

確率トピックモデルを用いた類似画像検索システムに関する研究

担当者：平田 涼 指導教員：長田 茂美 教授

1. まえがき

近年, SNS の普及に伴い, インターネット上には膨大な画像が創出, 蓄積されている. こうした状況の中で, ユーザーが真に求める画像を取得するためには, 類似画像検索システムが必要とされており, これまで Bag-of-Features 表現を用いた類似画像検索などさまざまな研究がなされてきた. 本研究では, 元々, 文書の解析・分類手法として提案された確率トピックモデルを画像検索に適用することにより, 類似画像検索システムの精度向上を目指す.

2. システム概要

図 1 に, 今回開発した類似画像検索システムの処理の流れを示す. 本システムでは, まず, 画像から画像の局所特徴量の 1 つである SIFT 特徴量を抽出し, VisualWords を決めた後, 画像をその VisualWords の出現頻度のヒストグラムである Bag-of-VisualWords で表現する. 次に, この Bag-of-VisualWords 表現に確率トピックモデルを適用し, 画像の各トピックに対する帰属確率ベクトルを求め, キー画像と検索対象画像すべての帰属確率ベクトル間の距離を算出し, 画像検索結果として距離の近いものから順に類似画像を表示する. 図 1 に, 本システムの処理の流れを示す.



図 1. 本システムの処理の流れ

step.1 (画像の特徴点抽出): すべての検索対象画像をグレースケールに変換する. 変換した画像から SIFT 特徴量, 特徴点を抽出する.

step.2 (Bag-of-VisualWords 表現): 検索対象画像から抽出した SIFT 特徴量を k-means 法によりクラスタリングする. 各クラスターの重心を VisualWords として決定する. そこから得た k 個の VisualWords の出現頻度からヒストグラムを作成する.

step.3 (確率トピック分類): 確率トピックモデルの手法の一つである潜在ディリクレ配分法 (LDA, Latent Dirichlet Allocation) を使用し, 確率トピック分類を行う. 事前に指定した数のトピックモデルを作成, 分類し, 各画像の帰属確率 (各トピックへの属する確率) を求める.

step.4 (類似度計算): 画像の各トピックへの帰属確率を基に, キー画像と検索対象画像すべての帰属確率ベクトル間の距離を算出し, キー画像との距離に近い順に画像を出力する.

3. システム評価

本システムの有用性を確認するために, Caltech101 の画像データセットを用いて, キー画像と同じカテゴリの画像がどれだけ出力されるかを検証する評価実験を行う. 出力画像を, キー画像と距離の近い画像から順に 20 枚表示するように設定し, 出力画像の枚数をカテゴリごとにカウントする. 使用する画像は Caltech101 の中から 10 カテゴリ × 50 枚の合計 500 枚選び, すべての画像を入力した場合の結果をキー画像のカテゴリごとに足し合わせて表現する.

一つのカテゴリの出力結果の合計枚数は 1000 枚となっており, 検索結果の適正度は, キー画像のカテゴリと出力画像のカテゴリの一致している割合を表す. 表 1 に, この結果を混同行列の形で示す.

表 1. 実験結果

	accord ion	bonsai	cougar_fa	da lm atan	dollar_b ill	euphon ium	grand_p ia	hedghog	M otorb ke	yn_yang
accord ion	383	42	49	86	13	126	150	32	43	76
bonsai	12	367	165	112	78	12	23	203	11	17
cougar_fa	13	137	300	134	115	71	67	125	32	6
da lm atan	35	116	150	224	169	39	100	73	66	28
dollar_b ill	3	77	123	108	457	15	28	26	159	4
euphon ium	65	31	118	59	25	243	197	31	176	55
grand_p ia	68	30	80	84	31	152	314	12	78	151
hedghog	17	132	106	62	32	14	15	555	6	61
M otorb ke	12	10	38	50	181	117	94	4	462	32
yn_yang	75	9	10	25	14	56	162	28	21	600

縦軸がキー画像のカテゴリで, 横軸が出力画像のカテゴリとなっている. 各カテゴリの検索結果から最も多く出力される画像のカテゴリがキー画像のカテゴリと一致していることがわかる. しかし, カテゴリによって検索結果の妥当性にはばらつきがあり, その原因を詳細に分析してみると, 表 2 と図 2 から, トピックから特徴が得られにくいカテゴリがあることがわかる.

表 2. 実験結果

	accord ion	bonsai	cougar_fa	da lm atan	dollar_b ill	euphon ium	grand_p ia	hedghog	M otorb ke	yn_yang
accord ion	76	145	153	134	166	74	47	91	80	34
bonsai	106	182	160	96	90	83	89	109	37	48
cougar_fa	97	145	184	136	103	93	109	87	26	20
da lm atan	96	108	134	124	132	105	101	57	73	70
dollar_b ill	134	69	106	114	179	113	111	36	85	53
euphon ium	62	121	169	136	144	91	96	79	78	24
grand_p ia	27	119	131	127	104	75	106	142	91	78
hedghog	101	120	98	54	48	53	125	239	18	144
M otorb ke	98	93	69	120	190	87	130	34	142	37
yn_yang	29	73	39	66	50	25	96	138	32	452

表 2 では, 比較的特徴の見られない, 帰属確率が 0.1 以下のトピックを削除し, 計算した結果である. トピック全体の傾向から計算した表 1 の結果と比較すると, 限られたトピックから類似度を計算するのは難しいと推測できる.

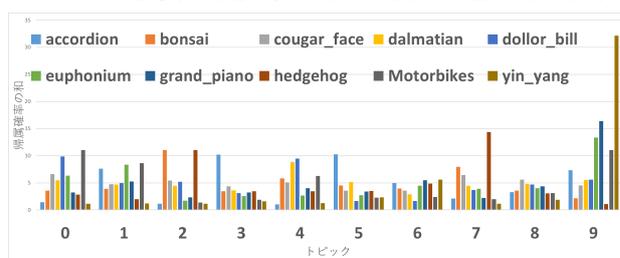


図 2. 各カテゴリの帰属確率の合計

図 2 は, 画像の帰属確率をカテゴリごとに足し合わせて表現したものである. 図 2 から, 各トピックに満遍なく帰属しているカテゴリが複数あることが確認でき, そのようなカテゴリは単純に帰属確率を計算するだけでは同じカテゴリでも類似度が低くなると考えられる.

4. むすび

本研究では, 画像の Bag-of-VisualWords 表現を利用し, 確率トピックモデルを用いた画像検索システムを開発し, 評価実験によりその有用性を確認した. 今後の課題として, トピックとカテゴリの関連性, トピック数の最適化, 自動決定, 様々な画像を用いた評価, 改良が挙げられる.

参考文献

- [1] 柳井 啓司: “確率トピックモデルによる Web 画像の分類”, 2008 年度人工知能学会全国大会(第 22 回) 論文集, 1G1-3.