

H-015

# 局所的彩色モーメント不変量で構成した ベイジアンネットワークによる画像照合

Image Matching using Bayesian Networks composed of  
Moment Invariants on Local Color Distribution

中村 将十

Masaru Nakamura

川上 肇十

Hajimu KAWAKAMI

## 1 はじめに

近年、画像の蓄積が進み、膨大なデータ量の中から画像を自動検索する技術が求められている。多種の特徴量を活用した画像照合エンジンの研究が盛んである [1]。これらの研究では特徴量群の選択とそれらの相互関係を活用することが重要である。そこで我々は局所的彩色モーメント不変量の特徴量とし、それらをベイジアンネットワークで関係づけた方法を提案する。

## 2 局所的彩色モーメント不変量の導入

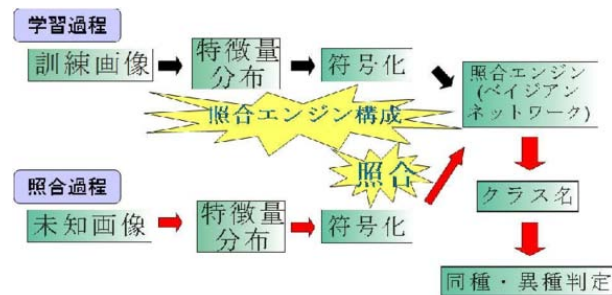


図 1: 概要

画像照合処理の概要を図 1 に示す。同図において、まず、学習過程で、原画像となる色彩画像から色情報などの特徴成分を抽出し、それぞれの成分画像を生成する。各成分画像に対して、部分画像を構成する画素値の統計量として、 $w$  平均、標準偏差、モーメント不変量群を計算する。ただし、色相成分に関しては循環性を考慮した統計量を使用する [2]。各画像毎に全ての部分画像から求まるこれらの値の分布を符号化し、照合エンジンを構成するための学習用特徴ベクトルとする。これらを学習して照合エンジンを構成する。次に、照合過程で、未分類の未知画像から同様に算出した符号により分類を行う。

## 3 照合エンジンの構成

図 2 に示すように、学習過程において、画像処理の過程で定まる特徴量間の因果関係に基づき局所的彩色特徴量をノードとして構成したベイジアンネットワーク (以後 BN と記す) で照合エンジンを構成する。そのために局所的彩色特徴量の分布を 2 値の離散化により符号化

する。この構成を画像処理グラフ (以後 IG と記す) と呼ぶ。ここで、同図のノードにある記号で、1 文字目は色成分、2 文字目は  $m$ =平均、 $d$ =標準偏差、3 文字目の  $m$  は平均値で正規化、接尾語の  $mix$  は  $x$  次のモーメント不変量である。

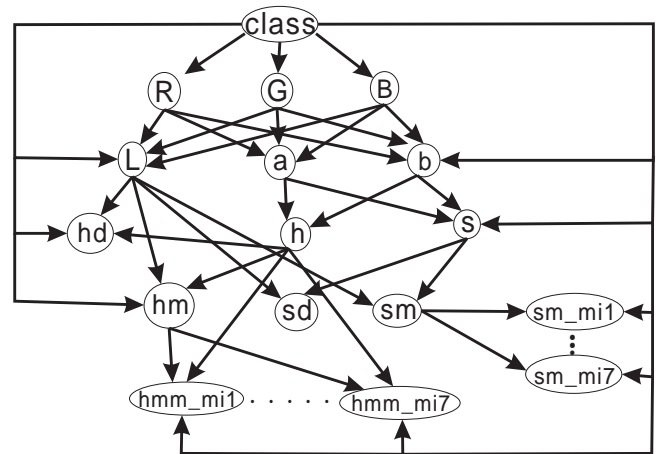


図 2: 画像処理グラフ

## 4 実験



図 3: 10 種類の色彩画像

方法:10 個のクラスの画像を各クラス 10 枚ずつ集めた合計 100 枚の学習画像セットから 100 個の特徴ベクトル群を生成し、これらを用いて BN の学習を実行する。次に、この BN に備わる識別力を評価するために各クラス 10 枚のテスト画像が属するクラスを BN に推論させる。最も高い確率が与えられたクラスを照合結果とする。

† 龍谷大学大学院 理工学研究科 電子情報学専攻  
‡ 龍谷大学 理工学部 電子情報学科

IG:モーメント不変量として下記の2種類を用いた:

1. Huの7個のモーメント不変量
2. 線形独立基底として求めた6個のモーメント不変量

これらのそれぞれでIGを,1では103個のノードで $IG_H$ として,2では90個のノードで $IG_B$ としてそれぞれ構成する。

評価:照合結果で得られたクラスとテスト画像が属すべき既知のクラスが一致したとき,その推論は正しいと判断する。テスト画像総数に対するその割合を正答率とする。

## 5 実験結果と考察

$IG_H$ と $IG_B$ の正答率はそれぞれ99%,91%であった。学習画像を2倍の200枚にすると前者は99%であるのに対して後者は100%に改善された。それぞれの場合で,照合に有効な特徴量を調べるために,下記の実験を行った。まず,画像照合時に記述力の高い順に特徴量を選び出す。42個,21個,10個の特徴量だけでIGを構成する。ここで,記述力のある特徴量だけを用いたIGは,記述力のない特徴量を元のIGで短絡して構成する。例として特徴量10個で構成した $IG_H$ を図4に示す。

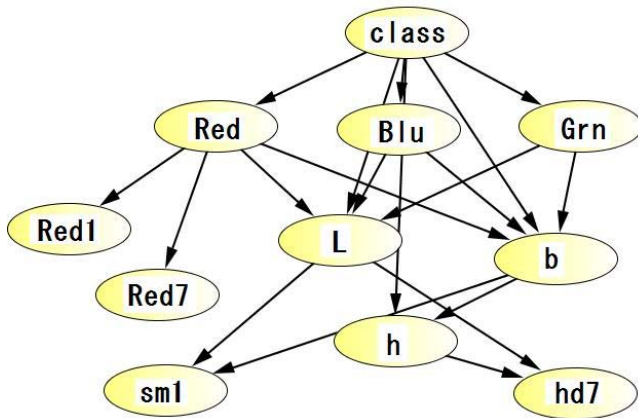


図4: 短絡して構成したIG(10)

以上の結果を図5にまとめて示す。同図において,100枚の学習画像セットで構成したIGをそれぞれ $IG_H100$ , $IG_B100$ とし,200枚の学習画像セットで構成したIGを同様に, $IG_H200$ , $IG_B200$ と示す。

図5より,どの特徴量の個数においても,学習画像の枚数を多くする事で正答率は改善されている。また,全ての場合で,特徴量を42個まで減らしても正答率は劣化しないことが分かる。特に, $IG_H$ では21個まで減らしても正答率に変化はほぼない。更に, $IG_H200$ においては,特徴量10個だけで,95%と高い正答率を維持する。一方, $IG_B$ は21個まで減らすと正答率は劣化し始める。更に,10個では両方の正答率が劣化する。

以上から,今回用いた2種類のモーメント不変量の高い記述力があると言える。また,Huモーメント不変量の方が良い特徴量であると言える。

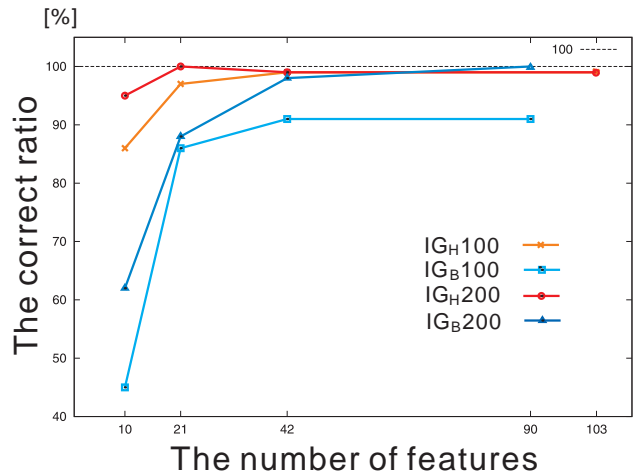


図5: 照合結果

特徴量の個数について,42個程度の記述力のある特徴量で識別は十分できると考えられる。この時,モーメント不変量の割合は $IG_H$ では71%, $IG_B$ では81%であった。

## 6 むすび

色彩画像から成分画像を生成し,そこから算出した各種統計量をノードとして構成したベイジアンネットワークに基づいた画像照合実験を行い,その照合性能の比較評価を行った。この実験により,Huモーメント不変量が有効な特徴量であることが分かった。

今後の課題として,モーメント不変量には今回導入したもの以外に多くのものが存在するので,様々なモーメントで実験をしてより有効性の高いモーメントを見つけ出したい。また,BNの構成によって結果が変わってくるので,様々なBNの構成や特徴量の符号化で実験し,より信頼性の高いシステムを実現する必要がある。画像セットについて,明るさや外乱などの変動を加えた時の性能を調査し比較する事や,類似度の高い画像を含んだ識別の難しい画像セットでの実験を行うべきである。更に,画像の種類を多くした実験にも取り組むべきである。

## 参考文献

- [1] 柳井計啓司, "一般物体認識の現状と今後", 情報処理学会論文誌, Vol.48, No. SIG16 (CVIM19), pp.1-24, Nov. 2007.
- [2] 松村 尚, 川上 肇, "局所的な色彩分布特徴量で構成したベイジアンネットワークによる画像照合", 電子情報通信学会技術研究報告, PRMU2009-169, pp.129-134, Dec. 2008.