、経時による表面の劣化、割れ、クラックが顕著である。
3	摩耗または剥離により、標示の中に舗装路面の露出が見られる。 標示全体の形状は維持されている。
4	摩耗の進行と若干の剥離が見られるが、標示全体の形状は維持されている。 割れ、クラック等の経時による劣化はわずかに見られる程度である。
5	標示全体が維持されており、摩耗が少なく、剥離が見られない。 経時による塗膜の変化が見られない。

(出典：一般社団法人 全国道路標識・標示業協会（2012）「路面標示ハンドブック第4版」, pp.171.)



(出典：一般社団法人 全国道路標識・標示業協会（2012）「路面標示ハンドブック第4版」, pp.171.)

図 1 目視評価ランク毎のサンプル画像（上段：良好部、下段：摩耗部）

Fig. 1 Sample images of each visual evaluation rank (the upper : better sample, the lower : worse sample)

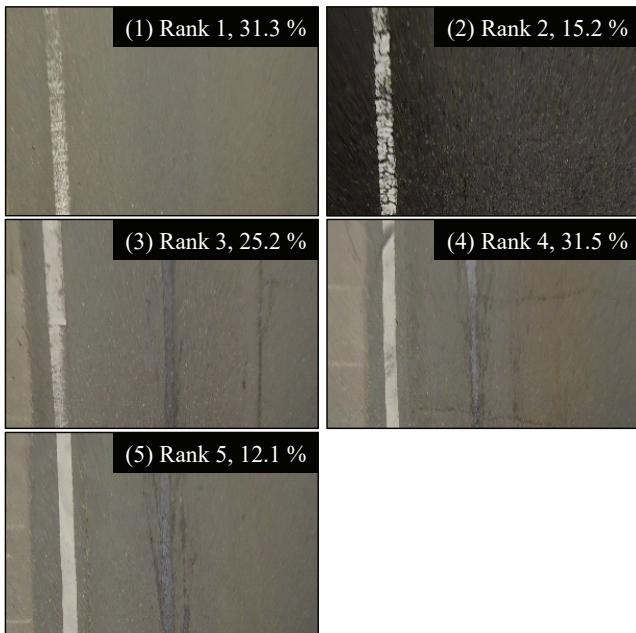
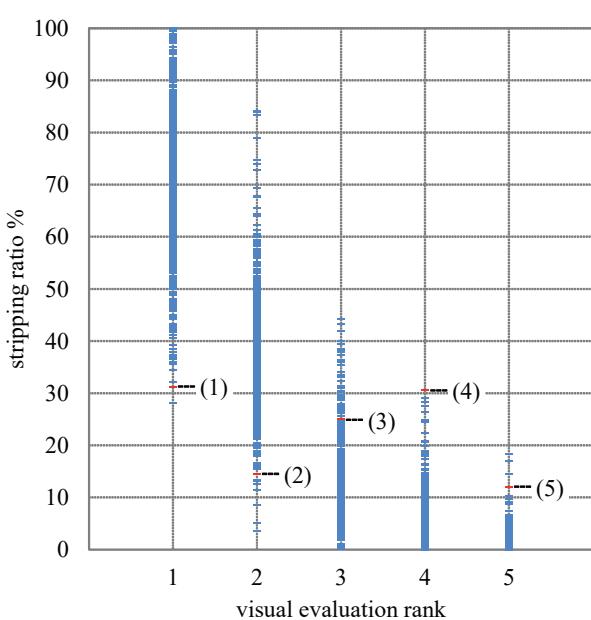


図 2 目視評価ランクおよび剥離率の分布

Fig. 2 Relations of visual evaluation rank and stripping ratio

画線の施工当時を 0% として、劣化による欠けやかすれなどの区画線の剥離した割合を表す指標である。剥離率と目視評価ランクの関係の例を図 2 に示す。縦軸は剥離率、横軸は目視評価ランクを示す。区画線を含む画像を見て熟練の評価者が目視評価ランクをつけ、同一画像から剥離率を

計算した。図 2 より、目視評価ランクと剥離率は一致しないことがわかる。従って、剥離率だけで塗りなおしの必要性を正確に判断することは困難である。そこで、本研究では車載カメラ画像から区画線の劣化状態を表す複数の画像特徴量を算出し、目視評価ランクを推定することを目的と

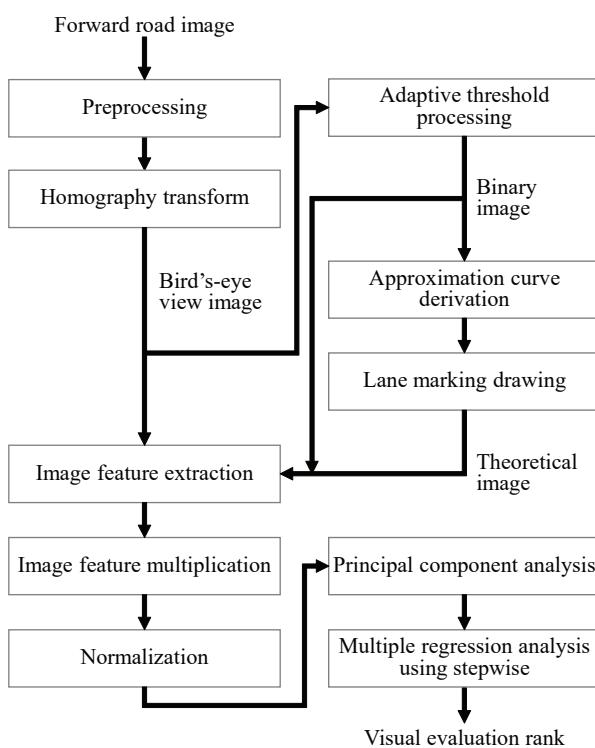


図 3 目視評価ランク推定の流れ

Fig. 3 Flow of estimating the visual evaluation rank

する。

### 3. 区画線の目視評価ランク推定手法

走行中に撮影した車両前方映像の 1 フレーム毎に目視評価ランクを推定する。推定を行う画像は右左折のない直線走行時に撮影された画像とし、対象とする区画線は実線の左区画線とする。

目視評価ランクを推定する流れを図 3 に示す。本節では前処理、俯瞰画像 (Bird's-eye view image) 生成、理論画像 (Theoretical image) の生成、特徴量の抽出、目視評価ランクの推定について述べる。

#### 3.1 俯瞰画像生成

まず、レンズ歪みを取り除くために、前処理として Zhang の手法による歪み補正 [11] を行う。歪み補正を行った走行画像を図 4 に示す。カメラの位置や角度によらない評価を行うために、射影変換を用いて走行車線を路面上方から俯瞰した画像を生成する。そのために、図 5 に示すような路面に設置した校正用格子を用いる。校正用格子は縦方向に 9 本、横方向に 13 本の幅 150 mm の白線を用いて 350 mm の間隔をおいて設置する。図 5 に示す校正用格子上の基準点 A, B, C および D から射影変換行列を生成する。1 pixel=10 mm となるように射影変換を適用し、300×200 pixel の俯瞰画像を得る。得られた俯瞰画像を図 6 および図 7 に示す。図 6 は図 5 のカメラ校正用格子を含む画像



図 4 走行画像

Fig. 4 Forward road image

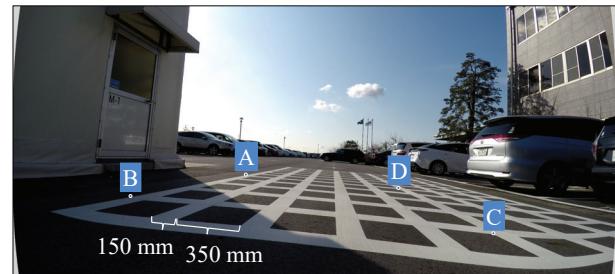


図 5 路面の校正用格子の画像および基準点

Fig. 5 Lattice image and reference points

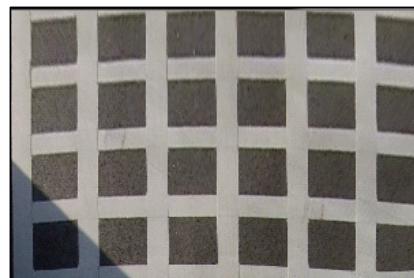


図 6 射影変換後の校正用格子の画像

Fig. 6 Lattice image after homography transform



図 7 射影変換後の俯瞰画像

Fig. 7 Bird's-eye view image

を変換した結果であり、図 7 は図 4 の走行画像を変換した結果である。

#### 3.2 理論画像生成

施工当時の区画線と比較して劣化具合を評価したいが、その比較対象の画像は記録されていない。そこで、俯瞰画像を用いて本来存在すべき区画線の位置を表す理論画像を生成する。まず、俯瞰画像内に残存する区画線を抽出する



図 8 二値画像  
Fig. 8 Binary image

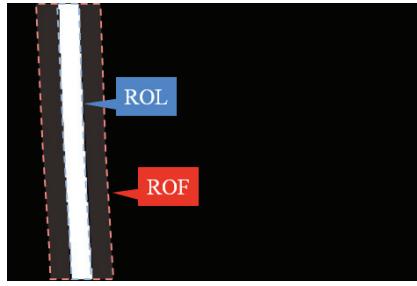


図 9 理論画像  
Fig. 9 Theoretical image

ため、俯瞰画像をグレースケール化し、適応的閾値処理 [12] を用いて二値画像を得る。区画線はアスファルト路面に対して輝度値が高くなるため、二値化処理を行うことで抽出することができる。俯瞰画像の画素  $(u, v)$  における輝度値を  $I(u, v)$ 、近傍領域サイズを  $p \times p$  [pixel]、近傍領域サイズにおける局所平均値を  $\bar{I}(u, v)$ 、定数を  $\theta$ とした場合、二値画像の輝度値  $B(u, v)$  は式 (1) によって求める。

$$B(u, v) = \begin{cases} 1 & (\text{if } I(u, v) > \bar{I}(u, v) - \theta) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (1)$$

本研究では  $p = 51$  で適応的閾値処理を行う。適応的閾値処理を用いて 1 画素毎に二値化処理を行うことで、木々の影等の局所的なノイズの影響を受けにくくなる。

次に、 $B(u, v) = 1$  の全画素に対して RANSAC 法 [13] による曲線近似を行う。1 pixel=10 mm となるよう画像を変換しているため、区画線は施工当時 15 pixel の幅であったと考えられる。従って、曲線の周囲 15 pixel 上に  $B(u, v) = 1$  となる画素が最も多く存在する近似曲線を求める。導出した近似曲線を中心位置として 15 pixel 幅の領域を施工当時の区画線の位置とし、区画線領域 (ROL) と呼ぶ。また、近似曲線を中心としてその周囲  $45 \times 200$  pixel を特徴量抽出領域 (ROF) と呼ぶ。ROL の画素  $(u, v)$  を  $B(u, v) = 1$  とした画像を理論画像と呼ぶ。図 7 の俯瞰画像に対して生成した二値画像および理論画像を図 8 および図 9 に示す。

### 3.3 特徴量抽出

ROF から推定に用いる 14 種類の画像特徴量を抽出する。画像特徴量の名称を表 2 に示す。本稿で用いる特徴量

表 2 推定に用いる画像特徴量

Table 2 Image features for estimation

#	画像特徴量	記号
1	区画線内外の輝度差	$d_{io}$
2	区画線内外の輝度比	$r_{io}$
3	剥離率	$r_s$
4	最小横幅	$w_{\min}$
5	最大横幅	$w_{\max}$
6	エッジの数	$c_{uv}$
7	ROL の標準偏差	$\sigma_i^2$
8	残存領域および剥離領域の輝度差	$d_{rs}$
9	黒潰れ領域となる画素数	$c_b$
10	白潰れ領域となる画素数	$c_w$
11	濃度ヒストグラムの平均	$\mu_q$
12	濃度ヒストグラムの分散	$\sigma_q^2$
13	濃度ヒストグラムの歪度	$S_q$
14	濃度ヒストグラムの尖度	$K_q$

には形状に基づくものと濃度ヒストグラムに基づくものがある。

#### 3.3.1 形状特徴

俯瞰画像における ROL の輝度値の平均値を  $\bar{I}_a$ 、ROF 内の ROL 以外の領域の輝度値の平均値を  $\bar{I}_b$  とし、区画線内外の輝度比  $r_{io}$  および輝度差  $d_{io}$  を式 (2) および式 (3) によって求める。

$$r_{io} = \frac{\bar{I}_a}{\bar{I}_b} \quad (2)$$

$$d_{io} = \bar{I}_a - \bar{I}_b \quad (3)$$

ROL の全画素数を塗布領域の画素数  $c_p$  [個] とし、ROL で  $B(u, v) = 1$  となる画素数を残留領域の画素数  $c_r$  [個] として、剥離率  $r_s\%$  を式 (4) から求める [9]。

$$r_s = \frac{c_p - c_r}{c_p} \times 100 \quad (4)$$

ROL で行ごとに  $B(u, v) = 1$  となる画素数（横幅） $w_u$  を計算し、その最小数  $w_{\min}$  および最大数  $w_{\max}$  を式 (5) および式 (6) によって求める。

$$w_{\min} = \min_u \sum_{v=1}^{200} B(u, v) \quad (5)$$

$$w_{\max} = \max_u \sum_{v=1}^{200} B(u, v) \quad (6)$$

ROL の  $B(u, v)$  から上下方向および左右方向に探索し、値が変化する部分をエッジとする。この時、上下方向のエッジの数を  $c_v$  とし、左右方向のエッジの数を  $c_u$  として、エッジの数  $c_{uv}$  を式 (7) によって求める。

$$c_{uv} = c_u + c_v \quad (7)$$

ROL の輝度値の分散  $\sigma_i^2$  を式 (8) によって求める。

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{P} \sum_u \sum_v (I(u, v) - \bar{I}_a)^2 \quad (8)$$

ただし、ROL の総画素数を  $P$  [個] とする。

ROL の塗布領域から残存領域を取り除いた領域のことを剥離領域と呼び、区画線が剥離してアスファルト路面が露出している領域のことを示す。俯瞰画像における残存領域の平均輝度値を  $\bar{I}_r$  とし、剥離領域の平均輝度値を  $\bar{I}_s$  として、残存領域および剥離領域の輝度差  $d_{rs}$  を式(9)によって求める。

$$d_{rs} = \bar{I}_r - \bar{I}_s \quad (9)$$

$B(u, v) = 0$  でその八近傍もすべて 0 となる画素を黒潰れ領域とし、 $B(u, v) = 1$  でその八近傍もすべて 1 となる画素を白潰れ領域とする。二値画像における ROL を探索し、黒潰れ領域となる画素数  $c_b$  および白潰れ領域となる画素数  $c_w$  を算出する。

### 3.3.2 濃度ヒストグラム特徴

俯瞰画像の ROL より、濃度ヒストグラムに関する 4 つの特徴量 [14] を算出する。256 階調の輝度値のヒストグラム  $q$  のBIN  $i$  の値を  $q_i$  として正規化ヒストグラム  $q$  を式(10)によって求める。

$$q_i = \frac{1}{P} \sum_u \sum_v \delta[I(u, v), i] \quad (10)$$

ただし、 $\delta[i, j]$  はクロネッカーデルタを表す。このとき、濃度ヒストグラムの平均  $\mu_q$ 、分散  $\sigma_q^2$ 、歪度  $S_q$  および尖度  $K_q$  をそれぞれ式(11)、(12)、(13) および(14)によって求める。

$$\mu_q = \sum_{i=0}^{255} iq_i \quad (11)$$

$$\sigma_q = \sum_{i=0}^{255} (i - \mu_q) q_i \quad (12)$$

$$S_q = \sum_{i=0}^{255} \frac{(i - \mu_q)^3 q_i}{\sigma_q^3} \quad (13)$$

$$K_q = \sum_{i=0}^{255} \frac{(i - \mu_q)^4 q_i}{\sigma_q^4} \quad (14)$$

### 3.4 目視評価ランク推定

抽出した 14 種類の画像特徴量に加えて、異なる特徴量同士の乗算値の絶対値 ( ${}_{14}C_2 = 91$  種類) も特徴量とし、合計で 105 種類の画像特徴量を用いて線形回帰式を構築する。まず、それぞれの特徴量を平均 0 および標準偏差 1 に正規化する。特徴量  $f$  の平均値を  $\bar{f}$ 、標準偏差を  $\sigma_f$  として、正規化後の特徴量  $f'$  を式(15)によって求める。

$$f' = \frac{f - \bar{f}}{\sigma_f} \quad (15)$$

加えて、特徴量間に強い相関関係がある場合には多重共線性が生じるため、特徴量間の相関関係を低くするために主成分分析を行う。

これまでに述べた 105 個の主成分を説明変数とし、目視評価ランクを目的変数とした重回帰式を構築する。ただし、説明変数の選択にはステップワイズ法を適用し、選択の基準となる情報基準はベイズ情報量 (BIC) を用いた。説明変数を  $x_j$ 、目的変数を  $y$ 、係数を  $b_j$ 、定数を  $b_0$  として、式(16)に表す重回帰式を用いて目視評価ランクを推定する。

$$y = b_0 + \sum_{j=0}^N b_j x_j \quad (16)$$

ただし、 $N$  はステップワイズ法によって選択された説明変数の総数を表す。

## 4. 実験

### 4.1 実験概要

提案手法の推定精度を検証するために、実車両を用いて計測実験を行った。車載カメラを搭載した車両を用いて一般道を走行し、路面上の区画線を計測した。計測に用いた車載カメラの解像度は  $3840 \times 2160$  pixel、フレームレートは 30 fps であった。区画線をより精細に撮影するために、車載カメラは車両前方のバンパーの左側に設置した。計測は曇天時の日中に行った。計測の対象とする区画線は、左側の車道外側線とした。撮影した画像の内、ROF に区画線の上端もしくは下端が写っていない画像、カラーライト標示が写る画像、前方車両が写りこむ画像は推定対象から除外した。撮影画像の内、条件を満たす推定対象の画像は 3000 枚となった。3000 枚の画像のうち 2400 枚を学習に、600 枚を評価に用いる。予め訓練を受けた 10 名の評価者が撮影画像に映る区画線の目視評価ランクをつけた。そして、10 名の平均値を目視評価ランクの正解値とした。

### 4.2 目視評価ランクの検証

目視評価ランクの評価に含まれる個人差を検証するためには、10 名の評価者が評価したそれぞれの目視評価ランクを比較した。10 名の評価者の内、日常的な業務として評価作業を行う熟練の評価者が 1 名存在した。

そこで、残り 9 名の評価者の目視評価ランクが熟練の評価者の値と一致しているか、その割合を評価者毎に算出した。熟練の評価者とそれ以外の評価者を比較した結果を図 10 に示す。縦軸が全体に占める割合、横軸が熟練の評価者との誤差を示す。3 ランク以上の誤差は生じなかった。図 10 より、ランク 1 もしくは 5 の場合、多くの評価者が熟練の評価者と同様に評価することが可能であることがわかった。

一方で、ランク 2、3 および 4 の場合、熟練評価者の評価との 1 段階誤差が生じる割合が高くなかった。これらの結果から、目視評価ランクは特にランク 2、3 および 4 の違いが曖昧であり、評価者毎の個人差が正解値に影響を与えていたことが分かった。

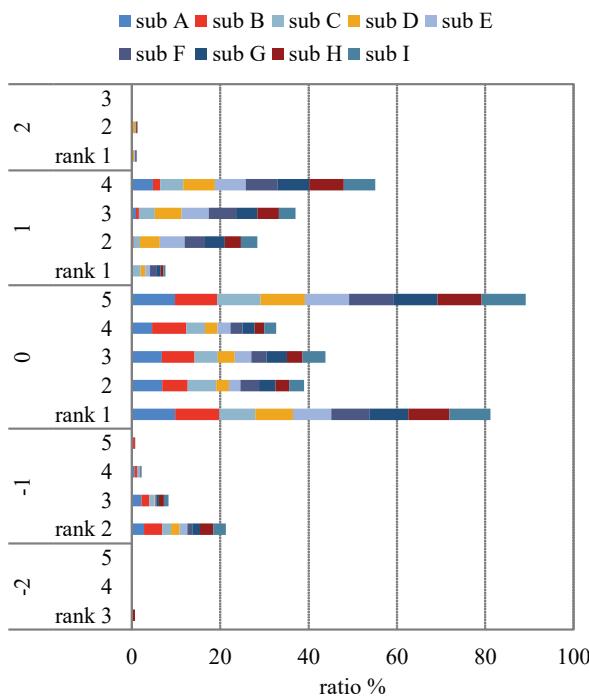


図 10 熟練者と他の評価者との目視評価ランクの差

Fig. 10 Difference between visual evaluation ranks by an expert and others

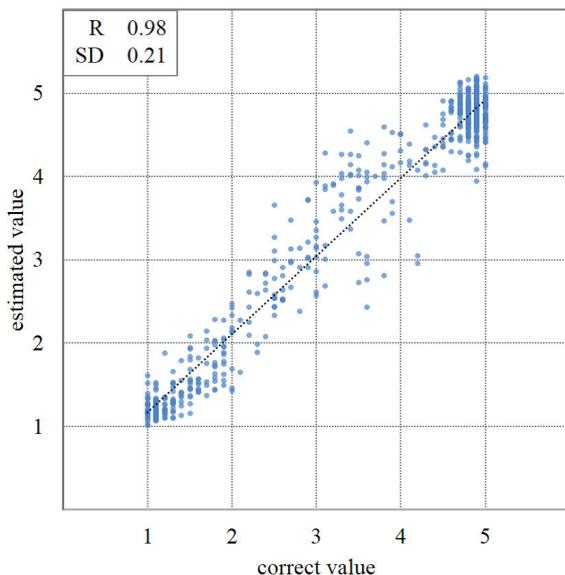


図 11 推定値と正解値の分布

Fig. 11 Relations of estimated values and correct value

#### 4.3 推定精度の検証

2400枚の学習用画像を用いて、ステップワイズ法によって53種類の主成分を説明変数として選択し、重回帰式を構築した。600枚の評価用画像を用いて推定精度の検証を行った。提案手法による推定値と正解値の関係を図11に示す。このとき、評価用画像の絶対誤差平均は0.24、絶対誤差標準偏差は0.21となった。

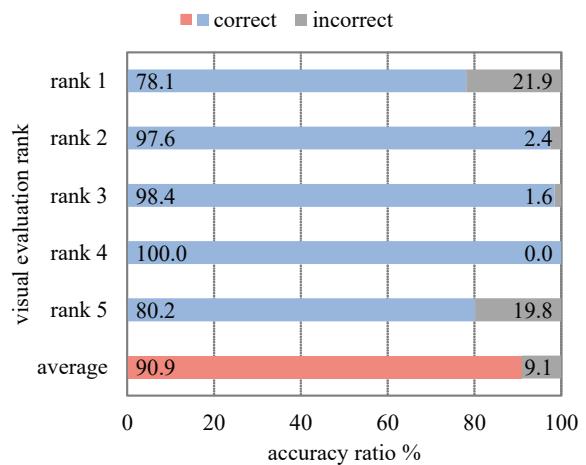


図 12 目視評価ランク毎の正解率

Fig. 12 Accuracy of each visual evaluation rank

評価者10名の評価の分布を正規分布と仮定し、正しく推定できたとする範囲を平均 $\pm 3\sigma$ とした。推定値が正解範囲に含まれる確率（正解率）を算出した結果を図12に示す。横軸は正解/不正解の割合、縦軸は5段階に量子化した場合の分類およびその平均を示す。図12より、平均正解率は90.9%となり、提案手法は人間の評価者による目視評価ランクと同等の精度であるとわかった。

#### 5. おわりに

本研究では、車線を表す区画線の効率的な塗り直しを目的として、車載カメラ画像を用いて区画線の劣化状態を推定する手法を提案した。区画線の劣化を表す特徴量を提案し、区画線の劣化状態を5段階で表す指標である目視評価ランクを重回帰分析によって推定した。精度検証実験として、実車両を用いて一般道を走行し、区画線を計測した。評価者の評価の分布から正解範囲を求め、正解率を算出したところ、提案手法の推定精度は平均正解率が90.9%となった。また、正解値と推定値の絶対誤差平均は0.24となった。この結果から、提案手法は評価者と同等の精度であると分かった。今後の課題として、区画線の状態が連続的に変化することから、前フレームの特徴量を推定に利用することが挙げられる。

謝辞 本研究は「知の拠点あいち」重点研究プロジェクトIIの支援のもと実施したものである。

#### 参考文献

- [1] 萩西達哉, 小野口一則: 多重情報地図を用いた隊列走行のための区画線検出システム, 日本ロボット学会誌, vol.31, no.10, pp.1036-1044 (2013)
- [2] 小野口一則: CCD カメラを用いたレーンマーカの検出, 映像情報メディア学会誌, vol.68, no.10, pp.775-779 (2014)
- [3] 小野口一則: 自動運転のためのレーン検出アルゴリズム, 電気学会誌, vol.135, no.7, pp.421-424 (2015)
- [4] 磯貝俊樹, 松浦充保, 川合健夫: レーザスキャナを用いたレーンマーカ検出, 映像情報メディア学会誌, vol.68,

- no.10, pp.780-784 (2014)
- [5] Hata A and Wolf D.: Road marking detection using Li-DAR reflective intensity data and its application to vehicle localization, Proceedings Intelligent Transportation Systems Conference 2014, pp.584-589 (2014)
- [6] Asada T., Kameyama S., Ishida S., Kawabata S. and Kasahara A.: Development of Evaluation Method of Stripping Ratio of Road Markings Using Image Analysis, 11th International Conference on Asphalt Pavements, International Society for Asphalt Pavements, ISBN 978-4-88950-712-6, vol.III, pp.11-20 (2010)
- [7] 浅田拓海, 本多誠司, 龜山修一: 画像特徴量を用いた道路区画線剥離率推定の開発, 土木学会論文集 E1(塗装工学), vol.67, no.1, pp.10-21 (2011)
- [8] 木下雅央, 浅田拓海, 本多誠司, 川端伸一郎, 龜山修一: シークエンス画像を用いた道路区画線の剥離と夜間視認性の評価, 土木学会論文集 D3(土木計画学), vol.67, No.5, p.67-L.109-67-L.116 (2011)
- [9] Nishino S., Wakayama K., Md. Bhuiyan S., Kawanaka H. and Oguri K.: Measurement and Management of the Lane Marking's Stripping Ratio from In-vehicle Camera Image, Proceedings Intelligent Transportation Systems Conference 2015, pp.1755-1760 (2015)
- [10] 全国道路標識・標示業協会: 路面標示ハンドブック 第4版, (社)全国道路標識・標示業協会, 東京 (2012)
- [11] Zhang Z.: A flexible new technique for camera calibration, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.22, no.11, pp.1330-1334 (2000)
- [12] 松尾賢一, 上田勝彦, 梅田三千雄: 局所対象領域の2値化による情景画像からの文字列領域抽出, 電機学会論文誌C, vol.122, no.2, pp.212-241 (2002)
- [13] Fishler M. and Bolles R.: Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography, Communications of the ACM, vol.24, no.6, pp.381-395 (1981)
- [14] 岡崎彰夫: はじめての画像処理技術, 工業調査会 (2007)