

車載カメラを用いた道路標識の検出および 視認性推定に関する研究

道満 恵介

目次

第 1 章	序論	1
1.1	自動車社会の現状と課題	1
1.2	視覚認知補助による安全運転支援	3
1.3	車載カメラを用いた物体検出・提示	6
1.4	本研究の位置付け	10
1.5	本論文の構成	12
第 2 章	生成型学習による道路標識検出器の構築手法	15
2.1	はじめに	15
2.2	カスケード型識別器による物体検出	17
2.3	検出器構築手順	21
2.3.1	生成モデルの定義	21
2.3.2	学習用サンプルの自動生成	27
2.3.3	カスケード型識別器の学習	27
2.4	評価実験	27
2.4.1	実験条件	30
2.4.2	実験方法	32
2.4.3	実験結果	33
2.5	考察	33
2.5.1	色変動考慮の効果	37
2.5.2	色特徴利用の効果	37
2.5.3	カスケードの段数と検出精度の関係	37
2.5.4	収集コストの削減	38

2.6	まとめ	39
第3章	静止画像特徴の統合利用による道路標識の視認性推定手法	41
3.1	はじめに	41
3.2	視認性推定手順	43
3.2.1	画像特徴の統合モデル	43
3.2.2	画像特徴量の計算	45
3.3	評価実験	48
3.3.1	視認性評価値の設定	48
3.3.2	実験方法	56
3.3.3	実験結果	56
3.4	考察	56
3.4.1	統合モデルの有効性	57
3.4.2	画像特徴の有効性	59
3.5	まとめ	60
第4章	時系列情報を用いた道路標識の視認性推定手法	63
4.1	はじめに	63
4.2	視認性推定手順	64
4.2.1	瞬時視認性の推定	64
4.2.2	画像特徴の統合	66
4.2.3	累積視認性の推定	67
4.3	評価実験	67
4.3.1	実験準備	67
4.3.2	実験方法	68
4.3.3	実験結果	69
4.4	考察	70
4.4.1	時系列情報利用の有効性	70
4.4.2	T_p と MAE の関係性	71
4.4.3	シーンコンテキスト考慮の必要性	72
4.5	まとめ	74

第 5 章	むすび	77
5.1	総括	77
5.2	今後の課題と展望	79
謝辞		83
参考文献		87
研究業績		105
付録		112
付録 A	自動車の歴史	113
付録 B	CIELAB 色空間	116
付録 C	Thurstone の一対比較法に基づく被験者実験の結果	117

表目次

1.1	これまで策定された交通安全基本計画	3
1.2	道路標識の視認性に影響を及ぼす要因	12
2.1	評価用映像の撮影条件	30
2.2	正規分布に従う生成パラメータの平均と標準偏差	31
2.3	検出性能の比較：色変動なし vs. 色変動あり	33
3.1	実験結果：視認性推定精度の比較	57
3.2	標識周辺画像に対する視認性推定結果の例	58
3.3	実験結果：視認性推定精度の比較	59
3.4	交差項の利用により視認性推定精度が向上した例	59
A.1	今日の自動車ができるまで	114
C.2	一対比較の結果（画像 1～50 vs. 画像 1～25）	118
C.2	一対比較の結果（画像 1～50 vs. 画像 26～50）	119
C.2	一対比較の結果（画像 1～50 vs. 画像 51～75）	120
C.2	一対比較の結果（画像 1～50 vs. 画像 76～100）	121
C.2	一対比較の結果（画像 51～100 vs. 画像 1～25）	122
C.2	一対比較の結果（画像 51～100 vs. 画像 26～50）	123
C.2	一対比較の結果（画像 51～100 vs. 画像 51～75）	124
C.2	一対比較の結果（画像 51～100 vs. 画像 76～100）	125

目次

1.1	交通事故発生件数，死者数，負傷者数の推移	2
1.2	交通シーンの例	5
1.3	車載システムからドライバに提供される過量の情報の例	6
1.4	道路標識の視認性比較	9
2.1	多様な変動を含んで撮影された道路標識画像	16
2.2	実際の標識画像における色相 H $[0, 360]$ と彩度 S $[0, 1]$ の分布	18
2.3	カスケード型識別器の構造 (H_1, \dots, H_N : AdaBoost 識別器)	19
2.4	Haar-like 特徴の例	20
2.5	Integral Image $S(x, y)$ を利用した任意矩形領域の画素値の総和計算	21
2.6	提案手法で定義する生成モデルと各モデルにおける変動の度合いを制御する生成パラメータ	22
2.7	各退色度における基準画像	24
2.8	退色による道路標識の色相 H $[0, 360]$ と彩度 S $[0, 1]$ の変化	25
2.9	生成された標識画像の例 (1/2)	28
2.9	生成された標識画像の例 (2/2)	29
2.10	生成に用いた原画像 (340×340 pixels)	31
2.11	検出された道路標識の例 (1/2)	34
2.11	検出された道路標識の例 (2/2)	35
2.12	評価用映像に含まれる生成画像と評価用映像に含まれる実画像の比較	36
2.13	カスケードの初期の段で選択された Haar-like 特徴の例 (色変動なしの場合)	38
2.14	カスケードの段数を変えたときの検出精度の比較	40

3.1	視認性に影響を及ぼす要因（背景の種類 / 標識領域の平均明度値） . . .	42
3.2	提案手法における処理の流れ	44
3.3	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	47
3.4	本実験で対象とする道路標識（警戒標識, 規制標識, 指示標識）	48
3.5	被験者実験で利用したインタフェース	50
3.6	実験に使用した標識周辺画像と視認性評価値 $[0,1]$ (1/5)	51
3.6	実験に使用した標識周辺画像と視認性評価値 $[0,1]$ (2/5)	52
3.6	実験に使用した標識周辺画像と視認性評価値 $[0,1]$ (3/5)	53
3.6	実験に使用した標識周辺画像と視認性評価値 $[0,1]$ (4/5)	54
3.6	実験に使用した標識周辺画像と視認性評価値 $[0,1]$ (5/5)	55
3.7	道路標識の視認性を低下させる要因（視認性評価値 / 提案手法による視 認性推定値）	61
4.1	提案手法における処理の流れ	65
4.2	被験者実験で利用したインタフェース	69
4.3	従来手法 ($T_p = 1$) および提案手法 ($T_p > 1$) による MAE	70
4.4	瞬時視認性の推移の例	72
4.5	図 4.4 に対応する評価用映像区間におけるフレームの例	73
4.6	コンテキストの複雑さが異なるシーンの比較	75

第 1 章

序論

本論文は、自動車の運転支援を目的とした車載カメラを用いた道路標識検出および視認性推定に関する筆者の研究成果をまとめたものである。自動車は人類が太古の昔から憧れてきた夢の乗り物であり、自動車の登場によって我々の生活の利便性は飛躍的に向上した。しかし、その一方で、自動車事故が世界規模の社会問題となっている。そこで、本研究では、自動車の安全運転を支援する技術の開発を目指した。

以降、本章では、まず 1.1 節で自動車社会の現状と課題について考察する。次に、1.2 節で本研究で実現を目指した視覚認知補助による安全運転支援について述べ、1.3 節で車載カメラを用いた物体検出・提示技術について概説する。そして、1.4 節で本研究の位置付けと目的を述べ、1.5 節で本論文の構成について述べる。

1.1 自動車社会の現状と課題

自動車の起源は、フランスの N.-J. Cugnot が 1769 年に発明した蒸気自動車であると言われている（付録 A 参照）。それから約 240 年経った現在、全世界における自動車の保有台数は 10 億台を突破している [1]。国連人口基金（UNFPA）による 2011 年版「世界人口白書」 [2] によれば、現在の世界人口はおよそ 70 億人であり、単純計算で 7 人に 1 人が自動車を保有していることになる。現代の我々の生活に必要な不可欠な存在といっても過言ではないだろう。しかしその一方で、自動車の道路交通における事故が世界規模の問題となっている。我が国では昭和 35 年に、「道路における危険を防止し、その他交通の安全と円滑を図り、及び道路の交通に起因する障害の防止に資すること」を目的として道路

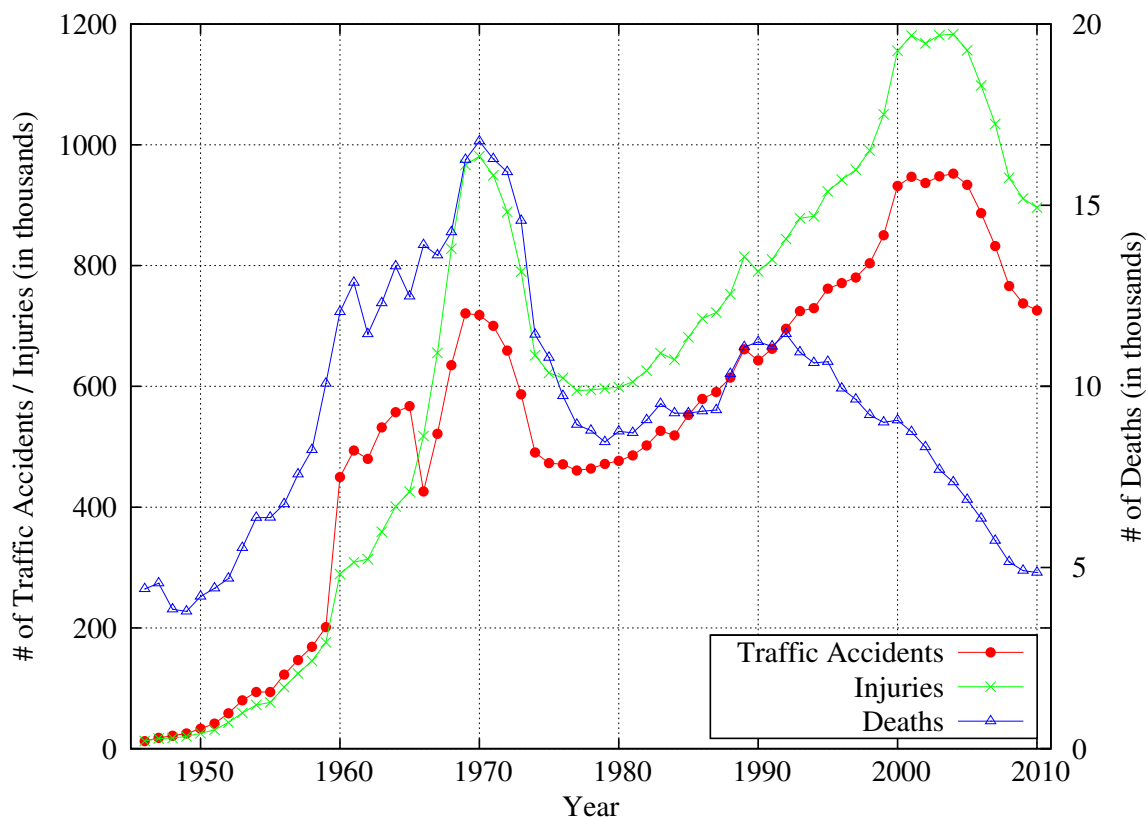


Fig. 1.1 交通事故発生件数，死者数，負傷者数の推移

交通法が施行された。しかし，図 1.1 に示すように，戦後の高度経済成長期における自動車保有率の上昇とともに交通事故による年間死亡者数は大きく増加した [3]。特に昭和 45 年（1970 年）には，交通事故による年間死亡者数は史上最悪の 16,765 人に達し，「交通戦争」と呼ばれた。

このような背景を受け，同年に交通安全対策基本法（法律第 110 号）が制定された。交通安全対策基本法では，交通安全基本計画の作成を義務づけている。この計画は，表 1.1 に示すようにこれまで 9 次に渡って策定され，その度に交通安全に対するより高い目標が掲げられてきた。そして，現在では以下の目標が掲げられている [4]。

- 平成 27 年までに 24 時間死者数を 3,000 人*以下とし，世界一安全な道路交通を実現する
- 平成 27 年までに死傷者数を 70 万人以下にする

* この 3,000 人に平成 22 年中の 24 時間死者数と 30 日以内死者数の比率を乗ずると概ね 3,500 人。

Table 1.1 これまで策定された交通安全基本計画

交通安全基本計画	期間	死者数	
		目標値	最終年実数値
第1次	昭和46年度～50年度	8,000人の半減	3,732人
第2次	昭和51年度～55年度	16,765人の半減	8,760人
第3次	昭和56年度～60年度	8,000人以下	9,261人
第4次	昭和61年度～平成2年度	8,000人以下	11,227人
第5次	平成3年度～7年度	10,000人以下	10,679人
第6次	平成8年度～9年度	10,000人以下	9,640人
	平成9年度～12年度	9,000人以下	9,066人
第7次	平成13年度～17年度	8,466人以下	6,871人
第8次	平成18年度～22年度	5,500人以下	4,863人
第9次(現在)	平成23年度～27年度	3,000人以下	-

これら国，地方公共団体等が一体となった交通安全対策への取り組みにより，交通事故の死亡者数は年々減少してきた．平成20年には交通事故死亡者数は5,155人となり，「交通戦争」と呼ばれた昭和45年と比べて3割以下にまで減少した．さらに，平成21年には4,914人と，昭和27年以来の57年ぶりに5,000人を下回り，平成22年には4,863人と10年連続の減少となった．ただし，交通事故の発生件数は毎年数十万件（平成22年では725,773件），負傷者数も毎年数十万人（平成22年では896,208人）と，依然として高い状態で推移している．交通事故が発生しなければ交通事故による死亡者は発生せず，交通事故を予防することは交通死亡事故の削減にも繋がる．そのため，交通死亡事故を含めた交通事故自体の削減のために，更に積極的な対策が求められている．

1.2 視覚認知補助による安全運転支援

前節で述べたような自動車社会の現状と課題を踏まえ，本研究では，ドライバの運転行動を補助することで安全運転を支援する技術に注目した．ドライバの運転行動は，一般に「認知・判断・操作」の3つからなるとされている．つまり，周囲の状況を認知し，それに基づき判断を行い，自動車を操作するという3つのステップに分けられる．例えば，前

方の交差点の信号が赤に変わった場面を考える。ドライバは、まず、信号が赤に変わったことを「認知」する。次に、赤色の信号灯は「止まれ」という意味であるから停止しようと「判断」する。そして、停止するためにブレーキをかけようと車両を「操作」する。この一連の運転行動が適切に行われていれば交通事故が発生する危険性は低いですが、どこかのステップでミスが生じると交通事故を引き起こす危険性が高くなる。

これら3つのステップの中でも、認知のステップは特に重要となる。認知結果に基づいて判断、操作が行われるため、認知ミスはその後の判断、操作におけるミスに直結し、事故の危険性が高まる。財団法人交通事故総合分析センター（ITARDA）による調査結果 [5] によれば、認知、判断、操作のうち、見落としや発見遅れ等の認知ミスが最も多く、事故を防ぐには危険の兆候に対する認知能力を向上させることが有効であるとしている。また、ドライバは自動車の運転に必要な情報のほとんどを視覚から得ており、悪環境や高速運転等によってドライバの視覚認知能力が無意識的に低下することで認知ミスが発生する [6, 7]。以上のことから、交通事故を防止するにはドライバの認知ミスを防ぐことが重要であり、そのためにはドライバの視覚認知を補助することが有効であると考えられる。

では、ドライバの視覚認知をどのように補助するべきだろうか？図 1.2 に示すように、交通シーンにおいては、歩行者、車両、道路標識、路面標示、交通信号機等、様々な物体が存在する。ドライバは、これらの物体の存在を素早く正確に認知しなければならない。ここで、自動車がドライバに代わってこれらの物体の存在を検知し、情報提供を行うことができれば、ドライバの視覚認知の補助となり、安全運転を支援することができる。特に、ドライバにとって認知しづらい物体に関する情報を積極的に提供することで、ドライバの認知ミスの防止に貢献できると考えられる。そこで、本研究では、運転支援のために車載カメラの利用を考えた。車載カメラで車両前方の様子を撮影することで、ドライバからの見え方（視界）に近い画像を得ることができる。そのため、車載カメラ画像は、ドライバにとって認知しづらい状態かどうかを評価するために有用である。

以上を総じて、本研究では、車載カメラを用いた物体検出・提示技術により、ドライバの安全運転を支援することを考えた。具体的には、以下の二つの技術の実現を目指した。

- 物体検出技術：車載カメラ画像から車両周辺に存在する物体を検出する技術
- 情報提示技術：ドライバにとって認知しづらい物体に関する情報を積極的にドライバに提供する技術



Fig. 1.2 交通シーンの例

上述のような運転支援技術の実現を目指した本研究の意義に関して、近年では先進技術を駆使して高度に知的化された「先進安全自動車」(Advanced Safety Vehicle: ASV) [8] に注目が集まっている [9-13]。ASV 技術は、自動車がドライバーの運転行動を支援するあるいはドライバーに代わって車両を自動制御することで、道路交通の安全性を向上させる技術である。ASV に関する技術の開発・実用化・普及を促進するプロジェクト「ASV 推進計画」が国土交通省によって平成 3 年度から進められており、交通事故そのものや交通事故による死亡者数の減少に貢献するものとして期待されている [14-17]。また、国土交通省自動車交通局 先進安全自動車推進検討会は、ASV 技術が目指すべき方向性に関する基本理念として以下の 3 つを掲げている [15]。

- ドライバ支援の原則：ドライバーの意思を尊重し、ドライバーの安全運転を支援する。
- ドライバ受容性：ドライバーが使いやすく、安心して使えるように配慮する。
- 社会受容性：他の自動車や歩行者などと一緒に走行するため、社会から正しく理解

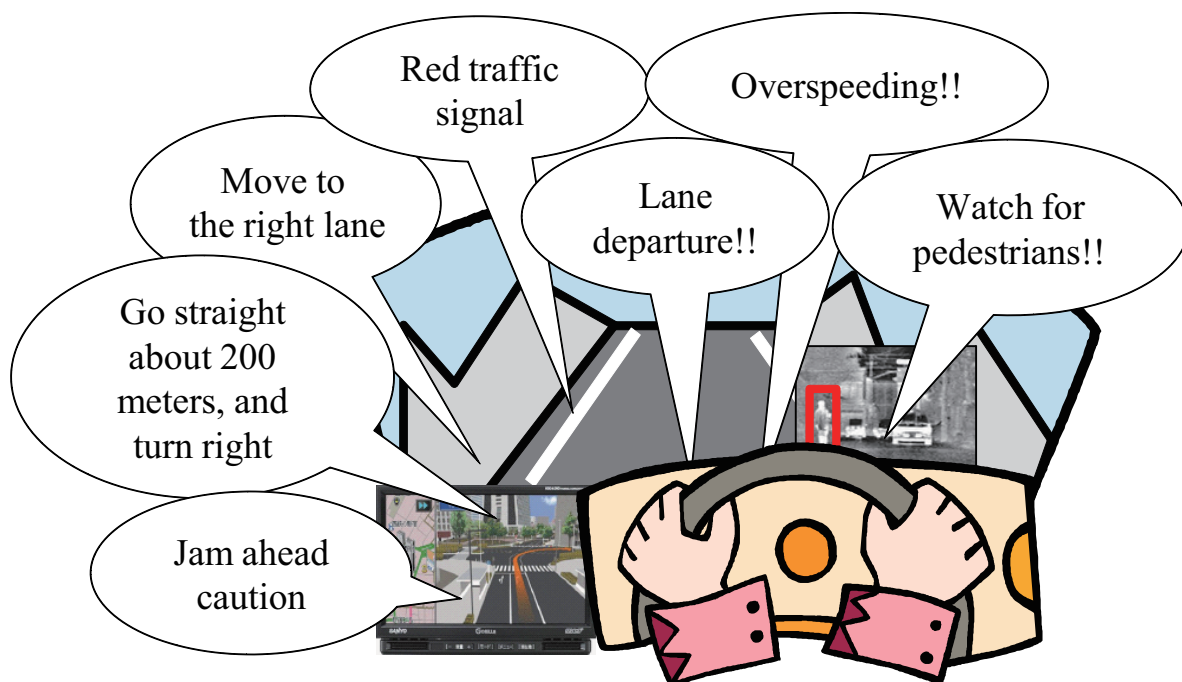


Fig. 1.3 車載システムからドライバに提供される過量の情報の例

され、受け入れられるよう配慮する。

すなわち、ASV 技術は、あくまでドライバの運転行動を支援するものであり、ドライバの運転や他の交通の邪魔になってはならないとしている。図 1.3 に示すように、車載システムからの過度の情報提供はドライバの注意散漫や苛立ち（ドライバディストラクション）の要因となり [18–21]、逆に交通事故の危険性を増大させてしまう。そのため、情報提供の際には、ドライバの状況に応じて情報を適切に取捨選択する必要がある [22]。これに対して、本研究では、検出した物体に関する情報をドライバの認知状態に応じて提供する技術を目指した。この技術は、国土交通省が提唱する 3 つの方向性に即したものであり、社会的にも需要の高い研究であると考えられる。

1.3 車載カメラを用いた物体検出・提示

本研究で実現を目指した車載カメラを用いた物体検出・提示技術は、物体検出技術と情報提供技術の二つの技術からなる。物体検出技術は、車載カメラ画像から車両周辺に存在する物体を検出するものである。情報提供技術は、ドライバにとって認知しづらい物体に

に関する情報をドライバに提供するものである。以降，本研究の位置付けを述べるにあたり，まずは各技術の現状について概説する。

(a) 物体検出技術

走行中のドライバは，歩行者，車両，道路標識，道路標示，交通信号機等，様々な物体の存在を認知し，適切に行動することが求められる。そのため，安全運転支援を目的とした物体検出に関する研究では，歩行者 [23–38]，道路標識 [38–66]，交通信号機 [67–69]，車両 [70–78]，自転車 [79]，道路標示 [80,81]，横断歩道 [82]，車線 [83–90]，道路面 [91–95] 等が検出対象とされてきた。

また，ドライバが周辺物体の存在を正確に認知し，余裕をもって判断や操作を行えるようにするためには，正確かつ早期に物体の存在を検出する必要がある。物体検出のための手法はこれまでも数多く提案されてきた [96] が，最も基本的なアプローチはテンプレートマッチング [97] である。テンプレートマッチングに基づく手法では，画像上を走査しながら様々なスケールで基準画像（テンプレート）との照合を行うことで対象を検出する。しかし，アピランスペースであるため，一般に，明るさや色といった見えの変化に対する頑健性が問題となる。一方，見えの変化に頑健な手法として，Hough 変換 [98] を利用した形状ベースの手法も考えられる。しかし，一般に，Hough 変換に基づく手法は計算量，メモリ量の面でコストが高くなってしまう。

高速かつ高精度な物体検出を可能とする検出器として，Viola らが提案したカスケード型識別器 [99,100] が広く利用されている。Viola らは人物顔の検出器としてカスケード型識別器を提案したが，その性能の高さから，現在では様々な分野に応用されている [25,101–105]。車載カメラ画像を対象とした研究においても，歩行者検出 [30]，車両検出 [72]，建物検出 [106]，道路標識検出 [52–55] 等，様々な用途に利用されている。ただし，カスケード型識別器によって対象物体の見えの変化に頑健な検出を実現するためには，予め対象の様々な見えをサンプルから学習する必要がある。検出対象や想定する環境にも依存するが，Viola らは約 5,000 枚の人物顔画像を学習に利用している [99,100]。また，歩行者検出器として利用する場合 [30] には約 2,500 枚の歩行者画像，車両検出器として利用する場合 [72] には約 1,500 枚の車両画像，建物検出器として利用する場合 [106] には約 2,000 枚の建物画像を，道路標識検出器として利用する場合 [52] には約 4,000 枚の標識画像を利用している。

(b) 情報提供技術

情報提供による支援システムがドライバにとって使いやすいものとするには、情報を取捨選択する技術、情報提示のためのインタフェースの技術が重要となる。以下、それぞれについて述べる。

情報の取捨選択に関する技術

ドライバにとって認知しづらい物体に関する情報を積極的に提供するためには、ドライバの認知状態を判定する技術が必要となる。ドライバの認知状態を判定するための方法として、ドライバの視線が向いていない物体の情報を提供する方法 [107] が考えられる。しかしながら、視線が物体に向いていたとしても、その物体を認知しているとは限らない。この現象は“意識の脇見”と呼ばれ、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 [108]。

これに対して、ドライバからの視認性が低い物体の情報のみを提供する方法 [109–111] も考えられる。この方法では、視線情報ではなく、車載カメラ画像から抽出された画像特徴を評価することで対象物体の視認性を推定し、ドライバの認知状態の判定に利用する。例えば、図 1.4 の各シーンにおける道路標識（規制標識）の視認性は大きく異なる。図 1.4(a) では道路標識の視認性が高いため、システムから情報を提供しなくても、ドライバがその存在に気付く可能性が高い。一方、図 1.4(b) では道路標識の視認性が低いため、ドライバが気付かない可能性が高い。以上のことより、視線が対象物体に向いていない、もしくは、視線が対象物体に向いていたとしても視認性が低い場合には、ドライバが認知できていない可能性が高いと考えられる。

また、人間の認知状態を判定するための方法に関して、Itti らは、自然画像中から無意識的な視覚的注意が向きやすい領域 (Region-of-Interest: ROI) を顕著度画像 (saliency map) を用いて計算するモデルを提案している [112]。この顕著度画像は、ROI 推定 [113, 114]、視線推定 [115, 116]、領域分割 [117–119] 等、様々な研究で応用され、その有用性が示されている。ただし、無意識的な視覚的注意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。一方、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、ドライバには常に高い負荷がかかる。Itti らの計算モデルはそのような状況を想定しておら



(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

Fig. 1.4 道路標識の視認性比較

ず，運転中のドライバーに対して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，この計算モデルでは妥当な結果が得られなかったという報告例 [120] もある．

情報提示のためのインタフェースに関する技術

情報提示のためのインタフェースに関する研究は，これまでに数多くなされてきた [22, 121, 122]．その中でも特に，近年では自動車のフロントガラス上に文字や画像を映し出すヘッドアップディスプレイ (Head-Up Display: HUD) が高い注目を集めている．元々 HUD は，戦闘機のコックピットにおけるパイロットへの情報提供のための技術として開発されたものであるが，現在では一部の旅客機や自動車等でも使用されている．HUD による情報提供は，ドライバーの視線移動を最小限に抑えられるため，走行中のドライバーに対して負荷なく情報を提供できる．そのため，自動車の運転支援のためのインタフェースとして有効な技術であると考えられる [122]．

1.4 本研究の位置付け

本研究では，道路標識を対象とし，車載カメラを用いた道路標識検出・提示によるドライバーへの安全運転支援を目指した．道路標識はドライバーに対して運転に重要な情報を提示するものであり，その見逃しは交通事故の危険に直結する．高速かつ高精度な道路標識検出・提示システムが実現できれば，速度超過や進行方向制限等の情報をドライバーに提供することができる．特に速度超過の警告は，ドライバーの視覚認知能力の無意識的低下を引き起こす要因の一つであり，認知ミスの防止に役立つと考えられる．そこで本論文では，道路標識の検出および情報提示に関する以下の技術について述べる．

- (a) 生成型学習による道路標識検出器の構築手法
- (b) 画像特徴に基づく道路標識の視認性推定手法

これらの技術により，車両周辺に存在する物体を検出し，ドライバーにとって認知しづらい物体に関する情報をドライバーに提供する技術の実現を目指した．

以降，前節で述べた物体検出・提示技術の現状を踏まえ，それぞれの研究の目的および位置付けについて述べる．

(a) 生成型学習による道路標識検出器の構築手法

本研究では、数ある物体検出手法の中でも、高速かつ高精度な検出を可能とするカスケード型識別器 [99, 100] を用いて、車載カメラ画像から道路標識を検出することを考えた。ただし、カスケード型識別器を用いて十分な精度を得るためには、道路標識の様々な見えを大量のサンプルから予め学習しておく必要がある。

識別器の学習に必要なサンプルの収集方法に関しては、大きく分けて 2 種類のアプローチが考えられる。一つは、大規模なデータ収集を行い、大量の車載カメラ映像の中から人手により標識画像を収集する方法である。道路標識は様々な位置に様々な状態で設置されており、それらを車載カメラで撮影して得られた画像には、形状、テクスチャ、色に関する多様な見えの変動が含まれる。そのため、道路標識の見えを網羅的に含む大量のサンプルを収集することは困難である。もう一つのアプローチとして、見えの変化をモデル化し、そのモデルに適切なパラメータを与えることで学習対象の画像を人工的に生成する方法 [123–127] が考えられる。このアプローチは、「生成型学習」と呼ばれる。生成型学習では、数枚の原画像から種々の変動を含んだ大量のサンプルを生成することができ、学習サンプルの収集コストを大幅に削減できる。なお、生成型学習自体は、多様な見えを含む大量の学習サンプルを必要とする識別器全般に対して適用可能なアプローチであり、識別器の変更にも柔軟に対応できる。そこで本研究では、生成型学習を用いて高速かつ高精度な道路標識検出器を低コストで構築する手法の実現を目指した。

(b) 画像特徴に基づく道路標識の視認性推定手法

本研究では、ドライバーが認知しづらい道路標識に関する情報を提供することを考えた。特に、ドライバーの視線が道路標識周辺に向いている状況を想定し、その視認性を車載カメラ画像から推定する方法ことを考えた。なお、情報を提供するためのインタフェースに関しては、既に HUD 等の優れた技術が開発されており、そちらを利用することを考えた [22, 121, 122]。

道路標識の視認性に影響を及ぼす要因は、表 1.2 に示すように、ドライバー側の要因と環境側の要因に大別される [128]。ドライバー側の要因に関しては、ドライバーが人間である限り視覚特性はある程度共通している。一方、環境側の要因に関しては、道路標識は様々な環境下に様々な状態で設置されており、道路標識の視認性に複雑に影響する。また、環境

Table 1.2 道路標識の視認性に影響を及ぼす要因

主体	要因
ドライバ側	視覚特性（網膜感度，視力） 心理状態（知識，予期）
環境側	背景の画像特徴（明るさ，色，複雑さ） 対象の画像特徴（明るさ，色） 対象の大きさ 対象の提示時間

側の要因の中でも特に背景および対象の画像特徴は，その他の要因を考慮する上でも欠かせない最も基本的な要因である．そこで本研究では，まずは背景および対象の画像特徴と道路標識の視認性の関係に注目し，1枚の車載カメラ画像から抽出される複数の画像特徴に基づいて道路標識の視認性を推定する手法の実現を目指した．さらに，道路標識の提示時間・大きさと視認性との関係にも注目し，背景および対象の画像特徴に加えて道路標識の提示時間・大きさ等の時系列情報を利用した視認性推定手法を検討した．

1.5 本論文の構成

本論文は，5つの章からなる．第1章は序論であり，本論文の研究背景，各章の位置付けについて述べたものである．

第2章では，生成型学習によるカスケード型道路標識検出器の構築手法について述べる．ここでは，生成型学習を用いてカスケード型識別器を構築することで，高速かつ高精度な道路標識検出器を低コストで構築することを目的とする．具体的には，生成型学習において，色の変化（退色，照明変化），形状の変化（回転，位置ずれ，伸縮），テクスチャの変化（光学ぼけ，背景変化）をそれぞれモデル化する．そして，これら見えの変化モデルに与える生成パラメータによって見えの変化の度合いを制御することで，数枚の原画像から多様な見えを含む標識画像を自動生成する．自動生成された標識画像を学習サンプルとして利用することで，道路標識検出器を低コストで構築することを目指す．

第3章では，静止画像特徴の統合利用による道路標識の視認性推定手法について述べる．ここでは，背景および対象の画像特徴と道路標識の視認性の関係に注目し，1枚の車

載カメラ画像から抽出される複数の画像特徴に基づいて道路標識の視認性を推定することを目的とする。具体的には、まず、明るさ、色、複雑さに関する背景とのコントラスト、および、明るさ、色に関する道路標識の見えを表現する画像特徴を車載カメラ画像から抽出する。そして、これら複数の画像特徴を認知科学的な知見に基づいて統合利用する。これにより、道路標識の視認性を安定して高精度に推定することを目指す。

第4章では、時系列情報の利用による道路標識の視認性推定手法について述べる。ここでは、道路標識の提示時間・大きさと視認性との関係に注目し、車載カメラ画像系列から道路標識の視認性を推定することを目的とする。具体的には、まず、各時刻において、入力された車載カメラ画像から背景とのコントラスト、道路標識の見え、大きさに基づく複数の画像特徴を基に視認性を推定する。そして、車載カメラ画像系列から計算される一連の視認性を基に、時々刻々と変化する走行環境において実際にドライバーが知覚する視認性を高精度に推定する。

最後に、第5章において本論文を総括し、今後の課題と展望について述べる。

第 2 章

生成型学習による道路標識検出器の構築手法

第 1 章で述べたように，本研究では，ドライバの視覚認知補助による自動車の安全運転支援に関する以下の技術の実現を目指した．

- 道路標識の検出：車載カメラ画像から道路標識を検出する技術
- 道路標識の視認性推定：ドライバからの認知状態を判定する技術

このうち，本章では前者の技術に注目し，生成型学習による道路標識検出器の構築手法を提案する．

以降，まず 2.1 節で本研究と従来研究との技術的な関連性について整理する．そして，2.2 節で本手法で道路標識検出器として利用するカスケード型識別器 [99, 100] について述べる．その後，2.3 節で提案手法を詳述する．2.4 節で提案手法の有効性を確認するための評価実験とその結果について述べ，2.5 節で考察する．最後に 2.6 節でまとめる．

2.1 はじめに

カスケード型識別器 [99, 100] は，Viola らが提案した物体検出のための識別器であり，検出対象とする物体の見えを予め学習しておくことで高速かつ高精度な物体検出を可能とする．しかし，本研究で対象とする道路標識に関しては，図 2.1 に示すように，種々の要因により見えが多様に変化する．このような見えの変動に対しても安定して高精度に検出するためには，これら様々な見えを網羅的に含むサンプルを収集し，学習に利用する必要



Fig. 2.1 多様な変動を含んで撮影された道路標識画像

がある．例えば，カスケード型識別器を標識検出器として利用する手法を提案している Bahlmann らは，標識画像を 4,000 枚収集したと報告している [52]．しかし，多様な見えの変動を網羅的に含んだ標識画像を数千枚も収集するのは膨大なコストが掛かる．そこで本研究では，生成型学習を用いてカスケード型識別器を構築することを考える．生成型学習では，対象をカメラで撮影する際に起こりうる種々の見えの変動をモデル化し，それら生成モデルにより原画像から生成された生成画像を用いて識別器の学習を行う．これによ

り，数枚の原画像から種々の変動を含んだ大量の学習用サンプルを生成することができ，収集コストが大幅に削減される．

しかしながら，これまでの道路標識画像を対象とした生成型学習に関する研究 [124,125] では幾何学的変化や光学ぼけ等による形状やテクスチャの変動は考慮されているが，退色や照明変化等による色の変動は考慮されていない．これに関して，撮影された標識画像に含まれる色の変動を調べるための予備実験を行った（予備実験 1）．この予備実験では，円形規制標識を対象として計 3 日間（2007 年 7 月 18 日，22 日，2009 年 4 月 22 日），いずれも晴れの日の日中に同一の車載カメラで撮影を行った．そして，得られた各標識画像における赤色，青色，白色の 3 領域から 1 画素ずつランダム抽出し，その画素の色相と彩度を調べた．図 2.2 は，撮影して得られた 274 枚の標識画像から抽出された各色領域における色相 H ，彩度 S の分布であり，大きな色の変動が含まれていることが確認できる．そのため，形状やテクスチャの変動に加えて色の変動も検出器の構築時に学習することで，より多様な変動に対してロバストな検出が可能になると考えられる．

そこで本章では，形状やテクスチャの変動に加えて色の変動も考慮した生成型学習によって多様な見えの変動に対してもロバストなカスケード型識別器を構築する手法を提案する．

2.2 カスケード型識別器による物体検出

本節では，カスケード型識別器 [99,100] およびそれを利用した物体検出について概説する．カスケード型識別器は，図 2.3 に示すように，複数の AdaBoost 識別器 H_1, \dots, H_N が直列に並んだ構造をもつ．カスケード型識別器により対象物体を検出する際には，次のように処理を行う．まず入力画像に対して，1 段目の識別器 H_1 によって，検出対象（ポジティブ）か非検出対象（ネガティブ）かを判定する．このとき，ポジティブと判定された場合のみ，次段の識別器による判定が行われる．以降，同様の判定処理を繰り返し，最終的に H_N までの全ての段の識別器でポジティブと判定された場合のみ検出対象であると判定する．いずれかの段の識別器においてネガティブと判定された場合は，その時点で入力画像が棄却され，識別処理が終了する．通常，多くのネガティブ画像は初期の段で棄却されるため，単一の識別器を利用するよりも効率的な検出処理が可能である．

また，カスケード型識別器を構成する各識別器は，AdaBoost アルゴリズム [129] によ

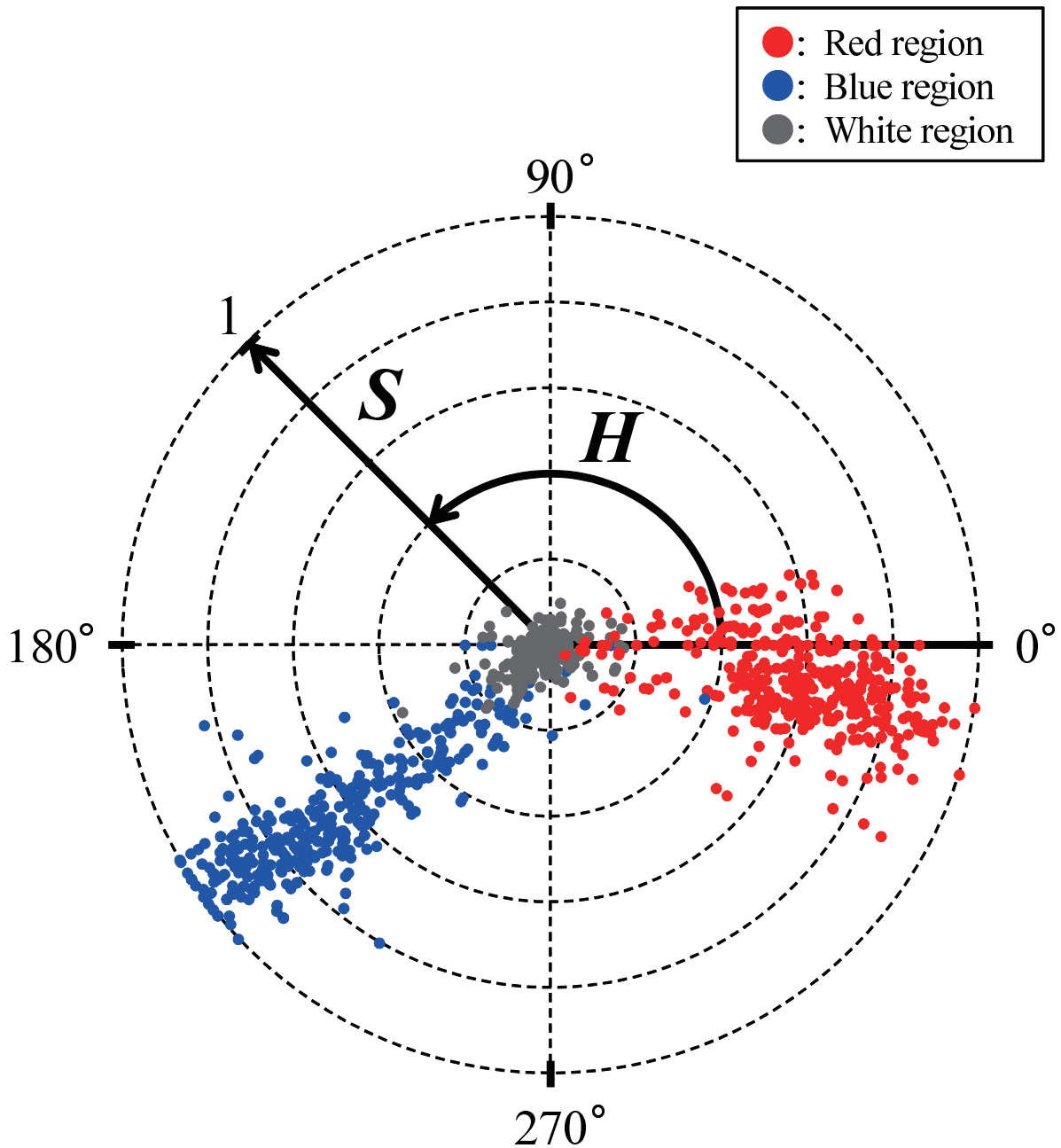


Fig. 2.2 実際の標識画像における色相 H $[0, 360]$ と彩度 S $[0, 1]$ の分布

り構築される。AdaBoost アルゴリズムでは、まず、検出対象のラベルを付けたサンプル（ポジティブサンプル）と非検出対象のラベルを付けたサンプル（ネガティブサンプル）をそれぞれ大量に用意する。次に、各サンプルの重みを適応的（adaptive）に更新しながら、単純で識別に有効な弱識別器 h を反復して選択していく。そして、選択された複

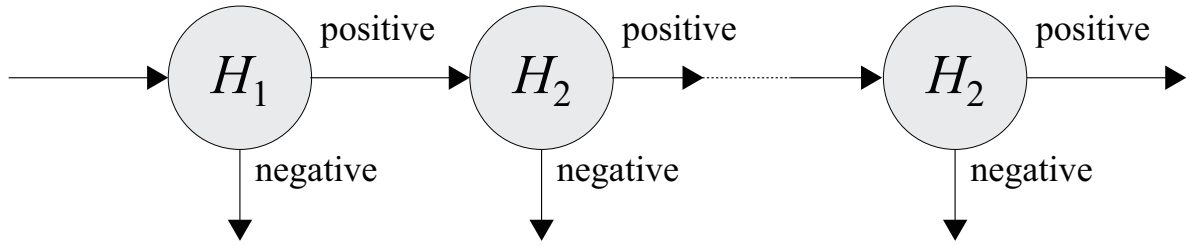


Fig. 2.3 カスケード型識別器の構造 (H_1, \dots, H_N : AdaBoost 識別器)

数の弱識別器を組み合わせて識別精度を増強 (boost) し, 全体として一つの強識別器 H (AdaBoost 識別器) を構築する. 強識別器 H と弱識別器 h は, それぞれ以下のように表現される.

$$H(I | \alpha, \mathbf{h}) = \text{sign} \left(\sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(I) \right) \quad (2.1)$$

$$h_t(I | f_t, \theta_t, p_t) = \begin{cases} 1 & \text{if } p_t f_t(I) < p_t \theta_t \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.2)$$

I は入力画像, $\alpha = \{\alpha_1, \dots, \alpha_T\}$, $\mathbf{h} = \{h_1, \dots, h_T\}$ である. また, α_t は h_t の出力に対する信頼度, f_t は h_t を構成する特徴, θ_t は閾値, $p_t \in \{1, -1\}$ は不等号の向きを制御するパリティである. すなわち, AdaBoost 識別器では, 弱識別器の出力およびその信頼度による重み付き多数決によって, 正 (検出対象) または負 (非検出対象) の 2 値が出力される.

弱識別器を構成する特徴としては, 図 2.4 に示す Haar-like 特徴が利用される. Haar-like 特徴は, 白矩形領域と黒矩形領域それぞれにおける平均輝度値の差を特徴量とし, 局所エッジを表現する. 特徴 f として Haar-like 特徴を用いる場合, 特徴を評価する色成分 c , 特徴の種類 k と適用位置 (x, y) , 大きさ w, h により膨大なパラメータの組み合わせが考えられる. よって, 式 (2.2) は式 (2.3) のような形で表現される.

$$h_t(I | f_t, \theta_t, p_t) = h_t(I | c_t, k_t, x_t, y_t, w_t, h_t, \theta_t, p_t) \quad (2.3)$$

AdaBoost 識別器の学習時には, 全ての有効なパラメータの組み合わせ集合の中から, 識別に最適なパラメータ $(c_t, k_t, x_t, y_t, w_t, h_t, \theta_t, p_t)$ を各ステップ t ($t = 1, \dots, T$) で逐次選択する. そして, 選択された T 個の弱識別器によって一つの AdaBoost 識別器が構築される.

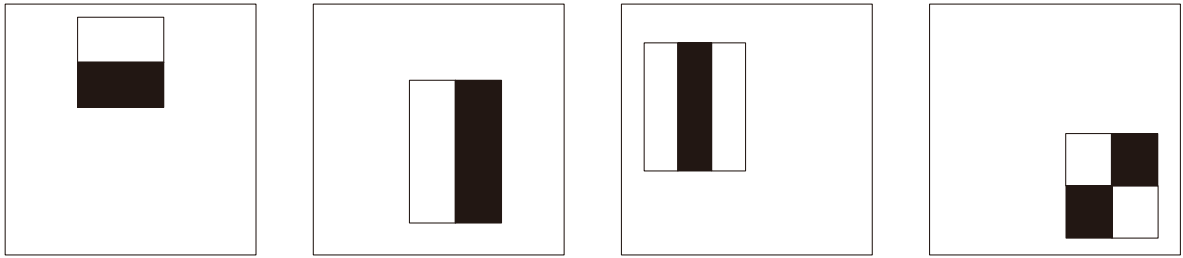


Fig. 2.4 Haar-like 特徴の例

また，Haar-like 特徴量は，次式で示される Integral Image [99, 100] を用いて高速に計算される．

$$S(x, y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} I(x', y') \quad (2.4)$$

ここで， $S(x, y)$ は Integral Image， $I(x, y)$ は入力画像である．図 2.5 に示すように，入力画像に対して Integral Image を事前に作成しておくことで，位置やスケールによらず，入力画像中の任意矩形領域における画素値の総和が Integral Image 上の 4 点の値を用いて計算できるようになる．同図で，Integral Image 上の点 (x_1, y_1) ， (x_2, y_1) ， (x_1, y_2) ， (x_2, y_2) における画素値はそれぞれ以下の式で表される．

$$S(x_1, y_1) = S_A \quad (2.5)$$

$$S(x_2, y_1) = S_A + S_B \quad (2.6)$$

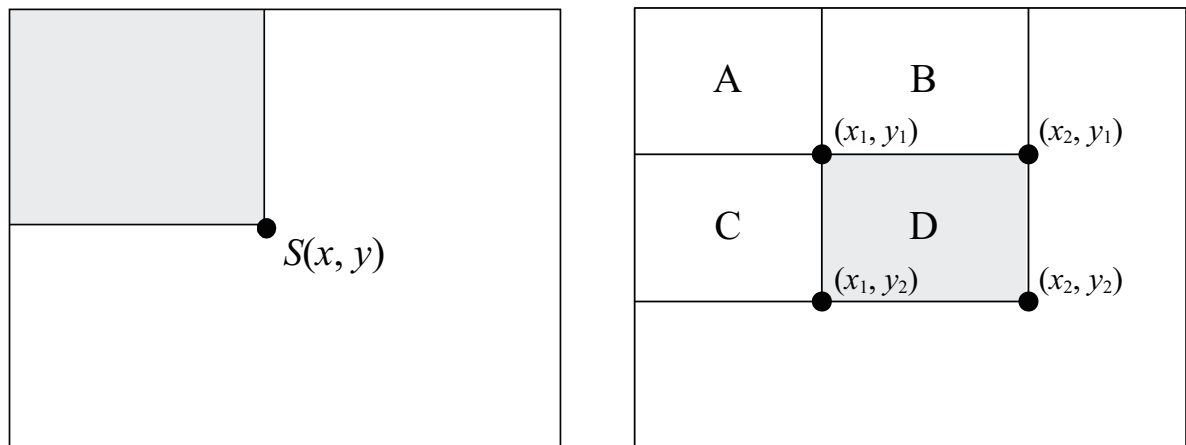
$$S(x_1, y_2) = S_A + S_C \quad (2.7)$$

$$S(x_2, y_2) = S_A + S_B + S_C + S_D \quad (2.8)$$

ここで， S_A ， S_B ， S_C ， S_D は，それぞれ領域 A ， B ， C ， D における入力画像中の画素値の総和である．これらの関係式から，領域 D の画素値の総和 S_D は以下で計算される．

$$S_D = S(x_2, y_2) + S(x_1, y_1) - S(x_2, y_1) - S(x_1, y_2) \quad (2.9)$$

この関係は任意の矩形領域で成立する．これを利用して，Haar-like 特徴における各矩形領域の平均輝度値の差が高速に計算でき，識別処理の高速化が図れる．



$$(a) \text{ Integral Image } S(x, y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} I(x', y')$$

$$(b) \text{ 任意矩形領域 } D \text{ 内の画素値の総和 } S_D = S(x_2, y_2) + S(x_1, y_1) - S(x_2, y_1) - S(x_1, y_2)$$

Fig. 2.5 Integral Image $S(x, y)$ を利用した任意矩形領域の画素値の総和計算

2.3 検出器構築手順

本節では，生成型学習を用いたカスケード型識別器の構築手法について詳述する．以降，生成モデルの定義，標識画像の生成，カスケード型識別器を構築するための処理について順に述べる．

2.3.1 生成モデルの定義

本研究における生成型学習では，次の七つの見えの変化を考慮する．

- (a) 色の変化：退色，照明変化
- (b) 形状の変化：回転，位置ずれ，伸縮
- (c) テクスチャの変化：光学ぼけ，背景変化

このうち，色の変化に関しては本研究で新たに考慮する見えの変化モデルである．提案手法では，これら見えの変化をシミュレートするための生成モデルを個々に定義し，各モデルに与える生成パラメータによって見えの変化の度合いを制御する．提案手法で定義する生成モデルと各モデルに与える生成パラメータを図 2.6 に示す．以降，色の変化要因とモデル化方法について述べた後，形状，テクスチャについても同様に述べる．

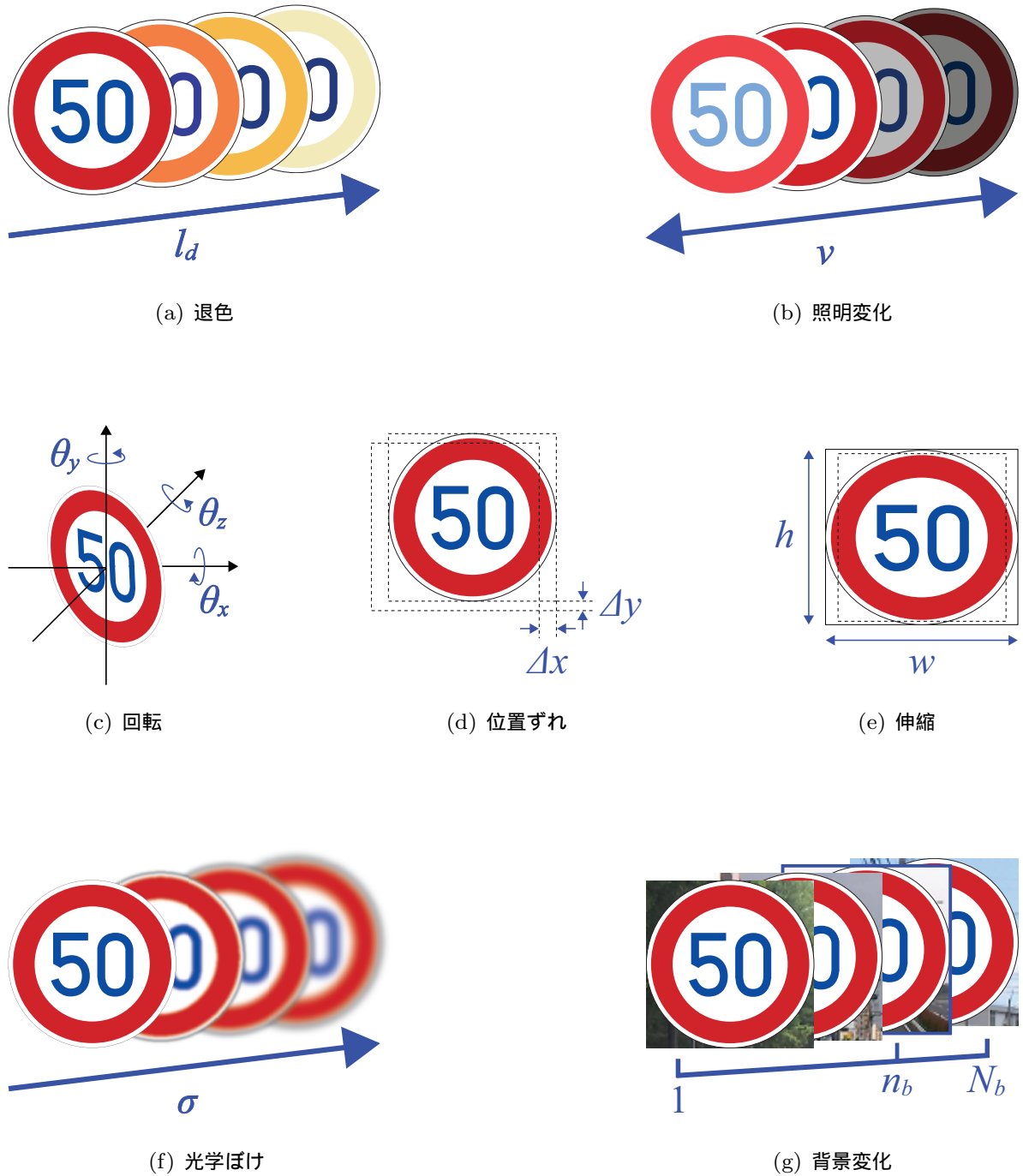


Fig. 2.6 提案手法で定義する生成モデルと各モデルにおける変動の度合いを制御する生成パラメータ

(a) 色の変化に関する生成モデル

- 退色モデル：標識の経年劣化が進むにつれて退色が進行し、標識表面の赤色領域や青色領域において色変化が生じる。退色は、標識表面の色素が空気や光のエネルギーを受けて分解されることで発生するが、特に、高いエネルギーを持つ紫外線の影響が最も大きい。そのため、紫外線を吸収しやすい赤色の物体は退色しやすく、紫外線を吸収しにくい青色の物体は退色しにくい傾向がある。これに関して、退色による道路標識の色変化を調べるための予備実験を行った（予備実験 2）。この予備実験では、予備実験 1 における 2009 年 4 月 22 日分の撮影画像の中から、大きなぼけ、汚れ、明度変化のない標識画像 108 枚を人手で抽出した。これにより抽出された標識画像に含まれる色の変動は、主に道路標識自体に生じる色の変化によるものであると考えられる。道路標識自体の色が変化する主な要因は退色であり、これらの色の変動を分析することで退色による色の変化過程を調べることができる。そこで、これらの標識画像における退色の度合いを次のように 3 段階に分けた。まず、抽出された 108 枚の標識画像の中から、最も退色度の低いもの（退色度 低）、最も退色度の高いもの（退色度 高）、およびそれらの中間程度の退色度のもの（退色度 中）を 1 枚ずつ目視で選択し、各退色度（3 段階）における基準画像とした。選択された各退色度の基準画像を図 2.7 に示す。その後、残りの各標識画像に対して、目視により最も類似していると思われる基準画像の退色度（低～高）を割り当てた。これにより得られた赤色領域と青色領域における色相 H 、彩度 S の分布およびそれぞれの退色度における平均値を図 2.8 に示す。これを見ると、赤色領域においては、退色の進行とともに色相が反時計回りに変化するが、ある程度退色が進行すると変化量が小さくなっていることが確認できる。また、同領域における彩度に関しては、単調に低下していることが分かる。一方、青色領域においては、退色が進行しても色相、彩度にはそれほど大きな変化は見られない。

以上の結果から、連続的に変化する退色度毎の色分布がそれぞれ異なる正規分布に従うと仮定し、次のように退色をシミュレートする。まず、対象とする道路標識を構成する色の総数を N_c とし、次のような $2N_c$ 次元のベクトル x を考える。

$$\boldsymbol{x} = (h_1, \dots, h_{N_c}, s_1, \dots, s_{N_c})^T \quad (2.10)$$

ここで、 h_n, s_n ($n = 1, \dots, N_c$) はそれぞれ色領域 n の色相、彩度であり、たと



Fig. 2.7 各退色度における基準画像

例えば，道路標識が赤と青の 2 色で構成される場合には $N_c = 2$ となる．そして，退色の過程を L_d 段階に分け，退色度 l ($l = 0, \dots, L_d - 1$) に属するサンプル点 $x_i^{(l)}$ から平均ベクトル $\mu^{(l)}$ と分散共分散行列 $\Sigma^{(l)}$ を計算する．退色モデルのパラメータとして， $[0, L_d - 1]$ の連続値で表現される退色度 l_d を指定し，退色度 l_d における平均ベクトル $\hat{\mu}^{(l_d)}$ と分散共分散行列 $\hat{\Sigma}^{(l_d)}$ を次式で示される区分線形補間により求める．

$$\hat{\mu}^{(l_d)} = \alpha_d \mu^{(\lfloor l_d \rfloor)} + (1 - \alpha_d) \mu^{(\lceil l_d \rceil)} \quad (2.11)$$

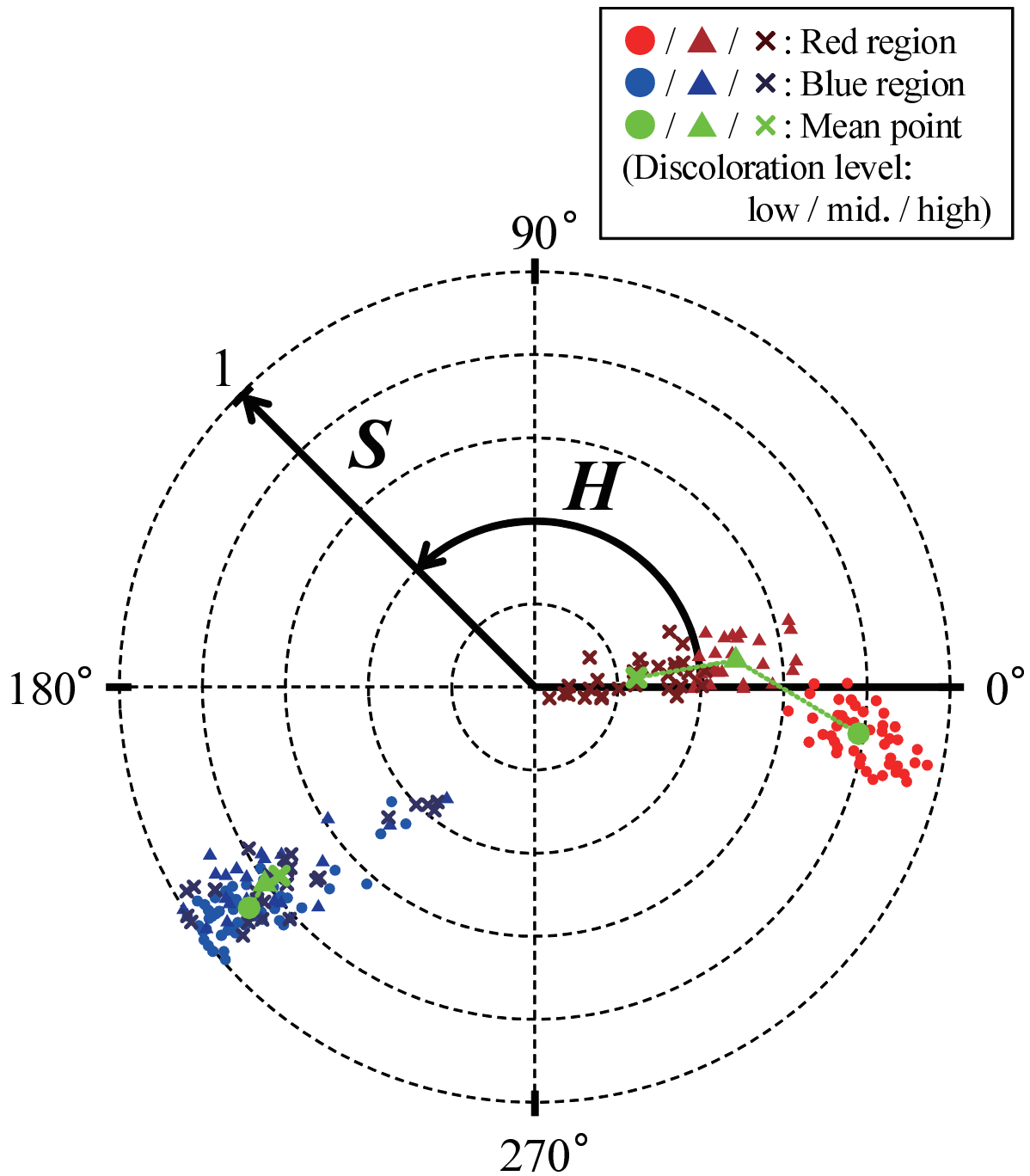
$$\hat{\Sigma}^{(l_d)} = \alpha_d \Sigma^{(\lfloor l_d \rfloor)} + (1 - \alpha_d) \Sigma^{(\lceil l_d \rceil)} \quad (2.12)$$

ここで， $\alpha_d = l_d - \lfloor l_d \rfloor$ である．その後，多変量正規分布 $\mathcal{N}(x^{(l_d)} | \hat{\mu}^{(l_d)}, \hat{\Sigma}^{(l_d)})$ に従う正規乱数を発生させ，次のような退色後の色を表すベクトル $\hat{x}^{(l_d)}$ を得る．

$$\hat{x}^{(l_d)} = (h_1^{(l_d)}, \dots, h_{N_c}^{(l_d)}, s_1^{(l_d)}, \dots, s_{N_c}^{(l_d)})^T \quad (2.13)$$

なお，上記の処理は極座標系から変換した直交座標系を用いて行う．上記手順により，退色度 l_d の退色をシミュレートする (図 2.6(a))．また本手法では，道路標識における各領域の色は一様に退色すると仮定し，各領域における明度変化を次に述べる照明変化モデルで扱う．

- 照明変化モデル：標識と光源の位置関係，または標識と周囲に存在する建築物等の影により標識表面における光の反射量が変化し，撮影画像の明度が変化する．照明変化をシミュレートするために，入力画像全体に一様な明度変化 v を与える (図 2.6(b))．なお，標識表面における反射材の反射特性，夕焼け等の白色光源ではない光の照射，鏡面反射等によって，明度以外の色相や彩度にも変化が生じること

Fig. 2.8 退色による道路標識の色相 H $[0, 360]$ と彩度 S $[0, 1]$ の変化

がある．しかしながら，本手法では各要因の発生頻度を考慮して，標識全体に対する一様な明度変化のみを想定する．

(b) 形状の変化に関する生成モデル

- 回転モデル：撮影対象の標識とカメラの姿勢や位置関係により撮影画像の標識に回転が生じる．回転をシミュレートするために，標識画像の中心を原点とした 3 次元空間の各軸周りに $\theta_x, \theta_y, \theta_z$ 度の回転を加える（図 2.6(c)）．
- 位置ずれモデル：撮影画像上を走査する検出窓の位置により標識の切り出し位置のずれが生じる．また，撮影時のカメラ内部における標本化の過程によりサブピクセル単位のずれが生じる．位置ずれをシミュレートするために，入力画像の x 軸， y 軸方向にそれぞれ Δx ピクセル， Δy ピクセルの平行移動を加える（図 2.6(d)）．
- 伸縮モデル：カメラの高速な移動やカメラ特性によって，撮影時に得られる標識画像の縦横比が変化する．これをシミュレートするために，入力画像の水平方向，垂直方向にそれぞれ w 倍， h 倍の伸縮を加える（図 2.6(e)）．

(c) テクスチャの変化に関する生成モデル

- 光学ぼけモデル：撮影に使用したカメラの焦点が標識に合っていない場合，撮影画像に光学ぼけが生じる．光学ぼけをシミュレートするために，入力画像と次式に示すガウス関数との畳み込みを計算する．

$$h(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma} \exp \left[-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2} \right] \quad (2.14)$$

ここで， σ はぼけの度合いを制御するパラメータである（図 2.6(f)）．

- 背景モデル：撮影画像に含まれる標識の背景部分には，木や建築物，空といった風景が写り込む．背景の変化をシミュレートするために，複数の異なる環境で撮影された情景画像から N_b 枚の背景パターンを抽出し， n_b 番目の背景パターンを入力画像の背景として合成する（図 2.6(g)）．

2.3.2 学習用サンプルの自動生成

前節で述べた計七つの生成モデルによって原画像に加えられる各種変動は，生成パラメータベクトル $P = (l_d, v, \theta_x, \theta_y, \theta_z, \Delta x, \Delta y, w, h, \sigma, n_b)$ によって制御される．この P を適切な範囲で変化させることで，様々な変動を含んだ標識画像を生成する．実際に，形状やテクスチャ，色に関する七つの生成モデルにより生成された標識画像の例を図 2.9 に示す．

2.3.3 カスケード型識別器の学習

これら様々な変動が含まれた標識画像を学習用サンプルとしてカスケード型識別器を作成することで，各種変動に対してロバストな検出器の構築を目指す．カスケード型識別器を構成する各識別器の学習を行う際には，次に示す七つの色成分上で Haar-like 特徴を評価し，AdaBoost アルゴリズムによって最適な特徴を選択する．

- R
- G
- B
- $r = R/S$
- $g = G/S$
- $b = B/S$
- $I = 0.2989R + 0.5866G + 0.1145B$

ここで R, G, B, I はそれぞれ赤色，緑色，青色，NTSC 系加重平均法に基づくグレースケールの成分であり， $S = R + G + B$ である．これにより，カスケード型識別器を構成する各識別器において，標識のエッジ特徴と色特徴を同時に評価することができ，検出精度の向上を図ることができる [52]．

2.4 評価実験

提案手法の有効性を評価実験を通じて確認した．以降，実験条件，実験方法，実験結果について順に述べる．



Fig. 2.9 生成された標識画像の例 (1/2)



Fig. 2.9 生成された標識画像の例 (2/2)

Table 2.1 評価用映像の撮影条件

撮影日時・天候	2007年7月7日8時~13時(晴) 2007年7月18日16時~17時(晴) 2007年7月22日10時~11時(晴) 2008年5月1日14時~16時(曇)
撮影場所	市街地, 郊外(名古屋市およびその周辺)
撮影機器	SANYO Xacti DMX-HD2
解像度	640 × 480 pixels
フレームレート	30 fps

2.4.1 実験条件

検出対象, 学習・検出条件, 評価基準に関して, 以下のような条件で実験を行った.

(a) 検出対象

赤色の円形規制標識は運転時に重要であるにも関わらず, 特徴的な赤色の部分が退色しやすく, 視認性が低下して見逃しやすくなる. そのため, これらを検出してドライバに警告することは有効である. そこで本実験では, 赤色の円形規制標識を検出対象とした.

また, 評価用映像を用意するため, 表 2.1 に示す条件下で道路標識を撮影した. その車載カメラ映像から, 直径が 15 ~ 45 pixels までの対象標識が 1 つ以上含まれる計 6,874 フレームを抽出し, 評価用映像を作成した. なお, 評価用映像には, 対象標識が合計 12,235 個含まれていた.

(b) 学習・検出条件

生成型学習に用いる原画像としては, 図 2.10 に示す 20 種類の標識画像*を用いた. これらの標識画像は赤色, 青色, 白色の 3 領域により構成される.

退色モデルのパラメータについては, 退色度の分割数 $L_d = 3$ とし, l_d は $[0, L_d - 1]$ で一様乱数により決定した. $\mu^{(l)}$ および $\Sigma^{(l)}$ ($l = 0, \dots, L_d - 1$) は, 予備実験 2 により得

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

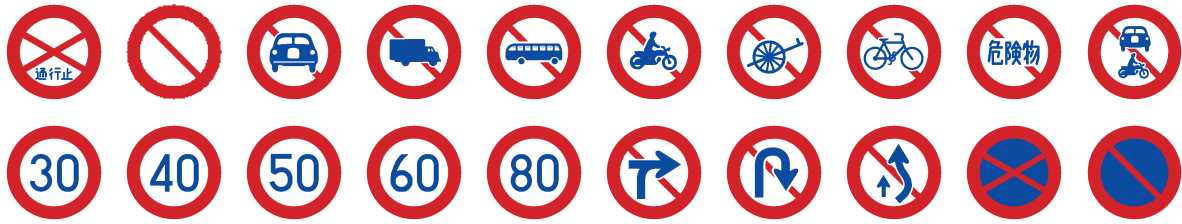


Fig. 2.10 生成に用いた原画像 (340 × 340 pixels)

Table 2.2 正規分布に従う生成パラメータの平均と標準偏差

パラメータ	照明変化	回転 [°]			位置ずれ [pixels]		伸縮		光学ぼけ
	v	θ_x	θ_y	θ_z	Δx	Δy	w	h	σ
平均	-0.25	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	1.0	0.0
標準偏差	0.17	2.45	2.45	2.45	10.0	10.0	0.078	0.078	2.0

られた各退色度における色相，彩度の分布 (図 2.8) から計算した．なお本実験では，標識の白色領域は退色しないとして，赤色領域と青色領域のみを退色の対象とした ($N_c = 2$)．照明変化モデルのパラメータについては， v の範囲を $[0, 1]$ とした．背景モデルについては，合成用背景パターンとして $N_b = 216$ 種類の部分画像を用意し，これらからランダムに選択した．退色モデルおよび背景モデル以外のパラメータについては，互いに独立な正規分布に従うと仮定し，表 2.2 に示す平均と標準偏差から正規乱数により発生させた．これらの平均と標準偏差は，生成画像が実際の標識画像に近くなるように目視により調整しながら決定した．

また，カスケードを構成する各識別器の学習時には，AdaBoost アルゴリズムに基づき，標識画像の 99.9%，非標識画像の 50% を正しく識別できるようになるまで Haar-like 特徴の追加を行った．なお，各識別器の学習における非標識画像としては，対象標識を含まない 160 枚の背景画像 (640 × 480 pixels) からランダムに抽出した最大 5,000 枚の部分領域を用いた．カスケードの段数は，160 枚の背景画像における部分領域を全て棄却できるようになるまでカスケードの段数を増加させた．

また，検出時のカスケード型識別器への入力サイズは，15 × 15 pixels から 1.25 倍ずつ

拡大させながら 45×45 pixels までとし，計 6 段階のスケールで入力画像を走査した．

(c) 評価基準

検出精度の評価には，検出結果の正確性を表す適合率として式 (2.15)，検出結果の網羅性を表す再現率として式 (2.16)，およびそれらの調和平均である F 値として式 (2.17) を用いた．

$$\text{適合率} = \frac{\text{正検出の数}}{\text{検出領域の総数}} \quad (2.15)$$

$$\text{再現率} = \frac{\text{正検出した対象標識の数}}{\text{対象標識の総数}} \quad (2.16)$$

$$\text{F 値} = \frac{2 \times \text{適合率} \times \text{再現率}}{\text{適合率} + \text{再現率}} \quad (2.17)$$

また，検出された各領域に対して，次式で計算される重なり率が $1/3$ 以上であれば正検出，そうでなければ誤検出として数えた．

$$\text{重なり率} = \frac{\text{検出領域} \cap \text{標識領域}}{\text{検出領域} \cup \text{標識領域}} \quad (2.18)$$

重なり率が $1/3$ 以上あれば，標識領域と同じサイズの検出領域が標識領域の半分以上を含むことが保証される．なお，各対象標識の標識領域（正解）は人手で指定した．

2.4.2 実験方法

生成型学習における色変動の考慮の効果を確認するため，以下の方法によりカスケード型識別器の検出性能を評価した．

- 生成：色変動なし，学習・検出：色特徴なし
- 生成：色変動なし，学習・検出：色特徴あり
- 生成：色変動あり，学習・検出：色特徴なし
- 生成：色変動あり，学習・検出：色特徴あり（提案手法）

具体的にはまず，形状，テクスチャ，色に関する七つの生成モデルを用いて標識画像を計 5,000 枚（原画像毎に 250 枚）生成し，それらを学習用サンプルとしてカスケード型識別器の学習を行った（色変動あり）．次に，それら生成モデルのうち，形状，テクスチャに関する生成モデルのみを用いて標識画像を計 5,000 枚（原画像毎に 250 枚）生成し，同様

Table 2.3 検出性能の比較：色変動なし vs. 色変動あり

	色変動なし		色変動あり	
	色特徴なし	色特徴あり	色特徴なし	色特徴あり (提案手法)
適合率	0.90	0.97	0.84	0.95
再現率	0.76	0.53	0.91	0.93
F 値	0.82	0.69	0.89	0.94

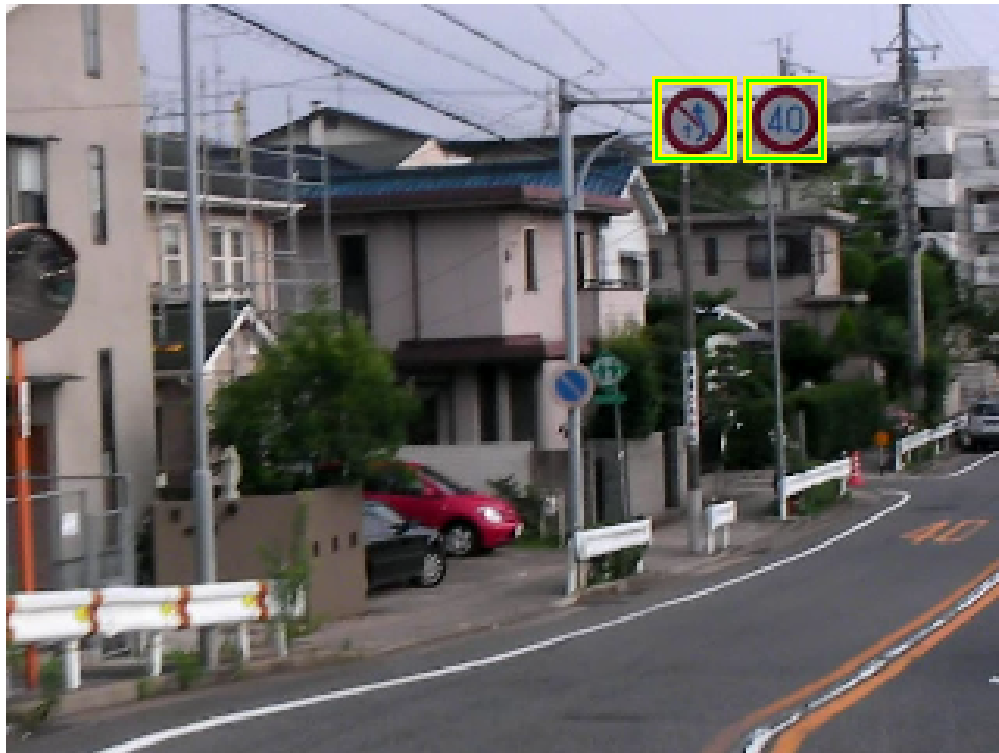
にカスケード型識別器の学習を行った（色変動なし）。また，それぞれの場合において， I （グレースケール）成分のみを学習と検出に利用した場合（色特徴なし）と， R, G, B, r, g, b, I の七つの成分を学習と検出に利用した場合（色特徴あり）の2種類の学習を行った。その後，以上四つの方法で構築されたカスケード型識別器を評価用映像に適用して検出精度を比較した。

2.4.3 実験結果

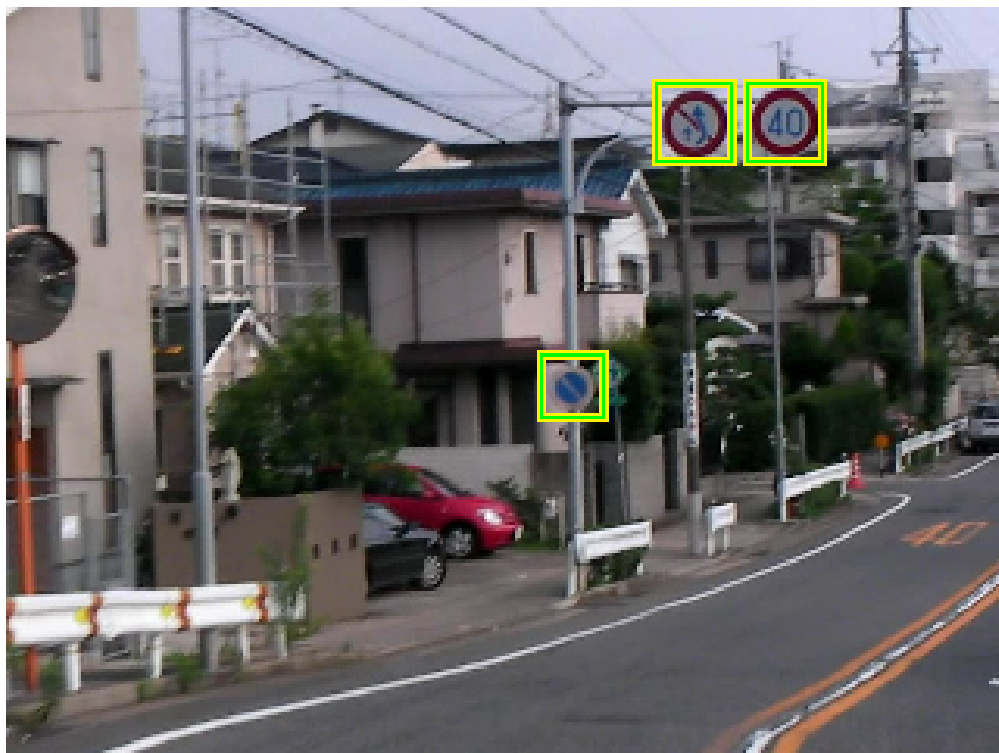
4種類それぞれの方法による検出精度を表 2.3 に示す。4種類の方法の中で最も高い検出精度が得られたのは，生成に色変動を利用し，学習・検出に色特徴を利用する提案手法であった。提案手法における F 値は 0.94 であり，高い検出精度が得られた。色変動なし・色特徴なしの場合と，色変動あり・色特徴あり（提案手法）の場合において検出された標識の例を図 2.11 に示す。なお，各図中における矩形で示された領域が対象標識であると判定された検出領域である。これらの図を見ると，提案手法により，退色した標識や明度が低下した状況下にある標識に対しても検出できるようになっていることが確認できる。

2.5 考察

色変動なしと色変動ありの間の F 値の変化に注目すると，色特徴の有無を問わず，色変動ありの場合の方が高い検出精度が得られた。ただし色変動考慮の効果は，色特徴なしの場合よりも色特徴ありの場合の方が大きかった。また，色変動なしの場合においては，色特徴を利用することにより再現率が逆に低下した。以降，色変動考慮の効果，色特徴利用



(a) 色変動なし，色特徴なし



(b) 色変動あり，色特徴あり（提案手法）

Fig. 2.11 検出された道路標識の例 (1/2)



(a) 色変動なし，色特徴なし



(b) 色変動あり，色特徴あり（提案手法）

Fig. 2.11 検出された道路標識の例 (2/2)



(a) 生成画像（色変動なし）



(b) 生成画像（色変動あり）



(c) 実画像（評価画像）

Fig. 2.12 評価用映像に含まれる生成画像と評価用映像に含まれる実画像の比較

の効果について順に考察を述べ、その後、カスケードの段数と検出精度の面から提案手法の有効性について考察する。そして最後に、生成型学習による学習サンプルの収集コストに関して考察を述べる。

2.5.1 色変動考慮の効果

生成型学習において形状やテクスチャだけでなく色の変動も考慮することで検出精度が向上した。これに関して、評価用映像に含まれる標識画像と各生成画像との比較を図 2.12 に示す。これを見ると、色変動ありの方が実際の撮影画像に似た画像が生成できており、その結果、検出精度の向上につながったと考えられる。また、色変動を考慮した際の生成型学習の効果は、色特徴なしの場合よりも色特徴ありの場合の方が大きかった。これは、色特徴なしの場合においてはグレースケール成分のみを用いて学習、検出を行ったため、様々な色変動を含んだ標識画像を生成することの効果が見れにくかったからであると考えられる。

2.5.2 色特徴利用の効果

色変動考慮の有無によって色特徴利用の効果が異なり、色変動を考慮しない場合には色特徴の利用により検出精度が低下した。これは、識別器構築時に用いた学習用サンプルにおける色分布と、実際に撮影画像に含まれる標識の色分布が関係していると考えられる。これに関して、色変動なしの場合に構築されたカスケード型識別器の初期の段において選択された Haar-like 特徴の例を図 2.13 に示す。これを見ると、色特徴利用の有無によらず、共通して赤色の円形規制標識の円周部に分布していることが分かる。グレースケールの方が赤色よりも色変化に対する許容度が高い。そのため、色変動を考慮しない場合においては、色特徴なしの方が検出精度が高かったものと考えられる。また、色変動を考慮する場合には色特徴の利用により検出精度が向上したことから、色特徴を効果的に利用するためには色変動を適切に考慮する必要があるといえる。

2.5.3 カスケードの段数と検出精度の関係

カスケード型識別器におけるカスケードの段数は検出性能に大きく影響を及ぼす。そこで、色変動なし・色特徴なしの場合と、色変動あり・色特徴ありの場合（提案手法）のそ

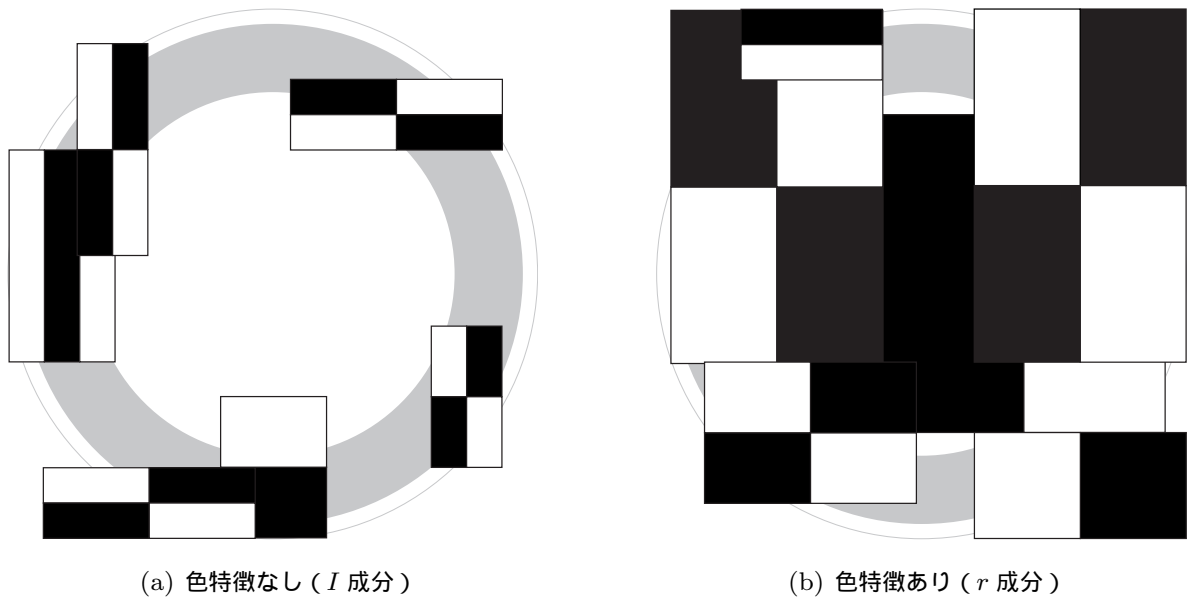


Fig. 2.13 カスケードの初期の段で選択された Haar-like 特徴の例 (色変動なしの場合)

れぞれにおいて，カスケードの段数を変えたときの適合率と再現率の変化を調べた．その結果を図 2.14 に示す．これを見ると，いずれの段数で比較しても提案手法による検出精度が高いことが分かる．このことから，色変動を考慮して色特徴を利用する提案手法の有効性が確認できた．

2.5.4 収集コストの削減

本実験では，5,000 枚の標識画像を用いてカスケード型識別器の学習を行ったが，このうち手作業での収集が必要な標識画像は，生成における原画像 20 枚のみである．これに関して，評価用映像の 2,967 フレームから手作業でランダムに収集した 5,000 枚の標識画像を用いてカスケード型識別器を構築し，評価用映像に含まれる残りの 3,907 フレームに対する検出精度の平均を求めた結果，F 値は 0.94 であった．このときの学習用サンプルの収集枚数は 5,000 枚であり，提案手法とほぼ同じ検出精度である．20 枚の収集で 5,000 枚の収集と同程度の性能が得られたことから，提案手法によって収集コストを大幅に削減できていることが確認できた．なお，提案手法では，検出対象とする標識の種類を変更または増加した際にも，生成型学習で用いる原画像の変更または追加のみで容易に対応できる．

2.6 まとめ

本章では、道路標識を検出するためのカスケード型識別器を、形状やテクスチャ、色の変動を考慮した生成型学習により構築する手法を提案した。提案手法は、生成型学習により識別器を作成することで、様々な見えの変動を含んだ学習用サンプルを少ない収集コストで生成するものである。また、生成型学習における画像生成時に、形状やテクスチャの変化だけでなく色の変化も考慮することで、実際の撮影画像により近い標識画像が生成できる。さらに、色変動を適切に考慮することで、生成型学習を用いて作成されたカスケード型識別器においてエッジ特徴だけでなく色特徴も有効に利用することができる。車載カメラ映像を用いた実験により、色変動考慮の有無による検出精度の比較を行った結果、提案手法によって F 値で 0.94 という高い検出精度が得られた。これは、同枚数の実画像を用いて識別器の学習を行った場合と同程度の検出精度であることを確認した。これにより、本手法の有効性を確認した。

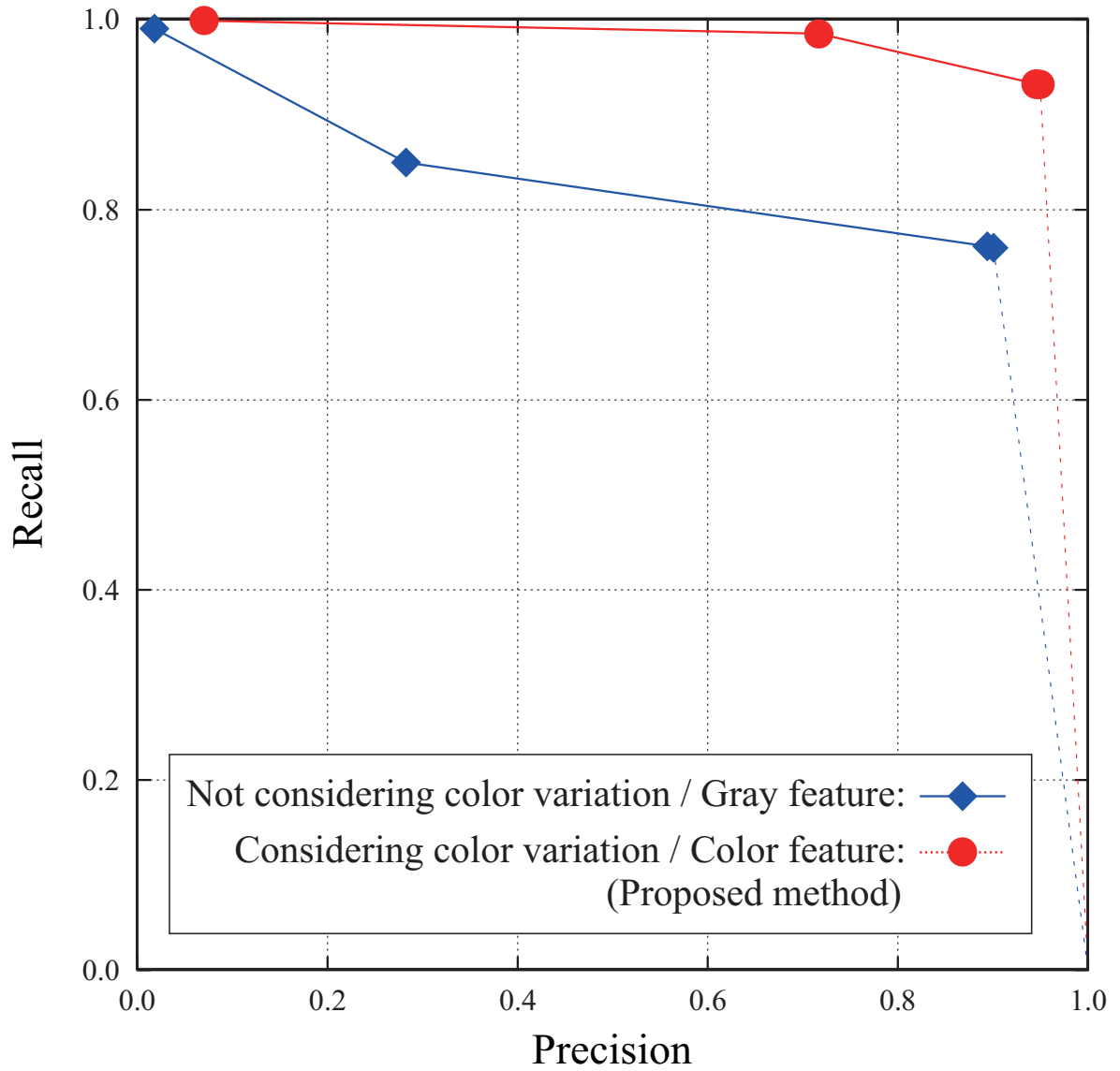


Fig. 2.14 カスケードの段数を変えたときの検出精度の比較

第 3 章

静止画像特徴の統合利用による道路標識の視認性推定手法

本研究では，ドライバの視覚認知補助による自動車の安全運転支援に関する以下の技術の実現を目指した．

- 道路標識の検出：車載カメラ画像から道路標識を検出する技術
- 道路標識の視認性推定：ドライバからの認知状態を判定する技術

このうち，前者は第 2 章で扱った．本章では，道路標識の視認性推定技術に注目し，車載カメラ画像から抽出された静止画像特徴に基づいて道路標識の視認性を推定する手法を提案する．

以降，まず 3.1 節で提案手法と従来手法との技術的な関連性について整理する．その後，3.2 節で提案手法を詳述する．続く 3.3 節では提案手法の有効性を評価するための実験について述べ，3.4 節で考察する．最後に 3.5 節でまとめる．

3.1 はじめに

これまでに，静止画像から抽出された画像特徴から対象物体の視認性を推定する手法は研究されているが，いずれも対象物体と背景のコントラストのみ [110]，または，対象物体の見えのみ [109, 130, 131] に注目している．しかし，実環境においては，どちらか片方の特徴のみから道路標識の視認性を推定することは困難である．例えば，図 3.1(a) では，背景との明るさのコントラストは高いが道路標識が暗く，視認性が低い．また，図 3.1(c)



Fig. 3.1 視認性に影響を及ぼす要因（背景の種類 / 標識領域の平均明度値）

では、道路標識の明るさは図 3.1(b) と同程度であるが、背景の複雑さが視認性を低下させている。このように、実環境下における道路標識の視認性には、背景とのコントラストおよび道路標識の見えに関する複数の画像特徴が影響する。そのため、安定して高精度に道路標識の視認性を推定するには、これらの影響を複合的に考慮する必要がある。

背景とのコントラストに基づく画像特徴のうち、明るさ、色のコントラストは対象物体の視認性を決定する大きな要因となる [128]。一般に、一様な背景の中で物体を視認するためには、物体周辺の背景との間に十分な明度のコントラストが必要であることが知られている。文献 [128] によれば、背景の中から対象物の存在を知覚し視認するためには、対象物の輝度 L_0 とその周辺背景の輝度 L_b の差 ($\Delta L = |L_b - L_0|$) が視覚で識別可能な最小輝度差 ΔL_{min} （輝度差弁別閾）より大きくなければならないとされている。ただし、実際の走行シーンにおいては、視野全体の明度が一様であることは極めて稀であり、背景の複雑度も対象の視認性に大きく影響すると報告されている [132]。これに関して、木村らは、複雑度のコントラストに基づいて交通信号機の視認性を推定する手法を提案し、車載カメラ画像を用いた評価実験によってその有効性を示している [110]。

対象物体の見えに基づく画像特徴のうち、道路標識の明るさや色は視認性に大きく影響する [132]。Siegmann らは、標識領域の明度値を用いて視認性を推定する手法を提案している [130]。Simon らは、色ヒストグラムで表現された道路標識の見えを SVM で学習し、特徴空間における道路標識と背景の識別境界からの距離に基づいて視認性を推定する手法を提案している [109]。Maerz らは、道路標識の種類に応じて、標識領域の明度値または RGB 各成分に基づいて視認性を推定する手法を提案している [131]。

上述の従来研究で注目している 5 種類の画像特徴（背景との明るさ，色，複雑さのコントラスト，および，対象物体の明るさ，色）はいずれも道路標識の視認性に大きく影響すると考えられる [132]．ただし，いずれの手法も対象物体と背景のコントラスト，または，対象物体の見えに基づく単一の画像特徴のみを利用する手法である．そこで本研究では，背景とのコントラストに基づく複数の画像特徴，および，道路標識の見えに基づく複数の画像特徴を認知科学的な知見に基づいて統合し，道路標識の視認性を定量化する手法を提案する．

3.2 視認性推定手順

提案手法における処理の流れを図 3.2 に示す．提案手法では，車載カメラ画像における道路標識とその周辺を含んで切り出された領域（e.g. 図 3.1）を入力とする．以降では，これを「標識周辺画像」と呼ぶ．そこから，明るさ，色，複雑さのコントラストに基づく画像特徴量 $c = (c_1, c_2, c_3)^T$ ，および，明るさ，色に関する道路標識の見えに基づく画像特徴量 $a = (a_1, a_2)^T$ をそれぞれ計算する．これらを統合利用することで，道路標識の視認性評価値 V を推定する．以降，本章で提案する画像特徴の統合モデル，各種画像特徴の抽出方法について順に述べる．

3.2.1 画像特徴の統合モデル

道路標識を視認するには，背景から物体の存在を検出し，さらにそれが道路標識であることを認識しなければならない．認知科学の分野では，複数の妨害刺激の中から特定の目標刺激を検出する課題を視覚探索課題と呼び，古くから研究がなされている [133–139]．Ogawa らによれば，人間の視覚探索は，ポップアウトに基づくボトムアップ型処理，知識や予測に基づくトップダウン型処理の 2 種類の処理からなり，両者の間には相互作用がある [140]．すなわち，ポップアウトの程度と知識や予測の程度の両方が十分な場合には，両者の処理が相互に協調し合い，視覚探索処理が促進される．反対に，どちらかが十分でない場合には，視覚探索処理は促進されない．道路標識を対象とした場合には，ボトムアップ型処理には背景との画像特徴のコントラストが影響し，トップダウン型処理には道路標識らしさが影響すると考えられる．また，両者が同時に良好な状態であるほど，道路標識の視認性は高くなる．これら三つの影響を考慮し，本研究では背景とのコントラ

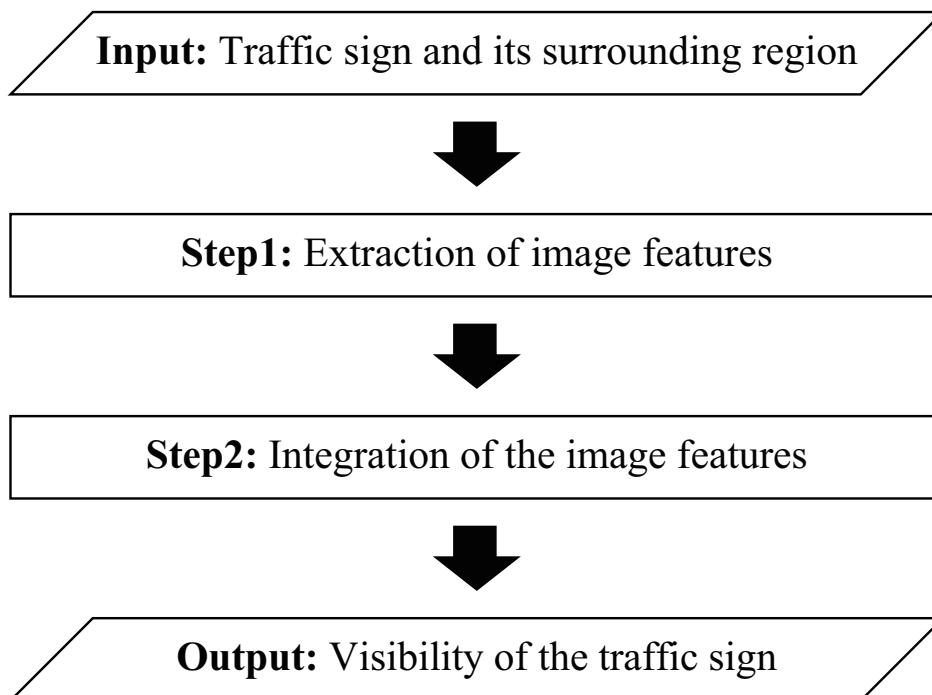


Fig. 3.2 提案手法における処理の流れ

トおよび道路標識の見えに基づく画像特徴量 c , a と視認性評価値 V の関係を次のように定式化する .

$$V = F_c(c) + F_a(a) + F_{c \times a}(c, a) \quad (3.1)$$

ここで, 第1項は背景とのコントラスト, 第2項は道路標識の見え, 第3項は両者の相互作用(交差項)がそれぞれ視認性に与える影響を表現する .

V の具体的な計算方法として, c_1, c_2, c_3, a_1, a_2 を変数とする P 次多項式 ($P \geq 2$) で V を表現することを考える . このとき, 例えば $P = 2$ の場合, $\tilde{f} = (c_1, c_2, c_3, a_1, a_2, 1)^T$ として, 式 (3.1) は次式のように書ける .

$$V = \tilde{f}^T W \tilde{f} \quad (3.2)$$

ここで, W は各項の係数を要素にもつ 6×6 の下三角行列である . ここから式 (3.2) の右辺を展開し整理すると, $\tilde{c} = (c_1, c_2, c_3, 1)^T$, $\tilde{a} = (a_1, a_2, 1)^T$ として, 次式のように書ける .

$$\tilde{c}^T W_c \tilde{c} + \tilde{a}^T W_a \tilde{a} + c^T W_{c \times a} a \quad (3.3)$$

ここで, $W_c, W_a, W_{c \times a}$ はそれぞれ各項に関する係数行列である . 式 (3.3) の第1項は

c , 第 2 項は a , 第 3 項は c と a の交差項からなり , 式 (3.1) における右辺の各項と対応する形で V を表現できる . よって , 式 (3.3) は画像特徴量 c , a と道路標識の視認性評価値 V の関係を表現できる統合モデルの一つであると考えられる . なお , 式 (3.2) における各係数の決定方法に関して , c , a と V の適切な関係を表現する W をトップダウンに与えることは困難である . そこで , 提案手法では , 学習データを用いた回帰により W を学習する . 具体的には , まず , N 個の標識周辺画像と視認性評価値のペアから , 画像特徴量と視認性評価値の関係式 (式 (3.2)) を求める . その後 , それら N 本の関係式から最小 2 乗法により W の各要素を求める .

3.2.2 画像特徴量の計算

前処理について述べた後 , 背景とのコントラストに基づく画像特徴量 c , 道路標識の見えに基づく画像特徴量 a の計算方法について順に述べる .

(1) 前処理 : 標識周辺画像の切り出し

入力された車載カメラ画像から道路標識を含む領域 (標識領域 s) およびその周辺領域 (背景領域 \mathbb{B}) を切り出すことで , 標識周辺画像を得る . なお , 入力画像上の道路標識の位置と大きさ , 種類は既知であるとする . 以降の処理では , 標識周辺画像を元に各種画像特徴を抽出する .

(2) 背景とのコントラストに基づく画像特徴

認知科学の分野では , 明るさや色のコントラストは視対象の視認性に大きな影響を及ぼす基本的要素として知られている [128] . また , 背景テクスチャが複雑になる車載カメラ画像においては , エッジ強度に基づいて計算される複雑度のコントラストを考慮することが有効であると報告されている [110] . これらに加えて , 実際の交通シーンでは道路標識の周辺に画像特徴が異なる複数の領域が存在し , 標識領域に近くかつ大きい領域ほど道路標識の視認性への寄与は大きくなると考えられる .

以上のことから , まず , 単純で高速な TOD (Threshold Order-Dependent) クラスタリングアルゴリズム [141] に基づき背景領域 \mathbb{B} を領域分割する . 具体的には , CIELAB 色空間 (付録 B 参照) を用いて , 以下のように領域を分割する .

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．

以上のアルゴリズムにより，図 3.3 に示すような複数の部分背景領域 $b_n \in \mathbb{B}$ を得る．その後，明度，色度，複雑度の s - b_n 間の局所コントラスト $c_1^{(b_n)}$ ， $c_2^{(b_n)}$ ， $c_3^{(b_n)}$ を次式で計算する．

$$c_1^{(b_n)} = |\Delta \bar{L}^{*(b_n)}| \quad (3.4)$$

$$c_2^{(b_n)} = \sqrt{(\Delta \bar{a}^{*(b_n)})^2 + (\Delta \bar{b}^{*(b_n)})^2} \quad (3.5)$$

$$c_3^{(b_n)} = |\Delta \bar{E}^{(b_n)}| \quad (3.6)$$

ここで， $\Delta \bar{L}^{*(b_n)}$ ， $\Delta \bar{a}^{*(b_n)}$ ， $\Delta \bar{b}^{*(b_n)}$ は知覚的に均等な CIELAB 色空間における s - b_n 間の平均 L^* ， a^* ， b^* の差， $\Delta \bar{E}^{(b_n)}$ は Sobel フィルタで計算される s - b_n 間の平均グレースケールエッジ強度の差である．次に， s - \mathbb{B} 間の明度，色度，複雑度のコントラスト c_1 ， c_2 ， c_3 をそれぞれ次式で計算する．

$$c_i = \frac{1}{A^{(\mathbb{B})}} \sum_{b_n \in \mathbb{B}} A^{(b_n)} c_i^{(b_n)} \quad (3.7)$$

ここで， $A^{(\mathbb{B})}$ ， $A^{(b_n)}$ は， s の重心を原点とする画素の座標を p として，それぞれ以下で表される．

$$A^{(\mathbb{B})} = \sum_{b_n \in \mathbb{B}} A^{(b_n)} \quad (3.8)$$

$$A^{(b_n)} = \sum_{p \in b_n} \|p\|^{-1} \quad (3.9)$$

以上により計算される画像特徴量 c_1 ， c_2 ， c_3 はそれぞれ正の実数値をとり，値が高いほど視認性が高いと考えられる．

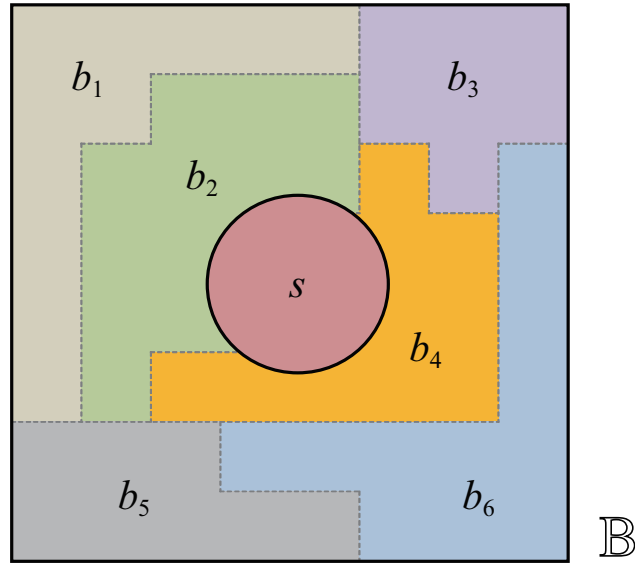


Fig. 3.3 標識周辺画像における標識領域 s と部分背景領域 $b_n \in \mathbb{B}$ ($n = 1, \dots, 6$) の例

(3) 道路標識の見えに基づく画像特徴

道路標識の見えは視認性に大きく影響し [132]，特に道路標識の明るさ，色を考慮することは有効であると考えられる [109, 130]．一方，道路標識には様々な色や形状のものが存在し，ドライバはそれぞれの見えをテンプレートとして予め学習し記憶している．そのため，テンプレートの見えに類似する道路標識ほど，視認性が高いと考えられる．

以上のことから，見えの劣化を含まない理想的な標識画像を予め道路標識の種類毎にテンプレートとして用意しておく．そして，道路標識の種類 k に応じたテンプレート s_k を用いて，明度，色度の s - s_k 間の類似度 a_1, a_2 をそれぞれ次式で計算する．

$$a_1 = K_1 - |\Delta \bar{L}^{*(s_k)}| \quad (3.10)$$

$$a_2 = K_2 - \sqrt{(\Delta \bar{a}^{*(s_k)})^2 + (\Delta \bar{b}^{*(s_k)})^2} \quad (3.11)$$

ここで， $\Delta \bar{L}^{*(s_k)}$ ， $\Delta \bar{a}^{*(s_k)}$ ， $\Delta \bar{b}^{*(s_k)}$ は，CIELAB 色空間における s - s_k 間の平均 L^* ， a^* ， b^* の差である．また， K_1 または K_2 は，それぞれ式 (3.10)，式 (3.11) の右辺における第 2 項の理論的な最大値である．

以上により計算される画像特徴量 a_1, a_2 はそれぞれ正の実数値をとり，値が高いほど視認性が高いと考えられる．

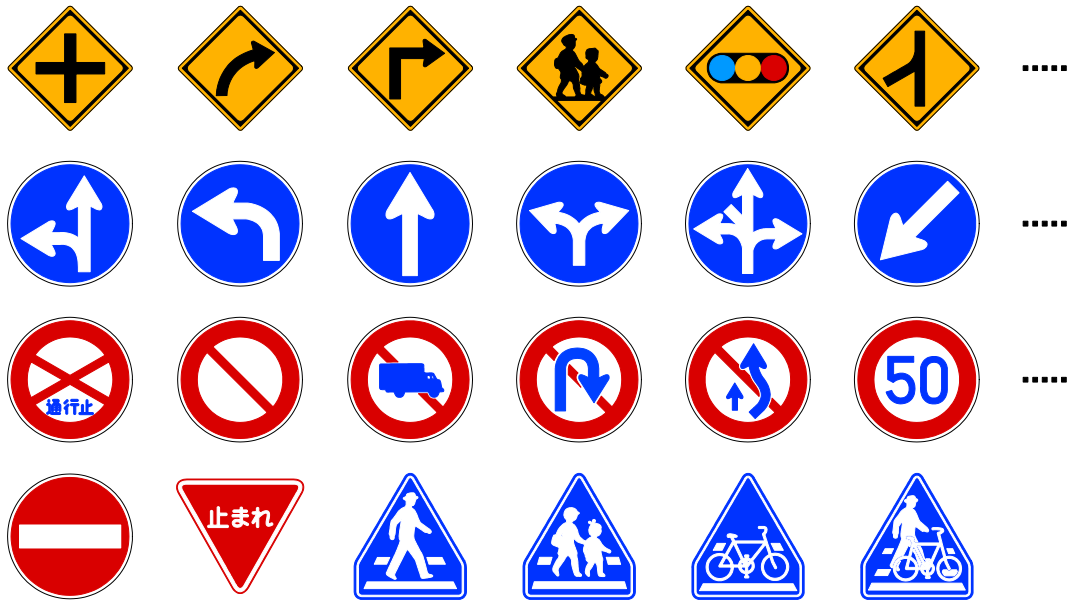


Fig. 3.4 本実験で対象とする道路標識（警戒標識，規制標識，指示標識）

3.3 評価実験

提案手法の有効性を評価実験を通じて調査した．本実験では，交通シーンにおける見落としの危険性を考慮して，図 3.4 に示す警戒標識，規制標識，指示標識を対象とした．そして，対象標識を日中の様々な照明条件下で撮影して得られた車載カメラ映像から，標識領域（ 45×45 pixels）を中央に含む 100 枚の標識周辺画像（ 225×225 pixels）を抽出し，評価用画像として使用した．

以降，視認性評価値（目標値）の設定方法，実験方法，実験結果について順に述べる．

3.3.1 視認性評価値の設定

視認性推定精度を定量評価するため，Thurstone の一対比較法 [142–146] に基づいて，各標識周辺画像に対する視認性評価値（目標値）を設定した．Thurstone の一対比較法は，心理学の分野で開発された統計的官能検査法の一つであり，被験者らによる対比較に基づいて複数の試料に対する感覚量を間隔尺度化するものである [147]．ここで，間隔尺度とは，対象に割り振られた数字の大小のみならず，数字間の差の絶対値にも意味が

ある尺度のことである．一対比較法*で間隔尺度を構成する方法としては，Schefféの方法 [148–151]，Guttmanの方法 [152]，Bradleyの方法 [153–158] 等がある．利点としては，被験者にとって判断が容易，結果の再現性が高い，微細な性質の違いに対する識別力が高いことが挙げられる．その中でも Thurstone の一対比較法は，文字の視認性や画質の評価 [159] 等に利用されており，道路標識の視認性の間隔尺度化にも適用可能であると考えられる．

以下，Thurstone の一対比較法に基づく被験者らによる一対比較実験および視認性評価値の設定方法について述べる．

(a) 被験者らによる一対比較実験

被験者らによる一対比較実験に際して，まず，図 3.5 に示す Web ブラウザベースのインタフェースを作成した．このインタフェースでは，左右に 2 枚並んだ標識周辺画像対が，予め指定された順に提示される．被験者は，順番に提示される標識周辺画像対に対して，「道路標識の視認性が高い方はどちらか」を「左」，「分からない」，「右」のいずれかで回答できる．このインタフェースを利用して，100 枚の標識周辺画像から 2 枚を選ぶ場合の各組合せ (${}_{100}C_2$ 通り) に対して，4~5 回以上の被験者らの回答が得られるように調整しながら一対比較実験を行った．具体的には，20~30 代の男女 65 名の被験者それぞれに対して平均約 350 の画像対をランダムに割り当て，計 23,100 回の対比較結果を得た (付録 C 参照)．

(b) 視認性評価値の設定

Thurstone の一対比較法の手続きに従い，前節で述べた被験者実験の結果から各画像の選択率 $p_{j>k}$ を計算した．ここで， $p_{j>k}$ は，画像 j と画像 k を比較したときに画像 j の方が良いと判断した人の割合であり， $j = k$ に対する選択率は $p_{j>k} = 0.5$ とした．そして，各 $p_{j>k}$ から計算される累積標準正規分布の逆関数の値 x_{jk} を用いて，次式により尺度値

* k 個の試料に対して，人の感覚量 (ある特性の大きさ，品質の良さ，好ましさ等) によって順位を付けるとき，全ての資料を一度に順位付ける方法を順位法と呼ぶ．一方， k 個から 2 個ずつ取り出して比較し，全体で ${}_kC_2$ 組の結果を統合して最終的に k 個全体の試料を評価する方法を一対比較法と呼ぶ．



Fig. 3.5 被験者実験で利用したインタフェース

v_k を求めた[†] .

$$v_k = \frac{1}{100} \sum_{j=1}^{100} x_{jk} \quad (3.12)$$

最終的に、尺度値 v_k ($k = 1, \dots, 100$) を $[0,1]$ に正規化し、それらを被験者による視認性評価値（目標値）として利用した。標識周辺画像 100 枚とそれぞれに対する視認性評価値を図 3.6 に示す。

[†] 尺度値 v_k における原点（ゼロ）には実用上の意味はなく、あくまで相対的な値の差のみに意味がある。実用上意味のある原点、あるいは、合理的な原点を定めるためには別の追加実験が必要となる [160–162] .

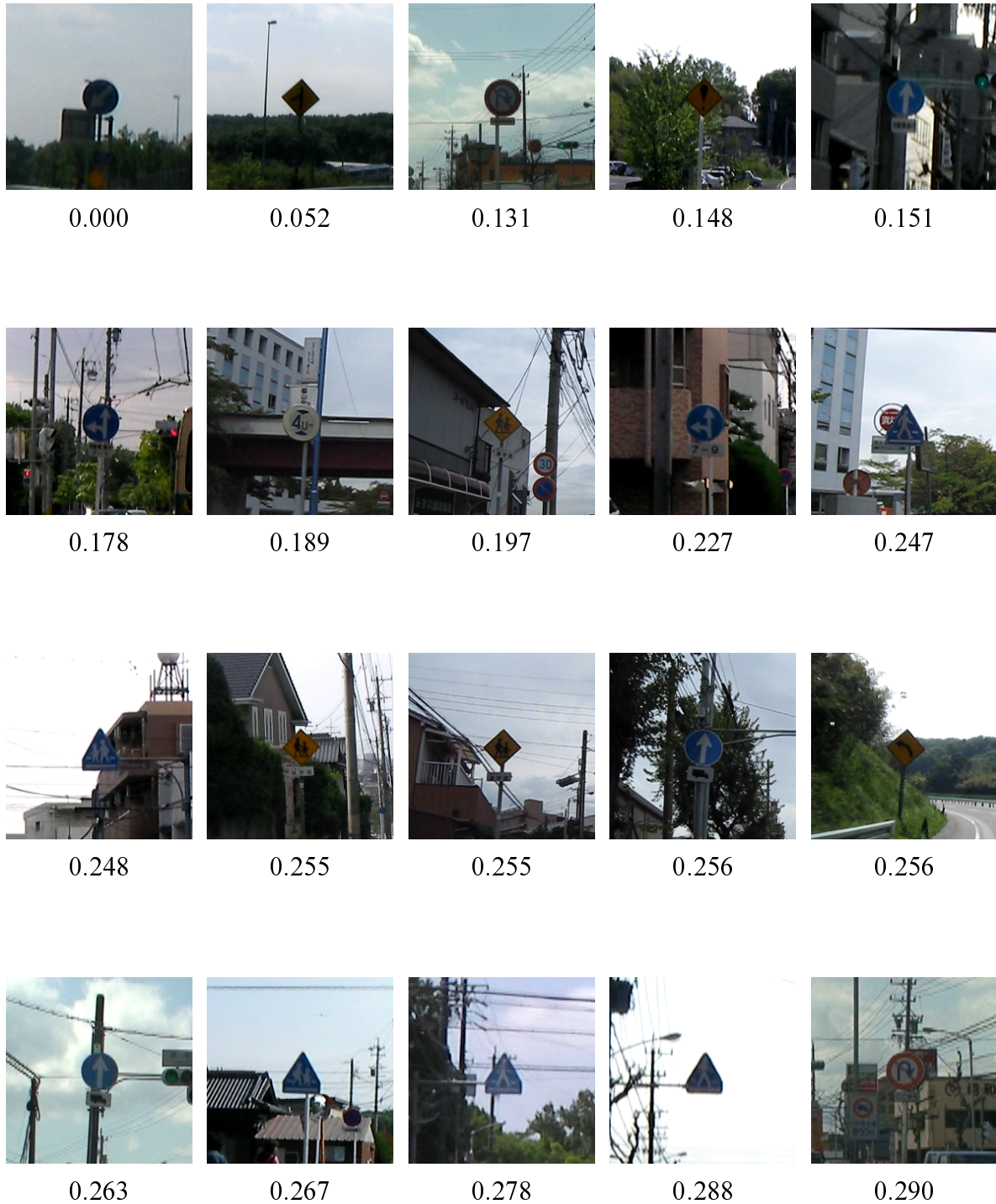


Fig. 3.6 実験に使用した標識周辺画像と視認性評価値 [0,1] (1/5)



Fig. 3.6 実験に使用した標識周辺画像と視認性評価値 [0,1] (2/5)



Fig. 3.6 実験に使用した標識周辺画像と視認性評価値 [0,1] (3/5)



Fig. 3.6 実験に使用した標識周辺画像と視認性評価値 [0,1] (4/5)

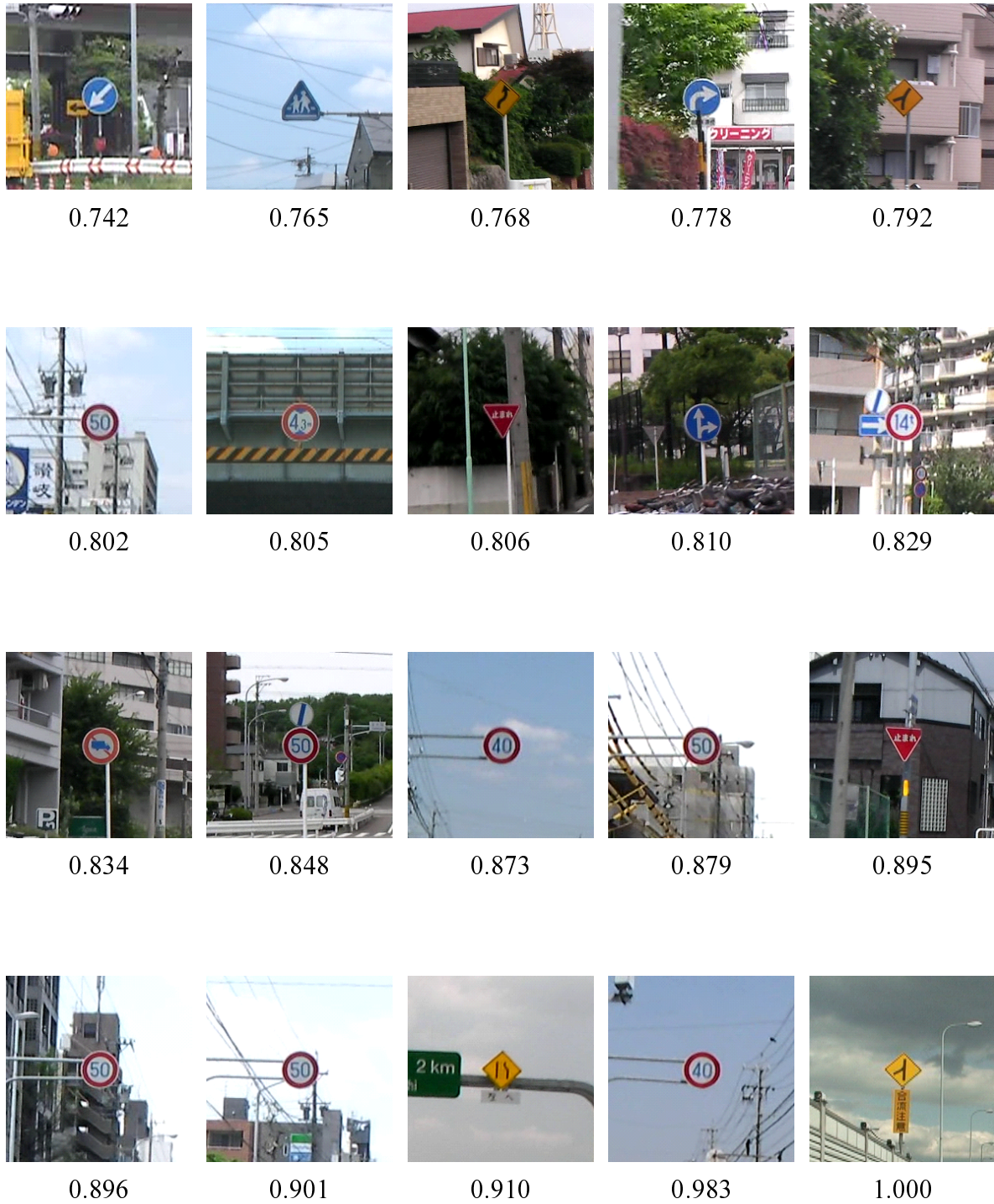


Fig. 3.6 実験に使用した標識周辺画像と視認性評価値 [0,1] (5/5)

3.3.2 実験方法

明るさ，色，複雑さのコントラスト [110,128] に基づく画像特徴量 c_1, c_2, c_3 ，道路標識の明るさ，色 [109,130] に基づく画像特徴量 a_1, a_2 をそれぞれ単独で利用した場合を比較手法（5種類）とした．また，提案手法ではこれらの画像特徴量を式 (3.3) により統合した．そして，比較手法と提案手法を 10 分割交差検定で評価した．具体的には，まず，前節で作成した標識周辺画像 100 枚を 10 枚ずつの計 10 セットに分割した．その後，9 セットに対する回帰により式 (3.3) における各係数を学習し，残りの 1 セットに対してテストする操作を，10 セット分繰り返した．これにより，学習とテストに用いるデータセットは完全に分離される．最終的に，視認性評価値 $[0,1]$ に対する視認性推定値の絶対値誤差の平均（Mean Absolute Error: MAE）と標準偏差（Standard Deviation: SD）により，各手法の視認性推定精度を評価した．

3.3.3 実験結果

実験結果を表 3.1 に，標識周辺画像に対する視認性評価値の例を表 3.2 にそれぞれ示す．提案手法による MAE, SD は共に最も小さく，高精度に視認性を推定できた．このことから，単一の画像特徴を用いる従来手法 [109,110,128,130] と比較して，各種画像特徴およびそれらの交差項を考慮した提案手法の有効性を確認した．なお，本研究は視認性に応じてドライバへの情報提供の方法を調整するシステムの実現を目指している．例えば 5 段階で情報提供の方法を切り替えるシステムにおける誤差を ± 1 段階に収めるには，視認性推定誤差が ± 0.2 以下である必要がある．提案手法では，100 枚中 98 枚の標識周辺画像に対して ± 0.2 以下の誤差で視認性を推定できていた．一方，比較手法の中で最も高精度であった比較手法 4（道路標識の明度を利用）では，100 枚中 61 枚であった．よって，提案手法の有用性は高いと考えられる．

3.4 考察

提案手法における統合モデルの有効性，背景とのコントラストおよび道路標識の見えに基づく画像特徴の有効性に関してそれぞれ考察を述べる．

Table 3.1 実験結果：視認性推定精度の比較

手法	利用する画像特徴	MAE	SD
比較 1	明度のコントラスト [128] (c_1)	0.314	0.193
比較 2	色度のコントラスト [128] (c_2)	0.260	0.184
比較 3	複雑度のコントラスト [110] (c_3)	0.213	0.146
比較 4	道路標識の明度 [130] (a_1)	0.169	0.113
比較 5	道路標識の色度 [109] (a_2)	0.195	0.122
提案	コントラスト+見え (c, a)	0.082	0.073

3.4.1 統合モデルの有効性

提案手法では、式 (3.1) で表される統合モデルにより、背景とのコントラストおよび道路標識の見えに基づく画像特徴を統合利用した。この有効性に関して、以下の四つの手法による平均絶対値誤差 (MAE) と標準偏差 (SD) を比較評価した。

- (1) 式 (3.3) の第 1 項のみ使用
- (2) 式 (3.3) の第 2 項のみ使用
- (3) 式 (3.3) の第 1 項 + 第 2 項を使用
- (4) 式 (3.3) の全ての項を使用 (提案手法)

その結果、表 3.3 に示すように、各手法の視認性推定誤差は (2) > (1) > (3) > (4) となった。なお、視認性推定誤差が ± 0.2 以下であった標識周辺画像は、(1) で 91 枚、(2) で 75 枚、(3) で 95 枚、(4) で 98 枚であった。これらの結果から、提案する統合モデルの有効性を確認した。

(1), (2) > (3) に関して、t 検定の結果、(1) と (3) および (2) と (3) の間には有意水準 5% で有意な差が認められた。(1) は背景とのコントラストに基づく画像特徴量のみ、(2) は道路標識の見えに基づく画像特徴量のみ、(3) はその両方を利用する。よって、背景とのコントラストおよび道路標識の見えに基づく複数の画像特徴の統合は、道路標識の視認性推定に有効であると考えられる。

Table 3.2 標識周辺画像に対する視認性推定結果の例

手法	標識周辺画像		
			
比較 1	0.979	0.271	0.440
比較 2	0.569	0.339	0.280
比較 3	0.625	1.000	0.505
比較 4	0.547	0.564	0.569
比較 5	0.559	0.561	0.615
提案	0.796	0.664	0.752
評価値	0.806	0.713	0.742

(3) > (4) に関して、 t 検定の結果、(3) と (4) の間には有意水準 5% で有意な差が認められた。(4) は、背景とのコントラストに基づく画像特徴量および道路標識の見えに基づく画像特徴量の交差項を利用する点のみが (3) と異なる。これに関して、交差項を利用することで視認性推定精度が向上した例を表 3.4 に示す。同表において、画像 (a) では、背景とのコントラストおよび道路標識の見えの両者が良好な状態にあり、道路標識の視認性は高い。また、画像 (b) では、背景とのコントラストは高いものの道路標識の見えが悪い状態にあり、道路標識の視認性は低い。図 3.6 から分かるように、一般に背景とのコントラストおよび道路標識の見えの両者が良好な状態でなければ道路標識の視認性は高くなり、いずれか片方の状態が悪い場合には視認性は低くなる。一方、交差項は、背景とのコントラストに基づく画像特徴量および道路標識の見えに基づく画像特徴量の積で表現される。すなわち、交差項は、両者の値が高い場合には高い値をとり、両者のうち片方の値が低い場合には低い値をとる。そのため、(4) では、交差項を利用することで両者が視認性に与える影響を直接的に評価でき、道路標識の視認性をより精度良く推定できたものと

Table 3.3 実験結果：視認性推定精度の比較

手法	式 (3.3) で使用する項	MAE	SD
(1)	第 1 項のみ	0.110	0.088
(2)	第 2 項のみ	0.134	0.098
(3)	第 1 項 + 第 2 項	0.092	0.071
(4)	全て (提案)	0.082	0.073

Table 3.4 交差項の利用により視認性推定精度が向上した例

手法	標識周辺画像	
		
	(a)	(b)
(3) 第 1 項 + 第 2 項	0.976	0.000
(4) 全て (提案)	0.915	0.060
評価値	0.910	0.131

考えられる。以上のことから、背景とのコントラストおよび道路標識の見えに基づく画像特徴量の交差項を考慮した統合は、道路標識の視認性推定に有効であると考えられる。

3.4.2 画像特徴の有効性

提案手法では、背景とのコントラストに基づく画像特徴として明るさ、色、複雑さの 3 種類を利用し、道路標識自体の見えに基づく画像特徴として明るさ、色の 2 種類を利用した。これら 5 種類の画像特徴の有効性に関して、実験に使用した標識周辺画像とそれぞれの視認性を低下させる主要因を図 3.7 に示す。まず、(a) ~ (c) では、それぞれ明るさ、色、

複雑さのコントラストが低いことが主要因となり、視認性が低下している。また、(d)、(e)では、それぞれ道路標識の明るさ、色の状態が悪いことが主要因となり、視認性が低下している。このように、提案手法で利用した5種類の画像特徴は、状況によってそれぞれ道路標識の視認性を低下させる主要因となる。視認性を高精度に推定するためには、視認性を低下させる主要因となる画像特徴を評価することが必要である。実際に、(a)~(e)に対する視認性推定誤差は、視認性低下の主要因と考えられる画像特徴を用いた比較手法では小さく、それ以外では大きくなる傾向がみられた。

これに対して提案手法では、上記5種類の画像特徴を全て利用する。これにより、各シーンにおいて、視認性低下の主要因となる画像特徴の影響を複合的に評価でき、高精度な視認性推定ができたものと考えられる。なお、5種類の画像特徴のうち4種類を利用した場合の視認性推定誤差を調査したところ、道路標識の色以外の4種類を利用した場合に視認性推定誤差が最も小さかった。このときの視認性推定誤差は、MAEが0.096、SDが0.078であり、提案手法の方が高精度に視認性が推定できることを確認した。このことから、提案手法で利用する5種類の画像特徴はいずれも道路標識の視認性推定に有効であると考えられる。

3.5 まとめ

本章では、車載カメラ画像から抽出された静止画像特徴に基づいて道路標識の視認性を推定する手法を提案した。提案手法では、背景との明るさ、色、複雑さのコントラストおよび道路標識の明るさ、色の見えを統合利用し、視認性を推定する。車載カメラ映像から抽出した標識周辺画像を用いた評価実験の結果、提案手法による視認性推定誤差は0.082と高精度に視認性を推定できた。これにより、提案手法の有効性および有用性を確認した。



(a) 明るさのコントラスト
(0.364 / 0.386)



(b) 色のコントラスト
(0.407 / 0.503)



(c) 複雑さのコントラスト
(0.692 / 0.691)



(d) 道路標識の明るさ
(0.502 / 0.451)



(e) 道路標識の色
(0.189 / 0.367)

Fig. 3.7 道路標識の視認性を低下させる要因 (視認性評価値 / 提案手法による視認性推定値)

第 4 章

時系列情報を用いた道路標識の視認性推定手法

本研究では、ドライバの視覚認知補助による自動車の安全運転支援に関する以下の技術の実現を目指した。

- 道路標識の検出：車載カメラ画像から道路標識を検出する技術
- 道路標識の視認性推定：ドライバからの認知状態を判定する技術

このうち、前者は第 2 章で扱った。本章では、第 3 章と同様に、道路標識の視認性推定技術に注目する。具体的には、背景および対象の画像特徴に加えて道路標識の提示時間・大きさ等の時系列情報を利用した視認性推定手法を提案する。

以降、まず 4.1 節で提案手法と第 3 章で述べた手法との関係について整理する。その後、4.2 節では提案手法について述べる。続く 4.3 節では提案手法の有効性を評価するための実験について述べ、4.4 節で考察する。最後に 4.5 節でまとめる。

4.1 はじめに

第 3 章で述べた手法は、背景および対象の画像特徴と道路標識の視認性の関係に注目し、ある瞬間における視認性（「瞬時視認性」と呼ぶ）を 1 枚の車載カメラ画像から推定するものであった。一方、本章では、道路標識の提示時間・大きさと視認性との関係に注目し、車載カメラ画像系列から累積視認性を推定する手法について述べる。

道路標識の視認性は様々な要因によって時々刻々と変化する [132]。そのため、ある瞬

間は視認性が高くても，次の瞬間には低い場合もある．このような状況下では，ドライバーはある一定期間における累積的な視認性（「累積視認性」と呼ぶ）を無意識的に評価していると考えられる．そこで本手法では，まず，各時刻において入力された車載カメラ画像から背景とのコントラスト，道路標識の見え，大きさに基づく複数の画像特徴を抽出し，統合利用することで道路標識の瞬時視認性を推定する．そして，車載カメラ画像系列から計算される一連の瞬時視認性から累積視認性を推定する．これにより，時々刻々と変化する走行環境において実際にドライバーが知覚する視認性を高精度に推定することを目指す．

4.2 視認性推定手順

図 4.1 に提案手法の処理の流れを示す．提案手法では，各時刻 t における車載カメラ画像 I から道路標識とその周辺を含んで切り出された画像（「標識周辺画像」と呼ぶ）を入力とする．そして，標識周辺画像から，時刻 t における道路標識の瞬時視認性を推定する．さらに，車載カメラ画像系列に対して推定された一連の瞬時視認性を統合し評価することで累積視認性を推定する．以降，各ステップについて詳述する．

4.2.1 瞬時視認性の推定

第 3 章で述べたように，道路標識の視認性には，道路標識と背景との明るさ，色，複雑さのコントラスト，および，道路標識自体の明るさ，色が関係する．また，1.4 節で述べたように，対象の大きさも視認性に影響する [128]．本手法では，これら 6 つの画像特徴量 f_i ($i = 1, \dots, 6$) を統合利用することにより，道路標識の瞬時視認性を推定する．以下に，各画像特徴量の計算方法を述べる．

(a) 背景とのコントラストに基づく画像特徴量 f_1, f_2, f_3

3.2.2 節で述べた手順と同様に，道路標識と背景とのコントラストに基づく画像特徴量 f_1, f_2, f_3 を計算する．具体的には，標識周辺画像を標識領域 s と複数の部分背景領域 $b_n \in \mathbb{B}$ に領域分割する．これを元に，色，エッジ，テクスチャのコントラスト c_1, c_2, c_3 を計算し，これらを f_1, f_2, f_3 として利用する．

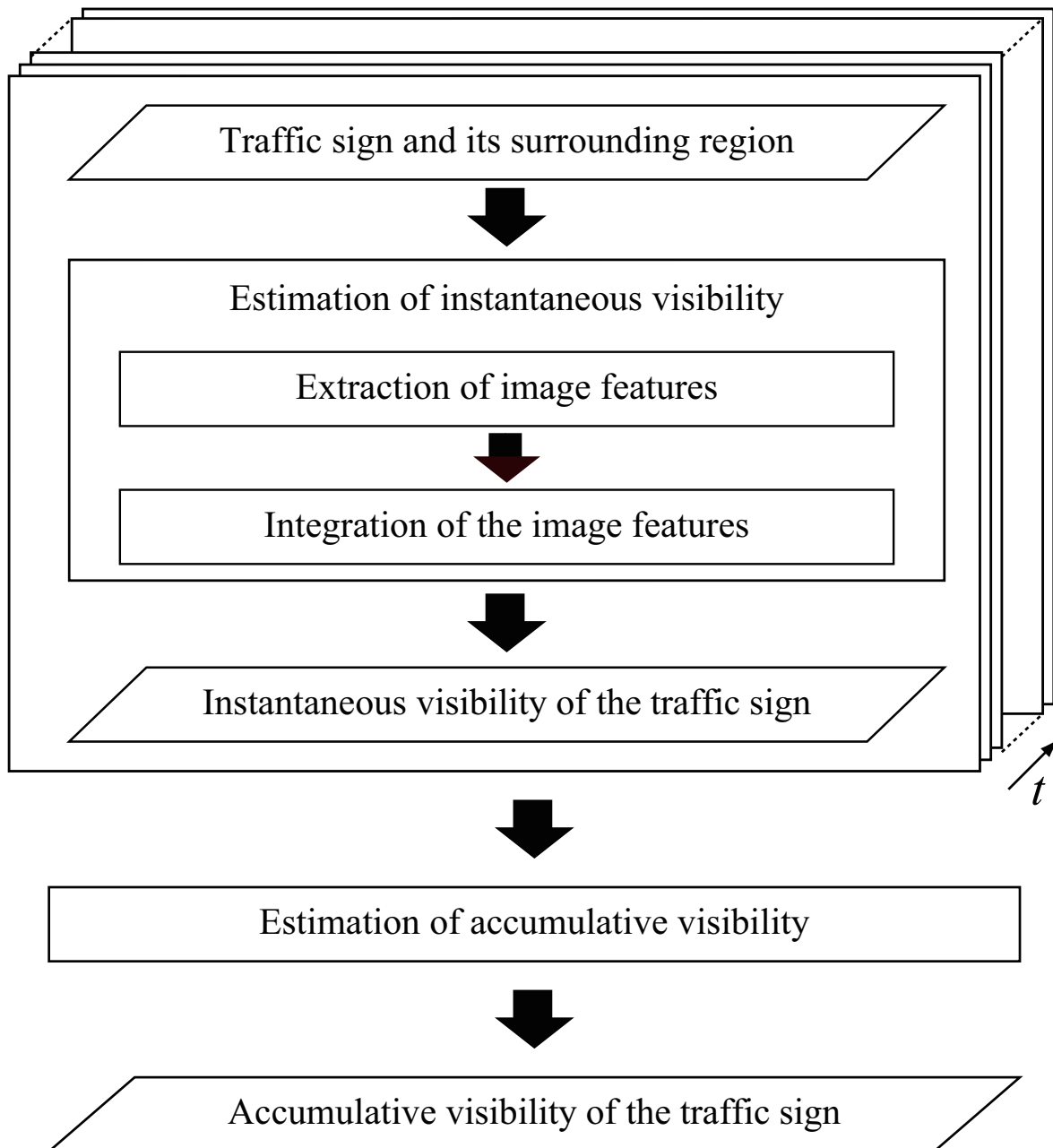


Fig. 4.1 提案手法における処理の流れ

(b) 道路標識の見えに基づく画像特徴量 f_4, f_5

3.2.2 節で述べた手順と同様に，道路標識の見えに基づく画像特徴量 f_4, f_5 を計算する．具体的には，まず，見えの劣化を含まない理想的な標識画像を予め道路標識の種類毎にテンプレートとして用意しておく．そして，道路標識の種類 k に応じた標識テンプレート s_k を用いて，類似度 a_1, a_2 を計算し，これらをそれぞれ f_4, f_5 として利用する．

(c) 道路標識の大きさに基づく画像特徴量 f_6

道路標識の大きさに基づく画像特徴量 f_6 を次式で計算する．

$$f_6 = \sqrt{\frac{A^{(s)}}{A^{(I)}}} \quad (4.1)$$

ここで， $A^{(s)}$ ， $A^{(I)}$ はそれぞれ標識領域 s ，入力画像 I の面積である．

4.2.2 画像特徴の統合

特徴量 $f = (f_1, \dots, f_6)$ を元に，ある時刻における瞬間的な視認性評価値 \hat{v} を次式で計算する．

$$\hat{v} = \mathbf{w}^T \phi(\mathbf{f}) = \sum_{z=1}^Z w_z \phi_z(\mathbf{f}) \quad (4.2)$$

ここで $\mathbf{w} = (w_1, \dots, w_z)^T$ は基底関数を要素にもつベクトル $\phi(\mathbf{f}) = (\phi_1(\mathbf{f}), \dots, \phi_z(\mathbf{f}))^T$ の重みである．なお，本手法では第3章の手法と同様に2次多項式基底（交差項を含む）を利用し，学習データを用いた回帰により重み \mathbf{w} を決定する．

4.2.3 累積視認性の推定

各時刻 t で計算される $\hat{v}^{(t)}$ を次式で統合することで、累積視認性の評価値 \hat{V} を計算する。

$$\begin{aligned}
 \hat{V} &= \frac{1}{T_p} \sum_{t=0}^{T_p-1} \hat{v}^{(\tau-t)} \\
 &= \frac{1}{T_p} \sum_{t=0}^{T_p-1} \mathbf{w}^T \phi(\mathbf{f}^{(\tau-t)}) \\
 &= \frac{1}{T_p} \sum_{t=0}^{T_p-1} \sum_{z=1}^Z w_z \phi_z(\mathbf{f}^{(\tau-t)}) \\
 &= \sum_{z=1}^Z w_z \left[\frac{1}{T_p} \sum_{t=0}^{T_p-1} \phi_z(\mathbf{f}^{(\tau-t)}) \right] \\
 &= \mathbf{w}^T \Phi
 \end{aligned} \tag{4.3}$$

ここで、 τ は現在時刻、 T_p は入力画像の総数であり、 Φ は次式で定義される。

$$\Phi = \frac{1}{T_p} \left(\sum_{t=0}^{T_p-1} \phi_1(\mathbf{f}^{(\tau-t)}), \dots, \sum_{t=0}^{T_p-1} \phi_Z(\mathbf{f}^{(\tau-t)}) \right)^T \tag{4.4}$$

提案手法では、 \hat{V} の値が高いほど視認性が高く、 \hat{V} の値が低いほど視認性が低いと判定する。

4.3 評価実験

被験者実験を通して提案手法の有効性を評価した。本実験では、車載カメラ画像1枚を用いて瞬時視認性を評価する手法（第3章）を比較手法とした。また、道路交通において特に重要と考えられる規制標識、警戒標識、指示標識を視認性推定の対象とした。以降、実験準備、実験方法、実験結果について順に述べる。

4.3.1 実験準備

評価に際して、実験用データセットを作成し、それぞれに対する視認性評価値（目標値）を被験者実験により設定した。以降、各手順について述べる。

(a) 実験用データセットの作成

以下のような手順で、評価用セットおよびパラメータ w の学習用セットを作成した。まず、日中の様々な天候の下で市街の道路標識を車載カメラ ($1,920 \times 1,080$ pixels, 15 fps) で撮影した。次に、撮影された車載カメラ映像の中から、フレーム内に道路標識全体が含まれる映像区間を $N = 100$ 本 (19~169 フレーム) 抽出し、これを評価用セットとした。同様に、評価用セットとは異なる映像区間から、それぞれ異なるシーンにおける $M = 59$ フレームを抽出し、これを学習用セットとした。

(b) 視認性評価値の設定

以下に述べるような被験者実験 (被験者: 20~30 代の男女 8 名) により、評価用映像および学習用画像に対する視認性評価値を設定した。まず、図 4.2 に示す被験者実験用インタフェースを作成した。このインタフェースでは、画像または映像が予め指定された順に提示される。被験者は、提示された画像または映像に対して、画面下部のラジオボタンとスライダにより道路標識の種類および視認性評価値 $[0,1]$ を入力できる。このインタフェースを利用して、各被験者に評価用映像区間を 1 回だけ提示し、被験者に道路標識の種類と視認性評価値を回答させた。このとき、道路標識が見つけれなかった場合は視認性評価値を 0 とした。そして、全被験者による平均評価値をその映像区間に対する視認性評価値とした。上記手続きを全ての評価用映像区間に対して行い、評価用セットに対する視認性評価値 V_n ($n = 1, \dots, N$) を得た。同様の手順により、学習用セットに対する視認性評価値 U_m ($m = 1, \dots, M$) を得た。

4.3.2 実験方法

まず、学習用セットとそれに対する視認性評価値 U_m を用いた回帰により、各手法で共通に利用する重み w を決定した。その後、評価用セットとそれに対する視認性評価値 V_n を用いて、視認性推定値の絶対値誤差 $[0,1]$ の平均 (Mean Absolute Error: MAE) を計算した。MAE は次式で計算される。

$$\text{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |V_n - \hat{V}_n| \quad (4.5)$$

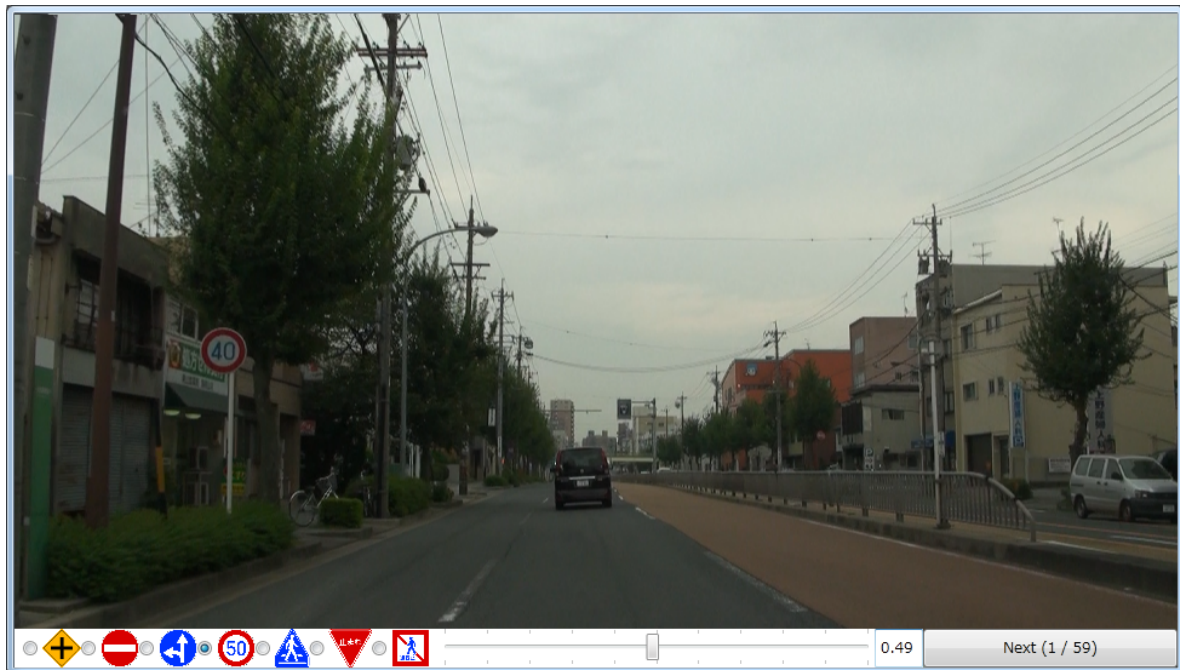


Fig. 4.2 被験者実験で利用したインターフェース

ここで、提案手法では、視認性推定に使用するフレーム数 T_p を 1~169（評価用セットにおける映像区間の最長フレーム数）の間で 1 ずつ変化させながら MAE を評価した。なお、 T_p より短い映像区間に対しては、その映像区間内での平均評価値を視認性評価値とした。また、提案手法における $T_p = 1$ の場合を従来手法とした。すなわち、従来手法では、評価用セットにおける各映像区間の最終フレームに対する視認性推定値から MAE を評価した。これは、最終フレームにおける道路標識の状態が累積視認性に最も大きく影響すると考えたためである*。

4.3.3 実験結果

従来手法 ($T_p = 1$) および提案手法 ($T_p > 1$) による MAE を図 4.3 に示す。従来手法による MAE は 0.220 であった。一方、提案手法では、 T_p によらず従来手法よりも MAE が低く、特に $T_p = 40$ （最終フレームから約 1.3 秒分）のときに MAE は 0.162 と最も高

* 4.3.1 節で述べた通り、各評価用映像区間の最終フレームは、道路標識がフレームから外れる直前のフレームとなっている。単一フレームのみから視認性を推定する従来手法として、最終フレームを利用することが最適かどうかは議論の余地があり、今後の検討課題の一つである。

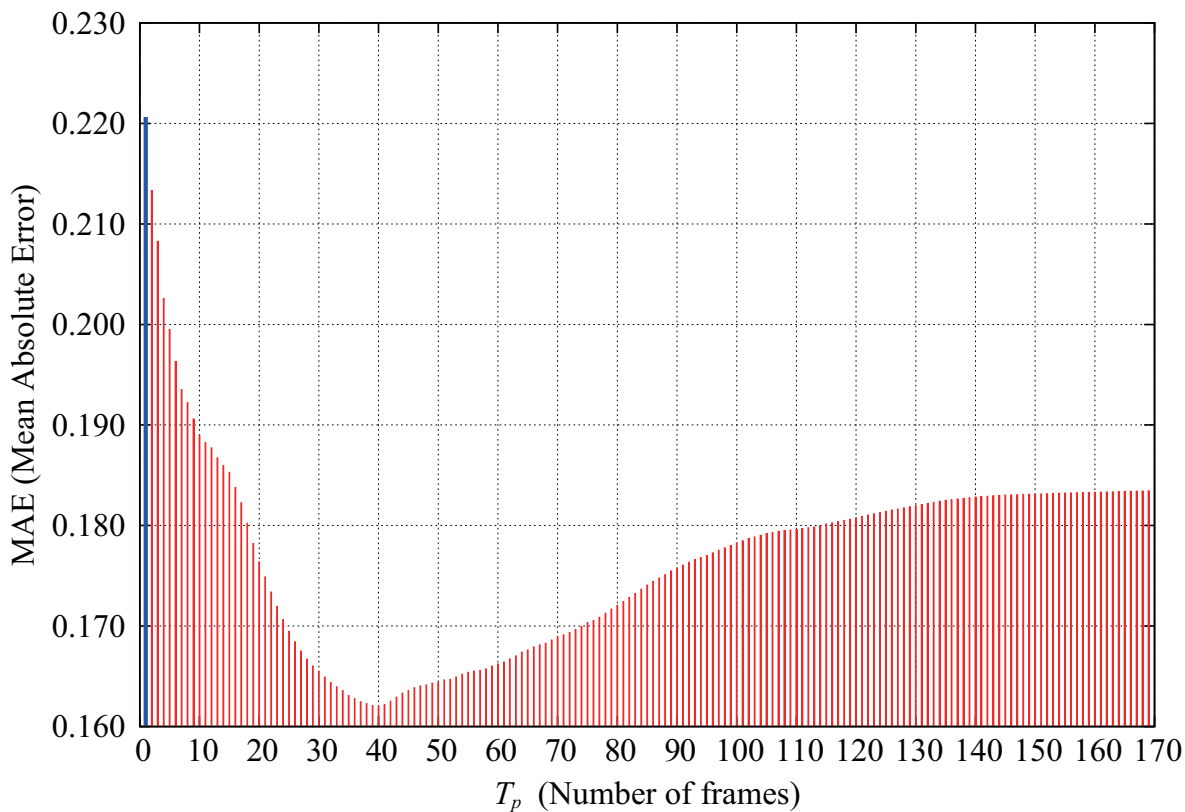


Fig. 4.3 従来手法 ($T_p = 1$) および提案手法 ($T_p > 1$) による MAE

精度に視認性を推定できた。なお，従来手法と提案手法 ($T_p = 40$) の間で MAE の差に関して t 検定を行った結果，有意水準 1% で有意差が確認された。これらのことから，車載カメラ画像系列を用いて道路標識の視認性を推定する提案手法の有効性を確認した。

4.4 考察

時系列情報利用の有効性， T_p と MAE の関係性，シーンコンテキストの考慮の必要性に関して考察を述べる。

4.4.1 時系列情報利用の有効性

車載カメラ画像系列を用いて道路標識の視認性を推定することの有効性に関して，ある評価用映像区間に対する最終 40 フレームにおける瞬時視認性の推定値の推移を図 4.4 に示す。また，その映像区間に含まれるフレームの例を図 4.5 に示す。まず，この映像区間

に対する被験者らによる視認性評価値は 0.567 であった。これに対して、最終フレーム ($t = 0$) のみから視認性を推定する従来手法の視認性推定値は 0.990、最終フレームから 40 フレームを用いて視認性を推定する提案手法の視認性推定値は 0.567 であった。すなわち、提案手法による視認性推定値は、被験者らによる視認性評価値とほぼ一致した。なお、この映像区間においては、 $t = -18$ において瞬時視認性の推定値と視認性評価値がほぼ一致していた。ただし、他の映像区間における瞬時視認性の推定値の推移を確認すると、瞬時視認性の推定値が視認性評価値と一致するタイミングには規則性はなかった。従って、常に決まったタイミングで道路標識の視認性を推定する方法では、道路標識の累積視認性を安定して推定することは困難であるといえる。これに対して、提案手法は車載カメラ画像系列を用いて平均的な瞬時視認性を評価する。そのため、時々刻々と変化する走行環境においても道路標識の視認性を比較的安定して推定できると考えられる。このことが、提案手法によって、最終フレームのみを利用する比較手法よりも視認性推定誤差が小さくなった理由の一つであると考えられる。

4.4.2 T_p と MAE の関係性

本実験では、提案手法において $T_p = 40$ (約 1.3 秒分) のときに最も高精度に視認性を推定できた。また、 $T_p > 40$ になると MAE が増加する傾向がみられた (図 4.3)。これは、物体の視認性をある時刻において推定する際には直前の状態が特に大きく影響し、過去になるほど視認性への影響は小さくなるためであると考えられる。また、本実験では、評価用セットおよび学習用セットに対する被験者らによる平均評価値を用いて、パラメータの学習および評価を行った (図 4.3)。これに対して、全被験者による評価値を平均化するのはではなく被験者毎に独立に学習および評価を行ったところ、提案手法において MAE が最小となる T_p は $T_p = 23$ (約 0.8 秒) ~ $T_p = 84$ (2.8 秒) の間でばらついていった。これらのことから、個人差はあるものの、視認性推定には最適な有限の時間幅が存在すると考えられる。そのため、高精度な視認性推定を実現するには、最適な T_p の選択方法に関する検討が必要であると考えられる。

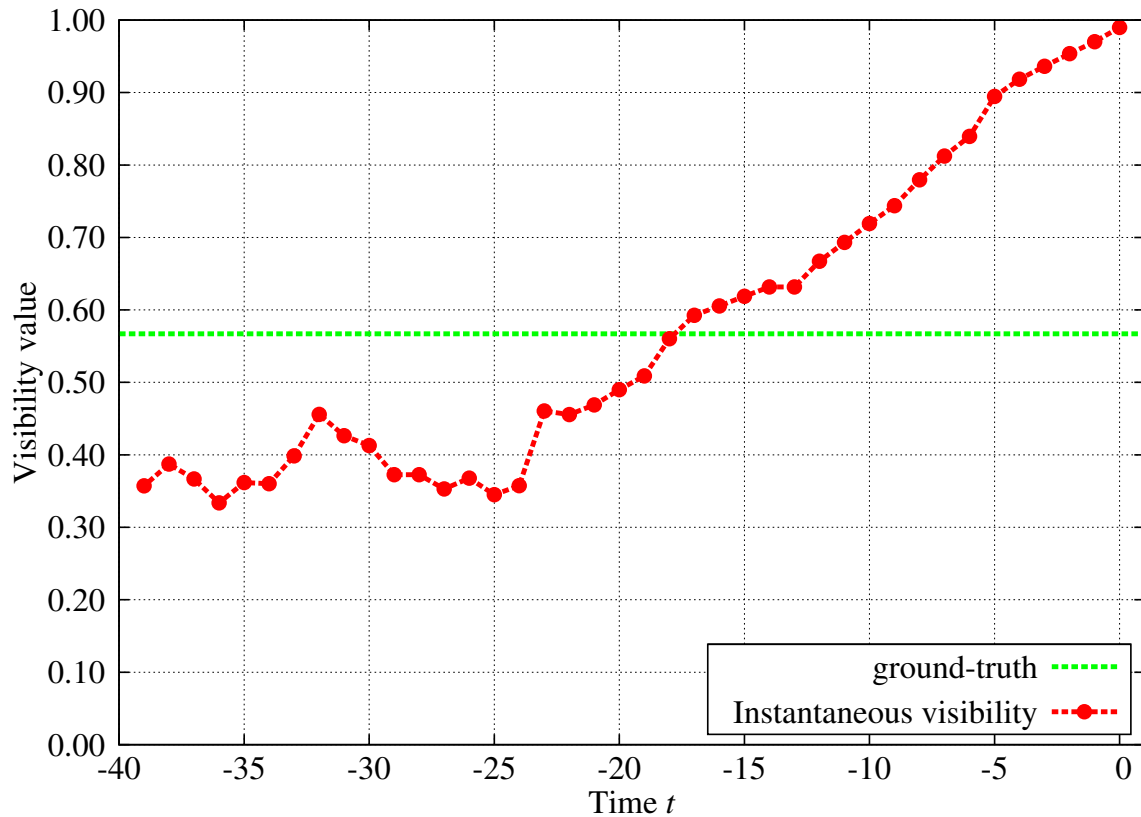


Fig. 4.4 瞬時視認性の推移の例

4.4.3 シーンコンテキスト考慮の必要性

実際の走行シーンにおいては、他の道路標識、看板、信号機、歩行者、車両の存在等によって、道路標識の見つけやすさは大きく影響されると考えられる。実際に、被験者らによる視認性評価値のばらつきは、周囲に道路標識以外の物体が存在しないシーンでは小さく、道路標識以外の様々な物体が周囲に存在するシーンでは大きいという傾向がみられた。例えば、図 4.6(a) のようなシーンでは、ドライバの注意を引きやすい目立つ物体が存在しない。このような単純なシーンコンテキストにおいては、道路標識の視認性は局所的な画像特徴のみで評価できると考えられる。しかし、図 4.6(b) のようなシーンでは、複数の道路標識、自転車とそれを追い越そうとする前方車両等が存在する。このように複雑なシーンコンテキストにおいては、局所的な画像特徴のみで対象標識の視認性を評価することは困難である。よって、更に高精度な視認性推定を実現するためには、局所的な画像

(a) 時刻 $t = -39$ [フレーム](b) 時刻 $t = -18$ [フレーム](c) 時刻 $t = 0$ [フレーム] (最終フレーム)

Fig. 4.5 図 4.4 に対応する評価用映像区間におけるフレームの例

特徴だけでなくシーンコンテキストを考慮した大局的な画像特徴の考慮が必要であると考
えられる。

4.5 まとめ

本章では、道路標識の提示時間・大きさと視認性との関係に注目し、時系列情報を利用
した視認性推定手法を提案した。提案手法では、実際の走行シーンにおいてドライバが感
じる視認性を高精度に推定するため、車載カメラ画像系列を用いて計算される瞬時視認性
の評価値を統合利用する。被験者実験の結果、1枚の車載カメラ画像から視認性を推定す
るよりも、車載カメラ画像系列を用いて視認性を推定する提案手法の方が高精度に視認性
を推定できることを確認した。



(a) 単純なコンテキストのシーン



(b) 複雑なコンテキストのシーン

Fig. 4.6 コンテキストの複雑さが異なるシーンの比較

第5章

むすび

本章では、本論文でこれまで述べた内容を総括し、今後の課題・展望について述べる。

5.1 総括

自動車は人類が太古の昔から憧れてきた夢の乗り物であり、その登場により我々の生活の利便性は飛躍的に向上した。しかし、その一方で、自動車の道路交通における事故が、世界規模の社会問題となっている。そこで本研究では、車載カメラを用いた物体検出・提示技術により、ドライバの安全運転を支援することを考えた。具体的には、車載カメラ画像から車両周辺に存在する物体を検出し、ドライバにとって認知しづらい物体に関する情報を積極的にドライバに提供する技術の実現を目指した。なお、交通シーンには歩行者、車両、道路標識、路面標示、交通信号機等、様々な物体が存在するが、本研究では特に道路標識を対象とした。道路標識はドライバに対して運転に重要な情報を提示するものであり、その見逃しは交通事故の危険に直結する。高速かつ高精度な道路標識検出・提示システムが実現できれば、速度超過や進行方向制限等の情報をドライバに提供することができる。特に速度超過の警告は、ドライバの視覚認知能力の無意識的低下を引き起こす要因の一つであり、認知ミスの防止に役立つと考えられる。

本論文では、上述のような安全運転支援を実現するために重要な技術として、以下の技術について述べた。

- 道路標識の検出技術
- 道路標識の視認性推定技術

まず第2章で道路標識の検出技術に注目し、生成型学習による道路標識検出器の構築手法について述べた。高速かつ高精度な物体検出器として、Violaらによって提案されたカスケード型識別器が広く利用されている。しかし、これを用いて様々な環境下に存在する道路標識を高精度に検出するためには、多様な見えの変動を含んだ大量の標識画像を用いて識別器の学習を行う必要がある。しかしながら、多様な見えの変動をバランスよく含んだ大量の標識画像を手作業で収集するには多大なコストがかかる。そのため、本研究では生成型学習を用いてカスケード型識別器を構築することを考えた。生成型学習を利用することで、数枚の原画像から種々の変動を含んだ大量の学習用サンプルを生成することができ、収集コストの大幅な削減が可能になる。また、生成型学習は、多様な見えを含む大量の学習サンプルを必要とする識別器に対しても有効なアプローチであり、識別器の変更にも柔軟に対応できる。これまでも生成型学習を用いて識別器を構築する手法は提案されているが、形状の変動（回転、位置ずれ、伸縮）やテクスチャの変動（光学ぼけ、背景変化）のみが考慮されており、色の変動は考慮されていない。そこで、形状やテクスチャの変動に加えて退色、照明変化といった色の変動も考慮し、より高い検出性能を持ったカスケード型識別器を構築する手法を提案した。評価実験の結果、色の変動を考慮する生成型学習によって従来よりも高い検出性能を持つカスケード型識別器が構築できることを確認した。

続く第3章では道路標識の視認性推定技術に注目し、静止画像特徴の統合による道路標識の視認性推定手法について述べた。対象物体の視認性には様々な要因が影響するが、本章では特に背景と対象の複数の画像特徴が視認性に及ぼす影響に注目した。従来から対象と背景とのコントラスト（明るさ、色、複雑さ）と視認性との関係については研究されているが、いずれも単一の画像特徴にしか注目していない。また、同様に、対象の見え（明るさ、色）と視認性との関係についても研究されているが、いずれも単一の画像特徴にしか注目していない。これに対して、本研究では、道路標識の視認性に大きく影響する要因として、背景との明るさ、色、複雑さのコントラストに基づく画像特徴、および、道路標識自体の明るさ、色に基づく画像特徴を統合利用することを考えた。そして、これら複数の画像特徴を認知科学的な知見に基づいて統合し、道路標識の視認性を定量化する手法を提案した。評価実験の結果、提案手法により高精度な視認性推定ができることを確認した。また、提案手法で利用する複数の画像特徴およびそれらの統合モデルの有効性を確認した。

また，第 4 章では，第 3 章と同様に道路標識の視認性推定技術に注目し，背景および対象の画像特徴に加えて道路標識の提示時間・大きさ等の時系列情報を利用した視認性推定手法について述べた．第 3 章で述べた手法は，ある瞬間における視認性（瞬時視認性）を 1 枚の車載カメラ画像から推定するものである．一方，本章で提案した手法は，第 3 章で述べた手法をベースに，ある一定期間での累積的な視認性（累積視認性）を車載カメラ画像系列から推定するものである．評価実験の結果，提案手法によって，1 枚の車載カメラ画像のみから道路標識の視認性を推定するよりも安定して視認性を推定できることを確認した．

5.2 今後の課題と展望

前節で述べた通り，本論文では以下の 3 つの技術に関する手法を提案し，その有効性を評価実験を通じて確認した．

- (a) 生成型学習による道路標識検出器の構築（第 2 章）
- (b) 静止画像特徴の統合利用による道路標識の視認性推定（第 3 章）
- (c) 時系列情報を用いた道路標識の視認性推定（第 4 章）

以下，それぞれにおける今後の課題と展望について述べる．

(a) 生成型学習による道路標識検出器の構築

第 2 章で述べた研究で用いた生成型学習では，形状，テクスチャ，色に関する見えの変動を考慮した．ここでは，どのような種類の変動を，どの程度考慮するかが重要となる．まず，考慮する変動の種類に関して，提案手法では，退色，照明変化，回転，位置ずれ，伸縮，光学ぼけ，背景の 7 種類の見えの変動を考慮した．しかし，カメラの露光量やホワイトバランスといったカメラ特性の違い等，上記以外によっても見えが変化することが考えられる．そのため，本研究で扱わなかった要因による見えの変動の考慮は，今後検討すべき課題の一つである．

変動考慮の程度に関して，2.4 節の実験では，退色モデルおよび背景モデル以外の各生成パラメータが互いに独立な正規分布に従うと仮定し，表 2.2 に示す平均と標準偏差から正規乱数により生成パラメータを決定した．ここで，これらの平均と標準偏差は，生成画像が実際の標識画像に近くなるように目視により調整しながら決定した．そのため，

各種生成パラメータを理論的または実験的に決定する枠組みに関しては今後検討の余地がある。なお、石田らは遺伝的アルゴリズムを用いて生成パラメータ分布を推定する手法 [125] を提案しており、本手法にも適用可能であると考えられる。

また、本論文では扱わなかったが、検出器をオンラインで更新する方法も考えられる [163]。この手法では、車載カメラ映像に対する検出結果を用いたオンライン学習により、検出器の識別性能を逐次的に改良することを目指している。この手法と本論文で提案した手法とを組み合わせることで、更に高精度な検出器を構築できると考える。

(b) 静止画像特徴の統合利用による道路標識の視認性推定

第3章で述べた研究では、背景と対象の画像特徴と視対象の視認性との関係に注目し、明るさ、色、複雑さのコントラスト、明るさ、色の見えの5種類の画像特徴を統合利用した。これら5種類の画像特徴はいずれも道路標識の視認性に影響を及ぼす要因であるが、これらの画像特徴の抽出方法および統合方法に関しては更に検討の余地がある。すなわち、本研究では知覚的に均等とされる CIELAB 色空間またはグレースケール成分を用いて各種画像特徴量を計算したが、この妥当性に関する詳細な検証が必要である。また、本研究では、各種画像特徴を統合するモデルのパラメータを学習データを用いた回帰により決定した。この部分に関して、認知科学的な知見に基づいて決定する方法について検討することも興味深い。

また、1.4節(b)で述べたように、道路標識の視認性には画像特徴以外の環境側およびドライバ側の要因も関係する。環境側の要因のうち視対象の大きさや提示時間については第4章で扱ったが、その他のドライバ側の要因については今後検討していく必要がある。

また、本研究では、主に昼間における道路標識の視認性のみを扱った。昼間と夜間とでは走行環境における照明条件が大きく異なる。そのため、夜間における道路標識の視認性に関しても検討の必要がある。

(c) 時系列情報を用いた道路標識の視認性推定

第4章で述べた研究では、道路標識の提示時間・大きさと視認性との関係に注目し、背景および対象の画像特徴に加えて道路標識の提示時間・大きさ等の時系列情報を利用した。現状では、各時刻における車載カメラ画像から推定される瞬間的な視認性（瞬時視認性）の単純な時間平均によって累積的な視認性（累積視認性）を推定している。評価実験

の結果，1枚の車載カメラ画像を利用するよりも車載カメラ画像系列を利用したほうが安定して道路標識の視認性を推定できることを確認した．しかし，このような時系列情報の使い方の妥当性に関して，認知科学的な観点からの検証が十分できておらず，検討の余地がある．

また，第3章および第4章で述べた研究では，ドライバの視線が対象物体の周辺に向いている状況を想定した．そのため，第3章および第4章では，道路標識およびその周辺から抽出された画像特徴から視認性を推定した．しかし，4.4.3節で述べたように，今後更に高精度な視認性推定を目指すためには，シーンコンテキストを考慮した大局的な画像特徴の利用を検討する必要がある．

(d) 今後の展望

本研究では，ドライバの安全運転を支援するための一つのアプローチとして，ドライバの視覚認知を補助することを考えた．より具体的には，車載カメラを用いて道路標識を検出し，ドライバに情報を提供することでドライバの視覚認知ミスを防ぐことを考えた．視覚認知ミスは，交通事故の主な原因となっている．これを防ぐことができれば，交通事故を大きく削減できる．その意味で，本論文で述べた技術は，今後の自動車社会において有意義なものとなることは間違いない．ただし，交通シーンにおいてドライバは，歩行者，車両，路面標示，交通信号機等，道路標識以外にも様々な物体の存在を素早く正確に認知する必要がある．そのため，今後は，本研究で得られた知見を基に，道路標識以外の物体を対象とした検出技術・情報提示技術の実現を目指していきたい．また，交通事故は認知ミス以外の，例えば，判断，操作におけるミスによっても発生する．そのため，本研究で注目した視覚認知に対する支援と併せて，判断や操作に対する支援のための技術についても検討していきたい．そして最終的には，本研究を更に発展させ，人類が太古の昔から憧れてきた夢の乗り物である自動車を安全に安心して利用できる「交通事故ゼロ」の交通社会を実現したい．

謝辞

本論文は、名古屋大学工学部電気電子・情報工学科 情報工学コース、名古屋大学大学院情報科学研究科 博士前期課程および博士後期課程において筆者が行った研究をまとめたものである。これまでの研究は、多くの先生方からの御指導、および、研究室の先輩・同輩・後輩、その他の友人達からの数えきれない御支援、御協力なくしては語る事ができない。この場を借りて、これらの方々への御礼の言葉を述べたい。

まず最初に、本論文の主査であり指導教員でもある名古屋大学大学院情報科学研究科 村瀬洋 教授に心より感謝致します。筆者が村瀬研究室に配属されてから現在までの6年間、常に丁寧かつ熱心なる御指導と御鞭撻を賜りました。また、素晴らしい研究室環境、および、国内外における数多くの発表の機会を与えていただき、常に高い意識で研究に取り組むことができました。ここに多大なる謝意を表します。

本論文の副査である名古屋大学大学院情報科学研究科 三輪和久 教授に感謝致します。三輪先生には、本論文第3章に関する研究に対して、認知科学的な観点から多くの有益な御助言を賜りました。心より感謝致します。

名古屋大学大学院情報科学研究科 井手一郎 准教授に深く感謝致します。御多忙の中、論文投稿の際には、構成から細かな表現まで懇切丁寧に御助言いただきました。また、料理映像や放送映像の解析に関する研究に携わる機会を与えて下さいました。これらの経験は、筆者の研究分野を広げる貴重なきっかけとなりました。本当に有難う御座いました。

中京大学情報理工学部 目加田慶人 教授に深厚なる謝意を表します。日頃から筆者の研究の進捗状況を気に掛けて下さり、的確で有益な御教示と厳しくも温かい叱咤激励の言葉を幾度となく賜りました。目加田先生からの御援助なくしては現在の筆者は在りませんでした。心より御礼申し上げます。

岐阜聖徳学園大学経済情報学部 高橋友和 准教授に深謝致します。高橋先生は底知れぬバイタリティでいつ何時でも研究の相談に乗って下さり、その度に有益な御助言を賜りま

した。論文投稿の際には、幾度となく拙文の御校閲と有益な御指摘を賜りましたこと謝辞筆舌に尽くし難く、唯、唯、深く感謝申し上げる次第です。

名古屋大学大学院情報科学研究科 出口大輔 助教に万謝致します。出口先生には、論文投稿や学会発表に際して常に的確な御助言を賜りました。特に、本論文第3章に関する研究をまとめて論文誌に投稿する際には、構成、主張点、表現等に関して数多くの有益な御助言を賜りました。また、弟分のように親しく接して下さり、未熟な筆者を温かく見守って下さいました。ここに厚く御礼申し上げます。

株式会社デンソー半導体先行開発部 石原秀昭 部長に感謝致します。一介の学生である筆者を高く評価していただき、格別のご高配を賜りました。また、進路で悩む筆者を理解し、その意志を尊重して下さいました。ここに深く深く謝意を表します。

筆者の所属する村瀬研究室諸氏に心より感謝致します。定例のディスカッション・ミーティングにて、筆者の研究に関して熱心に御討論いただきました。特に、同輩の野田雅文氏、内山寛之氏、後輩の久徳遙矢氏とは、数少ない博士後期課程の学生として様々な悩みを共有し、互いに切磋琢磨し合うことができました。また、後輩の熊谷章吾氏、若山雅史氏とは、共同研究者として数々の議論を交わし、協力して研究を進めることの楽しさを味わうことができました。また、秘書の蒲文代氏、田中弘美氏には、出張や事務手続き等で大変お世話になりました。煩雑な事務手続き等に時間を割かれることなく研究に注力できたのも、この御二方の御助力のお陰です。本当に有難うございました。

本論文第3章に関する研究において実施した被験者実験に御協力いただいた以下の方々に深く感謝致します。

- 名古屋大学大学院情報科学研究科 村瀬・森・渡邊各研究室 メンバおよび卒業生
- 名古屋大学工学部電気電子・情報工学科情報工学コース 卒業生
- 鈴鹿工業高等専門学校電子情報工学科 卒業生
- 豊田工業高等専門学校バドミントン部 卒業生
- 岐阜工業高等専門学校バドミントン部 卒業生
- その他、上記友人の友人達

この被験者実験には、上記の友人達（計65名）に御協力いただきました。本論文を執筆することができたのは、唐突なお願いにも関わらず進んで実験に協力してくれた友人達のおかげであることは多言を要しません。この場をお借りして、厚く御礼申し上げます。

研究面または生活面で筆者を励まし支えてくれた多くの親友達に厚謝致します。特に、名古屋大学大学院情報科学研究科 森研究室 陳斌 氏，渡辺研究室 林佑樹 氏の両氏は，博士後期課程における研究生活に関する様々な悩みを共有できる仲間として支え合うことができました。また，株式会社 Arc 梅本祐樹 社長，名古屋大学大学院情報科学研究科 大西研究室 OB 野田恵司 氏の両氏は，学部生の頃からの友人として，日頃から筆者を励まし続けてくれました。また，東京大学大学院工学系研究科 陳則イ 氏は，台湾から留学生として村瀬研究室に来訪して以来，筆者を主に研究面で励まし続けてくれました。また，早稲田大学大学院日本語教育研究科 王慧雋 氏には，同年代の中国人女性として，主に生活面で様々な助言をしてくれました。また，学部生の頃から続く自宅夕食会のメンバである木村恵 氏，武野愛 氏，小池あゆ美 氏は，非研究者として筆者をあらゆる面で支えてくれました。かけがえのない存在であるこれらの親友達に心より感謝致します。

最後に，今日に至るまでの学生生活を様々な面から支えてくれた，父，母，兄，姉，義理兄，姪，甥，愛犬に感謝致します。また，常に筆者の傍で支え続けてくれたカイ承穎 氏に甚謝致します。

参考文献

- [1] Wards Auto, “World vehicle population tops 1 billion units,” http://wardsauto.com/ar/world_vehicle_population_110815/.
- [2] United Nations Population Fund, “State of world population 2011,” 2011.
- [3] 内閣府中央交通安全対策会議, “平成 23 年交通安全白書,” http://www8.cao.go.jp/koutu/taisaku/h23kou_haku/zenbun/.
- [4] 内閣府中央交通安全対策会議, “第 9 次交通安全基本計画,” <http://www8.cao.go.jp/koutu/kihon/keikaku9/>.
- [5] 財団法人交通事故総合分析センター, “人はどんなミスをして交通事故を起こすのか,” ITARDA Information, No.33, Aug. 2001.
- [6] 奥野昭宏, “ドライバ視覚と運転支援技術,” 電子情報通信学会 パターン認識・メディア理解研究会 (PRMU) 技術研究報告, vol.98, no.334, pp.37–43, Oct. 1998.
- [7] 津留直彦, 伊佐治和美, 金子 弘, 土居俊一, “運転者の視覚認知機能の解明とモデル化の研究,” 計測と制御, vol.45, no.8, pp.677–682, Aug. 2006.
- [8] 国土交通省自動車交通局, “ASV (先進安全自動車),” <http://www.mlit.go.jp/jidosha/anzen/01asv/>.
- [9] 國分三輝, “ITS 時代のヒューマンファクター - リスク知覚を中心に -,” 国際交通安全学会誌, vol.30, no.3, pp.14–22, Sept. 2005.
- [10] 柵木充彦, “自動車における安全技術の現状と将来,” デンソーテクニカルレビュー, vol.12, no.1, pp.12–22, Jan. 2007.
- [11] 稲垣敏之, “運転支援とセンシング: 進化がもたらす新たな課題,” 自動車技術,

- vol.61 , no.2 , pp.16–21 , Feb. 2007 .
- [12] 土居俊一 , “ドライバ特性を踏まえた運転支援 ,” デンソーテクニカルレビュー , vol.12 , no.1 , pp.3–11 , May 2007 .
- [13] 大門 樹 , “ドライバー特性に基づいた自動車の情報化・運転支援 ,” Panasonic Technical Journal , vol.57 , no.3 , pp.39–43 , Oct. 2011 .
- [14] 国土交通省自動車交通局 , “先進安全自動車に関する研究成果報告書 ,” 先進安全自動車推進検討会 , March 1996 .
- [15] 国土交通省自動車交通局 , “先進安全自動車 (ASV) 推進計画 (第 2 期) に関する報告書 ,” 先進安全自動車推進検討会 , March 2001 .
- [16] 国土交通省自動車交通局 , “先進安全自動車 (ASV) 推進計画報告書 - 第 3 期 ASV 計画における活動成果について - ,” 先進安全自動車推進検討会 , March 2006 .
- [17] 国土交通省自動車交通局 , “先進安全自動車 (ASV) 推進計画報告書 - 第 4 期 ASV 計画における活動成果について - ,” 先進安全自動車推進検討会 , June 2011 .
- [18] M. Pettitt, G. Burnett, and A. Stevens, “Defining driver distraction,” Proceedings of 12th World Congress on Intelligent Transport Systems, pp.1–12, Nov. 2005.
- [19] 内田信行, 浅野陽一, 植田俊彦, 飯星 明, “携帯電話会話時における運転者の注意状態評価について ,” 国際交通安全学会誌 , vol.30 , no.3 , pp.333–341 , Sept. 2005 .
- [20] 福田勝之, 臼井 右, 大日方五郎, 長谷和徳, 金 泳佑, 濱田洋人, 犬塚保広, “前庭動眼反射に着目したドライバーディストラクションの定量評価: 周辺視野への注意配分とディストラクションの関係 ,” 自動車技術会論文集 , vol.40 , no.3 , pp.913–918 , June 2009 .
- [21] G.L. Rupp, Performance metrics for assessing driver distraction: The quest for improved road safety, Society of Automotive Engineers, Incorporated, 2011.
- [22] 清水直茂, “変わるクルマの HMI 感覚刺激や情報厳選が焦点 ,” 日経エレクトロニクス , 2008 年 4 月 7 日号 , no.975 , pp.73–80 , April 2008 .
- [23] M. Szarvas, A. Yoshizawa, M. Yamamoto, and J. Ogata, “Pedestrian detec-

-
- tion with convolutional neural networks,” Proceedings of 2005 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.224–229, June 2005.
- [24] F. Suard, A. Rakotomamonjy, A. Benschrair, and A. Broggi, “Pedestrian detection using infrared images and histograms of oriented gradients,” Proceedings of 2006 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.206–212, June 2006.
- [25] Y.W. Xu, X.B. Cao, H. Qiao, and F.Y. Wang, “A cascaded classifier for pedestrian detection,” Proceedings of 2006 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.336–343, June 2006.
- [26] M. Bertozzi, A. Broggi, S. Ghidoni, and M.-M. Meinecke, “A night vision module for the detection of distant pedestrians,” Proceedings of 2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.25–30, June 2007.
- [27] M. Bertozzi, C.H. Gomez, R.I. Fedriga, G. Vezzoni, M.D. Rose, and A. Broggi, “Pedestrian detection in far infrared images based on the use of probabilistic templates,” Proceedings of 2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.327–332, June 2007.
- [28] S.J. Krotosky and M.M. Trivedi, “A comparison of color and infrared stereo approaches to pedestrian detection,” Proceedings of 2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.81–86, June 2007.
- [29] F. Suard, A. Rakotomamonjy, and A. Benschrair, “Model selection in pedestrian detection using multiple kernel learning,” Proceedings of 2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.270–275, June 2007.
- [30] C.-C.R. Wang and J.-J.J. Lien, “AdaBoost learning for human detection based on histograms of oriented gradients,” Computer Vision — ACCV 2007, 8th Asian Conference on Computer Vision, Tokyo, Japan, November 18–22, 2007, Proceedings, Part I, eds. by Y. Yagi, S.B. Kang, I.S. Kweon, and H. Zha, vol.4843, pp.885–895, Lecture Notes in Computer Science, Springer-Verlag, Nov. 2007.
- [31] M. Wang, J. Wang, H. Qiao, and X. Cao, “Improved shape context algorithm

- for online fast recognition -An application in pedestrian detection from a moving vehicle,” Proceedings of 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.1260–1264, June 2009.
- [32] Y. Luo, J. Remillard, and D. Hoetzer, “Pedestrian detection in near-infrared night vision system,” Proceedings of 2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.51–58, June 2010.
- [33] V. Frolov and F.P. León, “Pedestrian detection based on maximally stable extremal regions,” Proceedings of 2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.910–914, June 2010.
- [34] S. Kamijo, K. Fujimura, and Y. Shibayama, “Pedestrian detection algorithm for on-board cameras of multi view angles,” Proceedings of 2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.973–980, June 2010.
- [35] K. Goto, K. Kidono, Y. Kimura, and T. Naito, “Pedestrian detection and direction estimation by cascade detector with multi-classifiers utilizing feature interaction descriptor,” Proceedings of 2011 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.224–229, June 2011.
- [36] C.G. Keller, M. Enzweiler, and D.M. Gavrila, “A new benchmark for stereo-based pedestrian detection,” Proceedings of 2011 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.691–696, June 2011.
- [37] T. Ogawa, H. Sakai, and Y. Suzuki, “Pedestrian detection and tracking using in-vehicle lidar for automotive application,” Proceedings of 2011 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.734–739, June 2011.
- [38] G. Overett, L. Petersson, L. Andersson, and N. Petterson, “Boosting a heterogeneous pool of fast HOG features for pedestrian and sign detection,” Proceedings of 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.584–590, June 2009.
- [39] G. Piccioli, E.D. Micheli, and M. Campani, “A robust method for road sign detection and recognition,” Computer Vision — ECCV ’94 Third European Conference on Computer Vision Stockholm, Sweden, May 2–6, 1994 Proceed-

-
- ings, Volume I, ed. by J.-O. Eklundh, vol.800, pp.493–500, Lecture Notes in Computer Science, Springer-Verlag, May 1994.
- [40] A. de la Escalera, L.E. Moreno, M.A. Salichs, and J.M. Armingol, “Road traffic sign detection and classification,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol.44, no.6, pp.848–859, Dec. 1997.
- [41] 内村圭一, 木村英雄, 脇山慎也, “道路情景カラー画像における円形道路標識の抽出および認識,” *電子情報通信学会論文誌*, vol.J81-A, no.4, pp.546–553, April 1998 .
- [42] 内村圭一, 脇山慎也, 藤野麻衣子, “限定色表示を用いた円形道路標識の抽出,” *電子情報通信学会論文誌*, vol.J83-D-II, no.2, pp.855–858, Feb. 2000 .
- [43] 井上泰夫, 石川真人, 中島真人, “道路標識の自動認識,” *電子情報通信学会 ITS 研究会 (ITS) 技術研究報告*, vol.101, no.626, pp.67–72, Jan. 2002 .
- [44] 原井孝輔, 山内 仁, 高橋浩光, 松浦大祐, “認識処理に向けた円形道路標識の高精度な抽出手法,” *電子情報通信学会 ITS 研究会 (ITS) 技術研究報告*, vol.101, no.624, pp.61–66, Jan. 2002 .
- [45] S. Maldonado-Bascón, S. Lafuente-Arroyo, P. Gil-Jiménez, H. Gómez-Moreno, and F. López-Ferreras, “Road-sign detection and recognition based on support vector machines,” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol.8, no.2, pp.264–278, June 2007.
- [46] B. Alefs, G. Eschemann, H. Ramoser, and C. Beleznai, “Road sign detection from edge orientation histograms,” *Proceedings of 2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp.993–998, June 2007.
- [47] F. Moutarde, A. Bargeton, A. Herbin, and L. Chanussot, “Robust on-vehicle real-time visual detection of american and european speed limit signs, with a modular traffic signs recognition system,” *Proceedings of 2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp.1122–1126, June 2007.
- [48] N. Barnes, A. Zelinsky, and L.S. Fletcher, “Real-time speed sign detection using

- the radial symmetry detector,” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol.9, no.2, pp.322–332, June 2008.
- [49] W.-J. Won, M. Lee, and J.-W. Son, “Implementation of road traffic signs detection based on saliency map model,” *Proceedings of 2008 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp.542–547, June 2008.
- [50] M.L. Eichner and T.P. Breckon, “Integrated speed limit detection and recognition from real-time video,” *Proceedings of 2008 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp.626–631, June 2008.
- [51] C. Caraffi, E. Cardarelli, P. Medici, P.P. Porta, G. Ghisio, and G. Monchiero, “An algorithm for Italian de-restriction signs detection,” *Proceedings of 2008 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp.834–840, June 2008.
- [52] C. Bahlmann, Y. Zhu, V. Ramesh, M. Pellkofer, and T. Koehler, “A system for traffic sign detection, tracking, and recognition using color, shape, and motion information,” *Proceedings of 2005 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp.255–260, June 2005.
- [53] C.G. Keller, C. Sprunk, C. Bahlmann, J. Giebel, and G. Baratoff, “Real-time recognition of U.S. speed signs,” *Proceedings of 2008 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp.518–523, June 2008.
- [54] R. Ach, N. Luth, and A. Techmer, “Real-time detection of traffic signs on a multi-core processor,” *Proceedings of 2008 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp.307–312, June 2008.
- [55] R. Ach, N. Luth, T. Schinner, A. Techmer, and S. Walther, “Classification of traffic signs in real-time on a multi-core processor,” *Proceedings of 2008 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp.313–318, June 2008.
- [56] X. Baró, S. Escalera, J. Vitrià, O. Pujol, and P. Radeva, “Traffic sign recognition using evolutionary adaboost detection and forest-ECOC classification,” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol.10, no.1, pp.113–126, March 2009.

-
- [57] Y. Xie, L. fengLiu, C. huaLi, and Y. yunQu, “Unifying visual saliency with HOG feature learning for traffic sign detection,” Proceedings of 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.24–29, June 2009.
- [58] W. Liu and K. Maruya, “Detection and recognition of traffic signs in adverse conditions,” Proceedings of 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.335–340, June 2009.
- [59] E. Cardarelli, P. Medici, P.P. Porta, and G. Ghisio, “Road signs shapes detection based on Sobel phase analysis,” Proceedings of 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.376–381, June 2009.
- [60] L. Wei and C. Xue, “A system for road sign detection, recognition and tracking based on multi-cues hybrid,” Proceedings of 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.562–567, June 2009.
- [61] F. Parada-Loira and J.L. Alba-Castro, “Local contour patterns for fast traffic sign detection,” Proceedings of 2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.1–6, June 2010.
- [62] S. Houben, “A single target voting scheme for traffic sign detection,” Proceedings of 2011 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.124–129, June 2011.
- [63] V. Glavtchev, P. Muyan-Özçelik, J.M. Ota, and J.D. Owens, “Feature-based speed limit sign detection using a graphics processing unit,” Proceedings of 2011 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.195–200, June 2011.
- [64] G. Overett and L. Petersson, “Large scale sign detection using HOG feature variants,” Proceedings of 2011 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.326–331, June 2011.
- [65] L. Chen, Q. Li, M. Li, and Q. Mao, “Traffic sign detection and recognition for intelligent vehicle,” Proceedings of 2011 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.908–913, June 2011.
- [66] Y. Gu , T. Yendo , M.P. Tehrani , T. Fujii, and M. Tanimoto, “ハイブリッドカ

- メラシステムを用いた交通標識の認識,” 映像情報メディア学会誌, vol.65, no.7, pp.967–975, July 2011.
- [67] Y. Shen, U. Ozguner, K. Redmill, and J. Liu, “A robust video based traffic light detection algorithm for intelligent vehicles,” Proceedings of 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.521–526, June 2009.
- [68] H.C.N. Premachandra, T. Yendo, T. Yamasato, T. Fujii, and M. Tanimoto, “Detection of LED traffic light by image processing for visible light communication system,” Proceedings of 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.179–184, June 2009.
- [69] R.D. Charette and F. Nashashibi, “Real time visual traffic lights recognition based on spot light detection and adaptive traffic lights templates,” Proceedings of 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.358–363, June 2009.
- [70] C. Hilario, J.M. Collado, J.M. Armingol, and A. de la Escalera, “Pyramidal image analysis for vehicle detection,” Proceedings of 2005 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.88–93, June 2005.
- [71] T. Liu, N. Zheng, L. Zhao, and H. Cheng, “Learning based symmetric features selection for vehicle detection,” Proceedings of 2005 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.124–129, June 2005.
- [72] P. Negri, X. Clady, S.M. Hanif, and L. Prevost, “A cascade of boosted generative and discriminative classifiers for vehicle detection,” EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, vol.2008, no.782432, pp.1–12, Jan. 2008.
- [73] G.Y. Song, K.Y. Lee, and J.W. Lee, “Vehicle detection by edge-based candidate generation and appearance-based classification,” Proceedings of 2008 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.428–433, June 2008.
- [74] T. Tran and S. Mita, “Car detection using multi-feature selection for varying poses,” Proceedings of 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.507–512, June 2009.

-
- [75] A. Haselhoff and A. Kummert, “A vehicle detection system based on haar and triangle features,” Proceedings of 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.261–266, June 2009.
- [76] S. Sivaraman and M. Trivedi, “Active learning based robust monocular vehicle detection for on-road safety systems,” Proceedings of 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.399–404, June 2009.
- [77] J. Arróspide, L. Salgado, and M. Nieto, “Vehicle detection and tracking using homography-based plane rectification and particle filtering,” Proceedings of 2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.150–155, June 2010.
- [78] T. Schamm, C. vonCarlowitz, and J.M. Zöllner, “On-road vehicle detection during dusk and at night,” Proceedings of 2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.418–423, June 2010.
- [79] H. Cho, P.E. Rybski, and W. Zhang, “Vision-based bicyclist detection and tracking for intelligent vehicles,” Proceedings of 2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.454–461, June 2010.
- [80] G. Maier, S. Pangerl, and A. Schindler, “Real-time detection and classification of arrow markings using curve-based prototype fitting,” Proceedings of 2011 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.442–447, June 2011.
- [81] 野田雅文, 高橋友和, 出口大輔, 井手一郎, 村瀬 洋, 小島祥子, 内藤貴志, “位置依存型識別器を用いた車載カメラ画像からの路面標示検出,” 電気学会論文誌, vol.131-D, no.4, pp.466–474, April 2011.
- [82] A. Haselhoff and A. Kummert, “On visual crosswalk detection for driver assistance systems,” Proceedings of 2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.883–888, June 2010.
- [83] A. Watanabe and M. Nishida, “Lane detection for a steering assistance system,” Proceedings of 2005 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.159–164, June 2005.

- [84] A. Ouamri, M. Boumediene, and N. Dahnoun, "Lane boundary detection and tracking using NNF and HMM approaches," Proceedings of 2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.1107–1111, June 2007.
- [85] M. Aly, "Real time detection of lane markers in urban streets," Proceedings of 2008 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.7–12, June 2008.
- [86] L.-W. Tsai, J.-W. Hsieh, C.-H. Chuang, and K.-C. Fan, "Lane detection using directional random walks," Proceedings of 2008 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.303–306, June 2008.
- [87] X. Zhang and Z. Shi, "Study on lane boundary detection in night scene," Proceedings of 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.538–541, June 2009.
- [88] A. Watanabe, T. Naito, and Y. Ninomiya, "Lane detection with roadside structure using on-board monocular camera," Proceedings of 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.191–196, June 2009.
- [89] S. Zhou, Y. Jiang, J. Xi, J. Gong, G. Xiong, and H. Chen, "A novel lane detection based on geometrical model and gabor filter," Proceedings of 2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.59–64, June 2010.
- [90] M. Felisa and P. Zani, "Robust monocular lane detection in urban environments," Proceedings of 2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.591–596, June 2010.
- [91] Y. Sha, G.-Y. Zhang, and Y. Yang, "A road detection algorithm by boosting using feature combination," Proceedings of 2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.364–368, June 2007.
- [92] G. Zhang, N. Zheng, C. Cui, Y. Yan, and Z. Yuan, "An efficient road detection method in noisy urban environment," Proceedings of 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.556–561, June 2009.
- [93] S. Zhou, J. Gong, G. Xiong, H. Chen, and K. Iagnemma, "Road detection using support vector machine based on online learning and evaluation," Proceedings

-
- of 2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.256–261, June 2010.
- [94] C. Guo, S. Mita, and D. McAllester, “MRF-based road detection with unsupervised learning for autonomous driving in changing environments,” Proceedings of 2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.361–368, June 2010.
- [95] J.M. Alvarez, F. Lumbreras, T. Gevers, and A.M. López, “Geographic information for vision-based road detection,” Proceedings of 2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp.621–626, June 2010.
- [96] 鷺見和彦, 関真規人, 波部 斉, “物体検出 - 背景と検出対象のモデリング - ” 情報処理学会 コンピュータビジョンとイメージメディア (CVIM) 研究会, vol.2005, no.88, pp.79–98, Sept. 2005.
- [97] R. Brunelli, *Template matching techniques in computer vision: Theory and practice*, Wiley, 2009.
- [98] P.V.C. Hough, “Method and means for recognizing complex patterns,” U.S. Patent 3069654.
- [99] P. Viola and M. Jones, “Rapid object detection using a boosted cascade of simple features,” Proceedings of 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, vol.1, pp.511–518, Dec. 2001.
- [100] P. Viola and M.J. Jones, “Robust real-time face detection,” *International Journal of Computer Vision*, vol.57, no.2, pp.137–154, May 2004.
- [101] H. Schneiderman, “Feature-centric evaluation for efficient cascaded object detection,” Proceedings of 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, vol.2, pp.29–36, June 2004.
- [102] E. Grossmann, “Automatic design of cascaded classifiers,” *Structural, Syntactic, and Statistical Pattern Recognition — Joint IAPR International Workshops, SSPR 2004 and SPR 2004*, Lisbon, Portugal, August 18–20, 2004. Proceedings, eds. by A. Fred, T. Caelli, R. Duin, A. Campilho, and D. deRidder, vol.3138, pp.983–991, *Lecture Notes in Computer Science*, Springer-Verlag, Aug. 2004.

- [103] J. Wu, J.M. Rehg, and M.D. Mullin, “Learning a rare event detection cascade by direct feature selection,” *Advances in Neural Information Processing Systems* 16, eds. by S. Thrun, L. Saul, and B. Schölkopf, pp.1523–1530, MIT Press, 2004.
- [104] S.M.S. Islam, M. Bennamoun, and R. Davies, “Fast and fully automatic ear detection using cascaded adaboost,” *Proceedings of 2008 IEEE Workshop on Application of Computer Vision*, pp.1–6, Jan. 2008.
- [105] M. Siala, N. Khelifa, F. Bremond, and K. Hamrouni, “People detection in complex scene using a cascade of boosted classifiers based on haar-like-features,” *Proceedings of 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp.83–87, June 2009.
- [106] Y. Hu, D.S. Jang, J.H. Park, S.I. Cho, and C.W. Lee, “Real-time apartment building detection and tracking with adaboost procedure and motion-adjusted tracker,” *ETRI Journal*, vol.30, no.2, pp.338–340, April 2008.
- [107] 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.
- [108] 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,” 第 2 回情報科学技術フォーラムイベント企画「車載情報システムにおける音声インタフェース」予稿集, Sept. 2003 .
- [109] L. Simon, J.-P. Tarel, and R. Brémond, “Alerting the drivers about road signs with poor visual saliency,” *Proceedings of 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp.48–53, June 2009.
- [110] 木村文香, 目加田慶人, 高橋友和, 井手一郎, 村瀬 洋, 玉津幸政, “運転者支援のための交通信号機視認性数値化手法,” *電気学会論文誌*, vol.130-C, no.6, pp.1034–1041, June 2010 .
- [111] 若山雅史, 道満恵介, 出口大輔, 井手一郎, 村瀬 洋, 玉津幸政, “大局的特徴として顕著性を利用した歩行者の視認性推定,” *画像の認識・理解シンポジウム (MIRU)2011 講演予稿集*, pp.1597–1603, July 2011 .

-
- [112] L. Itti, C. Koch, and E. Niebur, “A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.20, no.11, pp.1254–1259, Nov. 1998.
- [113] 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,” *Proceedings of 2009 IEEE International Conference on Multimedia and Expo*, pp.250–257, June 2009.
- [114] K. Fukuchi, K. Miyazato, A. Kimura, S. Takagi, and J. Yamato, “Saliency-based video segmentation with graph cuts and sequentially updated priors,” *Proceedings of 2009 IEEE International Conference on Multimedia and Expo*, pp.638–641, July 2009.
- [115] Y. Sugano, Y. Matsushita, and Y. Sato, “Calibration-free gaze sensing using saliency maps,” *Proceedings of 2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.2667–2674, June 2010.
- [116] J. Chen and Q. Ji, “Probabilistic gaze estimation without active personal calibration,” *Proceedings of 2011 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.609–616, June 2011.
- [117] D. Han, W. Li, X. Lu, T. Wang, and Y. Wang, “Automatic segmentation based on AdaBoost learning and graph-cuts,” *Image Analysis and Recognition — Third International Conference, ICIAR 2006, Póvoa de Varzim, Portugal, September 18–20, 2006, Proceedings, Part I*, eds. by A. Campilho and M.S. Kamel, vol.4141, pp.215–225, *Lecture Notes in Computer Science*, Springer-Verlag, 2006.
- [118] H. Li and K.N. Ngan, “Saliency model-based face segmentation and tracking in head-and-shoulder video sequences,” *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol.19, no.5, pp.320–333, 2008.
- [119] K. Fukuda, T. Takiguchi, and Y. Ariki, “Automatic segmentation of object region using graph cuts based on saliency maps and AdaBoost,” *Proceedings of*

- 13th IEEE International Symposium on Consumer Electronics, pp.36–37, May 2009.
- [120] L. Simon, J.-P. Tarel, and R. Brémond, “A new paradigm for the computation of conspicuity of traffic signs in road images,” Proceedings of International Conference of the 26th session of the CIE, vol.2, pp.161–164, July 2007.
- [121] 高田 一, 荒井稔博, 松浦慶総, 岡田緑郎, 林 宗平, “ドライバへの危険認知支援方法に関する研究 (第 1 報) - 光による視覚認知 - ,” 自動車技術会論文集, vol.38, no.1, pp.43–48, Jan. 2007 .
- [122] 森田和元, 関根道昭, 塚田由紀, 岡田竹雄, 豊福芳典, “ドライバに対する適切な情報伝達方法に関する研究 - ヘッドアップディスプレイの要件に関する考察 - ,” 交通安全環境研究所報告, no.14, pp.61–82, March 2009 .
- [123] H. Ishida, T. Takahashi, I. Ide, Y. Mekada, and H. Murase, “Recognition of low-resolution characters by a generative learning method,” Proceedings of 1st International Workshop on Camera-Based Document Analysis and Recognition, pp.45–51, Aug. 2005.
- [124] H. Ishida, T. Takahashi, I. Ide, Y. Mekada, and H. Murase, “Identification of degraded traffic sign symbols by a generative learning method,” Proceedings of 18th International Conference on Pattern Recognition, vol.1, pp.531–534, Aug. 2006.
- [125] H. Ishida, T. Takahashi, I. Ide, Y. Mekada, and H. Murase, “Generation of training data by degradation models for traffic sign symbol recognition,” IEICE Transactions on Information & Systems, vol.E90-D, no.8, pp.1134–1141, Aug. 2007.
- [126] H. Ishida, T. Takahashi, I. Ide, Y. Mekada, and H. Murase, “Generation of templates for low-resolution text recognition using a hypothesis graph,” Pattern Recognition and Image Analysis, vol.18, no.4, pp.638–642, Dec. 2008.
- [127] 黄瀬浩一, 野口和人, 岩村雅一, “参照特徴ベクトルの増大による特定物体認識の高速化と高精度化,” 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU)2009 講演予稿集,

pp.174–181 , July 2009 .

- [128] 日本色彩学会 (編), 新編 色彩科学ハンドブック (第 2 版), 東京大学出版会 , 1998 .
- [129] Y. Freund and R.E. Schapire, “A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting,” *Journal of Computer and System Sciences*, vol.55, no.1, pp.119–139, Aug. 1997.
- [130] 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,” *Proceedings of 5th WSEAS International Conference on Signal Processing, Computational Geometry & Artificial Vision*, pp.170–175, Sept. 2005.
- [131] N.H. Maerz and Q. Niu, “Automated mobile highway sign retroreflectivity measurement,” *Final Report NCHRP-IDEA Project 75*, Feb. 2003.
- [132] Commission Internationale de l’Eclairage (CIE), “The conspicuity of traffic signs in complex backgrounds,” *Technical Report 137*, CIE, 2000.
- [133] A.M. Treisman and G. Gelade, “A feature integration theory of attention,” *Cognitive Psychology*, vol.12, no.1, pp.97–136, Jan. 1980.
- [134] J.M. Wolfe, “What can 1 million trials tell us about visual search ?,” *Psychological Science*, vol.9, no.1, pp.33–39, Jan. 1998.
- [135] J.M. Wolfe, “Visual search,” *Attention*, ed. by H. Pashler, pp.13–78, London, UK: University College London Press, 1998.
- [136] P. Verghese, “Visual search and attention: A signal detection theory approach,” *Neuron*, vol.31, no.4, pp.523–535, Aug. 2001.
- [137] G.J. Zelinsky, W. Zhang, B. Yuz, X. Cheny, and D. Samaras, “The role of top-down and bottom-up processes in guiding eye movements during visual search,” *Proceedings of 19th Annual Conference on Neural Information Processing Systems*, Dec. 2005.
- [138] H.J. Müller and J. Krummenacher, “Visual search and selective attention,”

- Visual Cognition, vol.14, no.4-8, pp.389–410, 2006.
- [139] J.M. Wolfe, “Guided Search 4.0: Current progress with a model of visual search,” *Integrated Models of Cognitive Systems*, ed. by W.D. Gray, pp.99–119, Oxford University Press, 2007.
- [140] T. Ogawa and H. Komatsu, “Target selection in area V4 during a multidimensional visual search task,” *Journal on Neuroscience*, vol.24, no.28, pp.6371–6382, July 2004.
- [141] M. Friedman and A. Kandel, “Threshold order-dependent clustering algorithm,” *Introduction to Pattern Recognition: Statistical, Structural, Neural and Fuzzy Logic Approaches*, pp.70–73, World Scientific, 1999.
- [142] L.L. Thurstone, “Psychophysical analysis,” *American Journal of Psychology*, vol.38, no.3, pp.368–389, July 1927.
- [143] L.L. Thurstone, “A law of comparative judgement,” *Psychological Review*, vol.34, no.4, pp.273–286, July 1927.
- [144] F. Mosteller, “Remarks on the method of paired comparisons: I. The least squares solution assuming equal standard deviations and equal correlations,” *Psychometrika*, vol.16, no.1, pp.3–9, March 1951.
- [145] F. Mosteller, “Remarks on the method of paired comparisons: II. The effect of an aberrant standard deviation when equal standard deviations and equal correlations are assumed,” *Psychometrika*, vol.16, no.2, pp.203–206, June 1951.
- [146] F. Mosteller, “Remarks on the method of paired comparisons: III. A test of significance for paired comparisons when equal standard deviations and equal correlations are assumed,” *Psychometrika*, vol.16, no.2, pp.207–218, June 1951.
- [147] 佐藤 信, 統計的官能検査法, 日科技連, 1985 .
- [148] H. Scheffé, “An analysis of variance for paired comparisons,” *Journal of the American Statistical Association*, vol.47, no.259, pp.381–400, Sept. 1952.
- [149] 芳賀敏郎, “Scheffé の方法の変形,” 日科技連官能検査研究会資料, R-44, pp.143–

- 145, 1962.
- [150] 浦 昭二, “一対比較実験の解析,” 日科技連官能検査研究会資料, B-32, pp.1–8, 1956.
- [151] 中屋澄子, “Scheffe の一対比較法の一変法,” 第 11 回官能検査大会報文集, pp.1–12, 1970.
- [152] L. Guttman, “An approach for quantifying paired comparisons and rank order,” *Annals of Mathematical Statistics*, vol.17, no.2, pp.144–163, June 1946.
- [153] R.A. Bradley and M.E. Terry, “The rank analysis of incomplete block designs. I. The method of paired comparisons,” *Biometrika*, vol.39, no.3-4, pp.324–345, Dec. 1952.
- [154] R.A. Bradley, “Incomplete block rank analysis: On the appropriateness of the model for a method of paired comparisons,” *Biometrics*, vol.10, no.3, pp.375–390, Sept. 1954.
- [155] R.A. Bradley, “Rank analysis of incomplete block designs: II. Additional tables for the method of paired comparisons,” *Biometrika*, vol.41, no.3-4, pp.502–537, Dec. 1954.
- [156] R.A. Bradley, “Rank analysis of incomplete block designs. III. Some large-sample results on estimation and power for a method of paired comparisons,” *Biometrika*, vol.42, no.3-4, pp.450–470, Dec. 1955.
- [157] R.A. Bradley and A.T. El-Helbawy, “Treatment contrasts in paired comparisons: Basic procedures with application to factorials,” *Biometrika*, vol.63, no.2, pp.255–262, Jan. 1976.
- [158] R.A. Bradley, “Paired comparisons: Some basic procedures and examples,” *Nonparametric Methods*, eds. by P.R. Krishnaiah and P.K. Sen, pp.299–326, *Handbook of Statistics 4*, Elsevier, 1984.
- [159] 齋藤大輔, 齋藤恵一, 納富一宏, 齋藤正男, “一対比較と判別分析を用いた Web セーフカラーの視認性予測の試み,” *電気学会論文誌*, vol.125-C, no.9, pp.1416–1421,

- Sept. 2005 .
- [160] J.P. Guilford, Psychometric methods, McGraw Hill, 1954.
- [161] W.S. Torgerson, Theory and methods of scaling, Wiley, 1958.
- [162] J.P. ギルホード, 精神測定法, 培風館, 1959 .
- [163] 出口大輔, 道満恵介, 井手一郎, 村瀬 洋, “遡及型追跡に基づく標識画像の自動収集を用いた標識検出器の高精度化,” 電子情報通信学会論文誌, vol.J95-D, no.1, pp.76–84, Jan. 2012 .
- [164] 樋口健治, 自動車技術史の事典, 朝倉書店, 2011 .
- [165] 大田 登, 色彩工学 第2版, 東京電機大学出版局, Sept. 2001 .

研究業績

本論文に関連する研究業績

学術雑誌

1. 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, “コントラスト特徴とアピアランス特徴の統合による道路標識の視認性推定,” vol.J95-D, no.1, pp.122–130, 電子情報通信学会論文誌 (D), Jan. 2012 .
2. 道満恵介, 出口大輔, 高橋友和, 目加田慶人, 井手一郎, 村瀬 洋, “色変動を考慮した生成型学習法による道路標識検出器の構築,” vol.J93-D, no.8, pp.1375–1385, 電子情報通信学会論文誌 (D), Aug. 2010 .

国際会議

1. K. Doman, D. Deguchi, T. Takahashi, Y. Mekada, I. Ide, H. Murase, and Y. Tamatsu, “Estimation of traffic sign visibility considering temporal environmental changes for smart driver assistance,” Proceedings of 2011 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), pp.667–672, Kongresshaus Baden-Baden, Baden-Baden, Germany, June 2011.
2. K. Doman, D. Deguchi, T. Takahashi, Y. Mekada, I. Ide, H. Murase, and Y. Tamatsu, “Estimation of traffic sign visibility toward smart driver assistance,” Proceedings of 2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), pp.45–50, University of California, San Diego, CA, USA, June 2010.
3. K. Doman, “Traffic sign detection and recognition toward smart driver assistance,” Ph.D. Dissertation Forum at 2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium

- (IV), University of California, San Diego, CA, USA, June 2010.
4. K. Doman, D. Deguchi, T. Takahashi, Y. Mekada, I. Ide, and H. Murase, “Construction of cascaded traffic sign detector using generative learning,” Proceedings of the 4th International Conference on Innovative Computing, Information and Control (ICICIC), ICICIC-2009-1362, pp.889–892, 高雄國賓大飯店, 高雄, 臺灣, Dec. 2009.

研究会・シンポジウム

1. 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, “時系列情報を用いた車載カメラ画像からの道路標識の視認性推定,” 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU)2011 講演予稿集, IS3-42, pp.1147–1152, 金沢市文化ホール, July 2011 .
2. 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, “複数の画像特徴の統合による道路標識の視認性推定手法 ~ 車載カメラ画像への適用と評価 ~,” 電子情報通信学会 ITS 研究会 (ITS) 技術研究報告, vol.110, no.201, ITS2010-16, 電気学会本部, Sept. 2010 .
3. 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, “複数の画像特徴の統合による道路標識の視認性推定,” 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU)2010 講演予稿集, IS2-71, pp.1261–1268, 釧路市観光国際交流センター, July 2010 .
4. 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, “車載カメラを用いた道路標識の視認性推定のための画像特徴の検討,” 電子情報通信学会 パターン認識・メディア理解研究会 (PRMU) 技術研究報告, vol.109, no.306, PRMU2009-119, 石川県地場産業振興センター, Nov. 2009 .
5. 道満恵介, 出口大輔, 高橋友和, 目加田慶人, 井手一郎, 村瀬 洋, “色変動を考慮した生成型学習による道路標識検出器の構築,” 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU)2009 講演予稿集, OS6-4, pp.190–197, くにびきメッセ, July 2009 .
6. 道満恵介, 出口大輔, 高橋友和, 目加田慶人, 井手一郎, 村瀬 洋, “色変動を考慮した生成型学習法を用いたカスケード型標識検出器,” 電子情報通信学会 パターン認識・

メディア理解研究会 (PRMU) 技術研究報告, vol.108, no.363, PRMU2008-170, 熊本大学, Dec. 2008.

7. 道満恵介, 高橋友和, 目加田慶人, 井手一郎, 村瀬 洋, “生成型学習とカスケード型識別器による道路標識検出・認識,” 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU)2008 講演予稿集, IS1-7, pp.376-381, 軽井沢プリンスホテル, July 2008.
8. 道満恵介, 高橋友和, 目加田慶人, 井手一郎, 村瀬 洋, “カスケード型識別器による標識検出のための生成型学習法,” 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU)2007 講演予稿集, IS-4-12, pp.1212-1217, 広島市立大学, Aug. 2007.

全国大会・支部大会

1. 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, “自動車運転時におけるドライバの視線と saliency map の関係の調査,” 平成 23 年度電気関係学会東海支部連合大会, D2-2, 三重大学, Sept. 2011.
2. 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, “実環境下における道路標識の視認性推定に関する実験的検討,” 平成 22 年度電気関係学会東海支部連合大会, P5-8, 中部大学 春日井キャンパス, Aug. 2010.
3. 道満恵介, 高橋友和, 目加田慶人, 井手一郎, 村瀬 洋, “生成型学習とカスケード型識別器による交通標識検出,” 2008 年電子情報通信学会総合大会講演論文集, D-12-90, vol. 情報・システム 2, p.221, 北九州学術研究都市, March 2008.

受賞

1. 道満恵介, 電子情報通信学会東海支部 学生研究奨励賞, June 2011.

その他の研究業績

学術雑誌

1. 出口大輔, 道満恵介, 井手一郎, 村瀬 洋, “遡及型追跡に基づく標識画像の自動収集を用いた標識検出器の高精度化,” vol.J95-D, no.1, pp.76–84, 電子情報通信学会論文誌 (D), Jan. 2012.
2. 道満恵介, カイ承穎, 高橋友和, 井手一郎, 村瀬 洋, “マルチメディア料理レシピ作成のための料理レシピテキストと料理番組映像との対応付け,” vol.J94-A, no.7, pp.540–543, 電子情報通信学会論文誌 (A), July 2011.

書籍

1. D. Deguchi, K. Doman, I. Ide, and H. Murase, “Improvement of a traffic sign detector by retrospective gathering of training samples from in-vehicle camera image sequences,” Computer Vision —ACCV 2010 Workshops, ACCV 2010 International Workshops, Queenstown, New Zealand, November 8–9, 2010, Revised Selected Papers, Part II, eds. by R. Koch and F. Huang, vol.6469, pp.204–213, Lecture Notes in Computer Science, Springer-Verlag, Sept. 2011 (国際会議 5 と同内容).

国際会議

1. S. Kumagai, K. Doman, T. Takahashi, D. Deguchi, I. Ide, and H. Murase, “Detection of inconsistency between subject and speaker based on the co-occurrence of lip motion and voice towards speech scene extraction from news videos,” Proceedings of 2011 IEEE International Symposium on Multimedia (ISM), pp.311–318, Laguna Cliffs Marriott Resort & Spa, Dana Point, CA, USA, Dec. 2011 (Best Student Paper Award).
2. D. Deguchi, M. Shirasuna, K. Doman, I. Ide, and H. Murase, “Intelligent traffic sign detector: Adaptive learning based on online gathering of training samples,”

- Proceedings of 2011 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), pp.72–77, Kongresshaus Baden-Baden, Baden-Baden, Germany, June 2011.
3. K. Doman, C.-Y. Kuai, T. Takahashi, I. Ide, and H. Murase, “Video CooKing: Towards the synthesis of multimedia cooking recipes,” Advances in Multimedia Modeling —17th International Multimedia Modeling Conference, MMM2011, Taipei, Taiwan, January 5–7, 2011, Proceedings, Part II—, eds. by K.-T. Lee, W.-H. Tsai, H.-Y.M. Liao, T. Chen, J.-W. Hsieh, and C.-C. Tseng, vol.6524, pp.135–145, Lecture Notes in Computer Science, Springer-Verlag, 國立臺灣科學教育館, 臺北, 臺灣, Jan. 2011. 招待論文.
 4. D. Deguchi, K. Doman, I. Ide, and H. Murase, “Improvement of a traffic sign detector by retrospective gathering of training samples from in-vehicle camera image sequences,” ACCV2010 Workshop on Computer Vision in Vehicle Technology (CVVT): From Earth to Mars, Rydges Lakeland Resort Queenstown, Queenstown, New Zealand, Nov. 2010.

研究会・シンポジウム

1. 熊谷章吾, 道満恵介, 高橋友和, 出口大輔, 井手一郎, 村瀬 洋, “ショット内及びショット間の画像・音声特徴に着目したスピーチショット抽出,” 電子情報通信学会 マルチメディア・仮想環境基礎研究会 (MVE) 技術研究報告, 富山大学, March 2012 (発表予定).
2. 熊谷はるか, 道満恵介, 出口大輔, 井手一郎, 村瀬 洋, “ニュース映像中の同一シーン検出のための領域別照合手法の検討,” 電子情報通信学会 マルチメディア・仮想環境基礎研究会 (MVE) 技術研究報告, 富山大学, March 2012 (発表予定).
3. 若山雅史, 道満恵介, 出口大輔, 井手一郎, 村瀬 洋, 玉津幸政, “歩行者の見つけやすさ推定のための視覚探索特性を考慮した画像特徴の検討,” 動的画像処理実利用化ワークショップ (DIA) 2012 講演論文集, 公立はこだて未来大学, March 2012 (発表予定).
4. 若山雅史, 道満恵介, 出口大輔, 井手一郎, 村瀬 洋, 玉津幸政, “大局的特徴として顕著性を利用した歩行者の視認性推定,” 画像の認識・理解シンポジウム

- (MIRU)2011 講演予稿集, IS4-47, pp.1597-1603, 金沢市文化ホール, July 2011.
5. 熊谷章吾, 道満恵介, 高橋友和, 出口大輔, 井手一郎, 村瀬 洋, “口唇動作と音声の共起に着目した被写体と話者の不一致検出 ~ ニュース映像への適用と評価 ~,” 電子情報通信学会 マルチメディア・仮想環境基礎研究会 (MVE) 技術研究報告, vol.111, no.38, MVE2011-12, 筑波大学, May 2011.
 6. 若山雅史, 道満恵介, 出口大輔, 井手一郎, 村瀬 洋, 玉津幸政, “局所の特徴と大局の特徴の統合に基づく歩行者の視認性定量化,” 電子情報通信学会 パターン認識・メディア理解研究会 (PRMU) 技術研究報告, vol.110, no.381, PRMU2010-179, 立命館大学 びわこ・くさつキャンパス, Jan. 2011.
 7. 出口大輔, 道満恵介, 井手一郎, 村瀬 洋, “多数の色特徴を組み合わせた環境適応型標識検出器の構築に関する検討,” 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU)2010 講演予稿集, IS3-63, pp.1999-2006, 釧路市観光国際交流センター, July 2010.
 8. 熊谷章吾, 道満恵介, 高橋友和, 出口大輔, 井手一郎, 村瀬 洋, “口唇動作特徴と音声特徴の共起性に基づく被写体と話者の不一致検出,” 電子情報通信学会 マルチメディア・仮想環境基礎研究会 (MVE) 技術研究報告, vol.110, no.35, MVE2010-13, 京都産大学, May 2010.
 9. 出口大輔, 道満恵介, 井手一郎, 村瀬 洋, “車載カメラ映像からの学習サンプルの自動収集による標識検出器の高精度化に関する検討,” 電子情報通信学会 パターン認識・メディア理解研究会 (PRMU) 技術研究報告, vol.109, no.418, PRMU2009-230, 東京農工大学, Feb. 2010.
 10. 道満恵介, カイ承穎, 高橋友和, 井手一郎, 村瀬 洋, “調理動作に注目したマルチメディア料理レシピの提案,” 電子情報通信学会 マルチメディア・仮想環境基礎研究会 (MVE) 技術研究報告, vol.109, no.281, MVE2009-78, 常翔学園大阪センター, Nov. 2009.
 11. 出口大輔, 道満恵介, 井手一郎, 村瀬 洋, “車載カメラ映像からの学習サンプルの自動収集による標識検出器の構築,” 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU)2009 講演予稿集, IS1-36, pp.628-634, くにびきメッセ, July 2009.

全国大会・支部大会

1. 佐藤竜平，道満恵介，出口大輔，目加田慶人，井手一郎，村瀬 洋，玉津幸政，“雨天時の信号機視認性推定のための画像特徴に関する予備的検討”，2012年電子情報通信学会総合大会講演論文集，岡山大学，March 2012（発表予定）。
2. 若山雅史，道満恵介，出口大輔，井手一郎，村瀬 洋，玉津幸政，“物体の顕著度を考慮した歩行者の視認性定量化”，平成22年度電気関係学会東海支部連合大会，P5-6，中部大学 春日井キャンパス，Aug. 2010。
3. 若山雅史，道満恵介，出口大輔，井手一郎，村瀬 洋，玉津幸政，“顕著度を考慮した歩行者の視認性定量化手法の検討”，2010年電子情報通信学会総合大会講演論文集，D-12-39，vol. 情報・システム2，p.150，東北大学 川内キャンパス，March 2010（学術奨励賞受賞）。
4. 道満恵介，カイ承穎，高橋友和，井手一郎，村瀬 洋，“調理動作に注目した料理レシピのマルチメディア化の提案”，情報処理学会創立50周年記念第72回全国大会，vol. 5，pp.189-190，東京大学 本郷キャンパス，March 2010。
5. 出口大輔，道満恵介，井手一郎，村瀬 洋，“車載カメラ映像から多様な標識画像を収集するための逆方向追跡に関する検討”，2009年電子情報通信学会総合大会講演論文集，D-12-132，vol. 情報・システム2，p.241，愛媛大学，March 2009（学術奨励賞受賞）。

付録

付録 A 自動車の歴史

今日の自動車ができるまでの歴史年表を表 A.1 に示す。これまでの自動車の歴史は、大きく以下の二つの時代に分けられる。

- (a) 動物を動力源とする時代 (BC3500 年 ~ 1705 年)
- (b) エンジンを動力源とする時代 (1705 年 ~ 現在)

以下、それぞれの時代について概説する。

(a) 動物を動力源とする時代

文献 [164] によると、紀元前 3000 年頃に「車輪」が発明された。これにより、荷物の輸送が効率化されたが、当時の車輪は耐久性の面でまだ不十分であった。その後、紀元前 2000 年頃に「鉄」が発明されたことで車輪の強度が飛躍的に向上した。そして、既に発明されていた「そり」、家畜化されていた馬と組み合わせた「馬車」が発明された。一方で、馬に直接騎乗する技術も改良されていった。また、馬車や馬での移動をスムーズに行うために、ローマ帝国、秦、インカ帝国等の古代中央集権国家によって道路交通網の整備が進められていった。その後、動物を動力源とした移動や輸送のスタイルは、18 世紀に入るまで続いた。他の動物（主に馬）を動力源として利用することで、人の移動や荷物の輸送は飛躍的に効率化された。しかし、動力源である動物の飼育、訓練、使役には大変な労力と技術が必要であり、それらを必要としない乗り物を夢見ていた。

(b) エンジンを動力源とする時代

人や荷物の輸送スタイルは、1705 年、T. Newcomen による蒸気機関の発明を受けて転換期を迎えた。蒸気機関は、蒸気の圧力を機械的エネルギーに変換する原動機の一つ

Table A.1 今日の自動車ができるまで

年	人物・会社・地域	出来事
BC 3000 年	メソポタミア	車輪を発明
BC 2000 年	メソポタミア	鉄，馬車を発明
BC 1000 年	メソポタミア，シリア， その他近東諸国	馬に直接騎乗する技術を改良
BC 312 年	ローマ帝国	ローマ街道の整備が進む
BC 225 年	秦	道路交通網の整備
1445 年	インカ帝国	インカ道を整備
1705 年	T. Newcomen (英)	蒸気機関を発明
1765 年	J. Watt (英)	蒸気機関を改良
1769 年	N.-J. Cugnot (仏)	蒸気自動車を発明
1886 年	G.W. Daimler (独)， K.F. Benz (独)	ガソリンエンジンで動く自動車を試作
1891 年	フランス	ガソリンエンジン自動車を商品化
1908 年	フォード (米)	大衆向け自動車を発売
1914 年	世界中	第一次世界大戦勃発
1923 年	フォード (米)， ゼネラルモーターズ (米)	日本に自動車工場が建設される
1939 年	世界中	第二次世界大戦勃発
1960 年	日本	道路交通法施行
1960 年代	トヨタ自動車 (日)， 日産自動車 (日) 等	自動車の大衆化が進む
1968 年	日本	日本の自動車生産台数が世界第 2 位に
1970 年代	日本	他国に先駆けて排気規制に取り組む
2000 年代	世界中	環境問題に取り組む技術開発が盛んに
2000 年代	世界中 (特に日本)	ハイブリッドカーや燃料電池自動車
2010 年代	Google (米)	人工知能による自動運転車の開発に着手

である。蒸気機関の発明後、燃料消費量等の改良が重ねられ、1769年にはフランスの N.-J. Cugnot が蒸気自動車を発明した。これが、自動車の起源とされている。その後、19世紀末頃から、ガソリン、電気、ディーゼル等、様々な機関を動力源とする自動車が開発された。1908年には、アメリカの自動車会社であるフォードが大衆向けの自動車を世界で初めて発売した。これを契機に、自動車が本格的に一般市民の生活に溶け込んでいくこととなる。その後、二度に渡る世界大戦を経て、我が国においてもトヨタ自動車や日産自動車等によって自動車の大衆化が進められる。自動車の普及とともに我々の生活の利便性は大きく向上し、あらゆる面で必要不可欠な存在となっていく。一方で、道路交通における事故が大きな問題となり始め、道路交通に関する我が国初の法律が設けられる。その後も、今日に至るまで自動車の技術は日進月歩で発達していくが、次第に自動車の登場により新たに発生した環境問題への配慮も求められていく。現在では、ガソリンと電気のハイブリッド方式で自動車を走らせるハイブリッドカー、水素を燃料とする燃料電池自動車の開発が世界的に注目されている。また、2010年にはアメリカの Google 社が、人工知能を利用した自動運転車の開発に着手したと発表した。

付録 B CIELAB 色空間

CIELAB 色空間とは，CIE が 1976 年に勧告した均等色空間（CIE 1976 $L^*a^*b^*$ 色空間）のことである [165]．日本では JIS Z 8729 に規定されている． L^* は明度， a^* ， b^* は色相と彩度からなる色知覚の属性を表しており，それぞれ以下の式で表現される．

$$L^* = 116f(Y/Y_n) - 16 \quad (\text{B.1})$$

$$a^* = 500 [f(X/X_n) - f(Y/Y_n)] \quad (\text{B.2})$$

$$b^* = 200 [f(Y/Y_n) - f(Z/Z_n)] \quad (\text{B.3})$$

ここで，関数 f は次式で表される．

$$f(t) = \begin{cases} t^{1/3} & \text{if } t > (6/29)^3 \\ \frac{1}{3} \left(\frac{29}{6}\right)^2 t + \frac{4}{29} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (\text{B.4})$$

また， X ， Y ， Z は対象物体の三刺激値であり，RGB 表色系を用いて次式で計算される．

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2.7689 & 1.7517 & 1.1302 \\ 1.0000 & 4.5907 & 0.0601 \\ 0.0000 & 0.0565 & 5.5943 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} \quad (\text{B.5})$$

また， X_n ， Y_n ， Z_n は完全拡散反射面の三刺激値であり， $Y_n = 100$ と規格化されている． X_n ， Z_n については，光源によって異なる値が選択される．

付録 C Thurstone の一対比較法に基づく被験者実験の結果

3.3.1 節 (a) で述べた実験における詳細な対比較結果を表 C.2 に示す。同表における各セルには、画像 j と画像 k を比較したときに画像 j の方が視認性が高いと回答した人数が示されている。なお、「分からない」という回答に対しては、画像 j と画像 k にそれぞれ 0.5 ずつ割り振った。

Table C.2 一対比較の結果 (画像 1~50 vs. 画像 1~25)

	画像 k																								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25
1	—	3.5	0.5	2	1.5	1	1	1	1	0	0.5	1	0.5	1	0	0	0	0	0	0	0	0.5	0.5	0	0.5
2	0.5	—	0.5	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0.5	0	0	0	0
3	4.5	4.5	—	3.5	3	2	0	3.5	1.5	0.5	0	0	1	1.5	0.5	0	0	1.5	0	0	0	0.5	0	0	0
4	3	5	0.5	—	1	1	0	2.5	1	0.5	0	0	1.5	0	0	0	0.5	0	1.5	0	0	0	0	0	0
5	3.5	4	1	4	—	2	1.5	3.5	0.5	0.5	0	0.5	0	0.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.5	0
6	4	4	3	4	3	—	1	4	2	2	0	1	1	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0
7	4	5	4	4	3.5	4	—	5	3.5	3	0.5	3.5	3	0.5	1	1	0.5	3	3	1	1	1	1	1	0.5
8	4	4	1.5	1.5	1.5	1	0	—	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0
9	4	5	3.5	4	4.5	3	0.5	5	—	1	0	1	1	2	0	0.5	1	0.5	0.5	0	1	1	0	0.5	2
10	4	5	4.5	4.5	3.5	3	2	5	3	—	1	2	2	4	1	1.5	0	4	2	1	2.5	1	0.5	1	1.5
11	4.5	4	4	5	4	4	3.5	5	4	3	—	5	1.5	4	3	4	0.5	3	0	0.5	4	4	0.5	3.5	3
12	4	5	5	5	4.5	4	0.5	5	3	3	0	—	1	2	0	1	0	2	1	0	1.5	1	0	0.5	2
13	4.5	5	3	3.5	5	3	2	4	3	3	2.5	4	—	4	2	3.5	0	3	2	1.5	2	4	0	3.5	2
14	4	5	3.5	5	4.5	5	3.5	4	3	1	1	3	1	—	1.5	1	1	2.5	1	0.5	3	1.5	1	0.5	2
15	4	4	4.5	4	4	5	3	4	5	3	1	4	3	3.5	—	1	3.5	3	1.5	3	3	4	2.5	1	2
16	4	4	4	5	5	5	4	5	3.5	3.5	1	4	1.5	3	4	—	0.5	3.5	0	1	4	2	0.5	2	3.5
17	5	5	5	4.5	5	5	3.5	5	4	5	4.5	5	5	3	1.5	4.5	—	3	3	3.5	4	2	2	0.5	5
18	4	4	3.5	5	4	5	2	4	4.5	1	2	2	1	1.5	2	1.5	1	—	1	1.5	3	2	1	0.5	2
19	5	4	5	3.5	5	3	1	4	4.5	3	5	4	3	4	3.5	5	2	3	—	2.5	3	3	1	4	2
20	5	4	5	4	4	4	3	5	4	3	4.5	5	3.5	4.5	1	4	0.5	3.5	2.5	—	1	4	0	0	1
21	4	4.5	5	5	4	4	3	5	4	2.5	1	3.5	2	1	2	1	1	2	2	3	—	2.5	1	1	1
22	4.5	5	4.5	4	4	5	3	4	3	3	1	4	1	3.5	0	2	2	3	2	1	1.5	—	0	0	3
23	3.5	5	5	5	5	4	4	4	5	4.5	4.5	5	4	4	2.5	3.5	2	4	4	5	4	4	—	5	4
24	4	5	5	4	3.5	5	4	3	4.5	4	0.5	3.5	1.5	4.5	3	2	3.5	4.5	1	4	4	5	0	—	3.5
25	4.5	5	4	4	5	5	4.5	4	3	3.5	2	2	3	3	3	1.5	0	2	2	4	4	2	1	1.5	—
26	5	5	5	5	5	5	5	4	4	4.5	3	5	4.5	5	5	3.5	4.5	3.5	4	4	4	5	2.5	3	3
27	2.5	4	2	4	4	3.5	3	3	2.5	3	2.5	3	3	3	0	3	4	2.5	0.5	0	1	0	1	1	1
28	3	5	3.5	4	4	3	3.5	5	5	2.5	2	4.5	2.5	3	2	3	2	3	2	0	5	3	0	3	1
29	5	4	4	3	5	4.5	4.5	5	3.5	3	3	5	3	4	3.5	4	3	5	1	4	4	3	1	2.5	2
30	4	5	4.5	4	4	5	4	5	5	3.5	3	5	3	5	4	4.5	2	4.5	2	4	5	4	2	3	5
31	4.5	4	2	4	2	1.5	2.5	2	2	1.5	0	1	1.5	1.5	0	2.5	0	0	1.5	0.5	0	0.5	0	0	0
32	1.5	3.5	1	1.5	0.5	1	0.5	1	0	0.5	0	0.5	0	1.5	0	0.5	0	1	0	0	1	0	0	0.5	0
33	0.5	1.5	0	0.5	1	1	0	1.5	0	0	0	0	0	0	0.5	0.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0
34	2.5	4	2.5	3	1.5	1.5	0.5	4	1	0.5	0	0.5	1	1	1	0	0	0	0.5	0	0.5	1	0	1	0
35	3	3.5	2	3.5	2	0.5	1	2	0	1	0.5	1.5	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0.5	1	1
36	4	5	5	4	4	5	3	3	4	4	2	5	3.5	5	4.5	5	4.5	3.5	2.5	3	4.5	4	4.5	1	5
37	2	3	2	2	2.5	2.5	2	4.5	1	3.5	0	0	1	0	0	1	0	1	2	0	1	0	0	2	0
38	3	2.5	1.5	2	3	1.5	2	1.5	2	0.5	0	3	0.5	2	0	1	0.5	0	1.5	2	1.5	0	0	0	1
39	4.5	4	3.5	3.5	4	4	4.5	4	3	4	3	4	1.5	4.5	0	3	2	3.5	2.5	1	3	3	2	1.5	1.5
40	5	5	3.5	4.5	2.5	3.5	4.5	5	3	3	1.5	2.5	2.5	2	2.5	2	2	3	2	2	1	1.5	0.5	1	1
41	5	5	5	3	5	4	4	3	3.5	3	1.5	2.5	3.5	2.5	4.5	3.5	2.5	3	0.5	3.5	1.5	3.5	2.5	3	1
42	4.5	3.5	3.5	5	4	4.5	4	3	3.5	1.5	3	3.5	2	3.5	1.5	4.5	1.5	4	2.5	2.5	3	4	0	2	4
43	3.5	5	1.5	4	5	3	2	5	2	1	1	3.5	1	1.5	0	1.5	0	1.5	0.5	0.5	0	1	0	1.5	0.5
44	5	5	4	4	4.5	2	4.5	5	4	5	2.5	2.5	2	3.5	1.5	4	2.5	4.5	3	1.5	2.5	4	2	1	2
45	4	5	5	4	4	5	3	3	4.5	3	3	4.5	4	5	4	5	5	4.5	3	2	4.5	2.5	4.5	3	3.5
46	4.5	4	3	4	3.5	5	2	4	2	1	1	3.5	1.5	2	0	1.5	0	2	0	0	1.5	2	1	0	1.5
47	4	5	5	5	5	5	2	4	3	2	4	3.5	4.5	5	4.5	3	2	1.5	3.5	2.5	1.5	3	2	1.5	2.5
48	4.5	4	4.5	4	5	5	4	5	4	2.5	1.5	3.5	2.5	3	1	2.5	4	2	2	2.5	2	4	1.5	2	2
49	3.5	3.5	2.5	2	3	1.5	1.5	3	1.5	3	1	1	1	1	0	1	2	0	0	1	1	1	1	1	0
50	4.5	5	5	4	3	4	2	4	5	3.5	4	4	3	5	4	4	3.5	3.5	2	2	2	3	2	2	4

Table C.2 一対比較の結果 (画像 1 ~ 50 vs. 画像 26 ~ 50)

	画像 k																																																	
	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50																									
1	0	1.5	1	0	0	0.5	3.5	4.5	1.5	1	0	2	2	0.5	0	0	0.5	0.5	0	0	0.5	0	0.5	1.5	0.5																									
2	0	1	0	1	0	0	1.5	3.5	0	1.5	0	1	2.5	0	0	0	1.5	0	0	0	0	0	0	1.5	0																									
3	0	3	0.5	0	0.5	2	4	4	1.5	3	0	3	3.5	0.5	0.5	0	1.5	2.5	1	0	2	0	0.5	2.5	0																									
4	0	1	1	2	0	1	3.5	4.5	2	1.5	0	2	3	0.5	0.5	1	0	1	0	1	0	0	0	2	0																									
5	0	1	0	0	0	3	3.5	4	2.5	3	0	2.5	1	0	2.5	0	1	0	0.5	0	1.5	0	0	2	1																									
6	0	0.5	1	0.5	0	3.5	4	4	3.5	3.5	0	2.5	2.5	0	1.5	1	0.5	2	2	0	0	0	0	3.5	1																									
7	0	1	0.5	0.5	1	2.5	4.5	5	3.5	4	2	3	3	0.5	0.5	1	1	3	0.5	1	3	3	1	2.5	2																									
8	1	2	0	0	0	3	4	3.5	0	3	1	0.5	3.5	1	0	1	1	0	0	2	1	1	0	1	1																									
9	0	2.5	0	0.5	0	3	4	5	4	5	0	3	2	2	1	0.5	1.5	3	0	0.5	3	1	1	3.5	0																									
10	0.5	2	1.5	2	1.5	3.5	4.5	4	4.5	4	1	1.5	3.5	1	1	1	2.5	3	0	2	4	2	1.5	1	0.5																									
11	2	2.5	2	2	2	4	4	5	5	4.5	2	4	5	1	3.5	2.5	2	4	2.5	1	3	1	2.5	4	0																									
12	0	2	0.5	0	0	4	4.5	5	4.5	3.5	0	5	2	0	2.5	1.5	1.5	0.5	2.5	0.5	1.5	1.5	1.5	4	0																									
13	0.5	2	1.5	2	2	3.5	5	5	3	4	0.5	4	4.5	3.5	2.5	1.5	2	3	3	1	2.5	0.5	2.5	4	2																									
14	0	1	2	0	0	3.5	3.5	5	4	5	0	5	2	0.5	2	2.5	0.5	3.5	1.5	0	3	0	1	3	0																									
15	0	5	2	0.5	1	5	4	4.5	4	5	0.5	5	5	4	2.5	0.5	3.5	5	3.5	1	4	0.5	3	5	1																									
16	0.5	1	2	1	0.5	5	4.5	3.5	4	5	0	4	4	1	3	1.5	0.5	2.5	1	0	2.5	2	1.5	4	1																									
17	0.5	1	2	2	2	2.5	5	5	4	5	0.5	5	3.5	2	2	2.5	2.5	4	2.5	0	5	3	1	3	1.5																									
18	0.5	2.5	1	0	0.5	5	4	4	5	5	1.5	3	5	1.5	2	2	1	3.5	0.5	0.5	3	2.5	3	5	0.5																									
19	0	3.5	3	4	2	4	5	5	3.5	4	2.5	3	3.5	1.5	3	3.5	2.5	3.5	2	1	5	1.5	3	5	2																									
20	1	4	4	1	0	3.5	5	5	4	4	1	5	3	4	2	1.5	1.5	4.5	2.5	2	5	1.5	2.5	3	2																									
21	1	3	0	0	0	4.5	4	5	3.5	4	0.5	3	3.5	1	4	2.5	2	5	1.5	0.5	2.5	3.5	3	4	3																									
22	0	4	1	2	0	5	5	4	4	5	1	5	4	2	2.5	1.5	1	4	1	2.5	2	2	1	3	1																									
23	2.5	3	5	4	3	4.5	3.5	5	5	4.5	0.5	5	4	3	4.5	2.5	4	4	3	0.5	3	3	2.5	4	3																									
24	1	3	2	2.5	1	5	3.5	4	3	3	4	3	5	2.5	4	1	3	3.5	3	1	5	3.5	3	4	3																									
25	1	4	4	3	0	5	5	5	5	4	0	5	3	3.5	4	3	1	3.5	3	1.5	3.5	1.5	3	5	1																									
26	—	4	4	3	3	4.5	3	3.5	5	4	4	5	3	4	5	4	3.5	4.5	5	1	4	3.5	2	5	2.5																									
27	0	—	1.5	2	1	4.5	4.5	5	4	4	1	4.5	4.5	1.5	2	1	1	3	3	0	1	0	1	2.5	0																									
28	0	3.5	—	0.5	0	5	5	4	4	4	3	4	4	1.5	4.5	3	1.5	3	2	1	4	3.5	2.5	4.5	2																									
29	1	3	4.5	—	0.5	5	5	4	4.5	5	1	5	4	4	3.5	3	3	3	2	1.5	4	2.5	4	5	1																									
30	2	4	5	4.5	—	5	4.5	5	4	5	0	4	4	4.5	5	3.5	2.5	5	3.5	1.5	4.5	2	4.5	4	3																									
31	0.5	0.5	0	0	0	—	5	4.5	2	3.5	1	4	5	0	2.5	1.5	0	1	0.5	0.5	2	1	0	4.5	0																									
32	1	0.5	0	0	0.5	0	—	2.5	0	1	0.5	1	2	0	1	0	0	0	0	0	0.5	0	0	1.5	0																									
33	0.5	0	0	0	0	0.5	2.5	—	0	0.5	0.5	2	1.5	0	0	0	0.5	1.5	0	0	0	0	0	0.5	0																									
34	0	1	1	0.5	0	2	5	5	—	3	0	2.5	1.5	1	2.5	1	0	0.5	1	0	1	0.5	1	2	1																									
35	1	1	0	0	0	1.5	4	3.5	2	—	0	1.5	2	0	1.5	0	0.5	0.5	0	0	0	0	0	2	0.5																									
36	0	4	1	4	4	4	3.5	4.5	5	5	—	5	4	3.5	2.5	3.5	2.5	5	3.5	2.5	3.5	4.5	4	4	2.5																									
37	0	0.5	0	0	0	1	4	3	1.5	2.5	0	—	3.5	0	0.5	0	2	0	0	1	3	1	0	2	0																									
38	1	0.5	0	0	0	0	3	3.5	3.5	2	1	1.5	—	2	0	0	0	0.5	1	1	1	1	1.5	1.5	0																									
39	1	3.5	2.5	1	0.5	5	5	5	4	4	1.5	4	3	—	2.5	1	0.5	3.5	3	0	2.5	2	4	4.5	1																									
40	0	3	0.5	1.5	0	2.5	3	4	2.5	3.5	1.5	4.5	5	2.5	—	1	1	2.5	0	0.5	1.5	1	1	3.5	1																									
41	1	4	1	2	0.5	3.5	4	4	4	5	1.5	5	4	4	—	0.5	4.5	1	3	4	2.5	2.5	3	1																										
42	1.5	4	3.5	2	1.5	4	4	4.5	5	4.5	1.5	3	4	4.5	4	4.5	—	4	3	2	4	3	4	3.5	1.5																									
43	0.5	2	1	1	0	4	5	2.5	4.5	3.5	0	5	4.5	0.5	1.5	0.5	0	—	0.5	0	2	2	0.5	5	0																									
44	0	2	2	2	1.5	4.5	5	4	4	4	0.5	4	4	2	5	4	2	3.5	—	1	5	2	3.5	4.5	1.5																									
45	3	4	4	3.5	2.5	4.5	5	5	5	5	2.5	4	4	5	4.5	2	2	5	4	—	3.5	4.5	3	4	2																									
46	1	3	1	0	0.5	3	4.5	5	4	4	0.5	2	3	2.5	3.5	0	0	2	0	1.5	—	0.5	1.5	4.5	0																									
47	1.5	4	1.5	2.5	2	3	5	4	4.5	5	0.5	4	4	2	4	2.5	2	3	3	0.5	4.5	—	3	5	2																									
48	3	4	2.5	1	0.5	5	5	5	4	4	0	5	3.5	0	4	2.5	1	4.5	1.5	1	2.5	2	—	4	1.5																									
49	0	1.5	0.5	0	0	0.5	3.5	4.5	2	3	1	3	2.5	0.5	0.5	1	0.5	0	0.5	0	0.5	0	1	—	1																									
50	2.5	5	3	3	2	5	5	4	3	4.5	2.5	5	5	3	3	4	3.5	4	3.5	2	4	2	3.5	4	—																									

Table C.2 一対比較の結果 (画像 1~50 vs. 画像 51~75)

	画像 k																									
	51	52	53	54	55	56	57	58	59	60	61	62	63	64	65	66	67	68	69	70	71	72	73	74	75	
1	2	0	1.5	1	0.5	0.5	0.5	1	0	0.5	0	0	0	0.5	1	0	1	0	0	0	1	0.5	2	2	0	
2	0	0	0	0.5	0	0	0	0.5	1	0	1	0	1	1	1.5	1	1	0	0	0.5	0	0.5	0	0.5	0.5	
3	2.5	0	0	2	2	0.5	0.5	1.5	3.5	3.5	0	0	0	0.5	0	1.5	1	0	0	0	0.5	0	3	0	1	
4	1	1	0	0.5	0	1	0.5	0.5	2	1.5	0.5	0	0	0	0	0	0	0	1	0.5	0	0	2.5	1	0	
5	1	0	0.5	3	0	1.5	1.5	1	2.5	3	1	1.5	0	1	1.5	0.5	1	0	0.5	1	0	0	2	1.5	0.5	
6	4	1	0.5	3.5	2.5	1	2.5	2	1.5	3	1	2	0	0	1	0.5	0	0.5	0	1	1	0.5	3	1.5	0.5	
7	3	3	2.5	4	3.5	1.5	2.5	0.5	2.5	5	0.5	1	0	1	0	3	0	0	3	2	0	2	3	3.5	1	
8	1	0	1	1	0	0.5	0	1	0.5	1	0	0	1	0	1	0	1	1	0	0	0	0	0.5	0.5	0	
9	4	0.5	0	4.5	1	1	1.5	2.5	3.5	2.5	1	0.5	0	1.5	1	1.5	0	0	1	1	0	2	2.5	3	2.5	
10	3	1.5	0.5	4	2.5	3	3.5	2.5	3	4	2	1	1	1	1	3	2	3	1	1	0	1	3.5	4.5	3	
11	5	1	3	4	3	5	3.5	3	5	3.5	2	1.5	3	1	3	1	4	0.5	1	3.5	0	3	3.5	4	3.5	
12	3.5	0	0	3.5	2	3	3.5	2	3.5	4	1.5	0	0.5	2	0	1.5	0	1	0	0.5	0	0	4	3.5	3.5	
13	4.5	1	3	4	3	5	4.5	3.5	4.5	4	3	2	1	3	2	2.5	2	0	2.5	2	0.5	3	5	4.5	3	
14	4	1	1	5	0.5	3	3.5	5	4	3.5	3	0	1	0.5	1	2.5	1.5	1	1	2	2	1	3.5	2.5	2	
15	3.5	2	2.5	4	3	3	4	3	4	5	5	0	1	2.5	3	2	2	1	4	2	1	3.5	5	4	3	
16	5	2	2	4.5	4.5	4	5	2.5	4	5	2	3	0	2	1	3	2	1	2	2	1	1.5	4.5	4	0.5	
17	3	1	4.5	4	2.5	4.5	4	5	5	4	3.5	2	3	2	4	1	1.5	3	3	3.5	0	3	5	4	5	
18	3	0	1.5	3.5	1	4	4	2	4	3	0	1.5	1	1	1.5	0.5	0	0	0	1	0	1	3	3	2	
19	5	3	1	5	2	4	5	4	3	4	4	3	1	2	2	2.5	1	0	5	2.5	2	3	4	3.5	4	
20	4	2	2	4	3	4	4	3	3	4	3	2	1	1	2	3	2	1	4.5	2.5	2	5	5	5	4	
21	3	0	2	4.5	4	2	3	4	3.5	5	4	0.5	1	2	3	3	3	0	2	3.5	0.5	4	4	4	2	
22	4	1.5	1.5	4	1.5	3	3	4	4	5	0.5	0	1	3	2.5	0.5	1	0	1.5	0.5	1	2	3	4.5	2.5	
23	5	2	2.5	4	4	5	4	4.5	4	5	4	3	2	3	5	3	2	1	4	3	1.5	4.5	4.5	4.5	3.5	
24	5	5	2	4	2	4	4	3	3	4	3	3.5	1	3.5	3.5	1	3.5	1.5	2	3	0.5	2.5	4	3.5	3.5	
25	4	0.5	3	4	1.5	2.5	4	3	3	3	2.5	2.5	2	3.5	4	2.5	2	2	1	3.5	0	3.5	3.5	5	3	
26	5	3.5	4	5	3	5	5	5	5	5	5	3.5	3.5	3	5	2	4.5	3	5	3.5	3.5	5	5	4	4	
27	5	1	2	3	1	1	3	4	4	3	2.5	1	2.5	2	2.5	2.5	1	0	2	1.5	0.5	2.5	3.5	3.5	4	
28	5	3	1	3	3	4.5	4.5	4.5	3.5	4	3	0	2	4	2.5	3	3	0.5	2	1	2	2.5	4	3.5	4	
29	4	1	4.5	4	3	4	5	2.5	5	4	3.5	2	2	3	3	2.5	3	1	3	1.5	1.5	4	3	5	3	
30	4	3	3	5	4	5	4	3	5	5	5	4	2	2	4	4	2	1	3.5	4	1	5	5	4	4.5	
31	2	0	0	3.5	0	0.5	2.5	1.5	2.5	2.5	1	0	0	0	0.5	0	0	0	1.5	0.5	1	1	0.5	1	0	
32	1	0.5	0	1.5	2	1	1	2	0.5	0.5	0	0	0.5	0.5	0	0.5	0	0	0	1	0	0	0.5	1	0	
33	1	0	0	0.5	0	0	0.5	0	2	0.5	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.5	0
34	2	0	0	0.5	0	1.5	0.5	0	1	2.5	0	0	0	0	0	0.5	0.5	0	0	1	0.5	1.5	0.5	1.5	2.5	
35	2.5	1	0	2.5	0	0.5	2	0	1	2.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	2.5	1	1	
36	4	3	4.5	4	5	3	4.5	3	4	5	4	4	1.5	3.5	3	4	4	3	4	4	3	2.5	5	3.5	4	
37	1.5	1	1.5	2	3	1.5	2	2	0	3	1	1	3	0	0	0.5	1	0	2	1	0	0	2	0.5	1	
38	4	0	1	1.5	2	2.5	2	1.5	1.5	2.5	0	0	0	0.5	0.5	0	0	0	1	0	0	0	2	1.5	0	
39	5	3.5	2.5	3	3	5	4	3	4	4	2.5	1	0.5	2.5	1.5	4	2.5	0	3.5	2	1	2	5	3.5	2	
40	3	2	0.5	4	2.5	3	4	4	4	3	3	1	1	1	0	3.5	0	0	3.5	1	0.5	2	3.5	4	2.5	
41	4	4	2.5	3	3.5	5	4	3.5	4	5	4	2	1.5	2	3	4.5	4	0	3.5	4	1	2	4	4	3.5	
42	4.5	1	4.5	3.5	3.5	4	4	3	3	4	3.5	1	1	1	2.5	2.5	2	1	3	4	0	4	3.5	4.5	2	
43	2.5	1	0.5	3	0	4	3	3	3	5	0.5	2.5	0	0	1.5	0	1	0	1	1	0	0	4	2.5	3	
44	5	4	1.5	3	3.5	3.5	4	2	5	5	3	2	0.5	2	0	2	1	1	2	3	2	4	4	5	4	
45	4	2.5	5	5	3.5	4	5	5	5	3.5	4	2	4.5	5	3.5	4	3	1	4	5	1.5	4	4	4.5	2.5	
46	4	0	0	3.5	0	2	3	3.5	1.5	2.5	1	0.5	0	1	1	1.5	0	0	1	1	1	1	4	3	1.5	
47	5	3.5	3	3	3.5	1	3	4	4	4	0	1.5	1	1	1	4	2	0	3	1	0	1.5	3	4	2	
48	3	1	1.5	5	3	2.5	4	4	3	5	3.5	1.5	0.5	2.5	2	0	2	1	3.5	3	0	2.5	5	4	2	
49	3.5	0	1.5	1.5	0	2.5	1	1.5	1	2	0	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0.5	1	3	
50	4.5	2	2	4.5	2	5	3	2	4	3.5	3	2.5	1	3.5	3	2.5	3	1	1.5	4	0.5	3	5	3	3.5	

Table C.2 一対比較の結果 (画像 1 ~ 50 vs. 画像 76 ~ 100)

	画像 j	画像 k																							
		76	77	78	79	80	81	82	83	84	85	86	87	88	89	90	91	92	93	94	95	96	97	98	99
1	0	0.5	0	0.5	0.5	0	0	0	0	0	0	0	0.5	0	1	0	1.5	0.5	0	0.5	2.5	0	0.5	1.5	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.5	0	1	1	0	0.5	0.5	0	0	1	0.5
3	0	0	1	0	0	1	0.5	0	0	0	0	0	0.5	0.5	3.5	4	2	2.5	1	1	2	0	1	2	1
4	1	0.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	2	0	0	0.5	0	0	1	0	0.5	1	0
5	0	0.5	0.5	0.5	0	0.5	1	0	0	0	0	0	2	0	1.5	1	0	1.5	0	1	2	0	1.5	1	1
6	3	0	0.5	0	2	1	0.5	0	0.5	0	2	0	1.5	1	3.5	1	1.5	1	0	2	3	0.5	0	1	1
7	4	2.5	0.5	1	3	1	1	0.5	2	0.5	1	0	3	0	3	1	2.5	1.5	0	0	3	0	0	3	2
8	0	0.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0.5	0.5	0.5	0	0	0.5	0	0	1.5	0
9	0	1	1.5	2.5	1.5	1.5	0	1	2	0	0	0.5	3.5	0.5	3	0.5	1	3	0	0.5	2.5	0	1	5	0
10	1	0	2	1	3	3	3	0.5	1	0.5	2	0.5	1.5	0.5	2	1	1.5	3.5	3.5	0.5	4.5	1	2	4.5	1
11	2.5	2	1.5	2.5	4.5	1.5	1.5	1	2	1	1	1.5	3	2	5	3	2.5	3	1.5	1.5	4	2.5	2	3.5	1
12	2	0.5	3	2	2	1	1	0	0	0	1	1	3	0.5	4	1.5	2	3	1	1	3.5	0.5	0	5	0
13	2.5	4	1	5	3.5	4	1.5	2	1.5	0.5	4	4	2.5	3	5	4	4	2.5	2.5	1	4	2.5	0.5	5	2.5
14	2.5	2	2	2.5	2.5	1	2	0	0.5	1	2.5	0	3	3	1	3.5	0.5	3.5	1	1	3	1	0.5	3.5	0
15	3	3	3	1.5	2	4.5	3	1	4	0	1.5	0.5	5	2	4.5	2	2.5	3	3	2	4	3	2.5	3.5	1.5
16	2	3	1	1	4	2	2.5	2	0	0.5	3	1	5	2	3	4	2	4	1.5	2.5	3.5	1.5	1.5	4	0
17	3	5	2.5	4	5	4	4	2.5	4	1	4	1	4.5	3.5	5	3	3.5	4	0	3.5	5	1	0	4	3
18	2	1	0	0.5	2	1.5	0.5	0.5	0	0	2	0	2	2	2.5	2.5	1.5	2.5	0.5	1.5	4	2	0	3.5	1.5
19	2.5	4.5	2	3	3.5	4	2	1.5	1	1.5	4	1.5	5	4	5	4	3.5	5	1	2	4.5	2	3	4	2
20	3.5	4	0.5	4	4	4	2.5	3	2.5	3.5	5	3.5	4.5	3	5	3	4	4.5	3	3.5	5	3	3.5	3	2.5
21	3	3	1.5	1.5	4	2	1.5	0.5	3.5	0.5	0.5	2.5	3.5	4	4	3	3.5	2.5	1.5	2	4	1	1.5	4.5	4
22	2	4	1	2	4	1.5	3	0	2	0.5	2	0.5	4.5	1.5	3	4	1.5	4	0	1.5	4.5	1	1	5	0.5
23	3	3.5	3.5	3	4	2	3	2	3.5	2.5	1	4	5	5	5	3	4	3.5	2.5	2	4	2.5	3.5	4	3
24	1	1.5	1.5	4.5	1.5	3.5	3	2	2	4	2.5	3.5	4.5	2	5	4.5	3.5	3.5	4	2	4	3	2.5	4.5	3
25	5	2.5	1	1.5	3	2	2	3	2	2.5	3	2	4.5	4	4	3	3	2.5	3	2	5	4	2.5	5	3
26	4.5	5	3	4	5	4	3.5	2.5	5	2	5	3	5	5	5	5	5	5	5	4	5	4	3.5	4	4
27	1	1.5	0.5	1.5	1.5	2	2	1.5	0	3	3.5	1.5	1	4	1.5	3	0	2	2	1	3.5	1	0	4	4
28	2	2.5	1	2.5	3.5	1	4	0	3.5	1	3	1	3	1	5	4.5	4	3.5	1.5	2	5	2.5	1.5	4.5	1
29	3	2.5	3	3.5	4	3.5	2	0.5	0.5	0.5	5	2	4	1.5	4	1	2.5	4.5	0	3.5	4	3.5	0	4	2.5
30	3	5	4	4	5	4.5	4	0.5	2.5	1	3.5	2.5	4.5	3	4	3.5	4.5	4.5	3.5	3	5	4	3.5	5	3
31	0	0.5	0	0	0.5	0	1	0	0	0.5	0.5	0	0	0	1.5	1	0.5	1	1	0	1.5	1	0	1.5	0.5
32	0	0.5	0.5	0	0	0.5	0	0	1	0.5	0	0	0.5	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0.5	1	1
33	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0.5	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
34	1	1	0	1	2	0.5	0	0	0	0	0.5	0	1	1	1.5	1.5	0.5	1	0	0	2	0	0	2.5	0.5
35	0	0.5	0	0	0.5	0	0	0	1	0	0.5	0	0.5	0.5	2	0.5	0	0	0	0	1.5	0.5	1	1.5	0
36	3.5	4.5	4	3.5	5	5	5	4	4.5	3	4	4	5	3.5	5	5	2	5	3.5	3	4	4	3.5	5	4.5
37	1	1	0	0	0.5	0	0	0	0	0	1	1	1	2	1	1	0	2	0	0.5	2	0	0	1.5	2
38	0.5	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0.5	0.5	0	2	1.5	0	0.5	0	1	2	1.5	1	2	1
39	3	2.5	1.5	1.5	3	2	3	0.5	0.5	1	2.5	1.5	4.5	3	2.5	2.5	2.5	1.5	2.5	1	3.5	0.5	1.5	4	3
40	1.5	0.5	0	1	2	1.5	0	1.5	1.5	3	1.5	1.5	3.5	3	2.5	2.5	1.5	3.5	1.5	3	5	2	1	3	1
41	2	3	1	4	4	3.5	3.5	3	4	1.5	4	1.5	4.5	2.5	5	4	2.5	4	1.5	2.5	5	2.5	2.5	5	1
42	3.5	3	3	3	4	2.5	3	3.5	3	2	4	1	5	4	5	2.5	2.5	5	2	5	4	3.5	2	4.5	4
43	0.5	0.5	0	1.5	3	1	0.5	0	0	0	1	0	2.5	0.5	3	0	1	1	1	0.5	4	1	0	3	0.5
44	2	2	0.5	3.5	2	4.5	2.5	1.5	2	2.5	4	1	5	1.5	4	2	3	3.5	2.5	2.5	3	3.5	2.5	5	2
45	3.5	5	4	4	4	3	4	1.5	4.5	2	2.5	1.5	4	5	4.5	4	0.5	5	1.5	2.5	3.5	5	3.5	4.5	3
46	1	2	1	1	3	1	2.5	0.5	0.5	0.5	1.5	1	4	1.5	3.5	3	3.5	3.5	1.5	3	4	1	0.5	3.5	1.5
47	2.5	2.5	2	2	3	1.5	3	2	1.5	0.5	2.5	1	2	2	5	1	2.5	2.5	1	3.5	3.5	2.5	1	4	2
48	3	4	2	2	5	4	1.5	1	1	1	3	1.5	4	1.5	5	2.5	0	5	3.5	1	5	3	1.5	4	2
49	1	0	1	0	1.5	0	0	0	0.5	0	0.5	1	1	0	0	2	1	1	0	0	2	1.5	1	1	0
50	3.5	1.5	1.5	3.5	3	1	1	1	0	3	3	1.5	4	4.5	3.5	2.5	3.5	3	0.5	4	3	5	1	4	2.5

Table C.2 一対比較の結果 (画像 51~100 vs. 画像 1~25)

	画像 k																								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25
51	2	4	1.5	3	3	1	2	3	1	1	0	0.5	0.5	1	1.5	0	1	2	0	1	2	1	0	0	0
52	5	4	5	4	5	3	2	5	4.5	2.5	4	4	3	4	3	2	4	4	2	3	5	3.5	3	0	3.5
53	3.5	4	4	4	3.5	4.5	2.5	3	5	4.5	2	5	1	3	1.5	3	0.5	2.5	4	3	3	2.5	2.5	3	1
54	3	3.5	2	3.5	1	1.5	0	3	0.5	1	1	0.5	0	0	0	0.5	1	0.5	0	0	0.5	0	1	0	0
55	4.5	4	3	5	4	2.5	1.5	4	4	1.5	1	3	2	3.5	1	0.5	1.5	4	2	2	1	3.5	1	2	3.5
56	3.5	5	3.5	4	3.5	4	2.5	3.5	3	2	0	2	0	2	2	1	0.5	1	0	0	3	1	0	1	1.5
57	4.5	4	4.5	4.5	3.5	1.5	1.5	4	3.5	0.5	0.5	0.5	0.5	1.5	1	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0
58	4	4.5	3.5	3.5	3	3	4.5	4	2.5	1.5	1	3	1.5	0	2	1.5	0	3	1	2	1	0	0.5	2	2
59	5	3	0.5	3	2.5	2.5	1.5	4.5	1.5	2	0	1.5	0.5	1	1	0	0	0	2	1	1.5	1	0	1	1
60	3.5	5	1.5	2.5	1	2	0	4	1.5	1	1.5	0	0	0.5	0	0	0	2	0	1	0	0	0	0	1
61	4	3	4	3.5	4	4	3.5	4	4	2	3	3.5	2	2	0	3	1.5	5	1	1	0	3.5	1	2	2.5
62	5	5	5	4	3.5	3	3	4	4.5	3	3.5	4	3	4	5	2	3	3.5	2	2	4.5	5	2	1.5	2.5
63	5	3	4	5	5	5	5	4	5	4	2	4.5	3	4	4	4	2	4	3	4	3	4	3	3	3
64	3.5	4	4.5	5	4	5	4	5	3.5	4	3	2	1	4.5	1.5	3	3	4	3	3	2	2	2	0.5	0.5
65	3	2.5	4	5	3.5	3	5	3	3	3	1	5	3	4	2	4	1	3.5	2	2	2	1.5	0	1.5	1
66	5	4	3.5	5	3.5	4.5	2	5	3.5	2	4	2.5	2.5	1.5	3	2	4	3.5	2.5	2	2	4.5	1	4	2.5
67	4	4	4	5	4	5	5	4	5	2	1	4	3	3.5	3	3	3.5	5	4	3	2	3	2	1.5	3
68	5	4	5	4	5	4.5	5	4	5	2	4.5	4	5	4	4	4	2	5	5	3	5	5	4	2.5	3
69	4	5	5	4	4.5	4	2	4	4	4	3	5	1.5	4	1	3	1	5	0	0.5	3	3.5	1	2	4
70	5	4.5	5	4.5	4	3	3	5	3	3	1.5	4.5	3	3	2	3	0.5	4	1.5	1.5	1.5	4.5	2	2	0.5
71	3	4	3.5	5	4	4	4	4	4	4	5	5	4.5	3	4	4	4	5	3	2	4.5	3	2.5	3.5	5
72	4.5	4.5	4	5	4	3.5	3	4	3	4	2	4	2	4	0.5	3.5	2	3	2	0	1	3	0.5	2.5	1.5
73	3	4	1	2.5	3	2	1	4.5	2.5	1.5	0.5	1	0	1.5	0	0.5	0	2	1	0	1	1	0.5	0	0.5
74	3	4.5	4	4	2.5	3.5	1.5	3.5	2	0.5	1	1.5	0.5	2.5	0	0	0	1	1.5	0	1	0.5	0.5	1.5	0
75	5	4.5	4	5	4.5	3.5	4	4	2.5	2	0.5	1.5	2	3	1	3.5	0	3	1	1	3	1.5	1.5	1.5	1
76	5	5	5	4	5	2	0	5	5	3	1.5	3	2.5	2.5	2	2	1	3	2.5	1.5	1	2	2	4	0
77	4.5	4	5	4.5	4.5	5	2.5	3.5	4	5	2	4.5	1	2	2	1	0	3	0.5	1	1	1	0.5	2.5	2.5
78	4	5	4	4	3.5	3.5	4.5	4	3.5	3	3.5	2	3	3	2	4	1.5	4	3	4.5	3.5	4	1.5	2.5	4
79	4.5	5	4	5	3.5	4	4	5	2.5	4	2.5	2	0	2.5	3.5	4	0	4.5	2	1	2.5	3	1	0.5	2.5
80	4.5	5	4	5	5	2	2	5	2.5	1	0.5	3	1.5	2.5	2	1	0	3	0.5	0	1	0	0	2.5	1
81	4	5	4	5	4.5	4	3	4	3.5	2	3.5	4	1	4	0.5	2	0	3.5	1	0	2	3.5	3	1.5	2
82	5	5	4.5	5	4	4.5	4	5	5	2	3.5	4	3.5	3	1	2.5	0	4.5	3	2.5	3.5	2	2	2	2
83	5	5	5	4	4	5	4.5	4	3	4.5	4	5	3	4	4	3	1.5	3.5	3.5	1	4.5	5	3	2	2
84	5	5	4	5	4	4.5	3	5	2	3	3	4	2.5	4.5	1	4	1	5	3	2.5	1.5	3	0.5	3	3
85	5	5	5	4	5	4	4.5	5	4	4.5	3	5	4.5	3	5	3.5	3	5	3.5	1.5	3.5	4.5	1.5	1	1.5
86	4	5	5	5	4	3	4	4	4	2	4	4	1	2.5	2.5	1	0	3	1	0	3.5	2	4	1.5	2
87	5	5	5	5	5	5	5	5	3.5	4.5	3.5	4	1	4	3.5	4	4	5	2.5	0.5	1.5	4.5	0	1.5	3
88	4.5	5	3.5	2	3	3.5	2	3	1.5	2.5	1	2	1.5	2	0	0	0.5	3	0	0.5	0.5	0.5	0	0.5	0.5
89	5	5	4.5	5	4	3	5	5	3.5	3.5	3	3.5	2	2	3	3	1.5	3	1	2	1	3.5	0	2	1
90	4	4.5	1.5	3	3.5	1.5	2	5	2	3	0	1	0	4	0.5	1	0	1.5	0	0	0	2	0	0	0
91	5	4	1	5	4	3	4	4.5	3.5	3	1	2.5	1	1.5	3	1	1	1.5	1	1	2	1	1	0.5	2
92	3.5	4	2	4	5	2.5	1.5	4.5	3	3.5	2.5	3	1	4.5	1.5	3	0.5	3.5	1.5	0	0.5	3.5	1	1.5	1
93	4.5	4	1.5	4.5	3.5	3	2.5	3.5	1	1.5	1	1	1.5	1.5	2	0	1	1.5	0	0.5	1.5	1	0.5	1.5	2.5
94	5	4	4	5	5	5	5	5	5	1.5	3.5	4	2.5	4	2	2.5	5	3.5	3	2	3.5	5	2.5	1	2
95	3.5	4.5	4	4	4	3	4	5	3.5	4.5	3.5	4	3	4	3	2.5	1.5	3.5	2	0.5	3	3.5	2	3	2
96	2.5	4.5	3	3	3	2	2	4.5	2.5	0.5	1	0.5	0	1	1	0.5	0	1	0.5	0	1	0.5	0	0	0
97	4	5	5	5	5	4.5	4	5	5	4	1.5	4.5	1.5	4	2	2.5	3	3	3	2	3	3	1.5	1	1
98	4.5	5	3	4.5	3.5	5	5	5	4	3	2	5	4.5	3.5	1.5	2.5	5	5	2	1.5	3.5	4	0.5	2.5	1.5
99	2.5	4	3	4	4	3	1	3.5	0	0.5	0.5	0	0	0.5	0.5	0	0	1.5	1	1	0.5	0	1	0.5	0
100	5	3.5	4	5	3	3	2	4	5	3	4	4	2.5	4	3.5	5	1	2.5	2	1.5	1	3.5	2	1	2

Table C.2 一対比較の結果 (画像 51 ~ 100 vs. 画像 26 ~ 50)

	画像 k																								
	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50
51	0	0	0	0	0	2	4	4	3	2.5	1	3.5	1	0	2	1	0.5	2.5	0	1	1	0	1	0.5	0.5
52	1.5	3	1	3	2	5	4.5	5	4	3	1	3	5	0.5	3	1	3	4	0	1.5	4	1.5	4	5	2
53	0	2	3	0.5	2	4	4	5	5	5	0.5	2.5	4	2.5	4.5	2.5	0.5	4.5	3.5	0	5	1	3.5	3.5	2
54	0	2	1	0	0	1.5	3.5	4.5	3.5	2.5	1	3	2.5	1	0	1	0.5	2	2	0	1.5	2	0	2.5	0.5
55	1	3	2	1	0	4	3	4	5	4	0	2	3	2	2.5	0.5	1.5	5	1.5	0.5	5	0.5	2	4	3
56	0	3	0.5	0	0	3.5	4	4	3.5	4.5	1	3.5	2.5	0	2	0	1	1	1.5	0	3	3	1.5	2.5	0
57	0	2	0.5	0	0	2.5	4	3.5	3.5	3	0.5	2	3	0	0	1	1	2	0	0	1	1	0	3	2
58	0	1	0.5	2.5	1	2.5	2	5	5	5	1	3	2.5	2	0	1.5	1	1	2	0	0.5	1	1	3.5	2
59	0	1	0.5	0	0	2.5	4.5	3	4	4	0	4	2.5	1	1	1	1	2	0	0	2.5	1	1	3	1
60	0	1	0	1	0	1.5	4.5	3.5	2.5	2.5	0	2	1.5	1	2	0	0	0	0.5	2.5	0	0	2	1.5	
61	0	1.5	2	1.5	0	4	5	4	4	4	1	4	5	1.5	1	1	1.5	3.5	2	1	4	4	1.5	5	2
62	1.5	4	5	3	1	5	4	5	4	4	1	4	5	4	4	2	3	2.5	3	2	4.5	3.5	3.5	4	2.5
63	1.5	2.5	3	2	3	5	3.5	4	4	4	3.5	2	5	4.5	4	3.5	3	5	4.5	0.5	4	4	4.5	3	4
64	1	3	1	2	3	4	4.5	5	5	5	1.5	5	3.5	1.5	4	2	3	5	3	0	4	4	2.5	5	1.5
65	0	1.5	1.5	2	0	4.5	4	4	5	5	1	5	4.5	2.5	5	2	2.5	3.5	5	1.5	4	4	2	4	1
66	2	1.5	2	1.5	1	5	4.5	4	3.5	5	1	4.5	4	1	1.5	0.5	1.5	4	2	1	3.5	1	5	3	1.5
67	0.5	3	2	2	2	4	5	4	3.5	4	1	4	4	2.5	5	1	2	4	4	1	5	3	3	3	2
68	2	4	4.5	3	4	5	5	5	4	5	2	5	5	5	4	4	3	4	4	3	4	4	3	5	4
69	0	2	2	2	1.5	2.5	5	5	5	5	0	3	4	0.5	1.5	1.5	1	4	2	0	4	2	1.5	5	2.5
70	0.5	3.5	4	3.5	1	4.5	4	5	3	4	0	4	5	3	4	1	1	3	2	0	4	4	2	5	1
71	0.5	4.5	2	3.5	4	4	5	4	4.5	4	1	4	4	4	4.5	3	5	5	2	3.5	4	5	5	5	3.5
72	0	2.5	2.5	0	0	4	4	5	3.5	4	1.5	5	5	3	2	2	1	5	1	0	3	2.5	2.5	4	1
73	0	1.5	0	1	0	4.5	4.5	5	3.5	2.5	0	3	2	0	0.5	0	0.5	1	1	0	1	1	0	3.5	0
74	0	1.5	1.5	0	0	3	3	3.5	3.5	4	1.5	4.5	2.5	0.5	1	0	0.5	2.5	0	0.5	2	1	0	3	1
75	0	1	0	2	0.5	5	5	5	1.5	4	0	4	5	2	2.5	1.5	3	2	1	2.5	2.5	2	2	2	0.5
76	0.5	4	3	2	2	5	5	5	4	4	1.5	3	4.5	2	3.5	3	1.5	3.5	3	1.5	4	1.5	1	4	0.5
77	0	2.5	1.5	2.5	0	3.5	4.5	5	4	4.5	0.5	4	5	1.5	4.5	2	1	4.5	3	0	3	2.5	1	4	2.5
78	1	4.5	3	2	1	5	4.5	5	5	4	0	5	4	2.5	4	3	2	5	3.5	1	4	3	3	4	2.5
79	0	3.5	2.5	1.5	0	5	5	5	4	4	1.5	4	4	3.5	3	1	1	2.5	1.5	0	4	3	2	5	1.5
80	0	3.5	1.5	0	0	4.5	5	4	2	4.5	0	3.5	4	2	3	0	0	2	2	0	1	1	0	3.5	1
81	1	3	4	1.5	0.5	5	4.5	4	4.5	5	0	4	5	3	3.5	1.5	2.5	4	0.5	1	3	3.5	1	5	4
82	1.5	2	1	3	1	3	4	4	4	5	0	4	5	2	5	1.5	2	4.5	1.5	1	1.5	2	3.5	4	3
83	1.5	2.5	5	4.5	3.5	5	5	5	5	4	1	5	5	4.5	3.5	2	1.5	5	3.5	3.5	4.5	3	3	5	3
84	0	5	1.5	3.5	2.5	5	4	5	5	4	0.5	5	4	3.5	3.5	1	2	4	3	0.5	3.5	2.5	4	4.5	5
85	3	1	3	4.5	3	3.5	4.5	5	5	5	2	4	5	3	2	3.5	2	4	2.5	3	4.5	3.5	4	5	2
86	0	1.5	2	0	1.5	4.5	5	5	3.5	4.5	0	3	5	2.5	2.5	1	0	3	1	1.5	2.5	2.5	1	3.5	1
87	1	2.5	4	3	1.5	4	5	4	5	4	0	3	4.5	2.5	3.5	2.5	4	4	3	3.5	4	4	3.5	4	2.5
88	0	4	2	1	0.5	5	5	4.5	4	4.5	0	4	4.5	0.5	0.5	0.5	0	2.5	0	0	1	2	0	4	1
89	0	1	3	3.5	2	5	4.5	5	4	3.5	0.5	3	5	2	1	1.5	1	4.5	3.5	0	3.5	3	2.5	4	0.5
90	0	2.5	0	1	1	3.5	4	5	3.5	3	0	3	3	2.5	2.5	0	0	2	1	0.5	1.5	0	0	5	1.5
91	0	2	0.5	3	1.5	4	5	5	2.5	3.5	0	3	3.5	2.5	1.5	1	2.5	4	3	1	2	3	2.5	3	1.5
92	0	4	1	1.5	0.5	4.5	4	5	4.5	4	2	4	5	2.5	2.5	1.5	1.5	4	2	4.5	1.5	2.5	4	4	1.5
93	0	3	0.5	0.5	0.5	4	5	4	4	5	0	3	4.5	2.5	1.5	0	0	3	1.5	0	1.5	2.5	0	4	1
94	0	3	3.5	4	0.5	4	5	4	4	4	0.5	5	4	1.5	2.5	2.5	3	4	2.5	3.5	2.5	4	1.5	4	4.5
95	0	4	2	1.5	1	5	5	5	5	5	1	3.5	3	3	2	2.5	0	4.5	1.5	1.5	2	0.5	4	4	1
96	0	1.5	0	0	0	3.5	4	5	3	3.5	0	3	2	0.5	0	0	0	1	1	0.5	0	0.5	0	2	1
97	0	3	2.5	1.5	1	4	4	4	5	4.5	0	5	3.5	4.5	3	1.5	1.5	4	0.5	0	3	2.5	1	3.5	0
98	1.5	5	3.5	4	1.5	5	3.5	5	4	4	1.5	5	4	3.5	3	2.5	3	5	2.5	1.5	4.5	4	3.5	4	4
99	0	1	0.5	1	0	3.5	4	5	2.5	3.5	0	3.5	2	0	2	0	0.5	1	0	0.5	0.5	0	0	4	1
100	1	1	3	1.5	1	3.5	4	4	4.5	5	0.5	3	4	2	4	4	1	4.5	3	2	3.5	3	3	4	1.5

Table C.2 一対比較の結果 (画像 51 ~ 100 vs. 画像 51 ~ 75)

	画像 k																								
	51	52	53	54	55	56	57	58	59	60	61	62	63	64	65	66	67	68	69	70	71	72	73	74	75
51	—	0	0	1.5	0	1.5	3.5	1.5	2	1.5	0	0	0	0	0	0	0.5	0.5	0.5	1	0	1.5	1.5	3	
52	5	—	4	4	3.5	3	4	3	4.5	3	3	4	1	2	2.5	4	1	0.5	2.5	2.5	0	4	5	3.5	4.5
53	5	1	—	5	2.5	4	4	5	2.5	5	3	0.5	1.5	1.5	1.5	1	1.5	1	2	2	0	2	5	4.5	1
54	2.5	0	0	—	0	2	2	1	4	3.5	0	0	1	1	0	0.5	0	0	0	1.5	0	0.5	2	1.5	0
55	5	1.5	2.5	5	—	4	4	1	4	5	2	0.5	0	3	0.5	3	1	0.5	1	3	2.5	1	5	4.5	2
56	3.5	2	1	3	1	—	3.5	0.5	3.5	4	2	0	0	0.5	1	0	1	0	2.5	2.5	0	0	3.5	3.5	2
57	1.5	1	1	3	0	1.5	—	1.5	2.5	2	1	0.5	0	1	0	0.5	0	1	1	1	0.5	1.5	2.5	1.5	2.5
58	3.5	2	0	3	4	3.5	2.5	—	4.5	4.5	0	1	0	0	0.5	0	0	0	1.5	2.5	0	1	2.5	3	1.5
59	3	0.5	1.5	1	0	1.5	2.5	0.5	—	2	0	0	0	1	0	0.5	0.5	0	0	1	0	1	4.5	4	2.5
60	2.5	2	0	0.5	0	1	3	0.5	2	—	0	1.5	0	0.5	0	0	0	0	0	0	0	0	2	2	0
61	4	2	2	5	3	3	4	5	5	4	—	0.5	0	4	3	1.5	0.5	0.5	0.5	1.5	2	2.5	3	5	2
62	5	1	4.5	5	3.5	5	4.5	4	5	2.5	4.5	—	3	3.5	3.5	1.5	3	2	3	4	0	4.5	4	5	5
63	5	3	3.5	4	4	4	4	5	5	5	5	1	—	4	4.5	3	3	2	5	4	1.5	4	5	4	3
64	5	3	2.5	4	2	3.5	4	5	3	4.5	0	1.5	0	—	2.5	2	2.5	0	2	1.5	1	3.5	3.5	5	2.5
65	5	2.5	3.5	4	4.5	4	5	4.5	4	5	2	1.5	0.5	1.5	—	2	3.5	2	3	3	2	1.5	3.5	5	3
66	5	1	3	4.5	2	4	4.5	4	4.5	5	3.5	3.5	1	3	2	—	3.5	1	3	3	0.5	3	4	4.5	3.5
67	5	3	3.5	4	4	4	5	4	4.5	4	3.5	2	1	1.5	1.5	1.5	—	0	3.5	3.5	2.5	4.5	5	5	5
68	4.5	4.5	3	5	4.5	4	4	5	5	5	4.5	2	3	4	2	3	5	—	4	4	3.5	4	5	4.5	5
69	4.5	2.5	2	5	4	2.5	3	2.5	4	5	3.5	2	0	3	1	2	0.5	0	—	2	0	2.5	5	3.5	3
70	4.5	2.5	2	3.5	2	2.5	3	2.5	4	5	3.5	1	0	3.5	1	2	0.5	0	2	—	1	2.5	4.5	5	2.5
71	4	5	5	5	2.5	4	4.5	4	5	5	3	5	3.5	3	3	3.5	2.5	1.5	5	4	—	2	5	4	5
72	5	0	3	4.5	4	5	3.5	4	4	5	2.5	0.5	1	1.5	3.5	2	0.5	1	2.5	1.5	3	—	4	3.5	4
73	2.5	0	0	3	0	0.5	1.5	2.5	0.5	3	1	0	0	0.5	0.5	0	0	0	0	0.5	0	0	—	1.5	2
74	3.5	0.5	0.5	2.5	0.5	1.5	3.5	2	1	2	0	0	0	0	0	0.5	0	0.5	1.5	0	1	0.5	3.5	—	0
75	2	0.5	3	5	3	2	2.5	3.5	2.5	4	2	0	2	2.5	2	1.5	0	0	1	1.5	0	1	3	5	—
76	3	1.5	2.5	4	5	5	5	3.5	4	5	3	1.5	0	0.5	0	2.5	1.5	1	4.5	2.5	1.5	4.5	3.5	3.5	3
77	4.5	2	2.5	3.5	3	3.5	2.5	5	4.5	5	0.5	2	0.5	0	1	1.5	0	0	1	1.5	0.5	2	3.5	5	4
78	5	3	2.5	5	1.5	3	4	3	4	5	1.5	2.5	1	2.5	1.5	2	0.5	0.5	3.5	2.5	1.5	4	5	4.5	4
79	4	0.5	1.5	5	1.5	3.5	3	4	5	2.5	3	1	0.5	1.5	3	2.5	1.5	0.5	5	2	0	3	5	4.5	5
80	4	0.5	0	3	0	1.5	4.5	2.5	4	3.5	3	0	0.5	0.5	0	1.5	1	0	0	0	1	0.5	4	2	0.5
81	4	1.5	2	4.5	4	4	4	3.5	5	3.5	3	1	0.5	0	1	2	2.5	0	0.5	2	0	1	5	2.5	4.5
82	4.5	3.5	3	5	2.5	4.5	4	2.5	4.5	4.5	2	2	0	1.5	0	3	1	1	2	1.5	1	2.5	4	4.5	3
83	4.5	3	3.5	5	4.5	3.5	5	4	4	4.5	3.5	3	1	4	3	2.5	1.5	0.5	5	4	3	3	5	5	5
84	3.5	2	5	4.5	2	4.5	4	4	4	4	3.5	1	1	2	1.5	0.5	2	1.5	3	3	2	3	4	5	4
85	5	3.5	3.5	4.5	2.5	5	5	4	5	5	2.5	3.5	1.5	4.5	2	1	3	0.5	3.5	4	3	2.5	5	4	4
86	3.5	0	2.5	3.5	2	4	4.5	3	4.5	4	0.5	2	0	1.5	2	3	1	1	1.5	1.5	0	2.5	5	4	3
87	4	1.5	3	4.5	4.5	4	5	5	5	5	3	2.5	1	3	3	4	3	3	3	2.5	3.5	2	5	4	3
88	3	0	1.5	3.5	2	3	1.5	1.5	4	1.5	0	1	1	0.5	0	0	0	0	1	1	0	0	4	3	1
89	4.5	2	3.5	5	2	4	2	3	3	4.5	1.5	1.5	0	2	1.5	1	0	0.5	2	2	2	2	4	3.5	3
90	2	0	1	3.5	1.5	2	3.5	1.5	4	5	1	0	0	0.5	1	0	1	0	1.5	1	1.5	0.5	1.5	3.5	3
91	4	2	1	3.5	4	2	2	2	4.5	4	2.5	2	0	0	0.5	2.5	3	0	1	2	1	2.5	2.5	4.5	3
92	5	1.5	0	5	2.5	3	4	3	3.5	5	2.5	3	2	3	3.5	2	1.5	1	4	2.5	1	4.5	5	4.5	1.5
93	5	0	1	2	1	0	2	2.5	4.5	4	0	1.5	0.5	1	0	1	0	0	0	0	0.5	1.5	2	2.5	1.5
94	4	3	4	5	4.5	3.5	4.5	4	4	5	2	0.5	2	3.5	3.5	3.5	0.5	1	4	3.5	0	2.5	5	3.5	4
95	5	2	4.5	5	1.5	3	4	3.5	4	4	1.5	2.5	1	4	3	3.5	1	0	2.5	3	1	3.5	4	2.5	3.5
96	1.5	1	0	4	1	2.5	1	2.5	3.5	1	0	0	0	0	0	0.5	0	0	0	0	0	0	3	2	0
97	4	4	3.5	5	2.5	4.5	4	3.5	4	3.5	1	0.5	0	1	1	0.5	1	0	1	4	2.5	2	4	4	4.5
98	5	3.5	5	5	4.5	4.5	4	5	5	4	5	3	0.5	2	3	2	3	2	3.5	4.5	1	4	4	5	5
99	2	0	1	3	0.5	2	1.5	2.5	1	2.5	0	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0	0.5	2	1	0
100	5	2	4.5	4	3	4	2.5	3	3.5	5	4	1	1	2	2	3	1	1.5	1.5	3.5	2	2	3.5	4	4

Table C.2 一対比較の結果 (画像 51 ~ 100 vs. 画像 76 ~ 100)

	画像 k																								
	76	77	78	79	80	81	82	83	84	85	86	87	88	89	90	91	92	93	94	95	96	97	98	99	100
51	1	0.5	0	1	1	0	0.5	0.5	0.5	0	0.5	1	1	0.5	2	0	0	0	1	0	3.5	0	0	3	0
52	3.5	3	1	4.5	4.5	2.5	1.5	2	3	1.5	4	3.5	5	3	5	3	2.5	5	2	3	4	1	1.5	4	3
53	2.5	2.5	2.5	3.5	5	2	2	1.5	0	0.5	1.5	1	3.5	1.5	3	4	4	4	0	0.5	4	1.5	0	4	0.5
54	0	0.5	0	0	1	0.5	0	0	0.5	0.5	1.5	0.5	1.5	0	1.5	0.5	0	2	0	0	1	0	0	2	0
55	0	2	2.5	3.5	4	1	2.5	0.5	2	1.5	3	0.5	3	2	3.5	1	2.5	3	0.5	2.5	3	2.5	0.5	3.5	2
56	0	1.5	1	1.5	2.5	1	0.5	0.5	0.5	0	1	0	2	1	3	3	1	5	0.5	1	1.5	0.5	0.5	3	0
57	0	2.5	0	1	0.5	1	1	0	1	0	0.5	0	2.5	3	1.5	3	0	3	0.5	1	3	1	1	3.5	1.5
58	1.5	0	1	0	2.5	1.5	1.5	1	1	0	1	0	2.5	2	3.5	2	1	2.5	0	1.5	2.5	0.5	0	2.5	1
59	1	0.5	0	0	1	0	0.5	0	1	0	0.5	0	1	2	1	0.5	1.5	0.5	0	1	1.5	0	0	4	1.5
60	0	0	0	1.5	0.5	1.5	0.5	0.5	0	0	1	0	2.5	0.5	0	1	0	0	0	3	1.5	0	2.5	0	0
61	2	3.5	2.5	2	2	1	2	0.5	1.5	1.5	4.5	1	4	3.5	4	2.5	2.5	4	2	3.5	4	3	0	5	1
62	3.5	3	2.5	4	5	4	3	2	3	0.5	3	2.5	4	2.5	4	3	2	3.5	4.5	2.5	5	4.5	2	5	3
63	5	4.5	4	4.5	4.5	4.5	5	3	4	3.5	4	3	4	5	4	4	3	3.5	3	4	5	5	3.5	5	4
64	4.5	4	2.5	3.5	3.5	4	2.5	1	2	0.5	2.5	2	4.5	3	3.5	5	1	4	0.5	1	5	4	2	5	3
65	5	4	2.5	2	4	4	4	2	2.5	3	3	2	5	3.5	3	3.5	1.5	5	1.5	2	5	4	2	3	2
66	1.5	2.5	3	1.5	2.5	3	2	1.5	4.5	4	1	1	5	4	4	1.5	3	4	0.5	1.5	4.5	3.5	2	5	2
67	2.5	4	4.5	3.5	4	2.5	4	2.5	3	2	4	1	4	5	4	2	2.5	5	4.5	3	4	4	1	4	4
68	4	5	3.5	4.5	4	5	4	4.5	2.5	4.5	4	2	5	4.5	5	5	3	5	4	4	5	4	3	5	2.5
69	0.5	4	1.5	0	5	4.5	2	0	1	1.5	2.5	1	3	3	3.5	3	0	4	1	1.5	4	3	0.5	4	2.5
70	1.5	2.5	2.5	3	5	3	3.5	1	2	1	3.5	2.5	4	2	4	2	1.5	5	1.5	1	5	1	0.5	3	1.5
71	3.5	4.5	2.5	4	4	4	3	2	3	2	4	1.5	5	3	3.5	4	4	4.5	4	4	4	2.5	3	4	2
72	0.5	2	1	2	4.5	3	2.5	1	2	2.5	1.5	2	5	3	3.5	2.5	0.5	3.5	2.5	1.5	5	2	1	4.5	3
73	0.5	0.5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	2.5	1.5	0	2	0	1	2	1	0	2	0.5
74	1.5	0	0.5	0.5	3	2.5	0.5	0	0	0	1	0	2	0.5	1.5	0.5	0.5	2.5	0.5	1.5	3	0	0	4	0
75	1	1	0	0	4.5	0.5	2	0	1	1	1	1	3	2	2	2	2.5	2.5	1	0.5	5	0.5	0	5	1
76	—	2	3	1	4	3.5	3	0	4	3	2.5	1	5	3.5	4	2	4	4	2	2.5	4.5	3	2	4	0.5
77	2	—	0.5	1.5	3.5	3	3	1.5	1	1	3	3	3	3	4.5	4.5	1	2.5	2.5	1.5	4	1.5	1	5	0.5
78	1	3.5	—	3.5	4	3	3	2	1.5	2.5	1	1.5	4	2.5	5	3	3.5	4	2	4	5	4	2	4	3
79	3	3.5	0.5	—	4	3.5	3	1	2	0.5	2.5	2.5	3.5	2.5	4	2	0.5	2	1	2.5	3.5	0	2	4	1.5
80	0	1.5	1	0	—	1.5	0.5	0	0.5	0	0.5	0	2.5	1	4	3	0	0.5	1	1	4.5	1.5	0.5	3	0
81	1.5	2	1	0.5	3.5	—	1.5	0	1.5	0	3	1.5	3	2.5	2.5	4	0	4	0.5	0	5	3.5	1.5	3.5	2
82	1	2	1	1	4.5	2.5	—	3.5	4	1.5	3.5	2	3.5	4	4.5	3	2.5	5	1.5	2.5	5	2.5	3	3	2
83	5	3.5	3	4	4	1.5	—	3	2.5	5	1.5	5	4	4	3.5	2.5	4	4.5	4.5	5	4.5	2	5	3	3
84	1	4	2.5	2	4.5	2.5	1	1	—	2	4	1	2.5	3.5	4.5	3.5	3.5	5	2.5	3	4.5	3.5	0	3.5	3
85	1	4	1.5	4.5	5	4	3.5	2.5	3	—	5	2	5	4.5	4	3	3	4.5	3.5	1	4	4	4.5	5	2
86	1.5	1	3	1.5	3.5	2	1.5	0	1	0	—	2.5	3	3	4	1	1.5	2	1	3	4	0.5	1	4	1
87	3	2	3.5	2.5	5	2.5	3	3.5	4	3	2.5	—	5	5	4	4	2	4	3	3	5	5	3	5	3.5
88	0	1	1	0.5	2.5	2	0.5	0	1.5	0	2	0	—	2	2	1.5	1	2	0.5	3	3	0.5	0.5	5	0.5
89	1.5	2	1.5	2.5	4	1.5	1	0	1.5	0.5	2	0	3	—	3.5	2.5	2.5	3.5	0	3	4	2.5	0	4	3
90	1	0.5	0	1	1	1.5	0.5	0	0.5	1	1	0	2	0.5	—	1	3	1	0	1	1	1	0.5	3	0
91	3	0.5	2	3	2	1	1	0.5	1.5	2	4	0	3.5	2.5	3	—	1	5	1.5	1	3	1.5	1.5	3	1
92	1	3	1.5	4.5	4	5	1.5	1.5	0.5	2	3.5	3	4	2.5	2	4	—	4.5	1	4	4.5	3.5	1	3.5	3
93	1	1.5	0	3	4.5	1	0	1	0	0.5	3	0	3	1.5	4	0	0.5	—	0.5	0	4	1.5	0	3.5	0.5
94	3	2.5	2	3	3	4.5	3.5	0.5	2.5	1.5	3	2	3.5	5	5	3.5	4	3.5	—	0.5	5	5	4	5	3
95	2.5	3.5	1	1.5	4	4	1.5	0.5	1	3	1	1	2	1	4	4	0	4	3.5	—	4	3	0.5	3	2
96	0.5	0	0	0.5	0.5	0	0	0	0.5	0	1	0	1	1	3	1	0.5	1	0	1	—	0.5	0	2.5	0
97	2	3.5	1	4	3.5	1.5	1.5	0.5	0.5	1	3.5	0	4.5	2.5	4	3.5	0.5	2.5	0	2	3.5	—	2	5	1
98	3	4	3	3	4.5	3.5	2	2	4	0.5	4	2	4.5	5	4.5	3.5	3	4	0	3.5	4	2	—	4.5	4
99	1	0	0	0	2	0.5	1	0	0.5	0	0	0	0	1	1	1	0.5	1.5	0	1	1.5	0	0.5	—	0
100	3.5	4.5	2	3.5	5	2	2	1	1	3	3	1.5	4.5	2	4	3	2	4.5	2	3	5	3	1	5	—