

画像の局所統計量に基づく
フォーカルブラー領域分割

高山 夏樹

電気通信大学 大学院情報理工学研究科

博士(工学)の学位申請論文

平成29年9月

画像の局所統計量に基づく
フォーカルブラー領域分割

博士論文審査委員会

主査 高橋 裕樹 准教授

委員 兼子 正勝 教授

委員 庄野 逸 教授

委員 柳井 啓司 教授

委員 梶本 裕之 准教授

著作権所有者

高山 夏樹

平成29年

Abstract

Images often include partially blurs which are caused by focal settings of a camera and distances to objects in a scene. Such images are called focal blur images and it is given much effort to analyze these images. Focal blur images have much useful information to understand scenes. For example, blur information of an image infers relative depth in the scene. Besides, the sharp region in a blurred image often coincides with the attractive region of the photographer. Focal blur segmentation is one of the key techniques to utilize the information and its improvement contributes many types of applications.

This dissertation proposes three important issues regarding focal blur segmentation: (1) an estimation method of robust local blur features to a set of pixels with slight intensity variations and intensity amplitude, (2) focal blur segmentation algorithms using a single blur image and (3) two blur images. Moreover, performance evaluation criteria in clustering and classification contexts are also discussed. First, ANGHS (Amplitude-Normalized Gradient Histogram Span), which is calculated from local amplitude-normalized gradients, is proposed. ANGHS is robust to a set of pixels with slight intensity variations and intensity amplitude and it is used blur segmentation algorithms in the dissertation.

Discrimination of blur maps is important to improve blur segmentation algorithms based on a single image. The dissertation employs two essential techniques to improve discrimination of blur maps: (i) generation of sparse blur maps using multiple-sized grids and (ii) EAI (Edge Aware Interpolation). Furthermore, the dissertation proposes two-step segmentation algorithm based on color and blur features.

A pair of two different blur images in a scene gives the difference of blur features. An ideal threshold of the difference of blur features can be defined when foreground and background focused images are used. This fact gains performance of segmentation algorithm using two blur images. Initial segmentation divides foreground and background regions by a naive thresholding. Moreover, Graphcuts based on color and blur features

corrects segmentation errors of the initial segmentation result. The segmentation algorithm using two blur images achieves higher performance than that of the segmentation using a single image.

A performance evaluation of focal blur segmentation algorithms is also one of the crucial parts of the dissertation. The dissertation considers two contexts in blur segmentation, blur/sharp region clustering, and blur/sharp region classification. Requirements to performance metrics in these contexts are defined in the dissertation. The dissertation compares five well-known performance metrics regarding the defined requirements. These performance metrics include F1 score, Intersection over Union, Accuracy, Matthews Correlation Coefficient, and Informedness. The comparison leads absolute Informedness and Informedness are most suitable metrics to evaluate focal blur segmentation performance in the clustering and classification contexts, respectively. Additionally, the dissertation provides useful techniques to show detailed characteristics of segmentation algorithms. The maximum value and the averaged value of metrics obtained by multiple segmentation parameters can capture detailed performance and sensitivities to parameters. These values ensure a more accurate comparison than an evaluation using a single parameter.

Proposed techniques are evaluated in the points of view from the discrimination of blur maps and the correctness of segmented results. Proposed blur map estimation and segmentation using a single blur image are compared with five state-of-the-art algorithms. Comparative results show the proposed method superiors to others in the discrimination of blur maps and the correctness of segmented results. Proposed blur feature map obtains 0.780 and 0.697 scores for the maximum discrimination and segmentation performance by Otsu's method for classification. Moreover, proposed segmentation using a single image obtains 0.722 score for classification. Proposed segmentation using two images is compared to proposed single segmentation using a single image. The correctness of segmented results by the segmentation using two images superiors than that of the segmentation using a single image. Proposed segmentation using two images obtains 0.988 scores to classify simple object images. Moreover, proposed segmentation using two images obtains 0.827 scores to classify flower images. Additionally, the segmentation using two images shows prefer results at some scenes which the segmentation using a single image is difficult to segment.

概要

被写体と焦点距離の関係によって生じるフォーカスブラーは画像撮影に伴う典型的な現象であり、画像のブラー情報を解析する技術はコンピュータビジョンの重要課題の一つである。フォーカスブラーからはシーンの相対的な奥行きや、撮影者の注目領域などシーンに関する有用な情報が得られる。フォーカスブラー領域分割はこれらの情報を解析し有効に利用するための技術であり、様々なアプリケーションの性能向上に寄与する。本論文では、フォーカスブラー領域分割手法の精度向上を目的として、(1) ブラー特徴推定の阻害要因に頑健なブラー特徴推定、(2) 単一画像に対するブラー領域分割、および(3) 2枚の画像を用いたブラー領域分割手法を提案する。さらに、フォーカスブラー領域分割手法を含む2値領域分割の有効性を適切に評価するため、クラスタリングとクラス分類の文脈に基づいてブラー領域分割精度評価尺度を検証する。本論文ではブラー特徴推定の阻害要因に頑健なブラー特徴量としてANGHS (Amplitude-Normalized Gradient Histogram Span) を提案する。ANGHSは局所領域の輝度勾配を輝度振幅で正規化し、さらに輝度勾配ヒストグラムの裾の重さを評価する。本論文が提案するANGHSは局所領域内の輝度変化の少ない画素集合に対する頑健性に加え、輝度振幅に対する頑健性を備えている。単一画像に対するブラー領域分割では、ブラー特徴マップの識別性能が精度に大きく影響する点に着目し、識別性能の高いブラー特徴マップ推定法を提案する。ブラー特徴マップの識別性能向上のために、(i) 複数サイズのグリッド分割を利用したスパースブラー特徴マップ推定と(ii) EAI (Edge Aware Interpolation) によるブラー特徴マップ推定を適用する。さらに領域分割ではまず、大津法を用いてブラー特徴マップを初期分割し、その後、初期分割結果と色特徴、およびブラー特徴を併用したGraphcutsを用いて初期分割結果を修正することで、ノンパラメトリック推定に基づく大域的領域分割とエネルギー最小化に基づく領域の高精細化によって精度を向上させる2段階領域分割を提案する。2枚の画像を用いたブラー領域分割手法では、2枚のブラーが異なる画像対からブラー差分特徴を求めることで、被写体と背景を分割する理論的なしきい値が定義できることに着目する。2枚のフォーカスブラー画像から推定したブラー差分特徴マップを理論的なしきい値で分割する。さらに、色特徴と被写体合焦画像から求めたブラー特徴マップを併用したGraphcutsで初期分割結果を補正することで精度の向上を図る。フォーカスブラー領域分割の精度評価では、2値領域分割がクラスタリングとクラス分類の問題として捉えられる

点に着目し、各文脈における最適な評価尺度を検証する。本論文では、クラスタリングとクラス分類の各文脈についてフォーカルブラー領域分割精度評価のための要求事項を定義する。要求事項について F1 Score, Intersection over Union, Accuracy, Matthews Correlation Coefficient, Informedness の各評価尺度を比較し、クラスタリングとクラス分類の各文脈において、Informedness の絶対値と Informedness がそれぞれ最適な評価尺度であることを示す。さらに、アルゴリズムを複数の観点から比較可能な統計的要約手法として、複数の領域分割パラメータを試行した際の最高精度と平均精度を用いた統計的要約手法を提案する。

精度評価では、ブラー特徴マップの識別性能評価、単一画像に対するブラー領域分割の精度評価、2枚の画像を用いたブラー領域分割の精度評価を行う。最初に、ブラー特徴マップの識別性能評価では5種類の従来手法によるブラー特徴マップと比較した結果、提案手法によるクラス分類の最高分割性能は0.780ポイントの精度となり従来手法に対して最小で0.092ポイント、最大で0.366ポイント精度が向上した。また、大津法を用いた際のクラス分類における分割性能は0.697ポイントの精度となり、従来手法に対して最小で0.201ポイント、最大で0.400ポイント精度が向上した。次に、単一画像に対するブラー領域分割精度を比較した。提案領域分割手法は、従来手法を含むすべてのブラー特徴マップに対してクラス分類における分割精度が改善しており、汎用性の高い手法となっている。提案手法はクラス分類において0.722ポイントの精度となり、従来手法に対して最小で0.158ポイント、最大で0.373ポイント精度が向上した。最後に、2枚の画像を用いたブラー領域分割の精度評価では、単一画像に対するブラー領域分割と精度比較を行った。2枚の画像を用いたブラー領域分割はシンプルな被写体で0.988ポイントの精度となり、単一画像に対する領域分割に対して0.095ポイント精度が向上した。複雑な花画像においては2枚の画像を用いたブラー領域分割は0.827ポイントの精度となり、単一画像に対する領域分割に対して0.058ポイント精度が向上した。また、単一画像に対するブラー領域分割では分割性能が悪い画像に対しても2枚の画像を用いたブラー領域分割は精度が改善されており、提案手法の有効性を示した。

目次

第 1 章	序論	1
1.1	研究背景と目的	1
1.2	提案技術の応用例	7
1.3	本論文の構成	9
第 2 章	フォーカルブラー領域分割	11
2.1	フォーカルブラー画像	11
2.1.1	薄凸レンズに基づくブラー生成プロセス	11
2.1.2	ブラー画像モデル	13
2.2	フォーカルブラー解析とフォーカルブラー領域分割の従来手法	13
2.3	ブラー特徴推定の技術的課題	15
2.4	まとめ	16
第 3 章	局所統計量に基づくブラー特徴量	19
3.1	局所画像特徴に基づくブラー特徴量	19
3.2	輝度勾配の局所統計量に基づくブラー特徴量	20
3.2.1	GHS	20
3.2.2	ANGHS	22
3.3	ブラー特徴推定の阻害要因に対する頑健性比較	24
3.3.1	輝度変化の少ない画素集合に対する頑健性	24
3.3.2	輝度振幅に対する頑健性	26
3.3.3	局所領域の識別性能比較	28
3.4	まとめ	30
第 4 章	単一画像に対するブラー領域分割	31
4.1	処理概要	31
4.2	ブラー特徴マップ推定	33
4.2.1	複数サイズのグリッド分割に基づくスパースブラー特徴マップ	33

4.2.2	EAI を用いたブラー特徴マップ補間	35
4.2.3	\hat{A}_{min} によるブラー特徴マップへの影響	37
4.3	色特徴とブラー特徴を併用した 2 段階領域分割	38
4.3.1	ブラー特徴と大津法による初期分割	38
4.3.2	色特徴とブラー特徴に基づく Graphcuts	38
4.4	まとめ	44
第 5 章	2 枚の画像を用いたブラー領域分割	47
5.1	カメラフォーカシングに基づくブラー差分	47
5.2	処理概要	48
5.3	ブラー差分特徴マップ推定	50
5.4	ブラー差分特徴に基づく 2 段階領域分割	51
5.5	まとめ	55
第 6 章	ブラー領域分割の精度評価	57
6.1	クラスタリングとクラス分類における精度評価	57
6.2	2×2 分割表と表記法	59
6.3	評価尺度の要求事項	61
6.4	分割表に基づく評価尺度	65
6.4.1	評価尺度の特性比較	65
6.4.2	クラスタリング精度評価のための Absolute Informedness	68
6.5	精度比較のための統計的要約	70
6.6	まとめ	71
第 7 章	精度評価	73
7.1	データセット	73
7.2	ブラー特徴マップの識別性能評価	77
7.2.1	技術要素毎の識別性能比較	77
7.2.2	従来手法との識別性能比較	83
7.3	領域分割精度評価	88
7.3.1	単一画像に対するブラー領域分割	88
7.3.2	2 枚の画像を用いたブラー領域分割	95
7.4	まとめ	100

第 8 章	結論と今後の課題	103
8.1	本論文の結論	103
8.2	今後の課題	106
謝辞		111
付録		119
A	引用画像の出典	119
B	単一画像に対するブラー領域分割精度	121
C	単一画像に対するブラー領域分割結果	128
D	2枚の画像を用いたブラー領域分割結果	130

目 次

1.1	ブラー画像の例	1
1.2	本研究が採用する領域分割精度向上へのアプローチ	4
1.3	提案技術の応用例	8
1.4	本論文の全体構成	10
2.1	薄凸レンズにおける投影像の幾何学的関係	12
2.2	フォーカルブラー画像の局所領域	15
3.1	ブラー画像の輝度勾配ヒストグラム	21
3.2	輝度変化の少ない画素集合に対する頑健性検証画像	25
3.3	輝度変化の少ない画素集合の濃度変化に対するブラー特徴量の変動	25
3.4	輝度振幅に対する頑健性検証画像	27
3.5	輝度振幅変動に対するブラー特徴量の変動	27
3.6	図 1.1 (a) のブラー特徴量分布	29
4.1	単一画像に対するブラー領域分割のデータフロー図	32
4.2	スパースブラー特徴マップの推定フロー	33
4.3	局所領域の配置	34
4.4	グリッドサイズ毎のスパースブラー特徴マップ	35
4.5	提案手法によるブラー特徴マップ	37
4.6	\hat{A}_{min} 毎のブラー特徴マップ	37
4.7	大津法による分割結果	39
4.8	領域分割のためのグラフとそのカット	40
4.9	使用特徴毎の尤度と特徴量差	42
4.10	Graphcuts による最終分割結果	43
4.11	提案手法による分割結果と被写体抽出結果	44
5.1	ブラーの異なる同一シーンの画像対	48

5.2	合焦位置毎の幾何学的関係	49
5.3	2枚の画像を用いたブラー領域分割のデータフロー図	49
5.4	ブラー差分特徴マップの推定	50
5.5	正負判別による初期分割結果	52
5.6	膨張収縮後のラベル画像	53
5.7	提案手法による最終分割結果と被写体抽出結果	54
6.1	クラスタリングとクラス分類における2値領域分割	58
6.2	フォーカルブラー画像の評価用データ	62
6.3	データセットのrp分布	64
6.4	高識別性能かつ低正確性の分割例	65
6.5	評価尺度の挙動検証用シミュレーション画像	67
6.6	t の変動に対する評価尺度の挙動	69
6.7	ROC空間におけるInformednessの対称性	70
7.1	精度評価用画像セットA	74
7.2	精度評価用画像セットB	75
7.3	精度評価用画像セットC	76
7.4	技術要素毎の識別性能比較	81
7.5	技術要素によるブラー特徴マップへの影響	82
7.6	ブラー特徴マップ生成アルゴリズムの識別性能比較	85
7.7	ブラー特徴マップと大津法による分割結果	86
7.8	IRec毎のRec特性	87
7.9	領域分割手法の分割精度比較	91
7.10	単一画像に対するブラー領域分割結果	92
7.11	細長い構造の影響による誤分割	94
7.12	極端に高いブラー特徴量を持つ微小領域による識別性能低下	94
7.13	単一画像と2枚の画像を用いた手法の精度比較	97
7.14	単一画像と2枚の画像を用いた手法の分割結果	98
7.15	中間距離の物体による誤分割	99
C.1	領域分割結果：A-1からA-8	128
C.2	領域分割結果：A-9からA-16	129
D.1	領域分割結果：B-1からB-8	130

D.2 領域分割結果：B-9 から C-4	131
D.3 領域分割結果：C-5 から C-12	132

表 目 次

4.1	切断コストと式 (4.8) の対応関係：単一画像に対するブラー領域分割	40
5.1	切断コストと式 (4.8) の対応関係：2枚の画像を用いたブラー領域分割	53
6.1	分割表要素の表記	59
6.2	確率的 2×2 分割表	60
6.3	評価尺度の表記	60
6.4	評価尺度と要求事項の関係	61
6.5	図 6.2 の比較結果に基づく評価尺度値	62
6.6	図 6.4 の比較結果に基づく Info と $ \text{Info} $	65
7.1	技術要素の組み合わせと参照シンボル	77
7.2	\hat{A}_{min} に起因するブラー特徴マップの識別性能	78
7.3	γ に起因する提案手法の分割性能	89
7.4	γ に起因する2枚の画像を用いた領域分割性能	95
A.1	画像セット A の出典一覧	120
B.1	ブラー特徴マップ推定技術要素に対する最高識別性能	121
B.2	ブラー特徴マップ推定技術要素に対する大津法による識別性能	122
B.3	ブラー特徴マップ推定技術要素に対する平均識別性能	123
B.4	色特徴とブラー特徴を併用した Graphcuts の分割精度	124
B.5	色特徴を用いた Graphcuts の分割精度	125
B.6	ブラー特徴を用いた Graphcuts の分割精度	126
B.7	2枚の画像を用いた領域分割と単一画像に対する領域分割の分類性能比較 Info	127

第1章 序論

1.1 研究背景と目的

カメラを用いて画像を撮影すると、一部分がボヤけた画像が得られる場合がある。このような画像はブラー画像と呼び、特にブラーが被写体と焦点距離の関係によって生じる場合はフォーカルブラー画像と呼び、被写体とカメラの相対運動によって生じる場合はモーションブラー画像と呼ぶ。ブラー画像の例を図 1.1 に示す。画像のブラー情報を解析する技術はコンピュータビジョンの重要課題の一つである。画像のブラーからはシーンに関する様々な情報が得られる。フォーカルブラーは被写体と焦点距離の関係によって生じるため、シーンの相対的な奥行きを得ることが可能である。さらに、フォーカルブラーはしばしば撮影者が被写体を引き立たせるために用いるため、画像内の鮮明な領域は撮影者の注目領域を示唆する。また、モーションブラーからはカメラや物体の運動に関する情報を得ることが可能である。これらの情報を解析し有効に利用するためには、まず、画像をブラー領域と鮮明な領域に分ける必要がある。このような処理はブラー領域分割と呼ばれる。

ブラー領域分割の応用範囲は幅広い。フォーカルブラー領域分割の応用としては被写体抽出 [3] や画像強調 [4] に加え、画像分類 [5] や画像検索 [6] などの前処理として利用すること



(a) フォーカルブラー画像 [1]



(b) モーションブラー画像 [2].

図 1.1: ブラー画像の例

が期待される。また、モーションブラー領域分割は画像復元 [7, 8] や動作解析 [9] に応用されている。したがって、ブラー領域分割の精度向上は多くのアプリケーションの性能向上に寄与する。特にフォーカルブラー画像はプロの写真家だけでなく、一般の撮影者によって撮影される場合も多く、また、フォーカルブラー画像はモーションブラー画像よりも幅広い応用が期待できる。そこで本論文では、フォーカルブラー画像とモーションブラー画像のうち、フォーカルブラー画像を対象として以降の議論を進める。

フォーカルブラー領域分割は難しい課題の一つである。従来からカメラ光学系を拡張した手法や複数画像を用いる手法、および単一画像を用いる手法など様々な試みが成されているが、精度と汎用性を両立した手法は未だ提案されていない。特に、画像だけを用いたフォーカルブラー領域分割は専用のハードウェアなどが不要であるため汎用性に優れるが難しい課題であり、精度向上が課題となっている。そこで本論文は、撮影画像だけを用いたフォーカルブラー領域分割の精度向上を目的とし、その目的達成に向け、次に挙げる 3 つの技術を提案する。

1. ブラー特徴推定の阻害要因に頑健なブラー特徴推定
2. 単一画像に対するブラー領域分割
3. 2枚の画像を用いたブラー領域分割

さらに、フォーカルブラー領域分割を含む 2 値領域分割の有効性を適切に評価するために、クラスタリングとクラス分類の文脈に基づいてブラー領域分割の精度評価尺度を検証する。

フォーカルブラー解析手法やフォーカルブラー領域分割手法には、カメラ光学系を拡張した手法や複数画像を用いる手法、および単一画像を用いる手法など様々なアプローチがある。これらの手法に共通する重要な技術要素としてブラー特徴推定が挙げられる。フォーカルブラー画像では画像の一部にブラーが発生するため、画像内に局所領域を定義しその局所領域内でブラー特徴を推定するアプローチが一般的である。画像情報だけを用いてブラー特徴を推定する手法として、局所領域内の輝度勾配を用いる手法が提案されている [10, 11]。これは、ブラー領域は鮮明な領域と比較して高輝度勾配成分が減衰するためである。しかしながら、輝度勾配からブラー特徴を推定した場合は、次に挙げる 2 要因に影響して特徴量が変動する。

- i. 輝度変化の少ない画素集合
- ii. 輝度振幅

輝度変化の少ない画素集合はブラーをかけても勾配成分の減衰量が乏しいため、ブラー特徴を得ることが難しい。ブラー特徴を推定するときはこれらの輝度変化の少ない画素集合の影響を除外して特徴量を求める必要がある。また、輝度振幅はブラー量とは独立した要素であるが輝度勾配に影響する。輝度勾配を用いて安定したブラー特徴を推定するためには、これらのブラー特徴推定の阻害要因に頑健な特徴量を用いる必要がある。本論文では、ブラー特徴推定の阻害要因に頑健なブラー特徴量である ANGHS (Amplitude-Normalized Gradient Histogram Span) を提案する。輝度変化の少ない画素集合に頑健なブラー特徴として Liu らは GHS (Gradient Histogram Span) [10] を提案している。GHS では局所領域の輝度勾配ヒストグラムを 2 コンポーネントの GMM (Gaussian Mixture Models) でフィッティングし、エッジ画素やテクスチャ成分にフィッティングしたコンポーネントの分散値をブラー特徴量として用いる。GMM を用いて高い輝度勾配成分を抽出した上でブラー特徴量を求めていることから、輝度変化の少ない画素集合に頑健である。ANGHS では局所領域の輝度勾配成分を予め局所輝度振幅で除した上で GHS を算出する。この処理によって GHS に輝度振幅に対する頑健さを付加することが可能である。本論文では従来 of ブラー特徴量と ANGHS を阻害要因に対する頑健さと局所領域の識別性能の観点から比較し、ANGHS の有効性を示す。

ANGHS を利用したフォーカルブラー領域分割として、本論文では単一画像から算出した ANGHS に基づく領域分割手法と、2 枚の画像から求めた ANGHS の差分に基づく領域分割手法を提案する。単一画像に対するブラー領域分割と 2 枚の画像を用いたブラー領域分割の位置づけを図 1.2 に示す。一般的に、領域分割手法の汎用性と精度はトレードオフの関係にある。画像情報だけを用いた自動領域分割はユーザとの対話処理や事前の学習、および撮影機器の情報を必要としないことから、多くの画像に対して適用可能であり汎用性が高い。しかしながら、画像情報だけを用いた自動領域分割は非常に難しい課題であり十分な精度を得ることが難しい。一方、手動領域分割や機械学習に基づく手法では、ユーザの対話入力や事前の学習に基づく高次の情報を利用するため高い精度を達成できるが、高い労力や多量の学習画像を必要とするため汎用性に乏しい。また、撮影機器の情報を用いる手法は特定の撮影機器だけでしか利用できない。本論文で提案する領域分割は画像情報だけを用いた自動フォーカルブラー領域分割に位置づけられる。

単一画像に対するフォーカルブラー領域分割は 1 枚の画像情報だけを用いているため既に撮影された画像に対しても処理が適用可能であり、さらに、事前の学習やユーザとの対話処理を必要としないことから多くのアプリケーションに適用可能である。単一画像に対するフォーカルブラー領域分割では精度向上のためにまず、ANGHS に基づくブラー特徴と、領域分割のためのブラー特徴マップ推定手法を組み合わせることで識別性能の高いブラー特徴マップを得る。ブラー特徴マップ推定手法は識別性能の高いブラー特徴マップを得るための重要

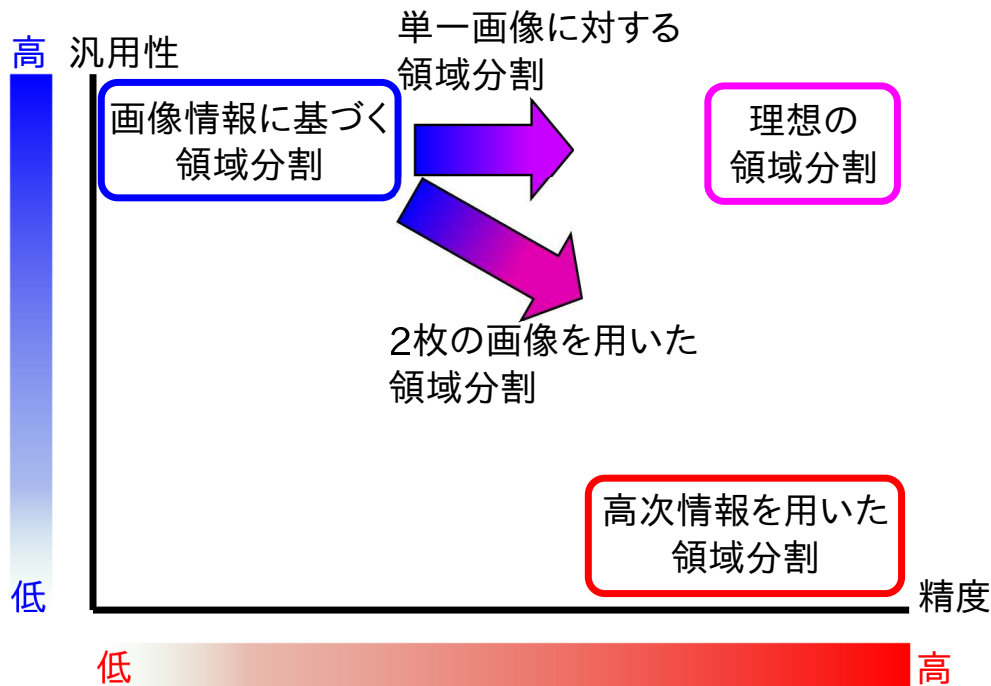


図 1.2: 本研究が採用する領域分割精度向上へのアプローチ

な技術要素である。従来から用いられているウィンドウスライディングに基づく手法や局所ブラー特徴量を局所領域に直接当てはめる手法は、シンプルであるがノイズの多いブラー特徴マップを生成する。本論文では、サンプリングした局所ブラー特徴を Levin らの EAI [12] を用いて画像全体に伝播するアプローチを用いる。EAI は画像の局所的な色類似度に基づいて特徴量を伝播するため、エッジ付近の特徴量変化は維持しながら領域内では特徴量が滑らかに変化するブラー特徴マップを得ることが可能である。本提案手法によるブラー特徴マップはしきい値などによる単純な分割でも画素の連結性が保たれやすく、領域分割のためのブラー特徴マップとして望ましい特性を持っている。EAI を用いて疎な特徴量を伝播するアプローチにおいて、局所領域のサンプリングは最終的に推定するブラー特徴マップに強い影響を持つ。本論文では、複数サイズのグリッド分割を用いて局所領域をサンプリングする。グリッド分割によって局所領域を画像全体に隔たりなく生成することで、最終的な EAI の伝播結果が安定する。さらに、複数サイズのグリッド分割を用いることで局所領域のサンプリング密度とブラー特徴量の正確性のバランスをとり、ブラー特徴マップの識別性能を向上させる。領域分割では、ノンパラメトリック推定に基づく大域的領域分割とエネルギー最小化に基づく領域の高精細化を組み合わせた 2 段階領域分割を提案する。初期分割において大津法を用いてブラー特徴マップを分割し、さらに画像の色特徴とブラー特徴マップを併用した Graphcuts を用いて初期分割を修正することで領域分割の自動化を図りながら精度を向上させる。

一方、2枚の画像を用いたフォーカルブラー領域分割は同一シーンでブラー量の異なる画像対が得られる状況を想定している。近年のカメラデバイスの発達に伴い、Panasonic®製 LUMIX®や LYTRO®製 ILLUM®のようなブラー量が異なる同一シーンの画像群を一度の撮影操作で得ることが可能なカメラデバイスが実用化されている。このようなカメラデバイスはマルチフォーカスカメラと呼ばれ、今後の普及が予想される。また、従来の一眼レフカメラなどにおいても、フォーカス操作中の動画像を利用することで同一シーンでブラー量の異なる画像群を得ることが可能である [13]。2枚の画像を用いたフォーカルブラー領域分割は、従来の対話処理や機械学習を用いた手法とは異なるアプローチで単一の画像だけでは得ることが難しい情報を得て領域分割に適用する試みである。図 1.2 に示すように2枚の画像を用いるフォーカルブラー領域分割は、単一画像に対する自動フォーカルブラー領域分割よりも利用可能な状況は限定されるため汎用性は低下するが、2枚の画像を用いることで単一の画像だけでは得ることが難しいブラー差分特徴を得ることができる。2枚の画像からブラー差分特徴を得ると被写体と背景を識別する理論的なしきい値が定義できる。そのため、大津法などのしきい値探索を用いない単純な処理で高精度な分割を行うことが可能である。本論文では、2枚のブラー画像から推定したブラー差分特徴マップをしきい値処理で分割し、さらに、色特徴と被写体合焦画像から求めたブラー特徴マップを併用した Graphcuts で補正する2段階領域分割手法を提案する。理論的なしきい値によって領域分割の自動化を図り、エネルギー最小化に基づく領域の高精細化によって精度を向上させる。本論文が提案する2枚のブラー画像を用いた領域分割では、初期分割後の誤分類が孤立した領域、またはブロック形状に起因する真の分割境界線との誤差として発生することが多い。初期分割後の誤分類箇所を推定することで Graphcuts の補正箇所を制御することが可能になるため、単一画像に対するフォーカルブラー領域分割よりも分割精度が向上する。本論文が提案する2枚の画像を用いたフォーカルブラー領域分割は2枚の画像から得られる画像情報だけを用いているため、事前の学習やユーザの対話処理を必要とせず、また、特定の撮影機器に依存しない。また、マルチフォーカスカメラやフォーカス操作中の動画像が利用可能な状況では撮影と同時に領域分割を行う処理の構築が可能である。この状況ではユーザの撮影操作は通常の撮影と変わらないため、撮影後に追加操作が必要な対話処理に基づく領域分割よりも負担の少ない領域分割が実現可能である。

フォーカルブラー領域分割を含む2値領域分割の精度評価手法は、評価尺度と精度比較手法に関して議論の余地があり、提案手法の有効性を示すためには適切な精度評価手法を検討する必要がある。そこで本論文では、フォーカルブラー領域分割精度評価のための評価尺度の妥当性を検証し、さらに精度比較のための統計的要約について検討する。フォーカルブラー領域分割はブラー特徴量に基づいて画像を二つの領域に分けるクラスタリングと、各画素をブラーと鮮明な領域に分類するクラス分類の問題として捉えることが可能である。クラス分類

はラベル値を明確にブラー領域と鮮明な領域に対応付ける必要があり、クラスタリングよりも難しい課題と言えるため、各文脈で精度評価が異なる。クラスタリングとクラス分類の問題を吟味し、クラスタリング精度評価の要求事項としてクラスラベルの反転を許容する評価尺度が望ましいことを示す。さらに、クラスタリングとクラス分類共通の要求事項として、(1) ブラー領域と鮮明な領域に対する分類評価の対称性、(2) 真の分類領域面積比を考慮した分類評価、(3) 分類評価の線形性を持つ評価尺度が望ましいことを示す。クラスタリングとクラス分類共通の要求事項について 2×2 分割表に基づく評価尺度を比較し、Informedness [14] がクラス分類の精度評価に最も最適な評価尺度であることを明らかにする。さらに、ラベル値の反転に対する Informedness の挙動を ROC (Receiver Operating Characteristic) 空間上で分析することで Informedness の絶対値がこの特性を満たすことを明らかにし、クラスタリングの精度評価には Informedness の絶対値が最も最適な評価尺度であることを示す。

統計的要約値の検討では、分割結果が領域分割アルゴリズムとその制御パラメータに依存する点に着目する。従来の精度評価では、特定の領域分割アルゴリズムと制御パラメータを用いて分割した際の精度を評価している。ブラー特徴マップはその生成アルゴリズムによって特徴が異なるため、従来の評価は特定のブラー特徴マップ生成アルゴリズムに有利に働いてしまう恐れがある。また、この評価では最高分割精度やパラメータに対する評価尺度の変動などを解析することはできない。そこで本論文では、複数のパラメータを試行した際の最高分割精度と平均分割精度、および自動領域分割を想定した精度を評価する。これらの統計的要約値からは複数の想定状況に対する精度と、分割パラメータに対する感度を評価することが可能である。

精度評価では、ブラー特徴マップの識別性能評価、単一画像に対するブラー領域分割の精度評価、2枚の画像を用いたブラー領域分割の精度評価を行う。ブラー特徴マップの識別性能評価と単一画像に対するブラー領域分割精度評価では、J. Shi らのデータベース [11] を用いて精度を比較する。ブラー特徴マップの識別性能評価では、しきい値による分割を行った場合の最高精度と平均精度、および大津法を用いた際の分割精度を比較し、本論文で提案するブラー特徴マップの有効性を示す。単一画像に対するブラー領域分割精度評価では、大津法、ブラー特徴を用いた Graphcuts、色特徴を用いた Graphcuts、および本論文で提案する画像の色特徴とブラー特徴を併用した Graphcuts を比較し、本論文で提案する単一画像に対する領域分割の有効性を示す。2枚の画像を用いたブラー領域分割精度評価では、ブラーが異なる同一シーン画像 60 組を用いて精度評価を行う。単一画像に対する手法と 2枚の画像を用いた手法を比較し、2枚の画像を用いたブラー領域分割手法の有効性を示す。

1.2 提案技術の応用例

本論文で提案する技術はブラー解析やブラー領域分割に関連する様々なアプリケーションに応用可能である。提案技術の応用が想定されるアプリケーション例を図 1.3 に示す。フォーカルブラー画像の撮影では、撮影者が被写体を印象付けるために意図的に背景をぼかして撮影する場合がある。ここから画像のブラー特徴量は写真の審美評価パラメータの一つとして用いられている [15]。また、フォーカルブラーは被写体と焦点距離の関係によって生じるため、シーンの相対的な奥行きを得ることができる。画像全体のブラー特徴量を示すブラー特徴マップはフォーカルブラーの状況では深度マップとして利用できる [16]。本論文が提案するブラー特徴量やブラー特徴マップ推定手法はこれらの応用に用いることが可能である。ブラー領域分割は様々なアプリケーションの前処理として用いられている。撮影したフォーカルブラー画像を後に調整することはブラー領域分割の典型的なアプリケーションの一つである [4, 17]。また、人物のポートレートなどはフォーカルブラー画像の典型例の一つであるため、それらを対象とした Non-Photorealistic Rendering [18] の前処理として用いることが期待できる。フォーカルブラー画像の鮮明な領域は多くの場合で被写体領域を示す。ここから被写体を対象とした画像検索 [6, 19] や画像分類 [5] の前処理として用いることが可能である。この他にも、2枚の画像を用いたブラー領域分割は全焦点画像合成 [20] などへの応用が期待される。さらに、本論文で検討するクラスタリングとクラス分類精度評価のための要求事項、および統計的要約手法は他の 2 値領域分割問題にも適用可能である。



図 1.3: 提案技術の応用例：画像評価・解析 [15,16]，画像復元・編集 [17,18]，画像検索 [19]

1.3 本論文の構成

本論文の全体構成を図 1.4 に示す。

まず、第 2 章では、フォーカルブラー画像とその領域分割手法について説明する。最初に薄凸レンズに基づくフォーカルブラー画像生成プロセスとブラー画像モデルについて述べる。次に、フォーカルブラー画像を分割する従来のアプローチとそれらの課題点について述べる。特に、局所領域の輝度変化の少ない画素集合と局所領域の輝度振幅が適切なブラー特徴推定を阻害する要因になることを示す。

第 3 章では、ブラー特徴推定の阻害要因に頑健なブラー特徴である ANGHS を提案する。最初に従来の局所画像特徴に基づくブラー特徴量について述べ、続いて ANGHS の算出法を説明する。その後、ブラー特徴推定の阻害要因に対する頑健性と局所領域の識別性能について従来の局所ブラー特徴と ANGHS を比較し、ANGHS の有効性を示す。

第 4 章では、単一画像に対するブラー領域分割手法を提案する。まず、識別性能の高いブラー特徴マップの推定手法として、(1) 複数サイズのグリッド分割に基づくスパースブラー特徴マップ推定と (2) EAI (Edge Aware Interpolation) [12] を組み合わせた手法を提案する。さらに領域分割では、ノンパラメトリック推定に基づく大域的領域分割とエネルギー最小化に基づく領域の高精細化を組み合わせた 2 段階領域分割を提案する。初期分割において大津法を用いてブラー特徴マップを分割し、さらに画像の色特徴とブラー特徴マップを併用した Graphcuts を用いて初期分割を修正することで領域分割の自動化を図りながら精度を向上させる。

第 5 章では、2 枚の画像を用いたブラー領域分割手法を提案する。まず、2 枚のブラーが異なる画像対からブラー差分特徴を求めることで、被写体と背景を分割する理論的なしきい値が定義できることを述べる。領域分割では 2 枚のフォーカルブラー画像から推定したブラー差分特徴マップをしきい値処理で分割し、さらに、色特徴と被写体合焦画像から求めたブラー特徴マップを併用した Graphcuts で補正する 2 段階領域分割手法を提案する。

第 6 章では、フォーカルブラー領域分割の精度評価手法について検討する。フォーカルブラー領域分割の精度評価に求められる要求事項を定義し、要求事項を満たした評価尺度を検証する。さらに、アルゴリズムを複数の観点から比較可能な統計的要約手法を検討する。

第 7 章では、第 6 章で検討した精度評価手法に基づいて提案手法の精度評価を行い、従来手法と比較する。ブラー特徴マップの識別性能、単一画像に対するブラー領域分割精度、2 枚の画像を用いたブラー領域分割精度を評価し、本提案手法の有効性を示す。

最後に第 8 章で本論文を総括し成果をまとめるとともに、今後の展望を述べる。

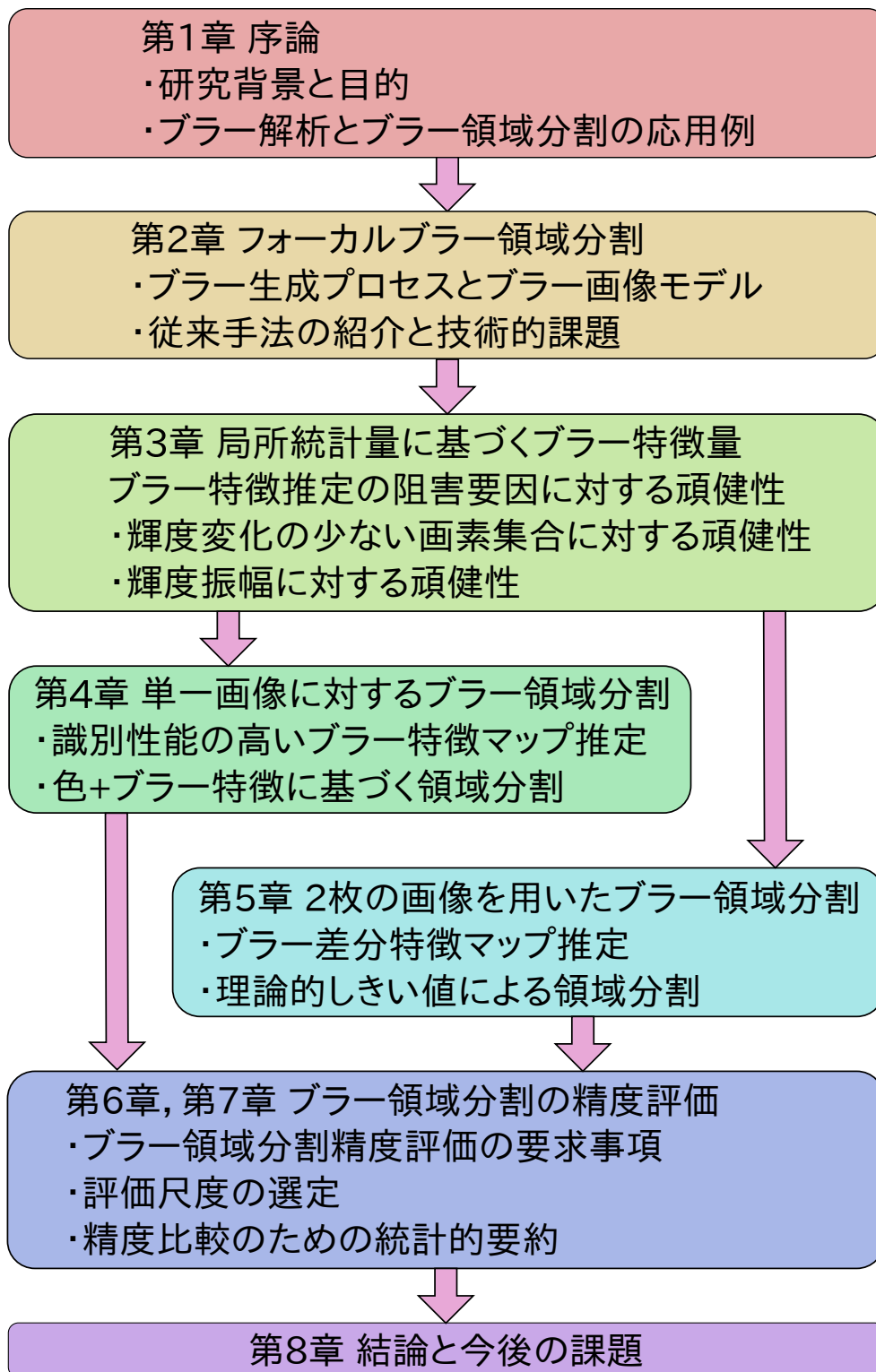


図 1.4: 本論文の全体構成

第2章 フォーカルブラー領域分割

本章では、フォーカルブラー画像とその領域分割手法について説明する。最初に前提知識として、薄凸レンズに基づくフォーカルブラー画像生成プロセスとブラー画像モデルについて述べる。フォーカルブラー解析手法の多くは本章で述べるブラー画像モデルに基づいている。次に、フォーカルブラー解析手法とフォーカルブラー領域分割の従来手法を概説する。カメラ光学系を拡張する手法と複数画像を用いる手法、および単一画像を用いる手法を用いる手法を紹介し、それらの課題と本提案手法との違いを述べる。最後に、局所領域からブラー特徴を推定する際の技術的課題として、輝度変化の少ない画素集合と輝度振幅に対する頑健性を挙げる。

2.1 フォーカルブラー画像

2.1.1 薄凸レンズに基づくブラー生成プロセス

画像のフォーカルブラーは、被写体とレンズの焦点距離の関係によって生じる。本項では、薄凸レンズに基づく画像のブラー生成プロセスについて述べる。フォーカルブラーは、レンズの光学的特性によって画像の一部が不鮮明に撮像される現象を指す。通常のカメラ撮影において像が鮮明に撮像されるのは、レンズ光軸上の一定距離範囲内にある被写体だけであり、その他の距離にある被写体からの像にはブラーがかかる。フォーカルブラーによって生じるブラーは、レンズ光軸上の被写体、レンズ、画像結像面の位置関係で決まる。レンズを理想的な薄凸レンズと仮定した場合は、被写体、レンズ、結像点の位置には次のレンズの公式が成り立つ。

$$\frac{1}{f} = \frac{1}{u} + \frac{1}{v} \quad (2.1)$$

式(2.1)において f はレンズの焦点距離を示し、 u と v はそれぞれレンズと被写体間の距離と、レンズと結像点間の距離を示す。被写体、レンズ、および結像点の幾何学的関係を図 2.1 に示す。レンズから v^f の距離に画像センサが配置されていると仮定する。このとき、レンズから距離 u^f の点 P^f に被写体がある場合は、その投影像は画像センサ上で集光し、鮮明に

C CoCの直径 P^f, P 被写体位置
 a レンズの開口径 u^f, u 被写体とレンズ間の距離
 v^f, v レンズと結像点間の距離

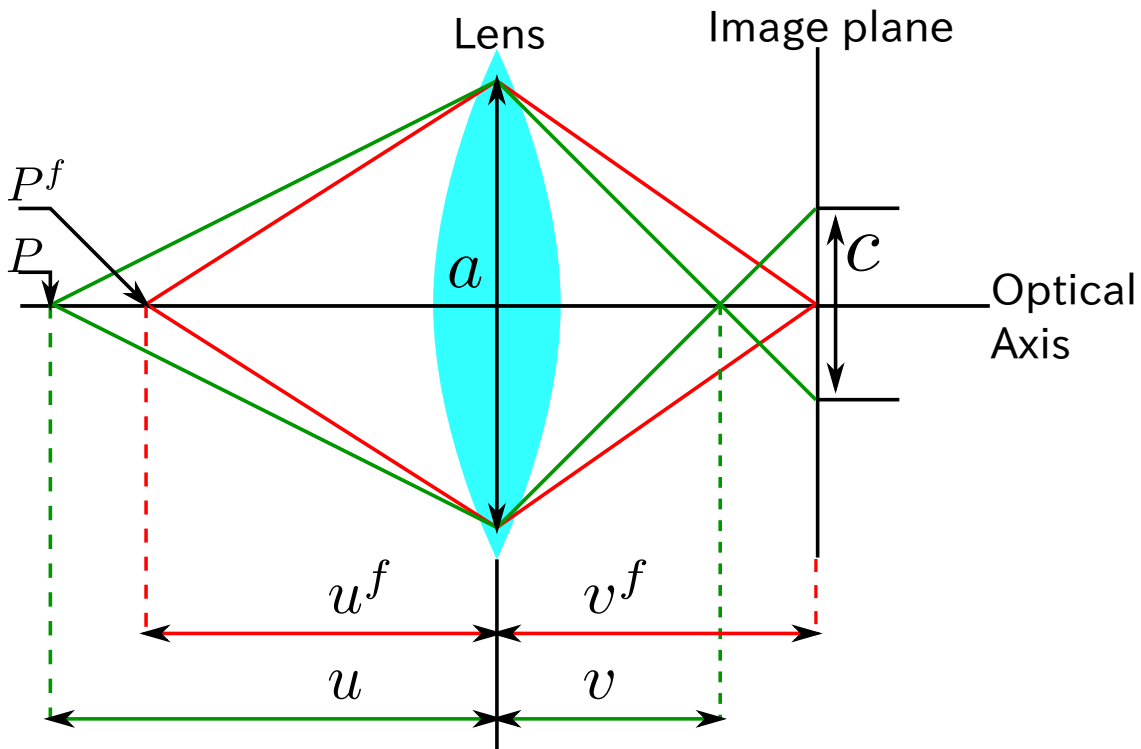


図 2.1: 薄凸レンズにおける投影像の幾何学的関係

撮像される。一方、レンズから距離 $u \neq u^f$ の点 P に被写体がある場合は、その投影像は $v \neq v^f$ の位置に結像する。このとき、画像センサ上では光線が円形に広がり、その投影像はボヤけたものになる。このときの円を CoC (Circle of Confusion) と呼び、画像のブラー量は CoC の直径 c に比例する。図 2.1 において a はレンズの開口径を示し、 a と v 、および v^f を用いて CoC の直径 c は次式 (2.2) で表せる。

$$c = a \frac{v^f - v}{v} \quad (2.2)$$

同様に、 a と u 、および u^f を用いて CoC の直径 c は次式 (2.3) で表せる。

$$c = af \frac{u - u^f}{u(u^f - f)} \quad (2.3)$$

式 (2.3) から、CoC の直径 c はレンズの開口径 a に線形比例し、被写体の位置 u に対して反比例する。撮影時の a や f のパラメータが既知の場合は、 c の直径を見積もることで被写体の

絶対的な距離を推定することが可能である。しかしながら、撮影時のパラメータは未知であることが多い。そこで、多くのブラー特徴量推定ではブラー生成プロセスを画像の平滑化としてモデル化し、 c 、または u に比例する特徴量を求めることを試みている。

2.1.2 ブラー画像モデル

第 2.1.1 項で述べたフォーカルブラー生成プロセスは、鮮明な画像を $J[x]$ 、ブラーがかかった画像を $I[x]$ としてカーネル集合 $\mathbf{K} = \{k_x[y]\}$ を用いて次式 (2.4) でモデル化される。

$$I[x] = \sum_{y \in \mathbf{S}_x} J[x - y]k_x[y] \quad (2.4)$$

ただし、 $x \in \mathbf{X}, y \in \mathbf{S}_x$ は画像内の離散的な画素位置を示し、 $\mathbf{S}_x = \text{supp}(k_x[y])$ はカーネル $k_x[y]$ の台を示す。式 (2.4) ではフォーカルブラー画像が画素毎に異なるカーネルとの局所的な総和演算を用いてモデル化される。これは、撮像画像の各画素に対応する被写体距離が各々異なり、画素毎に異なる CoC でブラーがかかるためである。このような画像では、手ブレ画像復元などで用いられている画像全体に一律なブラーカーネルを仮定し推定する手法 [8] を用いることは難しい。この問題を扱うために、フォーカル画像のブラー特徴推定では画像内に局所領域を定義し、その局所領域内でブラー特徴量を算出するアプローチを採用している。

2.2 フォーカルブラー解析とフォーカルブラー領域分割の従来手法

本節では、フォーカルブラー解析手法とフォーカルブラー領域分割の従来手法を概説する。フォーカルブラー解析手法の多くは、画像のブラー特徴量または深度を推定する処理が含まれるためフォーカルブラー領域分割に用いることが可能である。ブラー解析手法やブラー領域分割手法には、カメラ光学系を拡張する手法や複数画像を用いる手法、および単一画像を用いる手法など様々なアプローチがある。A. Levin ら [21] や C. Zhou ら [22] はカメラのレンズ口径部に特殊パターンの絞りを装着し、畳み込みカーネルを直接制御することで画像の深度情報を得る手法を提案している。また、H. Nagahara らは反射型液晶素子を用いることで絞りパターンを動的に変化可能にする手法を提案している [23]。これらの手法は符号化撮像と呼ばれ、カメラ光学系を拡張することで精度の高いブラー解析を行うことが可能である。しかしながら、カメラ光学系を拡張する手法は従来のカメラを改造する必要があり、また、撮影済みの画像に対して処理を行うことはできない。

複数のフォーカルブラー画像を用いる手法は主に距離計測 [13, 24–26] を目的として提案されている。複数のフォーカルブラー画像を用いて式 (2.3) を明示的に解くことで各画素の距離を求めることが可能である。これらの手法は正確な距離を求めることを目的としているためカメラパラメータを制御する必要がある。しかしながら、領域分割のためにはシーンの絶対的な距離は必ずしも必要ではなく、相対的な奥行き、またはそれに比例するブラー特徴量があればよい。本論文が提案する2枚の画像を用いたブラー領域分割は被写体と背景にそれぞれ合焦した画像対があればよく、正確なカメラパラメータ制御は必要としない。

単一画像を用いる手法の多くは、本論文が提案する単一画像に対するフォーカルブラー領域分割と同様に、画像中に局所領域を定義してブラー特徴量を求める手法を採用している。ブラー特徴量の算出方法は、カーネルパラメータを直接的に推定する手法 [16, 27] と、カーネルの畳み込みを平滑化処理ととらえ、平滑化の影響を特徴化する手法 [10, 11, 28] に分けられる。カーネルパラメータを直接的に推定する手法は、ブラーモデルを定義する必要があり、一般的に円形カーネルやガウシアンカーネルが用いられる。A. Chakrabarti らは、式 (2.4) をフーリエ解析の観点からモデル化し、最大事後確率推定を用いてブラーカーネルサイズを推定している [27]。S. Zhuo ら [16] は入力画像とカーネルサイズが既知のガウシアン平滑化をかけた後の画像を比較して、入力画像と平滑化画像のエッジにおける輝度勾配比からブラーカーネルサイズを推定している。なお、この手法ではエッジ点にだけブラー特徴量が定義されるため、A. Levin らの EAI [12] を用いて画像全体にブラー特徴を伝播させている。このアプローチは本論文で採用する手法と同様である。しかしながら、彼らの手法は事前にエッジ検出を行う必要があり、エッジ検出結果にブラー特徴マップ推定結果と最終的な領域分割結果が大きく依存する。B. Su ら [28] は局所領域を特異値分解したときの主成分が低周波成分になることに着目し、主成分の寄与率をブラー特徴量としている。R. Liu ら [10] や J. Shi ら [11] は、自然画像が持つ輝度勾配分布や周波数パワースペクトルの統計的特徴がブラー画像とは大きく異なる点に着目している。鮮明な画像とブラー画像で予め統計量を単純ベイズ分類器に学習させ、未知画像の局所領域において算出した統計量に対する分類器の尤度比を特徴量としている。[10, 11, 28] の手法は局所領域の画像特徴量を用いている点で本論文の提案手法と類似している。しかしながら、局所領域の輝度変化の少ない画素集合や輝度振幅がブラー特徴量に影響を与える点は考慮されていない。そのため、推定したブラー特徴量は不安定なものになる。また、ブラー特徴マップの推定法は局所領域をラスタスキャンのように順次移動させ、各位置における局所領域の中心画素に特徴量を当てはめるウィンドウスライディングに基づいている。この手法はシンプルであるが、ブラー特徴マップにノイズが発生しやすい。さらに、R. Liu ら [10] や J. Shi ら [11] の手法は事前に大量の画像による学習を必要とする。本論文が提案するブラー特徴量は局所領域の画像統計量に基づくためカーネルを明示的に仮定する必

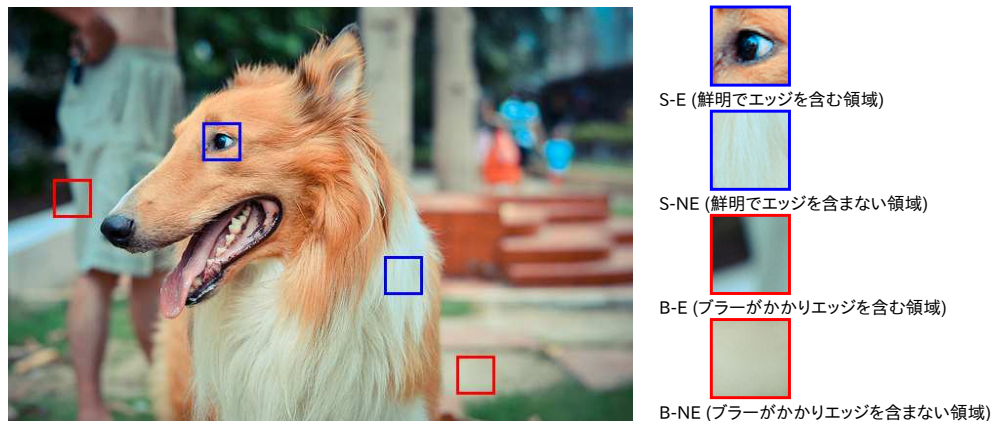


図 2.2: フォーカルブラー画像の局所領域

要はない。また、局所領域の輝度変化の少ない画素集合や輝度振幅に頑健である。本論文が提案するブラー特徴マップ推定法は複数サイズのグリッド分割による局所領域のサンプリングと EAI に基づいている。グリッド分割は画像全体から一様に局所領域をサンプリングできるため、エッジ検出に基づくサンプリングよりもブラー特徴マップが安定する。また、EAI を用いてブラー特徴マップを推定するため、エッジ付近の特徴量変化は維持しながら領域内では特徴量が滑らかに変化するブラー特徴マップを得ることが可能である。これらのブラー特徴量推定やブラー特徴マップ推定は全てアルゴリズムベースであるため、事前の学習を必要とせず多くのアプリケーションに適用可能である。

2.3 ブラー特徴推定の技術的課題

フォーカルブラーは画像の一部に発生するため局所領域を定義し、その局所領域でブラー特徴量を推定する手法が一般的である。このとき、局所領域は次に示す 4 種類の状況に大別できる。

1. 鮮明でエッジを含む領域
2. 鮮明でエッジを含まない領域
3. ブラーがかかりエッジを含む領域
4. ブラーがかかりエッジを含まない領域

本論文ではこれらの局所領域をそれぞれ、S-E (鮮明でエッジを含む領域)、S-NE (鮮明でエッジを含まない領域)、B-E (ブラーがかかりエッジを含む領域)、および B-NE (ブラーが

かかりエッジを含まない領域)と表記する。図 2.2 に局所領域の例を示す。図 2.2 の局所領域 S-E や B-E に示されるとおり、エッジ画素は鮮明な領域とブラー領域を識別するために有用な情報を持っている。また、局所領域 S-NE ではテクスチャが確認できる。これらのエッジ情報やテクスチャ情報は画像の輝度勾配を用いた統計量で特徴付けられる。しかしながら、局所領域全体から平均や分散などの統計量をそのまま算出すると、ブラーに関する情報が得られない輝度変化の少ない画素集合が統計量に影響する。また、局所領域内では輝度変化の少ない画素集合が大部分を占めるため、局所領域サイズに比例してその影響は大きくなる。そのため、局所領域からブラー特徴量を算出するためには輝度変化の少ない画素集合を除外して特徴量を算出する必要がある。ブラー領域分割のための特徴量としては、4 種類の局所領域を {S-E, S-NE}, {B-E, B-NE} と分類可能な値になることが望ましい。局所領域 S-NE と B-E を比較すると、B-Eの方が大きな輝度勾配値を持っている。輝度勾配値からそのまま統計量を算出すると、局所領域 B-Eの方が S-NE よりも S-E に近い値を持つ。これは局所領域 B-Eの方が鮮明な領域らしい特徴量を持つことを意味し、このような統計量から 4 種類の局所領域を {S-E, S-NE}, {B-E, B-NE} と分類可能な識別境界を得ることはできない。元々の輝度振幅値が高いエッジを平滑化したブラーエッジ領域は、輝度振幅値が低い鮮明な非エッジ領域よりも高い輝度勾配値を持つことがしばしばある。局所領域から輝度勾配値を直接用いることはブラー特徴量として望ましくなく、輝度振幅の影響を除去した上で算出する必要がある。

2.4 まとめ

本章では、フォーカルブラー画像とその領域分割手法について説明した。まず最初に、薄凸レンズに基づくフォーカルブラー画像生成プロセスは鮮明な画像とブラーカーネルの畳み込みとしてモデル化できることを述べた。フォーカルブラー画像では画素位置毎にブラー量が異なることから、本論文で提案する手法は画像内に局所領域を定義しその局所領域からブラー特徴量を推定するアプローチを採用する。

フォーカルブラー解析手法とフォーカルブラー領域分割手法の従来手法として、カメラ光学系を拡張する手法、複数画像を用いる手法、および単一画像を用いる手法を紹介した。カメラ光学系を拡張する手法は精度の高いブラー特徴推定が可能であるが、従来のカメラを改造する必要がある。カメラ光学系を拡張する手法に対して、本論文の提案手法は画像のみを用いて処理を行うため専用の機器などは必要とせず、汎用性に優れている。複数のフォーカルブラー画像を用いる手法は距離計測を目的として提案されている。画素毎の正確な深度情報が得られれば精度の高い領域分割が可能であるが、これを達成するためにはカメラパラメータの制御が必要である。本論文が提案する 2 枚の画像を用いたブラー領域分割は被写体と背景

にそれぞれ合焦した画像対があればよく、カメラパラメータ制御は必要としない。単一画像を用いる従来手法は、本論文の提案手法と同様に局所領域を定義しブラー特徴量を求める手法を提案している。しかしながら、従来手法で用いられているブラー特徴量はブラー特徴推定の阻害要因が考慮されていない。本論文が提案するブラー特徴量はブラー特徴推定の阻害要因に頑健である。また、領域分割アルゴリズムの入力として与えるブラー特徴マップはシンプルな手法で推定されている手法が多く、ノイズが多い。本論文が提案するブラー特徴マップ推定手法はサンプリングした局所ブラー特徴を EAI を用いて画像全体に伝播するアプローチを採用しており、エッジ部分における特徴量変化は保持しつつ領域内のブラー特徴は滑らかに変化するため、分割が容易であり、かつ、ノイズが少ない。

局所領域からブラー特徴を推定する際の技術的課題として、輝度変化の少ない画素集合と輝度振幅に対する頑健性を挙げた。フォーカルブラー画像内の局所領域は、(1) S-E (鮮明でエッジを含む領域)、(2) S-NE (鮮明でエッジを含まない領域)、(3) B-E (ブラーがかかりエッジを含む領域)、および (4) B-NE (ブラーがかかりエッジを含まない領域) に大別できる。局所領域内のエッジ情報やテクスチャ情報は鮮明な領域とブラー領域を識別するための有用な情報を持っている。しかしながら、これらの情報から安定したブラー特徴量を推定するためには、ブラー特徴推定の阻害要因である (i) 輝度変化の少ない画素集合と (ii) 輝度振幅に頑健な必要がある。輝度変化の少ない画素集合からはブラーに関する情報を得ることが難しく、ブラー特徴量を算出する際に除外する必要がある。輝度振幅値はブラー量に独立して輝度勾配を変動させる要素の一つであり、局所領域 S-NE と B-E の間に鮮明な領域とブラー領域を区別する識別境界を得ることを困難にする。元々の輝度振幅の影響を除去した上でブラー特徴量を算出する必要がある。

第3章 局所統計量に基づくブラー特徴量

本章ではまず、従来の局所画像特徴に基づくブラー特徴量について概説する。従来手法で用いられている LPSS (Local Power Spectrum Slope) [10], Kurtosis (尖度) [11], GHS (Gradient Histogram Span) [10] を紹介し、それらの特性を述べる。その後、ブラー特徴推定の阻害要因である輝度変化の少ない画素集合に頑健な GHS について特に詳説し、GHS に輝度振幅への頑健性を付加した ANGHS を提案する。さらに、他の局所ブラー特徴量と ANGHS をブラー特徴推定の阻害要因に対する頑健性と局所領域の識別性能について比較し、ANGHS の有効性を示す。

3.1 局所画像特徴に基づくブラー特徴量

本節では、局所的な画像特徴を用いたブラー特徴量を紹介する。局所的な画像特徴を用いたブラー特徴量としては、輝度勾配値に基づく特徴量の他に輝度値に基づく特徴量や空間周波数に基づく特徴量が知られている。局所領域の空間周波数に基づくブラー特徴量としては LPSS がある [10]。自然画像では、空間周波数のパワースペクトル値が周波数に対して指数関数的に減少することが知られている [29, 30]。画像をフーリエ変換した後の空間周波数パワースペクトルを、周波数 f 毎に全方向分総和したものを $S(f)$ で表すと、 $S(f)$ と f には次式 (3.1) で表す近似関係が成り立つ [30]。

$$\ln(S(f)) \simeq \ln(A) - \alpha \ln(f) \quad (3.1)$$

ただし、 A は $\int S(f)df = Constant$ という条件から導かれる定数であり、 α はパワースペクトルの周波数に対する減衰パラメータであり Slope of power spectrum と呼ばれる。LPSS は α を局所領域から算出したものである。自然画像では $\alpha \simeq 2$ であることが知られている。しかしながら、ブラー領域のように高周波成分が失われている場合は $\alpha > 2$ となる。LPSS は高周波成分の減衰に比例する特性があるが、周波数空間全体を考慮しているため輝度変化の少ない画素集合に影響を受ける問題点がある。

Kurtosis は分布平均まわりの四次モーメントを標準偏差で正規化したものであり、分布の尖り具合や裾の重さを表す指標としてしばしば用いられる。J. Shi らは局所輝度勾配値の

Kurtosis をブラー特徴量の一つとして用いている [11]. しかしながら, 四次モーメント特徴量は輝度変化の少ない画素集合を含んで算出されており, 輝度変化の少ない画素集合に対して頑健ではない.

R. Liu らの GHS [10] は輝度勾配値ヒストグラムから高輝度勾配成分を抽出して分散を求めたものであり, 輝度変化の少ない画素集合に影響を受けにくい特性を持っている. また, 高輝度勾配成分の抽出はアルゴリズムによる輝度勾配ヒストグラムのフィッティングに基づいており, 入力パラメータが不要であるという利点がある. しかしながら, GHS は輝度振幅に対する頑健性は考慮されていない. そこで本論文では R. Liu らの GHS を拡張し, 輝度振幅に対する頑健性を加えたブラー特徴量を提案する.

3.2 輝度勾配の局所統計量に基づくブラー特徴量

3.2.1 GHS

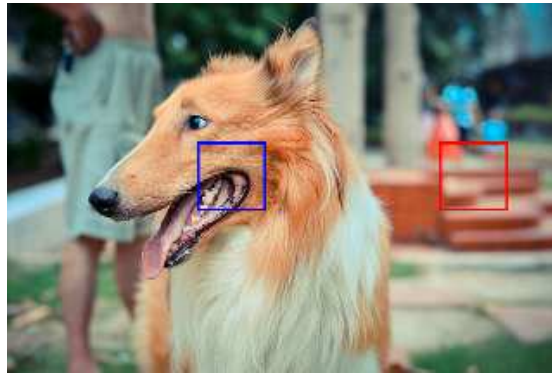
本項では輝度勾配の局所統計量に基づくブラー特徴について述べる. 自然画像では輝度勾配ヒストグラムが裾の重い分布になることが知られている [31]. これは, エッジ画素以外の多数の輝度勾配値が 0 付近になる一方, 少数のエッジ画素が高い輝度勾配値を持つことに起因する. しかしながら, ブラー領域の輝度勾配ヒストグラムは大きく異なる形状になる. 図 3.1 に局所領域の輝度勾配ヒストグラム分布の例を示す. 図 3.1 (a) の青色矩形と赤色矩形はそれぞれ, 局所領域 S-E と B-E を示している. 図 3.1 (b) と (c) の青色の実線は, 局所領域 S-E と B-E の局所輝度勾配ヒストグラムを示す. なお, 図 3.1 (b) と (c) の縦軸は対数確率である. ここでは, 画像の輝度勾配は 8 方向の微分フィルタを用いて算出した. 図 3.1 (b) と (c) に示されるように, 鮮明な領域とブラー領域から算出した輝度勾配ヒストグラムの裾の重さには顕著な差がある. これは, ブラー領域では平滑化の影響で輝度勾配が減衰しているためである. R. Liu らはこの裾の重さを GHS (Gradient Histogram Span) と命名し, 2 コンポーネント GMM (Gaussian Mixture Model) のフィッティングを用いて裾の重さを定量化する手法を提案している. 2 コンポーネント GMM の確率密度を次式 (3.2) に示す.

$$p(\Delta I[x]) = w_1 G(\Delta I[x]; \mu_1, \sigma_1) + w_2 G(\Delta I[x]; \mu_2, \sigma_2) \quad (3.2)$$

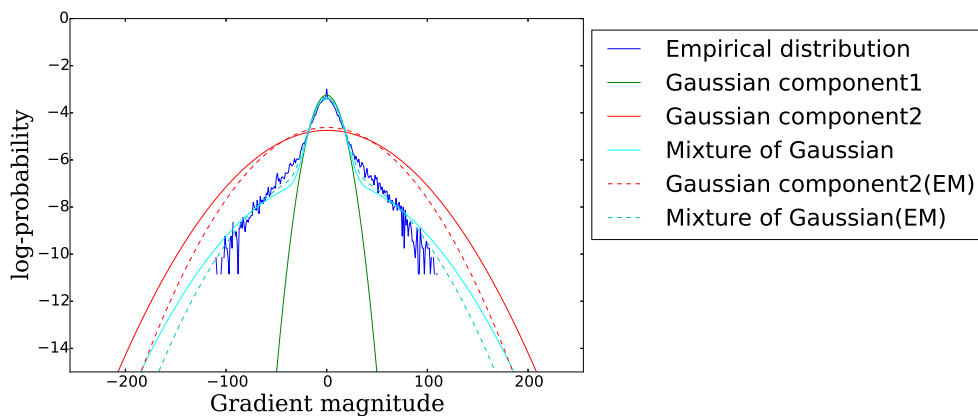
$$G(\Delta I[x]; \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(\Delta I[x] - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.3)$$

ここで, $\Delta I[x]$ は局所領域の輝度勾配を示す. μ_1, μ_2 と σ_1, σ_2 はそれぞれ各ガウスコンポーネントの平均値と標準偏差を示す. w_1 と w_2 は各ガウスコンポーネントにかかる相対的な重

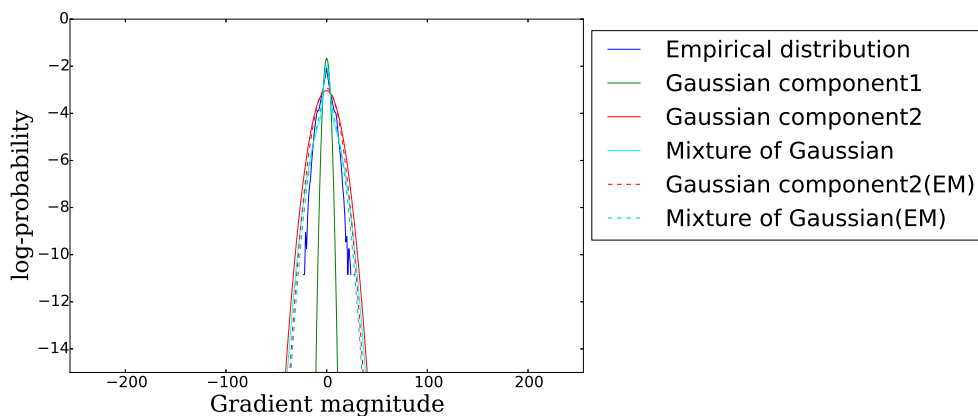
み係数である。 $\sigma_1 < \sigma_2$ が成り立つとき、第1項目のガウスコンポーネントは低い輝度勾配成分にフィッティングし、第2項目のガウスコンポーネントは高い輝度勾配成分にフィッティングする。 R. Liu らは $\max(\sigma_1^2, \sigma_2^2)$ を裾の重さを示す特徴量として用いている。これは、高い輝度勾配成分の方が輝度勾配ヒストグラムの裾の重さに強い影響を与えるためである。



(a) フォーカルブラー画像



(b) (a) の青色矩形で示される局所領域 S-E の輝度勾配ヒストグラムとフィッティング結果



(c) (a) の赤色矩形で示される局所領域 B-E の輝度勾配ヒストグラムとフィッティング結果

図 3.1: ブラー画像の輝度勾配ヒストグラム

R. Liu らは2 コンポーネント GMM のフィッティングに EM (Expectation-Maximization) アルゴリズムを用いているが、本論文では k-means 法を用いる。k-means 法は EM アルゴリズムに比べてシンプルであり、収束が早い。さらに、k-means クラスタリングを用いた場合の方が局所領域 S-E と B-E を比較した場合において、GHS の差が大きくなる傾向がある。これは、局所領域 S-E と B-E 間の識別性能が向上することを意味する。k-means 法を用いた GHS の算出方法について述べる。まず、画像に対して 8 方向の微分フィルタをそれぞれ施し 8 枚の微分画像を得る。その後、各局所領域において微分画像を統合する。次に、統合した輝度勾配値をその絶対値 $|\Delta I[x]|$ に基づいて初期クラスタを求める。この操作は $|\Delta I[x]|$ の平均値を用いた単純なしきい値処理で行う。さらに、k-means 法を用いて初期クラスタを更新する。最後に、平均値 μ_1, μ_2 と標準偏差 σ_1, σ_2 を各クラスタに所属する $\Delta I[x]$ から算出する。

図 3.1 (b) と (c) の緑色、赤色、水色の実線はそれぞれ、k-means 法を用いてフィッティングした際の第 1 項目のガウスコンポーネント、2 項目のガウスコンポーネント、および GMM の確率分布を示している。図 3.1 (b) と (c) の赤色と水色の点線はそれぞれ、EM アルゴリズムを用いてフィッティングした際の第 2 項目のガウスコンポーネントと GMM の確率分布を示している。図 3.1 (b) と (c) の赤色の実線と点線に示すように、k-means クラスタリングを用いた場合の方が局所領域 S-E と B-E の GHS の差は大きくなる。EM アルゴリズムでは各輝度勾配は双方のガウスコンポーネントに相対的な影響を持つ。一方、k-means 法では各輝度勾配は片方だけに影響を持つ。そのため、k-means 法はより直接的に高輝度勾配成分の影響を捉えることが可能である。

3.2.2 ANGHS

GHS は輝度変化の少ない画素集合に影響を受けないという利点があるが、局所領域の輝度振幅に頑健ではない。GHS に対する輝度振幅の影響を示すために、1 次元のエッジ信号にカーネル $k[x]$, $S = \text{supp}(k[x])$ を畳み込む場合を考える。1 次元のエッジ信号は次式 (3.4) で表せる。

$$J[x] = AH[x] + B \quad (3.4)$$

$$H[x] = \begin{cases} 0 & (x < 0) \\ 1 & (x \geq 0) \end{cases} \quad (3.5)$$

ここで、 $H[x]$ は単位ステップ関数である。A と B はそれぞれエッジの輝度振幅とオフセットを示す。畳み込み積分を $*$ で表し、 $I[x] = J[x] * k[x]$ で表す。このとき、 $I[x]$ を x について

微分すると次の式 (3.6) が導かれる.

$$\begin{aligned}\Delta I[x] &= A \sum_{y \in \mathcal{S}} \Delta H[x-y]k[y] \\ &= A\delta[x] * k[x] \\ &= Ak[x]\end{aligned}\tag{3.6}$$

ただし, $\delta[x]$ は離散単位インパルス応答を示す. 式 (3.6) はブラーがかかったエッジ信号が輝度振幅 A に比例することを示している. GHS は GMM によって抽出した高輝度勾配成分の輝度勾配値分散であるため, A に影響を受ける. そこで本論文では, 局所輝度勾配を局所輝度振幅 A で正規化した $\Delta I[x]/A$ を用いて GHS を算出する.

局所輝度振幅の推定は本論文が提案するブラー特徴の重要な要素であるが, 適切な輝度振幅の推定は難しい課題である. 局所輝度振幅の推定手法としては輝度値の信頼区間を用いる手法が考えられる. 局所領域の輝度振幅推定値 \hat{A} はガウス分布に基づく輝度値の信頼区間を用いて次の式 (3.7) で表せる.

$$\hat{A} = a\sqrt{\text{var}(I[y])} \quad (y \in \mathbf{S}_x)\tag{3.7}$$

ただし, $\text{var}(\cdot)$ は集合の分散を求める演算であり, $a = 1.96$ のとき式 (3.7) は輝度値の 95% 信頼区間を示す. この推定手法はシンプルであるが, しばしば極端に小さな推定値や大きな推定値になる問題がある. 例えば, 局所領域が輝度変化の少ない画素集合だけで構成される場合は \hat{A} は極端に小さな値となる. このとき, $\Delta I[x]/\hat{A}$ は大きな値となりそのような局所領域は鮮明な領域と判定されやすくなる. 輝度変化の少ない画素集合だけで構成される局所領域の多くは局所領域 B-NE であり, これらの局所領域は鮮明な領域と誤判定される可能性が高くなる. 一方, \hat{A} が極端に大きな値となる場合は $\Delta I[x]/\hat{A}$ は小さな値となることから, 局所領域 S-E がブラー領域と誤判定される場合がある. これらの問題点に対処するために, 本論文では \hat{A} が取りうる値の範囲を $[\hat{A}_{min}, \hat{A}_{max}]$ として制限する. ただし, \hat{A}_{max} と \hat{A}_{min} は, それぞれ \hat{A} が取りうる最大値と最小値を示す. 本論文では, \hat{A}_{max} は輝度勾配値が取りうる値の最大値とする. 例えば, 輝度画像の画素値を 8 ビットの数値で表す場合は, $\hat{A}_{max} = 255$ となる. \hat{A} が極端に高い値となる局所領域数は少いためこの設定による影響は軽微である. 一方, 局所領域 S-NE と B-NE では \hat{A} が極端に小さな値を持つことがしばしば発生するため, \hat{A}_{min} が最終的に推定されるブラー特徴マップに与える影響は大きい. 本論文では \hat{A}_{min} がブラー特徴マップに与える影響を第 4 章で検証し, さらに第 7 章で \hat{A}_{min} に起因する識別性能を統計的に調査する.

3.3 ブラー特徴推定の阻害要因に対する頑健性比較

3.3.1 輝度変化の少ない画素集合に対する頑健性

本項と第 3.3.2 項では、ANGHS と他のブラー特徴量をブラー特徴推定の阻害要因である輝度変化の少ない画素集合と輝度振幅に対する頑健性の観点から比較する。なお、本項と第 3.3.2 項では ANGHS と各ブラー特徴の特性に着目して比較するため、ANGHS を算出する際の局所領域の輝度振幅値は既知とする。本論文では Kurtosis, LPSS, GHS を比較対象とする。図 3.2 に示す画像群を用いて局所領域内の輝度変化の少ない画素集合が増加した際の各ブラー特徴量の特徴量変動を示す。

図 3.2 の第一列は明るい矩形を暗い背景に配置した $w \times 64$ 画素の画像を示しており、4 段階の画像幅を持っている。明るい矩形のサイズは 32×32 画素で固定しており、画像幅の増加にしたがい輝度変化の少ない画素集合の濃度が増加する。また、図 3.2 の全画像において $A = 255$ である。図 3.2 の他の列はガウシアンフィルタを用いて第一列の各画像を平滑化したときの画像を示す。図 3.2 には 3 種類の s に対する画像だけを示しているが、本シミュレーションでは 0.01 のステップで s を増加させ特徴量変動を調査する。図 3.3 は s に対する各ブラー特徴の変動を示しており、グラフ内の各折れ線は画像幅 w 毎の変動を示している。なお、ここでは輝度変化の少ない画素集合の濃度変化に対する相対的な特徴量変動を示すことが目的であるため、図 3.3 の各ブラー特徴量に対してそれぞれ異なる縦軸スケールを用いている。図 3.3 (a) と (b) に示すとおり、Kurtosis と LPSS の特徴量変動は輝度変化の少ない画素集合に依存して変化する。一方、図 3.3 (c) と (d) に示されるとおり、GHS と ANGHS は輝度変化の少ない画素集合に依存しない。この結果から、GHS と ANGHS は輝度変化の少ない画素集合に頑健な特徴量であると言える。

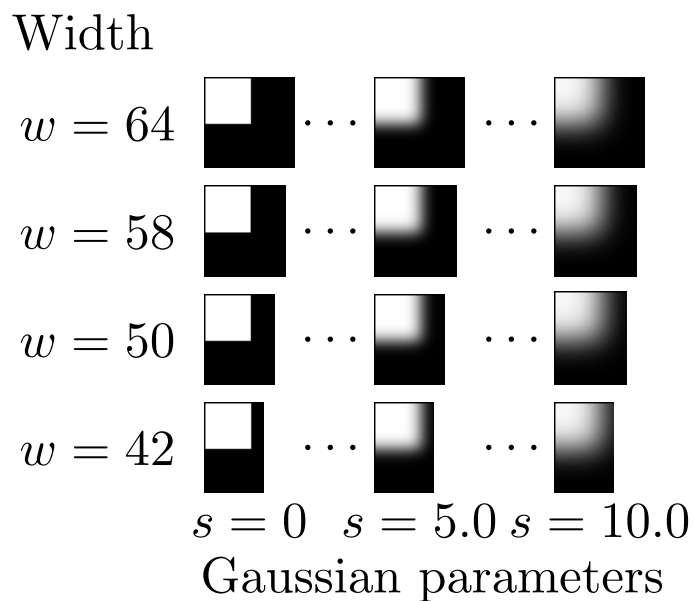


図 3.2: 輝度変化の少ない画素集合に対する頑健性検証画像

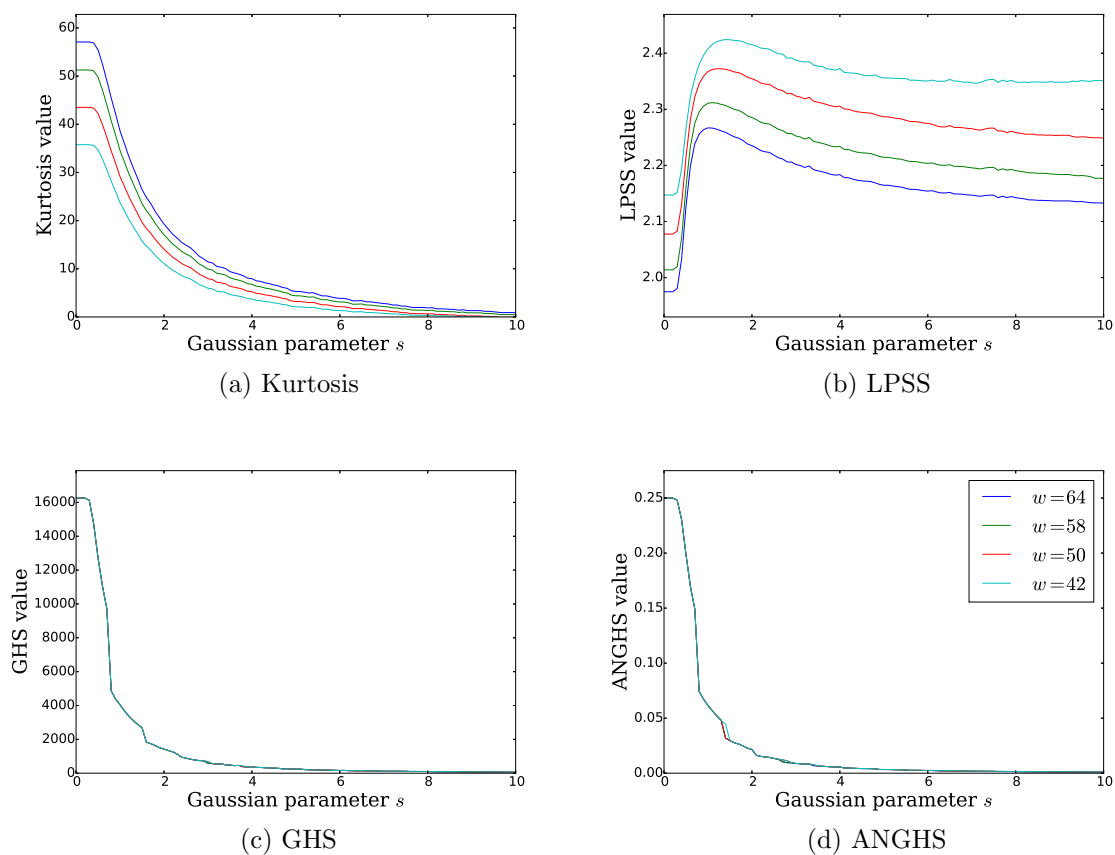


図 3.3: 輝度変化の少ない画素集合の濃度変化に対するブラー特徴量の変動

3.3.2 輝度振幅に対する頑健性

図 3.4 に示す画像群を用いて輝度振幅に対する GHS と ANGHS の特徴量変動の違いを示す。図 3.4 の第一列は明るい矩形を暗い背景に配置した画像を示しており、4 段階の輝度振幅を持っている。図 3.4 の各画像は $\min(I[x]) = 0$ としており、輝度振幅 $A = \max(I[x])$ である。図 3.4 の他の列はガウシアンフィルタを用いて第一列の各画像を平滑化した際の画像を示す。図 3.2 と同様に、図 3.4 には 3 種類の s に対する画像だけを示しているが、本シミュレーションでは 0.01 のステップで s を増加させ特徴量変動を調査する。図 3.5 の各グラフはそれぞれ、 s に対する GHS、および ANGHS の特徴量変動を示しており、グラフ内の折れ線は輝度振幅 A 毎の特徴量変動を示している。なお、図 3.3 と同様にここでは輝度振幅 A に対する相対的な特徴量変動を示すことが目的であるため、図 3.5 の各ブラー特徴はそれぞれ異なる縦軸スケールを用いている。図 3.5 (a) から分かるとおり、GHS の特徴量変動は輝度振幅 A に依存して変化する。一方、図 3.5 (b) に示すとおり、ANGHS の特徴量変動は輝度振幅 A に依存しない。本節で述べた比較結果から ANGHS は他のブラー特徴よりも輝度変化の少ない画素集合と輝度振幅に頑健な特徴量であると言える。

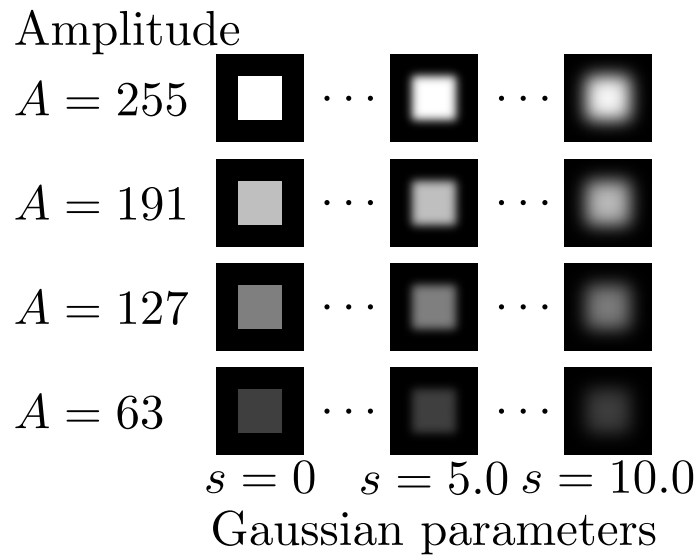


図 3.4: 輝度振幅に対する頑健性検証画像

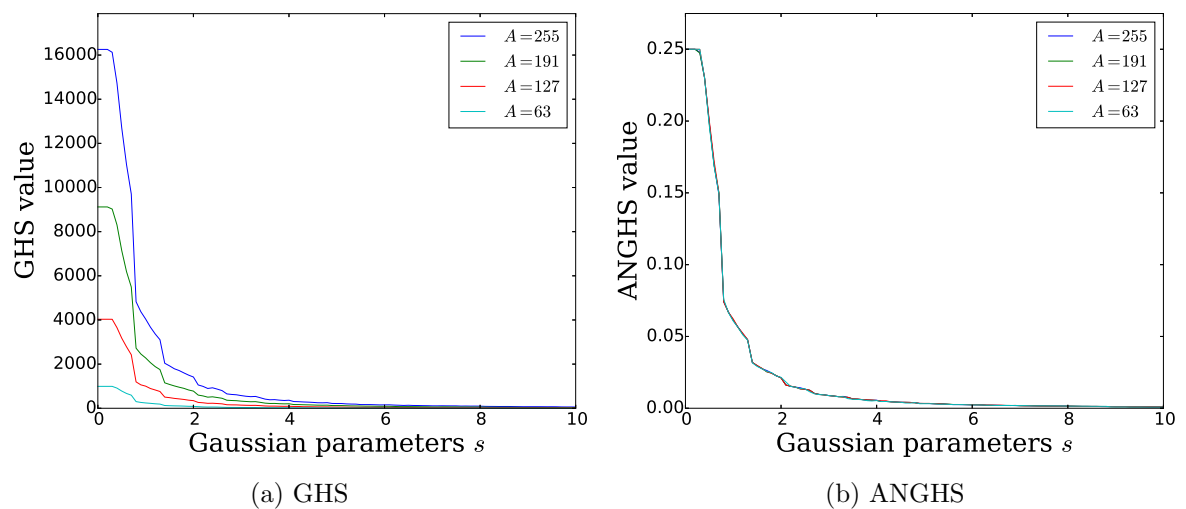
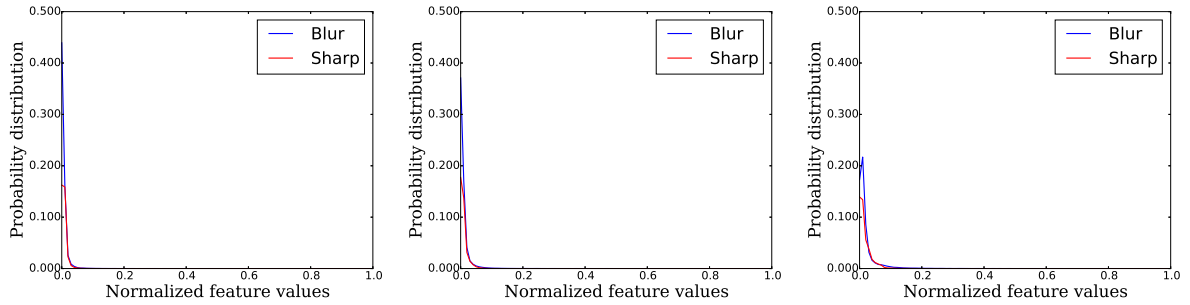


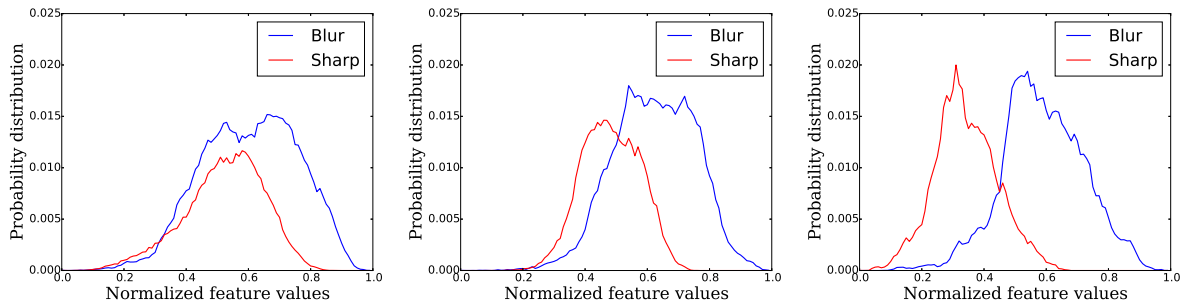
図 3.5: 輝度振幅変動に対するブラー特徴量の変動

3.3.3 局所領域の識別性能比較

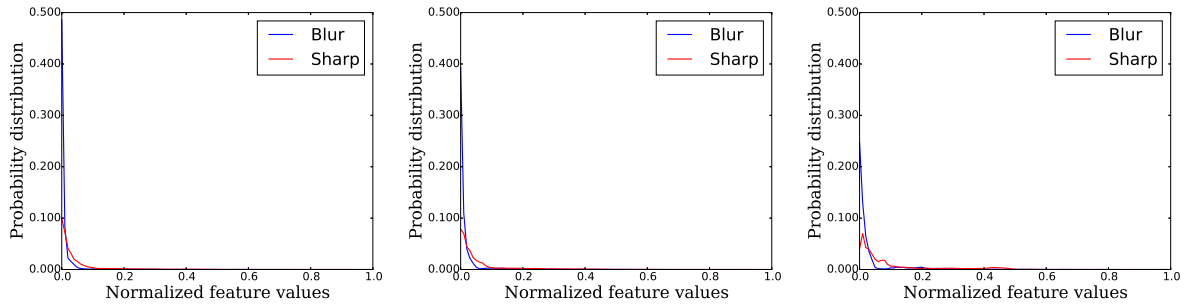
最後に、実画像における ANGHS と各ブラー特徴の局所領域識別性能を比較する。図 3.6 は図 1.1 (a) に対して 10×10 , 20×20 , 40×40 の各局所領域サイズによるウィンドウスライディングを用いて求めたブラー特徴量分布を示している。なお、ここでは ANGHS の算出において $\hat{A}_{min} = 30$ を用いた。各グラフの青色線と赤色線は、それぞれブラー領域と鮮明な領域の特徴分布を示す。また、 r_σ はクラス間分散とクラス内分散の比で定義されるクラス分離度であり、高い値はブラー領域と鮮明な領域の識別性能が高いことを示す。ブラー領域と鮮明な領域の指定には J. Shi らのデータセット [11] で定義されている目標分割画像を用いた。図 3.6 (a), (b), (c), (g), (h), (i) に示されるとおり、Kurtosis と GHS ではブラー領域と鮮明な領域から求めた特徴量分布の大部分が重なっており、クラス分離度も低い値になっている。ここから、Kurtosis や GHS を用いた場合は局所領域を適切に識別可能な特徴量を得ることが困難であることが分かる。図 3.6 (d), (e), (f) に示されるとおり、LPSS では局所領域サイズに依存してブラー領域と鮮明な領域における特徴量分布の重なりが大きく異なる。第 3.3.1 項で示したとおり、LPSS は輝度変化の少ない画素集合に対して頑健でない。そのため、局所領域サイズの変化に依存して輝度変化の少ない画素集合の濃度変化による影響を受けて特徴量の変動する。LPSS では 10×10 と 20×20 の局所領域サイズを用いた場合に特徴量分布の大部分が重なっており、クラス分離度も低い値になっている。 40×40 の局所領域サイズを用いた場合は特徴量分布の重なりが少なく高いクラス分離度を示しているが、適切な局所領域サイズを予測することは困難である。一方、ANGHS は特徴量分布の重なりが少なく、GHS と比較して局所領域の識別性能が改善されている。これは、輝度振幅に対する頑健性を付加したことでより多くの局所領域が適切に識別可能になったことを示している。また、輝度変化の少ない画素集合に対して頑健であることから、局所領域サイズが変化しても特徴量分布の重なりとクラス分離度は大きく変化しない。これらの結果から、ANGHS は他のブラー特徴よりも安定して高い識別性能を持つブラー特徴であることが分かる。



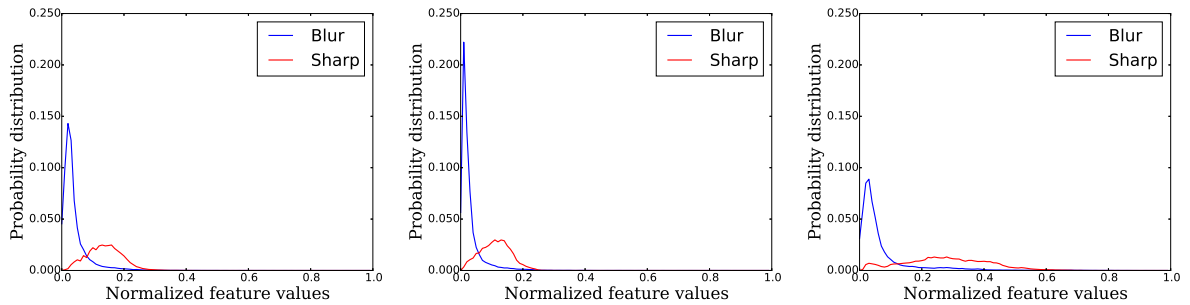
(a) Kurtosis, 10×10 , $r_\sigma = 0.0067$ (b) Kurtosis, 20×20 , $r_\sigma = 0.0003$ (c) Kurtosis, 40×40 , $r_\sigma = 0.0029$



(d) LPSS, 10×10 , $r_\sigma = 0.0759$ (e) LPSS, 20×20 , $r_\sigma = 0.3350$ (f) LPSS, 40×40 , $r_\sigma = 1.0363$



(g) GHS, 10×10 , $r_\sigma = 0.0743$ (h) GHS, 20×20 , $r_\sigma = 0.0752$ (i) GHS, 40×40 , $r_\sigma = 0.0703$



(j) ANGHS, 10×10 , $r_\sigma = 0.8902$ (k) ANGHS, 20×20 , $r_\sigma = 0.7665$ (l) ANGHS, 40×40 , $r_\sigma = 0.7460$

図 3.6: 図 1.1 (a) のブラー特徴量分布

3.4 まとめ

本章では本論文が提案する局所統計量に基づくブラー特徴量について述べた。まず最初に、従来手法で用いられている LPSS [10], Kurtosis [11], GHS [10] を紹介した。これらのうち特に、GHS はブラー特徴推定の阻害要因である輝度変化の少ない画素集合に頑健なブラー特徴量である。しかしながら、GHS は輝度振幅に対して頑健ではない。そこで本章では、局所領域の輝度勾配を局所領域の輝度振幅で正規化し、正規化後の輝度勾配から GHS を算出する ANGHS を提案した。本章では 4 段階の画像幅に応じて輝度変化の少ない画素集合の濃度が異なる画像と、4 段階の輝度振幅を持つ画像に対して様々な大きさのブラーを施すシミュレーションを行い各ブラー特徴量の変動を比較した。その結果、LPSS と Kurtosis は輝度変化の少ない画素集合に頑健でないことが示され、GHS は輝度振幅に頑健でないことが示された。ANGHS は輝度変化の少ない画素集合と輝度振幅の双方に頑健であり、実画像を用いた場合においても他のブラー特徴よりも安定して局所領域の識別性能が高いことを明らかにした。

第4章 単一画像に対するブラー領域分割

本章では単一画像に対するブラー領域分割手法について述べる。単一画像に対するブラー領域分割では、画像全体のブラー度を示すブラー特徴マップの識別性能が分割精度を左右する。従来から用いられているウィンドウスライディングに基づく手法や局所ブラー特徴量を局所領域に直接当てはめる手法は、シンプルであるがノイズの多いブラー特徴マップを生成する。そこで本章では、ブラー特徴マップの識別性能を向上するために、複数サイズのグリッド分割に基づくスパースブラー特徴マップ推定と EAI (Edge Aware Interpolation) [12] を組み合わせたブラー特徴マップ推定手法を提案する。複数サイズのグリッド分割を用いることで局所領域のサンプリング密度とブラー特徴量の正確性のバランスをとり、ブラー特徴マップの安定性を向上させる。その後、EAI を用いて疎な局所ブラー特徴を画像の局所色類似度に基づいて画像全体に伝播することで、エッジ付近の特徴量変化を維持しながらその他の画素では滑らかに特徴量に変化するノイズの少ないブラー特徴マップを生成する。領域分割では、大津法を用いた初期分割の後、初期分割結果と色特徴、およびブラー特徴を併用した Graphcuts を用いて初期分割結果を補正する 2 段階領域分割手法を提案する。ノンパラメトリック推定に基づく大域的領域分割を用いることで領域分割の自動化を図り、エネルギー最小化に基づく領域の高精細化によって精度を向上させる。さらに本章では、Graphcuts において色特徴とブラー特徴を併用することで分割性能を維持しながら初期分割の補正効果を向上させることが可能であることを明らかにする。

4.1 処理概要

本章では、単一画像から ANGHs を算出しブラー領域分割を行う手法について述べる。提案手法のデータフロー図を図 4.1 に示す。提案手法ではまず、入力カラー画像から輝度画像を $RGB \rightarrow YUV$ 色変換を用いて生成する。YUV 色空間において輝度信号は Y で示され、変換式は式 (4.1) で表せる。

$$Y = 0.299R + 0.587G + 0.114B \quad (4.1)$$

次に、輝度画像を用いてブラー特徴マップを推定する。ブラー特徴マップ推定は次の手順で行う。最初に、複数サイズのグリッド分割を用いて局所領域をサンプリングし、各局所領域から ANGHS を算出する。その後、ANGHS を各局所領域の中心画素に当てはめることで疎なブラー特徴マップを生成する。このようにして生成したブラー特徴マップを本論文ではスパースブラー特徴マップと呼ぶ。最後に EAI [12] を用いて疎な特徴量を画像全体に伝播することでブラー特徴マップを推定する。

本論文では、ノンパラメトリック推定に基づく大域的領域分割とエネルギー最小化に基づく領域の高精細化を組み合わせた2段階の処理を用いることで、領域分割の自動化を図りながら高精度の分割を行う。エネルギー最小化に基づく領域分割手法としては Y. Boykov らの Graphcuts [32] や C. Rother らの Grabcut [33] が知られている。これらの手法ではまず、ユーザの対話処理を通じて前景領域と背景領域を大まかに指定する。指定した領域から前景と背景の特徴モデルを学習し、そのモデルを用いて各画素の前景尤度、背景尤度を評価する。さらに、各画素とその隣接画素の特徴量差を併せて評価することで各画素の特徴量と特徴量の空間的連続性を考慮した分割を行うことが可能である。文献 [32,33] では、特徴モデルの学習のためにユーザの対話処理による領域指定を用いているが、提案手法では領域分割の自動化のために、まず、対話入力や入力パラメータの不要なアルゴリズムを用いて初期分割を行う。これには大津法 [34] を用いる。大津法は分割した2領域のクラス間分散に基づいて最適なしきい値を探索する手法であり、入力パラメータが不要でありながら良好な分割結果を得ることが可能である。その後、大津法による初期分割結果とカラー画像、およびブラー特徴マップを入力とした Graphcuts を適用することで最終的な分割を行う。

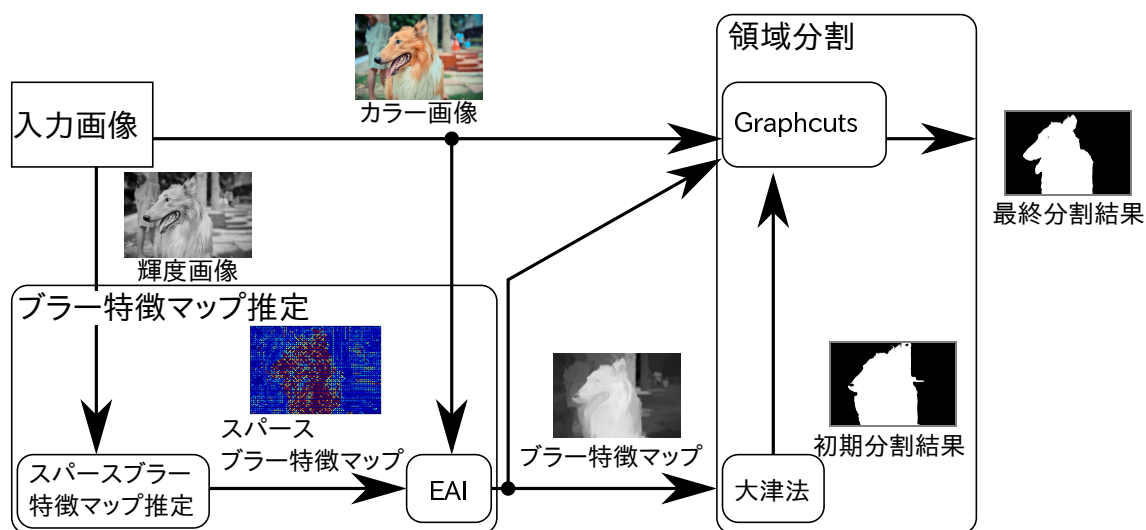


図 4.1: 単一画像に対するブラー領域分割のデータフロー図

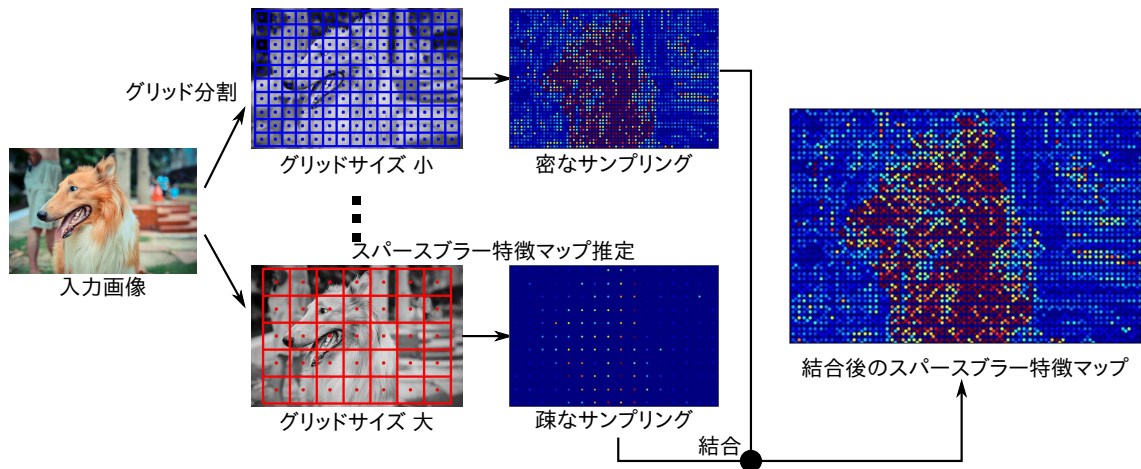


図 4.2: スパースブラー特徴マップの推定フロー

4.2 ブラー特徴マップ推定

4.2.1 複数サイズのグリッド分割に基づくスパースブラー特徴マップ

本論文が採用するブラー特徴マップ推定のアプローチにおいて、局所領域のサンプリングは重要な要素である。エッジ検出アルゴリズムに基づいた局所領域のサンプリングが試みられている [16] が、最終的なブラー特徴マップがエッジ検出結果に依存するため結果が不安定になる。そこで本論文では、グリッド分割を用いて局所領域をサンプリングする。グリッド分割に基づく手法は画像全体から一様に局所領域をサンプリングするため、ブラー特徴マップの安定性が向上する。また、局所領域に含まれる画素情報は局所領域サイズに依存するため、局所ブラー特徴量は局所領域サイズに依存して変化する。グリッド分割に基づく局所領域のサンプリングでは、局所領域のサンプリング密度と各局所領域に含まれる画素数はトレードオフの関係にあるが、適切なグリッドサイズを一意に決めることは容易でない。そこで本論文では、複数サイズのグリッド分割を用いて局所領域をサンプリングし、スパースブラー特徴マップを推定する。

図 4.2 に複数サイズのグリッド分割を用いたスパースブラー特徴マップの推定フローを示す。最初に、サイズがそれぞれ異なるグリッドで入力画像を分割して局所領域をサンプリングし、各局所領域で ANGHs を算出する。その後、各グリッドサイズでサンプリングした局所領域を結合し、各局所領域の中心に ANGHs 値を当てはめることでスパースブラー特徴マップを生成する。

グリッドサイズの組み合わせはユーザが任意に設定するパラメータである。本論文では、 10×10 、 20×20 、および 40×40 画素のグリッドサイズを用いる。本論文で用いる実験画像

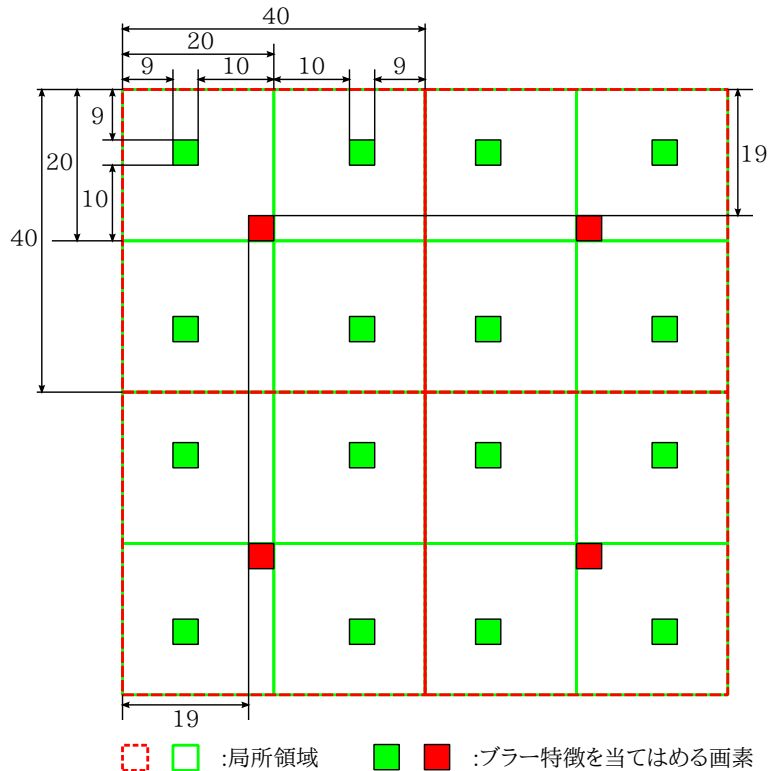


図 4.3: 局所領域の配置

の多くは、長辺の長さが VGA (Video Graphics Array) サイズと同じであるため、これらのグリッドによって分割した局所領域は、それぞれ一片の長さが VGA サイズにおける長辺の $1/64$, $1/32$, および $1/16$ に相当する。なお、各局所領域において局所輝度振幅は 1 画素分大きな局所領域から推定する。これは、局所領域の端部がエッジ画素と重なる場合に輝度勾配値が輝度振幅を超える現象を防止するためである。

複数サイズのグリッドによる分割は、図 4.3 に示すように大きなサイズの局所領域が小さなサイズの局所領域を包含するように行う。なお、図 4.3 では見やすさのために 20×20 と 40×40 の局所領域だけを示している。黄緑色実線と赤色点線の矩形は、それぞれ 20×20 と 40×40 の局所領域を示し、対応する色で塗りつぶした矩形は各局所領域のブラー特徴を当てはめる画素を示す。図 4.3 の寸法は画素数を示している。図 4.3 に示すように、ブラー特徴を当てはめる画素位置は奇数列と偶数列、および奇数行と偶数行で 1 画素分ずらして配置している。これは、ブラー特徴を当てはめる画素の空間分布を均一にするためである。

図 4.4 に 10×10 , 20×20 , 40×40 のグリッドサイズと複数サイズのグリッド分割を用いて図 1.1 (a) から推定したスパースブラー特徴マップの例を示す。なお、図 4.4 では $\hat{A}_{min} = 30$ を用いて ANGHS を算出し、さらに、視覚的な比較を容易にするために 0 から 95 パーセンタイルまでの特徴量を、それぞれ青色から赤色にマッピングし擬似カラーで示してい

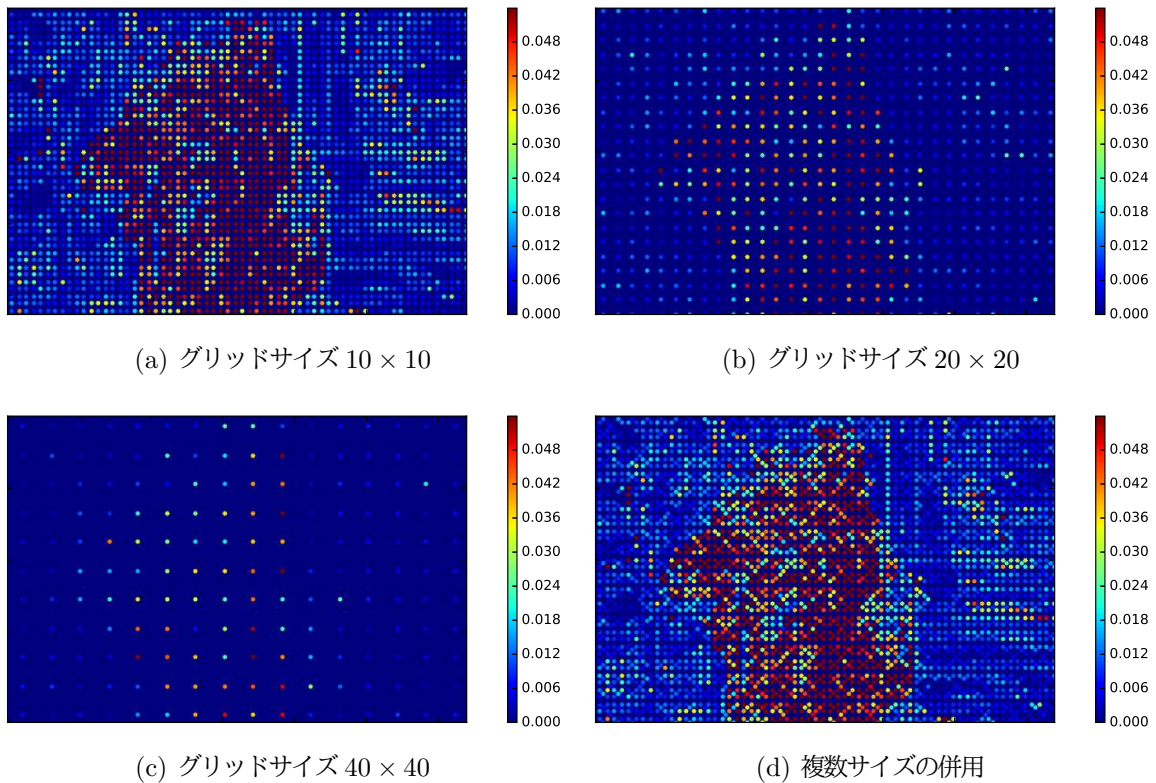


図 4.4: グリッドサイズ毎のスパースブラー特徴マップ

る。図 4.4 (a) に示すとおり、小さなサイズのグリッド分割を用いた場合は、局所領域を密にサンプリングすることが可能である。しかしながら、各局所領域のブラー特徴量は少数の画素から算出するため値が不安定になる傾向がある。一方、図 4.4 (c) に示すとおり、大きなサイズのグリッド分割を用いた場合は、各局所領域のブラー特徴量は安定するが、局所領域のサンプリングは疎になる。複数サイズのグリッド分割を用いることで局所領域のサンプリング密度とブラー特徴量の正確性のトレードオフのバランスをとることが可能となり、最終的に推定するブラー特徴マップの安定性が向上する。

4.2.2 EAI を用いたブラー特徴マップ補間

スパースブラー特徴マップは各局所領域の中心画素にだけ値を持つため、領域分割に用いることが難しい。そこで本論文では、A. Levin らの EAI [12] を用いて疎なブラー特徴を画像全体に伝播することでブラー特徴マップを補間する。文献 [12] では画像マッピングのために EAI が提案されているが、疎な特徴量を局所的な色特徴の類似度に基づいて伝播する手法として用いることが可能である。

本項ではカラー画像を行列 $[\mathbf{I}_1, \mathbf{I}_2, \dots, \mathbf{I}_i, \dots, \mathbf{I}_N]$ を用いて表す. インデックス i ($1 \leq i \leq N$) は画素位置を示し, $\mathbf{I}_i = [I_i^r, I_i^g, I_i^b]^T$ は 3 行 1 列の色ベクトルを示す. I_i^r, I_i^g, I_i^b は RGB カラー画像の各チャンネル値である. また, ブラー特徴マップ \mathbf{b} とスパースブラー特徴マップ \mathbf{b}^s は N 行 1 列のベクトルで表す. 各局所領域の中心画素を集合 \mathbf{R} で表すと, 各局所領域の中心画素 b_i^s ($i \in \mathbf{R}$) の特徴量は ANGHs の値になり, その他の画素 b_i^s ($i \notin \mathbf{R}$) の特徴量は 0 になる. このとき, ブラー特徴マップ \mathbf{b} は次式 (4.2) に示すコスト関数を最小化する解として与えられる.

$$C(\mathbf{b}) = \mathbf{b}^T \mathbf{L} \mathbf{b} + \alpha (\mathbf{b} - \mathbf{b}^s)^T \mathbf{D} (\mathbf{b} - \mathbf{b}^s) \quad (4.2)$$

ただし, α は定数であり, 本論文では $\alpha = 0.0001$ を用いる. \mathbf{D} は N 行 N 列の対角行列であり, \mathbf{D} の要素 D_{ij} ($1 \leq i, j \leq N$) は次式 (4.3) で表せる.

$$D_{ij} = \begin{cases} r_i & (i = j) \wedge (i \in \mathbf{R}) \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (4.3)$$

文献 [12] では $r_i = 1$ を用いているが, 本論文では r_i に各局所領域サイズを用いる. これは, 式 (4.2) においてより大きな局所領域に対するコストを強調するためである. \mathbf{L} は Matting Laplacian 行列と呼ばれる N 行 N 列の行列であり, 要素 L_{ij} は次式 (4.4) で表せる.

$$L_{ij} = \sum_{k|(i,j) \in \omega_k} \left(\delta_{ij} - \frac{1}{|\omega_k|} (1 + (\mathbf{I}_i - \boldsymbol{\mu}_k)^T (\boldsymbol{\sigma}_k + \frac{\epsilon}{|\omega_k|} \mathbf{E}_3)^{-1} (\mathbf{I}_j - \boldsymbol{\mu}_k)) \right) \quad (4.4)$$

δ_{ij} はクロネッカーのデルタ関数を示す. ω_k は局所的な色特徴の類似度を算出するための局所ウィンドウを指し, $|\omega_k|$ は局所ウィンドウ内の画素数を表す. $\boldsymbol{\mu}_k$ と $\boldsymbol{\sigma}_k$ はそれぞれ 3 行 1 列の平均色ベクトルと 3 行 3 列の色分散共分散行列を示す. $\boldsymbol{\mu}_k$ と $\boldsymbol{\sigma}_k$ はともに ω_k 内の画素から算出する. \mathbf{E}_3 は 3 行 3 列の単位行列である. L_{ij} は $(i, j) \in \omega_k$ となる要素において式 (4.4) の値を持ち, その他の要素では $L_{ij} = 0$ になる. 式 (4.2) は \mathbf{b} に関する 2 次方程式である. そのため, 式 (4.2) は $\frac{\partial C(\mathbf{b})}{\partial \mathbf{b}} = 0$ において最小値となる. 式 (4.2) を \mathbf{b} で偏微分すると, 次式 (4.5) が導かれる.

$$(\mathbf{L} + \alpha \mathbf{D}) \mathbf{b} = \alpha \mathbf{D} \mathbf{b}^s \quad (4.5)$$

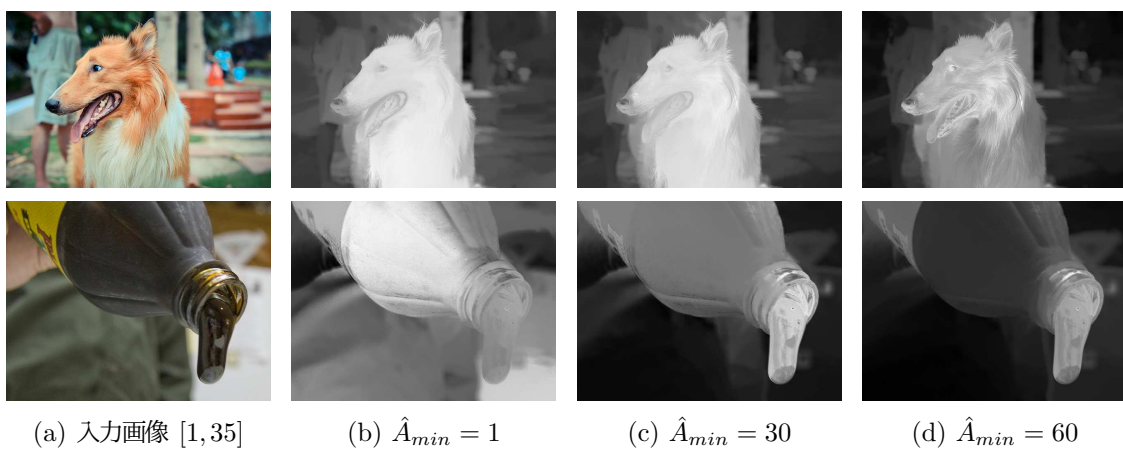
ブラー特徴マップは式 (4.5) の解として与えられる. 図 4.5 に図 4.4 (d) から推定したブラー特徴マップを示す. 図 4.5 に示すとおり, 提案手法による推定結果はエッジ部分における特徴量変化を維持しながら領域内の特徴量は滑らかに変化する. これは, しきい値などによる単純な分割でも画素の連結性が保たれやすいことを意味し, 領域分割のためのブラー特徴マップとして望ましい性質と言える.



図 4.5: 提案手法によるブラー特徴マップ

4.2.3 \hat{A}_{min} によるブラー特徴マップへの影響

第3章で述べたように、 \hat{A}_{min} の設定はブラー特徴マップに大きく影響する。図4.6に $\hat{A}_{min} = \{1, 30, 60\}$ を用いたときのブラー特徴マップを示す。最適な \hat{A}_{min} は画像毎に異なる。例えば、図4.6の上段の画像では $\hat{A}_{min} = 1$ でも識別性能は保たれている。一方、図4.6の下段の画像では画像の右下部分にある局所領域 B-NE の多くで小さな輝度振幅値を持っているため、 $\hat{A}_{min} = 1$ の場合は大きな ANGHS 値となっている。この問題は \hat{A}_{min} に大きな値を



(a) 入力画像 [1, 35]

(b) $\hat{A}_{min} = 1$ (c) $\hat{A}_{min} = 30$ (d) $\hat{A}_{min} = 60$ 図 4.6: \hat{A}_{min} 毎のブラー特徴マップ

設定することで回避することが可能であるが、 $\hat{A}_{min} = 60$ のように極端な設定値の場合は局所領域 S-NE の多くが小さな ANGHS 値となるため、ブラー特徴マップの識別性能を下げってしまう。最適な \hat{A}_{min} は画像毎に異なり自動的に決定する手法は知られていない。そこで本論文では、第 7 章で \hat{A}_{min} に起因する識別性能を統計的に調査する。

4.3 色特徴とブラー特徴を併用した 2 段階領域分割

4.3.1 ブラー特徴と大津法による初期分割

本項では、大津法を用いた第 1 段階目の分割処理について述べる。大津法は、分割した 2 領域の特徴量分離度に基づいて最適なしきい値を探索する手法である。ブラー特徴マップをしきい値 p を用いてブラー領域 C_0 と鮮明な領域 C_1 に分割したときのクラス間分散 σ_B^2 は次式 (4.6) で表せる。

$$\sigma_B^2 = \omega_0(p)\omega_1(p)(\mu_1(p) - \mu_0(p)) \quad (4.6)$$

ただし、 $\mu_0(p)$ と $\mu_1(p)$ はそれぞれ、しきい値 p で分割した際の C_0 と C_1 の特徴量平均値を示す。また、 $\omega_0(p)$ と $\omega_1(p)$ はそれぞれ、しきい値 p で分割した際の C_0 と C_1 の相対面積を示し、 $\omega_0(p) + \omega_1(p) = 1$ が成り立つ。 μ_b でブラー特徴マップ全体の特徴量平均値を表すと、 $\mu_1(p) = [\mu_b - \mu_0(p)]/[1 - \omega_0(p)]$ と表せることから、式 (4.6) は次の式 (4.7) のように表せる。

$$\sigma_B^2 = \frac{(\mu_b\omega_0(p) - \mu_0(p))^2}{\omega_0(p)(1 - \omega_0(p))} \quad (4.7)$$

大津法では最適なしきい値 p^* はクラス間分散を最大化するものとして、 $p^* = \underset{p}{\operatorname{argmax}} \sigma_B^2(p)$ で決定する。ブラー特徴マップは 8bit グレー画像で表されるため、全ての設定可能なしきい値に対して式 (4.7) を評価すればよく、入力パラメータが不要な自動処理を構築することが可能である。大津法を用いて図 4.5 を分割した例を図 4.7 に示す。

4.3.2 色特徴とブラー特徴に基づく Graphcuts

大津法はしきい値による分割であり、画素に当てはめるラベル値の隣接関係は考慮されていない。そのため、図 4.7 に示したような細かな孤立領域や不自然な分割境界が発生する。初期分割における孤立領域や不自然な分割境界は、各画素の特徴量だけでなく隣接画素間の特徴量連続性も評価してラベルを当てはめる手法を用いることで補正することが可能である。各



図 4.7: 大津法による分割結果

画素の特徴量と隣接画素間の特徴量連続性を考慮した領域分割は、次の式 (4.8) に示すエネルギー関数を最小化する問題として定義される。

$$E(\mathbf{X}) = \sum_i E_1(X_i) + \gamma \sum_{i,j} E_2(X_i, X_j) \quad (4.8)$$

ここで \mathbf{X} ($X_i \in \{0, 1\}$) は分割結果を示し、ラベル値 0 はブラー領域を示し、1 は鮮明な領域を示す。式 (4.8) の右辺第 1 項はデータ項と呼ばれ、各画素に当てはめるラベル値の妥当性を評価する。式 (4.8) の右辺第 2 項は平滑化項と呼ばれ、隣接画素間におけるラベル値の連続性を評価する。 γ はデータ項と平滑化項の影響を調整する定数である。

Y. Boykov らの Graphcuts [32, 36] は式 (4.8) のエネルギー最小化問題を、グラフ理論における最小カットを求める問題として扱うことで領域分割を行う手法である。Graphcuts ではまず、図 4.8 (a) に示すような重み付き有効グラフ $G = (\mathcal{V}, \mathcal{E})$ を構築する。 \mathcal{V} は頂点集合を表し、各画素を示す頂点 v_i と分割する 2 領域を示す特別な頂点 v_s と v_t から成る。本論文では v_s をブラー領域とし、 v_t を鮮明な領域とする。 \mathcal{E} はエッジ集合を表し、隣接する頂点間を結ぶ双方向エッジ $e_{ij} = e_{ji}$ と v_s, v_t と各 v_i 間を結ぶ有向エッジ e_{si} , および e_{it} から成る。各エッジは切断コストと呼ばれる重みを持っておりそれぞれ $c_{ij} = c_{ji}$, c_{si} , c_{it} と表記する。なお、図 4.8 では説明のために上下左右の 4 方向に隣接する頂点をエッジで結合しているが、実際の処理では斜め方向を含む 8 方向に隣接する頂点をエッジで結合することが多い。本論文でも 8 方向に隣接する頂点をエッジで結合し処理を行う。グラフ G のカットとは、頂点集

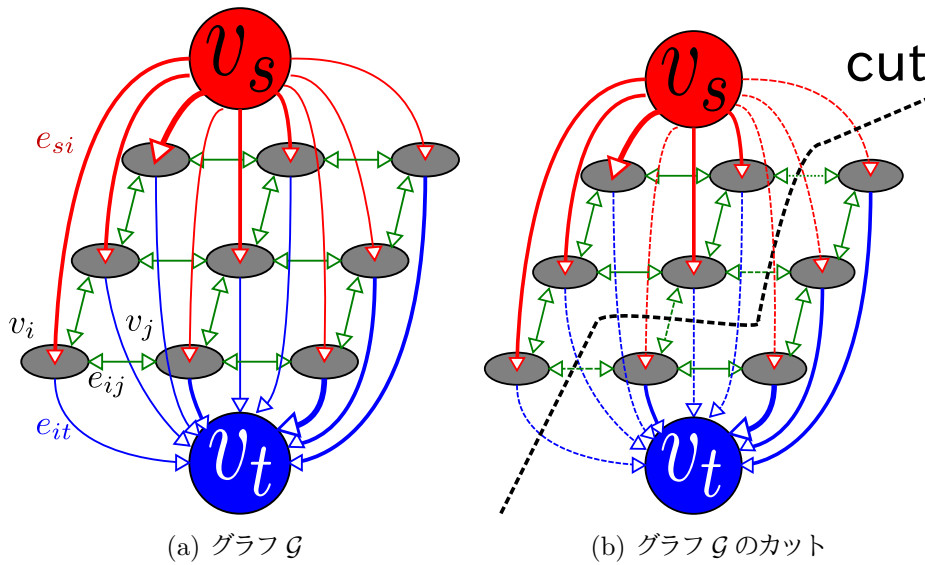


図 4.8: 領域分割のためのグラフとそのカット [36]

表 4.1: 切断コストと式 (4.8) の対応関係：単一画像に対するブラー領域分割

エッジ	e_{si}	e_{it}	e_{ij}
コスト	$c_{si} = E_1(X_i = 0)$	$c_{it} = E_1(X_i = 1)$	$c_{ij} = E_2(X_i, X_j)$

合 \mathcal{V} を二つの部分集合 \mathcal{S} ($v_s \in \mathcal{S}$) と \mathcal{T} ($v_t \in \mathcal{T}$) に分ける操作をいう。グラフ G のカットの例を図 4.8 (b) に示す。図 4.8 (b) ではカットによって切断されたエッジを点線で示している。この切断されたエッジのうち、頂点 v_s から v_t に向かうエッジの総切断コストをカットの容量と呼ぶ。最小カット問題は容量が最小であるカットを見つける問題である。データ項と平滑化項をグラフの切断コストに対応させたとき、最小カット容量は式 (4.8) の最小エネルギーに一致する。したがって、カットにより分割した部分集合 \mathcal{S} , \mathcal{T} が Graphcuts による分割結果となる [36]。

本項で提案するブラー領域分割では各エッジの切断コストと式 (4.8) を表 4.1 のように対応付ける。データ項は既知の特徴量モデルに対する画素特徴量の尤度を用いて算出し、平滑化項は隣接画素間の特徴量差に基づいて算出する。まず、特徴モデルの学習について述べる。本論文では特徴モデルとしてコンポーネント数 5 の GMM を用いる。従来の Graphcuts [32, 33, 37] では、輝度画像やカラー画像だけを用いて特徴モデルを学習しているが、本論文ではカラー画像とブラー特徴マップからそれぞれ個別に特徴モデルを学習し、データ項の算出において各特徴モデルの尤度を結合する。色特徴だけから学習した特徴モデルは、ブラー領域と鮮明な領域に類似した色が存在する場合や、各領域の色分布が複雑な場合は分割

性能が低下する。一方、特徴モデルの学習はブラー特徴マップを用いた初期分割結果に基づくため、ブラー特徴だけから学習した特徴モデルは初期分割結果の補正効果が少ない。色特徴とブラー特徴双方の特徴モデルを用いることで分割性能を維持しながら補正効果を高めることが可能になる。色特徴とブラー特徴を統合した4次元特徴量として扱わない理由は、ブラー特徴マップの画素値はEAIを用いて補間しているため色値に独立しておらず、後の尤度算出結果が不安定になるためである。また、統合した4次元特徴量として扱った場合は色特徴の影響が強くなるため分割性能が低くなる。なお、本提案手法ではRGB色空間に基づいた色値を色特徴として用いる。カラー画像の色空間にはRGB色空間の他に、人間の色知覚における均一性を考慮したCIEL*u*v*色空間やCIEL*a*b*色空間などが提案されている。RGB色空間は人間の知覚特性を考慮してはいないが、データ項に用いる値は特徴モデルの尤度であるため色空間の知覚的不均一性は分割性能に影響しない。

\mathbf{X} に基づいて分割したカラー画像とブラー特徴マップの各領域をそれぞれ、 C_0 と C_1 、および B_0 と B_1 で表す。特徴モデルの学習ではまず、 C_0 、 C_1 、 B_0 、 B_1 それぞれに対して分割数5のk-meansクラスタリング [38]を用いて各領域を5つの部分領域に分割する。その後、各部分領域から特徴量の平均値 $\mu_k^{C_0}, \mu_k^{C_1}, \mu_k^{B_0}, \mu_k^{B_1}$ と分散 $\sigma_k^{C_0}, \sigma_k^{C_1}, \sigma_k^{B_0}, \sigma_k^{B_1}$ を算出する。 k はGMMの各コンポーネントを表すインデックスである。 $\mu_k^{C_0}$ と $\mu_k^{C_1}$ は3行1列のベクトルであり、各要素はR、G、Bチャンネルそれぞれの平均値を示す。また、 $\sigma_k^{C_0}$ と $\sigma_k^{C_1}$ は3行3列の分散共分散行列であり、対角要素はR、G、Bチャンネルそれぞれの分散値を示し、他の要素はチャンネル間の共分散を示す。なお、 $\mu_k^{B_0}, \mu_k^{B_1}, \sigma_k^{B_0}, \sigma_k^{B_1}$ はスカラー量である。

学習した特徴モデルを用いたデータ項は次の式(4.9)と(4.10)を用いて算出する。

$$E_1(X_i = 0) = \sum_k d^{C_0}(k) + \sum_k d^{B_0}(k) \quad (4.9)$$

$$E_1(X_i = 1) = \sum_k d^{C_1}(k) + \sum_k d^{B_1}(k) \quad (4.10)$$

ただし、 $d^C(k)$ と $d^B(k)$ はそれぞれ次の式(4.11)と(4.12)で示される。

$$d^C(k) = -\log \left\{ \frac{w_k^C}{|\sigma_k^C|^{1/2}} \exp \left(-\frac{1}{2} (\mathbf{I}_i - \mu_k^C)^T (\sigma_k^C)^{-1} (\mathbf{I}_i - \mu_k^C) \right) \right\} \quad (4.11)$$

$$d^B(k) = -\log \left\{ \frac{w_k^B}{(\sigma_k^B)^{1/2}} \exp \left(-\frac{(b_i - \mu_k^B)^2}{2(\sigma_k^B)^2} \right) \right\} \quad (4.12)$$

w_k は k 番目のガウシアンコンポーネントに対する相対的な重みを示しており、本論文では各部分領域の相対画素数を用いる。 $|\sigma_k^C|$ は分散共分散行列の行列式を示す。

平滑化項は次の式(4.13)で求める。

$$E_2(X_i, X_j) = \text{dist}(i, j)^{-1} |X_i - X_j| \exp \left(-\frac{(\mathbf{I}_i^A - \mathbf{I}_j^A)^T (\mathbf{I}_i^A - \mathbf{I}_j^A)}{2 < (\mathbf{I}_i^A - \mathbf{I}_j^A)^T (\mathbf{I}_i^A - \mathbf{I}_j^A) >} \right) \quad (4.13)$$

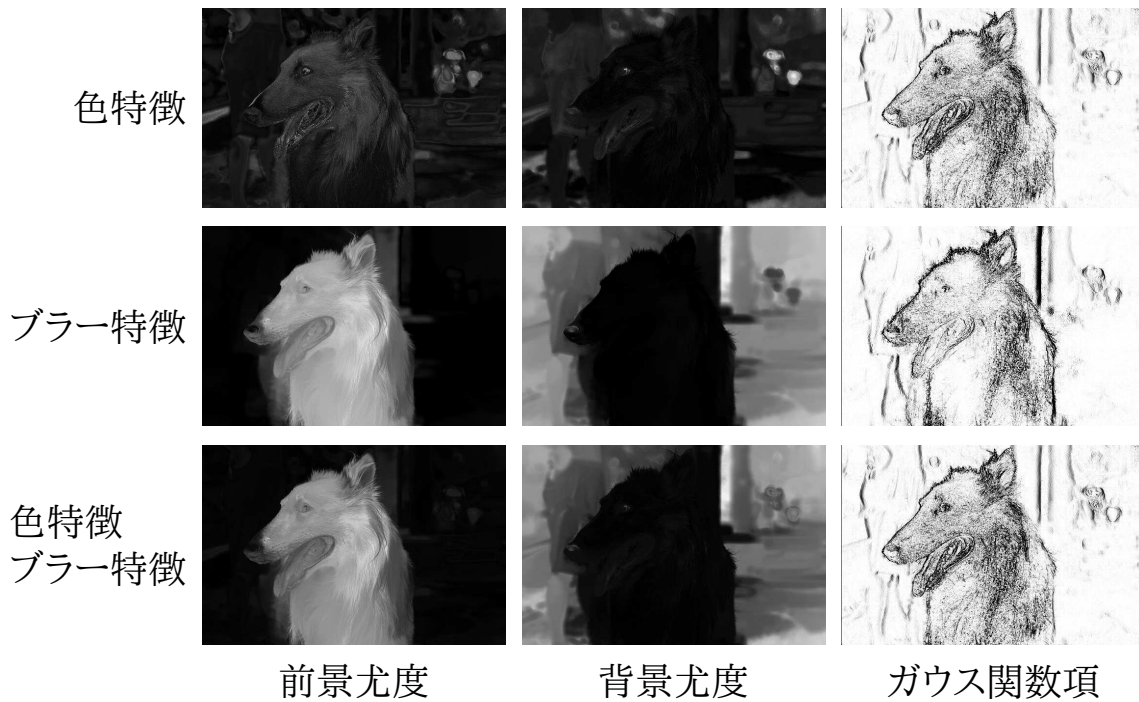


図 4.9: 使用特徴毎の尤度と特徴量差

ただし, $\text{dist}(i, j)$ は隣接画素間の画像空間上におけるユークリッド距離を示し, $\mathbf{I}_i^4 = [I_i^r, I_i^g, I_i^b, b_i]^T$ である. 式 (4.13) の指数項は \mathbf{I}^4 の特徴量差に基づくガウス関数であり, 特徴量差が期待値を下回る隣接画素間のコストを強調する効果がある.

各特徴量から算出した前景尤度と背景尤度, および式 (4.13) のガウス関数項を可視化した画像を図 4.9 に示す. 図 4.9 の各行は, それぞれ色特徴だけを用いた場合, ブラー特徴だけを用いた場合, および色特徴とブラー特徴を併用した場合の可視化画像を示す. なお, ガウス関数項の可視化画像では水平方向の特徴量差だけを用いている. 前景尤度と背景尤度の可視化画像に示すとおり, 色特徴だけを用いた場合は前景と背景尤度が被写体と背景にそれぞれ高い値を与えられず, 分割性能が低くなる. これは, 類似色がブラー領域と鮮明な領域の双方に存在するためである. 一方, ブラー特徴だけを用いた場合は初期分割結果と前景尤度の高い画素, または背景尤度の低い画素が一致するため, 初期分割結果の補正効果は期待できない. 色特徴とブラー特徴双方の特徴モデルを用いることで分割性能を維持しながら補正効果を高めることが可能になる. 例えば, 被写体の右上方にある柱部分は初期分割で誤分割が発生した箇所であるが, 色特徴とブラー特徴の特徴モデルを併用することで前景尤度値を下げるができる. 同様に, ガウス関数項の可視化画像に示すとおり色特徴を併用することで被写体の右上方にある柱部分の特徴量差が少なくなる. これは該当箇所の平滑化項のコストが増えること意味するため, 分割線が変化しやすくなる.

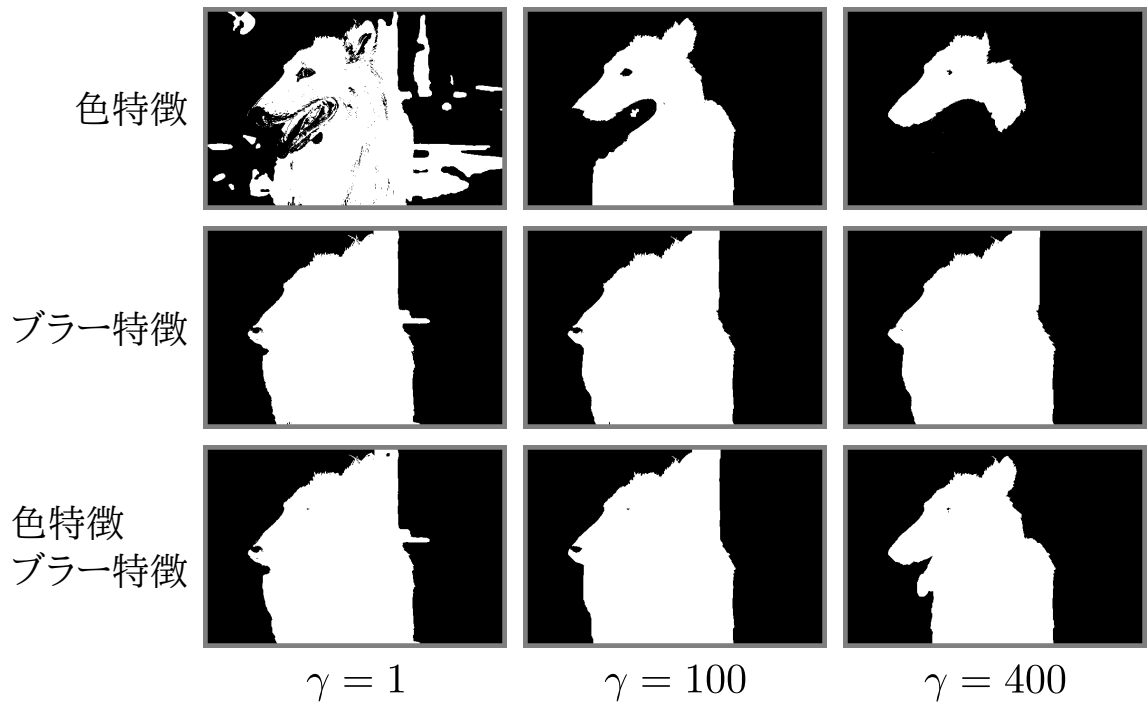


図 4.10: Graphcuts による最終分割結果

グラフの最小カットは最大フロー最小カットアルゴリズム [36] を用いて解けることが知られている。さらに、分割と特徴量モデルの更新を繰り返すことで分割結果を改善することが可能である [33]。提案手法ではまず、大津法による初期分割結果に基づいて特徴モデルの学習を行った後、1回目の分割を行う。その後の分割では、中間分割結果に基づいて特徴モデルを更新して分割を行う。本論文では特徴モデルの更新と分割を4回繰り返したときの分割結果を最終分割結果とする。

提案手法による最終分割結果を図 4.10 に示す。ここでは、色特徴とブラー特徴を併用する効果を示すために、 $\gamma = \{1, 100, 400\}$ のときの色特徴だけを用いた分割、ブラー特徴だけを用いた分割、および色特徴とブラー特徴を併用した分割の結果を示す。 $\gamma = \{100, 400\}$ のときには孤立領域や不自然な輪郭線が除去されていることが分かる。図 4.10 の色特徴だけを用いた場合の分割結果に示すとおり、色特徴だけでは分割性能が充分ではない。一方、ブラー特徴だけを用いた場合は初期分割の補正効果が少ない。本論文で提案する色特徴とブラー特徴を併用する Graphcuts はブラー特徴マップの分割性能を維持しながら、補正効果を高めることが可能である。

最後に、 $\gamma = 400$ のときの提案手法による分割結果と被写体抽出結果を示す。また、比較として目標分割結果と被写体抽出結果を示す。図 4.11 (a) に示すとおり本論文が提案する単一画像に対するブラー領域分割は、ブラー特徴マップの識別性能向上と色特徴とブラー特徴を

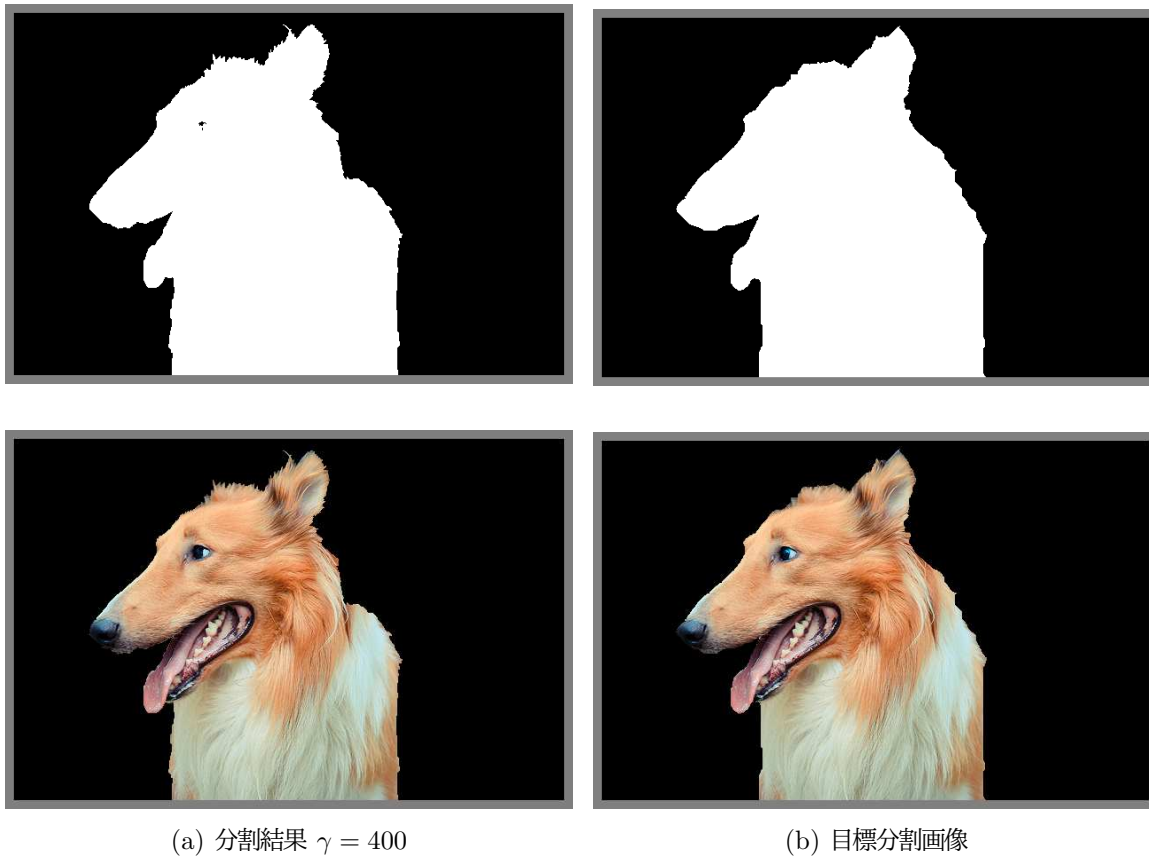


図 4.11: 提案手法による分割結果と被写体抽出結果

併用した Graphcuts による分割結果の高精細化を行うことで高精度の分割が可能である。しかしながら、図 4.10 の結果に示したとおり、最適な分割のための γ はデータ項と平滑化項の算出法やカラー画像とブラー特徴マップ毎に異なる。そこで本論文では、第 7 章で γ に起因する領域分割性能を統計的に調査する。

4.4 まとめ

本章では単一画像に対するブラー領域分割手法を提案した。まず最初に、単一画像に対するブラー領域分割では、画像全体のブラー度を示すブラー特徴マップの識別性能が分割精度を左右する点に着目し、ブラー特徴マップの識別性能を向上するための (1) 複数サイズのグリッド分割に基づくスパースブラー特徴マップ推定と (2) EAI (Edge Aware Interpolation) [12] を組み合わせたブラー特徴マップ推定手法を提案した。ブラー特徴量は局所領域の画素情報だけではなく、局所領域サイズにも影響を受ける。グリッド分割によって局所領域を画像全体に隔たりなく生成することで、最終的な EAI の伝播結果が安定する。複数サイズのグリッ

ド分割を用いることで局所領域のサンプリング密度とブラー特徴量の正確性のバランスをとり、ブラー特徴マップの識別性能を向上させる。その後、EAIを用いて疎な局所ブラー特徴を画像の局所色類似度に基づいて画像全体に伝播することで、エッジ付近の特徴量変化を維持しながらその他の画素では滑らかに特徴量に変化するノイズの少ないブラー特徴マップを生成する。

領域分割では、ブラー特徴マップを入力とした大津法を用いて初期分割を行い、その後、大津法による初期分割結果とカラー画像、およびブラー特徴マップを入力とした Graphcuts を用いて最終的な分割を行う 2 段階領域分割を提案した。入力パラメータが不要である大津法を用いることで領域分割の自動化を行い、特徴量と隣接画素間の特徴量連続性を考慮した Graphcuts で最終領域分割を行うことで分割精度を向上した。また、Graphcuts において色特徴とブラー特徴を併用することで分割性能を維持しながら初期分割の補正効果を向上させることが可能であることを明らかにした。

第5章 2枚の画像を用いたブラー領域分割

本章では2枚の画像を用いたブラー領域分割手法を提案する。被写体と背景にそれぞれ焦点を合わせた画像対からは、ブラー特徴量の差分値を得ることが可能である。本章ではまず、2枚の画像から算出したブラー差分特徴において、被写体と背景を分割する理論的なしきい値が定義できることを述べる。理論的なしきい値を用いることで大津法などのしきい値探索を用いない単純な処理で高精度な分割を行うことが可能である。さらに本章では、ブラー差分特徴マップを理論的なしきい値で初期分割した後に、膨張収縮処理を用いて誤分類の可能性が高い箇所を推定し、色特徴とブラー特徴マップを併用した Graphcuts を用いて初期分割結果を補正する2段階領域分割手法を提案する。2枚のブラー画像を用いた領域分割では、初期分割後の誤分類が孤立した領域、またはブロック形状に起因する真の分割境界線との誤差として発生することが多い。そのため、初期分割後の誤分類箇所を推定することで Graphcuts の補正箇所を制御することが可能になり分割精度が向上する。

5.1 カメラフォーカシングに基づくブラー差分

本章では、図 5.1 に示すような同一シーンでブラー量の異なる2枚の画像を用いたブラー領域分割について述べる。このような画像対はマルチフォーカスカメラやフォーカス操作中の動画像から取得することが可能である。

被写体や背景に焦点を合わせる操作は、レンズやカメラを光軸方向に動かすことによつて行う。図 5.2 は被写体とカメラを固定し、レンズを動かすことによつて被写体と背景にそれぞれ焦点を合わせたときの被写体、レンズ、および結像面の幾何学的関係を示している。図 5.2 (a) では P^O の位置にある被写体からの投影像は鮮明に写り、 P^B の位置にある背景からの投影像はブラーがかかる。図 5.2 (b) では反対に、 P^O の位置からの投影像にブラーがかかり、 P^B の位置からの投影像は鮮明に写る。図 5.2 (a) と (b) の幾何学的関係と、CoC の直

径の算出式 (2.3) から, c_0 と c_1 はそれぞれ次の式 (5.1) と (5.2) で表せる.

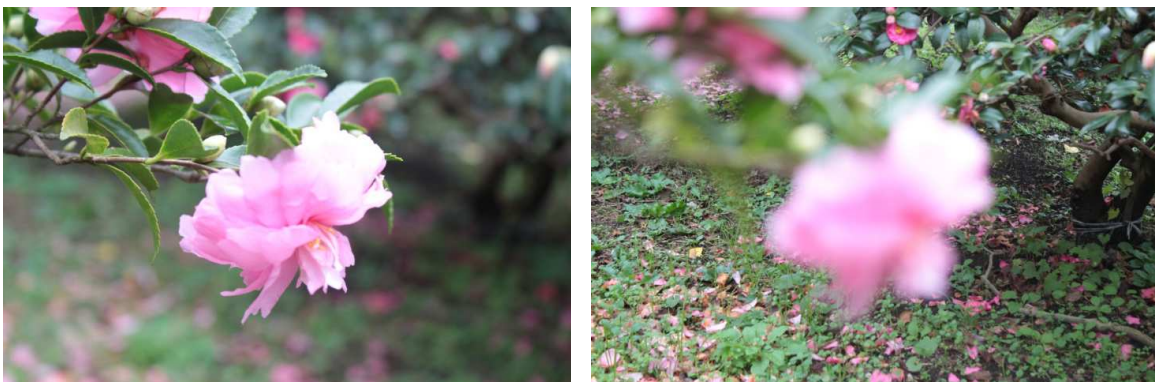
$$c_0 = af \frac{u_0^B - u_0^O}{u_0^B(u_0^O - f)} \quad (5.1)$$

$$c_1 = af \frac{u_1^B - u_1^O}{u_1^O(u_1^B - f)} \quad (5.2)$$

被写体と背景からの光線による CoC をそれぞれ c^O と c^B で表すと, 図 5.2 (a) では $c_0^O \simeq 0, c_0^B \simeq c_0$ となり, 図 5.2 (b) では $c_1^O \simeq c_1, c_1^B \simeq 0$ となる. $c_0^O \leq c_1^O$ と $c_0^B \geq c_1^B$ であることから, $c_0^O - c_1^O \leq 0$ と $c_0^B - c_1^B \geq 0$ が成り立つ. これは, 2枚の画像からそれぞれ算出したブラー特徴の差分値は, 被写体部分と背景部分で互いに逆の符号を持つことを意味し, ブラー領域と鮮明な領域を分ける理論上のしきい値は 0 になる. 本論文ではこの発想に基づいて 2枚の画像からブラー差分特徴を求め領域分割を行う手法を提案する.

5.2 処理概要

提案手法のデータフロー図を図 5.3 に示す. 単一画像に対するブラー領域分割と同様に, まず, 被写体合焦カラー画像と背景合焦カラー画像から $RGB \rightarrow YUV$ 色変換を用いて被写体合焦輝度画像と背景合焦輝度画像をそれぞれ生成する. 次に, 被写体輝度画像を用いてブラー特徴マップを推定し, 同時に, 各輝度画像を用いてブラー差分特徴マップを推定する. ブラー差分特徴マップ推定は次の手順で行う. 最初に, 複数サイズのグリッド分割を用いて局所領域をサンプリングし, 被写体合焦画像と背景合焦画像それぞれのブラー特徴量を求める. その後, 被写体合焦画像のブラー特徴量から背景合焦画像のブラー特徴量を対応する局



(a) 被写体合焦画像

(b) 背景合焦画像

図 5.1: ブラーの異なる同一シーンの画像対

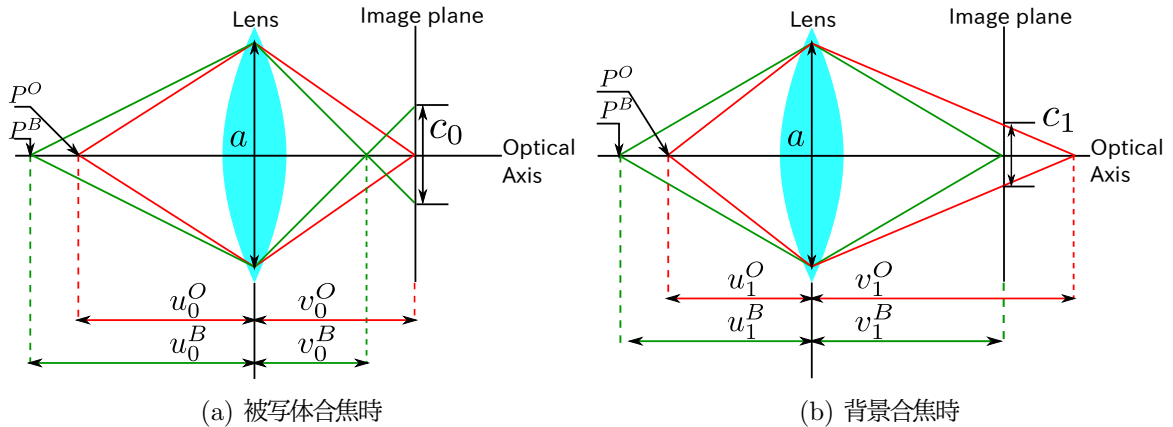


図 5.2: 合焦位置毎の幾何学的関係

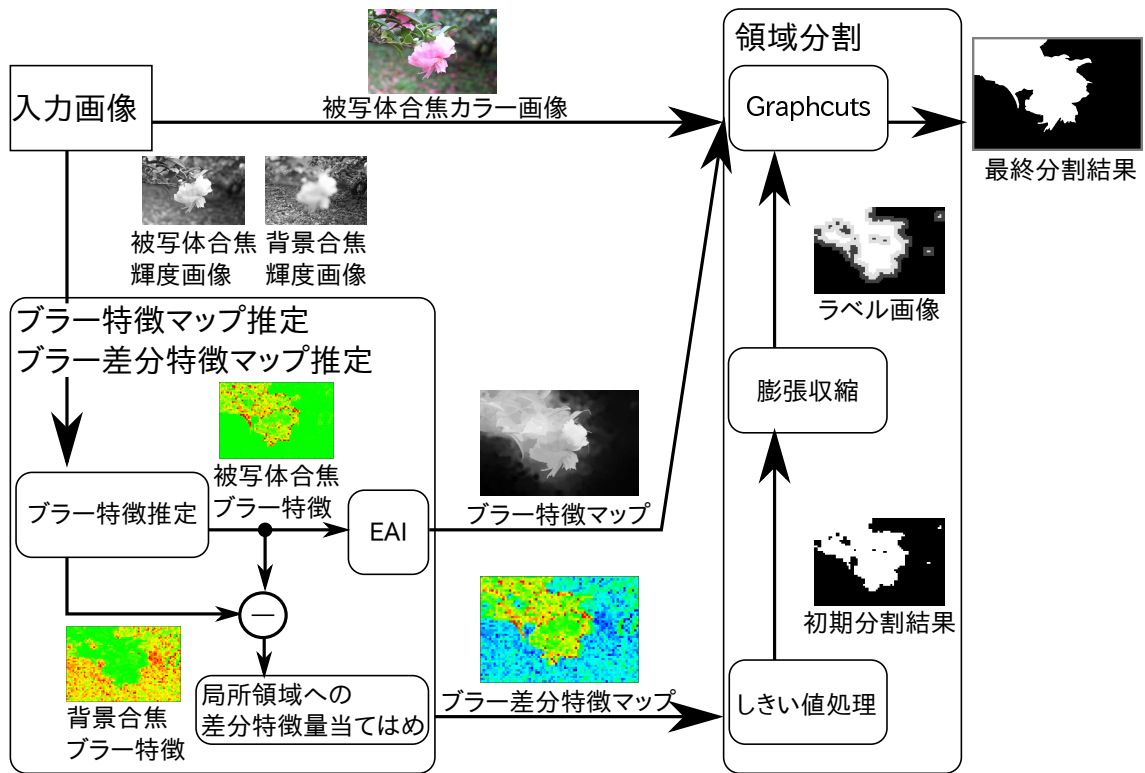


図 5.3: 2枚の画像を用いたブラー領域分割のデータフロー図

所領域毎に減算し、各局所領域の差分値を局所領域全体に当てはめることでブラー差分特徴マップを推定する。なお、ブラー差分特徴マップはグリッドサイズ毎に推定する。

初期分割のためのブラー差分特徴マップは局所領域全体に直接値を当てはめる一方で、最終分割のためのブラー特徴マップはEAIを用いて補間を行っている。ブラー差分特徴マップ推定においてEAIを用いない理由は、EAIによる補間後では差分特徴量が近傍の局所領域間

で平均化され理論上のしきい値が定まらないためである。また、差分特徴を EAI で伝播した場合は位置ずれなどに起因する差分量の誤りも画像全体に広がるため、識別性能が向上しない。そのため、最終領域分割のための特徴マップとしては差分特徴よりもブラー特徴の方が適している。

領域分割ではまず、グリッドサイズ毎にブラー差分特徴マップをしきい値 $p = 0$ を用いて分割する。次に、画素毎に各ブラー差分特徴マップの分割結果を調べ、多数決処理に基づいて半数以上のブラー差分特徴マップで被写体と判定された場合にその画素を被写体としてラベル付けする。ブラー差分特徴マップは各局所領域において同一の値を持つため、初期分割結果はブロック状の形状が目立つ。また、被写体合焦画像と背景合焦画像撮影時の位置ずれなどに起因する誤分割が発生する。誤分割は孤立した領域、またはブロック形状に起因する真の分割境界線との誤差として発生することが多い。そこで初期分割結果に対して膨張収縮処理を行い、孤立した領域と被写体と背景の分割境界線付近を誤分割の可能性が高い領域としてラベル付けする。最後に、膨張収縮後のラベル画像、被写体合焦カラー画像、およびブラー特徴マップを入力とした Graphcuts を用いて分割結果を修正することで最終的な分割結果を得る。

5.3 ブラー差分特徴マップ推定

単一画像に対するブラー領域分割と同様に、まず被写体合焦画像と背景合焦画像をそれぞれ複数サイズのグリッドで分割することで局所領域を生成する。本論文では単一画像に対する領域分割と同様に、 10×10 、 20×20 、および 40×40 のグリッドサイズを用いる。対応関係にある被写体合焦画像の局所輝度振幅値と背景合焦画像の局所輝度振幅値をそれぞれ A_0

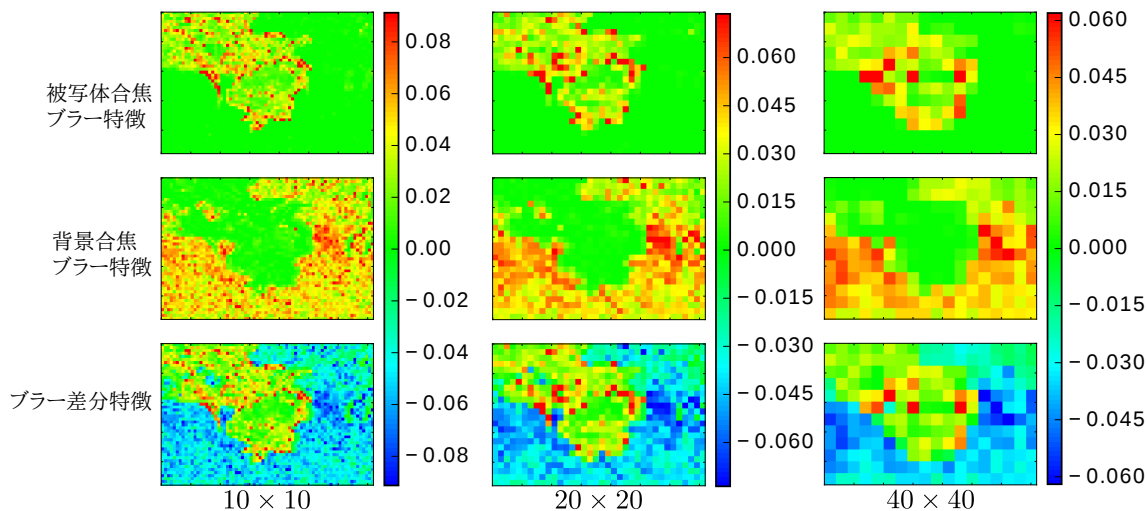


図 5.4: ブラー差分特徴マップの推定

と A_1 で表す. 2 枚の画像を用いたブラー領域分割では, ANGHs を求める際の輝度振幅値として $\hat{A} = \max(A_0, A_1)$ を用いる. 2 枚の画像からサンプリングした局所領域対のどちらかは鮮明な領域であるため, \hat{A} が極端に低い値になる可能性は低い. $\hat{A} = \max(A_0, A_1)$ を用いることで明示的な \hat{A}_{min} の指定を回避することが可能になる. 被写体合焦画像の ANGHs から背景合焦画像の ANGHs を対応する局所領域毎に減算する. 最後に, 各局所領域の差分値を局所領域全体に当てはめることでブラー差分特徴マップを推定する. この操作はグリッドサイズ毎に行うため, 最終的に 3 種類のブラー差分特徴マップが得られる.

図 5.1 から推定した各ブラー特徴マップとブラー差分特徴マップを図 5.4 に示す. 図 5.4 の各行は被写体合焦画像と背景合焦ブラー画像のブラー特徴マップ, およびそれらのブラー差分特徴マップを示し, 各列は分割に用いたグリッドサイズを示す. 図 5.4 では各画素の値と理論上のしきい値の関係を分かりやすくするため擬似カラーで表している. また, ブラー差分特徴マップとの比較のために, 各ブラー特徴マップのカラーマッピングは対応するグリッドサイズにおけるブラー差分特徴マップの値域に合せている.

5.4 ブラー差分特徴に基づく 2 段階領域分割

領域分割ではまず, グリッドサイズ毎にブラー差分特徴マップをしきい値 $p = 0$ で分割する. 小さなグリッドサイズを用いた場合はブロック形状による真の分割線との誤差は小さくなるが, 細かな孤立領域が多くなる. 一方, 大きなグリッドサイズを用いた場合は孤立領域数は少なくなるが, ブロック形状に起因する誤差が大きくなる. そこで, 本論文では画素毎にラベル値の多数決処理を行い, 半数以上のブラー差分特徴マップで被写体と判定された場合にその画素を被写体としてラベル付けする. この処理によって孤立領域数とブロック形状に起因する誤差のバランスをとることが可能になる.

第 5.3 節で求めたブラー差分特徴マップに対して 10×10 , 20×20 および, 40×40 のグリッドサイズを用いて求めたブラー差分特徴マップに対してしきい値 $p = 0$ を用いて分割した結果と多数決処理による判定結果を図 5.5 に示す. 図 5.5 (a) と (c) に示すとおり, 小さなグリッドサイズを用いた場合は細かな孤立領域が多く, 大きなグリッドサイズを用いた場合はブロック形状に起因する誤差が大きい. 図 5.5 (d) は多数決処理によって孤立領域とブロック形状に起因する誤差を抑制している. また, 2 枚の画像を用いることで単純な処理ながら分割が可能であることが分かる.

ブラー差分特徴は各局所領域で同一の値を持つため, ブロック形状に起因する誤差を完全に取り除くことは難しい. また, 被写体合焦画像と背景合焦画像撮影時の位置ずれや, ブラーによる隣接局所領域の影響に起因した誤分割は初期分割の時点では除去できていない. 誤分

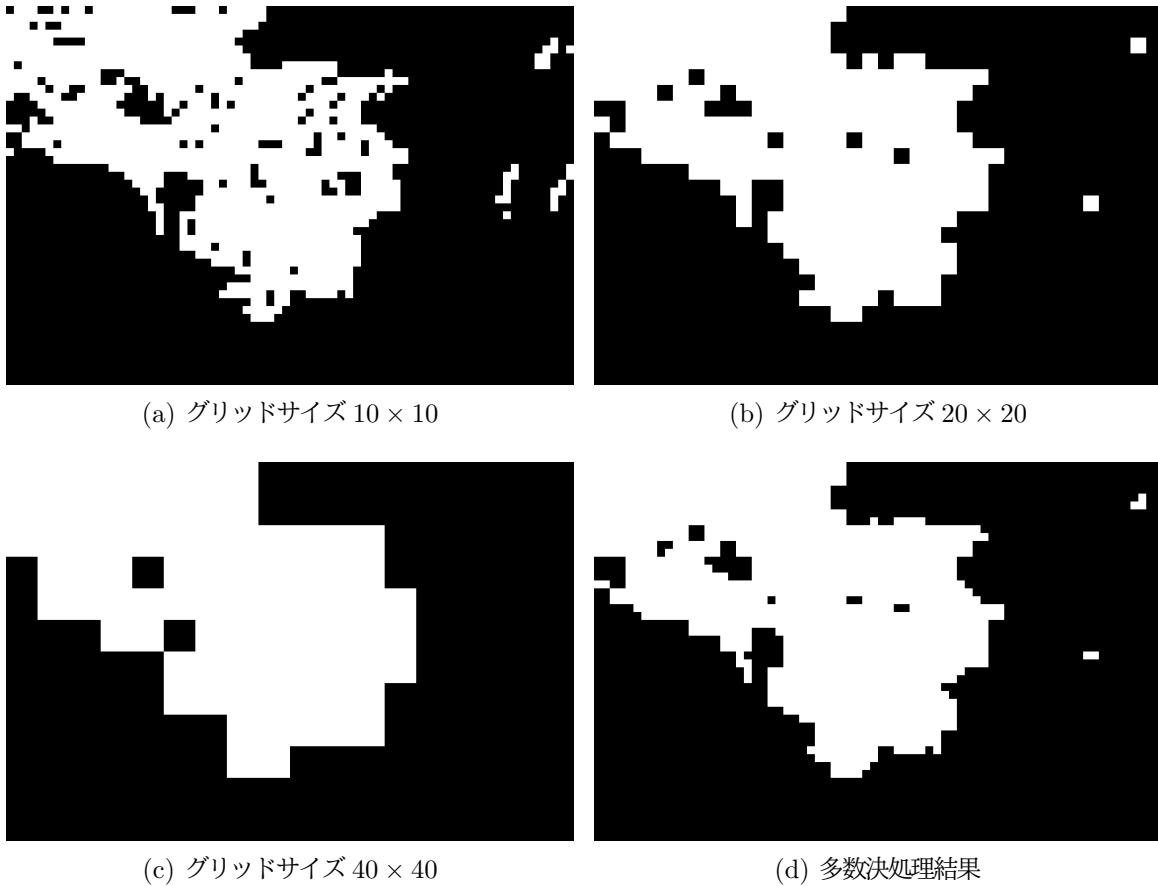


図 5.5: 正負判別による初期分割結果

割は孤立した領域，またはブロック形状に起因する真の分割境界線との誤差として発生することが多いため，初期分割結果に対して膨張収縮処理を行い，孤立した領域と被写体と背景の分割境界線付近を誤分割の可能性が高い領域としてラベル付けする。

膨張収縮処理の構造要素とそのサイズは後の Graphcuts による補正を行う範囲を決定付けるため，最終分割結果に影響を与える。しかしながら，適切な構造要素とそのサイズは画像や初期分割結果に依存するため一意に決めることが難しい。本論文では最も大きなグリッドサイズで誤分割が発生したケースにおいて補正を可能にするために，構造要素として全要素が1の 41×41 行列を用いる。図 5.5 (d) に対して膨張処理と収縮処理を個別に行い，元の分割結果と異なるラベル値になる画素に対して新たなラベル値を当てはめた画像を図 5.6 に示す。図 5.6 では収縮処理後にラベル値が変化した画素を薄灰色で示し，膨張処理後にラベル値が変化した画素を濃い灰色で示している。

最終的な分割には，単一画像に対するブラー領域分割と同様に色特徴とブラー特徴を併用した Graphcuts を用いる。膨張収縮処理後のラベル画像を \mathbf{X} ($X_i \in \{0, 1, 2, 3\}$) とする。こ



図 5.6: 膨張収縮後のラベル画像

表 5.1: 切断コストと式 (4.8) の対応関係 : 2 枚の画像を用いたブラー領域分割

エッジ	e_{si}	e_{it}	e_{ij}
コスト	$c_{si} = \begin{cases} \infty & (X_i = 0) \\ 0 & (X_i = 3) \\ E_1(X_i = 1) & otherwise \end{cases}$	$c_{it} = \begin{cases} 0 & (X_i = 0) \\ \infty & (X_i = 3) \\ E_1(X_i = 2) & otherwise \end{cases}$	$c_{ij} = E_2(X_i, X_j)$

ここでラベル値 0 はブラー領域を示し、3 は鮮明な領域を示す。これらは膨張収縮処理の前後でラベル値が変化しない領域である。ラベル値 1 は初期分割ではブラー領域として判別されており、膨張後にラベル値が変化した領域を示す。ラベル値 2 は初期分割では鮮明な領域として判別されており、収縮後にラベル値が変化した領域を示す。Graphcuts における各エッジの切断コストと式 (4.8) の対応関係を表 5.1 に示す。初期分割において膨張収縮後にラベル値が変化しない画素は正確に領域が判別されていると見なし、Graphcuts の前後でラベル値が変化しないようにする。これには初期分割時のラベル値に応じて c_{si} と c_{it} に固定値を割り当てればよい。例えば膨張収縮後に $X_i = 0$ である場合は $c_{si} = \infty \gg c_{it} = 0$ となるため、切断コストが少ない e_{it} が必ずカットに含まれるようになる。このとき $v_i \in \mathcal{S}$ となるためラベル値は変化しない。

$X_i = 1$ 、および $X_i = 2$ の場合は単一画像に対するブラー領域分割と同様に学習した特徴

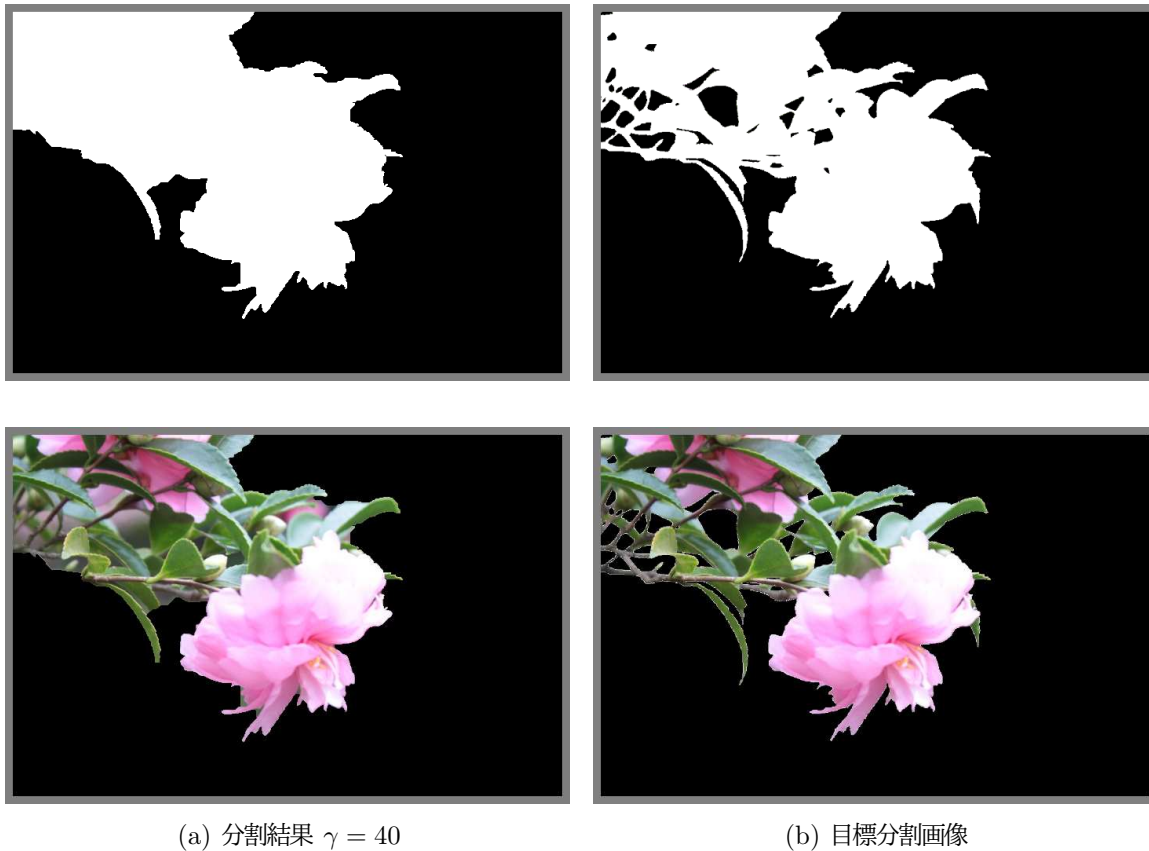


図 5.7: 提案手法による最終分割結果と被写体抽出結果

モデルの尤度を割り当てる．入力特徴は被写体合焦カラー画像とブラー特徴マップとし，膨張収縮後のラベル画像に基づいてコンポーネント数5のGMMによる色特徴モデルとブラー特徴モデルを学習する．ただし，ブラー特徴マップの算出では $\hat{A} = \max(A_0, A_1)$ を用いる．また，ブラー領域と鮮明な領域の特徴モデルは，ラベル画像においてそれぞれ $\mathbf{X}_{X_i=0 \vee 1}$ ，および $\mathbf{X}_{X_i=2 \vee 3}$ となる領域から算出する．学習した特徴モデルを用いたデータ項は式(4.9)と(4.10)を用いて算出し，平滑化項は式(4.13)で求める．

提案手法による最終分割結果と分割結果に基づいて被写体を抽出した例を図5.7に示す．また，比較として目標分割画像とその被写体抽出結果も合わせて示す．なお，この例ではデータ項と平滑化項間の重み係数として $\gamma = 40$ を用いた．図5.7に示すとおり本論文が提案する2枚の画像を用いたブラー領域分割は，ブラー差分特徴を求め理論上のしきい値 $p = 0$ で分割し，さらに Graphcuts を用いて初期分割結果を補正することで高い精度の分割が可能である．

5.5 まとめ

本章では2枚の画像を用いたブラー領域分割手法を提案した。第2章で説明した薄凸レンズに基づくブラー生成プロセスに基づき、被写体と背景にそれぞれ焦点を合わせた画像対から算出したブラー差分特徴において、被写体と背景を分割する理論的なしきい値が定義できることを述べた。

ブラー差分特徴マップは複数サイズのグリッド分割を用いてサンプリングした局所領域から ANGHS の差分値を算出し、各局所領域全体に当てはめることで推定した。これは EAI による補間後では理論上のしきい値が定まらないためである。

領域分割では、ブラー差分特徴マップを理論的なしきい値で初期分割した後に膨張収縮処理を用いて誤分類の可能性が高い箇所を推定し、さらに、色特徴とブラー特徴マップを併用した Graphcuts を用いて初期分割結果を補正する2段階領域分割手法を提案した。最初に、グリッドサイズ毎に算出したブラー差分特徴マップをまず理論上のしきい値 $p = 0$ で分割し、画素毎にラベル値を多数決評価することで初期分割を行う。多数決処理によって孤立領域とブロック形状に起因する誤差を抑制することが可能である。初期分割後の誤分類が孤立した領域、またはブロック形状に起因する真の分割境界線との誤差として発生することが多い。初期分割後の誤分類箇所を推定することで Graphcuts の補正箇所を制御することが可能になるため高精度の分割が可能である。

本提案手法は2枚のブラー画像を必要とするが高精度の分割が可能である。2枚のブラー画像はマルチフォーカスカメラやフォーカス操作中の動画像から取得可能であるため、提案手法はカメラアプリケーションの高性能化に寄与することが期待できる。

第6章 ブラー領域分割の精度評価

フォーカルブラー領域分割を含む2値領域分割の精度評価手法は、評価尺度と精度比較手法に関して議論の余地があり、提案手法の有効性を示すためには適切な精度評価手法を検討する必要がある。そこで本章では、フォーカルブラー領域分割精度評価のための評価尺度の妥当性を検証し、さらに精度比較のための統計的要約について検討する。まず、フォーカルブラー領域分割がクラスタリングとクラス分類の2種類の問題として捉えられることを述べ、各文脈で精度評価が異なることを示す。その後、フォーカルブラー領域分割の精度評価に求められる要求事項を定義し、その要求事項を満たした評価尺度を検討する。さらに、アルゴリズムを複数の観点から比較可能な統計的要約手法について検討する。

6.1 クラスタリングとクラス分類における精度評価

フォーカルブラー領域分割は、ブラー特徴量に基づいて画像を二つの領域に分けるクラスタリングの問題と、各画素をブラーと鮮明な領域に分類するクラス分類の問題として捉えることが可能である。クラスタリングの文脈では各領域を区別するラベル値は便宜上のものであり、特定の意味を持たない。一方、クラス分類の文脈ではラベル値を明確にブラー領域と鮮明な領域に対応付ける必要がある。図6.1に示す例を用いて各文脈における精度評価の違いを示す。図6.1(a)はある目標分割画像を示す。図6.1(b)は図6.1(a)を反転して作成した画像であり、ここではあるアルゴリズムによる分割結果画像と見なす。図6.1(c)と(d)はそれぞれ、図6.1(a)と(b)の分割境界である。フォーカルブラー領域分割の精度評価では、目標分割画像と分割結果画像のラベル値を比較して評価する。クラス分類の文脈では図6.1(b)は全ての画素で誤っているため最低の評価値となる。一方、クラスタリングの文脈では図6.1(c)と(d)が完全に一致するため最高の評価値となる。

これらの2種類の文脈に沿った精度評価は領域分割アルゴリズムをそれぞれ異なった観点や想定状況で評価するために有効である。例えば、クラスタリングの精度評価は領域分割アルゴリズムの純粋な識別性能を評価するために有効である。領域分割は様々なアプリケーションの前処理として用いる場合が多く、後段のより高度な処理で領域の分類を行うことが可能で

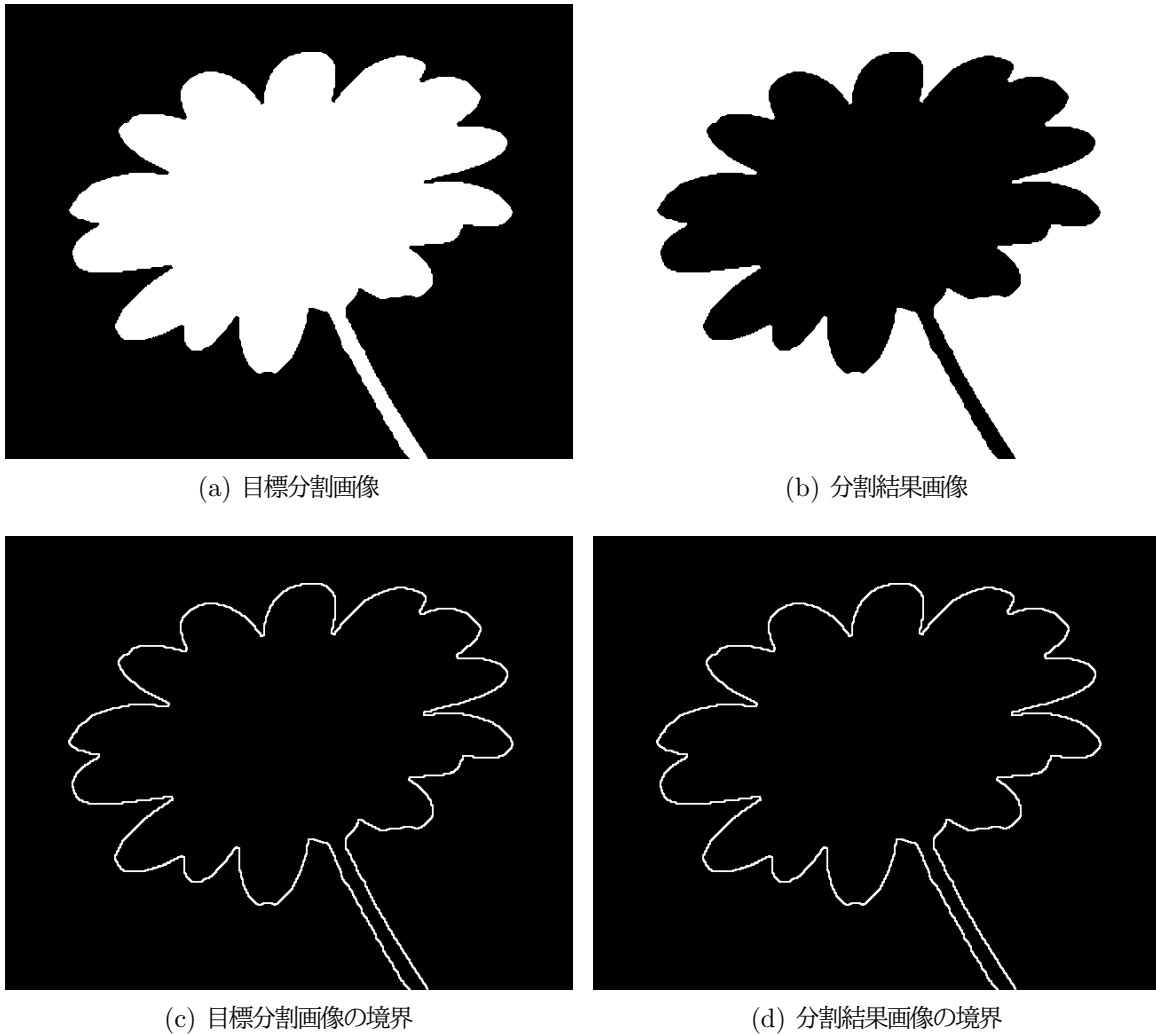


図 6.1: クラスタリングとクラス分類における 2 値領域分割

ある。このような場面では分類の正確性よりも識別性能が重要であり、クラスタリングの文脈における精度評価が必要になる。一方、クラス分類の精度評価は従来から 2 値領域分割の精度評価で広く用いられており、分類の正確性に注目した評価が可能である。

このように、領域分割の精度評価は文脈によって評価が異なる。しかしながら、各文脈において関連性のない評価尺度を用いることは望ましくない。また、クラスタリングはクラスラベルの一致を必要としないためクラス分類よりも易しい課題と言えるが、適切な精度評価が難しい。クラスタリングの文脈では目標分割画像と分割結果画像の境界線を比較することが直接的であるが、画素単位で境界線を一致させることは非常に難しい条件と言える。現在のフォーカルブーラ領域分割の技術水準ではこの条件を満たせず、性能や優位性を評価することが困難である。そこで本論文では、クラス分類の文脈で行う精度評価からクラスラベルの一

表 6.1: 分割表要素の表記

正式名	略語	備考
true positive	tp	$ (GT = “+”) \wedge (CR = “+”) /N$
true negative	tn	$ (GT = “-”) \wedge (CR = “-”) /N$
false positive	fp	$ (GT = “-”) \wedge (CR = “+”) /N$
false negative	fn	$ (GT = “+”) \wedge (CR = “-”) /N$
predicted positive	pp	$ CR = “+” /N; pp = tp + fp$
predicted negative	pn	$ CR = “-” /N; pn = tn + fn$
real positive	rp	$ GT = “+” /N; rp = tp + fn$
real negative	rn	$ GT = “-” /N; rn = tn + fp$

致条件を除外することで，クラスタリングの文脈における精度評価に適用する。

6.2 2 × 2 分割表と表記法

フォーカルブラー領域分割を，各画素をブラー領域と鮮明な領域に分類する 2 クラス分類の問題と捉えると，領域分割の精度は 2 × 2 分割表に基づく評価尺度を用いることで評価することが可能である。本節では，本章を通じて用いる表記と 2 × 2 分割表について述べる。

目標分割画像とフォーカルブラー領域分割アルゴリズムによって分割した画像をそれぞれ，GT (Ground Truth) と CR (Classified Result) で表す。また，GT と CR のラベル値を反転させた画像をそれぞれ， \overline{GT} と \overline{CR} で表す。本章では，2 × 2 分割表の各要素を表 6.1 の略記号を用いて示す。表 6.1 の “+” と “-” は GT と CR が持つ 2 種類のラベル値を表す。また，表 6.1 内の $|\cdot|$ は条件を満たすラベル対の頻度， N は画像の総画素数である。各要素を画素数 N で除すると，表 6.2 に示す確率的 2 × 2 分割表が得られる。確率的 2 × 2 分割表の各要素はラベル対の相対頻度を示す。表 6.2 の tp と tn は，GT と CR を比較したときの同じラベル値を持つ対の相対頻度を示す。tp は双方が “+” 値の場合を示し，tn は双方が “-” 値の場合を示す。fp と fn は，GT と CR を比較したときの異なるラベル値を持つ対の相対頻度を示す。fp は GT が “-” 値であり，CR が “+” 値である場合を示し，fn はその逆である。pp = tp + fp と pn = tn + fn はそれぞれ，CR の “+” 値を持つ領域面積と “-” 値を持つ領域面積の総面積に対する比率を示す。同様に，rp = tp + fn と rn = tn + fp はそれぞれ，GT

表 6.2: 確率的 2×2 分割表

		GT		Total
		+	-	
CR	+	tp	fp	pp
	-	fn	tn	pn
Total		rp	rn	1

表 6.3: 評価尺度の表記

正式名	略語	備考
Precision	Prec	tp/pp
Recall	Rec	tp/rp
Inverse Recall	IRec	tn/rn
F1 score	F	$(2\text{Prec} \cdot \text{Rec}) / (\text{Prec} + \text{Rec})$
Intersection over Union	IoU	$\text{tp} / (\text{tp} + \text{fp} + \text{fn})$
Accuracy	Acc	tp + tn
Informedness	Info	Rec + IRec - 1
Matthews Correlation Coefficient	MCC	$(\text{tp} \cdot \text{tn} - \text{fp} \cdot \text{fn}) / \sqrt{\text{pp} \cdot \text{pn} \cdot \text{rp} \cdot \text{rn}}$

の“+”値を持つ領域面積と“-”値を持つ領域面積の総面積に対する比率を示す。rp と rn は GT のラベル値によって決まり、GT のラベル値は変化しないことから一枚の画像において rp と rn は一意な定数である。一方、pp と pn は CR のラベル値によって決まる。CR のラベル値は領域分割アルゴリズムや分割パラメータ毎に変化するため、pp と pn は変数である。

本章を通して用いる評価尺度は全て本節で定義した分割表を用いて算出する。本章で比較する評価尺度の略記号を表 6.3 に示す。

さらに、統計的要約を行う際の表記を記す。本章では i ($i = 1, 2, \dots, n$) は画像のインデックスを示し、 j ($j = 1, 2, \dots, m$) はブラー特徴マップ生成アルゴリズムのインデックスを示す。 I_i^j は i 番目の画像に対して j 番目のブラー特徴マップ生成アルゴリズムを適用して生成したブラー特徴マップを示す。 p は領域分割アルゴリズムのパラメータを示し、 $\text{Metric}_i^j(p)$ はパラメータ p を領域分割アルゴリズムに与えて、ブラー特徴マップ I_i^j を分割した際の評価尺

表 6.4: 評価尺度と要求事項の関係

	F	IoU	Acc	MCC	Info
Symmetric responses	×	×	✓	✓	✓
Balanced responses	* ₁	* ₁	×	✓	✓
Linear responses	×	×	✓	×	✓
Invariance to flipped labels	×	×	×	* ₂	* ₂

度値を示す.

6.3 評価尺度の要求事項

本節では、精度評価に用いる評価尺度の要求事項について述べる。クラス分類の精度評価のための要求事項として次に示す3種類の評価尺度特性が挙げられる。

1. Symmetric responses : ブラー領域と鮮明な領域に対する分類評価の対称性
2. Balanced responses : GT の分割領域面積比を考慮した分類評価
3. Linear responses : 分類評価の線形性

これらの要求事項はクラスタリングのための精度評価においても共通する。さらに、クラスタリングの精度評価ではこれらの要求事項を満たした上で、GT と CR のクラスラベルの反転を許容する評価尺度が望ましい。この要求事項を本論文では “Invariance to flipped labels” と表記する。各評価尺度と要求事項の関係を表 6.4 に示す。表 6.4 の ✓ は評価尺度が要求事項を満たすことを示し、× は評価尺度が要求事項を満たさないことを示す。*₁ は GT と CR の比較または \overline{GT} と \overline{CR} の比較のうち、どちらか一方において要求事項を満たすことを示す。*₂ は評価尺度の絶対値を用いることで要求事項を満たすことを示す。これらの要求事項はフォーカルブラー領域分割の精度評価で発生する問題点を回避するために必要である。本節では、各要求事項と関連する問題を個別に説明する。

フォーカルブラー領域分割の精度評価は、主に画像データセットを用いて行われる。本章では、評価尺度に求められる要求事項について検討するために J. Shi らのデータセット [11] を用いる。このデータセットには 704 枚のフォーカルブラー画像と 296 枚のモーションブラー画像が含まれているが、本論文では、フォーカルブラー画像だけを用いる。各画像は人

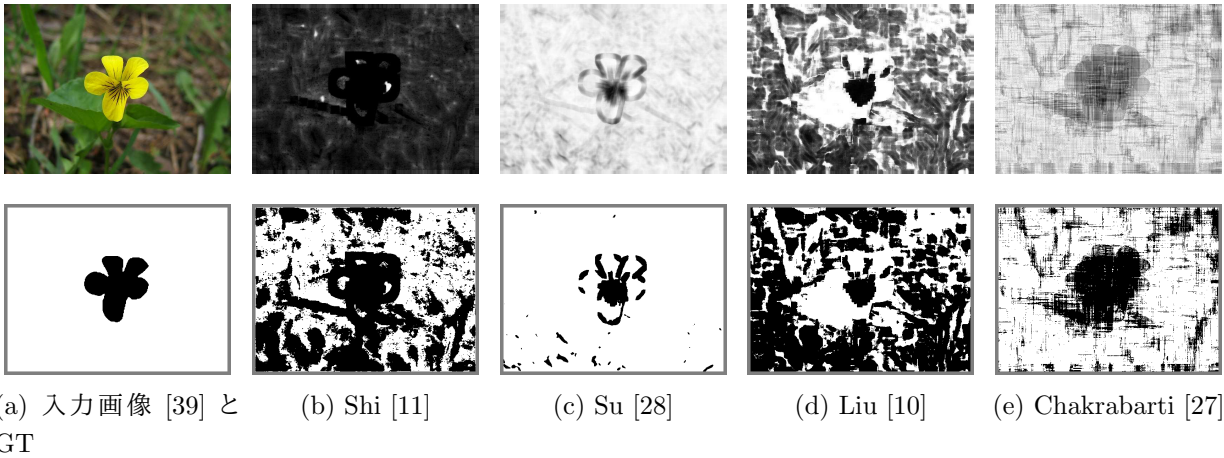


図 6.2: フォーカルブラー画像の評価用データ

表 6.5: 図 6.2 の比較結果に基づく評価尺度値

Metric	Algorithm			
	Shi	Liu	Su	Chakrabarti
F	0.691	0.533	0.965	0.880
\bar{F}	0.221	0.076	0.468	0.405
IoU	0.528	0.363	0.933	0.786
$\overline{\text{IoU}}$	0.124	0.040	0.306	0.254
Acc	0.557	0.379	0.935	0.801
MCC	0.221	-0.130	0.438	0.441
Info	0.435	-0.251	0.388	0.766

手で作成した目標画像と 4 種類のブラー特徴マップ生成アルゴリズム [10, 11, 27, 28] を用いて作成したブラー特徴マップが含まれている。評価用画像の一例を図 6.2 に示す。図 6.2 の 1 行目は入力画像とブラー特徴マップを示し、2 行目は GT と CR を示している。なお、CR は各ブラー特徴マップに大津法 [34] を適用した際の分割結果である。

Symmetric responses

図 6.2 の GT に示すように、本章では “+” と “-” のラベル値はそれぞれブラー領域と鮮明な領域を示す。これは J. Shi らが用いている設定と同様であるが、フォーカルブラー

領域分割の精度評価ではしばしば GT と CR のラベル値が逆転した \overline{GT} と \overline{CR} が用いられる [3, 40, 41]. 各ラベル値がブラー領域と鮮明な領域のどちらを示すかは便宜上の設定である. GT-CR と \overline{GT} - \overline{CR} の比較において正解画素数と誤正解画素数は一致することから, GT-CR と \overline{GT} - \overline{CR} の比較結果はクラス分類の精度評価では等しくなる必要がある. しかしながら, F と IoU は “+” ラベルと “-” ラベルの誤正解に対する応答が異なるため, GT-CR と \overline{GT} - \overline{CR} の比較において, それぞれ異なる評価値になる.

表 6.5 は図 6.2 の比較結果から算出した評価尺度値を示している. ただし, \bar{F} と \overline{IoU} は \overline{GT} と \overline{CR} を比較した場合の評価尺度値である.

表 6.5 の F と \bar{F} , および IoU と \overline{IoU} の結果に示すとおり, F と IoU は “+” と “-” ラベルの誤正解に対して非対称的な応答を示す. このような評価尺度は主に, 一方の領域に対する誤分類評価が優先される場合に用いられるが, フォーカルブラー領域分割には当てはまらない. ここから, ブラー領域分割のための精度評価にはブラー領域と鮮明な領域に対する分類評価の対称性が必要である.

Balanced responses

各フォーカルブラー画像はそれぞれシーンが異なるため, 各画像の GT は相異なる分割領域比を持っている. 例えば, 図 6.2 の GT では “+” ラベルを持つ画素面積は 93% である. このように GT の分割面積比に偏りがある場合は誤正解を過小評価してしまう場合がある. この問題は Acc の弱点として知られている [14]. 例えば, 図 6.2 の B. Su らによる分割結果は被写体領域で多くの誤分類が発生しているが, Acc = 0.935 と高い評価値を得ている. しかしながら, 図 6.2 では CR の全画素を “+” ラベルと見なした場合でも Acc = 0.93 の評価値になるため, B.Su らの評価値は分割の有効性を示せていない. Acc と同様に F と IoU は B.Su らの分割結果に対して高い評価値を与えている. 一方, \bar{F} と \overline{IoU} は誤分類を厳しく評価している. これは分類評価の非対称性に起因する.

GT の分割面積比の偏りはフォーカルブラー領域分割の精度評価に強い影響を与える. 図 6.3 は J. Shi らのデータセットの全画像から算出した rp の相対頻度ヒストグラムを示している. 図 6.3 から分かるとおり, J. Shi らのデータセットは幅広い rp 分布を持っている. また, 図 6.3 に示すように, GT の分割領域面積比はどちらかに偏っている場合が多い. このような画像を評価する場合は, GT の分割領域面積比に応じて各ラベルの分類評価値を重み付けする必要がある. 例えば, 図 6.2 では $r_p > r_n$ であるため, fn に対する評価尺度への重みを fp よりも増加させることで誤分類の過小評価を避けることが可能である. MCC や Info はこの要求事項を満たしており, GT の分割領域面積比を考慮した分類評価が可能である.

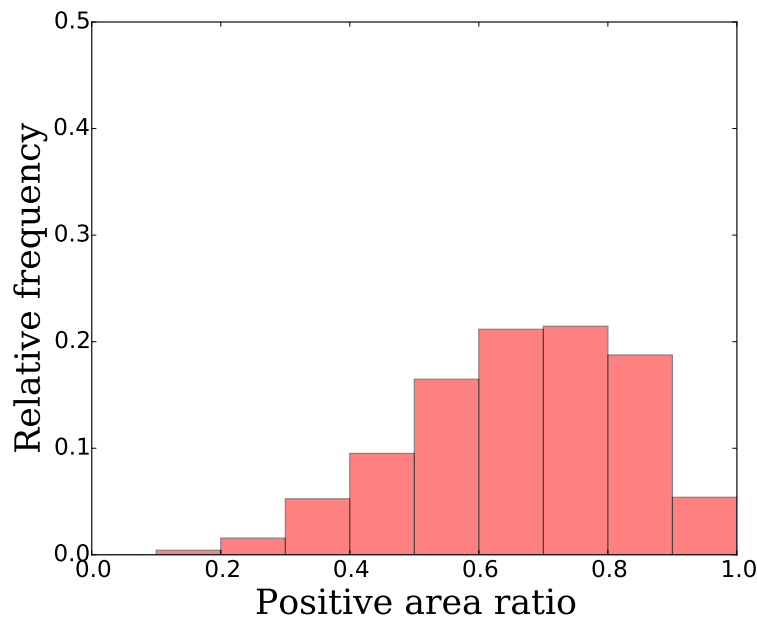


図 6.3: データセットの r_p 分布

Linear responses

最終的な精度評価は多量の画像から評価尺度を算出し、それらから統計的要約値を求めることで行われる。このとき、分類評価値が誤正解数に対して線形に変化する評価尺度が望ましい。分類評価が非線形の場合は、評価尺度の統計的要約においてアルゴリズム毎に異なる重み付け平均が行われることになり、正確な比較が困難になる。

Invariance to flipped labeled values

クラス分類の文脈における精度評価と異なり、クラスタリングのための精度評価ではラベル値は特別な意味を持たないため、 $GT-CR$, $\overline{GT-CR}$, $GT-\overline{CR}$, および $\overline{GT-\overline{CR}}$ の比較は全て同様である。GT と \overline{GT} , および CR と \overline{CR} は同じ境界線を有することから、同じ分割と捉えることが可能である。そのため、クラスタリングの精度評価では GT と CR の片方、または双方のラベル値が反転した場合でも同じ評価値を与える必要がある。

この特性は領域分割アルゴリズムの純粋な識別性能を評価するために有効である。図 6.4 は識別性能は高いが正確性が低い分割例を示している。1 行目は入力画像 [42] と GT を示し、2 行目は J. Shi らのブラー特徴マップと大津法、およびカラー画像を入力とした Graphcuts の分割結果を示す。図 6.4 は鮮明な領域が高いブラー特徴量になっているため、分割結果が反転している。クラス分類の精度評価は分類の正確性を示すため、このような分割結果は低い評価値になる必要がある。しかしながら、クラス分類の文脈における低評価値は必ずしも分割の有効性が低いことは意味しない。図 6.4 の Graphcuts による分割結果は大津法の分割

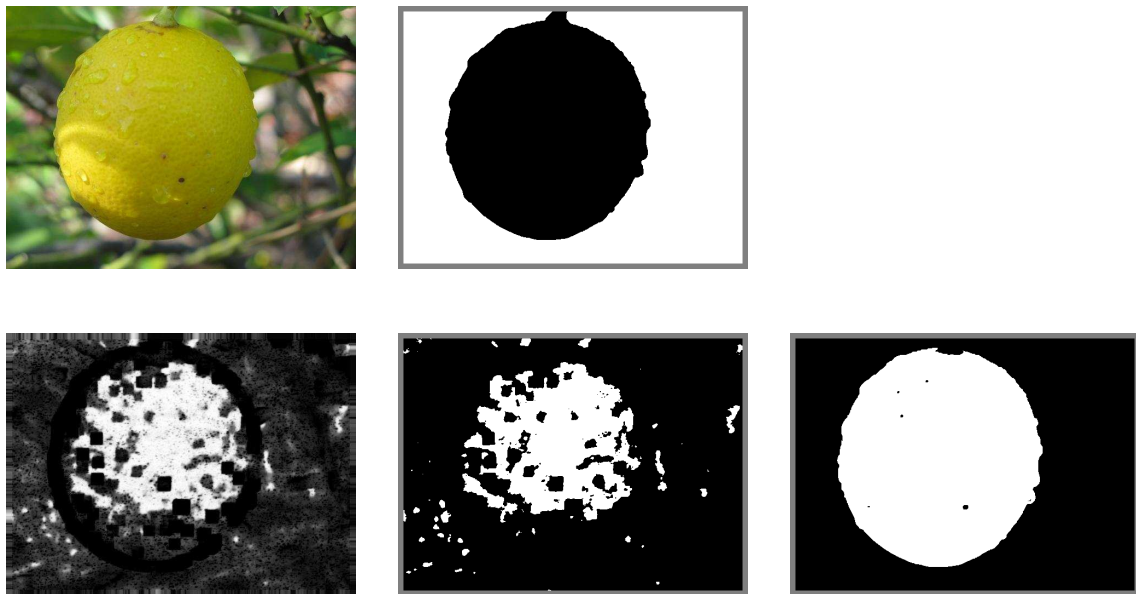


図 6.4: 高識別性能かつ低正確性の分割例

表 6.6: 図 6.4 の比較結果に基づく Info と |Info|

Metric	Algorithm	
	Otsu	Graphcuts
Info	-0.420	-0.988
Info	0.420	0.988

結果よりも高い識別性能を示しており、クラスタリングの精度評価では高い評価値になる。表 6.6 に図 6.4 の比較結果に基づいて算出した Informedness とその絶対値を示す。表 6.6 に示すとおり Informedness の絶対値を用いた場合では Graphcuts の評価値は非常に高い値になる。ラベル値の反転を許容する評価が可能になれば、クラス分類の評価では見過ごされていた分割性能を捉えることが可能になる。

6.4 分割表に基づく評価尺度

6.4.1 評価尺度の特性比較

本節では各評価尺度の特性を数理的な観点から分析し、第 6.3 節で述べたクラス分類の要求事項に基づいてフォーカルブラー画像の精度評価に対する妥当性を比較する。全ての要求事

項を実画像を用いて分析することは困難であるため、本節では分割表の各要素は正解と誤正解の割合を表すことを考慮して、人工的な画像を用いて誤正解率が変化する状況をシミュレーションする。

$tp + tn + fp + fn = 1$ から分割表の各要素の自由度は3である。ここから、定数 s 、および変数 t_0 と t_1 を用いて $rp = s$ ($0 \leq s \leq 1$)、 $fp = t_0$ ($0 \leq t_0 \leq 1$)、 $fn = t_1$ ($0 \leq t_1 \leq 1$) と置くと、 $rn = 1 - s$ 、 $tp = s - t_1$ 、 $tn = 1 - s - t_0$ と表せる。このとき、各評価尺度は次の各式で表せる。

$$\text{Prec} = \frac{tp}{pp} = \frac{s - t_1}{s + t_0 - t_1} \quad (6.1)$$

$$\text{Rec} = \frac{tp}{rp} = \frac{s - t_1}{s} \quad (6.2)$$

$$\text{IRec} = \frac{tn}{rn} = \frac{1 - s - t_0}{1 - s} \quad (6.3)$$

$$F = \frac{2\text{Prec} \cdot \text{Rec}}{\text{Prec} + \text{Rec}} = \frac{2(s - t_1)}{2s + t_0 - t_1} \quad (6.4)$$

$$\text{IoU} = \frac{tp}{tp + fp + fn} = \frac{s - t_1}{s + t_0} \quad (6.5)$$

$$\text{Acc} = tp + tn = 1 - t_0 - t_1 \quad (6.6)$$

$$\text{MCC} = \frac{dtp}{\sqrt{pp \cdot pn \cdot rp \cdot rn}} = \frac{(s - t_1)(1 - s - t_0) - t_0 t_1}{\sqrt{s(1 - s)(s + t_0 - t_1)(1 - s - t_0 + t_1)}} \quad (6.7)$$

$$\begin{aligned} \text{Info} &= \text{Rec} + \text{IRec} - 1 \\ &= \frac{dtp}{rp \cdot rn} = \frac{(s - t_1)(1 - s - t_0) - t_0 t_1}{s(1 - s)} \end{aligned} \quad (6.8)$$

ただし、 $dtp = tp \cdot tn - fp \cdot fn$ である。本論文のシミュレーションでは人工的な画像を用いて s 、 t_0 、および t_1 を変化させ、各評価尺度値の変動を分析する。

各評価尺度の誤分類に対する挙動を分析するために、図 6.5 に示すシミュレーションを用いる。図 6.5 (a) は “-” 値の背景に “+” 値の矩形を配置した GT と CR を比較するシミュレーションを示している。このシミュレーションでは GT の “+” 矩形の高さは画像高さと同じで、矩形幅は全体の幅に対する相対幅 s で固定する。また、CR の “+” 矩形の高さは画像高さと同じで、矩形幅は s から一定の比率 t で広がっていく。このとき、 t の増加に比例して fp が一定の割合で増加する。図 6.5 (b) は \overline{GT} と \overline{CR} を比較する同様のシミュレーションを示しており、 t の増加に比例して fn が一定の割合で増加していく。2 種類の異なるシミュレーションを用いることで評価尺度の Symmetric responses を分析することが可能になる。さらに、本節のシミュレーションでは $s = 0.25$ と $s = 0.50$ の 2 種類の矩形幅で分析を行う。これは、評価尺度の Balanced responses を分析するためである。図 6.5 (a) と (b) ではそれぞれ、 fp と fn の値が異なる。画像高さを h で示すと、図 6.5 (a) では常に $fn = 0$ であることから

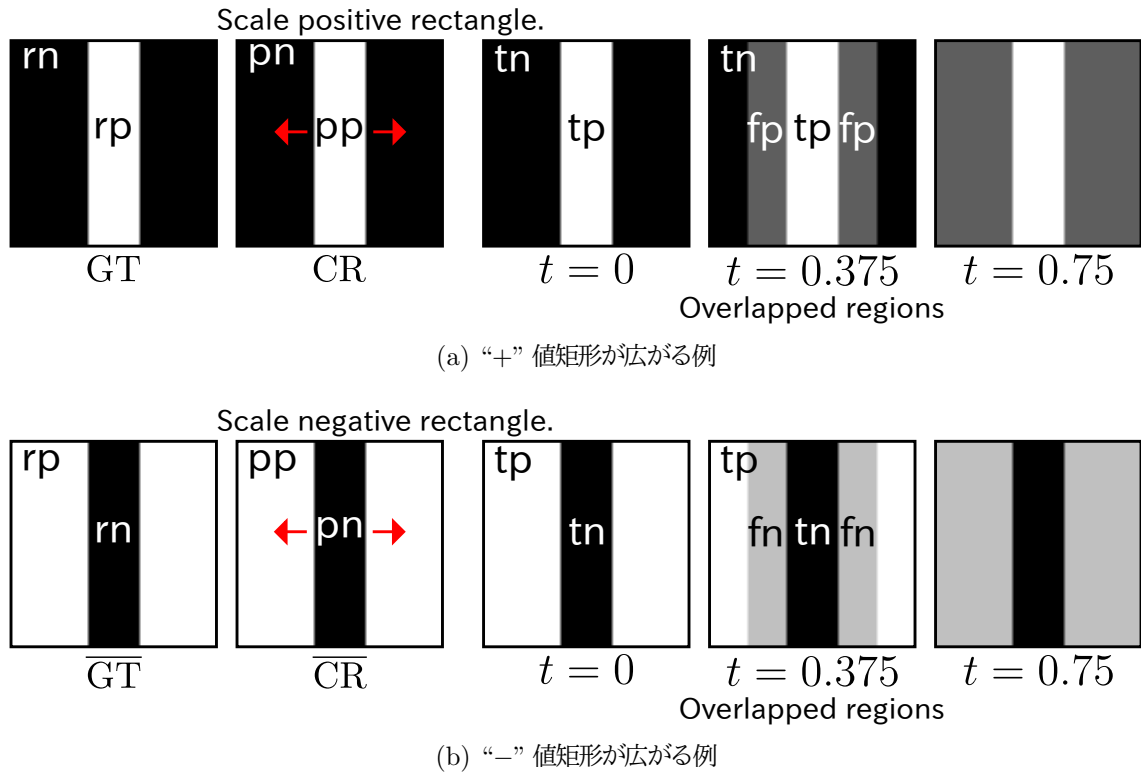


図 6.5: 評価尺度の挙動検証用シミュレーション画像

$t_0 = at$ ($a = 1/h$), かつ, $t_1 = 0$ となる. 図 6.5 (b) では, $t_0 = 0$, かつ, $t_1 = at$ となる. 誤分類が一定比率で線形に増加するため, 評価尺度の Linear responses を分析することが可能である.

図 6.5 (a) \leftrightarrow (b) の場合は各評価尺度式において $s \leftrightarrow s - 1$ となる. このとき, 各評価尺度は次の各式で表せる.

$$F = \frac{2s}{2s + at} \quad (6.9)$$

$$\bar{F} = \frac{2(1-s) - 2at}{2(1-s) - at} \quad (6.10)$$

$$\text{IoU} = \frac{s}{s + at} \quad (6.11)$$

$$\overline{\text{IoU}} = 1 - \frac{at}{1-s} \quad (6.12)$$

$$\text{Acc} = \overline{\text{Acc}} = 1 - at \quad (6.13)$$

$$\text{MCC} = \overline{\text{MCC}} = \sqrt{\frac{s}{1-s}} \sqrt{\frac{1}{s+at} - 1} \quad (6.14)$$

$$\text{Info} = \overline{\text{Info}} = 1 - \frac{at}{1-s} \quad (6.15)$$

\bar{F} と $\overline{\text{IoU}}$ は図 6.5 (b) における F1 score と IoU をそれぞれ示している。なお、式 (6.12) と (6.15) から $\overline{\text{IoU}} = \text{Info}$ であるがこれは本シミュレーションにおける特殊な状況である。F1 score と IoU は GT と CR を比較した場合と、 $\overline{\text{GT}}$ と $\overline{\text{CR}}$ を比較した場合では評価式が異なる。これは式 (6.4) と (6.5) に示したように、 t_0 と t_1 がそれぞれ異なる影響を持つためである。F1 score や IoU のように誤分類に対する評価が非対称なものはフォーカルブラー画像の評価には望ましくない。

式 (6.13) と (6.15) に示したとおり、 Acc と Info の違いは右辺第 2 項の t に対する係数である。式 (6.15) の t に対する係数 $1/(1-s)$ は GT の分割面積比に応じて CR の誤分類を重み付けする効果がある。

式 (6.9), (6.10), (6.11), および (6.14) では t が分母にあることから、 F , \bar{F} , IoU , および MCC は t に対して非線形に変化する。これは、評価尺度の平均や差を求める場合に各 CR 毎に異なる変数 t で相対的に重み付けされることを意味し、実際の精度評価では各アルゴリズム毎に異なる重み付けをして求めた統計的要約値を比較することになる。各アルゴリズム毎に異なる重み付けをした統計的要約値を適切に解釈し、優劣を比較することは困難である。

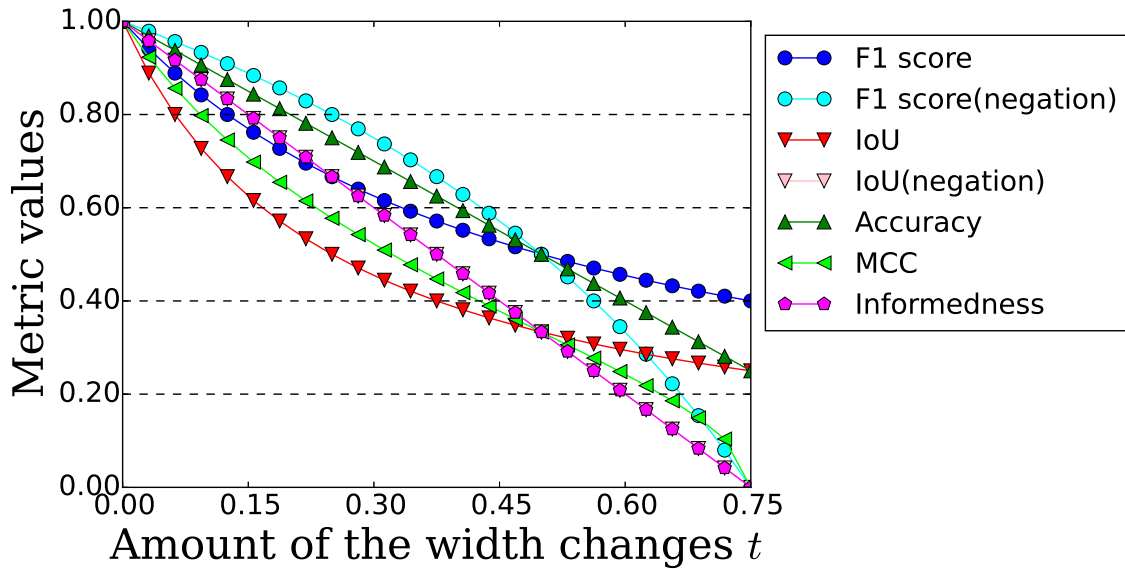
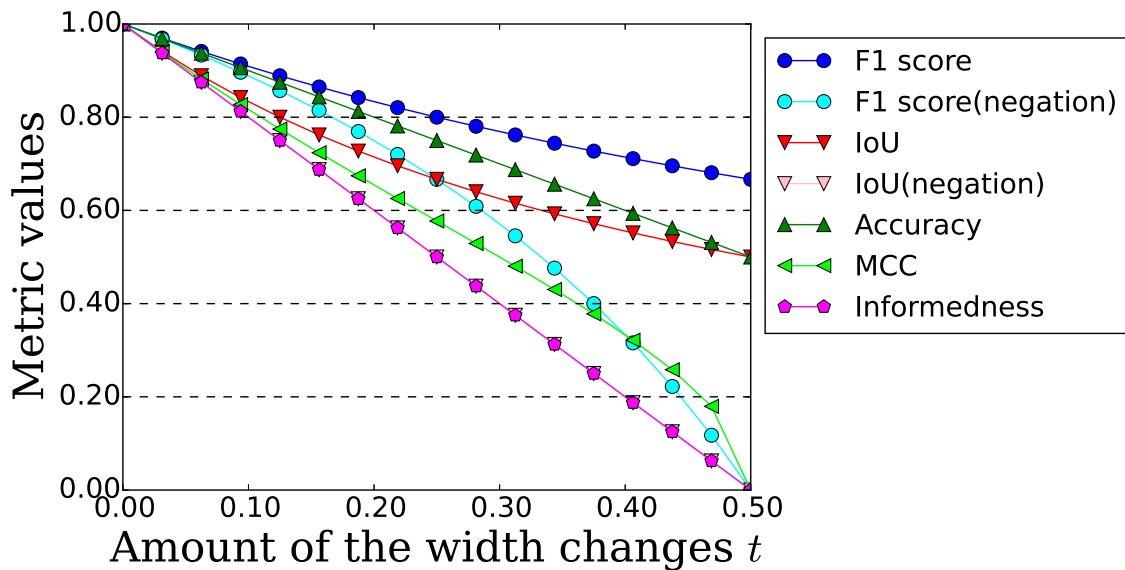
図 6.6 は t に対する各評価尺度の挙動を示している。図 6.6 (a) と (b) はそれぞれ、 $s = 0.25$ と $s = 0.50$ の場合の挙動を示している。なお、F1 score, IoU, および Accuracy の値域は $[0, 1]$ であり、Informedness と MCC の値域は $[-1, 1]$ である。本シミュレーションでは全評価尺度の値が 0 以上であるため、図 6.6 の縦軸は $[0, 1]$ の範囲で示している。

F と IoU の誤分類に非対称的な応答と、GT の分割領域比に起因する Acc の変動、および F , IoU , MCC の非線形的な応答が図 6.6 においても確認できる。一方、Informedness は図 6.6 (a) と (b) の双方において同様の挙動を保ち、かつ、 t に対して直線的に変化している。本項で述べた比較結果から、フォーカルブラー領域分割をクラス分類の文脈で評価するには Informedness が最も適していると結論付ける。

6.4.2 クラスタリング精度評価のための Absolute Informedness

Informedness のもう一つの利点として、評価値の絶対値を用いることでクラスタリングの要求事項を満たす点が挙げられる。Informedness は ROC 解析と関連付けられるため、本節では ROC 空間において Informedness の特性を分析することで Informedness の絶対値がクラスタリングの要求事項を満たすことを示す。

図 6.7 は ROC 空間における Informedness を示している。なお、ROC 空間はしばしば Rec と $1-\text{IRec}$ で定義されるが、本論文では Informedness の評価式 (6.8) の各項と軸を対応付けるために ROC 空間を Rec と IRec で定義する。通常の ROC 空間で表す場合は図 6.7 を水

(a) $s = 0.25$ における挙動(b) $s = 0.50$ における挙動図 6.6: t の変動に対する評価尺度の挙動

平方向に反転すればよい。ROC 空間において線分 $L: \text{Rec} = 1 - \text{IRec}$ はランダムな分類結果を示し、図 6.7 では $(0, 1)$ から $(1, 0)$ に向かう点線で示されている。ある CR から算出した Rec と IRec の組は、ROC 空間上で点 $(\text{IRec}, \text{Rec})$ で表せる。このとき、CR から算出した Informedness は点 $(\text{IRec}, \text{Rec})$ と線分 L 上の点 $(\text{IRec}, 1 - \text{IRec})$ 間の距離に等しい。ただし、点 $(\text{IRec}, \text{Rec})$ が線分 L よりも下方にある場合は、 Informedness は負の値になる。

図 6.7 の点 A が、ある GT と CR の比較結果を示すと仮定すると、図 6.7 の点 B, C ,

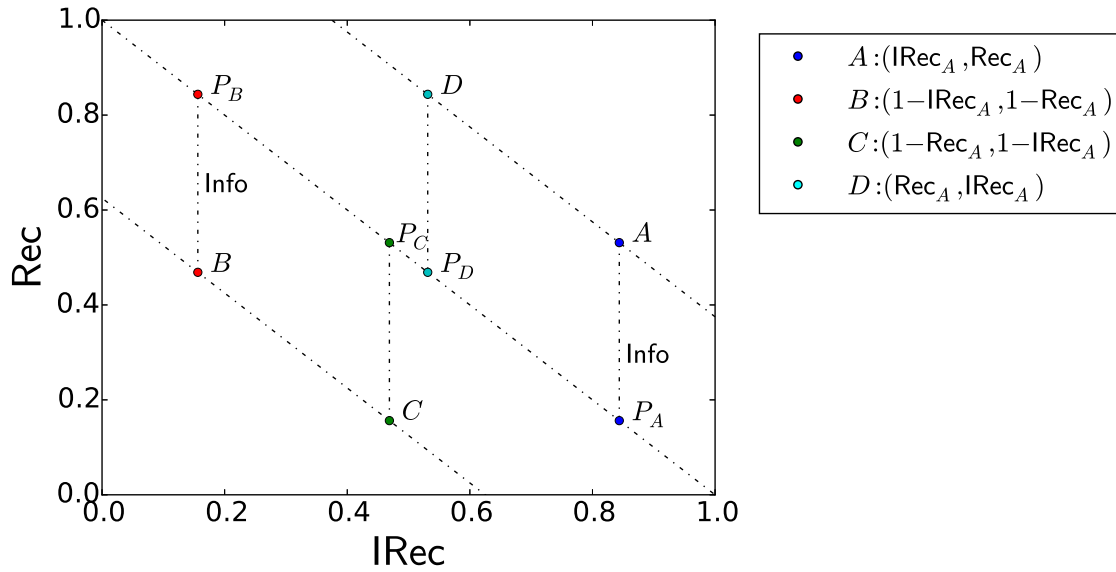


図 6.7: ROC 空間における Informedness の対称性

および D はそれぞれ, $\overline{GT-CR}$, $GT-\overline{CR}$, および $\overline{GT-CR}$ の比較結果を示す. 点 A の座標を $(IRec_A, Rec_A)$ で表すと, B , C , D の座標はそれぞれ, $(1 - IRec_A, 1 - Rec_A)$, $(1 - Rec_A, 1 - IRec_A)$, および $(Rec_A, IRec_A)$, で表せる. このとき, 図 6.7 に示すように点 A と D は線分 L に平行な直線上に乗る. 同様に, 点 B と C は線分 L を中心に反対側の平行な直線上に乗る. ここから, $|AP_A| = |BP_B| = |CP_C| = |DP_D| = |Info|$ が成り立つ. Informedness の絶対値 $|Info|$ は GT と CR の片方または双方のラベル値が反転した場合でも同じ評価値となり, 第 6.3 節で定義したクラスタリング評価のための要求事項を満たす.

式 (6.7) と (6.8) に示したとおり, MCC と $Info$ は共通の分子 dtp を持つことから MCC の絶対値もクラスタリングの要求事項を満たすことが可能である. しかしながら, $|MCC|$ のクラスタリングに対する適切な解釈は知られておらず, また, MCC は誤分類に対して非線形な応答をするという問題点がある. 一方, Informedness の絶対値はランダムな分割からの距離を示すため解釈が容易である. ここから, フォーカルブラー領域分割をクラスタリングの文脈で評価するには Informedness の絶対値が最も適していると結論付ける.

6.5 精度比較のための統計的要約

フォーカルブラー領域分割の結果はブラー特徴マップだけでなく, 領域分割アルゴリズムとその制御パラメータにも依存する. また, 望ましいパラメータ調整法はアプリケーションによっても異なる. 例えば, 対話的なアプリケーションであれば制御パラメータは自由に調整

することが可能である。一方、自動的なアプリケーションでは制御パラメータを予め固定するか、制御パラメータ自体をアルゴリズムによって算出する必要がある。従来の領域分割精度評価では固定の制御パラメータを用いて精度比較をする場合が多い。固定の制御パラメータを用いた精度評価は、特定のアプリケーションに対する精度評価として重要である。しかしながら、あるブラー特徴マップに対して成されたパラメータ調整が、他のブラー特徴マップに対して適しているかは不明である。特定の制御パラメータだけに基づく精度比較では優劣が曖昧であり不十分である。

本論文では、提案領域分割アルゴリズムを用いた精度評価に加えて、しきい値による分割を行った際の精度評価を行う。しきい値による分割では設定可能な全しきい値を施行することが可能であるため、各画像と各アルゴリズムに対して一意に決まる代表値を算出することができる。しきい値を p で表すと、 p に対する最高精度と平均精度はそれぞれ、 $\max_p (\text{Metric}_i^j(p))$ と $\text{avg}_p (\text{Metric}_i^j(p))$ で表せる。 $\max_p (\cdot)$ と $\text{avg}_p (\cdot)$ はそれぞれ、しきい値 p を変化させたときの最大値と平均値を求める演算を示す。これらの代表値は各画像と各アルゴリズムに対して一意に決まるため曖昧さが無い。さらに、これらの代表値からは領域分割性能に関する複数の側面を捉えることが可能である [43]。最高精度はブラー特徴マップ生成アルゴリズムの実質的な限界を示すため、各アルゴリズムの最高分割精度比較に用いることが可能である。平均精度は幅広いしきい値 p に対する有効性を示す。また、最高精度と平均精度の差はしきい値 p に対する感度を示す。これらの値からブラー特徴マップ生成アルゴリズムの様々な特性や有用性を捉えることが可能である。

6.6 まとめ

本章ではフォーカルブラー領域分割の精度評価手法について検討した。最初に、フォーカルブラー領域分割がクラスタリングとクラス分類の2種類の問題として捉えられることを述べた。クラスタリングはブラー特徴量に基づいて画像を二つの領域に分ける問題であり、クラス分類は各画素をブラーと鮮明な領域に分類する問題である。クラス分類はラベル値を明確にブラー領域と鮮明な領域に対応付ける必要があり、クラスタリングよりも難しい課題と言えるため、各文脈で精度評価が異なる。

本章では、クラスタリングとクラス分類の問題を吟味し、クラス分類精度評価のための要求事項として、(1) ブラー領域と鮮明な領域に対する分類評価の対称性、(2) 真の分類領域面積比を考慮した分類評価、(3) 分類評価の線形性を持つ評価尺度が望ましいことを挙げた。さらに、クラスタリング精度評価の要求事項として、クラスラベルの反転を許容する

評価尺度が望ましいことを述べた。これらの要求事項について F1 score, IoU, Accuracy, MCC, Informedness の 5 種類の評価尺度を数理的な観点から比較し、クラス分類の精度評価には Informedness が最適であると結論づけた。さらに、クラスラベルが反転したときの Informedness の挙動を ROC 空間上で分析し、Informedness の絶対値を用いることでクラスタリングに適した評価尺度になることを明らかにした。統計的要約値の検討では、分割結果が領域分割アルゴリズムと、その制御パラメータに依存する点に着目し、複数のパラメータを試行した際の最高分割精度と平均分割精度を用いた統計的要約手法を提案した。これらの統計的要約値からは様々な想定状況に対する精度と、分割パラメータに対する感度を評価することが可能である。本章で検討したクラスタリングとクラス分類精度評価のための要求事項、および統計的要約手法は、他の 2 値領域分割問題にも適用可能である。

第7章 精度評価

本章では第6章で検討した精度評価手法に基づいて提案手法の精度評価を行い，従来手法と比較する．最初に，精度評価に用いるデータセットについて説明する．その後，ブラー特徴マップの識別性能，単一画像に対するブラー領域分割精度，および2枚の画像を用いたブラー領域分割精度を評価する．ブラー特徴マップの識別性能評価ではまず，ブラー特徴マップ推定で用いた各技術要素の有効性を示すためにブラー特徴推定手法，局所領域のサンプリング手法，およびブラー特徴マップ推定法の組み合わせ毎に識別性能の評価を行う．その後，従来手法を用いて推定したブラー特徴マップと識別性能を比較し，本論文が提案したブラー特徴マップ推定法の有効性を示す．単一画像に対するブラー領域分割精度評価では，本論文が提案した2段階領域分割手法を，提案したブラー特徴マップと従来手法のブラー特徴マップに適用し精度比較を行い，単一画像に対する領域分割の有効性を示す．最後に，2枚の画像を用いたブラー領域分割と単一画像に対するブラー領域分割の精度を比較し，2枚の画像を用いたブラー領域分割の有効性を示す．

7.1 データセット

本章では，ブラー特徴マップの識別性能評価，単一画像に対するブラー領域分割の精度評価，および2枚の画像を用いたブラー領域分割の精度評価を行う．ブラー特徴マップの識別性能評価と単一画像に対するブラー領域分割精度評価では，J. Shiらのデータベース [11] を用いる．J. Shiらのデータベースには4種類のブラー特徴マップ生成アルゴリズム [10, 11, 27, 28] を用いて作成したブラー特徴マップが含まれている．本論文ではこれらのブラー特徴マップに加えて，S. Zhuoらのブラー特徴マップ生成アルゴリズム [16] を用いて作成したブラー特徴マップを加えた5種類の従来手法と比較を行う．16種類の代表的な画像を図7.1に示す．図7.1の各画像下に示す番号は画像の識別番号である．図7.1の画像は全てクリエイティブコモンズライセンスに基づいている．各画像個別の著作権者，出典，およびライセンスは付録Aに記載した．2枚の画像を用いたブラー領域分割精度評価では，被写体と背景にそれぞれ焦点を合わせた画像対60組を用いる．60組のうち12組は図7.2に示す3種類

の背景の前方に4種類の物体を配置して撮影した画像である。図7.2に示す各画像対の左側の画像は被写体合焦画像を示し、右側の画像は背景合焦画像を示している。撮影時の焦点距離は35mmとし、被写体合焦時はカメラから70cmの距離に合焦するように調整し、背景合焦時はカメラから350cmの距離に合焦するように調整してそれぞれ撮影した。撮影にはCanon®製一眼レフカメラEOS®kiss X5とCanon®製ズームレンズEF-S18-55mm F3.5-5.6 IS IIを用いた。他の48組は図7.3に示すような花画像である。撮影機材は画像セットBと同一のものを用いた。撮影時には対象毎に撮影距離を変え、被写体合焦時と背景合焦時ともに手動で焦点を調整して撮影した。また、全撮影においてカメラを三脚で固定した。



図 7.1: 精度評価用画像セット A [11]

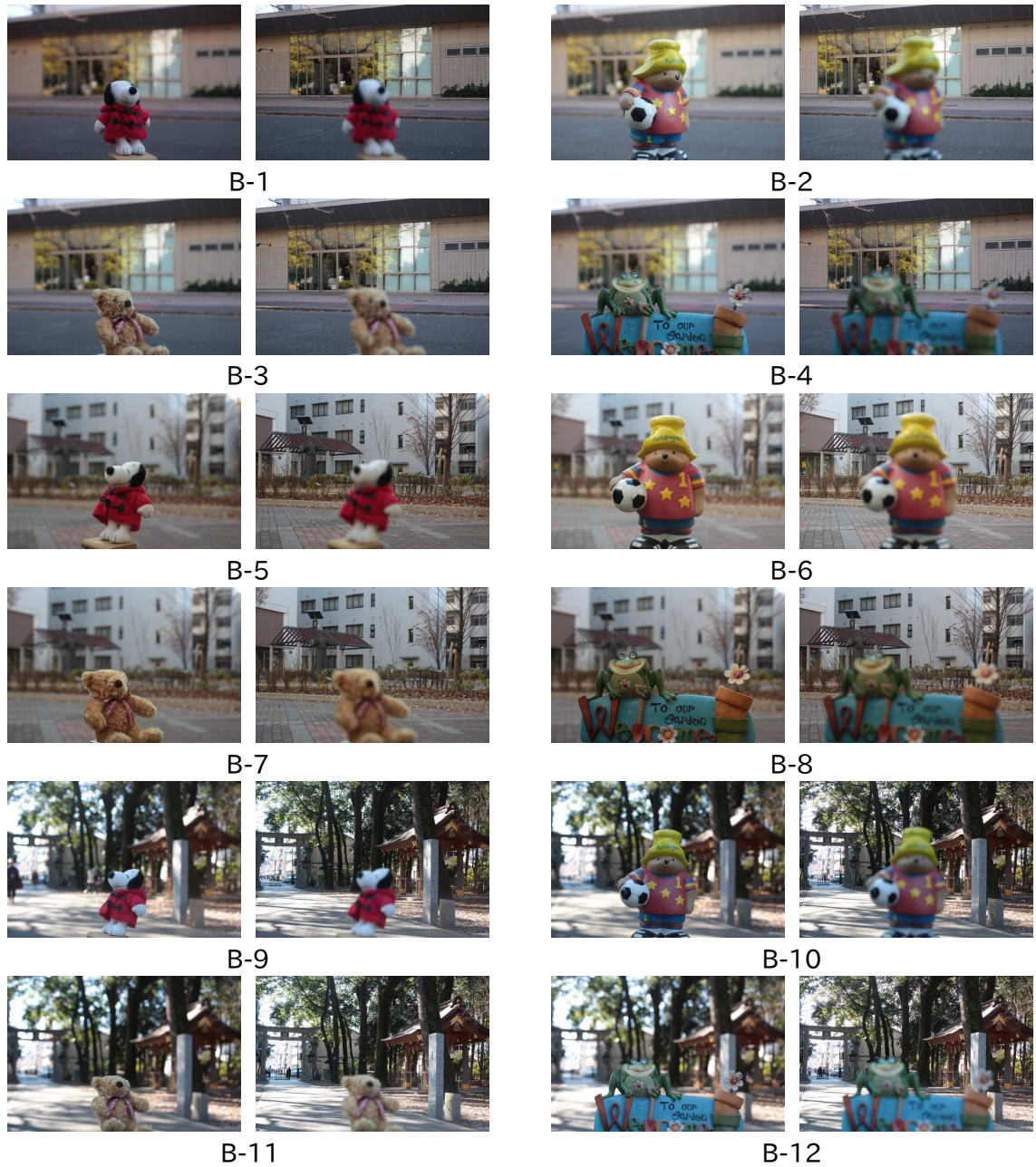


図 7.2: 精度評価用画像セット B



図 7.3: 精度評価用画像セットC

7.2 ブラー特徴マップの識別性能評価

7.2.1 技術要素毎の識別性能比較

本節では第4章で提案したブラー特徴マップの識別性能を評価する。識別性能の評価にはしきい値で分割した際の最高分割精度と平均分割精度、および大津法を用いて分割した際の精度を用いる。ブラー特徴マップの識別性能はブラー特徴推定手法、局所領域のサンプリング手法、およびブラー特徴マップ推定法毎に異なる。本論文で比較する各技術要素の組と参照シンボルの対応関係を表7.1に示す。“GM”は本論文が提案するブラー特徴推定、サンプリング手法、およびブラー特徴マップ推定手法を示している。“GM-EM”はANGHSの算出においてEMアルゴリズムを用いた手法である。“W”と“B”は、それぞれブラー特徴マップ推定においてウィンドウスライディングと局所領域に特徴量を直接当てはめる手法を示す。これらの手法では提案手法と同様に 10×10 、 20×20 および、 40×40 の複数サイズの局所領域を用いて個別にブラー特徴マップを算出した後、画素毎に特徴量を平均化した。その他の参照シンボルは局所領域のサンプリング手法の違いを示しており、単一サイズのグリッドを用いたサンプリング“G10”、“G20”、“G40”、Cannyエッジ検出[44]を用いて検出したエッジ点周囲の 20×20 画素を局所領域としたサンプリング“E20”、SIFT (Scale Invariant Feature

表 7.1: 技術要素の組み合わせと参照シンボル

Symbol	Technical components									
	GMM fitting		Sampling of local region					Blur map estimation		
	k-means	EM	10x10	20x20	40x40	Edge	SIFT	EAI	Window sliding	Direct Assign
GM	○		○	○	○			○		
GM-EM		○	○	○	○			○		
W	○		○	○	○				○	
B	○		○	○	○					○
G10	○		○					○		
G20	○			○				○		
G40	○				○			○		
E20	○					○		○		
S	○						○	○		
E20S	○					○	○	○		
E20G20	○			○		○		○		
E20G20S	○			○		○	○	○		

Transform) [45] を用いて検出した局所領域 “S”， およびそれらの組み合わせである。

Canny エッジ検出は画像の勾配値 $\Delta I(\mathbf{x})$ の局所最大値に基づいてエッジを検出する手法である。エッジ画素を検出するために上側と下側の二つのしきい値を用いることで高い勾配値を持つエッジ画素に隣接した低い勾配値のエッジ画素を検出することができ、連続したエッジを得ることが可能である。Canny エッジ検出は入力パラメータとして、初期平滑化のためのガウシアンパラメータ σ ，エッジ画素を検出するための上方しきい値 T_u ，および下方しきい値 T_l を持つ。本論文では、ガウシアンパラメータとして $\sigma = \sqrt{2}$ を用いる。上方しきい値と下方しきい値はそれぞれ、最大輝度勾配値 $\max(\Delta I(\mathbf{x}))$ を用いて $T_u = 0.1 \max(\Delta I(\mathbf{x}))$ と $T_l = 0.04 \max(\Delta I(\mathbf{x}))$ とする。これらのパラメータは S. Zhuo らが用いているパラメータ [16] と同様である。SIFT は DoG (Difference of Gaussian) を用いて構築したスケールスペース上で応答の極値を探索し、特徴点を検出する手法である。スケールスペースは入力画像に一定の割合でガウシアンパラメータを増加させた DoG を複数回適用することで構築する。SIFT は入力パラメータとして、初期平滑化のためのガウシアンパラメータ σ ，スケールスペースを構築するための基準画像数 s ，特徴点フィルタリングのための曲率しきい値 T_e とコントラストしきい値 T_c を持つ。本論文では、パラメータとしてそれぞれ、 $\sigma = 1.6$ ， $s = 3$ ， $T_e = 10$ ，および $T_c = 0.04$ を用いる。スケールスペース構築のためのガウシアンパラメータの増加率は $k = 2^{1/s}$ を用いる。これらのパラメータは D. G. Lowe [45] が用いているパラメータ設定と同様である。

表 7.2: \hat{A}_{min} に起因するブラー特徴マップの識別性能

(a) Info

Summarization	\hat{A}_{min}										
	1	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
Maximum	0.687	0.763	0.779	0.780	0.775	0.769	0.763	0.757	0.752	0.748	0.744
Otsu	0.564	0.678	0.693	0.697	0.689	0.679	0.673	0.664	0.654	0.647	0.638
Averaged	0.263	0.322	0.336	0.335	0.330	0.325	0.318	0.312	0.305	0.299	0.292

(b) |Info|

Summarization	\hat{A}_{min}										
	1	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
Maximum	0.708	0.767	0.782	0.783	0.777	0.771	0.765	0.760	0.756	0.752	0.749
Otsu	0.602	0.685	0.698	0.700	0.692	0.683	0.677	0.670	0.661	0.655	0.647
Averaged	0.284	0.326	0.340	0.338	0.333	0.328	0.321	0.315	0.308	0.302	0.296

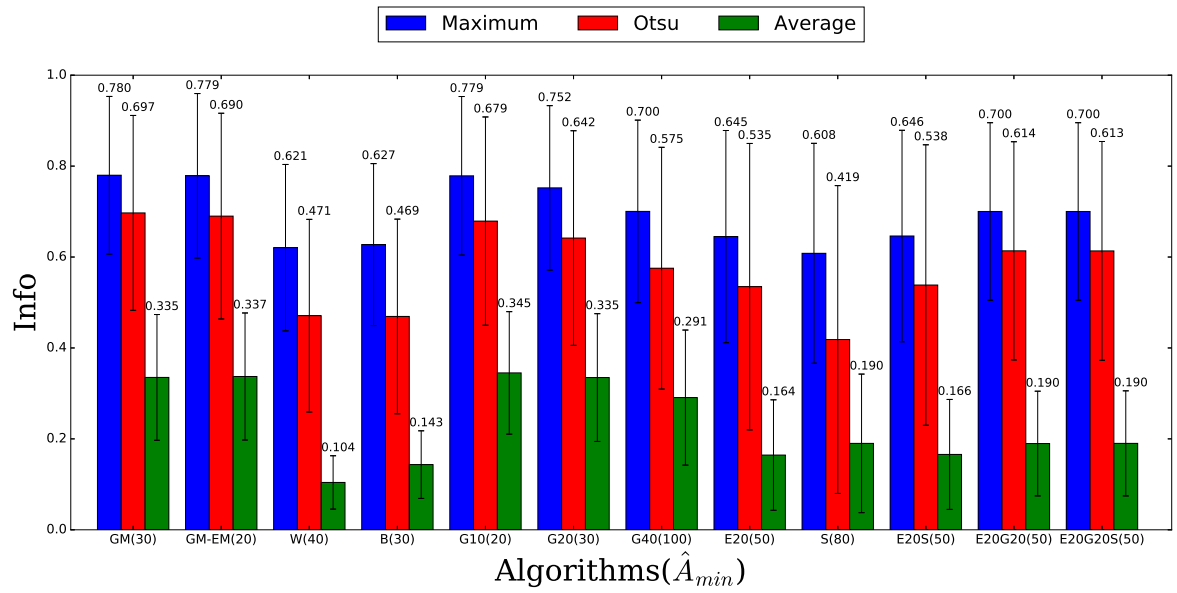
まず最初に、ANGHS の算出における \hat{A}_{min} 設定値に対する提案手法の識別性能を表 7.2 に示す。表 7.2 (a) と (b) は、それぞれ評価尺度として Info と |Info| を用いた精度である。これらはクラス分類とクラスタリングそれぞれの文脈における精度を示す。各行はブラー特徴マップの最高分割精度，大津法による分割精度，および平均分割精度を示し，太字は各行における最大精度を示す。GHS をブラー特徴として用いた場合の最高分割精度，大津法による分割精度，および平均分割精度は Info でそれぞれ 0.701, 0.535, 0.221 であり，|Info| で 0.707, 0.544, 0.225 であった。ANGHS を用いたブラー特徴マップは $\hat{A}_{min} > 1$ で GHS を用いた場合の精度を上回っており，提案ブラー特徴の有効性が示された。また，表 7.2 に示すとおり，最高分割精度と大津法による分割精度は $\hat{A}_{min} = 30$ で最大精度となっている。ブラー特徴マップの識別性能を比較するためには最高分割精度における \hat{A}_{min} 設定値が重要であるため，次に示す技術要素毎の比較では最高分割精度が最大値となる \hat{A}_{min} を用いて比較を行う。なお，他の技術要素を含めた \hat{A}_{min} に起因するブラー特徴マップの識別性能は，付録 B に記載した。

識別性能比較結果を図 7.4 に示す。図 7.4 (a) と (b) はそれぞれ，評価尺度として Info と |Info| を用いた精度比較結果である。シンボル名の括弧内の数値は最高分割精度が最大精度となる \hat{A}_{min} を示す。図 7.4 の青色棒，赤色棒，および緑色棒はそれぞれ，最高分割精度，大津法を用いた分割精度，および平均分割精度を示している。各棒のエラーバーは標準偏差を示し，エラーバー上部にある数値は各精度の統計的要約値を示している。なお，Info の値域は $[-1, 1]$ であり，|Info| の値域は $[0, 1]$ であるが，本章で示す精度比較では全ての手法の評価値が 0 以上であるため，視覚的な性能差をそろえるために縦軸は $[0, 1]$ の範囲で示している。

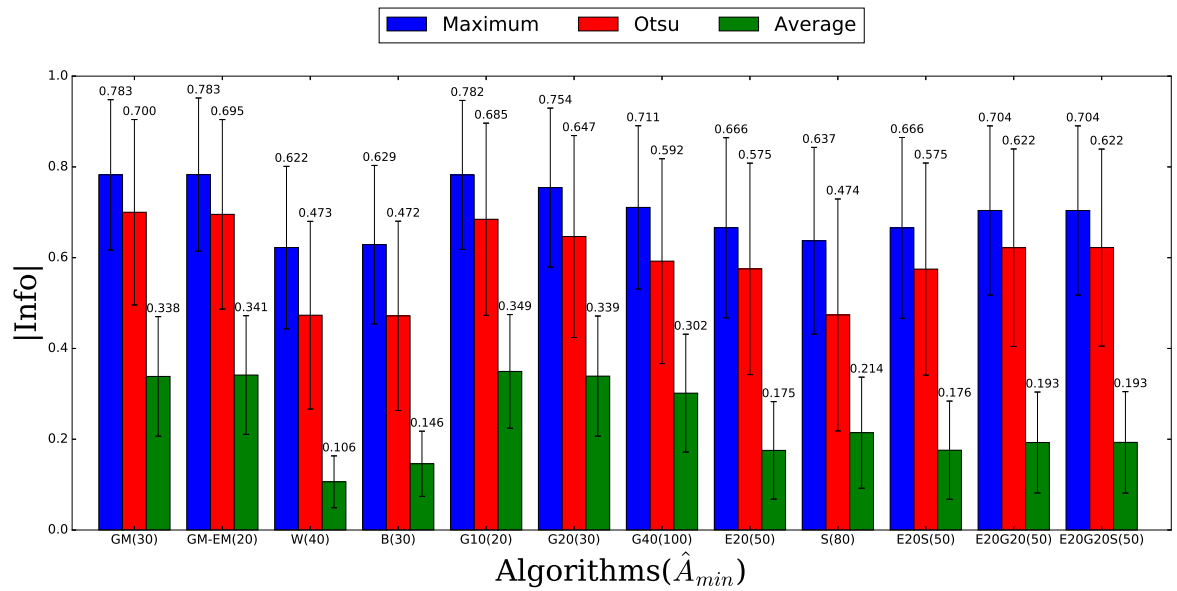
“GM” と他の結果の比較に示されるとおり，k-means 法を用いた GMM フィッティング，複数サイズのグリッド分割を用いた局所領域定義法，および EAI によるブラー特徴マップ推定の組み合わせは，クラス分類の最高分割精度，大津法の分割精度，平均分割精度がそれぞれ，0.780, 0.697, 0.335 ポイント，クラスタリングの最高分割精度，大津法の分割精度，平均分割精度がそれぞれ，0.783, 0.700, 0.338 ポイントである。最高分割精度と大津法の分割精度で最も高い精度となり，平均分割精度で第 4 位の精度となった。提案したブラー特徴マップは平均分割精度では “G10”，“G20”，および “GM-EM” を下回っているが，大津法による分割精度では上回っており自動領域分割においても他の手法よりも優れている。また，識別性能の評価としては最高分割精度が重要であるため，本提案手法によるブラー特徴マップが識別性能において最も優れている。

図 7.4 の結果から，局所領域のサンプリングとブラー特徴マップ推定手法は識別性能に強い影響を与える。図 7.5 は各技術要素を用いたときのブラー特徴マップ推定結果と，大津法による分割結果を示している。なお，図 7.5 では視覚的な差が顕著である “GM”，“W”，“B”，

“E20”，および“S”の例を示している。“W”や“B”の結果に示されるとおり，ウィンドウスライディングや局所領域に当てはめる手法はシンプルであるがノイズが多く分割精度が劣っている。また，“E20”や“S”の結果に示されるとおり，Canny エッジ検出と SIFT を用いた局所領域のサンプリングはエッジやコーナー，および Blob などエッジやテクスチャが含まれている局所領域を用いているにも関わらず，グリッド分割によるサンプリングよりも精度が劣っている。エッジ点や SIFT 点は鮮明な領域に偏って検出されることが多いため，EAI の伝播結果が不安定になる傾向がある。グリッドによる分割は各局所領域にエッジやテクスチャが含まれることは保証されないが，画像全体に隔たりなく局所領域が生成されるため EAI の伝播結果は安定する。



(a) Info



(b) |Info|

図 7.4: 技術要素毎の識別性能比較

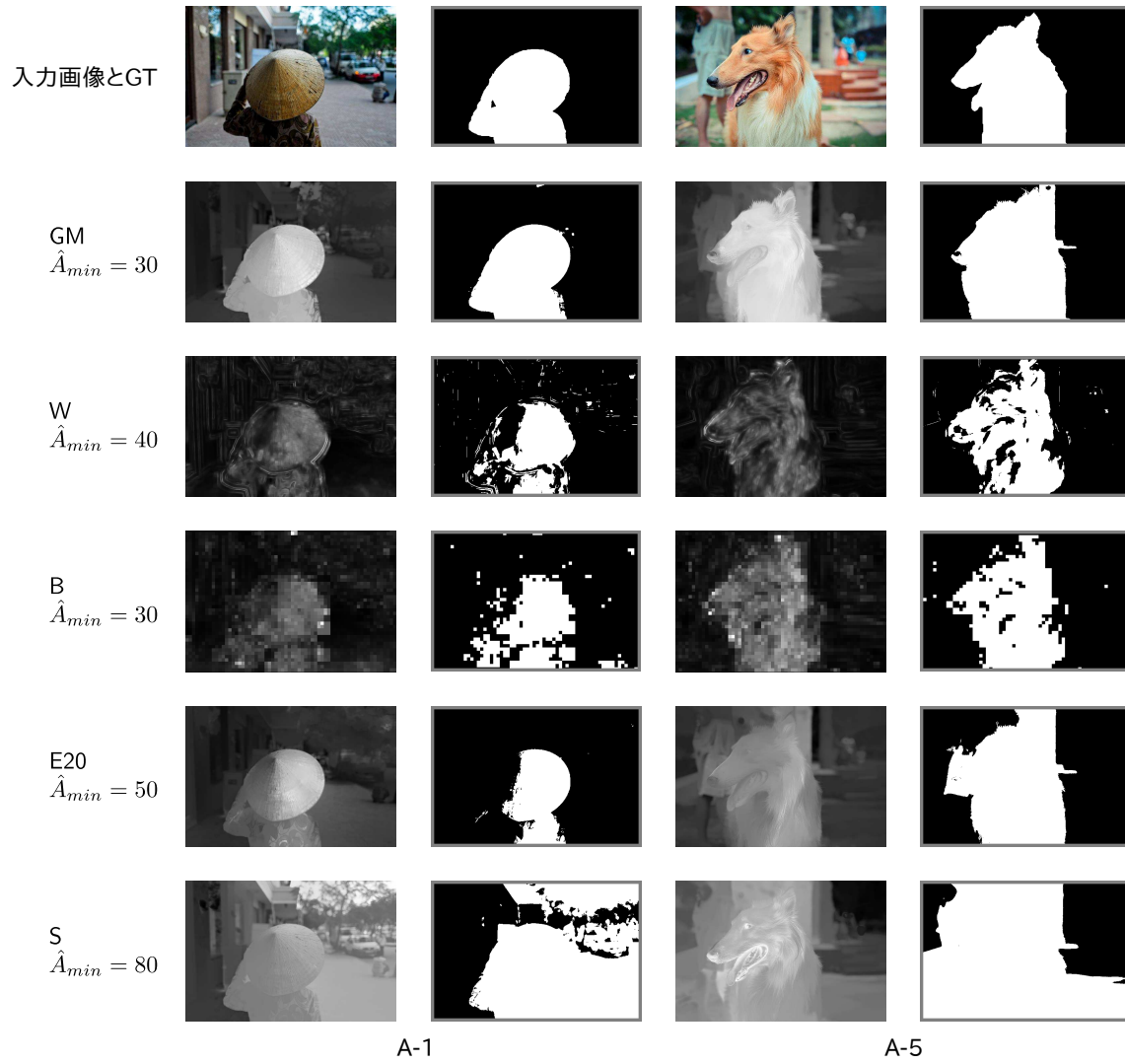


図 7.5: 技術要素によるブラー特徴マップへの影響

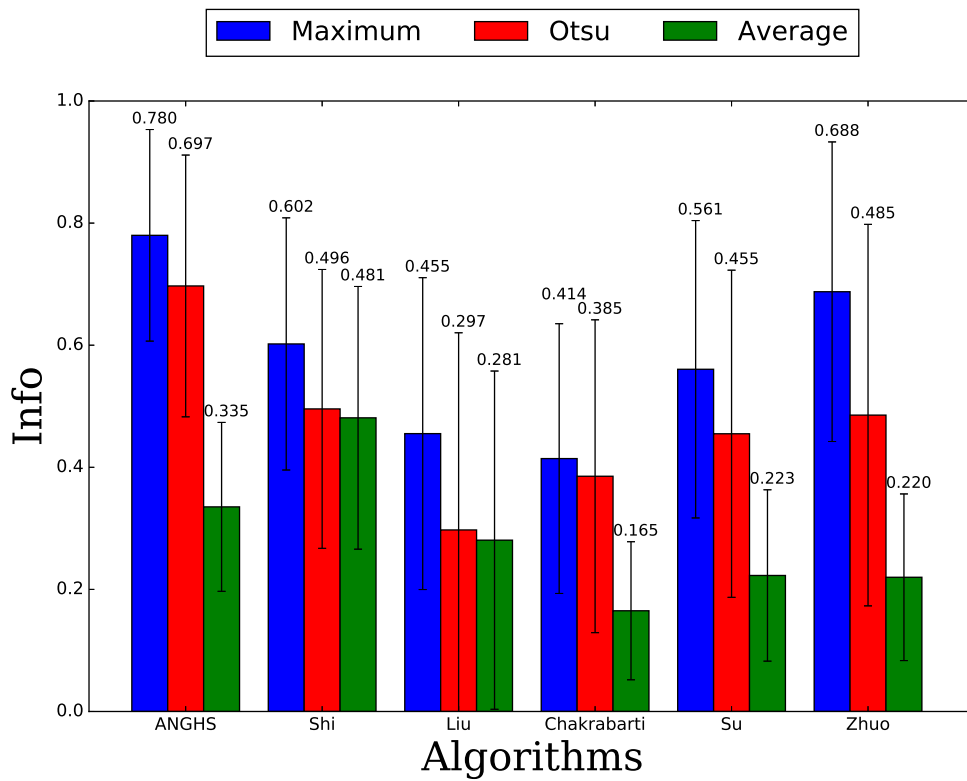
7.2.2 従来手法との識別性能比較

提案したブラー特徴マップと従来手法によるブラー特徴マップ [10, 11, 16, 27, 28] の識別性能を比較する。識別性能比較結果を図 7.6 に示す。図 7.6 に示されるとおり、最高分割精度と大津法を用いた分割精度において提案したブラー特徴マップは他のブラー特徴マップを上回る精度を得ている。

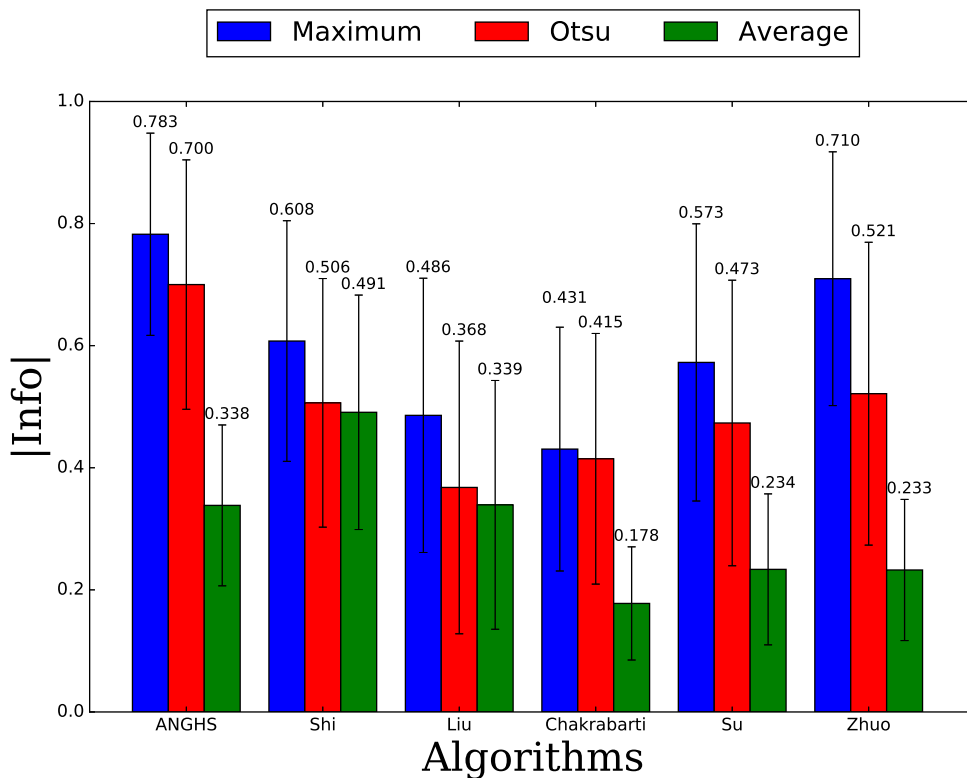
最高分割精度と平均分割精度の差が大きいことから、提案したブラー特徴マップはしきい値に対して J. Shi らや R. Liu らの方法よりも敏感だと言える。これはブラー特徴マップの特性に起因する。各手法によるブラー特徴マップと大津法による分割結果を図 7.7 に示す。図 7.7 の第 1 列目と第 3 列目は入力画像と各ブラー特徴マップを示しており、第 2 列目と第 4 列目は GT と各 CR を示している。なお、図 7.7 に示す従来手法のブラー特徴マップは画像のブラー度に比例して画素値が高くなるが、提案したブラー特徴マップと比較するために明暗を反転して示している。図 7.7 に示すとおり、提案手法や B. Su ら、A. Chakrabarti ら、および S. Zhuo らのブラー特徴マップは中間調が多く含まれている。このようなブラー特徴マップはしきい値の変化に応じて連続的に分割結果が変化する。一方、J. Shi らと R. Liu らのブラー特徴マップは多くの画素値が極端に低い値と高い値に集中している。このようなブラー特徴マップはしきい値が中間調付近にある間は結果が変化しない。そのため、J. Shi らと R. Liu らのブラー特徴マップは平均分割精度が高くなる。

各ブラー特徴マップのしきい値に対する挙動を示すために、ブラー特徴マップを設定可能な全しきい値で分割した際の IRec 毎の Rec 特性を図 7.8 に示す。図 7.8 (a) に示す特性は Vertically averaged Recalls [46] と呼び、データセット全体の ROC 空間における平均的な挙動を示す。Vertically averaged Recalls は、ブラー特徴マップを設定可能な全しきい値で分割した際の (IRec, Rec) を収集し、IRec の 0.01 ステップ毎に Rec の平均を求めることで算出する。図 7.8 (b) は IRec 毎の Rec 相対頻度を示している。なお、図 7.8 (b) では、頻度分布の違いを視覚的に分かりやすくするために、縦軸の値の範囲を [0.00, 0.20] としている。図 7.8 (a) の提案ブラー特徴マップや B. Su ら、A. Chakrabarti ら、および S. Zhuo らのプロット結果は一般的な ROC 曲線の挙動に近い。また、図 7.8 (b) に示されるとおり低い Info になる (IRec, Rec) に頻度が集中しており、高い Info になるしきい値の数は少ないことが分かる。一方、J. Shi らや R. Liu らのプロット結果は他のものとは大きく異なる挙動を示している。また、J. Shi らの Rec 相対頻度は高い Info になる (IRec, Rec) に頻度が集中しており、R. Liu らの Rec 相対頻度は全体として均一な頻度分布を示している。これらの特性から J. Shi らや R. Liu らのブラー特徴マップは高い平均分割精度を得ている。提案したブラー特徴マップはしきい値に対して敏感であるが、最高分割精度と大津法による分割精度において他

の手法を上回っており、識別性能だけでなく自動領域分割への性能でも他の手法を上回っている。



(a) Info



(b) |Info|

図 7.6: ブラー特徴マップ生成アルゴリズムの識別性能比較

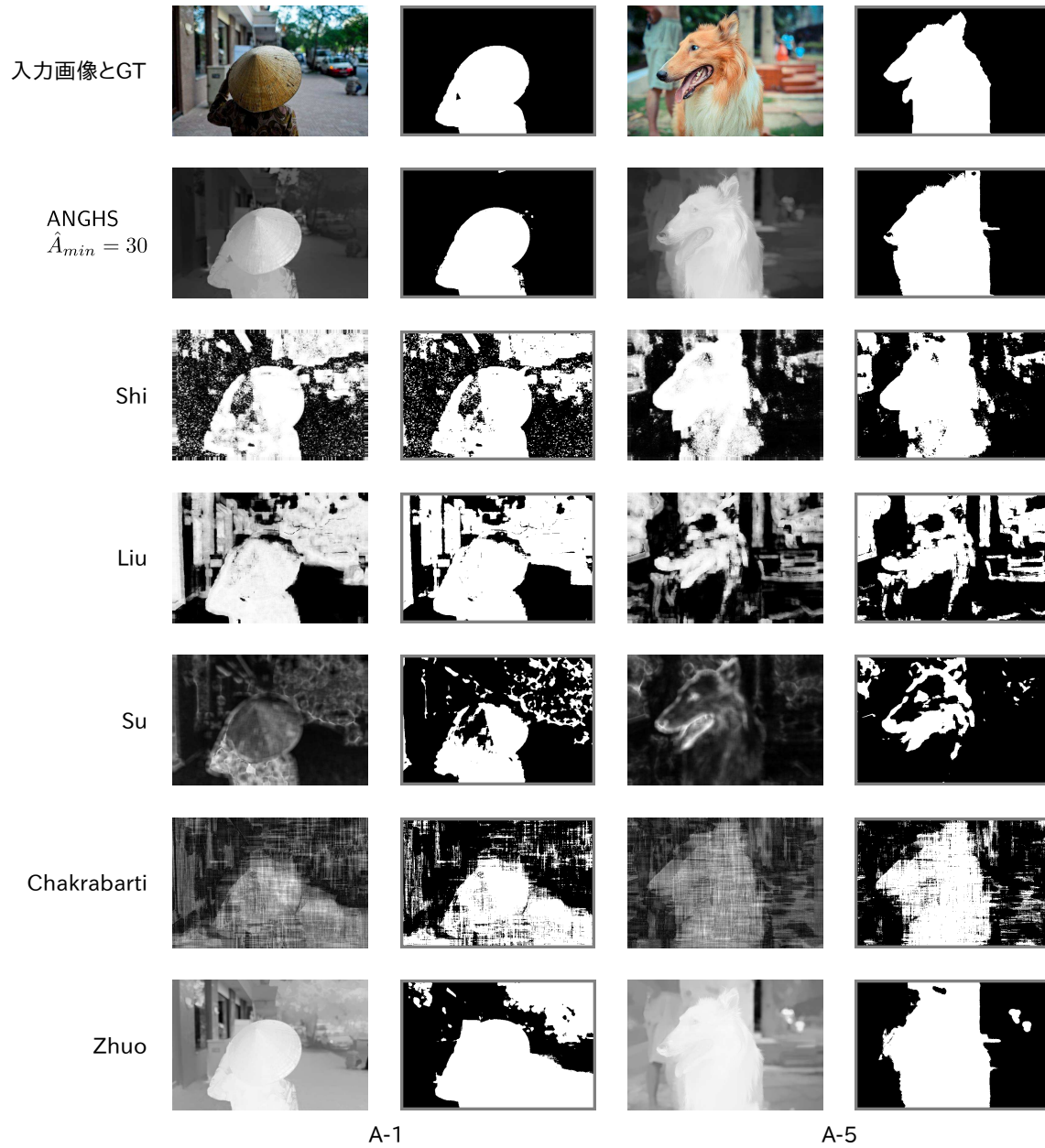
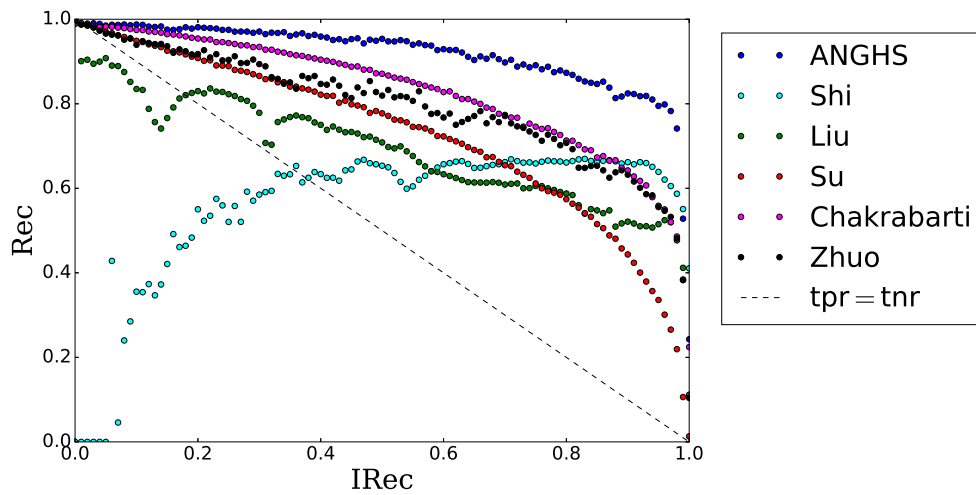
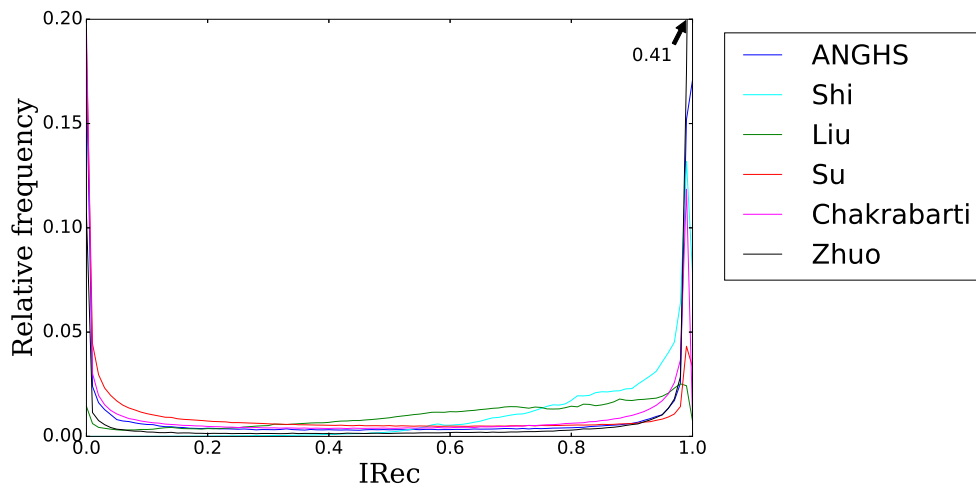


図 7.7: ブラー特徴マップと大津法による分割結果



(a) IRec 毎の平均 Rec



(b) IRec 毎の Rec 相対頻度

図 7.8: IRec 毎の Rec 特性

7.3 領域分割精度評価

7.3.1 単一画像に対するブラー領域分割

本項では第4章で提案した単一画像に対するブラー領域分割の精度評価を行う。RGB色特徴とブラー特徴マップを併用した Graphcuts の結果 “Graphcuts_M” に加えて、比較として RGB 色特徴とブラー特徴だけを用いた Graphcuts の結果 “Graphcuts_C” と “Graphcuts_B”，および大津法を用いた初期分割結果 “Otsu” も併せて示す。

まず最初に、提案ブラー特徴マップを用いたときの Graphcuts におけるデータ項と平滑化項の調整係数 γ に対する分割性能を表 7.3 に示す。表 7.3 (a) と (b) は、それぞれ評価尺度として Info と $|\text{Info}|$ を用いた精度であり、太字は各領域分割アルゴリズムの γ に対する最大精度を示す。なお、ここでは色空間の選択による分割性能への影響を示すために CIEL*a*b* 色特徴、および CIEL*u*v* 色特徴だけを用いた Graphcuts の結果 “Graphcuts_C_Lab”， “Graphcuts_C_Luv” を併せて示す。表 7.3 に示すとおり、最大精度となる γ は領域分割アルゴリズム毎に異なり、“Graphcuts_M” では $\gamma = 90$ で最大精度となる。次に示すブラー特徴マップ毎の比較では分割精度が最大値となる γ を用いて比較を行う。また、表 7.3 (a) と (b) に示されるとおり、色空間の知覚的不均一性は最終的な分割精度に影響しない。なお、従来のブラー特徴マップを含めた γ に起因するブラー領域分割の精度は、付録 B に記載した。

提案ブラー特徴マップと従来手法のブラー特徴マップに各領域分割手法を適用した際の精度を図 7.9 に示す。図 7.9 の青色棒、水色棒、緑色棒、および赤色棒はそれぞれ、色特徴とブラー特徴マップを併用した Graphcuts の結果、色特徴だけを用いた Graphcuts の結果、ブラー特徴マップだけを用いた Graphcuts の結果、および大津法を用いた初期分割結果を示している。アルゴリズム名にある括弧内の数値 $\gamma^M, \gamma^C, \gamma^B$ は、それぞれ “Graphcuts_M”， “Graphcuts_C”， “Graphcuts_B” が最大精度となるときの γ を示す。

各領域分割手法の比較結果から、色特徴とブラー特徴マップを併用した Graphcuts を適用することで初期分割時から分割精度が改善することが分かる。また、図 7.9 (a) に示すとおり、色特徴とブラー特徴マップを併用した場合の方が、単一の特徴量を用いる場合よりも分割精度が高い。この傾向は全てのブラー特徴マップについて同様であり、提案領域分割手法の高い汎用性が伺える。図 7.9 (a) と (b) に示すとおり、本提案手法の “Graphcuts_M”， “Graphcuts_C”， “Graphcuts_B” および “Otsu” の精度はクラス分類では 0.722, 0.667, 0.704, および 0.697 となり、クラスタリングでは 0.726, 0.674, 0.708, および 0.700 であった。本提案手法は全ての領域分割手法における結果で最も高い精度を得ており、さらに、表 7.3 に示したとおり最適値以外の γ を用いた場合でも他の手法を上回る精度を得ている。

表 7.3: γ に起因する提案手法の分割性能

(a) Info

Algorithm	γ									
	1	10	20	30	40	50	60	70	80	90
Graphcuts_M	0.706	0.711	0.715	0.716	0.717	0.719	0.720	0.719	0.720	0.722
Graphcuts_C	0.555	0.614	0.640	0.656	0.662	0.667	0.665	0.666	0.667	0.664
Graphcuts_C_Lab	0.551	0.613	0.636	0.648	0.655	0.660	0.663	0.663	0.664	0.663
Graphcuts_C_Luv	0.548	0.605	0.633	0.644	0.653	0.658	0.661	0.662	0.660	0.658
Graphcuts_B	0.690	0.698	0.701	0.703	0.703	0.703	0.704	0.704	0.702	0.701

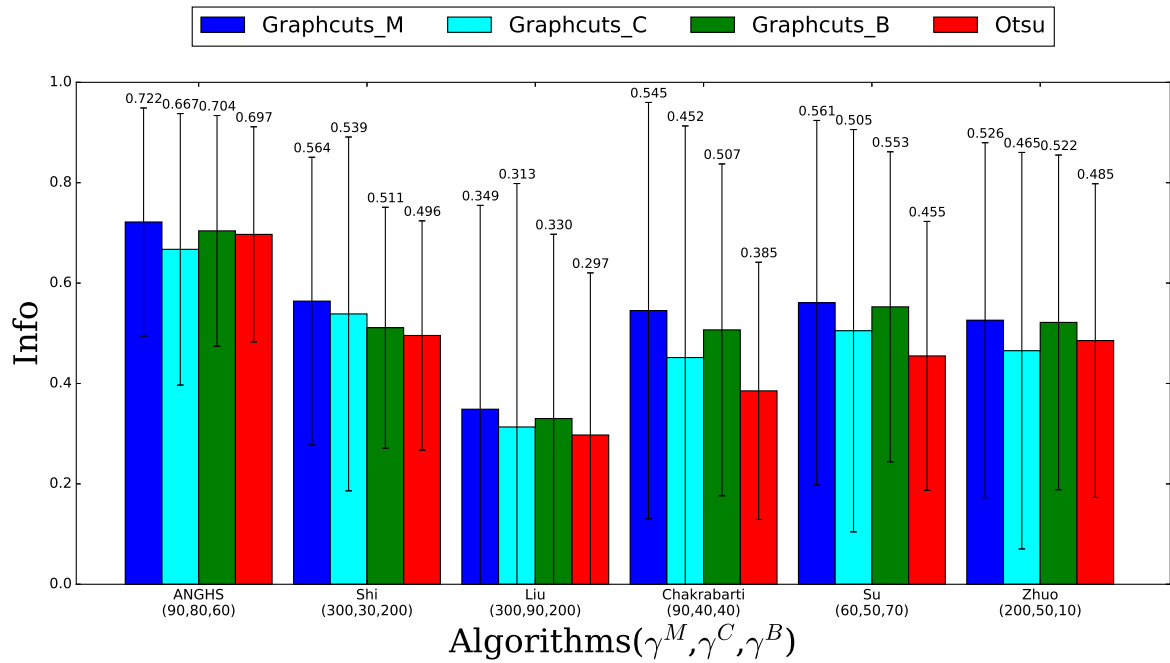
Algorithm	γ				
	100	200	300	400	500
Graphcuts_M	0.721	0.717	0.704	0.696	0.675
Graphcuts_C	0.658	0.609	0.568	0.527	0.489
Graphcuts_C_Lab	0.655	0.609	0.565	0.522	0.482
Graphcuts_C_Luv	0.656	0.607	0.564	0.525	0.486
Graphcuts_B	0.700	0.689	0.669	0.645	0.616

(b) |Info|

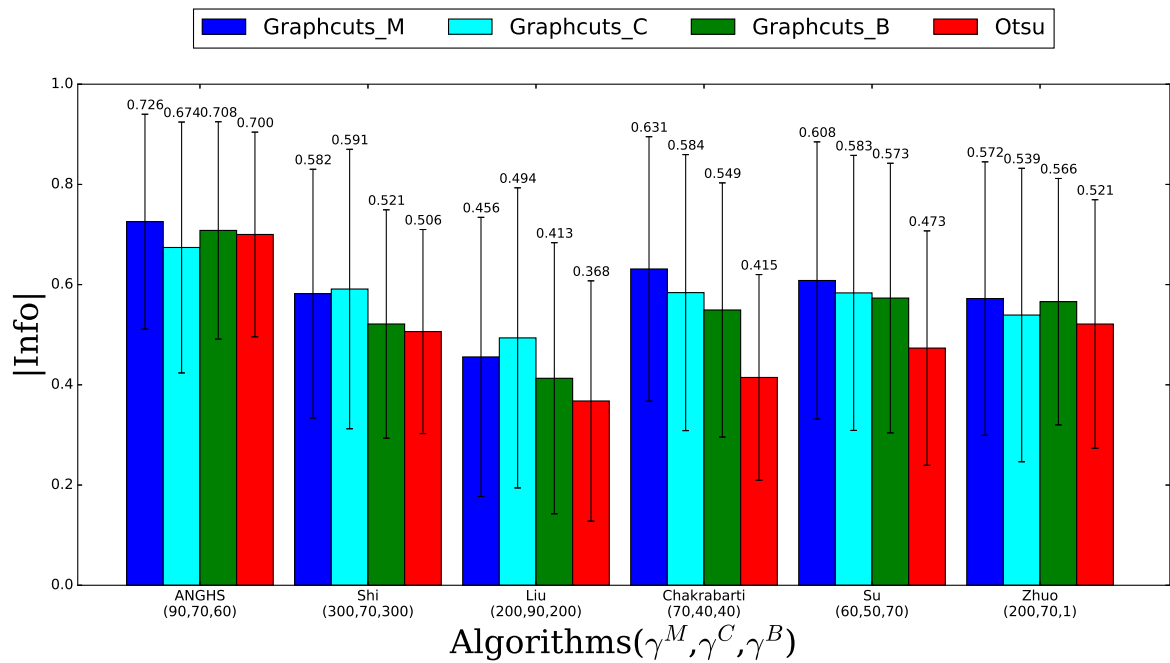
Algorithm	γ									
	1	10	20	30	40	50	60	70	80	90
Graphcuts_M	0.710	0.714	0.718	0.719	0.721	0.722	0.723	0.723	0.724	0.726
Graphcuts_C	0.567	0.625	0.652	0.663	0.670	0.674	0.673	0.674	0.674	0.670
Graphcuts_C_Lab	0.562	0.624	0.646	0.658	0.663	0.668	0.671	0.671	0.671	0.671
Graphcuts_C_Luv	0.558	0.616	0.645	0.656	0.664	0.668	0.670	0.670	0.669	0.666
Graphcuts_B	0.693	0.701	0.705	0.707	0.707	0.707	0.708	0.708	0.706	0.705

Algorithm	γ				
	100	200	300	400	500
Graphcuts_M	0.725	0.723	0.709	0.700	0.679
Graphcuts_C	0.665	0.619	0.576	0.537	0.497
Graphcuts_C_Lab	0.663	0.618	0.575	0.533	0.492
Graphcuts_C_Luv	0.664	0.616	0.573	0.534	0.493
Graphcuts_B	0.704	0.693	0.673	0.650	0.620

図 7.10 に単一画像に対するブラー領域分割結果を示す。なお、ここでは図 7.9 (a) を求めたときと同じ γ を用いた。単一画像に対するブラー領域分割を用いたその他の分割結果は付録 C に記載した。図 7.10 の第 1 列目と第 3 列目は入力画像と大津法による初期分割結果を示し、第 2 列目と第 4 列目は色特徴とブラー特徴マップを併用した Graphcuts による結果を示している。最終分割結果において A. Chakrabarti らの分割結果が大きく改善していることは興味深い。初期分割の時点では A. Chakrabarti らの分割結果には細かなノイズが多く含まれるが最終分割結果ではそれらの多くが除去され結果が改善されており、画像 “A-5” では特に効果が大きい。また、画像 “A-5” では S. Zhuo らの分割結果も結果が改善している。これは、Graphcuts におけるデータ項と平滑化項間の重み係数 γ が画像 “A-5” における最適値になっているためである。しかしながら、図 7.10 に示すとおり、提案手法は画像 “A-1” と “A-5” の双方で比較的良好な結果を得ており、他の手法よりも安定して高精度な分割が可能である。これらの結果から本論文が提案する単一画像に対する領域分割の有効性が示された。



(a) Info



(b) |Info|

図 7.9: 領域分割手法の分割精度比較

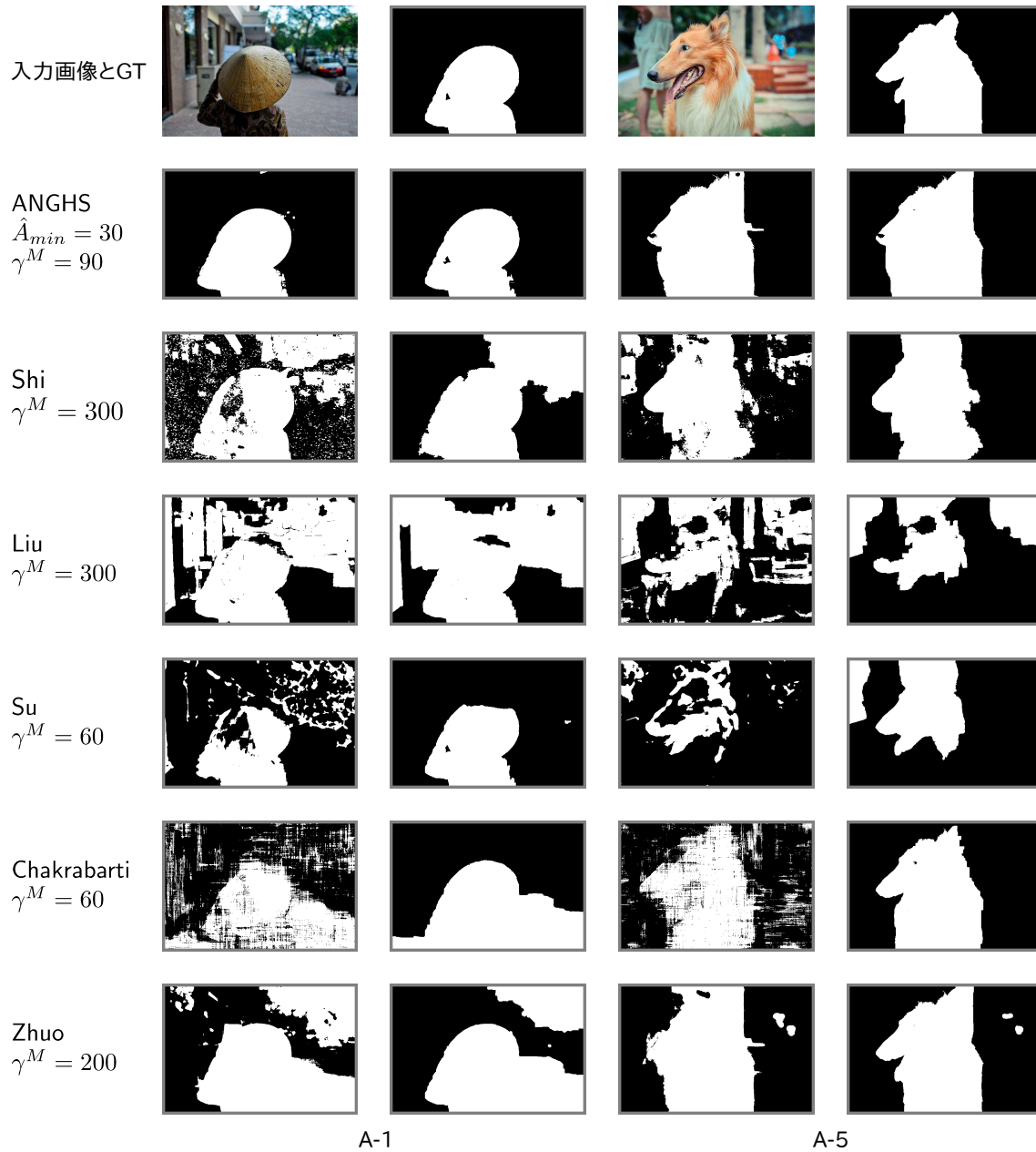


図 7.10: 単一画像に対するブラー領域分割結果

本論文で提案した単一画像に対するブラー領域分割は多くのシーンで従来手法を上回る分割性能を達成しているが、2種類の画像で性能が悪い場合がある。一つ目の画像は、図 7.11 に示すような、鮮明な領域が細長い構造を持つケースである。このような場合は、鮮明な領域とブラー領域の境界線付近から算出したブラー特徴量の多くが、ブラー領域に当てはめられる。それらの値は EAI によりブラー領域に伝播する。その結果、図 7.11 (b) に示すように鮮明な領域周辺のブラー領域が高いブラー特徴量を持つようになり、図 7.11 (d) に示すような誤分割が発生する。二つ目の画像は、ブラー特徴マップにおいて特定の領域が極端に高いブラー特徴量を持ち、他の領域の識別性能を低下させる場合である。この現象は強いエッジを持つ微小領域が存在し、かつ、その領域内に特徴量が当てはめられたときに発生する。微小領域の例としては、画像内のロゴや文字、および暗い背景内の光源などが挙げられる。スパースブラー特徴マップ推定時においてこのような微小領域のエッジが局所領域に含まれる場合は高い特徴量になる。また、領域が微小であるため領域内に当てはめる特徴量数は少ない。そのため、EAI によって特徴量が平均化されず高い特徴量を維持する。最終的に、ブラー特徴マップ生成における量子化の結果、他の領域に十分な bit 数を割り当てられなくなりブラー特徴マップの識別性能が低下する。図 7.12 はこのケースの典型的な例を示している。図 7.12 (b) と (d) に示すとおり、背景の光源が極端に高いブラー特徴量を持ち被写体部分の識別性能を低下させている。

一つ目の画像では、大津法が鮮明な領域周辺のブラー領域を含むしきい値を与えていることが直接の原因である。そのため、しきい値選定法を工夫することで改善が期待できる。二つ目の画像では、スパースブラー特徴マップ推定の段階で極端に高いブラー特徴の影響を緩和する処理や微小領域への特徴量当てはめを回避する処理を行うことで影響を緩和することが期待できる。なお、本論文が提案する2枚の画像を用いた領域分割では初期分割をブラー差分特徴マップに基づいて行うため、問題のあるブラー特徴マップによる誤分割を回避することが可能である。

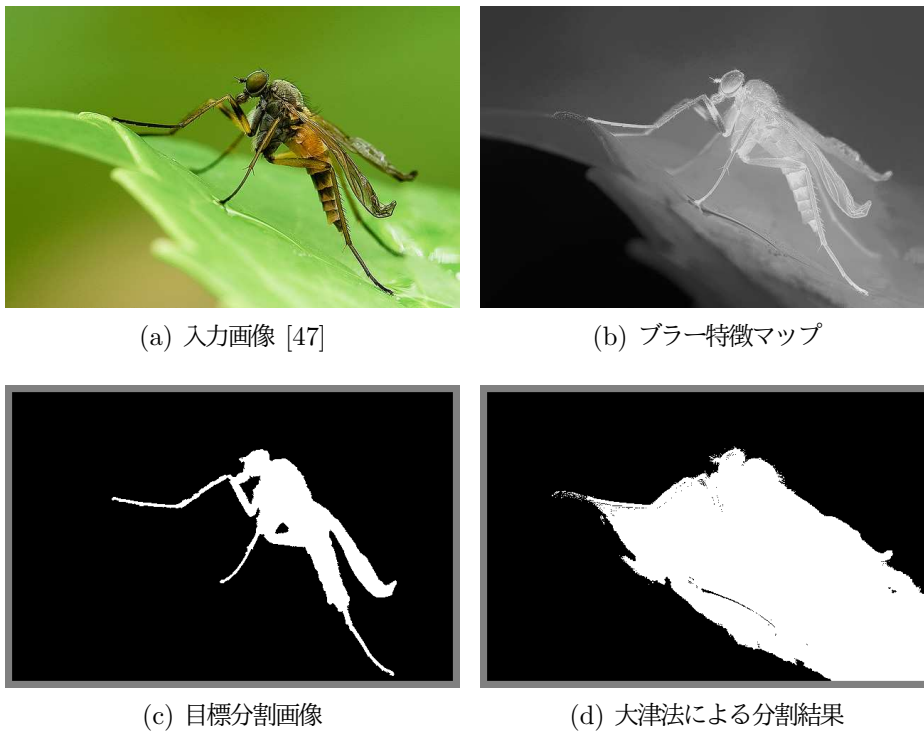


図 7.11: 細長い構造の影響による誤分割

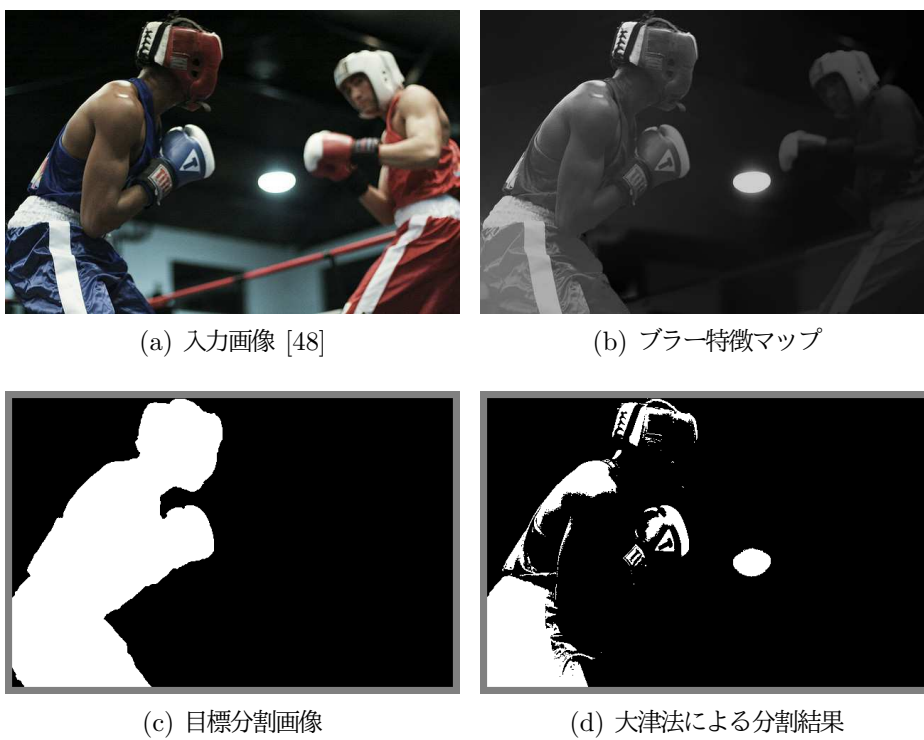


図 7.12: 極端に高いブラー特徴量を持つ微小領域による識別性能低下

7.3.2 2枚の画像を用いたブラー領域分割

本項では第5章で提案した2枚の画像を用いたブラー領域分割の精度評価を行う。比較として被写体合焦画像だけを使用した単一画像に対するブラー領域分割結果も併せて示す。

まず最初に、Graphcutsのデータ項と平滑化間の重み係数 γ に対する分割性能を表7.4に示す。太字は各データセットにおける γ に対する最大精度を示す。なお、この画像セットを用いた結果では分割結果が反転する現象が発生せず $\text{Info} = |\text{Info}|$ であったため、クラス分類の精度である Info の結果だけを示す。表7.4に示すとおり、最大精度となる γ は画像データセットBとCで、それぞれ $\gamma = 40$ と $\gamma = 20$ であった。次に示す単一画像に対する領域分割との比較では分割精度が最大値となる γ を用いて比較を行う。なお、2枚画像の領域分割の最終分割において色特徴だけを用いた場合と単一画像に対する領域分割を含めた γ に起因する分割性能は、付録Bに記載した。

2枚の画像を用いたブラー領域分割と単一画像に対するブラー領域分割の分割性能を図7.13に示す。図7.13(a)は図7.2に示した画像セットBの結果を示し、図7.13(b)は図7.3に示した画像セットCの結果を示す。赤色棒と青色棒は、それぞれ初期分割結果と最終分割結果を示している。アルゴリズム名の括弧内の数値は分割精度が最大値となる γ である。図7.13(a)に示されるとおり、比較的シンプルな被写体である画像セットBにおける結果では、初期分割の時点で0.897ポイントの精度を得ており、2枚の画像を用いたブラー領域分割が単一画像に対するブラー領域分割の結果を上回る結果を得ている。さらに、最終分割結果では0.988ポイントの高い精度を得ている。図7.13(b)に示されるとおり、複雑な被写体である画像セットCにおける結果では初期分割の時点では誤分割が多く0.730ポイントの精度となり、単一画像に対する領域分割の結果を下回っているが、最終分割結果では誤分割が修正されて0.827ポイントの精度となり、単一画像に対する領域分割の結果を上回っている。また、画像データセットBとCの双方の結果で2枚画像を用いた領域分割は単一画像に対する領域

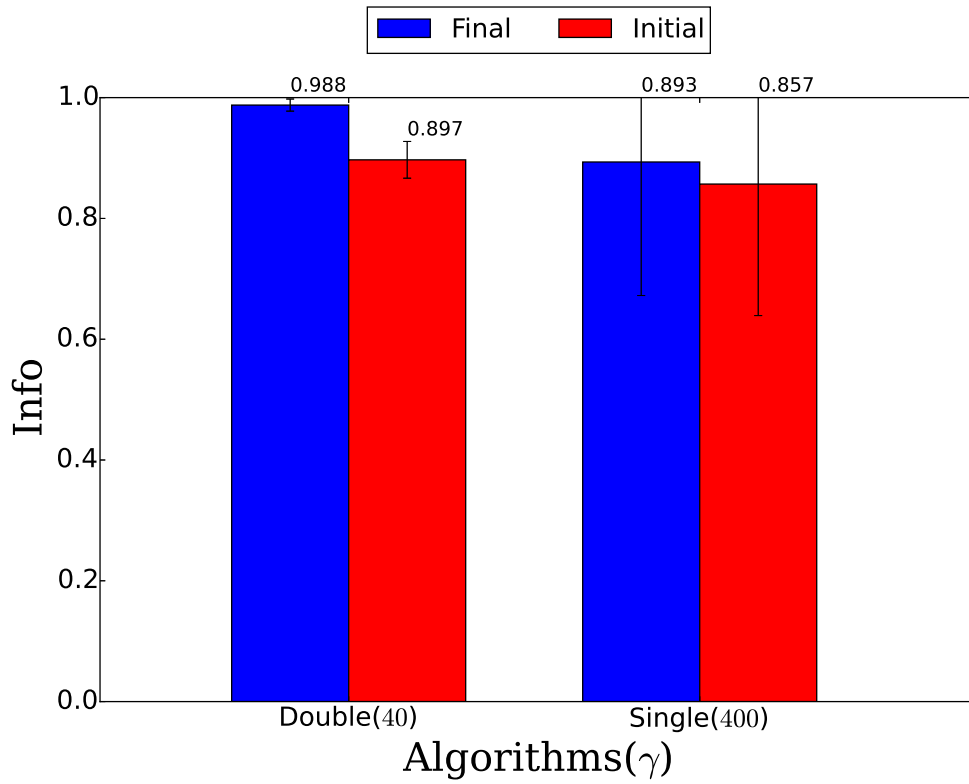
表 7.4: γ に起因する 2 枚の画像を用いた領域分割性能

Dataset	γ									
	1	10	20	30	40	50	60	70	80	90
B	0.955	0.965	0.967	0.970	0.988	0.987	0.986	0.986	0.986	0.986
C	0.809	0.821	0.827	0.825	0.824	0.824	0.821	0.819	0.816	0.815
Dataset	γ									
	100	200	300	400	500					
B	0.986	0.985	0.985	0.979	0.978					
C	0.813	0.791	0.787	0.778	0.777					

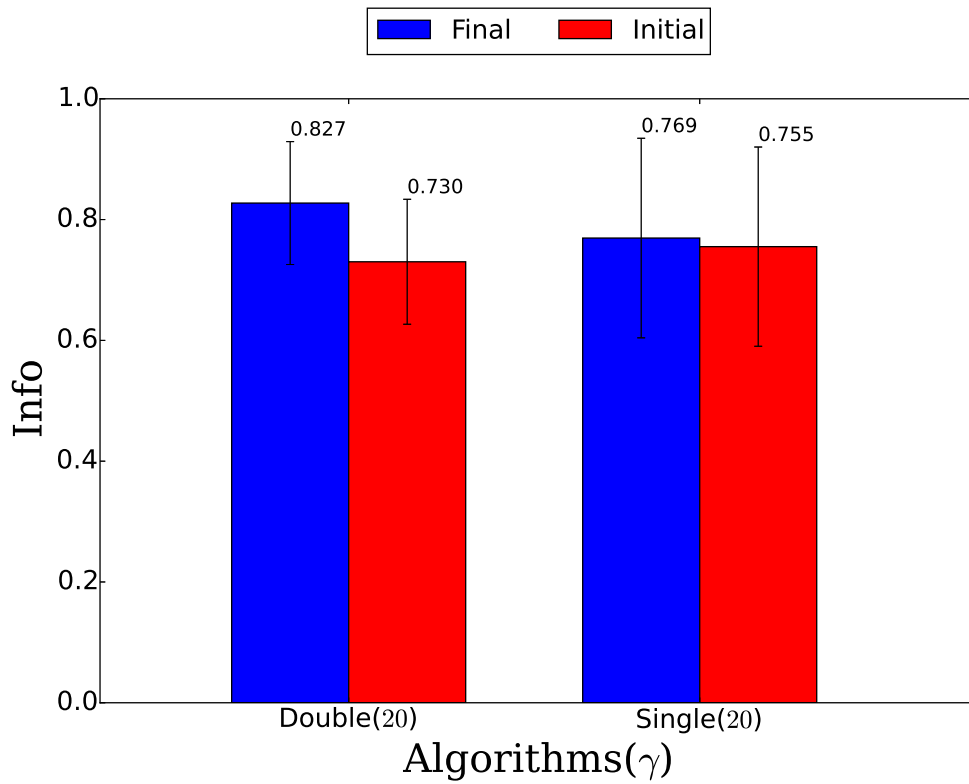
分割よりもエラーバーが短いことから、結果にバラツキが少ないことが分かる。各手法の分割結果を図 7.14 に示す。2 枚の画像を用いたブラー領域分割の他の分割結果は付録 D に記載した。図 7.14 の各列は入力画像、GT、ブラー差分特徴マップとブラー特徴マップ、および各手法の初期分割と最終分割結果を示している。図 7.14 に示すとおり、2 枚の画像を用いたブラー領域分割は単一画像に対する領域分割よりも良好な結果となっている。画像 “B-9” や “C-10” は第 7.3.1 項で述べた単一画像に対するブラー領域分割の分割性能が悪い画像であるが、2 枚の画像を用いたブラー領域分割では結果が改善されている。画像 “B-9” は、ブラー特徴マップが被写体の顔部分において極端に高い特徴量を持ち、他の領域の識別性能が低下している。画像 “C-10” は、被写体が細長い構造を持っているため被写体周辺のブラー領域が高い特徴量となるブラー特徴マップを生成しやすい。2 枚の画像を用いたブラー領域分割では、ブラー差分特徴マップに基づいて初期分割を行うため、ブラー特徴マップにおける問題を回避することが可能である。また、最終分割において補正する画素は膨張収縮処理によってラベル値が変化した領域だけであるため、Graphcuts においてブラー特徴マップを利用した場合でも悪影響は少ない。

現在の 2 枚の画像を用いたブラー領域分割は、被写体と背景の距離が十分に離れていることを期待している。しかしながら、フォーカルブラー画像の中には被写体と背景の最も遠い箇所の中に物体があることも多い。図 7.15 に中間距離に物体が存在する画像例とその分割結果を示す。図 7.15 (a) と (b) に示すとおり、画像右側の花は中間距離に存在するため、被写体と背景の遠方に焦点を合わせた両方のシーンでブラーがかかる。そのため、ブラー差分特徴が適切に求められず初期分割において多くの誤分割が発生し、最終分割結果でも補正ができていない。このようなケースでは 2 枚の画像だけで分割することは難しく、被写体、中間距離、および背景にそれぞれ焦点を合わせた画像を用いた処理が必要である。

その他の制限として、現在のアルゴリズムはカメラを固定して撮影することを前提としており、被写体合焦画像と背景合焦画像の位置ずれは小さいものとしている。しかしながら、手持ちカメラなどで撮影する場合は位置ずれによる影響が大きくなるため、局所領域のマッチングや位置補正の処理が必要である。



(a) 画像セット B の結果



(b) 画像セット C の結果

図 7.13: 単一画像と 2 枚の画像を用いた手法の精度比較

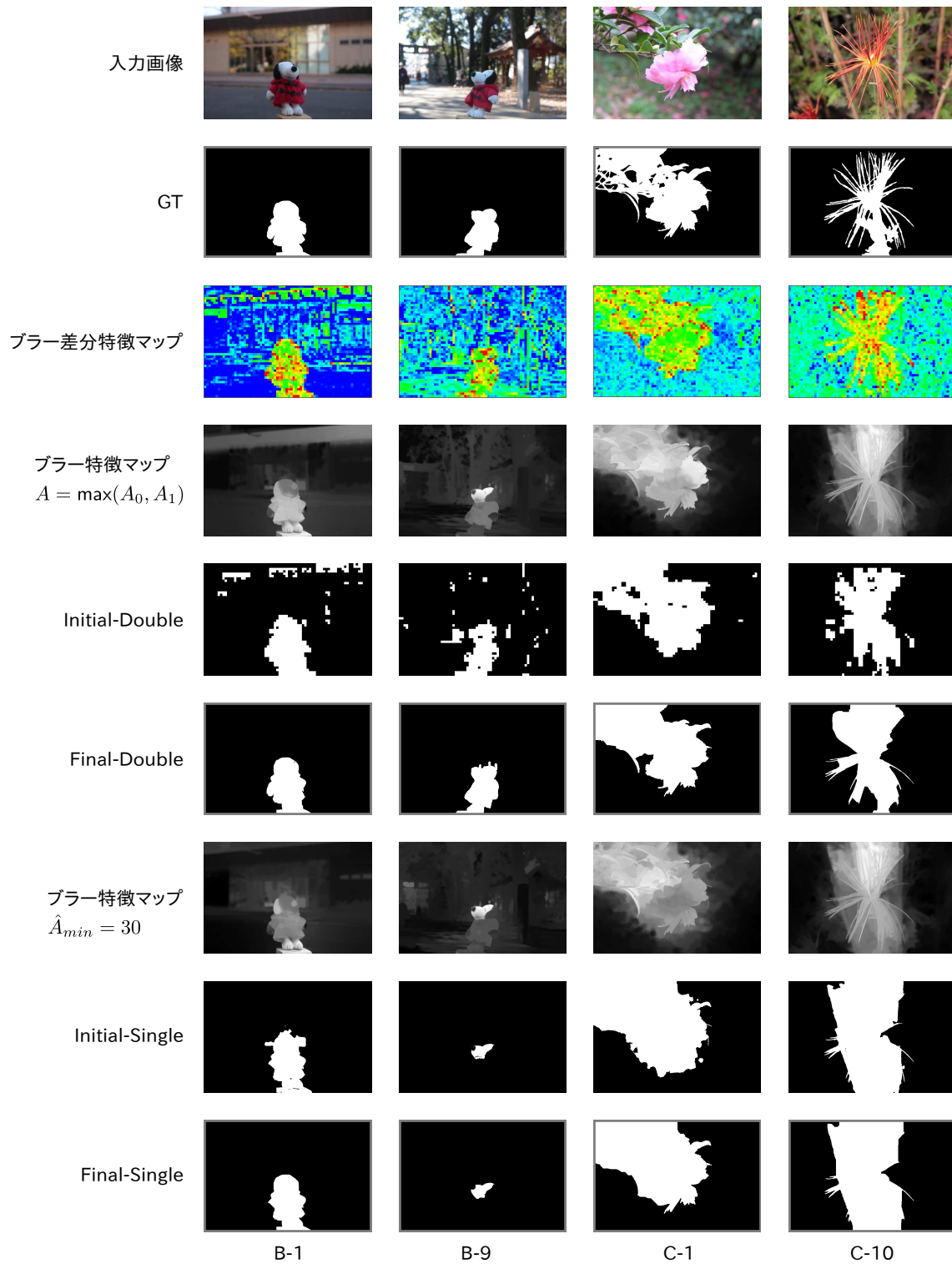


図 7.14: 単一画像と 2 枚の画像を用いた手法の分割結果

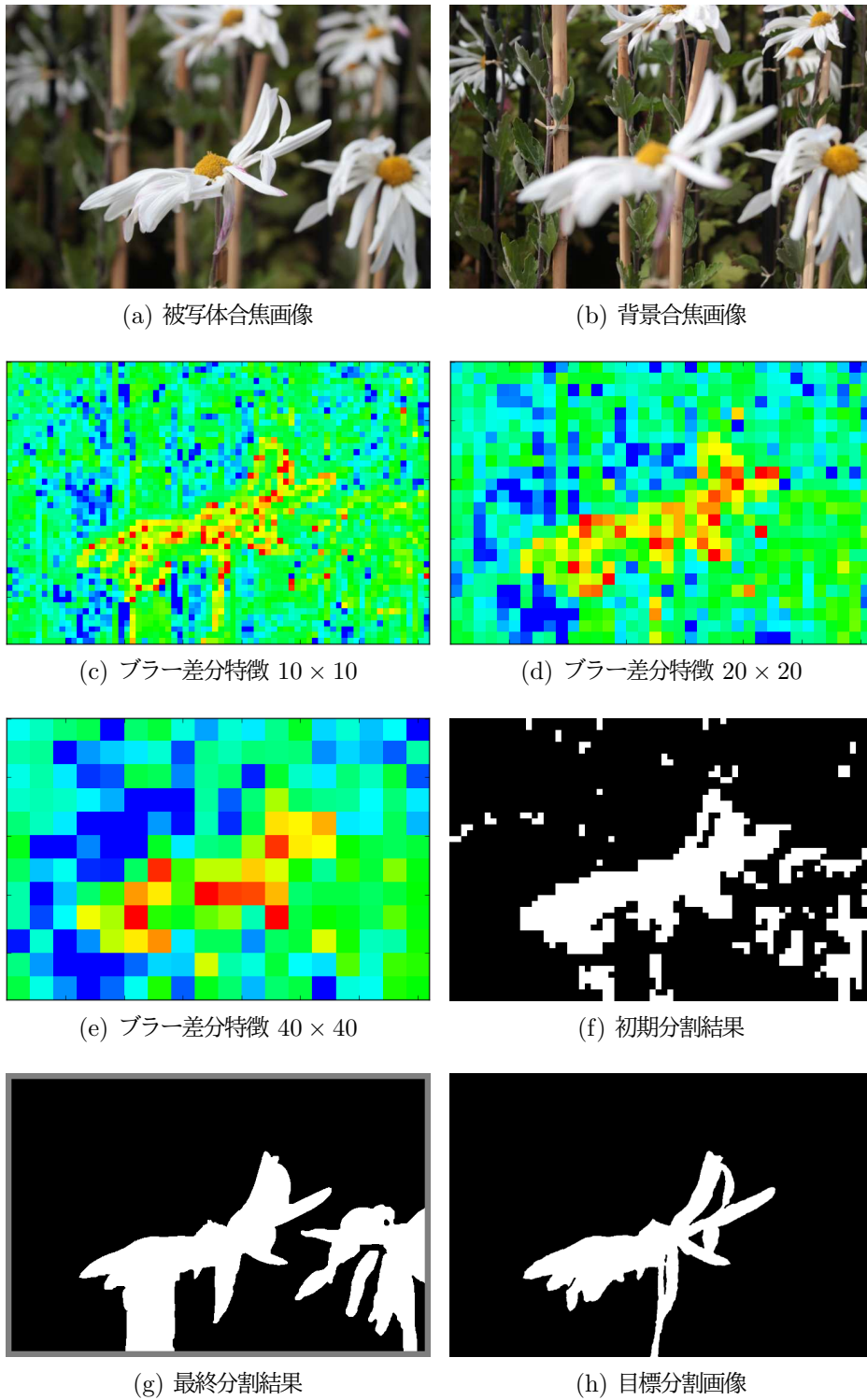


図 7.15: 中間距離の物体による誤分割

7.4 まとめ

本章では第6章で検討した精度評価手法に基づいて提案手法の精度評価を行い、従来手法と比較した。精度評価はブラー特徴マップの識別性能、単一画像に対するブラー領域分割精度、および2枚の画像を用いたブラー領域分割精度の観点から行った。

ブラー特徴マップの識別性能評価ではまず、ブラー特徴マップ推定の技術要素毎に識別性能の評価を行い、次に、従来手法を用いて推定したブラー特徴マップと識別性能を比較した。ANGHSの算出におけるk-means法を用いたGMMフィッティング、複数サイズのグリッド分割を用いた局所領域定義法、およびEAIによるブラー特徴マップ推定の組み合わせはクラス分類の最高分割精度、大津法の分割精度、平均分割精度がそれぞれ、0.780, 0.697, 0.335ポイント、クラスタリングの最高分割精度、大津法の分割精度、平均分割精度がそれぞれ、0.783, 0.700, 0.338ポイントであった。また、従来手法との比較結果から、本提案手法はクラス分類とクラスタリングの双方において最高分割精度と大津法を用いた精度が他の手法を上回る結果を得た。本章の比較結果から提案手法によるブラー特徴マップが識別性能において最も優れていることを示した。

技術要素の中でも、局所領域のサンプリングとブラー特徴マップ推定法はブラー特徴マップに与える影響が強い。従来手法で用いられているウィンドウスライディングや局所領域に直接特徴量を当てはめる手法はシンプルであるがノイズの多いブラー特徴マップを生成する。提案手法はEAIを用いてサンプリングした疎な特徴量を色類似度に基づいて伝播するため、エッジ付近の特徴量変化は維持しながら領域内では特徴量が滑らかに変化するブラー特徴マップを得ることが可能である。また、エッジ検出や特徴点検出を用いた局所領域決定方法では、鮮明な領域に偏って局所領域が生成されるため、安定したブラー特徴マップ推定が難しい。本論文が提案したグリッド分割によるサンプリングは各局所領域内にエッジやテクスチャがあることは保証されないが、画像全体に偏りなく局所領域を生成できるため、ブラー特徴マップの推定結果が安定する。さらに、複数サイズのグリッド分割を用いた場合が最も高い精度となっており、複数サイズのグリッド分割の有効性が示された。

単一画像に対するブラー領域分割精度では、提案ブラー特徴マップと従来手法のブラー特徴マップに各領域分割手法を適用した際の精度を比較した。本論文が提案した色特徴とブラー特徴を併用した2段階領域分割手法は、提案ブラー特徴マップだけでなく、従来手法のブラー特徴マップの精度も改善しており、本論文が提案した単一画像に対するブラー領域分割手法の高い汎用性を示した。提案ブラー特徴マップと単一画像に対するブラー領域分割を組み合わせた際の精度は、クラス分類で0.722ポイントであり、クラスタリングで0.726ポイントであった。これは、比較したブラー特徴マップと領域分割手法の組み合わせの中で最も高い精度

であり、提案手法の有効性を示した。

2枚の画像を用いたブラー領域分割精度では、シンプルな被写体で最終分割のクラス分類精度が0.988ポイントと高い評価値となった。また、複雑な花画像においても最終分割の精度は0.827ポイントであり、単一画像に対するブラー領域分割の0.769ポイントを上回る結果となった。また、2枚の画像を用いたブラー領域分割は単一画像に対するブラー領域分割の分割性能が悪い画像においても結果が改善されており、2枚の画像を用いたブラー領域分割の有効性を示した。

本章の実験結果から、単一画像に対する領域分割では、(1) 鮮明な領域が細長い構造を持つ場合と、(2) ブラー特徴マップにおいて特定の領域が極端に高いブラー特徴を持つ場合に分割性能が低下することが明らかになった。これらの課題に対処するための初期分割におけるしきい値選定法や、スパースブラー特徴マップ推定における極端に高いブラー特徴の影響を緩和する処理、および微小領域への特徴量当てはめを回避する処理などが実現できれば識別性能の向上が期待できる。

2枚の画像を用いたブラー領域分割の制限としては、(i) 被写体と背景間に十分な距離が必要なことと、(ii) 撮影時の位置ずれに頑健でないことが挙げられる。これらの課題に対処するための3枚以上の合焦画像を考慮した処理や、局所領域のマッチング、および位置補正などが可能になれば、現在の提案手法よりも制限の少ない処理が期待できる。

第8章 結論と今後の課題

8.1 本論文の結論

本論文では、撮影画像のみを用いたフォーカルブラー領域分割の精度向上を目的として、(1) ブラー特徴推定の阻害要因に頑健なブラー特徴推定、(2) 単一画像に対するブラー領域分割、および(3) 2枚の画像を用いたブラー領域分割の三つの技術を提案した。さらに、提案フォーカルブラー領域分割手法の有効性を評価するために、クラスタリングとクラス分類の文脈を考慮したブラー領域分割精度評価手法を検討した。

具体的には、まず第2章でフォーカルブラー画像とその領域分割手法について概説した。最初に、薄凸レンズに基づくフォーカルブラー画像生成プロセスは鮮明な画像とブラーカーネル集合との局所的な総和演算でモデル化できることを述べた。フォーカルブラー解析手法とフォーカルブラー領域分割手法の多くはこのブラー画像モデルに基づいている。次に、フォーカルブラー解析手法とフォーカルブラー領域分割手法の従来手法を紹介し、それらの課題について述べた。特に画像だけを用いて局所領域から安定したブラー特徴を推定するための技術的課題として、局所領域中の輝度変化が少ない画素集合と輝度振幅に対する頑健性が重要であることを示した。これらは適切なブラー特徴推定を阻害する要因であり、ブラー特徴量を求める際に影響を除外する必要がある。

第3章ではまず、画像特徴量に基づく従来 of ブラー特徴を紹介した。従来から提案されているブラー特徴のうち、ブラー特徴推定の阻害要因の一つである輝度変化の少ない画素集合に頑健なGHSに着目し、局所領域の輝度勾配を輝度振幅で正規化することで輝度振幅に対する頑健性を加えたANGHSを提案した。ANGHSの有効性を示すために、4段階の画像幅に応じて輝度変化の少ない画素集合の濃度が異なる画像と、4段階の輝度振幅を持つ画像に対して様々な大きさのブラーを施すシミュレーションを行いANGHSと従来 of ブラー特徴量の特徴量変動を比較した。その結果、ANGHSだけが輝度変化が少ない画素集合と輝度振幅の双方に頑健であり、実画像を用いた場合においても他のブラー特徴よりも識別性能が高いことを明らかにした。

第4章では、単一画像に対するブラー領域分割手法を提案した。単一画像に対するブラー領域分割では、画像全体のブラー度を示すブラー特徴マップの識別性能が分割精度を左右する

点に着目し、ブラー特徴マップの識別性能を向上するための (i) 複数サイズのグリッド分割に基づくスパースブラー特徴マップ推定と (ii) EAI を組み合わせたブラー特徴マップ推定手法を提案した。グリッド分割は局所領域を画像全体から偏りなくサンプリングするという利点があり、さらに、複数のサイズを併用することでサンプリング密度とブラー特徴量推定の正確性のバランスをとることが可能になる。EAI は画像の局所的な色類似度に基づいて疎な特徴量を伝播するため、エッジ部分の特徴量変化は維持しつつ、ノイズの少ないブラー特徴マップを生成することが可能である。領域分割では、ブラー特徴マップを入力とした大津法を用いて初期分割を行い、その後、大津法による初期分割結果とカラー画像、およびブラー特徴マップを入力とした Graphcuts を用いて最終的な分割を行う 2 段階領域分割を提案した。入力パラメータが不要である大津法を用いることで領域分割を自動化することが可能になり、特徴量と隣接画素間の特徴量連続性を考慮した Graphcuts で最終領域分割を行うことで分割精度を向上することが可能である。さらに、Graphcuts において色特徴とブラー特徴を併用することで分割性能を維持しながら初期分割の補正効果を向上させることが可能であることを明らかにした。

第 5 章では、2 枚の画像を用いたブラー領域分割手法を提案した。被写体と背景にそれぞれ焦点を合わせた画像対から算出したブラー差分特徴において、被写体と背景を分割する理論的なしきい値が定義できる。この発想に基づいて 2 枚の画像を用いたブラー領域分割では、2 枚のフォーカルブラー画像からブラー差分特徴を求め領域分割に適用する手法を提案した。ブラー差分特徴を求めるためにまず、被写体合焦画像と背景合焦画像それぞれに対して複数サイズのグリッド分割を用いて局所領域をサンプリングし ANGHS を算出する。その後、対応関係にある局所領域毎に被写体合焦画像の ANGHS から背景焦点画像の ANGHS を減算することでブラー差分特徴量を求める。最後に、グリッドサイズ毎に各局所領域の差分値を局所領域全体に当てはめることでブラー差分特徴マップを推定した。領域分割では理論的しきい値によって自動的な初期分割を行い、エネルギー最小化に基づく領域の高精細化によって精度を向上させる 2 段階領域分割を提案した。最初に、グリッドサイズ毎に算出したブラー差分特徴マップを、それぞれ理論上のしきい値 $p = 0$ で分割し、その後、画素毎にラベル値を多数決評価することで初期分割を行う。多数決処理によって孤立領域とブロック形状に起因する誤差を抑制することが可能である。次に、初期分割結果に対して膨張収縮処理を施し誤分類の可能性が高い箇所を推定する。初期分割後の誤分類箇所を推定することで Graphcuts の補正箇所を制御することが可能になる。最後に、カラー画像と被写体合焦画像から推定したブラー特徴マップを併用した Graphcuts を用いて初期分割結果を補正した。初期分割の時点で目立っていたブロック形状や孤立した誤判定領域の多くは最終分割で修正される。本提案手法は 2 枚のブラー画像を必要とするが高精度な分割が可能である。2 枚のブラー画像はマルチ

フォーカスカメラやフォーカス操作中の動画像から取得可能であるため、提案手法はカメラアプリケーションの高性能化に寄与することが期待できる。

第6章では、フォーカルブラー領域分割の精度評価手法について検討した。フォーカルブラー領域分割がクラスタリングとクラス分類の2種類の問題として捉えられることを指摘し、各文脈で精度評価が異なることを示した。特にクラス分類はラベル値を明確にブラー領域と鮮明な領域に対応付ける必要があり、クラスタリングよりも難しい課題と言える。クラスタリングとクラス分類の問題を吟味し、クラス分類評価のための要求事項として、(1) ブラー領域と鮮明な領域に対する分類評価の対称性、(2) 真の分類領域面積比を考慮した分類評価、(3) 分類評価の線形性を持つ評価尺度が望ましいことを挙げた。さらに、クラスタリング精度評価の要求事項として、クラスラベルの反転を許容する評価尺度が望ましいことを述べた。これらの要求事項について F1 score, IoU, Accuracy, MCC, Informedness の5種類の評価尺度を数理的な観点から比較し、クラス分類の精度評価には Informedness が最適であることを明らかにした。さらに、クラスラベルが反転したときの Informedness の挙動を ROC 空間上で分析し、Informedness の絶対値を用いることでクラスタリングの要求事項を満たした評価尺度になることを明らかにした。これらの検討結果から本論文では、Informedness とその絶対値がそれぞれクラス分類とクラスタリングの精度評価に最適であると結論付けた。さらに、多数の画像を用いて精度評価するための統計的要約値の検討では、分割結果が領域分割アルゴリズムと、その制御パラメータに依存する点に着目し、複数のパラメータを試行した際の最高分割精度と平均分割精度を用いた統計的要約手法を提案した。これらの統計的要約値からは様々な想定状況に対する精度と、領域分割アルゴリズムの制御パラメータに対する感度を評価することが可能である。本論文で検討したクラスタリングとクラス分類精度評価のための要求事項、および統計的要約手法は、他の2値領域分割問題にも適用可能である。

第7章では、第6章で検討した精度評価手法に基づいて提案手法の精度評価を行った。精度評価はブラー特徴マップの識別性能、単一画像に対するブラー領域分割精度、および2枚の画像を用いたブラー領域分割精度の観点から行った。ブラー特徴マップの識別性能評価ではまず、ブラー特徴マップ推定の技術要素毎に識別性能の評価を行い、次に、従来手法を用いて推定したブラー特徴マップと識別性能を比較した。ANGHS の算出における k-means 法を用いた GMM フィッティング、複数サイズのグリッド分割を用いた局所領域定義法、および EAI によるブラー特徴マップ推定の組み合わせは最高分割精度と大津法を用いた精度で他の技術要素の組み合わせを上回る結果を得た。提案手法のクラス分類の最高分割精度、大津法の分割精度、平均分割精度はそれぞれ、0.780, 0.697, 0.335 ポイントであり、従来手法に対して最高分割精度で最小 0.092 ポイント、最大 0.366 ポイント精度が向上し、大津法の分割精度で最小 0.201 ポイント、最大 0.400 ポイント精度が向上した。クラスタリングの最高分割

精度、大津法の分割精度、平均分割精度はそれぞれ、0.783, 0.700, 0.338 ポイントであり、従来手法に対して最高分割精度で最小 0.073 ポイント、最大 0.352 ポイント精度が向上し、大津法の分割精度で最小 0.179 ポイント、最大 0.332 ポイント精度が向上した。第 7 章の比較結果から提案手法によるブラー特徴マップが識別性能において最も優れていることを示した。単一画像に対するブラー領域分割精度では、提案ブラー特徴マップと従来手法のブラー特徴マップに各領域分割手法を適用した際の精度を比較した。本論文が提案した色特徴とブラー特徴を併用した 2 段階領域分割手法は、提案ブラー特徴マップだけでなく、従来手法のブラー特徴マップの精度も改善しており、本論文が提案した単一画像に対するブラー領域分割手法の高い汎用性を示した。提案ブラー特徴マップと単一画像に対するブラー領域分割を組み合わせた際の精度は、クラス分類で 0.722 ポイントであり、クラスタリングで 0.726 ポイントであった。提案手法はクラス分類において従来手法に対して最小で 0.158 ポイント、最大で 0.373 ポイント精度が向上し、クラスタリングにおいて最小で 0.095 ポイント、最大で 0.270 ポイント精度が向上した。提案領域分割手法とブラー特徴マップの組み合わせは、比較したブラー特徴マップと領域分割手法の組み合わせの中で最も高い精度であり、提案手法の有効性を示した。2 枚の画像を用いたブラー領域分割精度では、シンプルな被写体で最終分割のクラス分類精度が 0.988 ポイントと高い評価値となった。また、複雑な花画像においても最終分割の精度は 0.827 ポイントであり、単一画像に対するブラー領域分割の 0.769 ポイントを上回る結果となった。また、2 枚の画像を用いたブラー領域分割は単一画像に対するブラー領域分割の分割性能が悪い画像においても結果が改善されており、2 枚の画像を用いたブラー領域分割の有効性を示した。

8.2 今後の課題

本節では、本研究が今後取り組むべき課題について整理する。

ブラー特徴推定

ブラー特徴推定においてはまず、ANGHS の改善が挙げられる。本論文では ANGHS の算出における局所輝度振幅を輝度値の信頼区間を用いて推定し、さらに、輝度振幅推定値の値の範囲を制御するパラメータ \hat{A}_{min} と \hat{A}_{max} を用いて極端な輝度振幅値を回避している。特に \hat{A}_{min} は最終的なブラー特徴マップの識別性能を左右する重要なパラメータである。本論文では画像セット全体で平均的に識別性能が高い設定値を実験的に調査したが、最適な設定値は画像毎に異なる。画像情報から最適な \hat{A}_{min} を自動的に決定することができれば、ブラー特徴マップの識別性能向上が期待できる。比較的シンプルな方法としては、スパースブラー特徴

マップ推定やブラー特徴マップ推定を A_{min} 設定値毎に複数回行い、さらに大津法を適用して最も分離度が高くなる推定結果を選択する手法が挙げられる。この手法はシンプルであるが、計算量の増加が予想されるため処理の高速化を併せて検討する必要がある。また、輝度推定や ANGHS を改良することで A_{min} の明示的な指定を避ける手法も考えられる。例えば、局所領域の隣接関係や包含関係を考慮して推定値を修正する手法 [11, 49] が挙げられる。さらに、輝度推定値 \hat{A}_{min} や輝度勾配 ΔI を予め非線形変換することで正規化による値の変動を抑えることも有効と考えられる。

本論文は一般的な写真撮影によるフォーカルブラー画像を対象としているが、ブラー特徴推定の適用先としてはモーションブラー画像、X線、および顕微鏡画像などが挙げられる。ANGHS はフォーカルブラー画像に対しては有効であるが、ブラー方向に平行なエッジが減衰しないモーションブラー画像では十分な性能が得られない。モーションブラー画像に適用するためにはブラーの方向特性を考慮した特徴量 [10] を検討する必要がある。X線画像や顕微鏡画像ではノイズが問題になることが多い。本論文で用いている輝度値の信頼区間を用いる推定法はシンプルであるがノイズの影響を受けやすい。提案手法を X線や顕微鏡画像に適用するためには事前の画像補正処理によるノイズ低減 [50] や、ロバスト統計による外れ値除去 [51] の適用などノイズに頑健な輝度振幅推定法を検討する必要がある。

ブラー特徴マップ推定

本論文では複数サイズのグリッド分割による局所領域サンプリングの有効性を示したが、サイズの組み合わせは経験的に決定している。自動的に組み合わせを決定する手法を構築できれば提案手法の利便性がさらに向上する。例えば、局所領域の包含関係を維持しながら画像を再帰的に分割していくことで、画像サイズから自動的にサイズの組み合わせを決定することが可能である。その他にも、特定サイズのグリッド分割によるブラー特徴マップとその分割結果を参照して、分割境界からの距離に応じて局所領域サイズを動的に変化させる手法なども有効と考えられる。

EAI を用いたブラー特徴マップ推定は領域分割に適した識別性能の高いブラー特徴マップを生成することが可能であるが、計算量が多い点に課題がある。疎な特徴量を伝播するより軽量なアルゴリズムとしては Guided image filtering [52] などが知られており、比較検討が必要である。

ブラー領域分割

単一画像に対する領域分割では、(1) 鮮明な領域が細長い構造を持つ場合と、(2) ブラー特徴マップにおいて特定の領域が極端に高いブラー特徴を持つ場合に分割性能が低下する。初

期分割におけるしきい値選定法の工夫や、スパースブラー特徴マップ推定において極端に高いブラー特徴の影響を緩和する処理、および微小領域への特徴量当てはめを回避する処理が実現できれば識別性能の向上が期待できる。また、対話処理領域分割の分野では細かな構造への対処 [53] や、データ項と平滑化項の調整係数 γ に頑健な Graphcuts [54, 55] など様々な改善手法が提案されている。これらの改善手法を最終分割に適用することで分割精度の向上が期待できる。

2枚の画像を用いたブラー領域分割の制限としては、(i) 被写体と背景間に十分な距離があり中景が存在しないことと、(ii) 撮影時の位置ずれに頑健でないことが挙げられる。これらの課題に対処するための3枚以上の合焦画像を考慮した処理や、局所領域のマッチング、および位置補正などが可能になれば、現在の提案手法よりも制限の少ない処理が期待できる。また、本論文では前景と背景にそれぞれ合焦した画像対を対象にしたが、より少ないレンズ移動量でブラー差分特徴が安定的に得ることが可能になれば撮影時の位置ずれは少なくなる。ブラー差分特徴は前景合焦画像と、そこから微小にレンズを移動しフォーカスを変化させた画像間においても得ることが可能であり、この状況における性能解析や技術要素毎の性能解析、および技術改善に今後取り組む予定である。

精度評価

精度評価に関してはまず、主観評価尺度と Informedness の相関分析が挙げられる。本論文では評価尺度の統計的性質に着目して比較検討を行った。しかしながら、人間の主観的判断との相関は明らかでない。人間の主観評価による順位や得点と、各評価尺度の相関を明らかにすることで、精度評価手法の信頼性をさらに向上させることが可能である。

他の課題としては、さらに詳細な結果を検討するための画像データセットの構成と解析法の検討が挙げられる。データセットにサブクラスが存在する場合は、サブクラス毎に統計的要約値を求めることが詳細で曖昧さの少ない結果を提示することができる。フォーカルブラーではブラーが被写体の前方、後方、および双方にかかっている状況があり、ブラーのかかり方がそれぞれ異なる。これらのサブクラスを考慮して性能評価をすることで、さらに詳細な評価や比較が可能になる。

本論文では画像データセット全体から算出した Informedness の平均値を比較してアルゴリズムの優劣を決定している。アルゴリズムの優劣やランキングを決定する伝統的な手法として統計的仮説検定が挙げられるが、統計的仮説検定に関しては妥当性や有効性に関して生態学の分野から疑義が呈されている [56]。また、統計的仮説検定を適用するためには、画像データセットに対する母集団や評価値の分布形状に関する仮定、および比較するアルゴリズム間に性能差があると判断するための平均値差を規定する必要がある。人間の主観評価尺度と評価

値の関係やサブクラス毎の詳細な解析はこれらの仮定を規定するために活用可能であるが、本論文が対象とする一般的な写真撮影の画像は複雑で幅広いシーンが含まれるため、統計的仮説検定の適用は慎重に吟味する必要がある。一方で、アルゴリズムの優劣を決定する手法はオペレーションズリサーチの分野で検討されており [57]、母集団や評価値の分布形状、および性能差があると判断するための平均値差に関する仮定を緩和する改善が提案されている [58]。今後の詳細な解析や技術的な改善により信頼性の高いアルゴリズムのランキング手法が適用可能になることを期待する。

その他の課題

その他の課題としては、様々なアプリケーションへの適用と、高次の情報を用いたアルゴリズムの比較検討が挙げられる。本論文では統計評価における精度向上は示したが、実アプリケーションにおける性能は示していない。フォーカルブラー領域分割の典型的なアプリケーションとしては、ブラーの強調処理や抑制処理 [4, 17] が挙げられる。撮影後のフォーカルブラー画像においてブラー量を適切に調整するためには、鮮明な領域に影響がでないようにブラー領域分割を行い、その後、ブラー特徴マップに応じてブラー量を調整する必要がある。ブラー領域分割だけでなくブラー特徴マップの性能も重要であるため、本論文の提案手法を適用するアプリケーションとして適切である。また、本論文では汎用性を重視して画像のみを用いた手法を提案したが、近年では DCNN (Deep Convolutional Neural Network) などのより高次の情報を用いたブラー解析手法やブラー領域分割手法 [59, 60] が提案されている。これらの手法との性能比較や DCNN によるブラー特徴と ANGHs の特性比較は興味深い課題である。

謝辞

本論文は、筆者が電気通信大学大学院 情報理工学研究科 博士後期課程在学中に行った研究をまとめたものである。

本研究の遂行、および本論文を執筆するにあたり終始多大なるご指導とご教示をいただいた主任指導教員である電気通信大学大学院 情報理工学研究科 高橋裕樹准教授に心より感謝の意を表します。

同じく、本論文の執筆と学位申請にあたり様々なご助言をいただいた副指導教員である同大学院 情報理工学研究科 兼子正勝教授と梶本裕之准教授に深く感謝致します。

ご多忙の中、審査を快く引き受けていただき様々なご助言をくださいました同大学院 情報理工学研究科 庄野逸教授と柳井啓司教授に感謝申し上げます。

本研究は多くの方々のご協力によって遂行することができました。平成 20 年から 25 年の 5 年間に渡りお世話になり、さらに博士号取得という挑戦を認めて快く送り出していただきました株式会社エスアイエレクトロニクス代表取締役社長 山田順久 氏（平成 25 年度当時）と社員の皆様にこの場を借りて御礼申し上げます。

また、日常の議論を通じて多くの助言や示唆を頂いた高橋研究室の皆様に御礼申し上げます。

最後に、常に温かく見守り応援してくれた父と母に心より感謝申し上げます。

参考文献

- [1] J. Ro, “dog,” Flickr online image, Oct. 2011.
<https://www.flickr.com/photos/rapfish/6312937936>, licensed under CC BY-SA.
- [2] T. Harrison, “Susie Stoddart Mucke Motors Sport AMG Mercedes C Klasse Brands Hatch July 2006,” Flickr online image, Oct. 2006.
<https://www.flickr.com/photos/tonysphotos/179734070>, licensed under CC BY-SA.
- [3] T. Chen and H. Li, “Segmenting focused objects based on the amplitude decomposition model,” *Pattern Recognition Letters*, vol.33, no.12, pp.1536–1542, 2012.
- [4] S. Bae and F. Durand, “Defocus magnification,” *Computer Graphics Forum*, vol.26, no.3, pp.571–579, Sept. 2007.
- [5] M.-E. Nilsback and A. Zisserman, “Automated flower classification over a large number of classes,” *Proceedings of the Indian Conference on Computer Vision, Graphics and Image Processing*, pp.16–19, Dec. 2008.
- [6] L. Xie, J. Wang, B. Zhang, and Q. Tian, “Fine-grained image search,” *IEEE Transactions on Multimedia*, vol.17, no.5, pp.636–647, May 2015.
- [7] A. Levin, “Blind motion deblurring using image statistics,” *Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems 19*, pp.841–848, Dec. 2007.
- [8] R. Fergus, B. Singh, A. Hertzmann, S.T. Roweis, and W.T. Freeman, “Removing camera shake from a single photograph,” *ACM Transactions on Graphics*, vol.25, no.3, pp.787–794, July 2006.
- [9] S. Dai and Y. Wu, “Motion from blur,” *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.1–8, June 2008.

-
- [10] R. Liu, Z. Li, and J. Jia, “Image partial blur detection and classification,” Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.1–8, June 2008.
- [11] J. Shi, L. Xu, and J. Jia, “Discriminative blur detection features,” Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.2965–2972, June 2014.
- [12] A. Levin, D. Lischinski, and Y. Weiss, “A closed-form solution to natural image matting,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.30, no.2, pp.228–242, Feb. 2008.
- [13] H. Kim, C. Richardt, and C. Theobalt, “Video depth-from-defocus,” Proceedings of Fourth International Conference on 3D Vision, pp.370–379, Oct. 2016.
- [14] D.M.W. Powers, “Evaluation: from precision, recall and f-measure to roc, informedness, markedness and correlation,” International Journal of Machine Learning Technology, vol.2, no.1, pp.37–63, Dec. 2011.
- [15] T.O. Aydn, A. Smolic, and M. Gross, “Automated aesthetic analysis of photographic images,” IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, vol.21, no.1, pp.31–42, Jan. 2015.
- [16] S. Zhuo and T. Sim, “Defocus map estimation from a single image,” Pattern Recognition, vol.44, no.9, pp.1852–1858, Sept. 2011.
- [17] W. Wei Zhang and W.-K. Cham, “Single image focus editing,” Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision Workshops, pp.1947–1954, Sept. 2009.
- [18] P.L. Rosin and Y.-K. Lai, “Non-photorealistic rendering of portraits,” Proceedings of the Workshop on Computational Aesthetics, pp.159–170, June 2015.
- [19] Rajashekhara and S. Chaudhuri, “Segmentation and region of interest based image retrieval in low depth of field observations,” Image and Vision Computing, vol.25, no.11, pp.1709–1724, 2007.

-
- [20] L. Shutao, K. Xudong, H. Jianwen, and Y. Bin, “Image matting for fusion of multi-focus images in dynamic scenes,” *Information Fusion*, vol.14, no.2, pp.147–162, April 2013.
- [21] A. Levin, R. Fergus, F. Durand, and W.T. Freeman, “Image and depth from a conventional camera with a coded aperture,” *ACM Transactions on Graphics*, vol.26, no.3, pp.70:1–70:9, July 2007.
- [22] C. Zhou, S. Lin, and S. Nayar, “Coded aperture pairs for depth from defocus,” *Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision*, pp.325–332, Sept. 2009.
- [23] H. Nagahara, C. Zhou, T. Watanabe, H. Ishiguro, and S.K. Nayar, “Programmable aperture camera using lcos,” *IPSI Transactions on Computer Vision and Applications*, vol.4, pp.1–11, March 2012.
- [24] A.P. Pentland, “A new sense for depth of field,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.9, no.4, pp.523–531, July 1987.
- [25] Y. Xiong and S.A. Shafer, “Depth from focusing and defocusing,” *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.68–73, June 1993.
- [26] 浅田尚紀, 藤原久永, 松山隆司, “多重フォーカス画像を用いたエッジ検出と距離計測,” *信学論 D-II*, vol.77, no.6, pp.1048–1058, June 1994.
- [27] A. Chakrabarti, T. Zickler, and W.T. Freeman, “Analyzing spatially-varying blur,” *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.2512–2519, June 2010.
- [28] B. Su, S. Lu, and C.L. Tan, “Blurred image region detection and classification,” *Proceedings of the 19th ACM International Conference on Multimedia*, pp.1397–1400, Nov. 2011.
- [29] G.J. Burton and I.R. Moorhead, “Color and spatial structure in natural scenes,” *Applied Optics*, vol.26, no.1, pp.157–170, Jan. 1987.

- [30] D.J. Field, “Relations between the statistics of natural images and the response properties of cortical cells,” *Journal of the Optical Society of America A*, vol.4, no.12, pp.2379–2394, Dec. 1987.
- [31] E.P. Simoncelli, “Statistical models for images: compression, restoration and synthesis,” *Proceedings of the Thirty-First Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers*, vol.1, pp.673–678, Nov. 1997.
- [32] Y.Y. Boykov and M.-P. Jolly, “Interactive graph cuts for optimal boundary and region segmentation of objects in n-d images,” *Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision*, vol.1, pp.105–112, July 2001.
- [33] C. Rother, V. Kolmogorov, and A. Blake, “Grabcut: Interactive foreground extraction using iterated graph cuts,” *ACM Transactions on Graphics*, vol.23, no.3, pp.309–314, Aug. 2004.
- [34] N. Otsu, “A threshold selection method from gray-level histograms,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol.9, no.1, pp.62–66, Jan. 1979.
- [35] Marshall, “As Slow As Molasses,” Flickr online image, Jan. 2009.
<https://www.flickr.com/photos/technicool/3318487786>, licensed under CC BY.
- [36] Y. Boykov and V. Kolmogorov, “An experimental comparison of min-cut/max-flow algorithms for energy minimization in vision,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.26, no.9, pp.1124–1137, Sept. 2004.
- [37] J. Bai and X. Wu, “Error-tolerant scribbles based interactive image segmentation,” *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.392–399, June 2014.
- [38] D. Arthur and S. Vassilvitskii, “K-means++: The advantages of careful seeding,” *Proceedings of the Eighteenth Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms*, pp.1027–1035, Jan. 2007.
- [39] pmeidinger, “Smooth Yellow Violet,” Flickr online image, June 2006.
<https://www.flickr.com/photos/pmeidinger/167487639>, licensed under CC BY-NC-SA.

-
- [40] L. Yuan and Y. Chun, “Automatic segmentation of background defocused nature image,” Proceedings of 2nd International Congress on Image and Signal Processing, pp.1–5, Oct. 2009.
- [41] N. Neverova and H. Konik, “Edge-based method for sharp region extraction from low depth of field images,” Proceedings of IEEE International Conference on Visual Communications and Image Processing, pp.1–6, Nov. 2012.
- [42] miheco, “Lemon with rain drops,” Flickr online image, Dec. 2008.
<https://www.flickr.com/photos/ugardener/3127927236>, licensed under CC BY-SA.
- [43] D.M.W. Powers, “Roc-concert: Roc-based measurement of consistency and certainty,” Proceedings of Spring Congress on Engineering and Technology, pp.1–4, May 2012.
- [44] J. Canny, “A computational approach to edge detection,” IEEE Transactions on Pattern Anal. Mach. Intell., vol.8, no.6, pp.679–698, June 1986.
- [45] D.G. Lowe, “Distinctive image features from scale-invariant keypoints,” International Journal of Computer Vision, vol.60, no.2, pp.91–110, Nov. 2004.
- [46] T. Fawcett, “An introduction to roc analysis,” Pattern Recognition Letters, vol.27, no.8, pp.861–874, June 2006.
- [47] P. Brandao, “Insect,” Flickr online image, May 2009.
<https://www.flickr.com/photos/99181891@N00/3557927430>, licensed under CC BY-SA.
- [48] K. Gardiner, “Men boxing,” Flickr online image, April 2009.
<https://www.flickr.com/photos/ennuuislife/3450743002>, licensed under CC BY-NC.
- [49] Q. Yan, L. Xu, J. Shi, and J. Jia, “Hierarchical saliency detection,” Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.1155–1162, June 2013.
- [50] R.M.R. et al., “Handbook of medical image processing and analysis,” pp.1–69, Elsevier B. V., 2nd edition, 2008.

- [51] P.J. Rousseeuw and M. Hubert, “Robust statistics for outlier detection,” Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery, vol.1, no.1, pp.73–79, Jan. 2011.
- [52] K. He, J. Sun, and X. Tang, “Guided image filtering,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.35, no.6, pp.1397–1409, June 2013.
- [53] C. Chen, D. Freedman, and C.H. Lampert, “Enforcing topological constraints in random field image segmentation,” Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.2089–2096, June 2011.
- [54] M. Tang, I.B. Ayed, D. Marin, and Y. Boykov, “Secrets of grabcut and kernel k-means,” Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision, pp.1555–1563, Dec. 2015.
- [55] M. Tang, D. Marin, I.B. Ayed, e.B. Boykov, Yuri”, J. Matas, N. Sebe, and M. Welling, “Normalized cut meets mrf,” Proceedings of 14th European Conference on Computer Vision, LNCS 9906, pp.748–765, Sept. 2016.
- [56] D.H. Johnson, “The insignificance of statistical significance testing,” Journal of Wildlife Management, vol.63, no.3, pp.763–772, July 1999.
- [57] S. Kim and B.L. Nelson, “Handbooks in operations research and management science,” pp.501–532, Elsevier B. V., 13th edition, 2006.
- [58] W. Fan, L.J. Hong, and B.L. Nelson, “Indifference-zone-free selection of the best,” Operations Research, vol.64, no.6, pp.1499–1514, Oct. 2016.
- [59] J. Sun, W. Cao, Z. Xu, and J. Ponce, “Learning a convolutional neural network for non-uniform motion blur removal,” Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.769–777, June 2015.
- [60] A. Punnappurath, Y. Balaji, M. Mohan, and A.N. Rajagopalan, “Deep decoupling of defocus and motion blur for dynamic segmentation,” Proceedings of 14th European Conference on Comuputer Vision, LNCS 9911, pp.750–765, Oct. 2016.

付録

A 引用画像の出典

表 A.1: 画像セット A の出典一覧

画像番号	著作権者	出典	ライセンス
A-1	lecercle	https://www.flickr.com/photos/lecercle/3025043120	CC BY-NC-SA
A-2	Ian Britton	https://www.flickr.com/photos/freefoto/533626295	CC BY-NC
A-3	scion_cho	https://www.flickr.com/photos/scion02b/3712034069	CC BY-NC
A-4	Michiel Jelijks	https://www.flickr.com/photos/thewolf/4303084391	CC BY
A-5	Jeff Ro	https://www.flickr.com/photos/rapfish/6312937936	CC BY-SA
A-6	Leung Ching Yau Alex	https://www.flickr.com/photos/cyalex/6987543925	CC BY-NC-SA
A-7	Phalinn Ooi	https://www.flickr.com/photos/phalinn/371240270	CC BY
A-8	Minoru Nitta	https://www.flickr.com/photos/minoru_ntt/3290970519	CC BY
A-9	Ian Sane	https://www.flickr.com/photos/31246066@N04/5334889612	CC BY
A-10	Gerwin Sturm	https://www.flickr.com/photos/9294749@N03/6052921864	CC BY
A-11	Todd Baker	https://www.flickr.com/photos/technowannabe/2507725358	CC BY
A-12	See-ming Lee	https://www.flickr.com/photos/48973657@N00/8687441187	CC BY-NC
A-13	pmeidinger	https://www.flickr.com/photos/pmeidinger/167487639	CC BY-CN-SA
A-14	Graham Holliday	https://www.flickr.com/photos/noodlepie/120516818	CC BY-NC-SA
A-15	Dan Pancamo	https://www.flickr.com/photos/pancamo/5672772208	CC BY-SA
A-16	Mohammed Alnaser	https://www.flickr.com/photos/69er/329896243	CC BY

B 単一画像に対するブラー領域分割精度

表 B.1: ブラー特徴マップ推定技術要素に対する最高識別性能

(a) Info

Symbol	\hat{A}_{min}										
	1	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
GM	0.687	0.763	0.779	0.780	0.775	0.769	0.763	0.757	0.752	0.748	0.744
GM-EM	0.649	0.760	0.779	0.779	0.773	0.772	0.766	0.761	0.755	0.751	0.748
W	0.501	0.577	0.609	0.619	0.621	0.619	0.617	0.614	0.610	0.606	0.603
B	0.524	0.594	0.621	0.627	0.627	0.623	0.620	0.616	0.612	0.608	0.605
G10	0.688	0.768	0.779	0.773	0.766	0.760	0.756	0.751	0.747	0.743	0.741
G20	0.670	0.728	0.747	0.752	0.752	0.751	0.749	0.746	0.743	0.739	0.735
G40	0.630	0.663	0.679	0.689	0.694	0.697	0.698	0.699	0.700	0.700	0.700
E20	0.638	0.638	0.639	0.640	0.643	0.645	0.641	0.634	0.624	0.614	0.604
S	0.566	0.568	0.572	0.581	0.592	0.599	0.603	0.606	0.608	0.608	0.606
E20S	0.638	0.638	0.639	0.641	0.644	0.646	0.643	0.636	0.627	0.617	0.606
E20G20	0.648	0.674	0.687	0.693	0.698	0.700	0.697	0.690	0.680	0.669	0.658
E20G20S	0.648	0.674	0.686	0.693	0.698	0.700	0.697	0.690	0.681	0.670	0.659

(b) |Info|

Symbol	\hat{A}_{min}										
	1	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
GM	0.708	0.767	0.782	0.783	0.777	0.771	0.765	0.760	0.756	0.752	0.749
GM-EM	0.682	0.766	0.783	0.782	0.776	0.774	0.769	0.764	0.759	0.756	0.753
W	0.509	0.580	0.611	0.621	0.622	0.621	0.619	0.616	0.612	0.609	0.606
B	0.528	0.595	0.622	0.629	0.628	0.625	0.621	0.618	0.614	0.611	0.607
G10	0.709	0.773	0.782	0.777	0.769	0.764	0.760	0.756	0.752	0.750	0.747
G20	0.695	0.734	0.750	0.754	0.753	0.753	0.752	0.749	0.746	0.743	0.741
G40	0.658	0.678	0.690	0.697	0.702	0.705	0.706	0.708	0.709	0.710	0.711
E20	0.659	0.659	0.659	0.660	0.663	0.666	0.664	0.659	0.651	0.642	0.633
S	0.609	0.611	0.612	0.618	0.626	0.632	0.634	0.636	0.637	0.636	0.634
E20S	0.657	0.657	0.657	0.659	0.662	0.666	0.663	0.658	0.651	0.643	0.634
E20G20	0.661	0.680	0.690	0.697	0.702	0.704	0.701	0.695	0.685	0.675	0.666
E20G20S	0.660	0.679	0.690	0.696	0.702	0.704	0.701	0.695	0.686	0.676	0.667

表 B.2: ブラー特徴マップ推定技術要素に対する大津法による識別性能

(a) Info

Symbol	\hat{A}_{min}										
	1	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
GM	0.564	0.678	0.693	0.697	0.689	0.679	0.673	0.664	0.654	0.647	0.638
GM-EM	0.507	0.673	0.690	0.693	0.684	0.674	0.664	0.656	0.649	0.641	0.634
W	0.340	0.428	0.460	0.470	0.471	0.468	0.464	0.457	0.450	0.441	0.431
B	0.372	0.435	0.463	0.469	0.472	0.468	0.463	0.455	0.446	0.436	0.426
G10	0.558	0.669	0.679	0.676	0.670	0.659	0.652	0.644	0.638	0.628	0.623
G20	0.532	0.615	0.635	0.642	0.641	0.642	0.634	0.631	0.625	0.623	0.620
G40	0.467	0.515	0.543	0.556	0.564	0.566	0.569	0.571	0.574	0.574	0.575
E20	0.527	0.527	0.528	0.531	0.533	0.535	0.527	0.514	0.499	0.486	0.475
S	0.364	0.366	0.373	0.387	0.398	0.404	0.410	0.420	0.419	0.420	0.415
E20S	0.529	0.529	0.530	0.534	0.536	0.538	0.531	0.519	0.505	0.491	0.479
E20G20	0.550	0.585	0.601	0.610	0.614	0.614	0.608	0.596	0.584	0.571	0.555
E20G20S	0.550	0.584	0.601	0.609	0.614	0.613	0.609	0.597	0.584	0.571	0.555

(b) |Info|

Symbol	\hat{A}_{min}										
	1	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
GM	0.602	0.685	0.698	0.700	0.692	0.683	0.677	0.670	0.661	0.655	0.647
GM-EM	0.575	0.683	0.695	0.698	0.688	0.680	0.670	0.663	0.657	0.650	0.644
W	0.364	0.434	0.464	0.473	0.473	0.470	0.465	0.459	0.452	0.443	0.433
B	0.385	0.439	0.466	0.472	0.474	0.469	0.465	0.457	0.448	0.438	0.428
G10	0.597	0.678	0.685	0.681	0.675	0.665	0.659	0.652	0.647	0.638	0.633
G20	0.576	0.627	0.642	0.647	0.646	0.646	0.640	0.637	0.632	0.630	0.628
G40	0.527	0.550	0.566	0.576	0.584	0.584	0.587	0.590	0.592	0.591	0.592
E20	0.568	0.568	0.569	0.573	0.575	0.575	0.568	0.560	0.549	0.539	0.530
S	0.449	0.449	0.453	0.458	0.465	0.469	0.471	0.476	0.474	0.473	0.468
E20S	0.568	0.568	0.568	0.573	0.574	0.575	0.568	0.561	0.550	0.540	0.531
E20G20	0.577	0.601	0.613	0.619	0.623	0.622	0.617	0.607	0.596	0.582	0.568
E20G20S	0.577	0.600	0.612	0.619	0.623	0.622	0.617	0.607	0.596	0.582	0.568

表 B.3: ブラー特徴マップ推定技術要素に対する平均識別性能

(a) Info

Symbol	\hat{A}_{min}										
	1	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
GM	0.263	0.322	0.336	0.335	0.330	0.325	0.318	0.312	0.305	0.299	0.292
GM-EM	0.238	0.322	0.337	0.335	0.329	0.321	0.314	0.308	0.301	0.294	0.288
W	0.071	0.090	0.097	0.101	0.104	0.106	0.109	0.112	0.114	0.117	0.119
B	0.110	0.130	0.139	0.143	0.146	0.149	0.151	0.153	0.155	0.158	0.159
G10	0.270	0.336	0.345	0.340	0.333	0.325	0.317	0.310	0.303	0.296	0.290
G20	0.270	0.316	0.332	0.335	0.334	0.331	0.327	0.321	0.316	0.310	0.305
G40	0.246	0.271	0.284	0.290	0.293	0.294	0.295	0.295	0.294	0.292	0.291
E20	0.162	0.162	0.163	0.164	0.164	0.164	0.164	0.163	0.160	0.158	0.155
S	0.165	0.166	0.168	0.173	0.179	0.184	0.188	0.190	0.190	0.190	0.188
E20S	0.163	0.163	0.163	0.164	0.166	0.166	0.165	0.164	0.162	0.160	0.157
E20G20	0.167	0.178	0.184	0.187	0.189	0.190	0.190	0.189	0.186	0.184	0.181
E20G20S	0.167	0.178	0.184	0.187	0.189	0.190	0.190	0.189	0.187	0.184	0.182

(b) |Info|

Symbol	\hat{A}_{min}										
	1	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
GM	0.284	0.326	0.340	0.338	0.333	0.328	0.321	0.315	0.308	0.302	0.296
GM-EM	0.274	0.329	0.341	0.339	0.332	0.325	0.318	0.311	0.305	0.298	0.292
W	0.078	0.093	0.100	0.103	0.106	0.108	0.111	0.114	0.116	0.119	0.121
B	0.115	0.133	0.142	0.146	0.149	0.151	0.153	0.155	0.157	0.160	0.161
G10	0.293	0.341	0.349	0.344	0.337	0.329	0.322	0.315	0.309	0.302	0.296
G20	0.297	0.325	0.337	0.339	0.338	0.335	0.331	0.326	0.320	0.315	0.310
G40	0.280	0.290	0.298	0.303	0.305	0.306	0.306	0.306	0.305	0.303	0.302
E20	0.174	0.174	0.174	0.174	0.175	0.175	0.175	0.175	0.174	0.172	0.171
S	0.202	0.202	0.202	0.206	0.210	0.213	0.215	0.216	0.214	0.212	0.210
E20S	0.173	0.173	0.174	0.174	0.175	0.176	0.176	0.175	0.174	0.173	0.171
E20G20	0.174	0.182	0.187	0.190	0.192	0.193	0.193	0.192	0.190	0.188	0.185
E20G20S	0.175	0.182	0.187	0.190	0.192	0.193	0.193	0.192	0.190	0.188	0.186

表 B.4: 色特徴とブラー特徴を併用した Graphcuts の分割精度

(a) Info

Algorithm	γ														
	1	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100	200	300	400	500
ANGHS	0.706	0.711	0.715	0.716	0.717	0.719	0.720	0.719	0.720	0.722	0.721	0.717	0.704	0.696	0.675
Shi	0.506	0.513	0.521	0.528	0.535	0.540	0.543	0.546	0.548	0.551	0.554	0.564	0.564	0.560	0.550
Liu	0.317	0.327	0.334	0.337	0.341	0.342	0.344	0.346	0.346	0.348	0.348	0.349	0.349	0.341	0.335
Chakrabarti	0.429	0.504	0.522	0.530	0.539	0.542	0.544	0.545	0.544	0.545	0.542	0.518	0.485	0.442	0.410
Su	0.516	0.543	0.552	0.558	0.560	0.557	0.561	0.557	0.561	0.555	0.553	0.527	0.497	0.463	0.434
Zhuo	0.504	0.507	0.511	0.514	0.517	0.519	0.521	0.522	0.522	0.524	0.523	0.526	0.520	0.506	0.493

(b) |Info|

Algorithm	γ														
	1	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100	200	300	400	500
ANGHS	0.710	0.714	0.718	0.719	0.721	0.722	0.723	0.723	0.724	0.726	0.725	0.723	0.709	0.700	0.679
Shi	0.515	0.522	0.530	0.538	0.545	0.551	0.554	0.557	0.559	0.563	0.566	0.576	0.582	0.579	0.571
Liu	0.386	0.401	0.412	0.421	0.428	0.433	0.437	0.441	0.443	0.446	0.449	0.456	0.451	0.443	0.440
Chakrabarti	0.471	0.583	0.602	0.613	0.622	0.627	0.629	0.631	0.630	0.630	0.627	0.594	0.552	0.505	0.468
Su	0.534	0.569	0.584	0.596	0.601	0.602	0.608	0.605	0.607	0.602	0.601	0.574	0.544	0.512	0.483
Zhuo	0.545	0.550	0.554	0.557	0.561	0.563	0.565	0.566	0.566	0.568	0.568	0.572	0.566	0.551	0.536

表 B.5: 色特徴を用いた Graphcuts の分割精度

		γ														
		1	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100	200	300	400	500
Algorithm		1	0.430	0.449	0.459	0.463	0.465	0.464	0.464	0.461	0.463	0.457	0.409	0.361	0.319	0.292
ANGHS		0.555	0.614	0.640	0.656	0.662	0.667	0.665	0.666	0.667	0.664	0.658	0.609	0.568	0.527	0.489
Shi		0.456	0.511	0.532	0.539	0.538	0.537	0.532	0.530	0.527	0.518	0.515	0.436	0.384	0.329	0.295
Liu		0.279	0.300	0.304	0.311	0.309	0.306	0.307	0.309	0.309	0.313	0.311	0.281	0.257	0.220	0.199
Chakrabarti		0.331	0.393	0.423	0.445	0.452	0.446	0.442	0.435	0.430	0.425	0.417	0.355	0.302	0.260	0.230
Su		0.409	0.463	0.487	0.499	0.503	0.505	0.500	0.499	0.493	0.488	0.481	0.433	0.376	0.334	0.289
Zhuo		0.376	0.430	0.449	0.459	0.463	0.465	0.465	0.464	0.461	0.463	0.457	0.409	0.361	0.319	0.292

		γ														
		1	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100	200	300	400	500
Algorithm		1	0.625	0.652	0.663	0.670	0.674	0.673	0.674	0.674	0.670	0.665	0.619	0.576	0.537	0.497
ANGHS		0.567	0.625	0.652	0.663	0.670	0.674	0.673	0.674	0.674	0.670	0.665	0.619	0.576	0.537	0.497
Shi		0.483	0.549	0.575	0.586	0.587	0.587	0.588	0.591	0.587	0.577	0.573	0.485	0.424	0.368	0.321
Liu		0.404	0.452	0.471	0.485	0.487	0.488	0.487	0.492	0.493	0.494	0.487	0.445	0.414	0.367	0.329
Chakrabarti		0.443	0.525	0.560	0.581	0.584	0.583	0.580	0.574	0.563	0.561	0.556	0.461	0.389	0.336	0.301
Su		0.464	0.536	0.565	0.577	0.583	0.583	0.582	0.580	0.573	0.566	0.560	0.504	0.436	0.382	0.332
Zhuo		0.447	0.508	0.528	0.536	0.538	0.539	0.539	0.539	0.535	0.533	0.529	0.471	0.418	0.369	0.337

(a) Info

(b) |Info|

表 B.6: ブラー特徴を用いた Graphcuts の分割精度

		γ														
		1	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100	200	300	400	500
Algorithm		1	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100	200	300	400	500
ANGHS		0.690	0.698	0.701	0.703	0.703	0.703	0.704	0.704	0.702	0.701	0.700	0.689	0.669	0.645	0.616
Shi		0.498	0.498	0.499	0.502	0.503	0.504	0.506	0.506	0.507	0.508	0.508	0.511	0.510	0.497	0.484
Liu		0.304	0.305	0.309	0.312	0.314	0.315	0.317	0.319	0.322	0.324	0.325	0.330	0.320	0.301	0.286
Chakrabarti		0.406	0.473	0.493	0.502	0.507	0.502	0.499	0.491	0.482	0.467	0.451	0.326	0.210	0.150	0.098
Su		0.512	0.529	0.538	0.545	0.549	0.552	0.553	0.553	0.550	0.546	0.545	0.509	0.455	0.406	0.367
Zhuo		0.521	0.522	0.520	0.519	0.518	0.518	0.516	0.517	0.516	0.517	0.517	0.513	0.497	0.490	0.477

		γ														
		1	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100	200	300	400	500
Algorithm		1	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100	200	300	400	500
ANGHS		0.693	0.701	0.705	0.707	0.707	0.707	0.708	0.708	0.706	0.705	0.704	0.693	0.673	0.650	0.620
Shi		0.505	0.505	0.507	0.510	0.511	0.512	0.514	0.515	0.515	0.517	0.516	0.521	0.521	0.509	0.498
Liu		0.374	0.378	0.382	0.385	0.389	0.393	0.395	0.399	0.400	0.402	0.405	0.413	0.399	0.375	0.352
Chakrabarti		0.438	0.512	0.538	0.547	0.549	0.549	0.545	0.536	0.523	0.504	0.488	0.340	0.214	0.151	0.099
Su		0.529	0.546	0.556	0.563	0.568	0.571	0.573	0.573	0.571	0.569	0.568	0.529	0.473	0.419	0.379
Zhuo		0.566	0.566	0.563	0.561	0.560	0.561	0.558	0.559	0.558	0.557	0.556	0.549	0.532	0.525	0.510

(a) Info

(b) |Info|

表 B.7: 2 枚の画像を用いた領域分割と単一画像に対する領域分割の分類性能比較 Info

(a) 画像データセット B

Algorithm	γ														
	1	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100	200	300	400	500
Double-Graphcuts_M	0.955	0.965	0.967	0.970	0.988	0.987	0.986	0.986	0.986	0.986	0.986	0.985	0.985	0.979	0.978
Double-Graphcuts_C	0.902	0.939	0.968	0.974	0.973	0.974	0.974	0.976	0.976	0.976	0.979	0.977	0.979	0.979	0.962
Single-Graphcuts_M	0.884	0.874	0.880	0.885	0.886	0.887	0.888	0.888	0.891	0.891	0.891	0.888	0.889	0.893	0.893

(b) 画像データセット C

Algorithm	γ														
	1	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100	200	300	400	500
Double-Graphcuts_M	0.809	0.821	0.827	0.825	0.824	0.824	0.821	0.819	0.816	0.815	0.813	0.791	0.787	0.778	0.777
Double-Graphcuts_C	0.773	0.798	0.798	0.798	0.798	0.795	0.792	0.789	0.785	0.783	0.782	0.756	0.752	0.745	0.742
Single-Graphcuts_M	0.762	0.768	0.769	0.767	0.767	0.765	0.766	0.764	0.759	0.760	0.760	0.748	0.738	0.718	0.694

C 単一画像に対するブラー領域分割結果

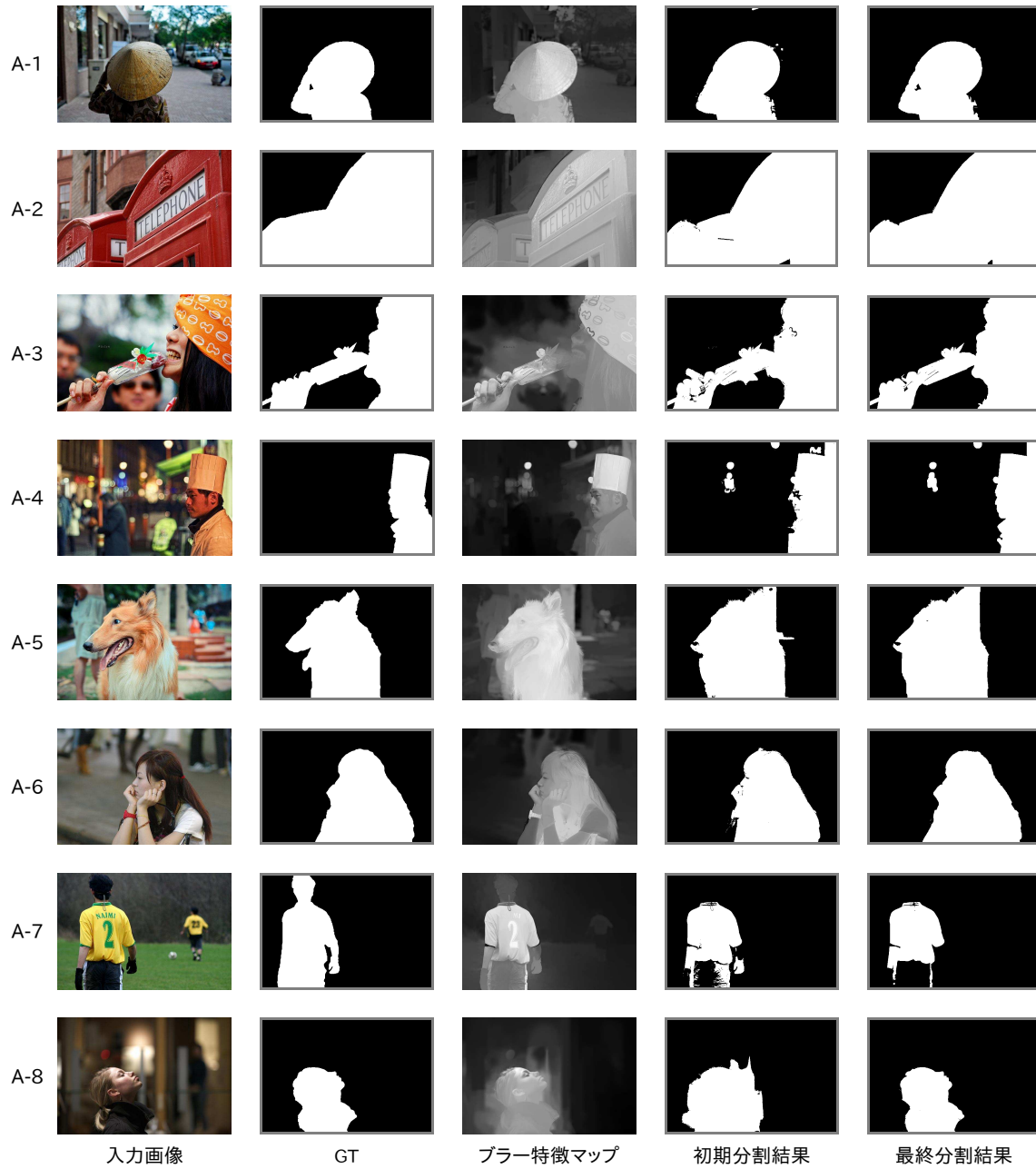


図 C.1: 領域分割結果 : A-1 から A-8

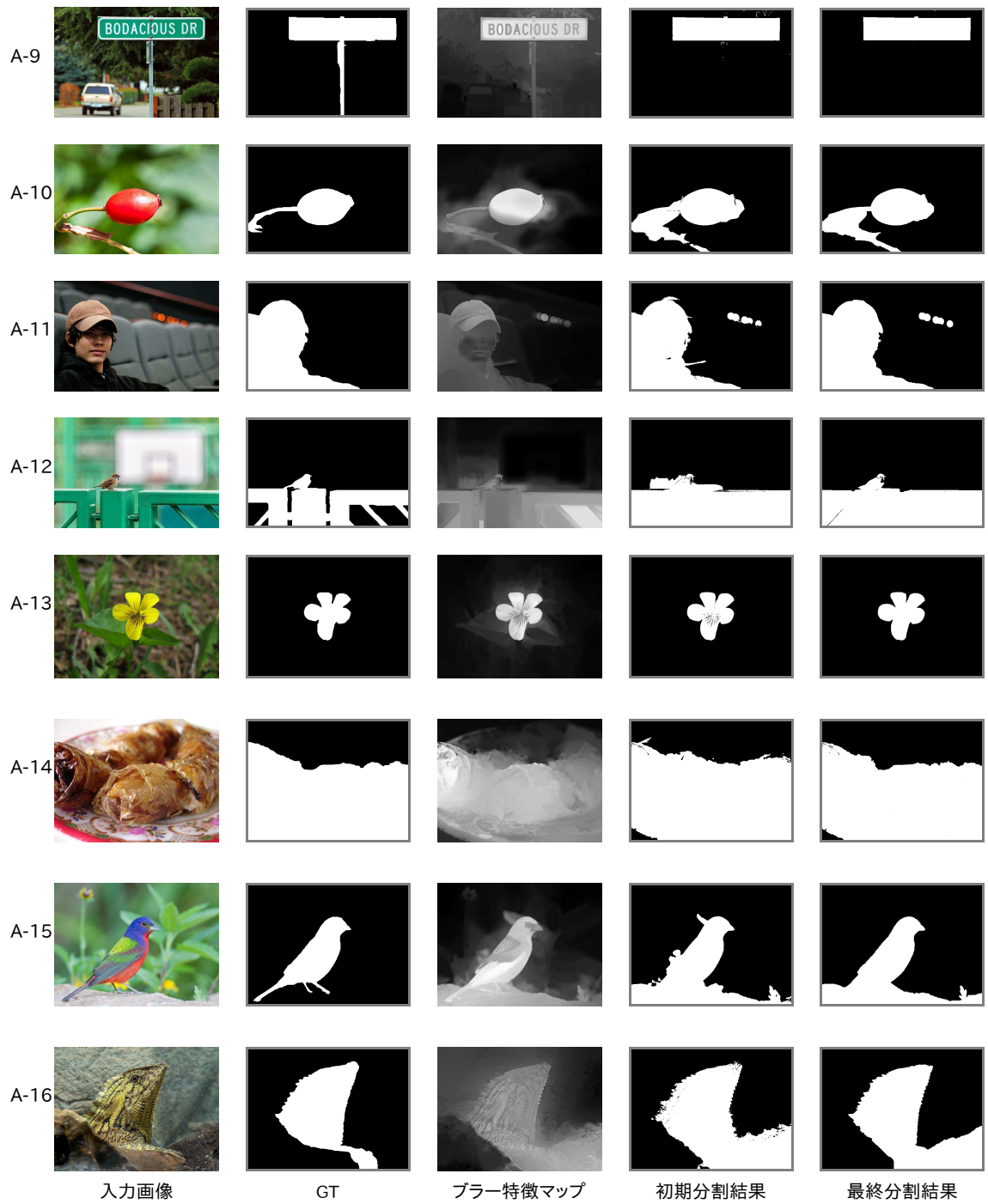


図 C.2: 領域分割結果 : A-9 から A-16

D 2枚の画像を用いたブラー領域分割結果

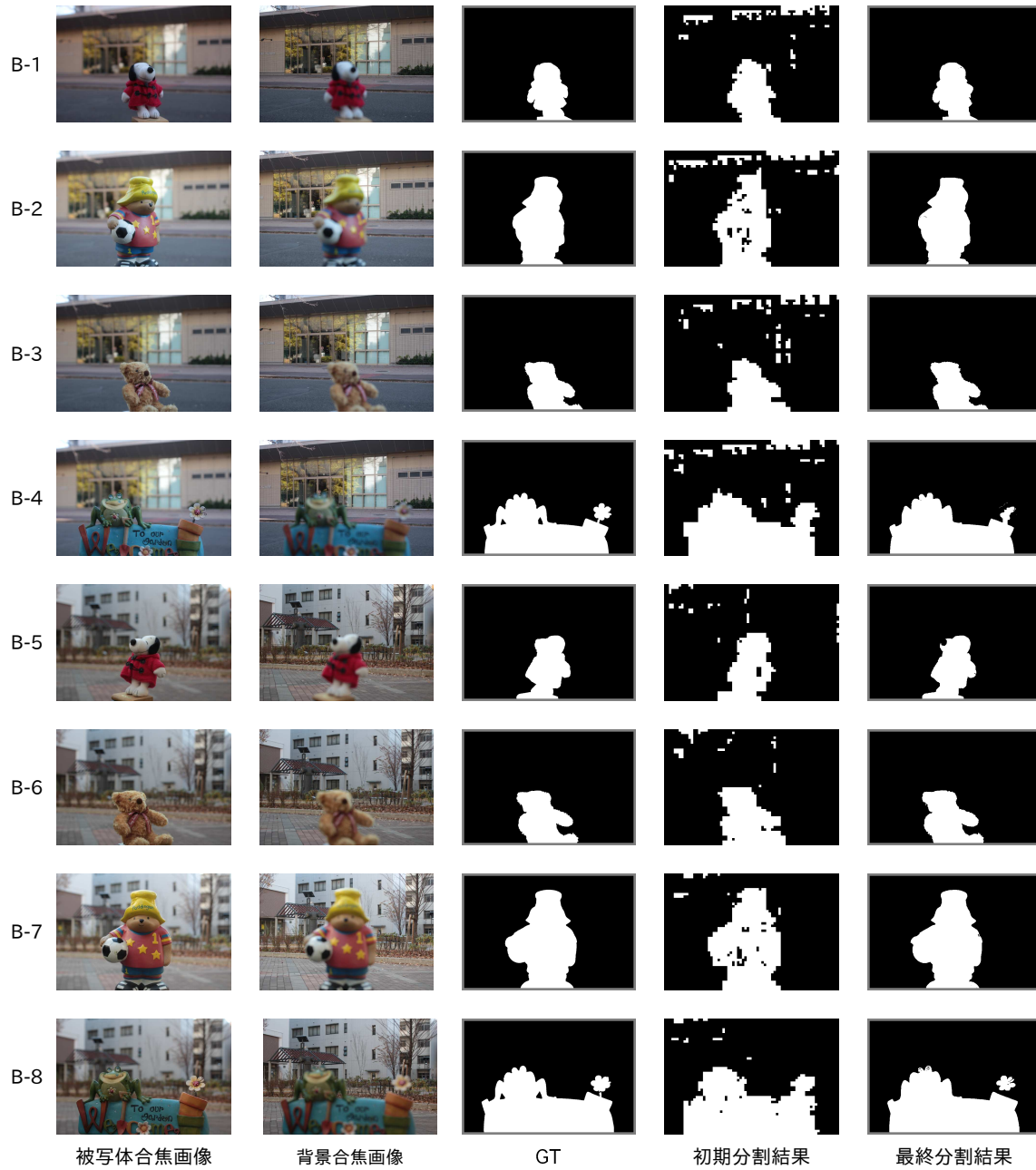


図 D.1: 領域分割結果 : B-1 から B-8



図 D.2: 領域分割結果 : B-9 から C-4



図 D.3: 領域分割結果 : C-5 から C-12

業績一覧

関連論文の印刷公表の方法及び時期

1. 学術論文

- [1] Natsuki Takayama and Hiroki Takahashi, “Blur map generation based on local natural image statistics for partial blur segmentation,” IEICE Transactions on Information and Systems, Vol.E100-D, No.12, Dec. 2017 (in press). (第3章と第4章に関連)
- [2] Natsuki Takayama and Hiroki Takahashi, “Performance evaluation criteria for partial blur segmentation in classification and segmentation contexts,” IIEEJ Transactions on Image Electronics and Visual Computing, Vol.5, No.2, Dec. 2017 (in press). (第6章に関連)

参考論文の印刷公表の方法及び時期

1. 研究速報

- [1] 高山 夏樹, 高橋裕樹, “彫紙作製システムのための円形切削パターンに基づく疑似階調表現,” 映像メ学誌, Vol.68, No.11, pp.525-527, Nov. 2014.

2. 査読付き国際会議

- [1] Natsuki Takayama and Hiroki Takahashi, “Foreground object extraction using variation of blurs based on camera focusing,” Proceedings of International Conference on Cyberworlds 2015, pp.125-132, Oct. 2015.
- [2] Natsuki Takayama and Hiroki Takahashi, “Halftone representation using cutting pattern for Choshi design system,” Proceedings of NICOGRAPH International 2014, pp.65-70, May 2014.
- [3] Natsuki Takayama and Hiroki Takahashi, “Colored papers arrangement method for Choshi design system,” Proceedings of International Workshop on Advanced Image Technology 2014, pp.387-392, Jan. 2014.

- [4] Zhang Yanxiang, Yang Chunyong, Fangbemi Abassin, Natsuki Takayama, Shubing Meng and Hiroki Takahashi, “Cho-Shi animation based on traditional chinese handmade paper texture,” Proceedings of 2nd International Conference on Culture and Computing, pp.161-162, Oct. 2011.
- [5] Natsuki Takayama and Shubing Meng and Hiroki Takahashi, “Choshi design system from 2D images,” Proceedings of 9th International Conference on Entertainment Computing, LNCS6234, pp.358-365, Sept. 2010.

3. 査読付き国内会議

- [1] 高山 夏樹, 高橋裕樹, “彫紙作製システムのための領域階層表現,” NICOGRAPH2013 予稿集, pp.17-24, Nov. 2013.

4. その他の寄稿・口頭発表

- [1] 高山 夏樹, 高橋裕樹, “カメラフォーカシングに基づくブラー差分を用いた被写体抽出,” 画像電子学会 Visual Computing ワークショップ 2015, Vol.45, No.1, pp.118-128, Jan. 2016.
- [2] 早坂麗奈, 高山 夏樹, 高橋裕樹, “スライドインタフェースのためのジェスチャ識別を用いたマーキング操作,” 映情学技法 映像情報表現・芸術科学フォーラム 2016, Vol.40, No.11, pp.273-276, Mar. 2016.
- [3] 柴田智加子, 高山 夏樹, 高橋裕樹, “キメ分析に基づく肌状態変化計測,” 映情学技法 映像情報表現・芸術科学フォーラム 2016, Vol.40, No.11, pp.21-24, Mar. 2016.
- [4] 岩崎道, 高山 夏樹, 高橋裕樹, “ビジョンベース拡張現実のための多面マーカーの平面抽出,” 画像電子学会 第 272 回研究会, Feb. 2015.
- [5] 新居聖也, 宮鍋克麻, 高山 夏樹, 高橋裕樹, “携帯デバイスにおけるページ操作のための視線ジェスチャ識別,” 映情学技報, Vol.39, No.7, pp.263-266, Feb. 2015.
- [6] 深谷昂弘, 高山 夏樹, 高橋裕樹, “サッカーカードを用いた選択操作インタフェースの精度評価,” 画像電子学会 年次大会, S8-4, Jun. 2014.
- [7] 高山 夏樹, 百瀬元気, 宮鍋克麻, 塩飽淳, 遠藤直樹, “KDDI 国際テレビジョンセンター 訪問レポート,” 映メ学誌, Vol.68, No.1, pp.71-75, Jun. 2014.
- [8] 高山 夏樹, 高橋裕樹, “彫紙作製システムのための疑似階調表現,” 映情学技報, Vol.37, No.56, pp.49-52, Dec. 2013.
- [9] 高山 夏樹, 高橋裕樹, “2次元画像からの彫紙作製システムの構築,” 第4回デジタルコンテンツシンポジウム, Jun. 2008.
- [10] 高山 夏樹, 高橋裕樹, “2次元画像からの彫紙作製システムの検討,” CG アニメーションカンファレンス NICOGRAPH Spring Festival in TAF, Mar. 2008.

5. 受賞歴

- [1] 映像情報表現・芸術科学フォーラム 2016, 口頭発表優秀賞, Mar. 2016.
- [2] CG アニメーションカンファレンス NICOGRAPH Spring Festival in TAF, 優秀ポスター賞, Mar. 2008.

6. 社会貢献活動

- [1] 発達障害児教育支援システム開発, Mar. 2014.

著者略歴

高山 夏樹(たかやま なつき)

- 1983年8月12日 神奈川県横浜市に生まれる
- 2002年3月 神奈川県立希望ヶ丘高等学校 卒業
- 2003年4月 電気通信大学 電気通信学部
人間コミュニケーション学科 入学
- 2008年3月 国立大学法人 電気通信大学 電気通信学部
人間コミュニケーション学科 卒業
- 2008年4月 株式会社 エスアイエレクトロニクス 入社
- 2013年3月 株式会社 エスアイエレクトロニクス 退職
- 2013年4月 国立大学法人 電気通信大学大学院 情報理工学研究科
総合情報学専攻 博士後期課程 入学
- 2017年9月 国立大学法人 電気通信大学大学院 情報理工学研究科
総合情報学専攻 博士後期課程 修了予定