

ステレオ画像と語概念連想を用いた複数物体認識 Objects Recognition using Stereo Image and an Association Mechanism

大江 裕紀[†] 吉村 枝里子[†] 土屋 誠司[†] 渡部 広一[†]
Yuki Oe Eriko Yoshimura Seiji Tsuchiya Hirokazu Watabe

1. はじめに

人間のパートナーとなるロボットには物体認識が不可欠である。本稿では、画像処理手法によって、物体の形状、色等の特徴を求め物体を特定するだけではなく、周囲の物体との関連性を考慮した物体認識手法を提案する。周囲の物体との関連性は語概念連想を用いて求める。自然言語処理で行われてきた語概念連想を画像認識に応用することで認識精度を向上させる。

2. 提案手法の流れ

最初に背景を含む入力画像から物体だけを取り出す処理として背景差分法^[1]を用いて物体抽出を行う。得られた物体画像と、2つの視点から撮影した2枚1組のステレオ画像によって得られる距離情報を用いて、認識結果の候補を取得する。そして、画像類似度として相関値を求めることによって候補を絞り込むと共に、物体同士の関連性を求めることで候補を決定する。

物体認識に語概念連想を用いることが有効であることを示すために、本稿では画像処理が行い易い環境を用いた。具体的には、平面上に複数の物体が重ならないように置かれている。単色でない床などの垂直下向きにステレオカメラを固定し物体を撮影する。なお、背景画像と背景の三次元点データが用意されていることとする。

2.1 物体データベース

物体データベースとは、画像ファイル名、物体名、物体の主軸の長さ(以下「物体の長さ」)、主軸線上の平均の高さ(以下「物体の高さ」)を格納したデータベースである(図1)。物体の長さ、物体の高さを計測するためにステレオ画像によって得られる距離情報を用いる。このとき、物体がカメラの撮影範囲に収まるように、物体の大きさに合わせて高さを変えて撮影を行った。なお、裏・表などの状態によって物体の形が異なる場合があるため、1つの物体に対して、複数の状態の画像を撮影した。

表1 物体データベース

画像ファイル名	物体名	長さ(m)	高さ(m)
0.bmp	カッター	0.082	0.025
1.bmp	ボール	0.469	0.482
:	:	:	:

2.2 連想メカニズム

2.2.1 概念ベース^[3]

概念ベースとは複数の電子化辞書等から機械的に自動構築された大規模で汎用的なデータベースで、概念と属性、およびその概念における属性の重要度を表す重みのセットを約12万語蓄積している。例を表2に示す。

表2 概念ベースの具体例

概念	属性/重み
自転車	(自転車/0.10), (二輪車/0.08), ...
雪	(雪/0.61), (雪掻き/0.30), ...

2.2.2 関連度^[3]

関連度とは2つの概念の関連の強さを概念ベースを用いて定量的に評価した値である。0.0~1.0の実数値で表され、値が大きいほど2つの概念の関連が強い事を表す。

3. 物体抽出

背景画像を予め格納しておき、メディアンフィルタ^[2]による雑音除去を施した入力画像と背景画像とのRGB値による差分を行うことで背景部分を取り除く。そして、物体の領域ごとに画像に切り分けるためにラベリング処理^[2]を用いた。

4. 距離情報による候補取得

物体抽出により得られた物体画像から、物体の長さとして物体の高さを距離情報により求める。物体の長さは物体領域の主軸線の長さとし、物体の高さは、物体領域の主軸線上の物体画像の距離情報と背景画像の距離情報の差分から得られる平均値とする。そして、物体データベースとの比較を行うことで、大きさが極端に異なる物体を候補から除外する。

入力画像の主軸線の長さを Len_1 、主軸線上の平均の高さを Hei_1 、物体データベース内の物体の長さ、物体の高さを Len_2 、 Hei_2 として、(1)式、(2)式の条件に当てはまるものを候補として取得する。

$$\frac{3}{5}Len_2 \leq Len_1 \leq \frac{5}{3}Len_2 \quad (1)$$

$$\frac{2}{5}Hei_2 \leq Hei_1 \leq \frac{5}{2}Hei_2 \quad (2)$$

なお、これらの条件式は実験的に検証して求めた。

5. 画像類似度による絞り込み

本稿では、物体画像と物体データベース内の画像との類似度(以下「画像類似度」)を計算する際に、 L^* 、 a^* 、 b^* 表色系を用いている。 L^* 、 a^* 、 b^* 表色系とは、人間の視覚特性に近似するように設計された表色系であり、3次元空間で表現される。画像類似度は色の相関値により求める。 L^* 、 a^* 、 b^* 成分に対して相関値 S_{L^*} 、 S_{a^*} 、 S_{b^*} を求める。得られる相関値は-1.0から1.0までの範囲にあり、(3)式を用いて求める。1に近いほど類似度が高いことを表す。物体を囲む四角形の左上1点をそれぞれ (u_1, v_1) 、 (u_2, v_2) 、物体画像の幅と高さを m 、 n 、入力画像を I_1 、物体データベース内の画像を I_2 、 σ を標準偏差とすると、

$$s(I_1, I_2) = \frac{\sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n (I_1(u_1+i, v_1+j) - \bar{I}_1(u_1, v_1))(I_2(u_2+i, v_2+j) - \bar{I}_2(u_2, v_2))}{n \cdot m \cdot \sigma(I_1)\sigma(I_2)} \quad (3)$$

[†]同志社大学大学院 工学研究科
Graduate School of Engineering, Doshisha University

で求められる。(3)式によって求められた相関値 S_L^* , S_a^* , S_b^* の相加平均を, 画像間の類似度として定義する((4)式).

$$S = \frac{1}{3} \sum_{f=L^*, a^*, b^*} S_f(I_1, I_2) \quad (4)$$

5.1 関連性による候補決定

画像類似度から絞り込まれた物体同士の関連度を用いて候補を決定する. 関連度の計算方式には, 概念の意味属性の一致度と重みを利用する意味関連度計算方式, 概念と概念の共起情報を用いた共起関連度計算方式, これら2つの方式を組み合わせた意味共起関連度計算方式などがある. 本稿では, これら3つの関連度計算方式に対して実験を行い, どの関連度計算方式が最も有効であるかを検証した. 2つの物体の画像類似度を(S_1, S_2), それらの関連度を R , それらに対する重みを W_S, W_R とすると, 評価値 E は(5)式によって表される.

$$E = W_S \cdot (S_1 + S_2) / 2 + W_R \cdot R \quad (5)$$

認識結果の具体例として, 図1のように背景を取り除いた1枚の画像から, ラベリング処理を用いて切り分けを行った画像に対して画像データベースとの画像類似度計算を行うと, 表3, 4のような結果が得られた.

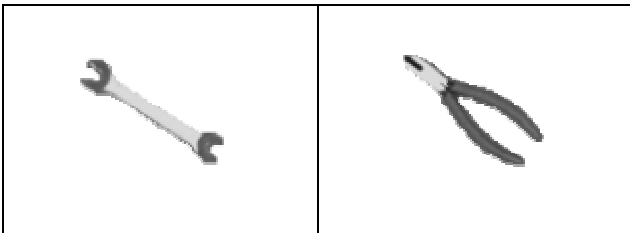


図1 画像例(左:レンチ, 右:ニッパー)

表3 ニッパ

物体名	類似度
接着剤	0.370618
鍵	0.259110
ニッパ	0.216212
:	:

表4 レンチ

物体名	類似度
レンチ	0.780265
腕時計	0.434590
フォーク	0.396264
:	:

表3, 4から, レンチは正しく認識できているが, ニッパについては正しく認識できていないことが分かる. 得られた候補から, 互いの関連度を求め, (5)式から評価値を求めると, 表5のような結果が得られた.

表5 結果例

組み合わせ		評価値
レンチ	ニッパ	0.530133
レンチ	接着剤	0.288242
レンチ	鍵	0.260859
レンチ	煙草	0.251114
:	:	:

表5から, レンチとニッパの組み合わせが最も高い評価値となっており, 物体同士の関連性を考慮することで正しい認識結果が得られたことが分かる.

6. 評価

2つの物体が撮影された140画像(280物体)に対して, 関連度による絞り込みと提案手法の精度を検証した.

式(5)の画像類似度に対する重みと, 関連度に対する重み(W_S, W_R)を変え, 精度がどのように変化するか, 3つの関連度に対して実験を行った. 結果を図2に示す. 意味関連度計算方式で, 重み(0.9, 0.1)の時, 最大47.1%の精度が得られた. 画像類似度のみを用いた場合の精度は, 重み(1.0, 0.0)の43.5%であるため, 3.6%精度が上がったことが分かる.

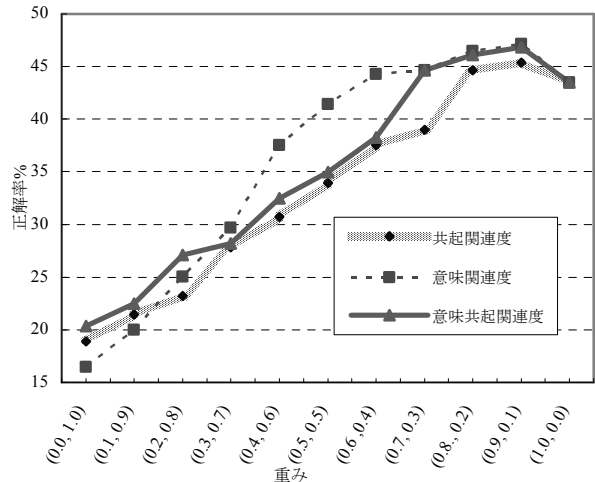


図2 関連度に関する検証結果

7. おわりに

本稿では, 画像処理手法による画像類似度と物体間の関連性を用いて, 2つの物体が写っている画像から, それぞれの物体を認識する手法を提案した. この手法を応用することで, 2つの物体だけでなく, 複数の物体認識に拡張することができると思われる.

物体認識に, 概念ベースを用いることで, コンピュータが物体を形状, 色等の外見的特徴として理解するだけでなく, 概念として理解することにより, 物体間の関連性を考慮した物体認識を実現できた. 結果として, 最大3.6%の精度向上が見られ, 物体認識に概念連想システムを用いることの有用性を示すことができた.

謝辞

本研究の一部は, 科学研究費補助金(若手研究(B)21700241)の補助を受けて行った.

参考文献

- [1] 谷口慶治, “画像処理工学-応用編-”, 共立出版株式会社, (1999)
- [2] 井上誠喜, 八木伸行, 林正樹, 中洲英輔, 三谷公二, 奥井誠人, “C言語で学ぶ実践画像処理”, オーム社, (1999)
- [3] 奥村記之, 渡部広一, 河岡司, “概念間の関連度計算のための大規模概念ベースの構築”, 自然言語処理, Vol.14, No.5, pp.17-22, (2007)