

NAIST-IS-MT9751114

修士論文

カラーヒストグラムを用いた構図の自動抽出に基づく
類似画像検索手法

山本 英典

1999年2月12日

奈良先端科学技術大学院大学
情報科学研究科 情報システム学専攻

本論文は奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科に
修士(工学)授与の要件として提出した修士論文である。

山本 英典

指導教官： 横矢 直和 教授
千原 國宏 教授
竹村 治雄 助教授

カラーヒストグラムを用いた構図の自動抽出に基づく 類似画像検索手法*

山本 英典

内容梗概

近年, 検索者の意図を柔軟に反映することのできる画像検索システムへの要求が高まっている. 従来の画像検索手法の大半は, 画像全体から抽出した単一のカラーヒストグラム等を画像の類似性評価に用いているが, 画像内での色の空間分布の情報が失われてしまうために, 検索者の意図に反して外観の全く異なる画像が検索結果として提示される場合が少なくない. そこで本研究では, 画像の構図に注目し, 画像平面内の色の空間分布から画像を複数の小領域に分割し画像の構図を決定することにより, 色の類似性と構図の類似性を同時に評価する画像検索手法を提案する. また, 画像データ集を用いた実験により, 提案手法が, 画像全体から抽出した単一のカラーヒストグラムを用いた手法と比較して, 人間の直観に沿った画像検索が可能であることを示す.

キーワード

類似画像検索, 画像データベース, 色情報, 色の空間分布

*奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科 情報システム学専攻 修士論文, NAIST-IS-MT9751114, 1999年2月12日.

Image retrieval based on extracting the layout of colors in images*

Hidenori Yamamoto

Abstract

Recently, the importance of image retrieval systems which can retrieve intended images from huge image databases has been increasing. In past years, many image retrieval systems have been proposed. Color histogram is one of popular image features and it has been exploited in many image retrieval systems. A color histogram captures the global color distribution of an image, but it lacks information of spatial relationship among image pixels, i.e., two images with the same color histogram may have completely different appearances. This paper proposes an image retrieval system using the layout of colors in an image. The proposed system divides an image into two regions recursively based on spatial color information in the image and computes a color histogram from each region. Experimental results show that the method can retrieve images that users intended in comparison with a single global color histogram method.

Keywords:

image retrieval, query by pictorial example, color information, layout of colors

*Master's Thesis, Department of Information Systems, Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology, NAIST-IS-MT9751114, February 12, 1999.

目次

1. はじめに	1
2. 類似画像検索の関連研究と本研究の位置づけ	3
2.1 関連研究	3
2.2 本研究の位置づけと方針	6
3. 判別分析法に基づく構図の自動抽出法	9
3.1 判別分析法	9
3.2 判別分析法を用いた領域分割による構図の抽出	10
4. 構図を考慮した類似画像検索	14
4.1 カラーヒストグラム間の類似度評価	14
4.2 領域分割の強さを考慮した画像領域間の類似度評価	15
4.3 構図をもつ2枚の画像間の類似度評価と画像検索アルゴリズム	16
5. 類似画像検索実験	20
5.1 動作確認実験	20
5.1.1 実験設定	20
5.1.2 実験結果と考察	21
5.2 検索性能評価のための主観評価実験	32
5.2.1 画像検索システムの性能評価尺度	33
5.2.2 実験の設定	34
5.2.3 実験結果と考察	39
6. むすび	63
謝辞	65
参考文献	66

目 次

3.1	判別分析法を用いた画像の分割	10
3.2	判別分析によって実際に画像が分割された様子	13
3.3	分割された画像と木構造表現	13
4.1	画像領域間の類似度評価	16
4.2	木構造化された画像間の類似度計算	19
5.1	動作確認実験に用いた 6 枚の提示画像	21
5.2	提示画像 1 と提案, 比較両手法による検索結果第 2 位～第 10 位 (検索結果は同じ)	22
5.3	提示画像 2 と提案手法による検索結果第 2 位～第 10 位	23
5.4	提示画像 2 と比較手法による検索結果第 2 位～第 10 位	24
5.5	提示画像 3 と提案手法による検索結果第 2 位～第 10 位	25
5.6	提示画像 3 と比較手法による検索結果第 2 位～第 10 位	26
5.7	提示画像 4 と提案, 比較両手法による検索結果第 2 位～第 10 位 (検索結果は同じ)	27
5.8	提示画像 5 と提案手法による検索結果第 2 位～第 10 位	28
5.9	提示画像 5 と比較手法による検索結果第 2 位～第 10 位	29
5.10	提示画像 6 と提案手法による検索結果第 2 位～第 10 位	30
5.11	提示画像 6 と比較手法による検索結果第 2 位～第 10 位	31
5.12	WEB 上で作成した実験用画面	36
5.13	被験者に提示した 22 枚の提示画像:その 1	37
5.14	被験者に提示した 22 枚の提示画像:その 2	38
5.15	提示画像 16 に対して被験者が類似しているとした画像	42
5.16	提示画像 16 に対して提案手法による検索結果上位の画像	43
5.17	提示画像 16 に対して比較手法による検索結果上位の画像	44
5.18	各提示画像に対する両手法の <i>recall</i> と <i>precision</i> : その 1	48
5.19	各提示画像に対する両手法の <i>recall</i> と <i>precision</i> : その 2	49
5.20	各提示画像に対する両手法の <i>recall</i> と <i>precision</i> : その 3	50
5.21	各提示画像に対する両手法の <i>recall</i> と <i>precision</i> : その 4	51

5.22	提示画像 1 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例 .	52
5.23	提示画像 2 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例 .	52
5.24	提示画像 3 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例 .	53
5.25	提示画像 4 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例 .	53
5.26	提示画像 5 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例 .	54
5.27	提示画像 6 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例 .	54
5.28	提示画像 7 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例 .	55
5.29	提示画像 8 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例 .	55
5.30	提示画像 9 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例 .	56
5.31	提示画像 10 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例	56
5.32	提示画像 11 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例	57
5.33	提示画像 12 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例	57
5.34	提示画像 13 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例	58
5.35	提示画像 14 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例	58
5.36	提示画像 15 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例	59
5.37	提示画像 16 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例	59
5.38	提示画像 17 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例	60
5.39	提示画像 18 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例	60
5.40	提示画像 19 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例	61
5.41	提示画像 20 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例	61
5.42	提示画像 21 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例	62
5.43	提示画像 22 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例	62

表 目 次

5.1	データベース中の画像の内訳 (単位は枚数)	33
5.2	提示画像に対して類似していると判断された枚数 (A+C)	40

1. はじめに

近年の計算機性能の向上と記憶装置の大容量化に伴い、大量の情報を蓄積することが可能となった。その結果、文字・音声・画像など各種メディアを組み合わせたマルチメディア技術が飛躍的に発展し、それに伴い各種メディアのデータベースが急速に大規模化しつつある。

その中でも画像データベースは、これまで多くの分野で用いられていたが、その大部分は特定の利用目的に合わせて作成されていた。その具体例としては、レントゲン写真等の医用画像データベース [2] や、交通管理用の地図情報データベース [3]、気象観測用あるいは軍事用の衛星画像データベース、オフィスや学校で近年普及しつつある文書画像データベース [4]、材料分野において材料の評価に用いられる金属材料画像データベース [5] といったものが挙げられる。このような特定の目的をもった画像データベースは、特殊な処理と結び付いたデータ構造のものも少なくない。そのため、特殊な索引づけを行なうことにより、比較的容易にこれらの画像データベースを利用することが可能である。

しかし、デジタルカメラやスキャナ、あるいはインターネットの急速な普及により、個人がデジタル画像を作成、収集する機会が増えていることから、今後はこれらのデジタル画像を利用したオフィス文書や個人のデジタル画像ライブラリなどがさらに増加していくことが予測される。このため、多種多様な画像を管理する画像データベースが必要不可欠となっている。

このような画像データベースも大量の画像をただ蓄積するだけでは役に立たず、それを活用するためには、その中から必要な画像を検索できなければならない。そのため、大規模化したマルチメディアデータベースを効率よく利用するために、ユーザの意図を適切に反映したデータの検索手法の研究が盛んに行なわれている。文書情報の検索については、すでに検索エンジンが開発、実用化されている。しかし、画像や音声データの検索においてユーザの意図を適切に反映した検索手法は、画像や音声に対する人間の視覚や聴覚、あるいは主観といったものの多様性のために発展途上であり、いまだ確立されていない。しかし、そういった問題点を解決するために様々な画像検索システムが提案されている。

現在の画像検索システムのアプローチは、大きく分けて次のように分類できる。

1. 画像データの書誌情報に基づく検索
2. 画像の内容に基づく検索
 - (a) 画像の内容を表した属性記述に基づく検索
 - (b) 画像特徴量に基づく検索

1は、画像に付与されている画像データの作成者、作成日などの書誌情報を検索キーとする画像検索手法であるが、画像の内容に関連する検索者の意図を反映した画像検索は不可能である。2(a)は、画像の表している内容をテキストやアイコン等で表現したものを検索キーとして用いる画像検索システム [10] [15] である。このような検索システムでは、システム側と検索者側の検索キーの不一致が起これば、検索が失敗することを免れない。2(b)は、画像内の色、テクスチャ、領域の形状などの画像特徴量を用いた検索 [6] [7] であり、文字情報では表現することが困難な画像の内容に関する検索が可能である。また、人間が画像に対してキーワードを付与する場合には、同じ画像であっても主観によってその内容が変化する可能性が高いために、先述の検索キーの不一致の問題が生じるが、画像からの特徴抽出に基づく手法では、類似した画像に対して同じアルゴリズムを用いて特徴抽出を行えば、同様の特徴を抽出できるため、検索キーの不一致の問題は生じにくい。しかし大きな問題として、特徴量における類似性が必ずしも検索者の主観と一致しないことがあげられる。

そこで本研究では、2枚の風景画像に対して人間が「似ている」と判断する際に、その主観の大きな要因であると考えられる「構図」を画像特徴として用いる画像検索システムを提案する。そして、風景画像において類似性を判断する際に、実際に「構図」が主観の要因になりうるかを実験によって検証する。

以下、本論文では、2章において類似画像検索における関連研究を紹介し、その中で本研究の位置づけと方針を明確にする。3章では画像のもつ構図を決定する方法を述べ、4章では構図を考慮した類似画像検索のアルゴリズムについて詳細を述べる。また、提案手法を用いた画像検索システムに対する評価実験を行い、その結果と考察を5章に示し、最後にまとめと今後の課題について6章で述べる。

2. 類似画像検索の関連研究と本研究の位置づけ

前章で述べたように画像検索システムは、画像データの書誌情報に基づく検索と画像の内容に基づく検索とに大別することができる。本章では、後者の画像の内容に基づく検索について代表的な手法を概観し、本研究の位置づけと方針を明らかにする。

一般的に内容に基づく検索とは、検索者がある検索対象の内容に関する記述をもとに、データベースの中からその記述と類似したものを検索することである。ここで、「類似したものを検索する」とは、検索キーとなる記述とデータベース中の記述との間の類似度を何らかの基準に従って評価し、評価値（類似度）の高いものを求める操作のことである。従って、画像の内容に基づく類似画像検索は次のような手順で行なわれる。

1. 検索者が、所望の画像に関する記述を検索システムに提示
2. 検索システムが、提示された記述とデータベース中の記述の類似度を評価
3. 検索システムが、類似度の高い画像を検索結果として提示
4. 検索者が、検索結果から所望の画像を選択

このような画像検索に不可欠な要素として、所望の画像に関する記述がユーザの意図を適切に反映していることに加えて、データベース構築に要するコスト、あるいは検索コストの低いことが挙げられる。次節では、従来の画像検索手法の概略を述べながら各々の手法をこの2つの要件に基づいて比較検討する。

2.1 関連研究

前章で触れたように、画像の内容に基づく検索は、a) 画像の内容を表した属性に基づく検索と、b) 画像の特徴量に基づく検索とに大別できる。以下では、各々のアプローチによる従来手法を概観する。

a) 画像の内容を表した属性に基づく検索

このアプローチを用いた主な手法としては、キャプションやキーワードによって画像の内容を文書によって表現し、文書検索の手法を用いるもの [1] と、画像内のオブジェクトをあらかじめアイコン等で抽象化しておき、アイコンの位置関係で画像の内容を表現、検索を行なう手法 [10] が挙げられる。以下では、それらの手法について簡単に説明する。

キーワードを検索キーとする手法

この手法では、テキスト等のキーワードをあらかじめデータベース中の各画像に付加しておく。検索者は、例えば赤い車の画像を欲しい場合、「赤い車」といったキーワードをシステムに提示すれば、画像に付加されたキーワード「赤」「車」で検索することができる。このようなシステムの利点は、検索者にとって問い合わせが簡単に行なえることに加えて、検索速度も後述する b のアプローチを採用したシステムと比較して非常に高速である点である。しかしその欠点として、問い合わせの表現能力が低いことが挙げられる。検索者の所望する画像を、テキストだけで表現することは難しく、画像の内容をテキストによって一意に表現できるとは限らない場合が多い。例えば赤のポルシェが写っている画像を検索者が所望する場合、検索者が「赤いポルシェ」というキーワードをシステムに提示しても、画像に付加されたキーワードが「赤い車」であると検索がうまくいかないという場合が生じる。そのために、自然言語処理を用いて人間のもつ主観や印象を扱った柔軟な画像検索手法も提案されている [15]。またキーワードの付加は、人手によるところが大きく、データベースの規模が大きくなるに従いその作業に要する労力・時間・費用が問題となる。

アイコン化されたオブジェクトを検索キーとする手法

この手法では、様々なオブジェクトがあらかじめアイコン化されており、検索者は、それらをディスプレイ上で配置することにより所望の画像を表現する。このようなインタフェースは、検索者にとって直観的で、頭に思い描いたイメージをそのまま表現できるといった利点がある。しかし、十分に満足な表現をするために

は、大量のアイコンが必要となる。しかし、アイコン化の作業は人手によるところが大きく、キーワードによる索引づけと同様、作成にかかるコストに問題がある。また、このような問題点を解決するために、画像中のオブジェクトを自動抽出する手法 [22] も提案されているが、画像からのオブジェクト抽出が比較的容易とされる浮世絵などの日本画や、クリップアートに対して適用可能であるものの、風景写真等の画像から適切にオブジェクトを抽出することは困難であり、適用範囲が限定されるという問題がある。

b) 画像の特徴に基づく検索

このアプローチは、画像の色、テクスチャ、領域の形状等の画像特徴量に基づく検索であり、テキストで表現することが困難な画像の内容に関する検索が行なえる。この方法は、画像処理技術により画像データの中からあらかじめ特徴を抽出しておき、それを索引として検索を行なう方式であるため、画像自身をキーとした検索が可能である。

画像を検索キーとする場合、検索者が描いた簡単なスケッチ画像を入力とする場合と検索者の所望する画像と類似した画像（例示画像）そのものを入力とする方法とがある。以下では、その2つの方法について具体的に述べる。

検索者の描いたスケッチ画像を入力とする手法

描画ツールを用いてキー画像を検索者自身が描くために、検索者の検索意図を柔軟に反映することが可能な検索システムのひとつ [12] であり、キー画像を表現する方法として非常に有効な方法である。しかし、検索がうまくいくかどうかは検索者の描画能力に依存するところが多く、うまくキー画像を表現できる者もいれば、あまり上手に表現できない者もいるため、その有効性は検索者によって大きく変化する。また、最初の検索結果として提示された画像集合の中からある画像を選択し、それに対する再検索を行なうというような場合等には、検索を行うたびに、キー画像を描画しなおさなければならないという点が問題となる。

例示画像を入力とする手法

例示画像を入力とする方法では、検索者は所望の画像を、検索キーとなる形に

表現する必要がなく、画像を検索システムに提示するだけでシステムは画像特徴を抽出し、それらを用いて類似度評価が行なわれる。画像自身を検索キーとする場合、検索者があらかじめ画像を持っていることが前提となってくる。従って、画像を検索キーとする方法は、例えばデザイナーや写真家が、自分の持つ画像を広告やポスターに使用したい場合、希望の画像に類似した画像を1枚用意すれば、それをキーとして自分のデザインした画像や撮影した写真のデータベースの中からその画像と類似した画像が検索できるというような利用方法が考えられる。また画像を検索キーとする手法は、ビデオ映像のカット点を自動検出し、その画像をキーとした映像検索技術においても利用されている [21]。

2.2 本研究の位置づけと方針

本研究では、前節において種々の画像検索に関する従来手法について検討した結果から、検索者の検索意図を柔軟に反映させるために、画像の内容に基づく検索というアプローチをとる。その中でも画像特徴量に基づく検索を行なうことにより、応用度の高い画像自身をキーとした画像検索システムの構築を目的とする。また、データベース構築に要するコストや検索コストを小さくするために、画像から抽出する特徴量として、色情報（カラーヒストグラム）を採用する。

カラーヒストグラムを用いた従来の画像検索手法 [6] [7] では、どの手法も1枚の画像全体から、カラーヒストグラムを作成しているが、これらの手法では検索者の意図した画像と外観の全く異なる画像が検索結果として挙がることが多い。例えば、検索者が中央にリンゴの写った画像を提示しても、検索結果画像は夕暮れの赤い空であったりすることがある。これは、単一のカラーヒストグラムを用いた場合には画像全体の色情報しか考慮されないために、その赤色のもつ位置情報が失われてしまい、同じ赤色でも塊の中の赤なのか、散らばっている赤なのか区別できないことによる [6]。

このような問題点を解決するために本研究では、画像の構図を用いることにより画像内の色の空間分布を考慮する画像検索手法を提案する。風景画像などの構図によってはっきりといくつかの領域に分かれている画像では、領域情報が検索の決め手になることが多いことが報告されており [10]、風景画像において、構図は

主観的な類似性評価に影響を与える要因の一つであると考えられる。

構図そのものの解釈は様々であるが、構図を用いた従来研究を大別すると、前節でも述べた画像中のオブジェクトをあらかじめアイコン化しておきその配置を構図と捉える手法 [10] の他に、画像特徴を検索キーとする手法としては、エッジ抽出などの画像処理技術を用いて画像から線画を自動的に生成する手法 [12]、色のレイアウトを構図と捉える手法 [8],[11], [16] 等が存在する。以下では、後者の2つの手法の特徴及び問題点について述べる。

画像から線画を自動的に生成する手法

カラー自然画像の構図をそのエッジ画像で近似し、概略画を作成する。その概略画を検索キーとすれば、画像のマクロな構造である「構図」を考慮した画像検索が実現できる。しかし、画像から得られるエッジ画像から構図を構成する場合、そのエッジ抽出の精度によるところが大きく、エッジの出にくい画像では検索性能はあがらないといった問題点がある。

色のレイアウトを構図と捉えた手法

積極的に色の空間分布を考慮した、色のレイアウトを構図とする従来手法としてはまず、画像を上下や左右に分割するといった色のレイアウトを表現する固定のテンプレートを用意しておき、データベース中の全画像をこれらのテンプレートの内のいずれかに当てはめるといった手法 [8] [11] が挙げられる。このような手法では、与えられたテンプレートによってうまく色を捉えることができれば、色の空間分布を考慮した画像検索が行なえるばかりでなく、同じテンプレートにあてはめられた画像間でのみ検索を行なうために検索時間の短縮も実現できる。また、テンプレートが画像ごとに変化するような可変構図テンプレートを採用入れた手法 [16] では、より柔軟に画像内の色の空間分布を捉えることができ、かつ、同じテンプレートにあてはめられた画像間だけでなく、類似したテンプレートにあてはめられた画像間でも検索を行なうことにより、検索の柔軟性が高められている。しかし、両手法ともに、

- テンプレート自身が数種類に限定されているために、ふさわしくない構図に

当てはめられてしまう画像が存在する

- 風景画像において、縦方向の分割を一本の線で近似するのは困難である

といった問題点が挙げられる。

テンプレートを用いた構図の抽出以外の手法としては、画像をいくつかの格子に分割し、各ブロックのもつ色情報をもとに検索を行なう手法 [25] が挙げられる。この手法では、各サブブロックの位置と色情報から画像内の色の空間分布を考慮することができる。また、隣接するブロック間の情報を利用して、画像の回転や同じオブジェクトを違う角度から写した画像の検索に有効である。しかし、ブロックに分割する際に、色の塊の真中で分割されてしまう場合も多く、画像内の色の塊をうまく捉えきれない場合も少なくない。また、画像の濃淡レイアウトを用いることによりデータベース中の風景画像を、類似した構図をもついくつかのクラスターに分類することにより、画像検索を支援する手法 [24] も提案されているが、クラスターへの分類誤りの問題を含んでいる。

以上の考察から、決められた大きさのブロックに画像を分割したり、あらかじめ用意した固定の構図に画像を当てはめるといった手法では、画像内の色の空間分布をうまく捉えることができれば検索性能の向上に期待できるが、うまく捉えられない場合は、検索性能が上がらないことが予想される。また、既存の画像処理技術を用いて画像から線画を自動的に生成する手法では、画像ごとに柔軟に変化する構図を扱うことができるが、画像によっては全く無意味な抽出になってしまうことがある。そこで、本研究では、両者の長所を採り入れ、画像内の色の空間分布をうまく捉えた画像検索を実現するために画像を複数のブロックで構成することにより構図を考慮しつつ、各ブロックの大きさは可変とし、この画像特徴に応じてブロックの分割位置を変化させるというアプローチを採用し、画像ごとに柔軟に構図を抽出する画像検索手法 [17] を提案する。

3. 判別分析法に基づく構図の自動抽出法

前章で述べたように本研究では、画像を複数のブロックに分割することにより画像の構図を考慮する。領域分割の方法には様々な手法が考えられるが、画像検索での利用を考えた場合には、画像間で領域分割の結果を照合する必要があるため、分割の仕方はなるべく単純で、なおかつ分割のされ方が何らかの統一された形式に従っていることが望ましい。そこで本研究では、画像を複数のブロックに分割するために、画像を再帰的に縦方向か、横方向のいずれかに分割する方法を採用する。

ここで、ある画像領域を2つの領域に分割する場合、領域内の色情報が、各々の領域の内部においては類似していて、領域間では類似していないことが望ましい。すなわち、生成した長方形領域内の色の分散は小さく、各長方形領域間での色の分散が大きければよい。このために本研究では、統計的特徴抽出の一手法である判別分析法 [19] を用いて領域分割を行なう。以下では、判別分析法について説明した後、判別分析法を用いた構図の自動抽出方法の詳細を述べる。

3.1 判別分析法

いま、ある対象（データ集合）を閾値 t で2つのクラス C_1, C_2 に分類することを考える。判別分析法では、その分類のよさを表す尺度として、クラス分離度 $\eta(t)$ を用いる。

$$\eta(t) = \frac{\sigma_B^2(t)}{\sigma_T^2} \quad (3.1)$$

ここで、 $\sigma_B^2(t)$ は2つのクラスのクラス間分散、 σ_T^2 は両クラス合わせた全体の分散を表す。2つのクラス間分散 $\sigma_B^2(t)$ には様々なものが提案されているが、ここでは $\sigma_B^2(t)$ を次式によって定義する。

$$\sigma_B^2(t) = \omega_1(t)\{\mu_1(t) - \mu_T\}^2 + \omega_2(t)\{\mu_2(t) - \mu_T\}^2 \quad (3.2)$$

ここで $\omega_1(t), \omega_2(t)$ は全体に対する C_1, C_2 の割合、 $\mu_1(t), \mu_2(t)$ は各クラス C_1, C_2 内の平均、 μ_T は対象全体での平均を表す。また σ_T^2 は、次式により定義する。

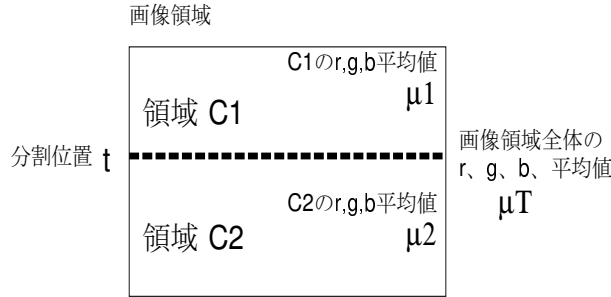


図 3.1 判別分析法を用いた画像の分割

$$\sigma_T^2 = \frac{1}{l} \sum_{x=1}^l (\mu_x - \mu_T)^2 \quad (3.3)$$

ここで、 μ_x は各データ値、 l はデータ数を表す。 σ_T^2 は t にかかわらず一定であるので、クラス分離度 $\eta(t)$ はクラス間分散にのみ依存する。

ここで、

$$\omega_1(t) + \omega_2(t) = 1, \quad \omega_1(t)\mu_1(t) + \omega_2(t)\mu_2(t) = \mu_T \quad (3.4)$$

であることを利用すると上式は、

$$\sigma_B^2(t) = \omega_1(t)\omega_2(t)\{\mu_1(t) - \mu_2(t)\}^2 \quad (3.5)$$

と表せる。これは判別積と呼ばれ、クラス間分散の定義としてよく用いられるものである。このように、クラス分離度 $\eta(t)$ を最大にする、すなわち、クラス間分散 $\sigma_B^2(t)$ を最大にする閾値 t で対象を複数のクラスに分類する方法を判別分析法という。次節では、本研究に判別分析法を適用し、画像の構図を抽出する手法について述べる。

3.2 判別分析法を用いた領域分割による構図の抽出

図 3.1に示すように、ある画像領域 I に対して縦または横に作成された短冊状の小領域を、位置 t に設置した分割線によって2つの長方形 C_1, C_2 に分割することを考える。判別分析法では、 I 全体の色の分散に対して、 C_1, C_2 間の色のクラ

ス間分散を最大にする分割が最もよい分割とされる [19]. ここで, I 全体, ならびに 領域 C_1, C_2 における R, G, B の各々の平均値の RGB 空間での 3次元座標を $\boldsymbol{\mu}_T, \boldsymbol{\mu}_1(t), \boldsymbol{\mu}_2(t)$ とする. また, ある画素の RGB 空間での 3次元座標を $\boldsymbol{\mu}_x$ とする. 分割の強さを $\Gamma(t) = \sigma_B^2 / \sigma_T^2$ (ただし σ_B^2 はクラス間分散, σ_T^2 は全体の分散) とすれば, σ_T^2 は t に無関係であることから, $\Gamma(t)$ を最大にすることは σ_B^2 を最大にすることと等価である. いま, $\boldsymbol{\mu}_1(t), \boldsymbol{\mu}_2(t), \boldsymbol{\mu}_T$ はそれぞれ RGB の 3次元空間内の 1点を指すベクトルであり, 3点は同一直線上にあるので, クラス間分散の式は,

$$\sigma_B^2(t) = \omega_1(t) |\boldsymbol{\mu}_1(t) - \boldsymbol{\mu}_T|^2 + \omega_2(t) |\boldsymbol{\mu}_2(t) - \boldsymbol{\mu}_T|^2 \quad (3.6)$$

となる. ここで, $\omega_1(t), \omega_2(t)$ は I 全体の面積に対する C_1, C_2 の面積の割合とする. また同様にして, 画像領域中の全画素数を l とすれば全分散 σ_T^2 は,

$$\sigma_T^2 = \frac{1}{l} \sum_{x=1}^l |\boldsymbol{\mu}_x - \boldsymbol{\mu}_T|^2 \quad (3.7)$$

となる. 各ベクトルの成分を $\boldsymbol{\mu}_1(t) = (r_1, g_1, b_1)$, $\boldsymbol{\mu}_2(t) = (r_2, g_2, b_2)$, $\boldsymbol{\mu}_T = (r_T, g_T, b_T)$, $\boldsymbol{\mu}_x = (r_x, g_x, b_x)$ として上式を整理すれば,

$$\begin{aligned} \sigma_B^2(t) &= \omega_1(t) \{r_1 - r_T\}^2 + \omega_2(t) \{r_2 - r_T\}^2 \\ &\quad + \omega_1(t) \{g_1 - g_T\}^2 + \omega_2(t) \{g_2 - g_T\}^2 \\ &\quad + \omega_1(t) \{b_1 - b_T\}^2 + \omega_2(t) \{b_2 - b_T\}^2 \end{aligned} \quad (3.8)$$

となる. これを判別積で表現すると,

$$\sigma_B^2(t) = \omega_1(t)\omega_2(t) \{r_1 - r_2\}^2 + \omega_1(t)\omega_2(t) \{g_1 - g_2\}^2 + \omega_1(t)\omega_2(t) \{b_1 - b_2\}^2 \quad (3.9)$$

となる. これは, 2クラス間の成分ごとの分散の総和が2クラス間のクラス間分散であることを示している. 同様にして全分散 σ_T^2 は

$$\sigma_T^2 = \frac{1}{l} \sum_{x=1}^l \{ \{r_x - r_T\}^2 + \{g_x - g_T\}^2 + \{b_x - b_T\}^2 \} \quad (3.10)$$

とかける. ここで, 成分ごとのクラス間分散を $\sigma^2(t)_R, \sigma^2(t)_G, \sigma^2(t)_B$ とすると,

$$\Gamma(t) = \sigma_B^2(t) / \sigma_T^2 = \{ \sigma^2(t)_R + \sigma^2(t)_G + \sigma^2(t)_B \} / \sigma_T^2 \quad (3.11)$$

のように $\Gamma(t)$ を定めることができる. この $\Gamma(t)$ を最大にする位置 t で分割することにより, 2つのクラス間の類似度を最小, クラス内の類似度を最大とする分割を求めることができる.

以上の操作を、縦方向と横方向の分割のうち、その影響の強い方向に行なう。縦方向に分割するのか、横方向に分割するのかを決める手順は次のようになる。ここで、 $\Gamma(t)$ は、位置 t での分割の強さを表す。

1. 大きさ縦横 $M \times N$ のある画像領域 I に対し、横方向について、幅 m ごとの分割線で画像を 2 分割したときの各 $\Gamma_m(t)$ を求める。
2. 同様にして縦方向について、幅 n ごとの分割線で画像を 2 分割したときの各 $\Gamma_n(t)$ を求める。
3. 縦横両方向について、分離度の最大値 Γ_M, Γ_N を求める。ただし、

$$\Gamma_M = \max \{ \Gamma_m(t) | t = 1, 2, \dots, M/m - 1 \}$$

$$\Gamma_N = \max \{ \Gamma_n(t) | t = 1, 2, \dots, N/n - 1 \}$$

4. $\Gamma_M > \Gamma_N$ なら横方向に Γ_M を与える位置 t で分割し、 $\Gamma_M < \Gamma_N$ なら縦方向に Γ_N を与える位置 t で分割する。

以上の操作により、画像を 2 つの長方形領域に分割することができる。実際に画像が分割された様子と、分割位置と分割の強さの関係をを図 3.2 に示す。

提案手法では、この分割を画像に対して再帰的に繰り返すことにより、画像を複数の長方形領域に分割する。なお、分割は次の条件のいずれかが満たされた時点で停止するものとする。

- 分割することにより生成される領域の面積がある閾値より小さくなる場合
- $\Gamma(t)$ の最大値がある閾値 Γ_{min} を越えない場合

上記の手法では色情報に基づいて分割を行なっているために、生成した各長方形領域内には似た色が集まっており、長方形群の相互関係は色のレイアウトという意味での構図を表しているといえる。この長方形群の相互関係、すなわち構図を系統的に解釈し、表現するために、本研究では木構造を用いる。木構造は、画像が 2 つの領域に分割される様子を、その分割位置と分割の強さとともに階層的に表現したものである。分割の様子を実際に木構造で表現した例を図 3.3 に示す。

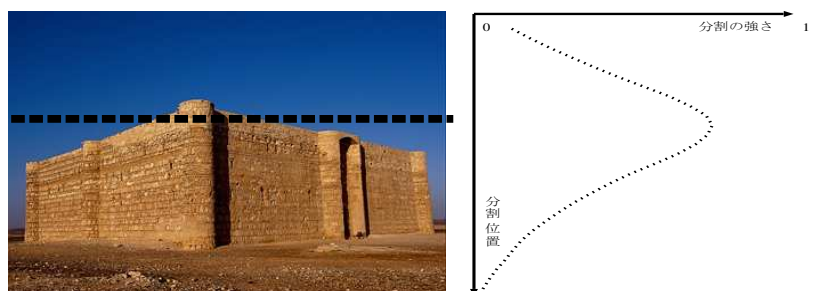


図 3.2 判別分析によって実際に画像が分割された様子

木構造の各ノードには、黒塗り部分で示される領域のカラーヒストグラムとその面積、さらにその領域で分割が行なわれる場合はその方向（縦か横か）と分割の強さ $\Gamma(t)$ が情報として保存されている。このような木構造の形で画像は表現され、この形でデータベースに保存される。このように、画像の構図を統一された形式で表現することにより、画像間の類似性評価を単純なアルゴリズムによって実現することが可能となる。次章では、本章で提案した手法を用いて、木構造化された画像間の類似度を評価する方法について記述する。

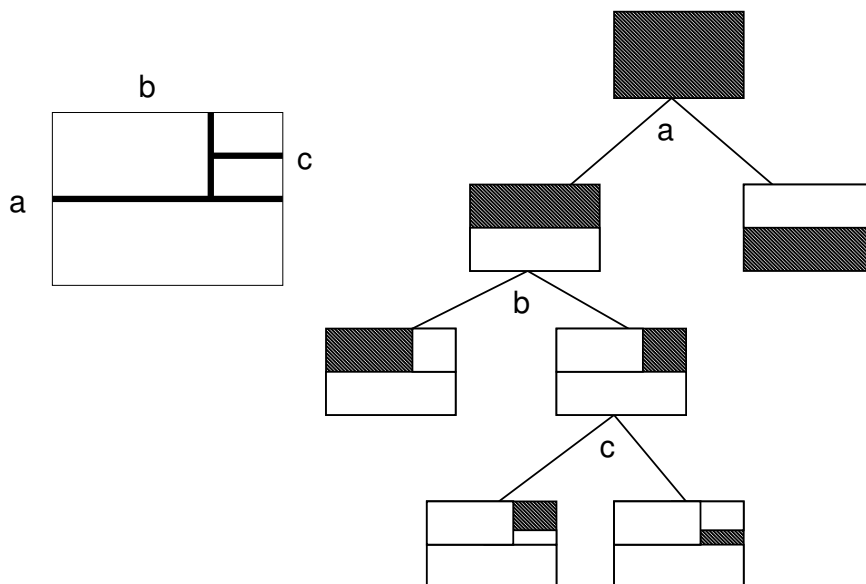


図 3.3 分割された画像と木構造表現

4. 構図を考慮した類似画像検索

本研究においては、データベース中の画像は前章において提案した手法により木構造で表現されているために、画像間の類似度評価は各木間の類似度評価となる。2つの木の比較は、各木の根から順番に、木のある階層に属する画像領域間の類似度を評価し、これを再帰的に繰り返すことにより実現できる。

画像領域間の類似度評価の際には、色の類似度と構図の類似度を同時に考慮する必要がある。先に述べたように木のノードには、

1. 画像領域の面積
2. 画像領域のカラーヒストグラム
3. 分割の方向
4. 分割の強さ

が保存されている。本章では、これらのうちカラーヒストグラムを用いて画像領域間の類似度評価を行い、面積、分割の方向、分割の強さをを用いて構図の類似度評価を行う手法を提案する。

以下では、カラーヒストグラムを用いて、ヒストグラム間の類似度を定義した後、画像領域間の類似度評価のアルゴリズムについて説明し、それらを用いた画像間の類似度評価方法を提案する。

4.1 カラーヒストグラム間の類似度評価

カラーヒストグラムを生成する色空間には様々な表色系が提案されているが、本研究では、色空間に RGB 空間を採用する。カラーヒストグラムに基づいた画像検索は、一般的に次の3つのステップからなる。

1. 色空間 C を n 個のセル c_i に分割する。 $C = \{c_i | i = 1, \dots, n\}$
2. 色空間 C 中の画像 I のヒストグラムを $\overrightarrow{H_C(I)} = \{pixcnt(I, c_i) | i = 1, \dots, n\}$ とする。ここで、 $pixcnt(I, c_i)$ とは、色空間 C のセル c_i に落ちる I のピクセルの数とする。

3. 画像 I と画像 J との類似評価関数 $S(\overrightarrow{H_C(I)}, \overrightarrow{H_C(J)})$ を定義し, S の値で検索結果画像を決定, 提示する.

類似度評価の基本は, 2つの画像領域間でのカラーヒストグラムマッチングである. ここでは, ヒストグラム間の類似尺度として, Swainにより提案されたヒストグラムインターセクションを用いる [18]. RGB 空間を R, G, B 軸それぞれ n 等分し合計 n^3 セルに分割すると, 正規化されたヒストグラム H_1, H_2 のヒストグラムインターセクション $S_{H_1H_2}$ は,

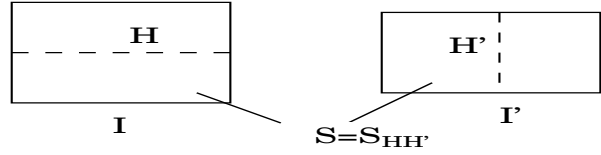
$$S_{H_1H_2} = \sum_{j=1}^{n^3} \min(H_{1j}, H_{2j}) \quad (4.1)$$

によって与えられる. このカラーヒストグラム間の類似度を用いて, 画像領域間の類似度を算出する.

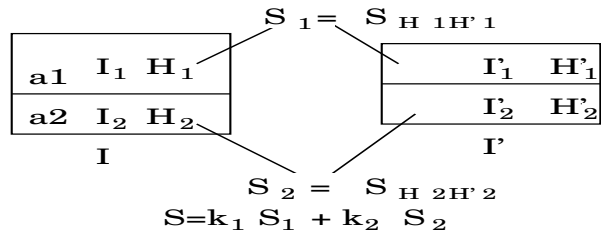
4.2 領域分割の強さを考慮した画像領域間の類似度評価

カラーヒストグラム間の類似度を用いて, 検索者の提示した画像内のある領域 I と, データベース中のある画像のある領域 I' との類似度評価を行なう. 類似度評価の方法は, 評価対象の2つの領域における分割の一致, 不一致によって次の2つに分けられる.

- 図 4.1(a) のように分割の方向が一致しない, あるいは, いずれかの領域において分割が行なわれない場合, I のカラーヒストグラム H と I' のカラーヒストグラム H' との類似度 $S_{HH'}$ を領域間の類似度 S とする
- 図 4.1(b) のように分割の方向が一致する場合, 対応する小領域間の類似度 S_1, S_2 を求め, 領域間の類似度 S を $S = k_1S_1 + k_2S_2$ とする.



(a) 分割の方向が一致しない場合



(b) 分割の方向が一致する場合

図 4.1 画像領域間の類似度評価

ここで k_1, k_2 は、領域 I が I_1, I_2 に分割される際の分割の強さ Γ の関数である。 k_1, k_2 には、分割の強さが前出の閾値 Γ_{min} 付近の値の場合に、 $k_1 = \frac{a_1}{a}, k_2 = \frac{a_2}{a}$ となり、閾値 Γ_{min} を大きく上回る強い分割の場合に、 $k_1 = k_2 = 1$ となるように

$$k_1 = 1 - \frac{a_2}{a} e^{-\hat{\Gamma}}, k_2 = 1 - \frac{a_1}{a} e^{-\hat{\Gamma}} \quad (4.2)$$

と定める。ただし、 a は画像領域 I 全体の面積、 a_1, a_2 は領域 I_1, I_2 の面積、 $\hat{\Gamma} = \frac{\Gamma - \Gamma_{min}}{c}$ で、 c は定数とする。このように、強い分割のある場合に、分割の方向が一致すれば加点されるように S を定めることにより、提示画像と分割のされ方が似ている画像ほど類似度が高くなり、構図の類似度を評価することが可能となる。

4.3 構図をもつ2枚の画像間の類似度評価と画像検索アルゴリズム

前節で定義した画像領域間の評価尺度を用いて、2枚の画像間の類似度を算出する。画像間の類似度は各画像に対応した2つの木構造において、根ノードから順番に、画像領域間の類似度評価を再帰的に繰り返すことによって求める。また

各ノードにおいて、それ以上分割が行なわれることにより類似度が下がってしまう場合にはそれ以上分割を行なわないようにすることにより、不適切な分割を防止することができる。以下に画像間の類似度 S を求める手順を示す。

- 一方の木のノードのもつ分割の方向と、対応する他方の木のノードのもつ分割の方向が一致していれば、 $S = k_1 S_1 + k_2 S_2$ の S_1, S_2 を求めるために、子のノードへ移動する。
- 分割方向が一致していない、あるいは、一方でも分割が行なわれなければ、一方のノードのもつヒストグラム H_1 と他方のもつヒストグラム H_2 間で類似度 $S_{H_1 H_2}$ を求めて終了し、この値を上位ノードでの類似度計算に利用する。
- 下位ノードを用いて計算した類似度が、分割せずに計算したヒストグラム間の類似度より大きい場合その類似度を採用。小さい場合は、その類似度を採用せず分割せずに計算したヒストグラム間の類似度を採用する。

図 4.2に示す木 I, I' を用いて具体的に類似度計算を行なった場合、次のような流れとなる。

1. まず、2つの木の根 a, a' に注目し、画像領域間の類似度を計算する。 a, a' は分割の方向が一致するので、 a, a' 間の類似度は a の分割の強さ、 b, b 間の類似度、 c, c' 間の類似度により決定する。同時に a, a' のヒストグラム間の類似度を計算しておく。
2. b, b' に注目し、画像領域間の類似度を計算する。 b, b' は分割の方向が一致するので、 b, b' 間の類似度は b の分割の強さ、 d, d' 間の類似度、 e, e' 間の類似度により決定する。同時に b, b' のヒストグラム間の類似度を計算しておく。
3. d, d' に注目し、画像領域間の類似度を計算する。 d, d' は分割がともに行なわれないため、 d, d' 間の類似度は、 d, d' 間のカラーヒストグラム間の類似度により決定する。
4. e, e' に注目し、画像領域間の類似度を計算する。 e, e' は分割がともに行なわれないため、 e, e' 間の類似度は、 e, e' 間のカラーヒストグラム間の類似度によ

り決定する. 3,4の結果から, 2における b, b' の類似度が求められる. この類似度と b, b' のヒストグラム間の類似度とを比較し, 大きい方を b, b' 間の類似度とする.

5. c, c' に注目し, 画像領域間の類似度を計算する. c, c' は分割の方向が一致するので, c, c' 間の類似度は c の分割の強さ, f, f' 間の類似度, g, g' 間の類似度により決定する. 同時に c, c' のヒストグラム間の類似度を計算しておく.
6. f, f' に注目し, 画像領域間の類似度を計算する. f, f' はともに分割が行なわれないため, f, f' 間の類似度は, f, f' 間のカラーヒストグラム間の類似度により決定する.
7. g, g' に注目し, 画像領域間の類似度を計算する. g, g' は分割の不一致が生じるため, g, g' 間の類似度は, g, g' 間のカラーヒストグラム間の類似度により決定する. 6,7の結果より, 5の c, c' 間の類似度が求められる. この類似度と c, c' のヒストグラム間の類似度とを比較し, 大きい方を c, c' 間の類似度とする.
8. 以上から a, a' 間の類似度をもとめる. この類似度と a, a' のヒストグラム間の類似度とを比較し, 大きい方を a, a' 間の類似度, すなわち, 画像 I, I' 間の類似度とする.

このようにして求めた2枚の画像間の類似度 S を用いれば, 構図が似ていてなおかつ色情報が似ている画像を類似度の高い画像として評価することが可能となる.

実際に検索を行なう手順は次のようになる.

1. 検索者がある画像 I をシステムに提示する.
2. システムはデータベース中の全画像に対して I との類似度 S を計算する.
3. システムは類似度 S を降べきの順に並べかえ, 類似度の高い画像を検索結果として表示する.

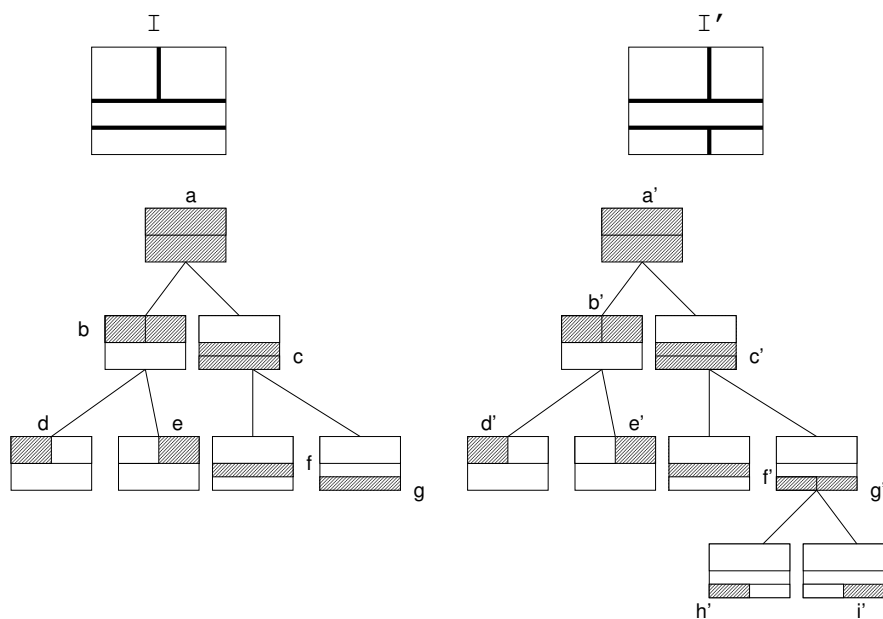


図 4.2 木構造化された画像間の類似度計算

4. 検索者は検索結果の中から所望の画像を選択する.

以上で提案した画像検索システムの評価のためには、提案システムが適切に画像から構図を抽出し、色と構図の双方を考慮した類似度評価を実現しているかの検証と同時に、提案システムによる画像の類似度評価の結果がどの程度人間による画像の類似性の評価に一致するのかの検証が重要であると考えられる。そこで、次章ではこの2つの側面から提案手法を評価するために行った実験とその結果について述べ、提案手法の性能を評価する。

5. 類似画像検索実験

本研究では、提案手法を評価するために2つの実験を行なった。まず1つ目は、提案した画像検索システムが、実際にどのように画像を分割し、どのような画像を検索結果として出力するのかを、いくつかのパターンの画像について調べる動作確認実験であり、提案手法を用いて構図が適切に抽出できているか否か、また、その結果を用いて検索が適切に行われているかを検証する。2つ目は、人間による風景画像間の類似度判定の際に、構図がどの程度の影響を与えているのかを調べる被験者による主観評価実験であり、構図を用いた類似画像検索の結果が検索者の主観とどの程度一致しているのかを検証する。

本実験においては、提案手法と検索性能を比較するために、構図を用いずに1枚の画像全体から抽出したカラーヒストグラムを用いた画像検索を同時に行ない、これを比較手法とした。実験の条件は以下の通りである。

- 使用データベース：Corel 社 STOCK PHOTO LIBRARY3 中の CD-ROM から風景画像 10000 枚
- 画像サイズ：縦横 $M_0 \times N_0$ の画像： $M_0 = 256, N_0 = 384$ 及び $M_0 = 256, N_0 = 171$
- 分割線決定の際の小領域のサイズ： $m=n=8$
- 処理計算機：SGI 社 ONYX2(R10000 1cpu 使用)
- 分割の強さ Γ_{min} ： $\Gamma_{min} = 0.1$
- 色空間の分割サイズ： $n = 8$, 色空間上に生成したボクセル数 $n^3 = 512$

5.1 動作確認実験

5.1.1 実験設定

提案手法が、実際に構図を適切に抽出し、それに基づいて妥当な検索ができているかを確認するために、動作確認実験を行なった。まず、提案手法を用いたシステ

ムに対して図 5.1に示す 6 枚の画像を提示し、データベースから提示画像と類似した画像を検索した。同様に、比較手法を用いたシステムに対して同じ画像を提示し、検索を行なった。そして、両手法による検索結果上位 9 枚を並べて比較した。

5.1.2 実験結果と考察

提案手法、比較手法を用いて実際に画像検索を行なった結果を図 5.2～5.11 に示す。両手法ともに、検索結果第 1 位は提示画像自身となるため、図中には検索結果第 2 位から第 10 位までを挙げている。図 5.3, 図 5.5, 図 5.8, 図 5.10, の提示画像上の線分は、提案手法による提示画像の分割の様子を表している。なお、提示画像 1,4 は提案手法による領域分割が行われなかったため比較手法と検索結果が一致しているので、両方の検索結果を図 5.2,5.7 で表示している。



図 5.1 動作確認実験に用いた 6 枚の提示画像



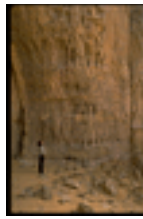
検索結果 1



検索結果 2



検索結果 3



検索結果 4



検索結果 5



検索結果 6



検索結果 7



検索結果 8



提示画像 9

図 5.2 提示画像 1 と提案, 比較両手法による検索結果第 2 位～第 10 位 (検索結果は同じ)



検索結果 1



検索結果 2



検索結果 3



検索結果 4



検索結果 5



検索結果 6



検索結果 7



検索結果 8



提示画像 9

図 5.3 提示画像 2 と提案手法による検索結果第 2 位～第 10 位



検索結果 1



検索結果 2



検索結果 3



検索結果 4



検索結果 5



検索結果 6



検索結果 7



検索結果 8



提示画像 9

図 5.4 提示画像 2 と比較手法による検索結果第 2 位～第 10 位



検索結果 1



検索結果 2



検索結果 3



検索結果 4



検索結果 5



検索結果 6



検索結果 7



検索結果 8



提示画像 9

図 5.5 提示画像 3 と提案手法による検索結果第 2 位～第 10 位



検索結果 1



検索結果 2



検索結果 3



検索結果 4



検索結果 5



検索結果 6



検索結果 7



検索結果 8



提示画像 9

図 5.6 提示画像 3 と比較手法による検索結果第 2 位～第 10 位



検索結果 1



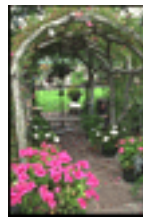
検索結果 2



検索結果 3



検索結果 4



検索結果 5



検索結果 6



検索結果 7



検索結果 8



提示画像 9

図 5.7 提示画像 4 と提案, 比較両手法による検索結果第 2 位～第 10 位 (検索結果は同じ)



検索結果 1



検索結果 2



検索結果 3



検索結果 4



検索結果 5



検索結果 6



検索結果 7



検索結果 8



提示画像 9

図 5.8 提示画像 5 と提案手法による検索結果第 2 位～第 10 位



検索結果 1



検索結果 2



検索結果 3



検索結果 4



検索結果 5



検索結果 6



検索結果 7



検索結果 8



提示画像 9

図 5.9 提示画像 5 と比較手法による検索結果第 2 位～第 10 位



検索結果 1



検索結果 2



検索結果 3



検索結果 4



検索結果 5



検索結果 6



検索結果 7



検索結果 8



提示画像 9

図 5.10 提示画像 6 と提案手法による検索結果第 2 位～第 10 位



検索結果 1



検索結果 2



検索結果 3



検索結果 4



検索結果 5



検索結果 6



検索結果 7



検索結果 8



提示画像 9

図 5.11 提示画像 6 と比較手法による検索結果第 2 位～第 10 位

以上の検索結果から、提案手法を用いた検索結果が提示画像と類似した構図をもつ画像を上位に挙げることができている場合と、比較手法と全く同じ結果、あるいは、ほぼ同じ結果である場合が確認できる。

提示画像 1,4 は、全く領域分割されない画像であるために、提案手法と比較手法は同じ結果となっている。画像中に顕著な色の偏りのないテクスチャ画像や細かい模様に対して、提案手法は、画像を分割せずに 1 枚の画像全体のカラーヒストグラムを用いて類似度評価を行うことで適切に対応しているといえる。

はじめに横方向に強く分割される提示画像 2,3 や、はじめに縦方向に強く分割される提示画像 6 に対しては、提案手法は提示画像と類似した構図をもった画像を検索結果上位に挙げることができている。これは、強い分割が入る場合は、分割の強さに応じて構図が強調されるため、構図が類似した画像が検索結果上位に挙げやすいためである。これに対して比較手法では提示画像とは全く外観の異なる画像が検索結果の上位に多く含まれており、構図を用いることによって検索性能が向上していることが確認できる。一方、はじめに弱い横方向の分割しか入らない画像 5 では、提案手法と比較手法でほぼ同じ画像を提示している。これは、分割の強さが弱いために構図が強調されずに、上下に 2 分されていて、なおかつ色の似ている画像と、画像全体の色の似ている画像とが同等に扱われた結果である。

以上のように、提案手法は、画像中に色の偏りのない画像に対しては分割しないか、弱い分割を行ない、顕著な色の偏りが存在する場合には強い分割を行なうことにより、画像のもつ構図を適切に捉え、その分割の強さまで考慮することにより、構図を考慮した画像検索を実現しているといえる。しかし、「構図が類似している」場合に、人間が「画像が類似している」と感じるとは限らないため、人間が類似度判定にどの程度構図を考慮しているのかを調べる必要がある。そこで次節では、被験者による主観評価実験を通してこれらを検証する。

5.2 検索性能評価のための主観評価実験

前節で行なった動作確認実験により、提案手法は、システムに提示された画像と類似した構図をもつ画像を検索結果上位に挙げられることが確認できた。しかし、構図の類似した画像を検索結果の上位に挙げられたとしても、人間がそれを

「類似している」と判断しなければ意味のないこととなってしまう。そこで本節では、どのような画像に対して人間の判断した類似性と提案手法による結果が一致し、どのような画像に対して提案手法が有効でないかを被験者による主観評価実験を通して検証する。

5.2.1 画像検索システムの性能評価尺度

一般的に画像検索システムの検索性能評価には *recall* と *precision* の2つの評価規準が用いられることが多い [13] [20] [26] [27] [28] [29] [30] [31]。この規準を用いるためには、データベース中の全画像の中からあらかじめ提示画像と類似している画像と類似していない画像を決定しておく必要がある。表 5.1 に示すように、類似している画像のうち、検索結果として提示されたものを A 枚、提示されなかったものを C 枚とし、類似していない画像のうち、提示されたものを B 枚、提示されなかったものを D 枚とする。ここで「提示された」 $A + B$ 枚の画像とは、ある画像検索システムで、提示画像との類似度の高い順に検索対象画像を並べた時の上位 $A + B$ 枚のことで、「提示されなかった」 $C + D$ 枚の画像は全画像からこの $A + B$ 枚を除いたもののことである。このとき、*recall* と *precision* は、

$$recall = \frac{A}{A + C}, \quad precision = \frac{A}{A + B} \quad (5.1)$$

と定義される。

recall は、提示画像と類似しているとされた画像のうち、検索結果に提示されたものの割合を表し、*precision* は、検索結果に提示された画像に占める類似しているとされた画像の割合を示す。 $A + C$ は一定であるので、*recall* を変化させること

表 5.1 データベース中の画像の内訳（単位は枚数）

提示画像と	類似している	類似していない
検索結果として提示された	A	B
検索結果として提示されなかった	C	D

は、 A を変化させることである。そこで A を 1 枚ずつ増加させたときの *precision* の振舞いを調べれば、類似していないと決められた画像がどの程度検索結果に含まれているのかを評価できる。類似している画像のみを検索する理想的な画像検索システムでは $B = 0$ となるので、常に $precision = 1$ となる。しかし、現実的には、類似している画像を全部検索するためには検索結果の提示枚数を増やす必要があるため *recall* が 1 に近づくにつれ、*precision* は減少する。そこで、*recall* の増加に対する *precision* の振舞いを調べることにより、検索システムの性能を評価することができる。*precision* の増加に対して *precision* が 1 であり続けられるほどよい検索性能を示しているといえる。

ここで問題となるのが、提示画像とある画像が類似しているか否かをどのように決定するかである。従来研究では、例えば、あるシマウマの画像に対して検索を行なった場合、シマウマが画像内に写っていれば類似しているとして評価実験を行なった例が示されている [31]。このように、従来の画像検索の性能評価においては、特定のオブジェクトが画像内に存在している画像をあらかじめ正解画像とし、その正解画像が検索結果中どの程度上位を占めることが出来るかということが主流であった [26] [27] [29] [30] [31]。しかし、画像検索を行なう場合、検索者が何を「似ている」とするかは様々であることから、特定の物体が画像内に存在するか否かのみによって類似性を判定することは本実験の目的に合致しないと考えられる。

そこで本研究では、ある画像に対してどの画像が類似しているかの判断を検索者に委ね、検索者が類似していた画像の枚数をもとに上記の評価規準を算出することにした。このように類似性の判断を被験者に委ねることにより、提案手法と人間の画像の類似性評価の整合性を評価することができると考えられる。次節にその実験の詳細を述べる。

5.2.2 実験の設定

まず提示画像に対して似ている画像と似ていない画像を決定するために、本学学生合計 11 名を被験者とした主観評価実験を行なった。被験者には、データベース中の画像 10000 枚 ($A+B+C+D=10000$) に対し、あらかじめ用意した 1 枚の画像と「似ている」か「似ていない」かを判断させた。1 人につき 2 枚の画像を提示

し, 11 人に対して合計 22 枚の主観評価を行なった. 被験者に対しては, 画像検索システムにこの画像を提示したときに, 検索結果として妥当であると感じた場合に「似ている」と判断するように指示した. 被験者に対して画像を提示する実験用の画面は WWW(World Wide Web) のブラウザ上で作成した. 実際に実験に用いた画面を図 5.12 に示す. また, 実験に用いた被験者への提示画像を図 5.13, 5.14 に示す. なお, 被験者に対して提示された画像は次のような観点から選択した.

1. 強い横方向の分割をもつ画像 (提示画像 1,3,5,7,9,11)
2. 強い縦方向の分割をもつ画像 (提示画像 2,6,8,10,12,16,19)
3. 弱い横方向の分割をもつ画像 (提示画像 21,22)
4. 弱い縦方向の分割をもつ画像 (提示画像 4,14,17,18)
5. 画像の中央にオブジェクトが写っている画像 (提示画像 7,8,9,11,12,14,16,18,20,21,22)
6. 分割されない画像 (13,15,20)

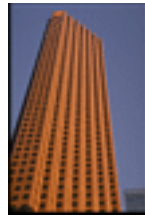
次に, 主観評価実験に用いた提示画像 22 枚について提案手法と比較手法による類似画像検索を行ない, 与えられた 10000 枚との類似度を求めた. そして, 検索結果の提示枚数 ($A + B$) を変化させることによって, 評価に用いるパラメータ $A \sim D$ を変化させ, 評価規準 *recall* と *precision* の関係を調べた.



図 5.12 WEB 上で作成した実験用画面



提示画像 1



提示画像 2



提示画像 3



提示画像 4



提示画像 5



提示画像 6



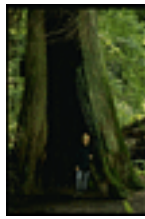
提示画像 7



提示画像 8



提示画像 9



提示画像 10



提示画像 11



提示画像 12

図 5.13 被験者に提示した 22 枚の提示画像:その 1



提示画像 13



提示画像 14



提示画像 15



提示画像 16



提示画像 17



提示画像 18



提示画像 19



提示画像 20



提示画像 21



提示画像 22

図 5.14 被験者に提示した 22 枚の提示画像:その 2

5.2.3 実験結果と考察

各被験者に示された 10000 枚の中から被験者が「似ている」とした画像の枚数 ($A + C$) は提示画像 1 ~ 22 に対して、表 5.2 のようになった。recall(すなわち A) を変化させたときの各画像に対する recall と precision の関係を図 5.18 ~ 5.21 に示す。また、実際に提示画像 1 ~ 22 に対する提案手法と比較手法による検索結果第 2 位 ~ 6 位と、被験者が類似しているとした画像 (類似画像) の例を図 5.22 ~ 図 5.43 に示す。検索結果第 1 位は提示画像自身であるので省略している。なお、処理時間は、あらかじめ木構造化された画像 10000 枚のデータベース中の全画像と提示画像との類似度を求めるのに、本実験で使用した 22 枚の平均をとると、提案手法では約 210 秒、比較手法では約 40 秒であった。

図 5.18 ~ 5.21 の結果から、人間の主観評価との一致の観点からは、全体の傾向として提案手法が比較手法より有効である場合と比較手法と同等である場合、さらに、比較手法の方が有効であった場合が確認できる。また、グラフの形状としては、recall, precision の関係が比較的なだらかに変化するグラフと、recall の少ない変化に対して、急峻に precision の値が下がるグラフの 2 通りが確認できる。なだらかに変化するグラフは、被験者が類似しているとみなした画像が検索結果の上位に集まっていることを示しており、このようなグラフであり、なおかつ、提案手法と比較手法が同等であるような場合は、両手法ともに有効であったと考えられる。しかし、急峻な落ちこみのあるグラフであり、かつ提案手法と比較手法が同等であるような場合は、両手法ともに適切な画像検索が行なえていないといえる。

このように画像ごとに提案手法の有効性が異なる原因は、どのような画像を実際に類似画像として検索したかという提案手法の類似度計算部分と、被験者がどのような画像を提示画像と類似している判断したかという主観評価部分の 2 つにあると考えられる。以下では、各々の場合について、各画像に対する提案手法による結果と比較手法による結果、ならびに、被験者が実際に類似しているとした画像 (類似画像) を参照しながら上記 2 つの評価部分について考察する。

表 5.2 提示画像に対して類似していると判断された枚数 (A+C)

提示画像	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
枚数	303	337	93	51	108	131	146	119	634	240	142

提示画像	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
枚数	248	9	9	30	99	14	53	11	6	97	84

提案手法が有効であった場合

precision と *recall* の関係から提案手法の方が比較手法より有効であったのを確認できるのは、提示画像 1, 3, 7, 16, 19 である。以下では、これらの画像を先述の類似度評価部分と主観評価部分の観点から考察する。

類似度計算部分

画像の分割のされ方によって提示画像を分類すると次のようになる。

- 横方向に強い分割の入る画像 (提示画像 1, 3, 7)
- 縦方向に強い分割の入る画像 (提示画像 16, 19)

これらの画像についてそれぞれ図 5.22, 5.24, 5.28, 5.37, 5.40を見てみると、強い分割の入る画像は色の空間分布が明確に区別できる画像であることが多いため、提案手法はうまく画像内の色の空間分布を捉えることができたことがわかる。以下ではその各画像について具体的に考察する。

地平線で横方向に強く分割される画像 1 は、上下で色がはっきり異なり、提案手法では、色の空間分布を捉えやすい。これに対して比較手法では、色の偏りのない画像や上下（左右）の色が逆の画像、全く関係のない犬の絵等も検索結果上位に混在するために、検索性能が下がったと考えられる。

画像中にオブジェクトが存在する場合、提案手法では、分割がそのオブジェクトの影響を受けて構図が複雑化する傾向があり、後述の通りこれが検索性能の悪

化の原因となる。しかし、提示画像 3 のようにオブジェクトが小さい場合は、面積の閾値の制限から、夕日というオブジェクトの存在は領域分割に影響を与えることがなく、地平線に対応した強い横方向の分割のみが行われ、結果的に、色の空間分布をうまく捉えることができたと考えられる。また、提示画像 16 のようにオブジェクトが画像の大きさに対して非常に大きい場合にも、提案手法は単純な構図でその色の空間分布を捉えることができる。この結果、夕日周辺のオレンジ色や、花の白い色といった色の分布を反映した検索が行われ、検索結果の上位に夕日や花の画像を挙げることができた。一方、比較手法は、オレンジ色や白色が集中していてもその位置が提示画像と異なる画像や、画像全体に分散している画像も類似性が高いと評価するために、検索結果上位に外観の異なる画像が混在することが多くなる。

主観評価部分

画像中に顕著なオブジェクトが存在せずに、地平線の写った典型的な風景画像である提示画像 1,19 に対しては、図 5.22, に 5.40 示す結果から被験者は色の配置を画像の類似性の判定の際に重視したことが伺える。このため、画像内の色の空間分布をうまく捉えることのできた提案手法の検索性能が上がったと考えられる。

また、画像中にオブジェクト（花、夕日、建物）が存在する画像 3,7,16 では、図 5.24, 5.28, 5.37 からわかる様に、被験者の選択した類似画像はほとんどが、そのオブジェクトが存在する画像となっている。そのため、オブジェクトの色分布を捉えることのできた提案手法の検索性能が上がったと考えられる。提案手法の評価が比較手法を大幅に上回っている提示画像 16 に関して、被験者が類似していた画像例を図 5.15 に、提案手法による検索結果の上位、比較手法による検索結果の上位の画像を図 5.16, 図 5.17 に示す。図 5.15 から被験者は、提示画像 16 のように花が中央に大きく写っている画像を類似しているとみなしている。提案手法では、提示画像 16 に強い縦の分割が入るため、白い色よりも画像中央にオブジェクトがあるという構図を強調し、その結果被験者の主観に沿った検索が可能となったと考えられる。一方比較手法では、黒い色と白い色が含まれる画像のみを検索するため、白い花の画像を検索することはできても真中に黄色い花や赤い花が写った画像を検索することができない。そのため、被験者の主観に沿った検

索ができなかったと考えられる。

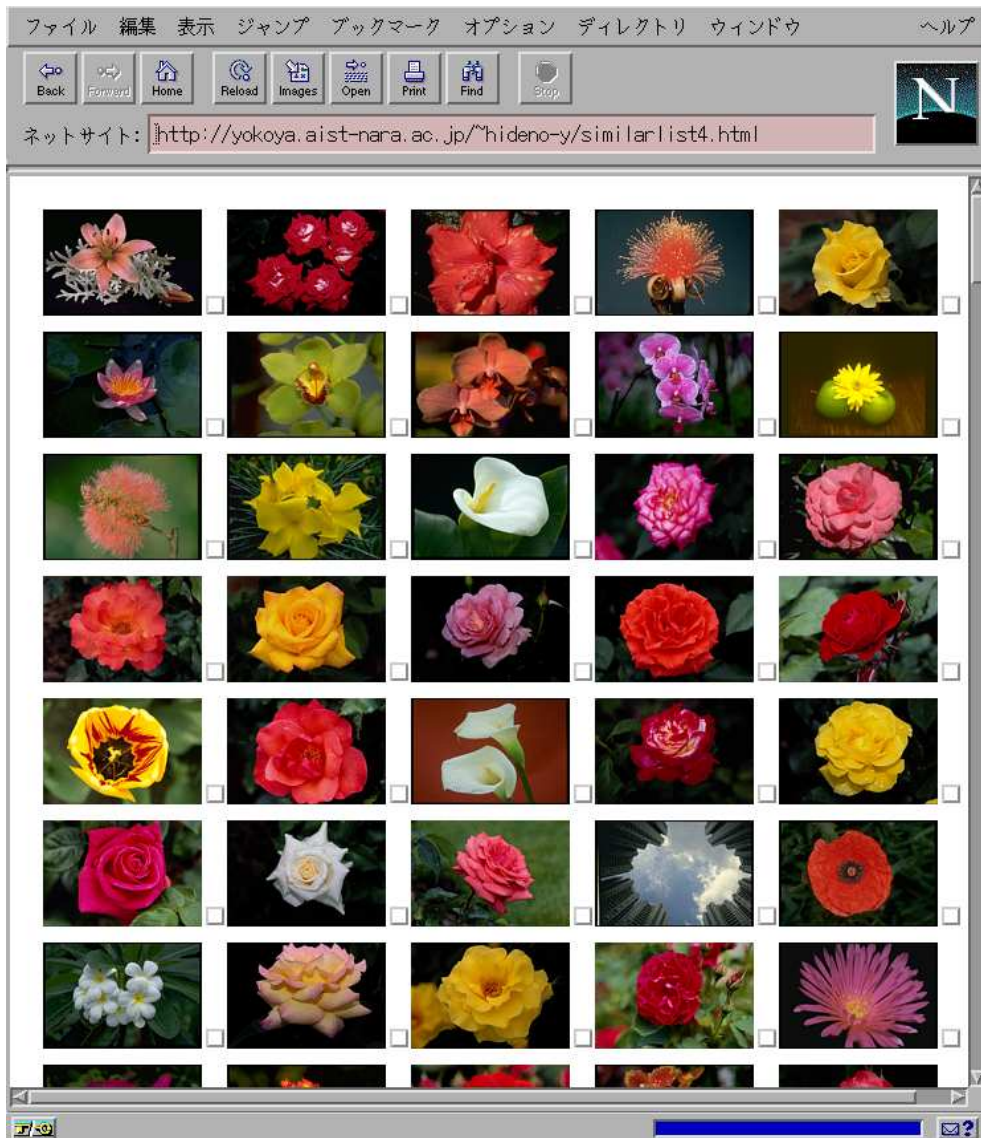


図 5.15 提示画像 16 に対して被験者が類似しているとした画像

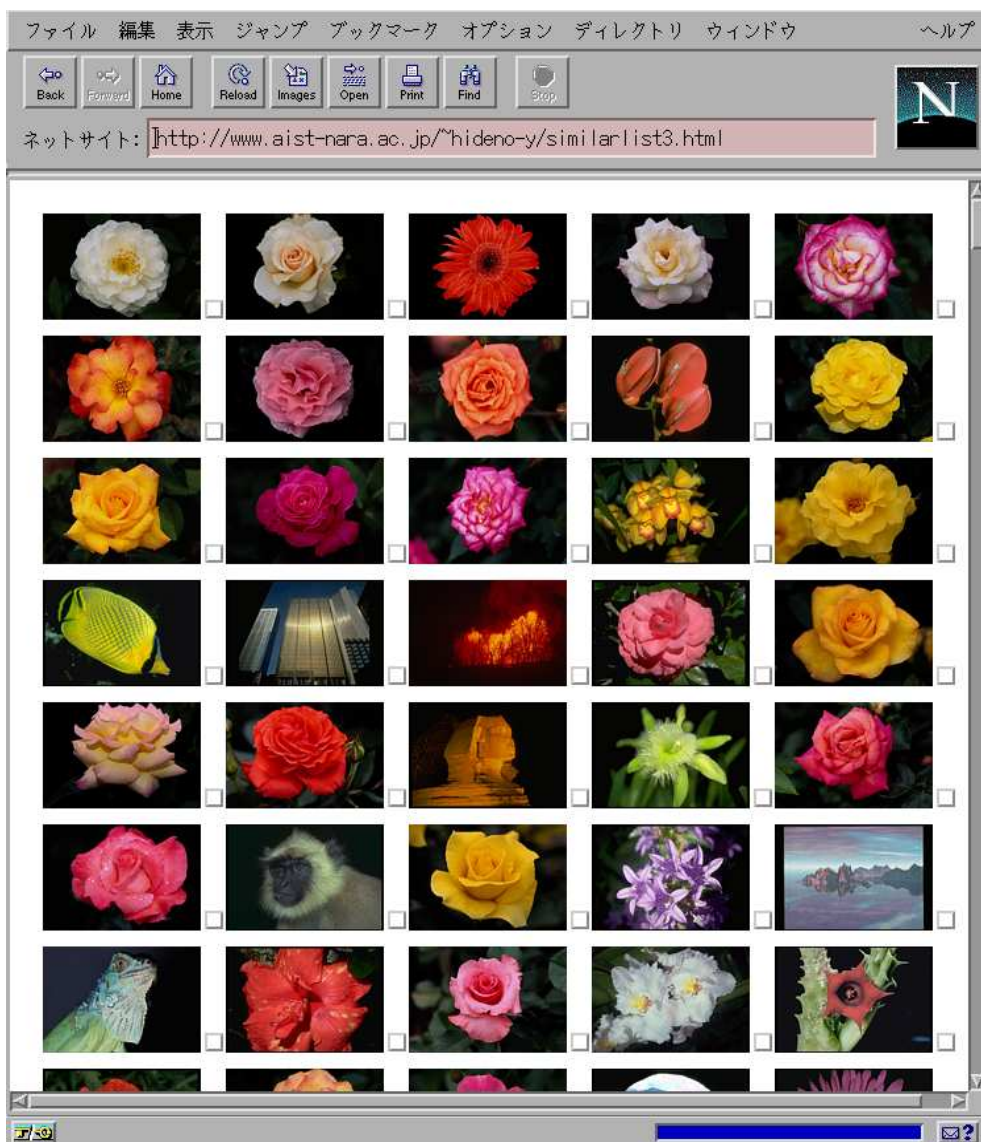


図 5.16 提示画像 16 に対して提案手法による検索結果上位の画像

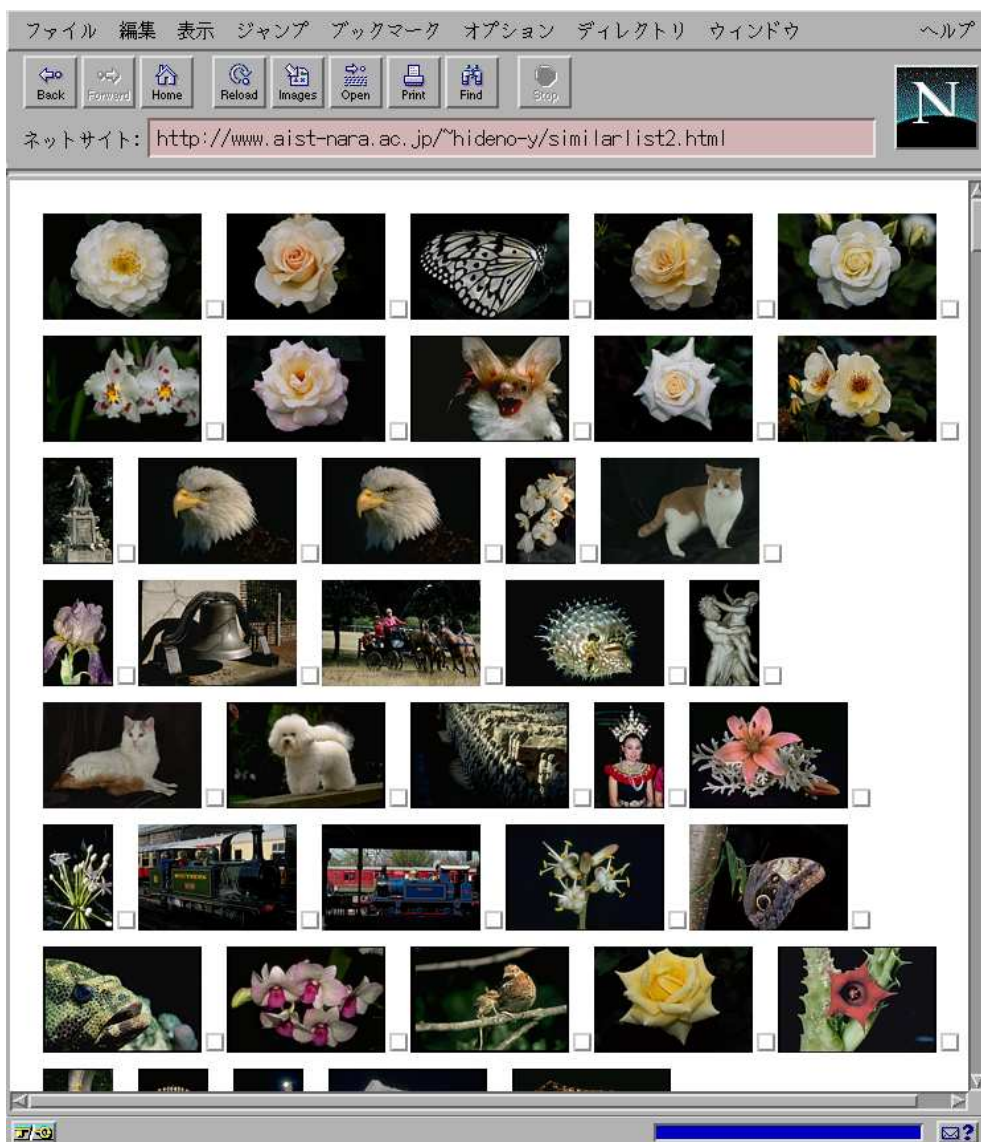


図 5.17 提示画像 16 に対して比較手法による検索結果上位の画像

提案手法と比較手法が同等であった場合

提案手法と比較手法とが同等であったのは、提示画像 2, 4, 5, 6, 8, 9, 11, 12, 13, 14, 15, 17, 18, 20, 21, 22 である。これらの画像を、2つの観点から考察する。

類似度計算部分

画像が分割された種類で分類すると次のようなる。

- 強い横方向の分割をもつ画像 (提示画像 5,9,11)
- 強い縦方向の分割をもつ画像 (提示画像 2,6,8,12)
- 弱い横方向の分割をもつ画像 (提示画像 21,22)
- 弱い縦方向の分割をもつ画像 (提示画像 4,14,17,18)
- 分割されない画像 (提示画像 13,15,20)

提示画像 11 の検索結果に関しては、提案手法による検索結果 2 位～ 10 位中、横方向に分割の入る画像は 9 枚中 8 枚であり、構図の抽出は適切に行われていたと言える。従って、検索性能が上がらなかったのは主観評価部分によると考えることができる。

次に、提示画像 4,14,17,18,21,22 は、分割の強さが弱いために、構図を考慮した重みづけの影響がほとんどなくなってしまう、前節の動作確認実験においても述べたように、比較手法と大差ない結果となった。その中でも、画像中のオブジェクトの大きさが小さすぎも大きすぎもせず、また、縦、横方向の分割だけでは画像中のオブジェクトを捉えきれない提示画像 14,18 では、構図が複雑化してしまうため、検索対象画像中に構図が深い階層まで一致するものがなければ、浅い階層での比較で終了してしまい、提案手法と比較手法の結果が同等になる。これらの結果から、提案手法には、画像の中央付近にオブジェクトが存在する場合に、オブジェクトの大きさが領域分割に影響を与えない程度に小さい場合か、単純な構図でオブジェクトを捉えられる程度に大きい場合を除いて、構図が非常に複雑化し、オブジェクトの存在を反映した検索が実現できないという問題があることがわかる。

そこで、今後は縦、横方向以外にななめ方向の分割等を用いて、構図の複雑化を招かずに画像内のオブジェクトの色情報をうまく捉えることが課題として挙げられる [22, 23].

提示画像 2,6,8,12 及び、提示画像 4,14,17,18 は、はじめに縦の分割が行なわれてなおかつ色も似ている画像が存在すれば、先述の提示画像 16 のように提案手法の検索性能は上がることが予想される。しかし、風景画像データベース中には、はじめに横方向に分割が行われる画像が多いために、はじめに縦方向の分割の入る画像は分割方向の不一致から結局分割が行なわれない場合と同様に類似度計算されるものが多いため、比較手法と同等の結果になりやすく、本実験においては、提案手法の有効性を確認することができなかった。

提示画像 13,15,20 に関しては、分割が入らなかったために比較手法と全く同じ結果となった。提示画像 15 における雪山と空の境界線及び、提示画像 20 における建物部分を抽出できなかった理由は設定した閾値に問題があると考えられ、今後調整する必要がある。

主観評価部分

提示画像 2,4,5,8,9,11,12,13,14,15,17,18,20,21,22 では、被験者は画像中のオブジェクトの有無によって類似性を評価する傾向のあることが、図 5.23, 5.25, 5.26, 5.29, 5.30, 5.32, 5.33, 5.34, 5.35, 5.36, 5.38, 5.39, 5.41, 5.42, 5.43 から確認でき、その結果、構図を重視して検索した提案手法の検索性能が下がったと考えられる。

例えば、提示画像 5,9 ははじめに強い横方向の分割が入っているため、上が空、下が海の画像との類似度が高くなってしまう。しかし、被験者は提示画像 5 に対しては崖、提示画像 9 では画像中央の建物の有無で類似性を判断していることが図 5.26, 図 5.30 から確認でき、検索性能はそれほど上がらなかったと考えられる。また提示画像 11 に関して、被験者は構図ではなく、小さく写った人の群れの有無によって類似性の判定を行ったことが、図 5.32 から確認できる。その他の提示画像に関しても、同じことが図から確認できる。

また、提示画像 22 に関して図 5.43 の類似画像から、モアイ像の有無だけでなく、モアイ像の列によって生じるパターンや模様の類似した画像を類似画像とする場

合があることが確認できる。

比較手法が有効であった場合

提示画像 10 は縦方向に強い分割の入る画像で、比較手法の方が上回っている。その原因を以下で検討する。

類似度計算部分

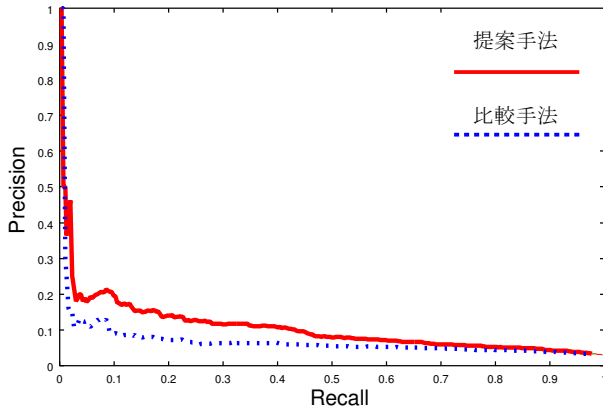
提示画像 10 に対する提案手法による検索結果第 2 位～ 10 位を調べた結果、9 枚全てが、最初に縦分割が入る画像であることがわかった。このことから、提示画像 10 と同じ構図をもつ画像を適切に検索できているといえる。

従ってこの画像の検索性能が上がらなかったのは主観評価部分によると考えることができる。

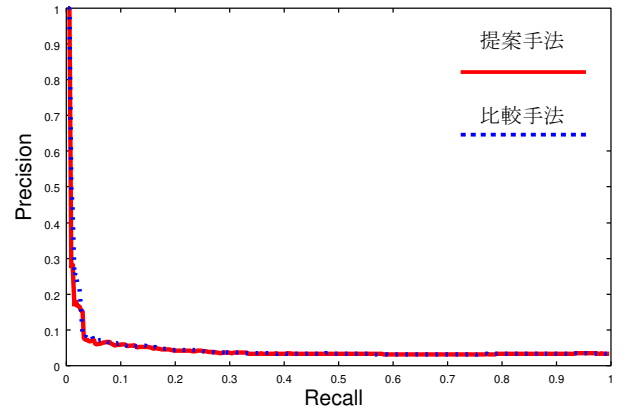
主観評価部分

画像 10 に対して被験者が類似していると判断した画像は、画像全体に緑色が広がった画像が多いことが図 5.31, から確認できる。従って、強い分割によって構図を重視した検索結果を出力する提案手法よりも、画像全体の色分布を考慮した比較手法の方が検索性能が上がったと考えられる。従って、提案手法による類似度計算部分は適切に機能していたのかかわらず、人間の類似性判断の主観に沿わなかったために検索結果が下がったと考えられる。

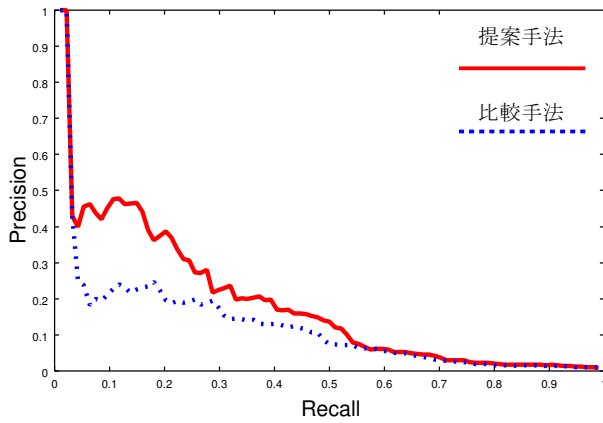
以上の考察から、提案手法による画像検索の成否は、提案手法がうまく画像内の色の空間分布を考慮できているかということに加えて、被験者が構図を類似性判断の基準としたか否かに大きく依存し、また、それは、画像内に顕著なオブジェクトが存在するか否かに依存するところが大きいことがわかる。オブジェクトが建物であるのか、車であるのか等を判断することは画像認識の問題となるために、本研究の枠組の範囲内でこれに対処することは困難である。しかし、類似するオブジェクトが画像中央に存在する場合に対しては構図抽出の手法の改良によって対応することが考えられるため、今後の課題としたい。



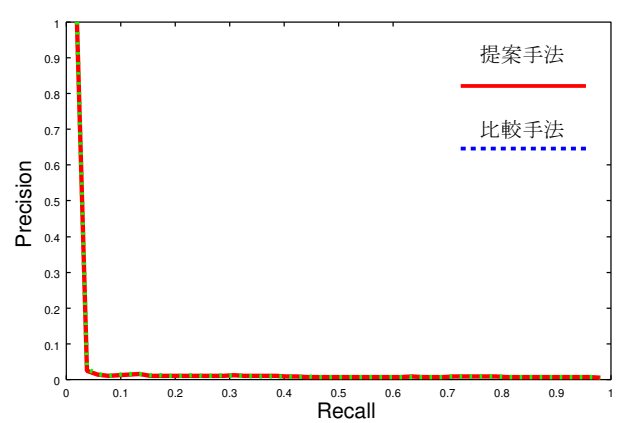
提示画像 1 に対する *recall* と *precision*



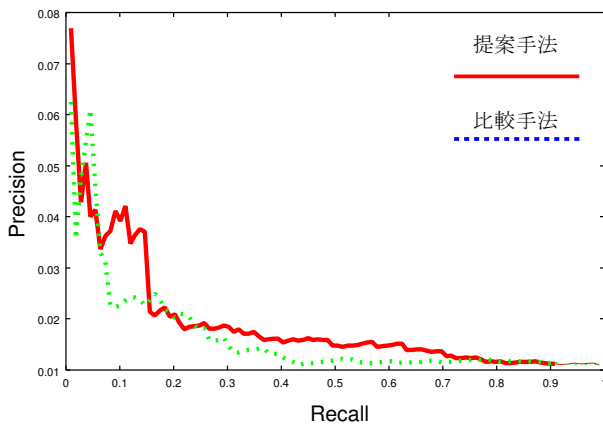
提示画像 2 に対する *recall* と *precision*



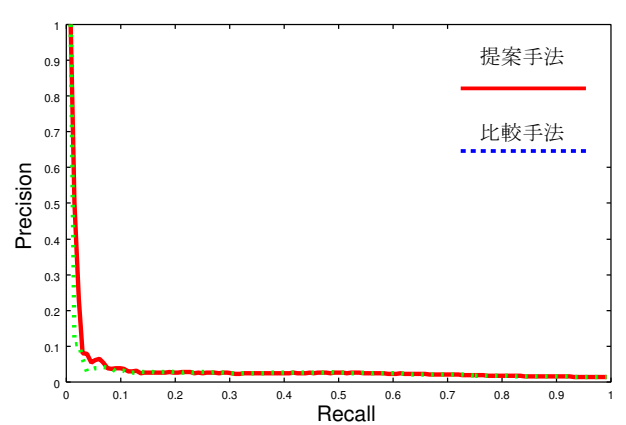
提示画像 3 に対する *recall* と *precision*



提示画像 4 に対する *recall* と *precision*

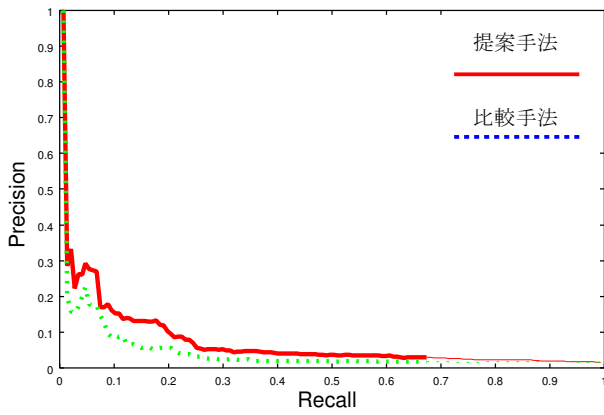


提示画像 5 に対する *recall* と *precision*

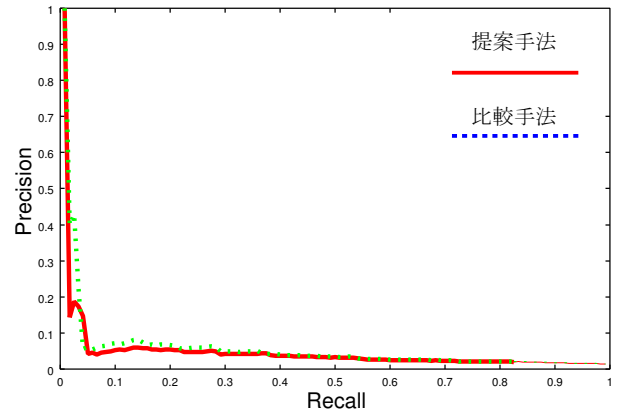


提示画像 6 に対する *recall* と *precision*

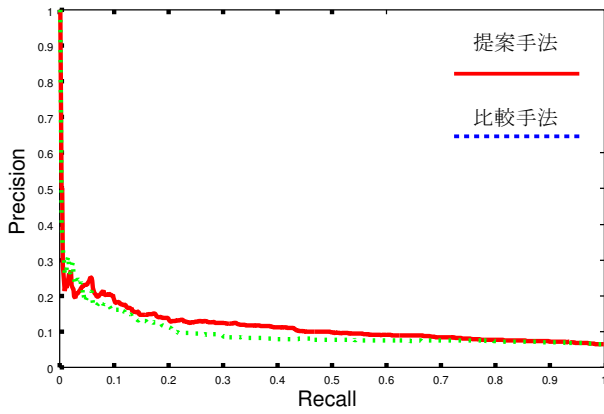
図 5.18 各提示画像に対する両手法の *recall* と *precision* : その 1



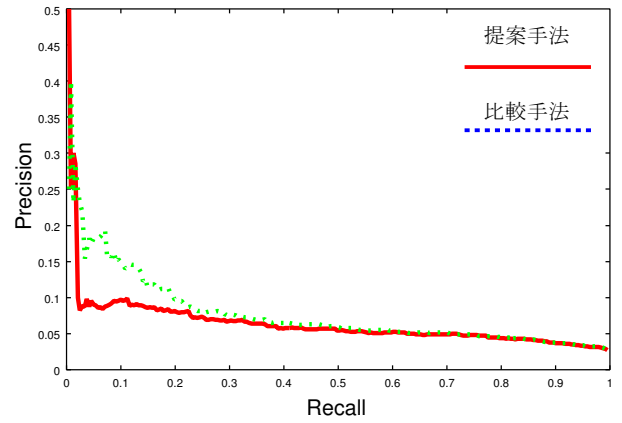
提示画像 7 に対する *recall* と *precision*



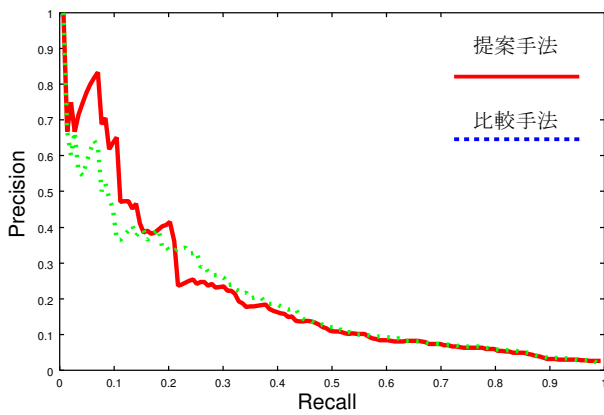
提示画像 8 に対する *recall* と *precision*



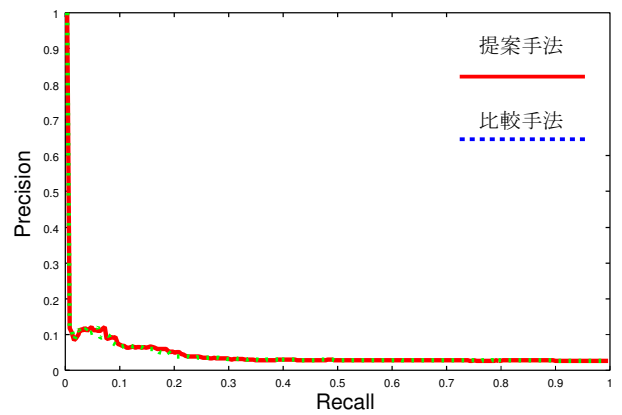
提示画像 9 に対する *recall* と *precision*



提示画像 10 に対する *recall* と *precision*

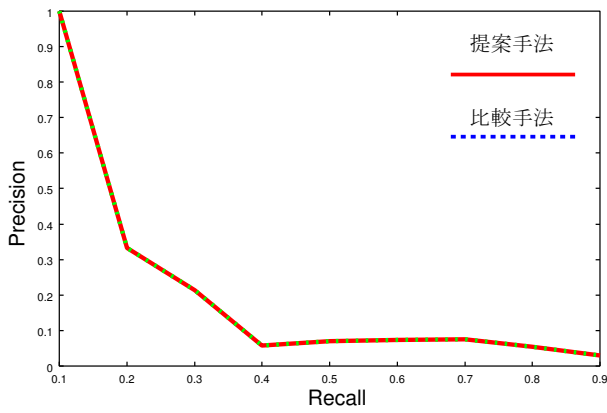


提示画像 11 に対する *recall* と *precision*

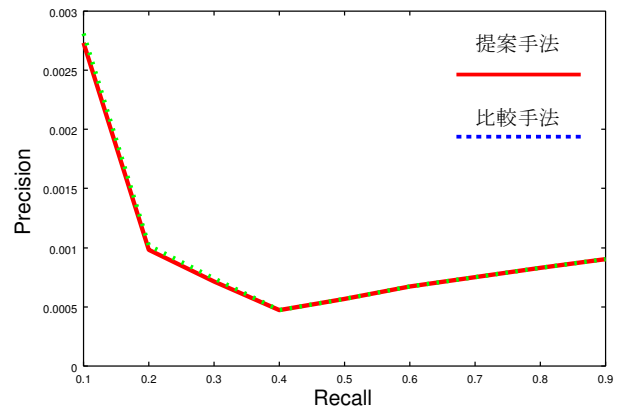


提示画像 12 に対する *recall* と *precision*

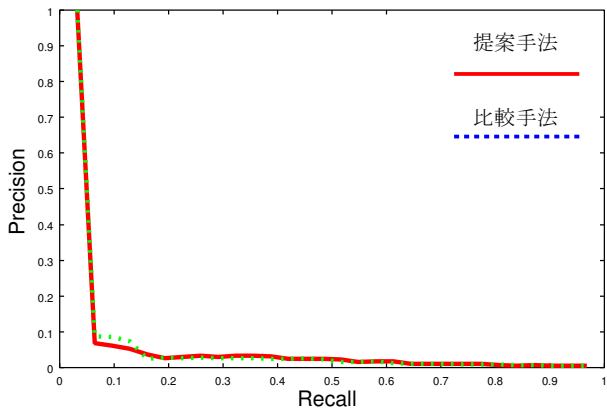
図 5.19 各提示画像に対する両手法の *recall* と *precision* : その 2



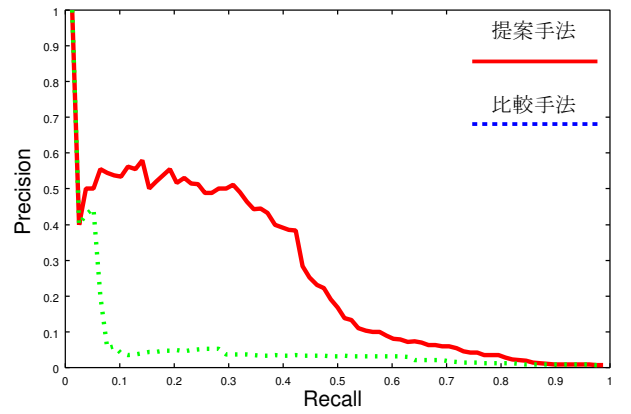
提示画像 13 に対する *recall* と *precision*



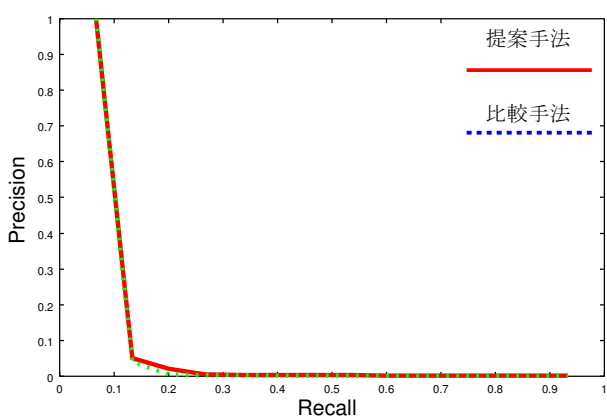
提示画像 14 に対する *recall* と *precision*



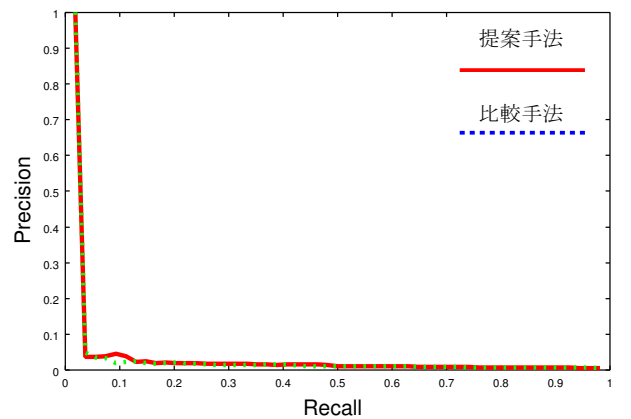
提示画像 15 に対する *recall* と *precision*



提示画像 16 に対する *recall* と *precision*

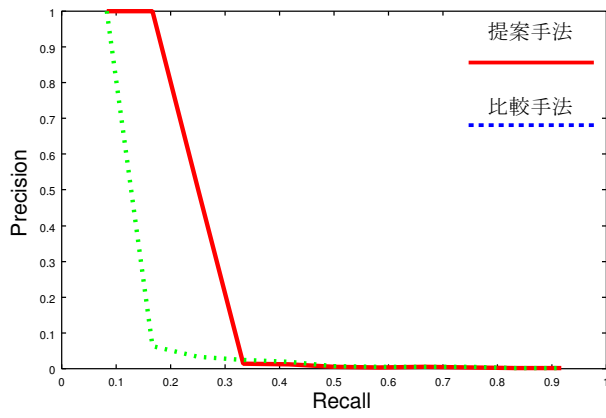


提示画像 17 に対する *recall* と *precision*

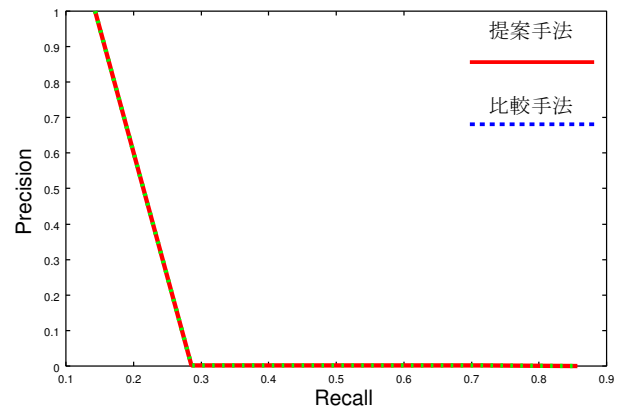


提示画像 18 に対する *recall* と *precision*

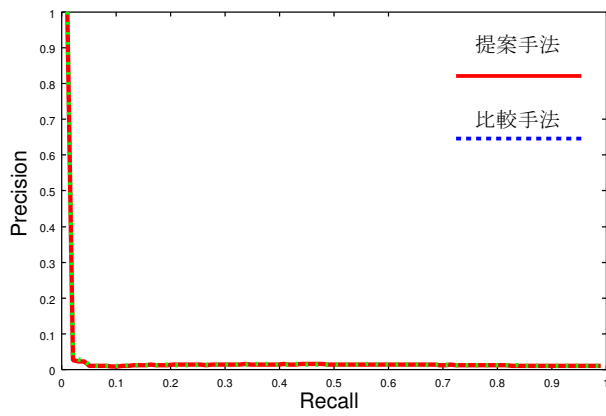
図 5.20 各提示画像に対する両手法の *recall* と *precision* : その 3



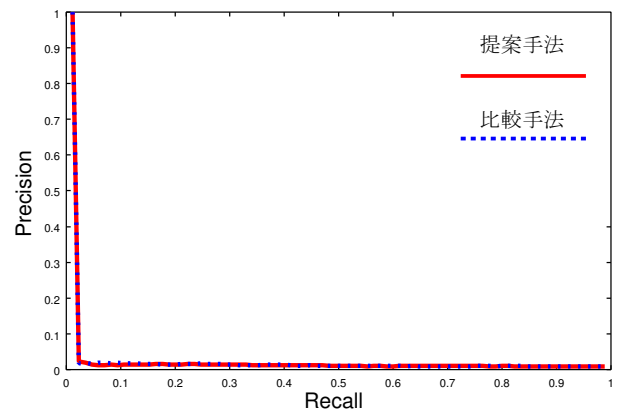
提示画像 19 に対する *recall* と *precision*



提示画像 20 に対する *recall* と *precision*



提示画像 21 に対する *recall* と *precision*



提示画像 22 に対する *recall* と *precision*

図 5.21 各提示画像に対する両手法の *recall* と *precision* : その 4



図 5.22 提示画像 1 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例

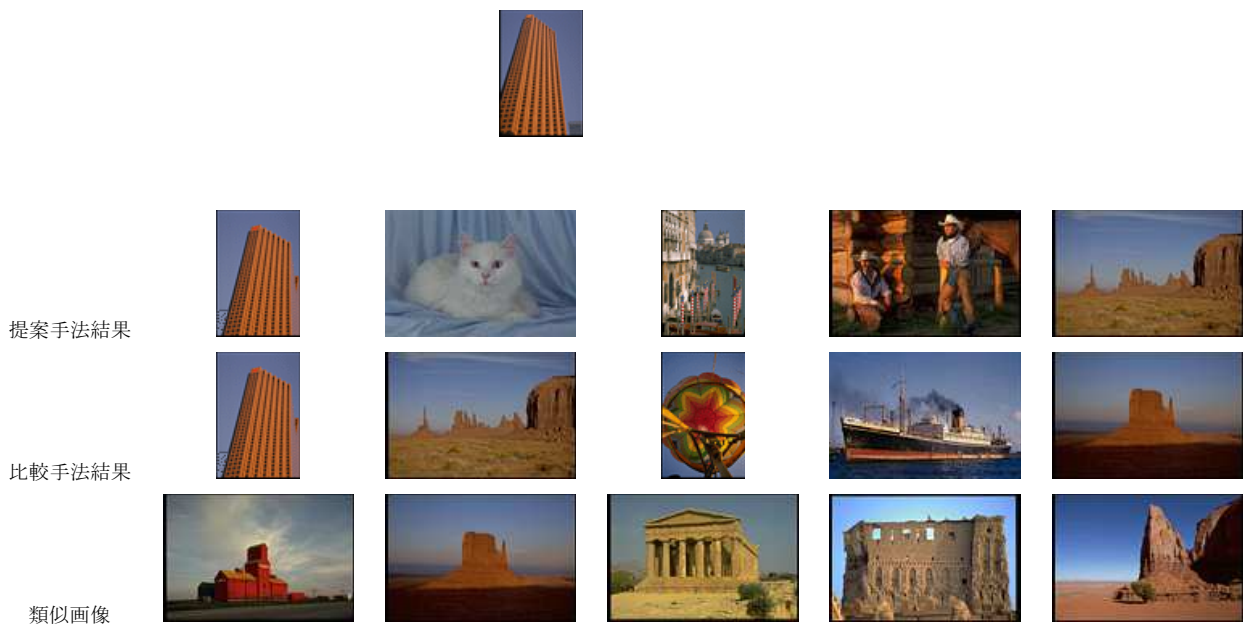


図 5.23 提示画像 2 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例

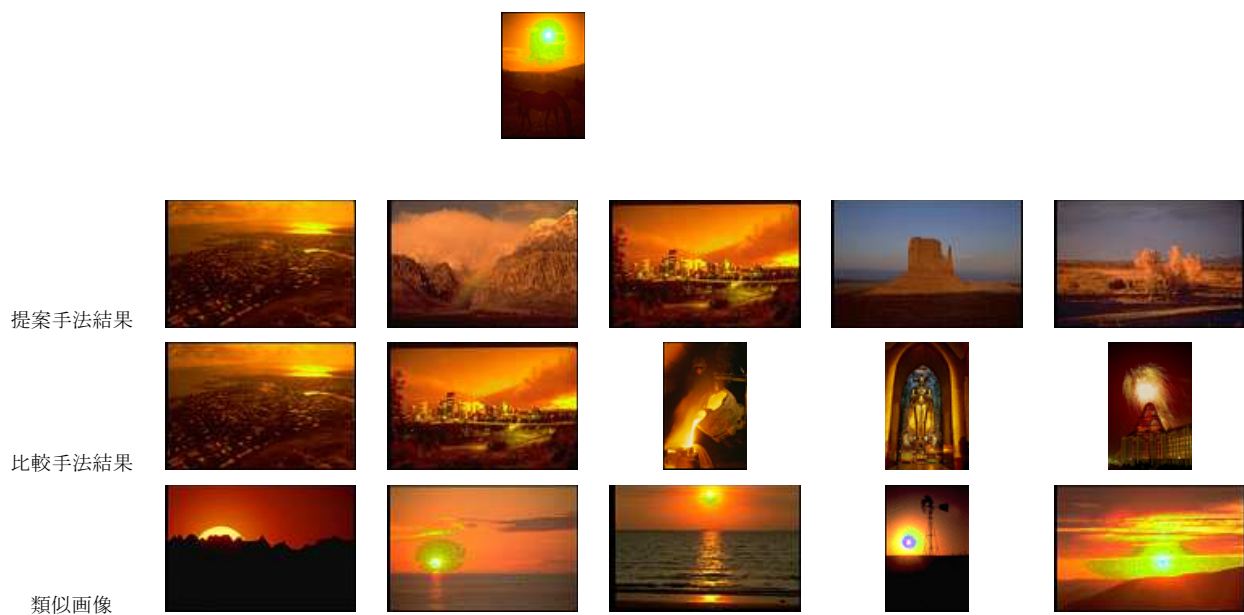


図 5.24 提示画像 3 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例

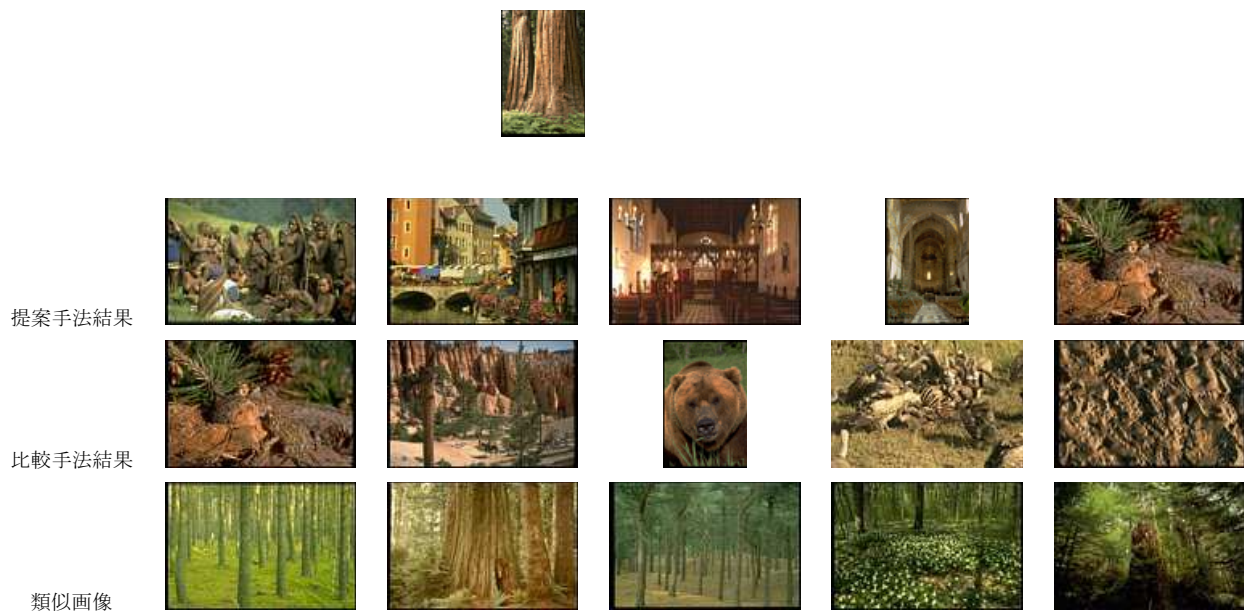


図 5.25 提示画像 4 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例

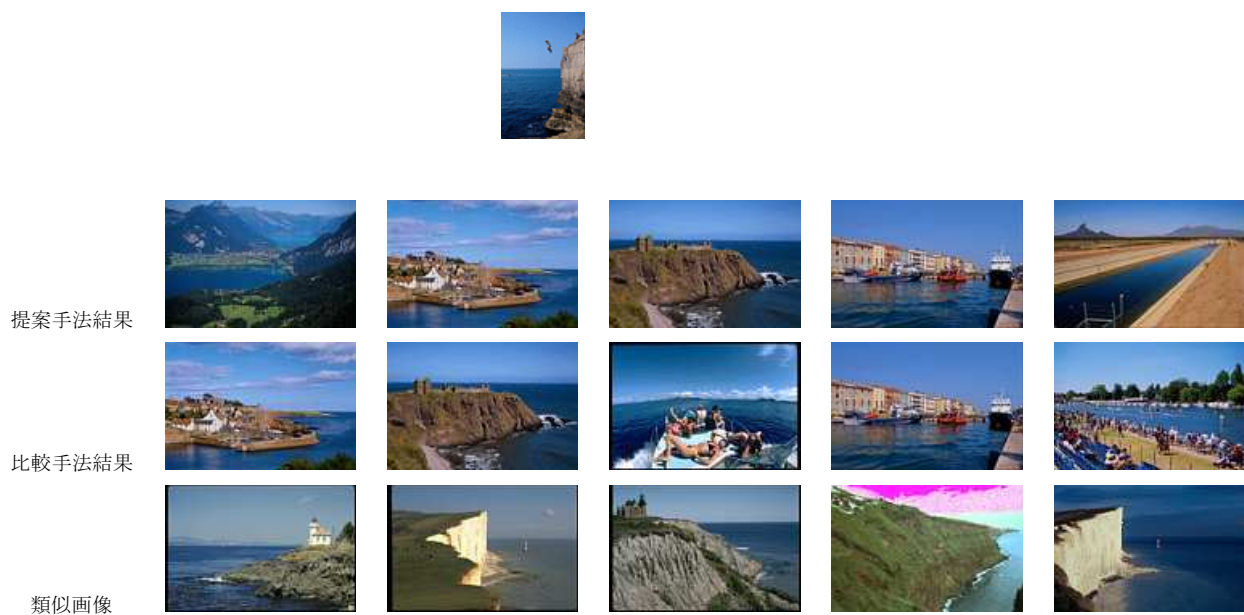


図 5.26 提示画像 5 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例

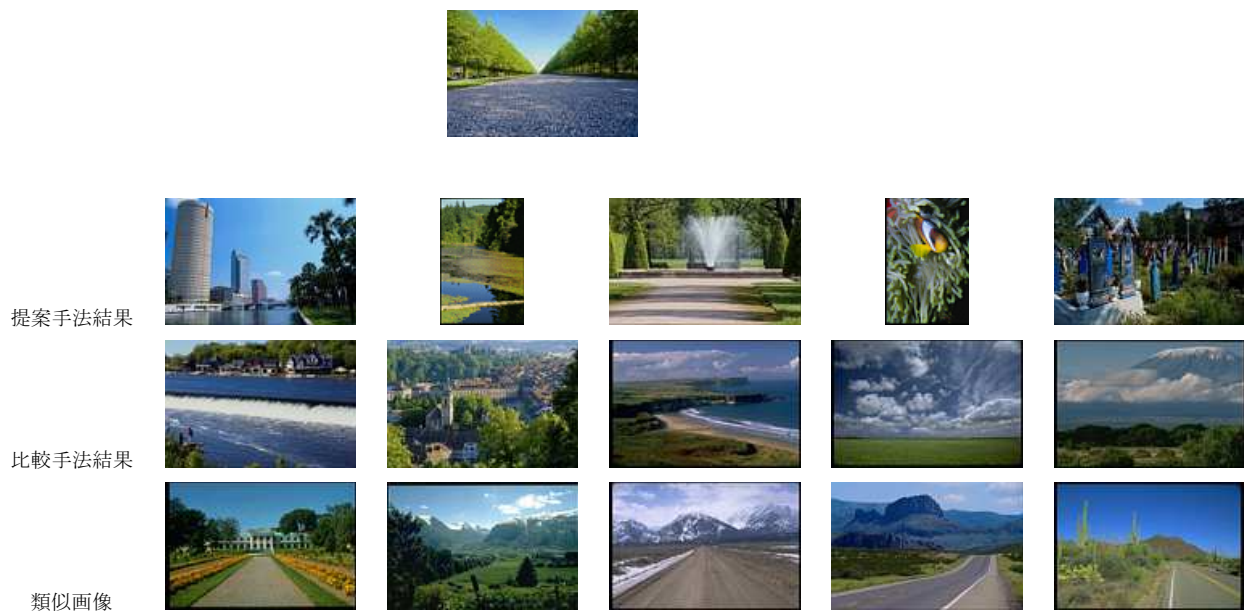


図 5.27 提示画像 6 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例



図 5.28 提示画像 7 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例

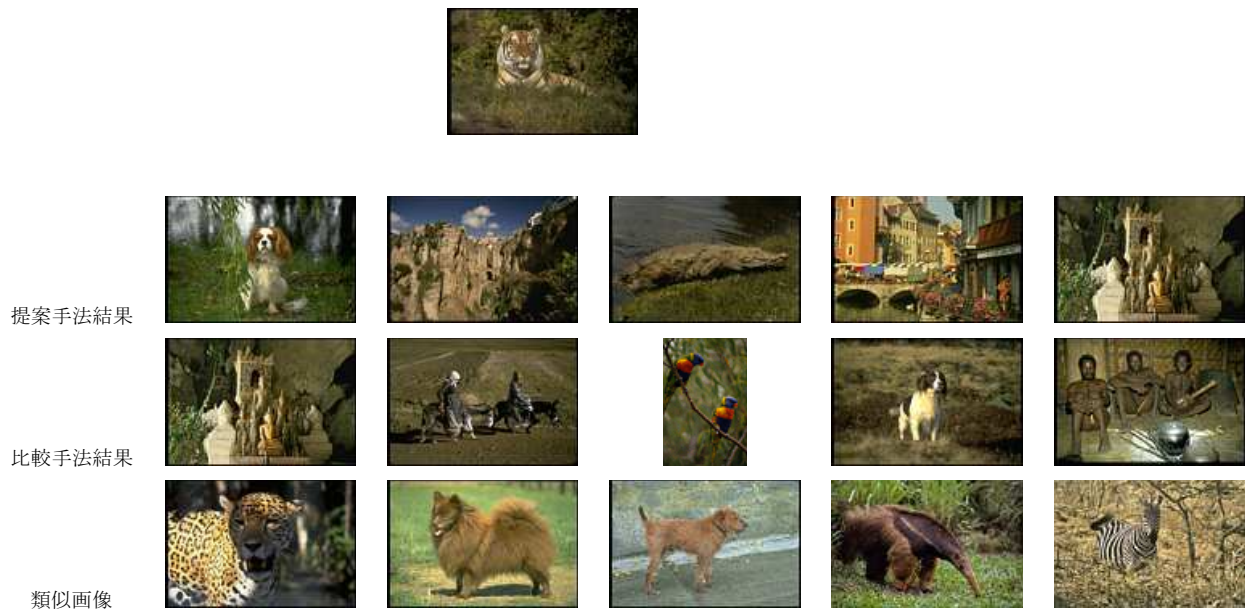


図 5.29 提示画像 8 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例

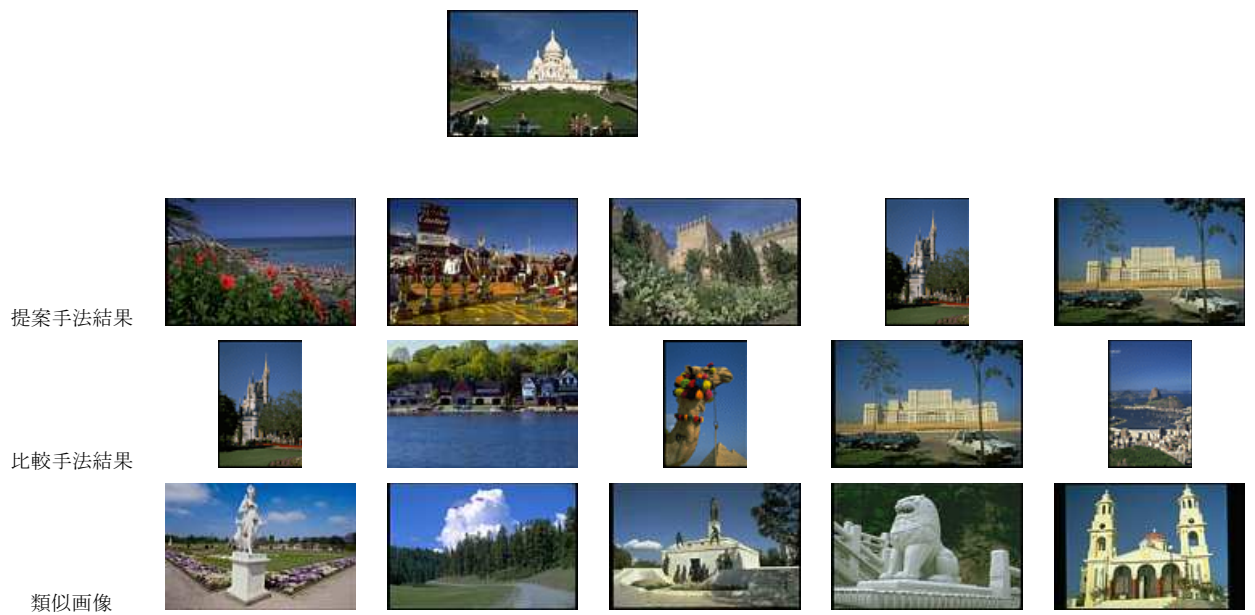


図 5.30 提示画像 9 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例

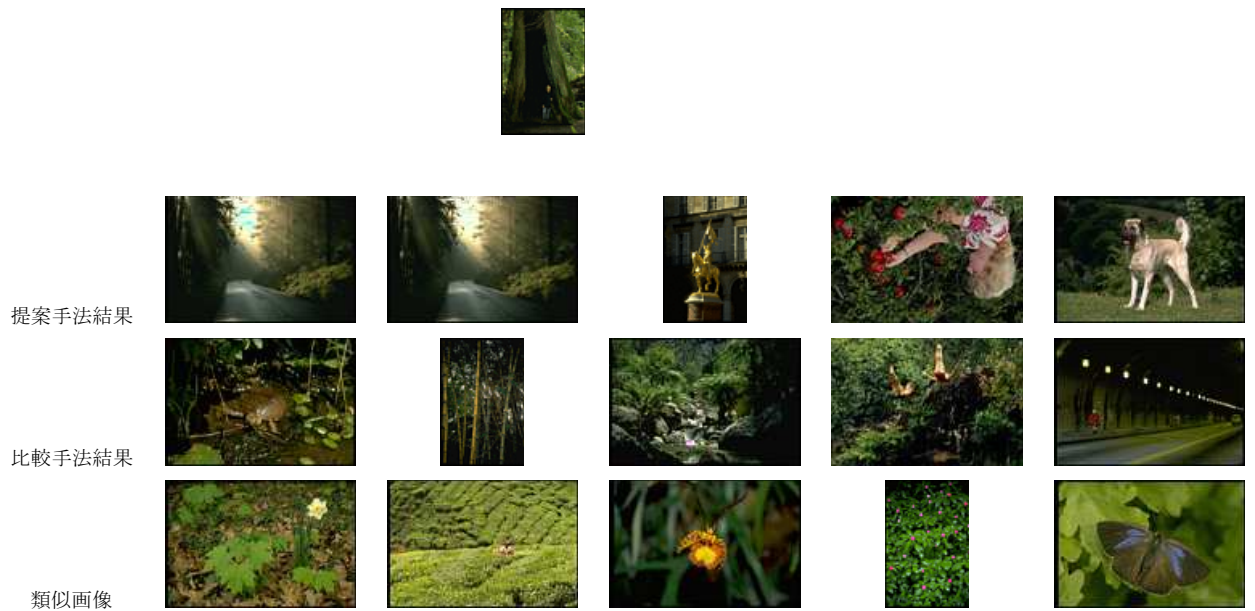


図 5.31 提示画像 10 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例

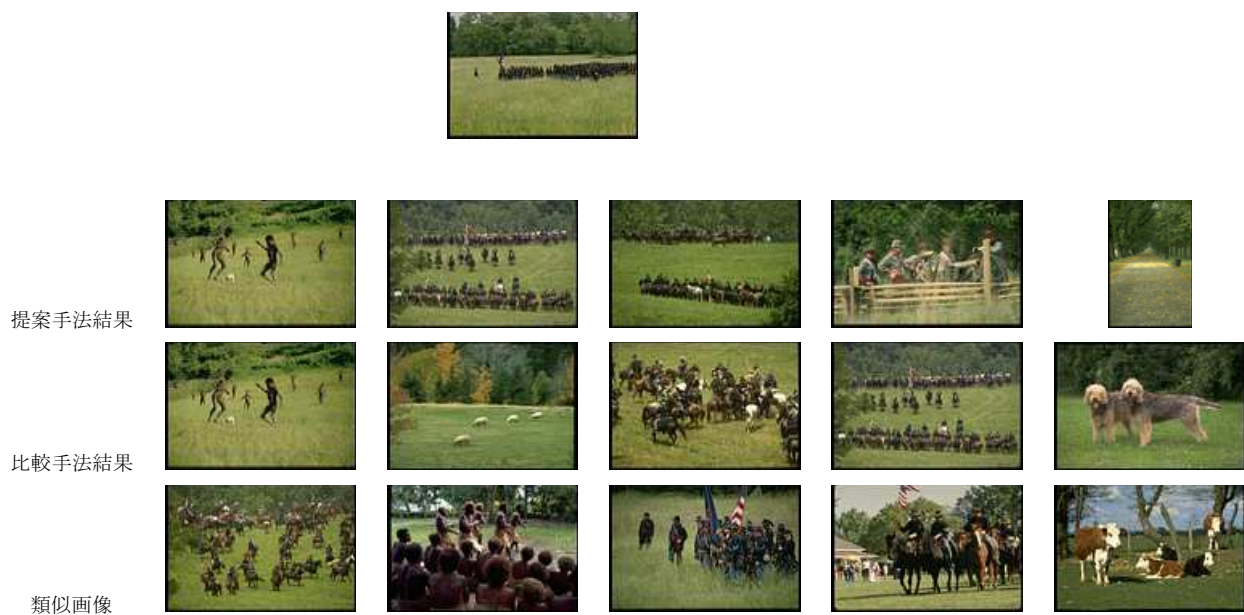


図 5.32 提示画像 11 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例

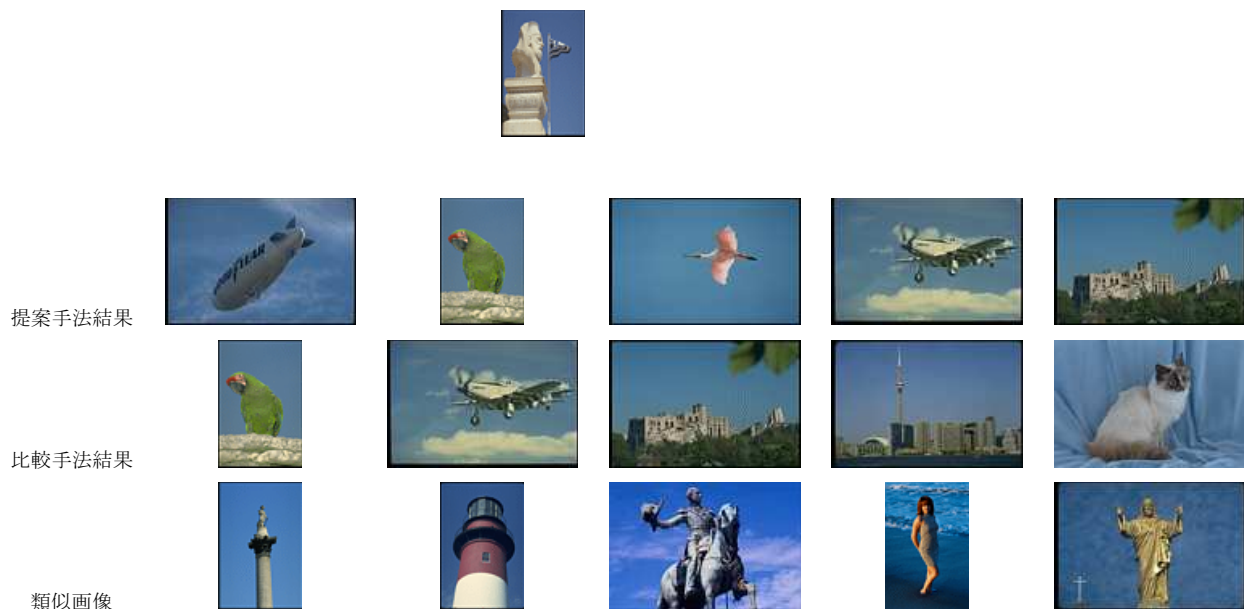


図 5.33 提示画像 12 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例

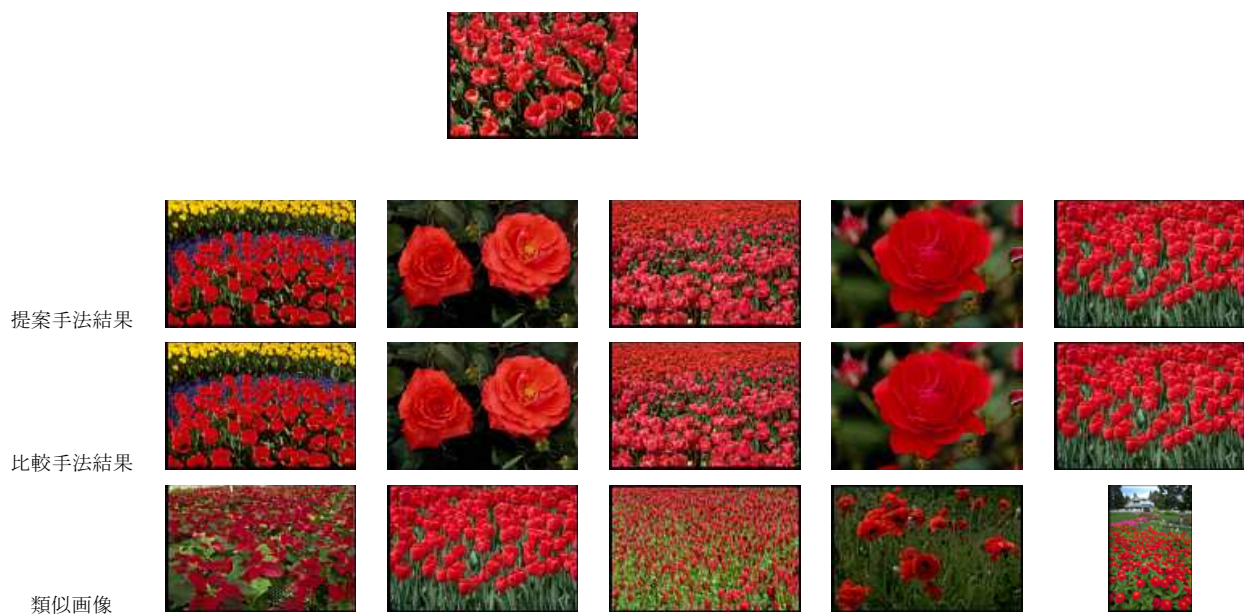


図 5.34 提示画像 13 と両手法による検索結果上位 2 位～6 位と類似画像例

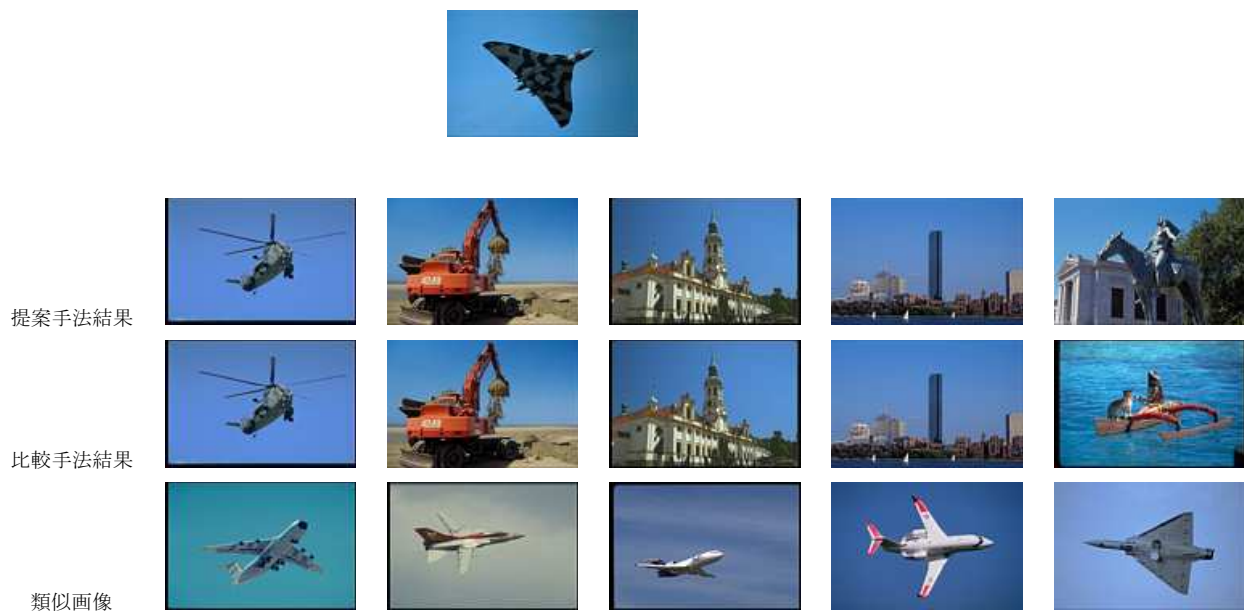


図 5.35 提示画像 14 と両手法による検索結果上位 2 位～6 位と類似画像例

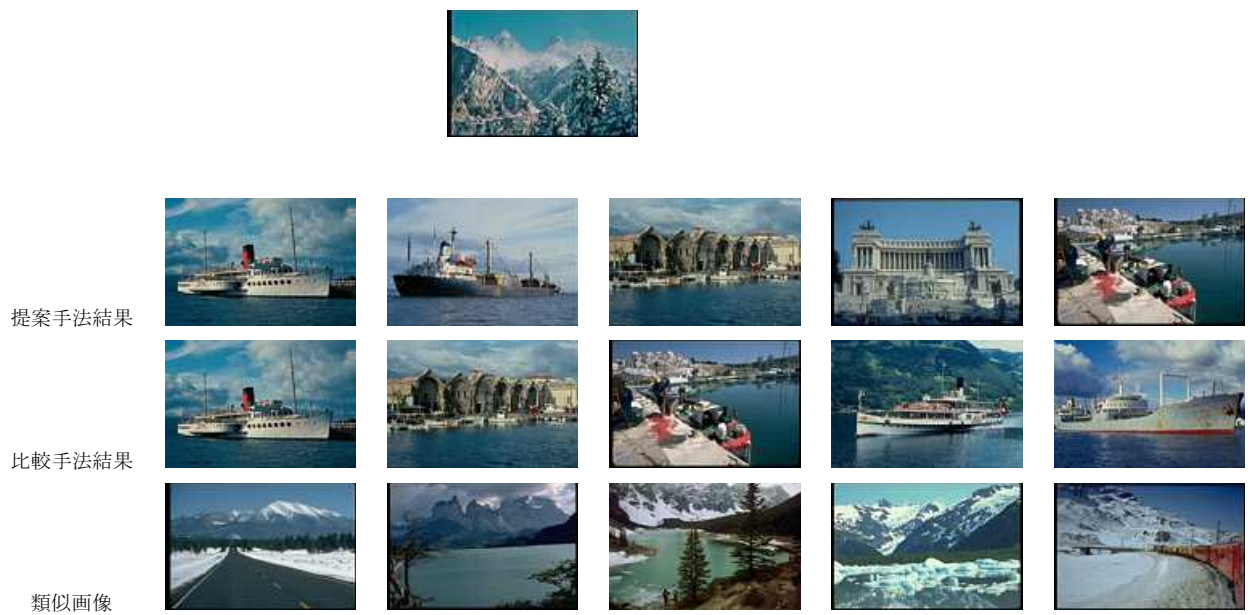


図 5.36 提示画像 15 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例



図 5.37 提示画像 16 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例

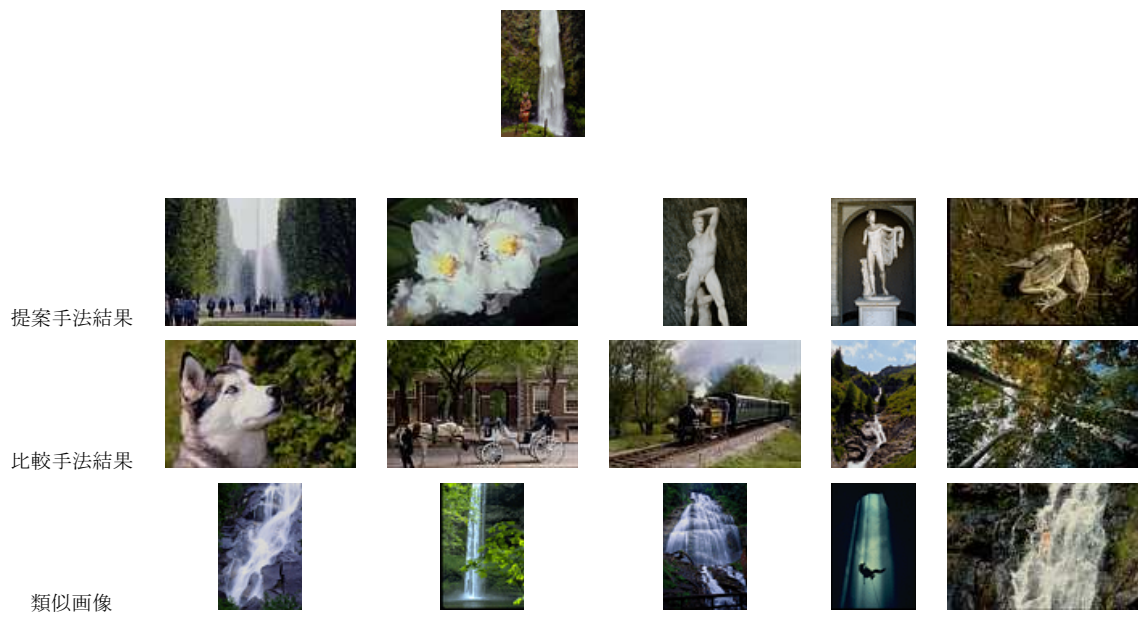


図 5.38 提示画像 17 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例



図 5.39 提示画像 18 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例

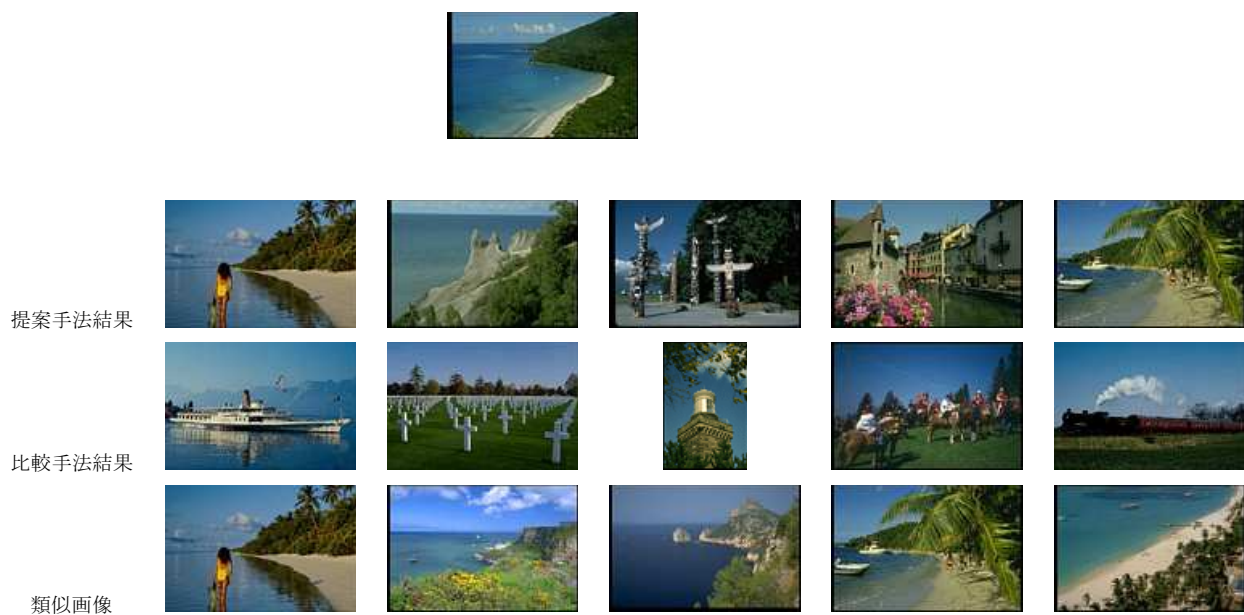


図 5.40 提示画像 19 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例

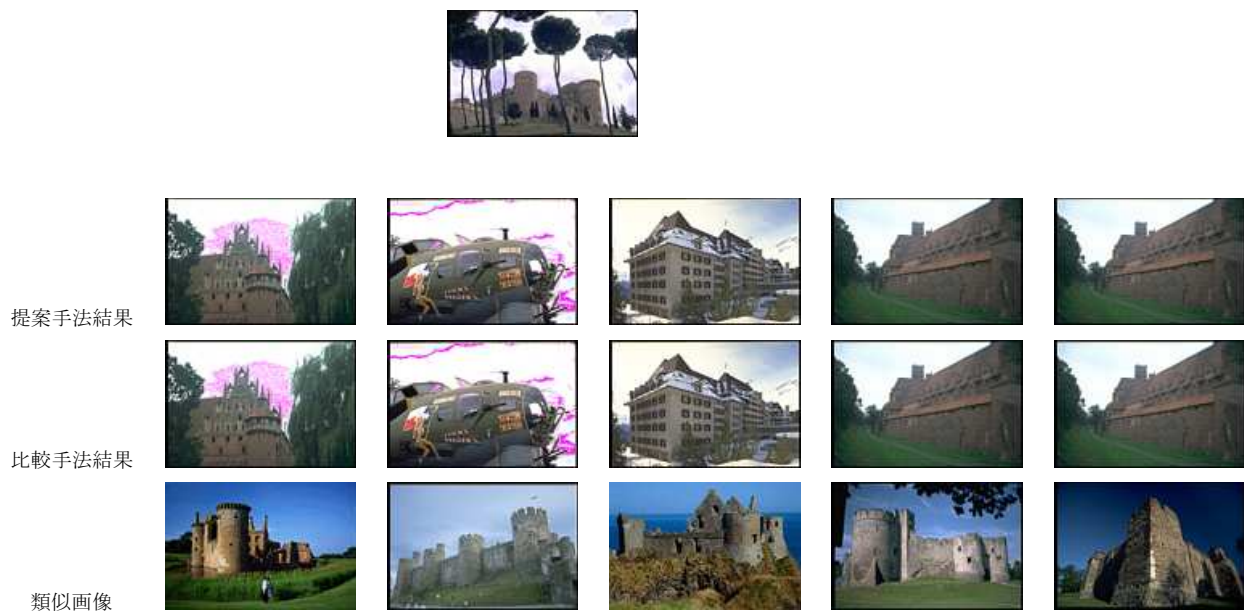


図 5.41 提示画像 20 と両手法による検索結果上位 2 位～ 6 位と類似画像例



図 5.42 提示画像 21 と両手法による検索結果上位 2 位～6 位と類似画像例

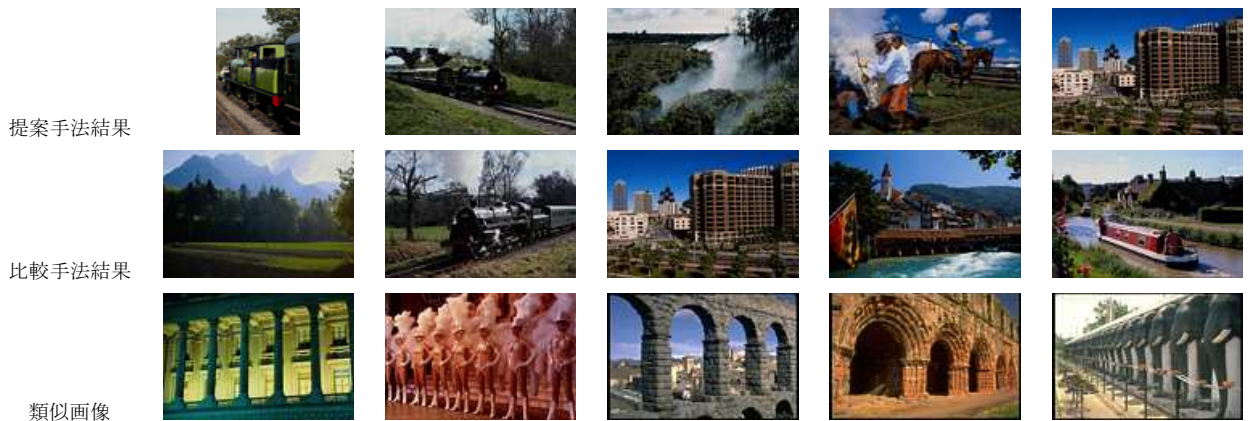


図 5.43 提示画像 22 と両手法による検索結果上位 2 位～6 位と類似画像例

6. むすび

本論文では、大規模画像データベースから、検索者が提示した画像に類似した画像を検索する画像検索手法を提案した。提案手法は、人間が画像の類似性を判断する際に、画像の構図、すなわち画像内の色の空間分布のパターンを考慮しているのではないかという仮定に基づき、画像から構図を抽出してそれを画像間で比較することにより、人間の主観に沿った画像の類似性評価を実現しようとした点に特徴がある。

この実現のために本論文では、画像内の色の空間分布を用いて構図を自動的に抽出する手法、ならびに、構図を木構造で表現し、色の類似性と構図の類似性の両方の観点から統合的に画像の類似性を評価する方法を提案した。

提案手法を用いた主観評価実験の結果からは、画像内に顕著なオブジェクトが存在しない場合には、人間は提案手法が抽出した構図と同様の構図を、画像の類似性評価の際に考慮していることが確認でき、提案手法の有効性が確認できた。

その一方で、画像中に顕著なオブジェクトが存在するにもかかわらず、提案手法がその抽出に失敗した場合には、提案手法の有効性は認められなかった。これは、画像の中央付近にオブジェクトが存在する場合に提案手法は、画像の背景部分の色分布に基づいてオブジェクトを2つに分割するように領域分割を行なうために、オブジェクトの存在を無視した構図の抽出が行なわれたのに対して、被験者はオブジェクトの有無を重視して類似性を判定したためである。

また、提案手法による構図抽出が適切に機能している場合であっても、類似性評価の主観が画像内に「何が写っているのか」といったオブジェクトの種類に依存する場合もあり、その場合も提案手法に有効性は認められなかった。

以上の結果から、提案手法は多くの風景画像に対して人間の主観に沿った類似画像検索が可能であるものの、画像中央のオブジェクト抽出及びオブジェクト認識に問題のあることがわかった。

今後は、画像の領域分割手法を改良することによってこの問題を解決すると同時に、縦と横以外に斜めの分割を導入するなどの拡張を試み、手法の改良を行なう必要がある。さらに、深い階層まで構図の類似性を追求しても類似度が逆に下がってしまう場合は、木構造をバックトレースすることにより類似度を維持する

などの方法を取り入れて、構図の複雑化に対応する必要がある。

また、提案手法には様々なパラメータが用いられているため、それらが検索結果に与える影響の検討も今後の課題の1つである。

謝辞

本研究を進めるにあたり，終始暖かい御指導を頂き，また折に触れて貴重な文献を御提供いただいたソフトウェア基礎講座 横矢 直和 教授 に厚く御礼申し上げます。

副指導教官として御助言を頂いた 像情報処理講座 千原 國宏 教授，並びに異国カナダの地から暖かく御指導頂いたソフトウェア基礎講座 竹村 治雄 助教授 に深く感謝致します。

本研究への貴重な助言や指針を常に与えて頂き，研究に対する姿勢や論文の書き方を懇切丁寧に御指導頂いたソフトウェア基礎講座 岩佐 英彦 助手に深く感謝致します。

研究ミーティング等で貴重な御助言を頂いたソフトウェア基礎講座 山澤 一誠 助手に深く感謝致します。

本研究の実装面において多大な御指導を頂き，研究室の環境について様々な御助言，御助力を頂いた大隈 隆史 氏，清川 清 氏，及び佐藤 哲 氏に深く感謝致します。

日々の研究室活動を支えていただいた，母なる福永 博美 女史に深く感謝致します。

この2年間苦楽を共にし，互いに励まし合い，有意義な研究生活を共に過ごすことのできたソフトウェア基礎講座の牛場 敬裕 氏，神原 誠之 氏，吉吉 健太郎 氏，財満 博昭 氏，松宮 雅俊 氏，三木 隆太郎 氏，横光 澄男 氏に深く感謝致します。

本研究を進めるにあたり被験者としてたびたび御協力頂いたソフトウェア基礎講座の M1 諸氏に深く感謝いたします。

また，本研究を進めるにあたり日々様々な面での御理解，御協力をいただいた井上 有希 女史に深く感謝いたします。

最後に，一昨年に志し半ばにして交通事故で急逝された京都大学 工学部 機械物理工学専攻 応用分光光学講座 中西 研 氏に深い哀悼と感謝の意を捧げます。

参考文献

- [1] 野口 英男. 画像データベースにおけるデータ表現・管理, 情処学論, Vol.33, No.5, pp.457-465, May 1992.
- [2] 西原 栄太郎. 医用画像データベースの現状と将来, 情処学論, Vol.33, No.5, pp.478-485, May 1992.
- [3] 東明 左久良. 地図情報データベースシステム, 情処学論, Vol.33, No.5, pp.486-496, May 1992.
- [4] 飯沢 篤志. 文書画像データベースシステム, 情処学論, Vol.33, No.5, pp.497-504, May 1992.
- [5] 稲田 清崇, 小林 克之. 金属材料画像データベース, 情処学論, Vol.33, No.5, pp.505-511, May 1992.
- [6] G. Pass and R. Zabih. Histogram refinement for content-based image retrieval, *Proc. 3rd IEEE Workshop on Applications of Computer Vision*, pp.96-102, Dec. 1996.
- [7] J. Ashley, R. Barber et al. Automatic and semi-automatic methods for image annotation and retrieval in QBIC, *IBM Research Report RJ 9951*, April 1995.
- [8] 小林 秀行, 大河内 頼行, 太田 俊二. 特徴量を統合し人の感性に近づけた画像検索システム, 信学技報 *PRMU97-261*, 1998.
- [9] 椋木 雅之, 美濃 導彦, 池田 克夫. 対象物スケッチによる風景画像検索とインデックスの自動生成, 信学論 (D-II), Vol.J79-D-II, No.6 pp.1025-1033, June 1996.
- [10] 西山 晴彦, 松下 温. 画像の構図を用いた絵画検索システム, 情処学論, Vol 37, No.1, pp.101-109, Jan. 1996.

- [11] 橋本 昌典, 佐藤 宏介, 千原 国宏. カラー画像の色分布を利用した画像データベースの内容検索, 第40回システム制御学会研究発表講演会, pp.103-104, 1996.
- [12] 加藤 俊一, 栗田 多喜夫. 画像の内容検索—電子美術館への応用—, 情処学論, Vol.33, No.5, pp.466-477, May 1992.
- [13] C.Carson, S.Belongie. Region-Based Image Querying, *Proc. IEEE Workshop on the Content-Based Access of Image and Video Libraries*, 1997.
- [14] 愛知 功, 垣内 康子, 吉田 俊之, 酒井 善則. 画像検索過程の自動生成に関する一手法, 信学技報 IE97-172, May, 1998.
- [15] 渡辺 晴彦, 中村 裕一, 長尾 真. 図鑑の解説文から内容抽出を行なうための専門知識の構築, 情報処理学会研究報告, 94-FI-34, 1994.
- [16] 山本 英典, 岩佐 英彦, 竹村 治雄, 横矢 直和. 可変構図テンプレートを用いた色情報に基づく類似画像検索手法の実験的評価, 画像電子学会第167回研究会講演予稿, pp.13-18, Dec. 1998.
- [17] 山本 英典, 岩佐 英彦, 竹村 治雄, 横矢 直和. 色情報の空間分布を考慮した類似画像検索, 信学技報, IE98-162, Feb. 1999.
- [18] Y.Gong. *Intelligent Image Databases Towards Advanced Image Retrieval*, Kluwer Academic Publishers, 1998.
- [19] 大津 展之. テレビジョン画像情報工学ハンドブック 7編 5章, pp.426-428, オーム社, 1990.
- [20] T.Maybury. *Intelligent Multimedia Information Retrieval*, The MIT Press, 1997.
- [21] 有木 康雄. DCT 特徴のクラスタリングに基づくニュース映像のカット検出と記事切出し, 信学論 (D-II), Vol.J80-D-II, No.9 pp.2421-2427, Sep 1997.

- [22] 赤間 浩樹, 紺谷 精一, 三井 一能, 串間 和彦. 画像内オブジェクトの自動抽出を使った画像検索システム ExSight, 情処研報, DEWS'97, pp.155-159, May 1997.
- [23] 村瀬 洋, V.Vinod. 局所色情報を用いた高速物体探索-アクティブ探索法-, 信学技報 PRMU97-17, May,1997.
- [24] 中嶋 正臣, アンドレア クティナ, 中村 太一, 富永 英義. 濃淡レイアウトに基づく類似画像検索方式, 画像電子学会誌 第27巻 第5号 pp.540-547,1998.
- [25] 椎山 弘隆, 正木 克己. 2次元に拡張した動的プログラミングを用いた類似画像検索, 画像電子学会誌 第27巻 第5号 pp.533-539,1998.
- [26] J.Smith, S.Chang. Querying by Color Region Using the VisualSeek Content-Based Visual Query System, *Intelligent Multimedia Information* pp.23-39, *The MIT Press*,1997.
- [27] V.Ogle, M.Stonebraker. Chabot:Retrieval from a relational database of images, *IEEE Computer*,volume 28, pp.40-48, Sep.1995.
- [28] R.Lienhart. Automatic Text Recognition for Video Indexing, *Proc. ACM Multimedia Conference*,1996.
- [29] W.Hsu, T.Chua, H.Pung. An integrated color-spatial approach to content-based image retrieval, *Proc. ACM Multimedia Conference*,pp.305-313,1995.
- [30] D.Forsyth. Body Plans, *Proc.CVPR*, 1997.
- [31] C.Carson. Color-and Texture-Based Image Segmentation Using EM and Its Application to Image Querying and Classification, *ICCV*, 1998.