

複数の画像特徴の統合による道路標識の視認性推定

道満 恵介[†] 出口 大輔[†] 高橋 友和^{††} 目加田慶人^{†††} 井手 一郎[†]
村瀬 洋[†] 玉津 幸政^{†††}

[†] 名古屋大学 大学院情報科学研究科 〒 464-8601 愛知県名古屋市千種区不老町

^{††} 岐阜聖徳学園大学 経済情報学部 〒 500-8288 岐阜県岐阜市中鶉 1-38

^{†††} 中京大学 情報理工学部 〒 470-0393 愛知県豊田市海津町床立 101

^{††††} 株式会社デンソー 〒 448-8661 愛知県刈谷市昭和町 1-1

E-mail: †{kdoman,ddeguchi,ttakahashi,mekada,ide,murase}@murase.m.is.nagoya-u.ac.jp

あらまし 本稿では, nuisance-free な安全運転支援システムの実現に向けた取り組みの一つとして, 道路標識の視認性推定手法を提案する. 近年, 自動車に搭載される運転支援システムの種類の増加に伴い, それらから供給される情報を適切に取捨選択する技術が重要になりつつある. 過度な情報提供は運転行動への負荷となり, 注意力低下や苛立ちの原因になるおそれがある. それを避けるためには, 見落としやすい, つまり視認性が低い情報のみをドライバに提示する等により情報を取捨選択する必要がある. そこで本研究では, 運転時に重要な情報を提示する道路標識を対象とし, 車載カメラ画像から道路標識の視認性を推定することを考える. 提案手法は, 道路標識とその背景との画像特徴の差に基づく複数の画像量の統合により道路標識の視認性を推定するモデルベースの手法である. 被験者実験により提案手法の推定精度を評価し, その有効性を確認した.

キーワード 視認性推定, 道路標識, 車載カメラ, 画像特徴, ドライバディストラクション, ITS

Estimation of traffic sign visibility based on integration of multiple image features

Keisuke DOMAN[†], Daisuke DEGUCHI[†], Tomokazu TAKAHASHI^{††},
Yoshito MEKADA^{†††}, Ichiro IDE[†], Hiroshi MURASE[†], and Yukimasa TAMATSU^{††††}

[†] Graduate School of Information Science, Nagoya University, Nagoya, Aichi, Japan

^{††} Faculty of Economics and Information, Gifu Shotoku Gakuen University, Gifu, Gifu, Japan

^{†††} School of Information Science & Technology, Chukyo University, Toyota, Aichi, Japan

^{††††} DENSO CORPORATION, Kariya, Aichi, Japan

E-mail: †{kdoman,ddeguchi,ttakahashi,mekada,ide,murase}@murase.m.is.nagoya-u.ac.jp

Abstract We propose a visibility estimation method for traffic signs as part of work for realization of nuisance-free driving safety support systems. Recently, the number of driving safety support systems in a car has been increasing. As a result, it is becoming important to select appropriate information from them for safe and comfortable driving because too much information may cause driver distraction and may increase the risk of a traffic accident. One of the approaches to avoid such a problem is to alert the driver only with information which could easily be missed. Therefore, to realize such a system, we focus on estimating the visibility of traffic signs. The proposed method is a model-based method that estimates the visibility of traffic signs focusing on the difference of image features between a traffic sign and its surrounding region. In this paper, we investigate the performance of the proposed method and show its effectiveness.

Key words Visibility Estimation, Traffic Sign, In-vehicle Camera, Image Feature, Driver Distraction, ITS

1. はじめに

近年, 様々な運転支援システムが自動車に搭載されるようになってきている. たとえば, 自車位置をリアルタ

イムにドライバに知らせる機能を持つカーナビゲーションシステムの登場により, 運転時の利便性は飛躍的に向上した. また, 夜間における歩行者検出機能を持つインテリジェント・ナイトビジョンシステムは, 運転時の安



図 1 ドライバに供給される情報の例

全性を向上させるものとして期待されている．これら以外にも，車線維持や車間維持等，数多くの運転支援システムが既に実用化されている．しかし，それに伴って運転操作中にドライバーに与えられる情報も増加することが予想される（図 1）．処理しきれないほどの情報はドライバーに対して過負荷となり，ドライバーディストラクションの原因になるおそれがある [1]．そのため，様々なセンサから得られる情報をドライバーの状況に合わせて取捨選択して提示する技術が今後必要になると考えられる．

たとえば道路標識の視認性に関して，車載カメラで撮影された異なるシーンの道路画像を図 2 に示す．同図における各画像には 2 つずつ道路標識（規制標識）が撮影されているが，それら道路標識の視認性は異なる．図 2(b) のようなシーンにおいては道路標識の視認性が低く，ドライバーが見逃す可能性が高いと考えられる．見逃しやすい情報のみをドライバーに提示することができれば，見逃しによる事故の危険を低下させるとともに，情報過多の防止による nuisance-free なシステムを実現することができる．

ドライバーの見逃しに関して，視線計測器を用いてドライバーの視線が向いていない物体の情報を提示するための研究 [2] がある．しかしながら，視線が物体に向いているということとその物体を認知しているということは必ずしも一致しない．この現象は“意識の脇見”と呼ばれ，運転時における各種車載システムからの過度な情報提供等により発生しやすくなることが報告されている [3]．そのため，ドライバーの視線方向のみから運転者に与える情報を選択するだけでは不十分である．一方で，情報を取捨選択するための一つの基準として視認性に着目し，車載カメラを用いて物体の視認性を推定する研究 [4] ~ [7] がある．車載カメラを利用することでドライバーからの見た目に近い画像が得られるため，ドライバーからの視認性を推定するのに適していると考えられる．また，ドライバーの視線が明らかに物体から外れている場合には視線情報のみを利用し，物体の周囲に向いている際には視認性を利用するというように，視線情報に基づくアプローチと視認性に基づくアプローチは併用が可能である．そこ



(a) 道路標識の視認性が高いシーン



(b) 道路標識の視認性が低いシーン

図 2 異なるシーンにおける道路標識の視認性比較

で本研究では，ドライバーの視線が物体の周囲に向いている状況において，その物体の情報をいかに取捨選択するかを考える．そのために，車載カメラを用いて物体の視認性を推定するアプローチに注目する．

本稿では，運転時に重要な情報を提示する道路標識を対象とし，車載カメラを用いた道路標識の視認性推定手法を提案する．以降，2 節では関連研究について述べ，3 節では，提案手法について述べる．続く 4 節では，提案手法の有効性を評価するための被験者実験について述べる．最後に 5 節でまとめる．

2. 関連研究

物体の視認性推定を考えるにあたり，人間の視覚的注意にはポップアウト（無意識的注意）と視覚探索（意識的注意）の 2 種類が存在することに注意する必要がある．それは，人間の脳は，視野内全体の情報をすばやく抽出

する過程 (vision at a glance) と、局所的な事物の詳細構造を分析する過程 (vision with scrutiny) といった性質の異なる 2 つの相互作用によって外界を認識していると考えられているからである [8]。以降、ポップアウトと視覚探索に着目した関連研究についてそれぞれ述べる。

ポップアウトに関する研究：ポップアウトの計算モデルに関して、画像中から視覚的注意が向きやすい領域を抽出するための手法が数多く提案されている。たとえば Itti らは、顕著度画像 (saliency map) を用いて人間の視覚的注意を引きやすい領域を計算するモデルを提案している [9]。この顕著度画像は様々な研究で応用されており、その有効性が示されている [10], [11]。ただし、ポップアウトは被験者の心理状態や知識・興味、事物の予期の有無等に大きく影響を受ける。これに関して自動車の運転操作は、外界の状況をすばやく認知し、そこから適切に判断し行動しなければならないという特殊なタスクであるため、ドライバーには常に高い負荷が掛かる。Itti らの視覚的注意モデルはそのような状況を想定しておらず、運転中のドライバーに対してもそのまま当てはまるとは考えにくい。実際に、運転時の状況を想定した被験者実験において、Itti らの計算モデルが十分な妥当性を得られなかったという報告例 [12] もある。

視覚探索に関する研究：視覚探索の計算モデルに関しては、文献 [13] にまとめられている。しかしながら、現在までに提案されているモデルの多くは実環境下での利用に際して十分な実用性に欠ける。車載カメラを用いた道路標識の視認性推定手法としては、Siegmann らが提案するモデルベースの手法 [5] がある。しかし、この手法は輝度情報にしか着目しておらず、人間の視覚的特性が十分に考慮されていない。車載カメラを用いた別の手法としては、Simon らが提案するアピアランススペースの視認性推定手法もある [6]。この手法では、道路標識の見えの変動をあらかじめ SVM により学習し、SVM における識別関数の出力値を顕著度の計算に利用している。しかし、特徴空間における識別境界からの距離と人間からみた顕著性は必ずしも一致せず、対象とする道路標識の様々な見えを網羅的に収集することは困難である。さらに、視認性には物体の見えだけでなく物体と背景との画像特徴の差が大きく影響するが、この手法ではそれが十分に考慮されていない。これに関して、木村らは、交通信号機を対象としたモデルベースの視認性推定手法 [7] を提案している。木村らは人間の視覚的注意に影響を及ぼす要因を整理し、交通信号機とその背景 (周辺) の複雑度 (エッジ強度) の違いが視認性に与える影響に着目している。また、この手法では車載カメラ画像中の交通信号機の背景を領域分割し、領域毎に画像特徴量を計算することで部分的な背景の影響も考慮している。ただし、交通信号機と道路標識の間には、特に色や形状の多様性において大きな違いがある。加えて、道路標識の視認性には、平均色および色分布など複雑度以外の画像特徴の

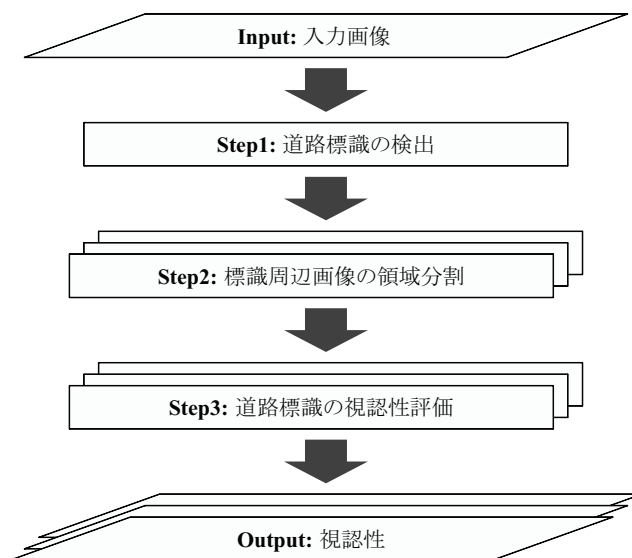


図 3 提案手法における処理の流れ

違いも大きく影響することが考えられる。

以上を踏まえ本研究では、道路標識とその背景とで計算される複数の画像特徴の差に着目したモデルベースのアプローチに注目する。

3. 提案手法

提案手法は大きく分けて検出、領域分割、視認性推定の 3 つの処理から構成される (図 3)。まず、入力画像中の道路標識を検出する。次に、検出された道路標識とその周辺を含んで切り出された画像 (以降、「標識周辺画像」) を標識領域および複数の部分背景領域に分割する。その後、分割された各部分背景領域から計算される複数の特徴量の統合利用により道路標識の視認性を推定する。以降、提案手法について処理の流れの順に詳しく述べる。

Step1: 道路標識の検出

道路標識の視認性を推定するにあたり、入力画像上での道路標識の位置とサイズが既知であることを前提条件とする。なお、道路標識の位置とサイズだけでなく種類まで知ることができれば、視認性推定において有用な情報として利用できる。なぜなら、道路標識の色や形状等の種類によって特徴量の計算方法を変えることができるからである。

検出・認識のためのアプローチとしては大きく分けて 2 種類ある。一つは、対象標識の種類数分の検出器を用意する方法 (e.g. [14]) である。もう一つは、単一の検出器に加えて、検出された標識の種類を認識するための認識器を用意する方法 (e.g. [15]) である。提案手法では、これらいずれかの方法で車載カメラ画像中の道路標識を検出することを考える。

Step2: 標識周辺画像の領域分割

実際の交通シーンでは標識周辺領域内に画像特徴の異

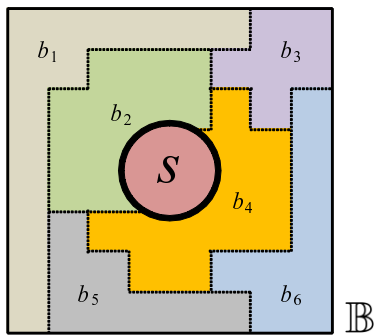


図4 標識周辺画像における標識領域 s と部分背景領域 $b_n \in \mathbb{B}$ ($n = 1, \dots, 6$) の例.

なる複数の部分背景領域が存在しうするため、背景の全領域からまとめて特徴抽出を行うべきではない。そこでまず、検出された各道路標識に対して、標識領域 s とその周辺の背景領域 \mathbb{B} を切り出して標識周辺画像を得た後、周辺の背景領域 \mathbb{B} を複数の部分背景領域 b_n に分割する(図4)。

領域分割には、色空間上での距離が人間が知覚する色の距離感覚と一致する CIE1976L*a*b* 表色系を利用する。また本手法では、単純で高速な TOD (Threshold Order-Dependent) クラスタリングアルゴリズム [16] に基づいて領域分割を行う。領域分割アルゴリズムの詳細を以下に述べる。

- (1) 入力された標識周辺画像を複数画素からなるブロックに分割し、各ブロックに異なる初期ラベルを与える。
- (2) 道路標識を一部でも含むブロックをまとめて標識領域 s とし、以降の処理では対象外とする。
- (3) 各ブロックに対して、隣接ブロックとの平均 $L^*a^*b^*$ 値の差が閾値以下なら逐次統合する。
- (4) 統合が収束するまで (3) を繰り返す。

4節の実験で使用する標識周辺画像およびそれらに対して上記の領域分割処理を適用した結果を図5, 図6にそれぞれ示す。なお、図6では標識領域を網点状のドットで、分割された各部分背景領域の境界を異なる色で表している。

Step3: 道路標識の視認性評価

本手法では、視認性に影響を与える要因として、次の3種類の画像特徴に注目する。

- 色特徴: 平均色
- エッジ特徴: 複雑度
- テクスチャ特徴: 色分布

上記の各画像特徴について、標識領域および背景領域における特徴量の差を計算し、それら3つの特徴量を統合する。統合された特徴量の大小により、道路標識の視認性の高/低を判定する。

以降、視認性推定のための画像特徴量の計算処理、重

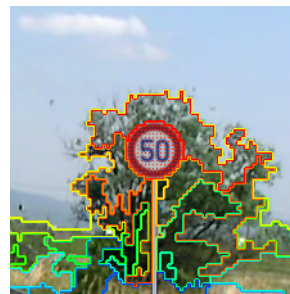


(a) 最高速度



(b) 横断歩道

図5 標識周辺領域の例



(a) 最高速度



(b) 横断歩道

図6 図5の標識周辺画像に対する領域分割の結果

み付け処理、統合処理について順に述べる。

Step3-1: 画像特徴量の計算

平均色: 標識領域と背景領域における平均色の差を色特徴として利用する。色特徴に基づく特徴量 X_1 を次式により計算する。

$$X_1 = \sqrt{(R_s - R_{b_n})^2 + (G_s - G_{b_n})^2 + (B_s - B_{b_n})^2} \quad (1)$$

ここで、 (R_s, G_s, B_s) , $(R_{b_n}, G_{b_n}, B_{b_n})$ はそれぞれ標識領域 s , 部分背景領域 b_n における平均 RGB 値である。

複雑度: 標識領域と背景領域における複雑度の差をエッジ特徴として利用する。エッジ特徴に基づく特徴量 X_2 を次式により計算する。

$$X_2 = |E_s - E_{b_n}| \quad (2)$$

ここで、 E_s, E_{b_n} はそれぞれ標識領域 s , 部分背景領域 b_n における平均エッジ強度である。なお、エッジ強度は Sobel フィルタを用いて計算する。

色分布: 標識領域と背景領域における色分布の差をテクスチャ特徴として利用する。テクスチャ特徴に基づく特徴量 X_3 を次式により計算する。

$$X_3 = \sqrt{\{D^{(R)}\}^2 + \{D^{(G)}\}^2 + \{D^{(B)}\}^2} \quad (3)$$

$D^{(C)}$ ($C \in \{R, G, B\}$) は次式で定義される Bhattacharyya 距離である。

$$\{D^{(C)}\}^2 = \sum_j \left(\sqrt{H_s^{(C)}(j)} - \sqrt{H_{b_n}^{(C)}(j)} \right)^2 \quad (4)$$

ここで、 $H_s^{(C)}(j)$ 、 $H_{b_n}^{(C)}(j)$ はそれぞれ標識領域 s 、部分背景領域 b_n における C 成分で計算される正規化色ヒストグラム j 番目のピンである。

Step3-2: 画像特徴量の重み付け

標識領域 s と各部分背景領域 $b_n \in \mathbb{B}$ とで計算される特徴量 $X_i^{(b_n)}$ に対して、各領域の面積と標識からの距離に基づく重みを乗算した特徴量 Y_i を次式のように計算する。

$$Y_i = \sum_{b_n \in \mathbb{B}} w_{b_n} X_i^{(b_n)} \quad (5)$$

ここで、 $w_{b_n} = A_{b_n}/A_{\mathbb{B}}$ である。 A_{b_n} は標識領域 s の重心画素から部分背景領域 b_n における各画素までの距離の逆数に応じた重み付き面積、 $A_{\mathbb{B}}$ は全ての部分背景領域 \mathbb{B} における A_{b_n} の総和である。

Step3-3: 画像特徴量の統合

道路標識には様々な色や形状のものが存在し、それぞれが異なる画像特徴を持つ。そのため、各特徴量 Y_i を元に計算される統合特徴量 Y を次式のように計算する。

$$Y = \sum_{i=1}^3 \alpha_i Y_i, \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^3 \alpha_i = 1 \quad (7)$$

ここで、 α_i は各特徴量 Y_i における視認性評価への寄与の割合を表し、道路標識の種類によって適応的に変化させる。本手法の最終的な出力として、検出された各道路標識の視認性の高/低を特徴量 Y の大/小により判定する。

4. 評価実験

本節では、提案手法の有効性を確認するために行った被験者実験の結果について述べる。提案手法は道路標識と背景との画像特徴の差に着目したモデルベースの道路標識の視認性推定手法であり、直接的な従来手法は存在しない。そこで本実験では、信号機を対象とした木村らの手法 [7] を道路標識の視認性推定に単純適用したものを比較手法として取り上げた。そして、提案手法および比較手法による道路標識の視認性推定精度をそれぞれ評価した。提案手法と比較手法の間には、次のような違いがある。

- 特徴量の計算方法
- 部分背景領域に対する重みの設定方法
- 種類情報の利用の可否

最後の項目に関して、比較手法では単一の特徴量のみを利用する。そのため、道路標識の種類によって α_i (式 (7)) の値を適応的に変化させることはできない。これは、提案手法との最大の違いである。



図 7 視認性推定の対象とした道路標識

4.1 実験方法

本節では、提案手法と比較手法それぞれにより視認性の推定精度を評価するための実験方法について述べる。

4.1.1 標識周辺画像の作成

道路標識の品質や配置、照明条件等が視認性に及ぼす影響を排除するため、次のように標識周辺画像を作成した。まず、対象とする各道路標識につき、スケールや色合い、明るさ、ぼけやぶれの度合いを揃えたイラスト標識画像^(注1)を用意した。ここで、色や形状の類似性を考慮して、図 7 に示す 6 種類の道路標識を視認性推定の対象とした。そして、車載カメラ映像中の様々なシーンから抽出された 20 種類の背景画像 (225 × 225 pixels) の中心に合成した。なお、本実験では検出処理は行わず、標識周辺画像における標識領域の位置とサイズは人手により与えた。

4.1.2 被験者への画像対提示

作成された標識周辺画像を用いて、次のような被験者実験を行った。まず、道路標識の種類が同じで背景が異なる 2 枚の標識周辺画像をランダムに選択する。そして、選択された画像対を被験者に提示する。その後、「道路標識を見つけやすいのはどちらか」を「左」「分からない」「右」のいずれかで被験者から回答を得る。対象とする各種類の標識につき同回数の回答を得られるようにしながら、全体で 100 回の回答を得る。上記手順により、20 名の被験者から計 2,000 回の回答を得た。なお本実験では、図 8 に示すようなインターフェースを作成し、実験に利用した。

4.1.3 評価基準

被験者から回答を得た後、各手法による視認性の推定精度を次式に示す一致率 DoA (Degree of Agreement) により評価した。

$$DoA = \frac{N_a}{N_t} \quad (8)$$

(注1): イラスト素材【Riguru】(<http://www.riguru.com/>) から購入



図 8 実験で利用した対比較インターフェース

表 1 提案手法と比較手法による一致率 (DoA) の比較

	$DoA (N_a/N_t)$
提案手法	0.80 (574/720)
比較手法 (平均色)	0.77 (551/720)

ここで、 N_t は「左」または「右」という回答が全回答の 80% 以上となる画像対の数、 N_a はそれら N_t 個の画像対のうち視認性の評価結果と被験者の回答とが一致する画像対の数である。

提案手法における α_i は、対象標識の種類毎に一致率が最も高くなるように設定した。また、比較手法で利用する単一の画像特徴としては、平均色、複雑度、色分布の中から最も高い一致率が得られるものを利用した

4.2 実験結果

被験者実験の結果を表 1 に示す。本実験において、提案手法による一致率は 0.80 であった。これにより、道路標識の視認性推定に対する提案手法の有効性を確認できた。また、単一の特徴量を用いる比較手法による一致率は 0.77 であったが、これは平均色に基づく特徴量を用いた場合であった。なお、複雑度に基づく比較手法による一致率は 0.68、色分布に基づく比較手法による一致率は 0.70 であった。

4.3 考察

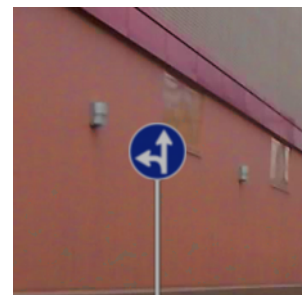
提案手法により高い一致率が得られたことに関して、複数の画像特徴を統合利用することの効果、および道路標識の種類情報を利用することの効果についてそれぞれ考察を述べる。

4.3.1 複数画像特徴の統合の効果

全ての被験者において回答が一致した標識周辺画像対を図 9 に、それらに対する比較手法 (平均色) による視認性の推定結果を図 10 にそれぞれ示す。この標識周辺



(a) 視認性 低



(b) 視認性 高

図 9 被験者の回答が全て一致した標識周辺画像の例



(a) 視認性 高 ($Y_1 = 126$)



(b) 視認性 低 ($Y_1 = 105$)







図 10 図 9 に対する比較手法 (平均色) での視認性推定結果

画像対に対して回答を行った被験者らは、全員が (a) よりも (b) の方が視認性が高いと回答した。一方で、この画像対に対して、比較手法により平均色に基づく特徴量を計算した結果、(b) よりも (a) の方が特徴量の値が高い (視認性が高い) という結果になった。これは、視認性に影響を及ぼす要素が平均的な色の違いだけでなく、テクスチャの複雑さや色分布も関係するためであると考えられる。これに関して、図 9 に示した画像対に対して、複雑度に基づく特徴量や色分布に基づく特徴量は、(a) よりも (b) の方が特徴量の値が高かった。つまり、被験者らの回答と一致する視認性の推定結果が得られていた。このような場合には複数特徴量の統合利用が効果的に作用すると考えられ、実際に提案手法では被験者の回答と一致する推定結果が得られていた。従って、このことが提案手法の方が高い一致率が得られた要因の一つであると考えられる。

4.3.2 種類情報の利用の効果

本実験では、式 (7) における α_i を、対象標識毎に最も一致率が高くなるように設定した。しかしながら、入力される道路標識の種類が未知である場合には、全体で一致率が最も高くなるように設定された 1 種類の α_i を利用するしかない。これに関して、道路標識の種類情報を利用する場合としない場合における一致率の比較を表 2 に示す。これをみると、道路標識の種類情報の利用によ

表 2 提案手法において道路標識の種類情報を利用することの効果

	道路標識の種類						全体の平均
							
D_oA (種類情報あり)	0.80	0.75	0.81	0.79	0.83	0.80	0.80
(N_a/N_t)	(103/128)	(85/114)	(93/115)	(85/108)	(109/131)	(99/124)	(574/720)
$(\alpha_1 : \alpha_2 : \alpha_3)$	(9 : 1 : 0)	(10 : 0 : 0)	(6 : 0 : 4)	(9 : 1 : 0)	(4 : 6 : 0)	(8 : 1 : 1)	(- : - : -)
D_oA (種類情報なし)	0.80	0.74	0.78	0.79	0.79	0.77	0.78
(N_a/N_t)	(103/128)	(84/114)	(90/115)	(85/108)	(104/131)	(96/124)	(562/720)
$(\alpha_1 : \alpha_2 : \alpha_3)$	(9 : 1 : 0)	(9 : 1 : 0)	(9 : 1 : 0)	(9 : 1 : 0)	(9 : 1 : 0)	(9 : 1 : 0)	(9 : 1 : 0)

り高い一致率が得られ、種類によって視認性推定に最適な画像特徴の組み合わせが異なることが分かる。これは、視認性に影響を及ぼすと考えられる道路標識の色や形状、複雑さが種類によって異なるためであると考えられる。なお、道路標識の種類が既知であっても、道路標識毎に最適な α_i をどのように決定するかは重要な問題であり、今後検討の余地がある。

5. ま と め

本稿では、情報過多の防止による nuisance-free な安全運転支援システムの実現に向けた取り組みの一つとして、道路標識の視認性推定手法を提案した。提案手法は、道路標識とその背景との画像特徴の差に基づく複数の画像特徴の統合により道路標識の視認性を推定するモデルベースの手法である。また、道路標識の種類情報が利用できる場合には、複数の画像特徴の適応的統合により視認性の推定精度を向上させることができる。被験者実験では、スケールや色合い、明るさ、ぼけやぶれの度合いを揃えたイラスト標識画像から作成した標識周辺画像を利用し、対比較によりそれらの視認性を評価した。その結果、提案手法により 80% の一致率が得られたことから、本手法の有効性が確認できた。

今後の課題としては、平均色、複雑度、色分布以外の画像特徴の検討、道路標識の種類毎に最適な α_i の決定方法、および車載カメラ画像を用いた実環境下に設置された道路標識に対する提案手法の有効性の調査が挙げられる。

謝辞 本研究の一部は、JST 戦略的創造研究推進事業 CREST および科学研究費補助金による。また、本研究では画像処理に MIST ライブラリ^(注2)を使用した。

文 献

[1] M. Pettitt, G. Burnett, and A. Stevens, "Defining driver distraction," Proc. 12th World Cong. on Intelligent Transport Systems, pp.1-12, November 2005.
 [2] L. Fletcher, G. Loy, N. Barnes, and A. Zelinsky, "Correlating driver gaze with the road scene for driver assistance systems," Robotics and Autonomous System,

vol.52, no.1, pp.71-84, July 2005.
 [3] 塩谷真, 小田島崇, 畑岡信夫, 西本卓也, 小林哲則, "テレマティクスにおける Mind Distraction 低減のための分散型状況依存対話制御システムの検討," FIT2003 イベント企画, 車載情報システムにおけるインターフェース, September 2003.
 [4] K. Mori, T. Takahashi, I. Ide, H. Murase, T. Miyahara, and Y. Tamatsu, "Recognition of foggy conditions by in-vehicle camera and millimeter wave radar," Proc. 2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.87-92, June 2007.
 [5] P. Siegmann, S. Lafuente-Arroyo, S. Maldonado-Bascón, P. Gil-Jiménez, and H. Gómez-Moreno, "Automatic evaluation of traffic sign visibility using SVM recognition methods," Proc. 5th WSEAS Int. Conf. on Signal Processing, Computational Geometry & Artificial Vision, pp.170-175, September 2005.
 [6] L. Simon, J.P. Tarel, and R. Brémond, "Alerting the drivers about road signs with poor visual saliency," Proc. 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.48-53, June 2009.
 [7] 木村文香, 目加田慶人, 高橋友和, 井手一郎, 村瀬洋, 宮原孝行, 玉津幸政, "車載カメラからの交通信号機の視認性計測," 第 14 回画像センシングシンポジウム講演論文集, IN-2-06, June 2008.
 [8] J. Saiki, "Representation of objects and scenes in visual working memory in human brain," in Representation and Brain, ed. S. Funahashi, pp.103-119, Springer-Verlag, 2007.
 [9] L. Itti, C. Koch, and E. Niebur, "A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.20, no.11, pp.1254-1259, November 1998.
 [10] K. Miyazato, A. Kimura, S. Takagi, and J. Yamato, "Real-time estimation of human visual attention with dynamic Bayesian network and MCMC-based particle filter," Proc. 2009 IEEE Int. Conf. on Multimedia and Expo, pp.250-257, June 2009.
 [11] K. Fukuchi, K. Miyazato, A. Kimura, S. Takagi, and J. Yamato, "Saliency-based video segmentation with graph cuts and sequentially updated priors," Proc. 2009 IEEE Int. Conf. on Multimedia and Expo, pp.638-641, July 2009.
 [12] L. Simon, J.P. Tarel, and R. Brémond, "A new paradigm for the computation of conspicuity of traffic signs in road images," Proc. Int. Conf. of the 26th session of the CIE, vol.2, pp.161-164, July 2007.
 [13] J.M. Wolfe, "Guided Search 4.0: Current progress with a model of visual search," in Integrated Models of Cognitive Systems, ed. W.D. Gray, pp.99-119, Oxford University Press, 2007.

(注2): <http://mist.murase.m.is.nagoya-u.ac.jp/>

- [14] K. Doman, D. Deguchi, T. Takahashi, Y. Mekada, I. Ide, and H. Murase, "Construction of cascaded traffic sign detector using generative learning," Proc. 4th Int. Conf. on Innovative Computing, Information and Control, ICICIC-2009-1362, December 2009.
- [15] H. Ishida, T. Takahashi, I. Ide, Y. Mekada, and H. Murase, "Identification of degraded traffic sign symbols by a generative learning method," Proc. 18th Int. Conf. on Pattern Recognition, vol.1, pp.531–534, August 2006.
- [16] M. Friedman, and A. Kandel, "Threshold order-dependent clustering algorithm," in Introduction to pattern recognition, pp.70–73, Imperial College Press, 1999.